

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique

Université 20 Août 1955 Skikda
Faculté des Technologies
Département de Génie Civil
Réf : D012125013D



جامعة 20 أوت 1955 سكيكدة
كلية التكنولوجيا
قسم الهندسة المدنية
المرجع: D012125013D

Thèse présentée en vue de l'obtention du diplôme de
Doctorat troisième cycle (LMD)

Filière : Génie civil

Spécialité : Géotechnique

Thème

**Analyse des mouvements gravitaires par les
méthodes d'apprentissage automatique.
Cartographie géotechnique de Skikda**

Présentée par :

Mebirouk Nadjib

Soutenue publiquement le 15/04/2025

Devant le jury composé de :

Nom et Prénom	Grade	Université	Qualité
Rehab Bekkouche Souhila	Professeur	U. Skikda	Présidente
Messast Salah	Professeur	U. Skikda	Rapporteur
Amrane Moussa	MCA	U. Batna 2	Co-Encadrant
Mendjel Djenette	MCA	U. Skikda	Examinatrice
Goudjil Kamel	Professeur	U. Souk Ahras	Examineur
Laouar Med Salah	Professeur	U. Tebessa	Examineur
Benzaid Riad	Professeur	U. Jijel	Examineur

Année universitaire : 2024/2025

REMERCIEMENTS

Tout d'abord, je remercie Dieu d'avoir éclairé mon chemin vers le succès et la réussite.

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude et ma reconnaissance à mon promoteur, **Professeur MESSAST Salah**, pour son encadrement bienveillant, sa patience et l'intérêt constant qu'il a porté à mon travail. Son expertise et ses conseils avisés ont été déterminants pour la réussite de cette thèse.

Je tiens également à remercier mon Co-Encadrant, **Docteur AMRANE Moussa**, pour son accompagnement précieux, ses conseils éclairés et son soutien tout au long de cette recherche. J'ai énormément appris grâce à leur rigueur scientifique et leur engagement, et je leur en suis profondément reconnaissant.

Un immense merci aux **membres du jury**, qui m'ont fait l'honneur d'évaluer ce travail et dont l'expertise a enrichi cette recherche :

- **Professeur REHAB BEKKOUCHE Souhila**, Université de Skikda – **Présidente**
- **Docteur MENDJEL Djenette**, Université de Skikda – **Examinatrice**
- **Professeur GOUDJIL Kamel**, Université de Souk Ahras – **Examineur**
- **Professeur LAOUAR M^{ED} Salah**, Université de Tébessa – **Examineur**
- **Professeur BENZAID Riad**, Université de Jijel – **Examineur**

Je leur suis reconnaissant pour le temps qu'ils m'ont consacré, leurs remarques constructives et leur rigueur scientifique, qui ont contribué à l'amélioration et à la finalisation de ce travail.

Je tiens également à exprimer ma gratitude envers **tous mes enseignants** qui, au fil de mon parcours universitaire, m'ont transmis leur savoir avec passion et m'ont inspiré.

Je tiens à exprimer ma gratitude particulière envers mes parents pour leur amour et leur soutien constants, ainsi qu'à mes enfants Loudjyne, Aridj, Wafi et Wail. Enfin, un remerciement spécial à **ma famille** et mes amis pour leur soutien inconditionnel et leur encouragement tout au long de ce parcours.

Je suis aussi reconnaissant envers **toutes les personnes qui, directement ou indirectement, m'ont aidé** dans ce travail, notamment dans les moments difficiles, et qui ont cru en moi.

Mebirouk Nadjib

Résumé

Résumé :

Les glissements de terrain représentent l'un des phénomènes naturels les plus destructeurs à l'échelle mondiale, entraînant des pertes humaines et des dégâts matériels significatifs. Dans la wilaya de Skikda, au nord-est de l'Algérie, ces phénomènes sont amplifiés par des facteurs géoenvironnementaux complexes, causant des pertes économiques importantes. Dans ce contexte, la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain constitue une solution essentielle pour prévenir et gérer efficacement ce risque. Cette thèse porte sur l'application de techniques avancées d'apprentissage automatique et profond pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain dans deux zones d'étude situées dans la région de Skikda. Il s'agit, d'une part, des principales voies de communication (routes nationales, autoroutes, contournements et voies ferrées), et d'autre part, du bassin versant de l'Oued Guebli, qui couvre environ un quart de la superficie totale de la région. Cinq modèles d'apprentissage automatique : Support Vector Machine (SVM), Logistic Regression (LR), Gradient Boosting Classifier (GBC), Light Gradient Boosting Machine (LGBM) et Extreme Gradient Boosting (XGBoost), ainsi qu'un modèle d'apprentissage profond ont été appliqués à ces zones, avec une validation rigoureuse basée sur des métriques de performances internes (exactitude, RMSE) et externes (AUC-ROC, validation spatiale). Une attention particulière a été portée à l'approche innovante de Neural Architecture Search (NAS) intégrée au modèle NAS-DL. Cette méthode, qui optimise automatiquement les architectures des réseaux de neurones, a permis de surmonter les limitations courantes des modèles d'apprentissage profond, notamment le temps de calcul élevé et les performances parfois insuffisantes liées à une architecture mal adaptée. Grâce à NAS, le modèle NAS-DL a démontré des performances remarquables, avec une exactitude de 99,40 %, un RMSE de 0.0772, et une valeur AUC-ROC de 0.998, établissant ainsi un nouveau standard en termes de précision. Par ailleurs, les autres modèles testés, notamment SVM, LR, DL, XGBoost, LGBM et GBC, ont également affiché d'excellentes performances. Les facteurs de prédisposition, tels que la pente, l'exposition, la lithologie, le type de sol, l'altitude et la proximité aux routes, aux cours d'eau et aux failles, ont été analysés pour élaborer une base de données solide. Ces facteurs ont été sélectionnés sur la base de tests statistiques établissant des relations entre les facteurs de causalité et les glissements de terrain inventoriés.

Les résultats de cette thèse démontrent que les techniques d'apprentissage automatique et profond permettent une modélisation efficace des risques de glissements de terrain, aboutissant à la production de cartes de susceptibilité précises. Ces outils constituent un appui essentiel pour une gestion proactive des risques, afin de mieux protéger les infrastructures et la population. Par ailleurs, ces approches sont transférables à d'autres régions vulnérables et offrent un cadre méthodologique prometteur pour la prévention des risques géologiques.

Mots clés :

Glissements de terrain, Apprentissage automatique, Apprentissage profond, Bassin versant, Oued Guebli, Voie de communication, Susceptibilité, Skikda.

Abstract

*A*bstract :

Landslides are among the most destructive natural phenomena worldwide, causing significant human losses and material damage. In the province of Skikda, located in northeastern Algeria, these events are exacerbated by complex geoenvironmental factors, resulting in considerable economic losses. In this context, landslide susceptibility mapping represents an essential solution for effectively preventing and managing this risk. This thesis focuses on the application of advanced machine learning and deep learning techniques for landslide susceptibility mapping in two study areas located in the Skikda region. The first area includes the main transportation routes (national roads, highways, bypasses, and railways), while the second concerns the Oued Guebli watershed, which covers approximately one-quarter of the region's total area. Five machine learning models: Support Vector Machine (SVM), Logistic Regression (LR), Gradient Boosting Classifier (GBC), Light Gradient Boosting Machine (LGBM), and Extreme Gradient Boosting (XGBoost), as well as a deep learning model were applied to these areas, with rigorous validation based on internal performance metrics (accuracy, RMSE) and external metrics (AUC-ROC, spatial validation). Particular attention was given to the innovative Neural Architecture Search (NAS) approach integrated into the NAS-DL model. This method, which automatically optimizes neural network architectures, has addressed common limitations of deep learning models, such as high computational time and suboptimal performance due to poorly designed architectures. With NAS, the NAS-DL model demonstrated outstanding performance, achieving an accuracy of 99.40%, an RMSE of 0.0772, and an AUC-ROC value of 0.998, thereby setting a new standard for precision. Furthermore, other tested models, including SVM, LR, DL, XGBoost, LGBM, and GBC, also exhibited excellent performance. The predisposing factors, such as slope, aspect, lithology, soil type, altitude, and proximity to roads, watercourses, and faults, were analyzed to develop a robust database. These factors were selected based on statistical tests that established relationships between the causative factors and inventoried landslides.

The findings of this thesis demonstrate that machine learning and deep learning techniques enable effective modeling of landslide hazards, resulting in accurate susceptibility maps. These tools provide essential support for proactive risk management, aiming to better protect infrastructures and populations. Moreover, these approaches are transferable to other vulnerable regions and offer a promising methodological framework for geological hazard prevention.

*K*eywords :

Landslides, Machine learning, Deep learning, Watershed, Oued Guebli, communication route, Susceptibility, Skikda.

الملخص:

تعتبر الانزلاقات الأرضية من بين الظواهر الطبيعية الأكثر تدميراً في العالم، حيث تتسبب في خسائر بشرية وأضرار مادية معتبرة. في ولاية سكيكدة، الواقعة شمال شرق الجزائر، تتفاقم هذه الظاهرة بفعل العوامل الجيولوجية المعقدة للمنطقة، مؤدية إلى خسائر اقتصادية كبيرة. في هذا السياق، يعد رسم خرائط القابلية للانزلاقات الأرضية حلاً أساسياً للوقاية من هذه المخاطر وإدارتها بفعالية. تركز هذه الأطروحة على استخدام تقنيات متقدمة في التعلم الآلي والعميق لرسم خرائط القابلية للانزلاقات الأرضية في منطقتين دراسيتين تقعان في منطقة سكيكدة، تشمل الدراسة من جهة، طرق المواصلات الرئيسية (الطرق الوطنية، الطريق السيار، الطرق الاجتياحية، وخطوط السكك الحديدية)، ومن جهة أخرى، حوض وادي قبلي، والتي تمثل حوالي ربع المساحة الإجمالية للولاية. تم استخدام خمسة نماذج للتعلم الآلي: آلة الدعم المتجهة (SVM)، الانحدار اللوجستي (LR)، المصنف المعزز بالتدرج (GBC)، آلة التعلم الخفيفة بالتدرج (LGBM)، والتعزيز المتدرج الشديد (XGBoost)، بالإضافة إلى نموذج تعلم عميق على هاتين المنطقتين، مع التحقق من جودة أداء النماذج بالاعتماد على مقاييس معاينة الأداء الداخلية (الدقة، RMSE) والخارجية (AUC-ROC)، والتحقق المكاني). كما تم التركيز بشكل خاص على تقنية مبتكرة تسمى البحث عن هيكل الشبكة العصبية (NAS) المدمج في نموذج NAS-DL. هذه الطريقة التي تعمل على تحسين هيكلية الشبكات العصبية تلقائياً، حيث ساهمت في التغلب على القيود الشائعة لنماذج التعلم العميق، مثل الوقت الطويل للحساب والأداء غير الكافي أحياناً المرتبط ببنية غير ملائمة. بفضل NAS، أظهر نموذج NAS-DL أداءً استثنائياً، حيث حقق دقة بلغت 99.40%، وقيمة RMSE بلغت 0.0772، وقيمة AUC-ROC بلغت 0.998، مما يضع معياراً جديداً من حيث الدقة. كما أظهرت النماذج الأخرى التي تم اختبارها، مثل SVM، LR، DL، XGBoost، LGB و GBC أداءً ممتازاً أيضاً. تم تحليل العوامل المتسببة في الانزلاقات الأرضية، مثل الانحدار، اتجاه المنحدر، التركيبة الجيولوجية، نوعية التربة، الارتفاع، والقرب من الطرق والمجاري المائية والصدوع، لبناء قاعدة بيانات صلبة. تم اختيار هذه العوامل بناءً على اختبارات إحصائية تتيح التعرف على العلاقة بين العوامل المسببة والانزلاقات الأرضية المسجلة.

تُظهر نتائج هذه الأطروحة أن تقنيات التعلم الآلي والتعلم العميق تُمكن من نمذجة فعالة لمخاطر الانزلاقات الأرضية، مما يؤدي إلى إنتاج خرائط دقيقة لقابلية الانزلاق. وتُعد هذه الأدوات دعماً أساسياً لإدارة استباقية للمخاطر، بهدف حماية أفضل للبنى التحتية والسكان. يمكن تطبيق هذه التقنيات على مناطق أخرى معرضة لنفس الخطر، مما يوفر إطار عمل واعد لإدارة مثل هذه المخاطر الجيولوجية.

الكلمات المفتاحية:

الانزلاقات الأرضية، التعلم الآلي، التعلم العميق، حوض، وادي قبلي، طرق المواصلات، القابلية، سكيكدة.

Table des matières

<i>Remerciements</i>	
<i>Résumé</i> :	i
<i>Abstract</i> :	ii
المخلص:.....	iii
Listes des figures	xiv
Liste des acronymes et symboles	xiv
Liste des acronymes	xiv
Liste des symboles.....	xvi
Introduction générale	1
Chapitre I : Revue Bibliographique	
I.1 Introduction.....	5
I.2. Typologie et classification des mouvements gravitaire	6
I.2.1 Définition et terminologie.....	6
I.2.2 Caractéristiques	6
I.2.3 Classification.....	7
I.3 Les différents types de mouvements de terrains	10
I.3.1 Les mouvements lents et continus.....	11
I.3.1.1 Retrait-gonflement.....	11
I.3.1.2 Les tassements	12
I.3.1.3 Les affaissements.....	12
I.3.1.4 La reptation	13
I.3.1.5 Le fluage	13
I.3.1.6 La solifluxion	14
I.3.1.7 Le tassement de versant	14
I.3.1.8 Les glissements de terrain.....	15
I.3.2 Les mouvements rapides et discontinus	15
I.3.2.1 Propagation en masse	15
I.3.2.2 Propagation en état remanié.....	18
I.4.1 L'état d'activité	20
I.4.2 Répartition de l'activité.....	22
I.4.3 Morphologie.....	23

Liste des figures

I.5 Vitesse de déplacements des mouvements de versant.....	24
I.6 Magnitude des mouvements gravitaires	25
I.7 Définitions et clarifications des termes relatifs aux mouvements gravitaire	26
I.7.2 Vulnérabilité.....	26
I.7.3 Risque	28
I.8 Cartographie/zonage des mouvements gravitaire, susceptibilité et évaluation.....	29
I.8.1 Cartographie/zonage.....	29
I.9.2 Susceptibilité.....	30
I.8.3 Evaluation	30
I.10 Glissements de terrain	31
I.10.1 Introduction et généralités.....	31
I.10.1.1 Définition	31
I.10.1.2 Description	32
I.10.1.3 Classification.....	33
I.10.1.6 Les cause des glissements de terrain	37
I.10.2 Description des éléments de base de la cartographie géotechnique de la susceptibilité aux glissements de terrain.....	44
I.10.2.1 La susceptibilité aux glissements de terrain.....	44
I.10.2.2 La cartographie du risque des glissements de terrain	44
I.10.2.3 La cartographie de l’inventaire des glissements de terrain.....	45
I.10.2.4 La cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain	46
I.10.2.5 Définition d’une carte géotechnique.....	47
I.10.2.6 Difficultés et contraintes liées à la cartographie des glissements de terrain.....	49
I.10.3 Méthodes de cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain	54
I.10.3.1 Les méthodes qualitatives.....	55
I.10.3.2 Les méthodes semi-quantitatives.....	56
I.10.3.3 Les méthodes quantitatives.....	57
I.10.4 Le rôle des logiciels de Système d’Information Géographique (SIG).....	62
I.10.5 La prévention et la protection des glissements de terrain.....	62
I.11 Conclusion	63
Chapitre II : Données générales sur la zone d’étude	
II.1 Introduction	65

Liste des figures

II.2 situation géographique de la zone d'étude	65
II.3 Réseaux routiers de la zone d'étude.....	66
II.4 Contexte géologique.....	69
II.4.1 Géologie régionale	70
II.4.2 Evolution paléogéographique et tectonique	76
II.5 Principales phases tectoniques.....	83
II.5.1 Les événements tectoniques durant le Mésozoïque	83
II.5.2 Les événements tectoniques durant le tertiaire :	84
II.6 SISMICITE.....	84
II.6.1 Etude des zones à risque de séisme.....	84
II.6.1.1 Cause de la séismicité de l'Algérie du Nord.....	84
II.6.1.2 la carte séismique de l'Algérie :	86
II.6.1.3 classe sismique de la région étudiée.....	87
II.6.2 Caractère néo actif et néotectonique	87
II.7 Données hydro-climatiques	88
II.7.1 Pluviométrie.....	88
II.8 Conclusion	93
Chapitre III : Structuration des données pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain	
III.1 Introduction	95
III.2 Problématique des glissements de terrain dans la wilaya de Skikda	95
III.3 Manque d'études systématiques et importance de travail	96
III.4 Zones d'études principales et objectives de la cartographie	97
III.5 Importance de la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain.....	99
III.5.1 Hypothèses de base pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain	100
III.6 Les étapes de la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain.....	101
III.6.1 Construction de la base de données des glissements de terrain.....	102
III.6.2 Choix et préparation des paramètres liés à la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain	102
III.6.2.1 Approche	102
III.6.2.2 Elaboration de l'inventaire des glissements de terrains	105
III.6.3 Observations de terrain et causes des glissements de terrain	110

Liste des figures

III.6.3.1 Glissements observés près du réseau routier	110
III.6.3.2 Glissements répertoriés par des études de laboratoire	118
III.6.4 Choix et préparation des paramètres d'influence	120
III.6.4.1 Critères de sélection des paramètres	121
III.6.4.2 Catégories de paramètres.....	121
III.6.4.3 Méthodes d'analyse des facteurs de conditionnement.....	125
III.6.4.4 Analyse des paramètres topographiques	127
III.7 Conclusion.....	141
Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain	
IV.1 Introduction	142
IV.2.1 Préliminaires à toute modélisation statistique	144
IV.2.2 Construction de la base de données	146
IV.2.3 Préparation et traitement des couches de données par SIG	146
IV.2.4 Sélection des facteurs de causalité	146
IV.3 Modèles d'Apprentissage Automatique pour la prédiction des glissements de terrain...	147
IV.3.1 Types d'apprentissage	148
IV.3.1.1 Apprentissage supervisé	148
IV.3.1.2 Apprentissage non-supervisé	148
IV.3.1.3 Apprentissage par renforcement.....	148
IV.3.2 Notions de base en Apprentissage Automatique.....	149
IV.3.2.4 Score de performance d'un modèle	151
IV.3.3 Méthodes de validation des modèles.....	151
IV.3.3.1 Validation à l'aide d'indicateurs statistiques	151
IV.3.3.2 Receiver Operating Characteristic (ROC).....	153
IV.3.3.3 Validation spatiale	154
IV.3.4 Machines à vecteurs de support (SVM)	154
IV.3.5 Régression Logistique	157
IV.3.6 Réseaux de Neurone.....	158
IV.3.7 XGBoost	161
IV.3.8 LightGBM (LGBM).....	162
IV.3.9 Gradient Boosting Classifier (GBC)	163
IV.4 Application sur le réseau routier principal par l'utilisation de la technique DL-NAS....	163

Liste des figures

IV.4.1 Etapes de la modélisation	164
IV.4.2 Conception d'une architecture de réseau neuronal profond pour la prédiction des glissements de terrain	167
IV.4.2.1 Recherche d'architecture et hyperparamètres d'apprentissage	168
IV.4.2.2 Architecture générique du modèle	168
IV.4.2.3 Espace de recherche d'hyperparamètres	169
IV.4.2.4 Recherche de l'architecture optimale.....	170
IV.4.3 Analyse et optimisation des facteurs de conditionnement des glissements de terrain .	172
IV.4.4 Analyse et Interprétation des Résultats (Phase de Modélisation par NAS-DL)	173
Le tableau IV.2 représente les différentes architectures générées par l'application du modèle NAS-DL.....	173
IV.4.4.1 Élaboration de la Carte de susceptibilité aux glissements de terrain	176
IV.4.4.2 Validation de la carte de la susceptibilité aux glissements de terrain.....	178
IV.4.5 Discussion.....	180
IV.5 Application sur le bassin versant d'Oued Guebli.....	182
IV.5.1 Description du bassin versant d'oued Guebli	182
IV.5.2 Etapes de la modélisation	183
IV.5.2.1 Analyse et optimisation des facteurs de conditionnement des glissements de terrain	186
IV.5.2.2 Résultats de métriques de performance.....	188
IV.5.3 Cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain.....	189
IV.5.4 Analyse Spatiale des Cartes de Susceptibilités Générées.....	194
IV.5.5 Evaluation de la précision de modèles	195
IV.5.5.1 AUC-ROC.....	195
IV.5.5.2 Validation Spatiale.....	196
IV.5.5.3 MAE	197
IV.6 Comparaison entre les résultats de cette étude et ceux obtenus dans la littérature.....	198
IV.7 Conclusion.....	199
Conclusion Générale.....	200
Références Bibliographiques	203
Production scientifique.....	231

Liste des figures

Listes des figures

Figure I.1 : Principaux types de dolines en milieu karstique (roches solubles) carbonaté	8
Figure I.2 : Schémas des principaux types de mouvements gravitaire	10
Figure I.3 : Classement des mouvements gravitaire selon le type et la vitesse de mouvements.....	11
Figure I.4 : schéma explique le phénomène du retrait-gonflement.	12
Figure I.5 : schéma d'un tassement de terrain (Maquaire, 2002).	12
Figure I.6 : schéma montre le risque d'un affaissement de terrain (Maquaire, 2002).	13
Figure I.7 : affaissement de terrain survenu le 7 Septembre 2014 sur le tronçon d'autoroute d'Annaba reliant Seraidi à Boukrate (jeune-independant.net, publié le 08 sept. 2014).	13
Figure I.8 : le phénoamine du fluage.	14
Figure I.9 : Solifluxion.	14
Figure I.10 : effondrements de terrain.....	16
Figure I.11 : différent type d'écroulement et d'éboulement.....	17
Figure I.12 : Schéma explicatif des coulées boueuses et photos réel du phénomène.	18
Figure I.13 : Schéma d'une lave torrentielle avec une photographie réelle illustrant le phénomène.....	19
Figure I.14 : Etat d'activité d'un mouvement de sol dans le temps pour différents stades d'activité Cruden et Varnes, 1996).	20
Figure I.15 : Les différents états d'activité des mouvements de terrain (Dikau et al., 1996).	22
Figure I.16 : Répartition de l'activité d'un mouvement de versant (Dikau et al., 1996).	23
Figure I.17 : Morphologie d'un mouvement de terrain (Dikau, 1996).	24
Figure I.18 : Répartition des valeurs des facteurs de vulnérabilité (Leone et al., 1996 ; Prina et al, 2004).....	28
Figure I.19 : Modèle type d'un glissement de terrain (Varnes, 1978).	33
Figure I.20 : Schéma explicatif d'un glissement translationnel et illustration d'un glissement translationnel observé au niveau de la RN44AA- Seyayra 2018.	34
Figure I.21 : Glissement de terrain de forme rotationnel.	35
Figure I.22 : Glissement de terrain complexe.	35
Figure I.23 : Glissement de terrain superficiel.	36
Figure I.24 : Glissement de terrain survenu à Saint-Jude le 11 mai 2010 (photo : La Presse canadienne / Graham Hughes).....	37

Liste des figures

Figure I.25 : Diagramme représentant des différentes méthodes de cartographie de la susceptibilité et de l'aléa suivant le type d'approche (Fressard, 2013).	55
Figure II.1 : Situation géographique de la zone d'étude.....	66
Figure II.2 : Etat du réseau routier de la wilaya de Skikda (présentation du secteur des travaux publics le 02/11/2021).	67
Figure II.3 : Consistance des voies de communication de la wilaya de Skikda.....	68
Figure II.4 : Carte géologique simplifiée du Maghreb (Belhai, 1996).	70
Figure II.5 : Situation du massif de la petite Kabylie dans le domaine interne maghrébin (Mahdjoub, 1991).	71
Figure II.6 : Proportion approximative (%) des diverses formations lithologiques dans le terrain d'étude (Benrabah, 2006).	76
Figure II.7: L'orogène alpin périméditerranéen d'après (Durand-Delga, 1969).	77
Figure II.8 : Rapports structuraux entre les différentes unités de la chaîne des Maghrébides (Durand-Delga, 1969).	78
Figure II.9 : Position des nappes de flyschs par rapport aux unités de la chaîne des Maghrébides (Durand-Delga, 1969).	79
Figure II.10 : la carte structurale au 1/500 000 de la chaîne alpine d'Algérie orientale et des confins algéro-tunisiennes (Vila, 1980).	81
Figure II.11 : carte géologique du nord-est Algérie (Kieken, 1962 ; vila, 1980 ; Maghraoui, 1988)	82
Figure II.12: Coupe générale synthétique des Maghrébides de l'Est algérien (région du Constantinois).....	83
Figure II.13: Position des différentes unités géologiques des Maghrébides (d'après Domzig, 2006).....	83
Figure II.14 : Convergences entre la plaque africaine et Eurasienne.....	85
Figure II.15 : La limite des plaques, africaine et Eurasienne entre les Açores et la Sicile. .85	
Figure II.16 : Carte des épïcêtres macrosismiques de 1373 à 1993 (CRAAG).....	86
Figure II.17 : Carte des épïcêtres macrosismiques de 1992 à 2001 (CRAAG).....	86
Figure II.18: Classification de la sismicité des wilayas selon le CGS.....	87
Figure II.19 : Sismicité de la wilaya de Skikda 1860~2011.....	88
Figure II.20 : Carte des précipitations annuelles moyennes du nord d'Algérie (extrait de la carte établie par l'ANRH en 2005 : données moyennes de 38 ans, périodes du septembre 1965 à août 2002)	89
Figure II.21 : carte des altitudes de la Wilaya de Skikda (Benrabah, 2006).	90
Figure II.22 : Bassin et sous-bassin de la région de Skikda (Benrabah, 2006).	91
Figure II.23: Relief et répartition des classes de pentes (Benrabah, 2006).	92

Liste des figures

Figure III.1 : Carte géologique à l'échelle 1/200 000 avec des photos satellitaires du glissement de terrain d'El-Ghedir à différentes dates (23/05/2018, 04/06/2019 et 29/07/2023).....	96
Figure III.2 : localisation des voies de communication principales (routes nationales, autoroute, et chemin de fer) dans la wilaya de Skikda.....	98
Figure III.3 : Localisation géographique du bassin versant d'Oued Guebli : a) carte topographique de la wilaya de Skikda, b) bassin versant d'Oued Guebli et ses réseaux hydrographiques + barrages.	99
Figure III.4 : Modèle de fiche signalétique de l'aléa.....	104
Figure III.5 : Glissements de terrain recensés dans la wilaya de Skikda.	110
Figure III.6 : glissements de terrain observés au niveau de la RN43 au lieu-dit Lekchar-commune de Bouchetata en 29/01/2019.	112
Figure III.7 : glissements de terrain observés le long de la RN 43 entre PK 138+800 et 197+600 enregistré dans la période 25/01/2016 au 08/12/2016.....	114
Figure III.8 : glissements de terrain observés sur la RN 43 pendant des périodes non déterminées + image de Google Earth.	115
Figure III.9 : glissements de terrain observés sur la RN 03 entre 2018 et 2024.	115
Figure III.10 : glissements de terrain observés sur la RN 44AA entre 2014 et 2015, lors et après le dédoublement de la route.....	116
Figure III.11 : Illustration des glissements de terrain affectant la corniche de Stora et leurs impacts sur les infrastructures.	117
Figure III.12 : Illustration des glissements de terrain potentiels affectant l'autoroute Est-Ouest entre 2010 et 2018.....	118
Figure III.13 : Vue du glissement des 50+50 logements à El Hadaiek, accompagnée d'une image Google Earth illustrant les essais in situ réalisés.....	119
Figure III.14 : Vue du glissement du POS N° 02 - Béni Béchir, accompagnée d'une image montrant les dégâts causés par ce glissement.....	119
Figure III.15 : Vue du glissement Messiouene-Skikda, mars 2018.....	119
Figure III.16 : Vue du glissement Hamrouche Hammoudi, au nord de la cité 176 logements EPLF, février 2005.....	120
Figure III.17 : Carte lithologique de la zone d'étude.....	125
Figure III.18 : Carte de pente de la zone d'étude.....	129
Figure III.19 : Carte d'altitude de la zone d'étude.....	130
Figure III.20 : Carte de l'exposition des versants de la zone d'étude.	131
Figure III.21 : Carte simplifiée de la lithologie de la zone d'étude.....	133
Figure III.22 : Carte de type de sol.	134
Figure III.23 : Carte de distance aux failles géologique	135

Liste des figures

Figure III.24 : Carte NDVI.....	136
Figure III.25 : Carte de distance au réseau hydrographique.....	138
Figure III.26 : Carte de l'indice d'humidité topographique.	139
Figure III.27 : Carte de distance aux routes.	140
Figure III.28 : Carte d'occupation du sol.	141
Figure IV.1 : SVM pour classification binaire (Kali Ali, 2024).	155
Figure IV.2 : perceptron et ses arêtes (Buisine, 2021)	159
Figure IV.3 : Architecture d'un MLP (Mebirouk et al., 2024).	160
Figure IV.4 : Consistance du réseau routier de la wilaya de Skikda (DTP 2021)	164
Figure IV.5 Méthodologie pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain.	165
Figure IV.6 Localisation spatiale des glissements de terrain (Mebirouk et al., 2024).	166
Figure IV.7 : Glissements de terrain observés aux proximités des réseaux routiers de la wilaya de Skikda.....	167
Figure IV.8 : Cartes de susceptibilité aux glissements de terrain le long des voies de communications principal de la wilaya de Skikda.....	177
Figure IV.9 : Zones de susceptibilité en pourcentage.	177
Figure IV.10 : Valeurs AUC-ROC des six modèles combinés.	179
Figure IV.11 : Pourcentage de glissements de terrain actifs dans chaque classe de susceptibilité.....	180
Figure IV.12 : Courbe d'évolution des scores	181
Figure IV.13 : Courbe de mesure du RMSE.....	181
Figure IV.14 Localisation géographique du bassin versant d'Oued-Guebli.	183
Figure IV.15 : Organigramme des principales étapes de la méthodologie de recherche. ..	184
Figure IV.16 : Localisation géographique des glissements de terrain inventoriés.	185
Figure IV.17 : Glissements de terrain dans le bassin versant de l'Oued Guebli.....	186
Figure IV.18 : Facteurs causaux des glissements de terrain	187
Figure IV.19 : Carte de susceptibilité aux glissements de terrain basée sur le modèle DL.	191
Figure IV.20 : Carte de susceptibilité aux glissements de terrain basée sur le modèle SVM.	191
Figure IV.21 : Carte de susceptibilité aux glissements de terrain basée sur le modèle LR.	192
Figure IV.22 : Carte de susceptibilité aux glissements de terrain basée sur le modèle LGBM	192

Liste des figures

Figure IV.23 : Carte de susceptibilité aux glissements de terrain basée sur le modèle XGBoost.....	193
Figure IV.24 : Carte de susceptibilité aux glissements de terrain basée sur le modèle GBC	193
Figure IV.25 : Valeurs AUC-ROC des six modèles combinés.	196
Figure IV.26 : Pourcentage de glissements de terrain actifs dans chaque classe de susceptibilité.	197

Liste des tableaux

Listes des tableaux

Tableau I.1. Classification des mouvements de terrain (Varnes, 1978).	7
Tableau I.2. Classification des mouvements de terrain d'après Varnes (1978), Marshak (2001) et Gary et Aurora (2006).	9
Tableau I.3. Définition de l'activité motrice de pente (Cruden et Varnes, 1996 ; Dikau et al., 1996).	20
Tableau I.4. Définition de la vitesse d'un mouvement de versant et des types de réaction et des impacts significatifs en termes de vies humaines ou de dégâts aux constructions (Cruden et Varnes, 1996 ; Varnes, 1978).	24
Tableau I.5. Classification des glissements de terrain selon la profondeur de la surface de glissement (Varnes, 1978 ; Flageollet, 1996).	36
Tableau I.6. Les différentes échelles d'analyse pour l'aléa glissements de terrain (d'après, Soeters et van Westen, 1996 ; Maquaire, 2002 ; Thiery, 2007 ; van Westen et al., 2008). ..	47
Tableau II.1. Composition des réseaux routier de la wilaya de Skikda selon l'état de dégradation pour quatre quinquennale (1999-2020) (DTP Skikda, 2021).	67
Tableau II.2. Tableau des Caractéristiques des stations pluviométriques (Skikda)	89
Tableau III.1. Catégories de paramètres et paramètres pris en compte dans cette étude. ..	103
Tableau III.2. Répartition des glissements sur les 38 communes de la wilaya de Skikda.	108
Tableau III.3. Détail des paramètres liés à l'instabilité des pentes et leurs sources.	122
Tableau IV.1 état du réseau routier (Présentation du secteur des travaux publics du 2 novembre 2021).	164
Tableau IV.2 Corrélation entre l'occurrence des glissements de terrain et les facteurs prédisposant.	173
Tableau IV.3. Architectures Générées par l'Application du NAS-DL	173
Tableau IV.4 Corrélation entre l'occurrence des glissements de terrain et les facteurs prédisposants.	187
Tableau IV.5 Performances des modèles durant la phase de validation.	189
Tableau IV.6 Taux de susceptibilité en pixels et en pourcentage selon différentes méthodes	190

Liste des acronymes et symboles

Liste des acronymes

ACP : Analyse en Composantes Principales

AHP: Analytic Hierarchy Process

AI : Artificial intelligence

ANA: Agence Nationale des Autoroutes

ANRH : Agence Nationale des Ressources Hydrauliques

ASTER: Advanced Spacebone Thermal Emission and Reflection Radiometer

AUC: Area Under the Curve

CNES: Conseil National Economique et Social

CRAAG: Centre de Recherche en Astronomie, Astrophysique et Géophysique

DL : Deep learning

DTP: Direction des Travaux Publics

DUC : Direction d'Urbanisme et de Construction

ESRI: Environmental Systems Research Institute

IA : Intelligence artificielle

IDW : Inverse Distance Weighting

LIDAR: Light Detection And Ranging

LSI: Landslide Susceptibility Index

LULC : Land use Land cover

MAE : Mean Absolute Error

ML : Machine Learning

MLP : Multilayer Perceptron

MNT: Modèle Numérique de Terrain = DEM: Digital Elevation Model

NAS : Neural Architecture Search

NASA : National Aeronautics and Space Administration

NDVI : Normalized Difference Vegetation Index

Liste des acronymes et symboles

NGA : National Geospatial Intelligence Agency

ONM : Organisme National de la Météorologie

ONS: Office National des Statistiques

PMC : Perceptron Multicouche

POS : Plan d'occupation du sol

RMSE : Root Mean Squared Error

ROC: Receiver Operating Characteristic

SAR: Synthetic Aperture Radar

SHP : Shape File

SIG: Système d'Information Géographique

SPOT: Système probatoire pour l'observation de la Terre

SRTM : Shuttle Radar Topography Mission

SVC : Support Vector Classifier

SVM : Support Vector Machine

SVR : Support Vector Regressor

TCM : Tableaux de Cumuls Mensuels

TWI : Topographic Witness Index

USGS: United States Geological Survey

Ve : Variables explicatives

WP/WLI: Working Party on World Landslide Inventory

XGBoost : eXtreme Gradient Boosting

Liste des acronymes et symboles

Liste des symboles

F_s : Facteur de sécurité

τ : Contrainte de cisaillement

W : Teneur en eau

S_r : Degré de saturation des sols

ψ : Succion

$\sigma_{\text{thermique}}$: Contraintes thermiques mécaniques

ΔT : variations de température

Q : Débit

Introduction générale

Introduction générale

A. Contexte générale et problématique

Un **risque** naturel, combine à la fois l'aléa, les enjeux et leur vulnérabilité, résulte de phénomènes essentiellement d'origine naturelle, tels que les mouvements de terrain, les phénomènes hydrométéorologiques, les séismes, les éruptions volcaniques et les inondations (Thiery et Terrier, 2018). Les risques naturels se traduisent par la combinaison entre l'**aléa** qui est le phénomène naturel potentiel et la **vulnérabilité** des éléments exposés à ce phénomène (Froude et Petley, 2018), liée à la présence anthropique (Etienne, 2007 ; Alexander, 2005 ; Glade, 2003).

Parmi ces phénomènes, les **mouvements gravitaires**, qui désignent tout déplacement de matériaux provoqué par l'influence de la gravité, englobe une gamme de phénomènes, allant de la chute isolée d'un bloc à l'effondrement total d'un versant (Equilbey, 2017 ; Leroi et al., 2001). Bien que souvent perçus comme des événements naturels, l'activité humaine joue un rôle déterminant dans leur initiation (Mebirouk et al., 2024). Ils sont plus influant dans les régions du tiers monde à cause du manque d'un règlement efficace qui gère ces catastrophes naturelles. Ces mouvements peuvent causer des dommages considérables aux ouvrages et aux constructions, entraînant des répercussions économiques significatives, voire, dans certains cas, des pertes humaines (Huber, 2024 ; Lacroix et al., 2024 ; Bobrowsky, 2013 ; Petley, 2007). En outre, ils constituent un véritable obstacle au développement, car ils exigent des ressources importantes pour la reconstruction et la prévention des risques futurs, détournant ainsi des fonds initialement destinés à l'amélioration des conditions de vie et au progrès social (Thiery et Terrier, 2018). Ainsi, une analyse approfondie de ce phénomène, de ses origines et impacts, est nécessaire afin de minimiser les dangers et pertes en vies humaines.

Par ailleurs, l'Algérie du Nord (Skikda, Constantine, Mila, Tizi-Ouzou, Boumerdes, Alger, Media, et Tipaza, etc.) n'est pas à l'abri de ce désastre en vue de la combinaison de plusieurs facteurs notamment la forte concentration de population, les terrains sont accidentés à pentes fortes, la lithologie tendre/cassante (calcaires, argiles, marnes...), la néotectonique (présence de failles visibles où cachées), le réseau hydrographique encaissant et large et la pluviométrie (900 mm/ans et plus), ainsi que la mauvaise planification des aménagement et des travaux de terrassement (Achour et al. 2017 ; Cheikh Lounis et al., 2017 ; Nassim et al., 2018 ; Hadji et al. 2017 ; Meziani et al., 2017 ; Mahdadi et al. 2018 ; Merghadi et al. 2018 ; Bourenane et al. 2016 et 2021a ; Goumrassa et al., 2021 ; Bounemeur et al., 2022 ; Debiche et al., 2024).

Éviter ou encadrer ces événements est désormais possible grâce à la mise en place de plans de prévention des risques, par la création de cartes de susceptibilité vis-à-vis de ce phénomène (Léone, 1996). Consacrer une analyse approfondie de ces phénomènes, de leurs origines et impacts, est crucial pour développer des stratégies de prévention efficaces et minimiser les risques associés (Bourenane et al., 2015).

Différentes méthodes de modélisation de la susceptibilité aux glissements de terrain, souvent basées sur les SIG (Systèmes d'Information Géographique), ont été développées et appliquées à différentes échelles (régionale, large, moyenne et locale) pour cartographier la susceptibilité aux glissements de terrain (Bourenane et al., 2022). Ces méthodes peuvent être

Introduction générale

classées en trois grandes catégories : (i) les méthodes qualitatives ou expertes, (ii) les méthodes semi quantitatives, et (iii) les méthodes quantitatives (Chowdhury et al., 2024 ; Kavzoglu et al., 2019 ; Bourenane et al., 2016 ; Bourenane et al., 2015 ; Pradhan, 2013 ; Pourghasemi et al., 2012b ; Brenning, 2005 ; Ayalew et Yamagishi, 2005 ; Aleotti et Chowdhury, 1999 ; Guzzetti et al., 1999 ; Carrara et al., 1995). L'utilisation d'une méthode que d'autre repose sur des critères liés essentiellement à la disponibilité des données, l'échelle de cartographie et les détails souhaiter à présenter.

Les méthodes qualitatives s'appuient principalement sur l'expertise et le jugement des géologues ou des ingénieurs. Bien qu'elles soient rapides à mettre en œuvre, elles manquent souvent d'objectivité (Hamid et al., 2023 ; Corominas et al. 2014 ; Thiery et al., 2007 ; Van Westen et al., 2006).

Les méthodes quantitatives peuvent être classées en plusieurs catégories, parmi lesquelles les plus connues sont les méthodes statistiques, déterministes et d'apprentissage automatique (Kavzoglu et al., 2019). Ces méthodes s'appuient sur des analyses mathématiques pour établir des relations entre les facteurs prédisposants et les glissements de terrain historiques (Chowdhury et al., 2024). Les méthodes déterministes, également appelées méthodes géotechniques, reposent sur l'utilisation de paramètres géotechniques mesurés sur site et des principes d'ingénierie de l'instabilité des pentes, exprimés par un facteur de sécurité. Cependant, elles négligent les facteurs climatiques et anthropiques et nécessite des données géotechniques et hydrologiques détaillées, ce qui limite son application à de petites surfaces (Caniani et al., 2008 ; Ayalew et Yamagishi, 2005). Les méthodes statistiques analysent les corrélations entre les facteurs conditionnant et les glissements de terrain passés à l'aide d'approches bivariées ou multivariées, telles que la régression logistique (Goetz et al., 2015 ; Pradhan and Lee, 2010), le Poids des preuves (Aghdam et al., 2016 ; ; Kavzoglu et al., 2015) et le rapport de fréquence (Silalahi et al., 2019 ; Wang et al., 2016). Bien qu'efficaces, ces méthodes exigent une distribution normale des facteurs conditionnant et reposent sur des hypothèses simplifiées, limitant leur capacité à modéliser des phénomènes complexes et non linéaires (Kavzoglu et al., 2019 ; Huang et al., 2017), elles offrent néanmoins une objectivité supérieure et se révèlent particulièrement adaptées aux études de moyenne ou grande envergure, bien qu'elles nécessitent des bases de données historiques complètes (Bourenane et al., 2022 ; Thiery et al., 2007 ; Zhou et al., 2003).

Les méthodes semi-quantitatives, considérées comme des approches intermédiaires, peuvent être définies comme une alternative reliant les méthodes qualitatives et quantitatives. Elles permettent d'évaluer la pertinence des paramètres d'entrée pour générer des cartes de danger de glissements de terrain (Hadmoko et al., 2017). Parmi ces méthodes, on peut citer : le processus analytique hiérarchique (Pourghasemi et al., 2012b ; Zhou et al., 2016), la combinaison linéaire pondérée (Ahmed, 2015 ; Akgun et al., 2008), et la moyenne pondérée ordonnée (Feizizadeh et al., 2014).

Pour surmonter ces limitations, l'apprentissage automatique (Machine Learning, ML) a émergé comme une approche révolutionnaire pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain. En tant que méthode quantitative et algorithmique, l'apprentissage automatique apprend de manière itérative à partir des données pour découvrir des schémas cachés et construire des modèles prédictifs précis (Merghadi et al. 2020 ; Kavzoglu et al.,

Introduction générale

2019 ; Qi et al., 2021). Les techniques couramment utilisées incluent les réseaux de neurones artificiels (RNA) (Sabri et al., 2024), les arbres de décision (Hong et al., 2015), les forêts aléatoires (Benbouras et Petrisor, 2021), la régression logistique (Hamid et al., 2023), et les machines à vecteurs de support (Xi et al., 2022). Ces méthodes ont été utilisées pour produire des cartes de susceptibilité aux glissements de terrain. En comparant simultanément un éventail de méthodes, les chercheurs ont pu identifier celles offrant la meilleure précision et, par conséquent, la meilleure capacité à détecter les zones susceptibles de subir des glissements de terrain à l'avenir. Par exemple, Qi et al. (2021) ont obtenu une précision de 93,77 % en utilisant la méthode Random Forest ; Hamid et al. (2023) ont rapporté une précision de 64,2 % avec la méthode de régression logistique ; Das et al. (2024) ont atteint une précision de 89,88 % avec la méthode XGBoost et Kavzoglu et al. (2015) ont obtenu une précision de 94,434 % avec la méthode SVM.

Parmi les techniques émergentes, l'apprentissage profond (Deep Learning, DL) a attiré une attention particulière grâce à sa capacité à extraire des caractéristiques complexes à partir de données géospatiales, produisant ainsi des cartes de susceptibilité d'une grande précision (Mebirouk et al., 2024). Cependant, malgré son potentiel, l'apprentissage profond présente des défis lorsqu'il est appliqué à la cartographie des glissements de terrain, notamment en atteignant le niveau d'exactitude requis pour des scénarios catastrophiques où la précision est importante (Tyagi et al., 2022). Cette limitation découle en partie de la complexité de la conception des architectures de réseaux neuronaux profonds (Deep Neural Network, DNN), qui nécessitent une expertise approfondie, des tests itératifs, et d'importantes ressources de calcul (Liu et al., 2022).

Ces défis mettent en évidence la nécessité d'appliquer de nouvelles techniques capables de surmonter ces obstacles et de développer des modèles d'apprentissage automatique et profond plus pertinents et performants.

B. Objectifs de la thèse

L'objectif principal de cette thèse est de développer une nouvelle méthodologie de cartographie de la **susceptibilité** aux glissements de terrain pour surmonter les limitations des modèles d'apprentissage automatique, en particulier les modèles d'apprentissage profond. Pour atteindre cet objectif, cette thèse s'appuie sur l'application de méthodes modernes d'apprentissage automatique, incluant des modèles classiques tels que la régression logistique, les machines à vecteurs de support, et des algorithmes de Boosting comme Extreme Gradient Boosting (XGBoost), Gradient Boosting Classifier (GBC) et LightGBM (LGBM).

Cette méthodologie repose sur une approche innovante qui consiste à coupler les modèles d'apprentissage profonds avec la technique NAS, visant à simplifier l'utilisation des réseaux de neurones profonds en optimisant leur architecture. Cela permet de réduire significativement le temps de calcul, tout en éliminant le besoin de ressources informatiques puissantes. Le modèle couplé **NAS-DL** (Neural Architecture Search - Deep Learning), démontré dans le cadre de cette thèse, améliore la précision, la scalabilité et l'efficacité des modèles prédictifs, permettant de concevoir des solutions avancées sans ajustements manuels

Introduction générale

laborieux, ainsi de prédire de manière fiable les zones sujettes aux futurs glissements de terrain.

En parallèle, cette thèse approfondit la compréhension des mouvements gravitaires, avec un focus particulier sur les glissements de terrain. L'étude vise à identifier les facteurs déclencheurs, qu'ils soient géologiques, climatiques ou anthropiques, afin de mieux comprendre les mécanismes sous-jacents et de développer des stratégies de gestion et de prévention adaptées au contexte local.

Enfin, cette recherche aboutira à l'élaboration d'une cartographie géotechnique détaillée, divisant les résultats de la cartographie en cinq classes de susceptibilité aux glissements de terrain, allant de très faible à très forte. Cette carte, réalisée à l'aide du logiciel ArcGIS 10.8, constituera un outil stratégique pour les décideurs et urbanistes, leur permettant de prioriser les actions de prévention et d'adopter des solutions résilientes et durables pour la gestion des risques naturels. La wilaya de Skikda constitue le cadre géographique de cette étude.

Cette thèse est structurée en quatre chapitres.

Le **premier chapitre** est consacré à une revue bibliographique, en mettant l'accent sur les mouvements gravitaires et leur définition et leur classification. Une attention particulière est accordée aux glissements de terrain, avec une clarification des termes essentiels à la cartographie, tels que risque, aléa, vulnérabilité et susceptibilité. Ce chapitre permet de poser les bases méthodologiques nécessaires pour aborder efficacement la susceptibilité aux glissements de terrain. Dans ce cadre, des approches cartographiques adaptées sont identifiées, intégrant des modèles d'apprentissage automatique et profond.

Le **deuxième chapitre** consacré à la description des caractéristiques géographiques, les conditions météo-climatiques, morphologiques et géologiques de la zone d'étude en fonction des données et études préexistantes et sur les cartes topographiques et géologiques de la région. Les raisons pour lesquelles la région d'étude a été sélectionnée sont citées.

Le **troisième chapitre** présente un inventaire détaillé des glissements de terrain, en indiquant les sources utilisées pour établir cet inventaire. Par ailleurs, ce chapitre propose une analyse approfondie des différents facteurs de prédisposition (variables prédictives) contribuant aux glissements de terrain.

Le **quatrième chapitre** est consacré à l'application des méthodes d'apprentissage automatique et profond pour produire des cartes de susceptibilité aux glissements de terrain. Six modèles d'apprentissage automatique ont été appliqués au bassin versant d'Oued Guebli, tandis qu'une méthode d'apprentissage profond a été utilisée pour les voies de communications principales. Ce chapitre approfondit également l'optimisation de l'architecture du réseau de neurones grâce à l'utilisation du NAS.

Le manuscrit termine par des conclusions, mettant en évidence les résultats obtenus ainsi que les perspectives proposées.

Chapitre (I)

Revue Bibliographique

Chapitre I : Revue Bibliographique

I.1 Introduction

Les glissements de terrain, événements naturels ponctuels, représentent une menace importante pour la vie humaine et les biens, ce qui en fait l'un des types de catastrophes les plus critiques (Chen, 2024 ; Owusu-Ansah et al., 2024 ; Matougui et al., 2024). Ils font partie des processus de géodynamique externe connus sous le nom de mouvements de masse (gravitaire), impliquant une rupture de pente et le déplacement de matériaux déstabilisés sous l'effet de la gravité, en raison de l'interaction de divers facteurs d'origine naturelle et/ou anthropique (Hallal, 2016 ; Leroi et al., 2001).

Les pays d'Afrique du nord tels que la Mauritanie, le Maroc, l'Algérie, la Tunisie, et la Libye, possèdent des caractéristiques géomorphologiques et géologiques uniques et complexes lui rend vulnérable aux plusieurs types de mouvements gravitaires. Parmi celles-ci, on trouve des pentes abruptes formées par les deux chaînes : l'Atlas Tellien et l'Atlas Saharien, des réseaux de drainage denses, des roches fracturées, ainsi qu'un couvert végétal variable dû aux incendies et à la déforestation excessive et continue. Ces régions sont également marquées par une variabilité fascinante en termes de formations lithologiques, résultant principalement de l'activité tectonique et sismique.

Malgré, l'impact potentiellement dévastateur et mortel de ces instabilités gravitaires, ces régions sont souvent négligées par la communauté scientifique (Bounemour et al., 2022). La wilaya de Skikda, située au NE de l'Algérie, est une région côtière montagneuse exposée aux mouvements gravitaires et autres phénomènes naturels en raison de sa diversité morphologique et géologique, et des précipitations abondantes. Les facteurs anthropiques tels que l'urbanisation, la déforestation et les terrassements augmentent ces risques, menaçant les infrastructures et les communautés locales. Ces phénomènes sont fortement spatialisés, mais, leur prévisibilité temporelle est quasi impossible à réaliser, en revanche leur prévisibilité spatiale, peut-être plus abordable à établir. Pour mieux gérer ce problème et assurer une prévisibilité spatiale efficace, il est important de définir clairement le problème, ainsi que d'identifier son origine et ses causes. Cela est primordial pour une gestion future efficace, notamment par la production de cartes de susceptibilité.

Ce chapitre met en lumière les bases essentielles nécessaires à la compréhension des concepts relatifs aux méthodes d'étude et de cartographie de la sensibilité aux glissements de terrain. Il souligne les causes naturelles et les interventions humaines inappropriées susceptibles d'aggraver ou de déclencher ces phénomènes, tout en offrant une analyse approfondie des différentes causes spécifiques aux glissements de terrain. Il éclaire également le cadre conceptuel en clarifiant les définitions clés des termes tels que risque, danger, aléa, et autres notions associées. Une attention particulière est portée sur les mouvements gravitaires (masse), en mettant en évidence leurs mécanismes, leurs typologies et leurs implications. Les principaux types de glissements de terrain sont décrits pour offrir une vision globale et une base solide à l'étude de ces phénomènes complexes. Enfin, ce chapitre met en avant le rôle central des notions de SIG et de télédétection dans l'identification, l'analyse et la cartographie

des glissements de terrain, renforçant ainsi la compréhension et l'approche méthodologique de ces problématiques.

I.2. Typologie et classification des mouvements gravitaire

I.2.1 Définition et terminologie

Les mouvements gravitaires ou de masse (*instabilité des pentes* ou "*rupture*") sont un processus géo-écosystémique important dans des paysages allant de collines douces à des montagnes escarpées (Gruber et al. 2009). Dont les meilleurs équivalents anglo-saxons sont les termes '*ground failures*' (Weerasekara et al., 2023), '*mass movements*' (Cauchon-Voyer et al., 2008) et '*slope movements*' (Elkharrat et al., 2024). Ils peuvent être définis comme étant une manifestation d'instabilité de la partie superficielle de la croûte terrestre sous l'effet d'agents gravitaires. On entend par stabilité des pentes, l'étude de l'équilibre mécanique des masses de sol ou de roches susceptibles d'être mises en mouvement par des phénomènes naturels (érosion des versants, séismes, pluie et neiges, etc.) ou anthropiques (terrassements de déblais, mise en œuvre de remblais, constructions, etc.).

Les mouvements gravitaires regroupent des phénomènes extrêmement divers et complexes qui impliquent une rupture et un déplacement simultané de matériaux (Flageollet, 1989). Mougin (1973), Filliat (1981) et Selby (1993), ont limité le concept de mouvement de masse aux déplacements de corps rocheux sous l'effet de la gravité comme facteur principal. Crozier (1986) affirme que l'eau est le principal agent qui aide les matériaux rocheux à se déplacer vers le bas. Foucault et Raoult (1971) ont fait référence à des mouvements plus ou moins rapides du sol ou de la masse rocheuse, dans le contexte des pentes. Coulées de débris, chutes de pierres, glissements de terrain profonds, avalanches de neige et autres mouvements peuvent également avoir un impact sur l'environnement bâti et menacer la vie humaine.

Les mouvements de masse englobent une large variété de mécanismes affectant des terrains aux propriétés mécaniques diverses, avec des volumes allant de quelques mètres cubes à plusieurs millions, et des niveaux de dommages variables (Asté, 1991). Ces phénomènes fréquents peuvent se manifester par des évolutions discrètes ou des déplacements massifs, souvent meurtriers, avec des répercussions socio-économiques majeures. Leur caractère aléatoire, disparate et parfois catastrophique complique leur prévision ainsi que l'évaluation de leurs effets. Cette imprévisibilité rend difficile la sensibilisation des populations exposées et la prise de décisions efficaces pour la gestion des risques.

I.2.2 Caractéristiques

Les mouvements de masse présentent une grande diversité de formes et d'ampleur, résultant de la multiplicité des mécanismes d'initiation et d'évolution. Ces mécanismes sont influencés par divers facteurs tels que l'érosion hydrique, la dissolution, la déformation et la rupture sous des charges statiques ou dynamiques. Ces processus sont essentiellement liés à la topographie (avec ses pentes variées, ses courbures et ses orientations des versants), la lithologie, qui définit les caractéristiques physiques et mécaniques des roches, ainsi que la structure géologique, avec ses pendages, fracturations et superpositions de couches, aux

Chapitre I : Revue Bibliographique

nappes aquifères, à la teneur en eau et d'autres éléments naturels contribuent également à la déstabilisation des masses de terrain.

Ces mouvements sont causés par un déplacement gravitaire de masses de sol ou de roche, qui peuvent être affectées par des sollicitations naturelles ou anthropiques. Parmi les facteurs naturels, on retrouve la fonte de neige, des précipitations intenses, les secousses sismiques, l'érosion des berges des cours d'eau, etc. Les activités humaines telles que les terrassements, les vibrations, le déboisement et l'exploitation de matériaux.

I.2.3 Classification

Compte tenu de la diversité des phénomènes de mouvements de terrain, de nombreuses classifications ont été développées au fil du temps. Ces classifications ont initialement été fondées sur des critères morphologiques simples, adoptant une approche naturaliste. Elles étaient souvent spécifiques à une région et à un type de milieu donné, comme l'illustrent les travaux de Heim (1882) et Popov (1945). Plus récemment, se sont étendues pour couvrir un plus grand nombre de phénomènes, indépendamment du contexte régional. Elles reposent sur des critères morphologiques (Varnes, 1958 ; Carson et Kirkby, 1972 ; Varnes, 1978 ; Gruden and Varnes, 1996), géotechniques (Sass, 1985), cinématiques ou dynamiques (Milliés-Lacroix, 1981 ; Syneys, 1984 ; Rizzo, 1988), ou une combinaison de ces critères (Antoine et Giraud, 1994).

La classification de Varnes (1978), largement citée dans la littérature, identifie cinq types principaux de mouvements de terrain : chutes, glissements, basculements, déplacements latéraux et écoulements, en fonction du type de mouvement et du matériau (rocheux, granuleux ou fin). Varnes ajoute également une catégorie « complexe » pour les mouvements combinant plusieurs mécanismes (tableau I.1).

Tableau I.1. Classification des mouvements de terrain (Varnes, 1978).

Type de mouvements		Type de matériaux		
		Roche	Débris	Sol
Chutes (Falls)		Chute de blocs (rock fall)	Chute de débris (debris fall)	Chute de terre (earth fall)
Glissements (Slides)	Rotationnels	Glissement rocheux (rock slide)	Glissement de débris (debris slide)	Glissement de terre (earth slide)
	Translationnels			
Fauchages (basculements) (Topples)		Fauchage rocheux (rock topple)	Fauchage de débris (debris topple)	Fauchage de terre (earth topple)
Etalements latéraux (Lateral spreads)		Etalement rocheux (rock spread)	Etalement de débris (debris spread)	Etalement de terre (earth spread)
Écoulements (Flows)		Écoulement rocheux (rock flow, deep creep)	Lave torrentielle (debris flow, soil creep)	Coulée de boue (earth flow, soil creep)
Complexes		Combinaison d'au moins deux principaux types de mouvements		

Cette classification, axée sur les mouvements à composante latérale, ignore ceux à composante verticale, comme les affaissements, effondrements, tassements et suffosions. Ces derniers, souvent

Chapitre I : Revue Bibliographique

associés à l'apparition de dolines (dépressions circulaires ou elliptiques), résultent de processus tels que la dissolution des roches solubles en surface.

Plusieurs classifications des dolines ont été proposées (Ford et Williams, 1989 ; Waltham et Fookes, 2003 ; Gutiérrez et al., 2008a), s'appuyant sur les mécanismes de formation et la nature des matériaux affectés. Quatre mécanismes principaux sont identifiés : dissolution, effondrement, affaissement et suffusion. Les matériaux impliqués peuvent inclure des massifs solubles (calcaire, gypse), des roches consolidées non solubles (basalte, grès) ou des sédiments meubles (sol, alluvions, moraines). La nomenclature des dolines associe le mécanisme de formation au type de matériau concerné (Figures I.1).

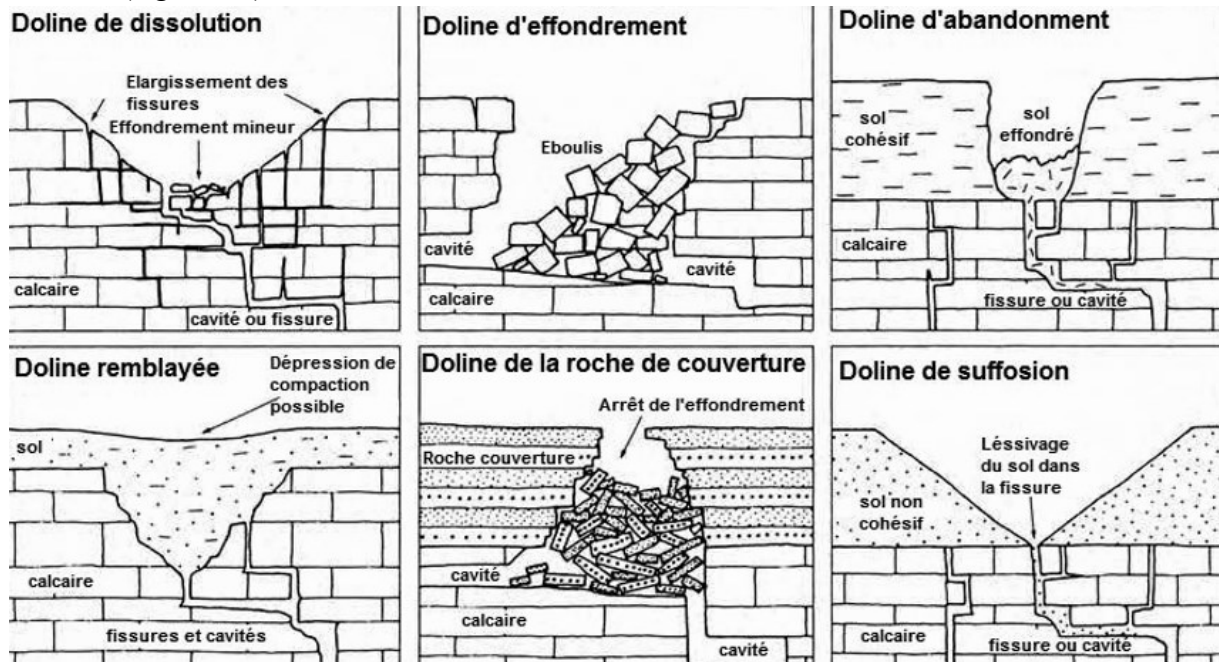


Figure I.1 : Principaux types de dolines en milieu karstique (roches solubles) carbonaté (Waltham et Fookes, 2003).

Une classification plus détaillée permet d'analyser les mouvements de masse en intégrant plusieurs critères : le type de mouvement (glissement, chute, écoulement, etc.), les matériaux en jeu, la teneur en humidité, ainsi que la nature et la vitesse du déplacement. Cette approche s'appuie sur les travaux de Varnes (1978), Marshak (2001) et Gary et Aurora (2006) (Tableau I.2).

Chapitre I : Revue Bibliographique

Tableau I.2. Classification des mouvements de terrain d'après Varnes (1978), Marshak (2001) et Gary et Aurora (2006).

Type de mouvement		Matériaux en mouvement	Teneur en humidité	Nature du mouvement	Vitesse de mouvement	
Glissement	Translationnel	Glissement de roche	Masse de roche non fracturée	Faible	Glissement peu profond, à peu près parallèle à la surface du sol, de masse de roche cohérente le long d'une seule fracture	Très lent à extrêmement rapide
		Glissement de bloc rocheux	Roche fracturée	Faible	Glissement peu profond, à peu près parallèle à la surface du sol de roche fracturée	Modéré
		Glissement de débris/terre	Masse de sol déformée	Faible	Glissement peu profond de masses de sol déformées	Très lent à rapide
		Glissement de bloc de débris/terre	Débris rocheux ou sol	Faible à modéré	Glissement peu profond de masses de sol en grande partie non déformées	Lent
	Rotationnel	Affaissement de roche	Roche	Faible	Glissement rotatif le long d'un plan de rupture concave	Extrêmement lent à modéré
		Affaissement de débris/terre	Débris rocheux ou sol	Modéré	Mouvement rotatif le long d'un plan de rupture concave	Lent
Chute	Chute de roche		Blocs de roche détachés	Faible	Chute de blocs individuels depuis des faces verticales	Extrêmement rapide
	Chute de débris/terre		Unités cohésives de sol détachées	Faible	Renversement des unités cohésives de sol depuis des faces quasi-verticales comme les berges de rivières	Très rapide
Écoulement	Écoulement de roche		Roche (types facilement déformables comme les schistes et les argiles)	Faible	Déformation plastique lente de la roche ou du sol	Très lent à extrêmement lent
	Écoulement de débris		Mélange de débris fins et grossiers (20-80 % de particules plus grosses que la taille du sable)	Élevée	Écoulement généralement concentré dans des lignes de drainage préexistantes	Très rapide
	Écoulement de sol	Lent	> 80 % de taille sableuse	Faible	Écoulement confiné et allongé	Lent
		Rapide	Sol contenant des argiles sensibles	Très élevé	Effondrement rapide et propagation latérale du sol après perturbation, souvent déclenché par un glissement initial	Très rapide

Chapitre I : Revue Bibliographique

Les principaux types de mouvements de terrain selon le type de mouvement et le matériau déplacé sont illustrés par la figure I.2 et par les photographies et les figures ci-après.

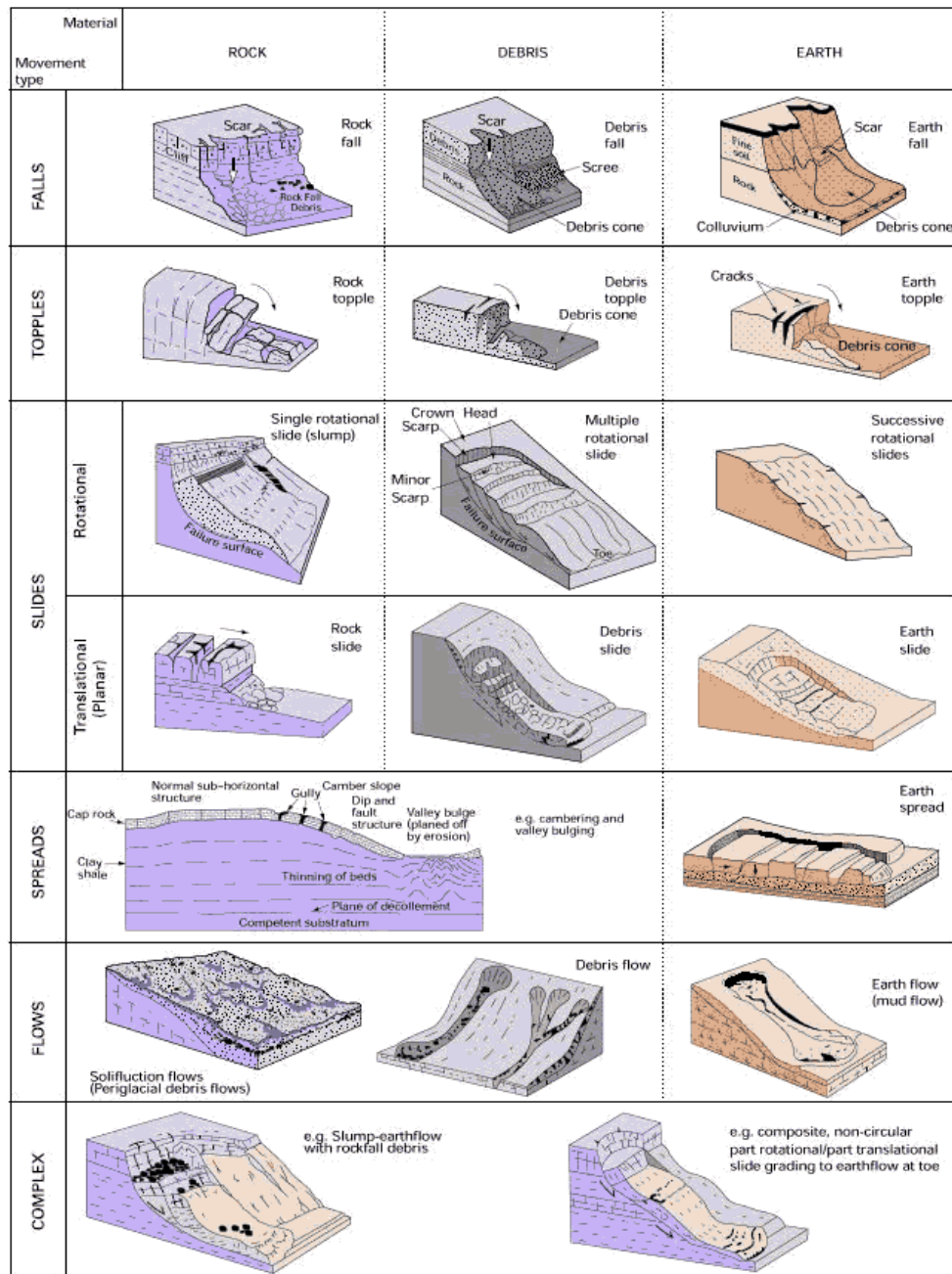


Figure I.2 : Schémas des principaux types de mouvements gravitaire (d'après Varnes, 1978).

I.3 Les différents types de mouvements de terrains

La diversité des mouvements de terrain a conduit à de nombreuses classifications, basées sur des critères tels que le type de terrain affecté, la nature du mouvement, la vitesse des processus et le remaniement des matériaux après le déplacement (Bouhadad, 2005). Flageollet (1988) propose une classification axée sur la vitesse du déplacement, distinguant les mouvements lents et rapides. Cette approche est particulièrement adaptée à la cartographie des aléas et des risques, car une vitesse accrue entraîne des impacts plus importants en termes

de pertes humaines et de dégâts matériels (Maquaire, 2002). La figure I.3 illustre les principaux types de mouvements dans ces deux catégories et représente une simplification de cette classification.

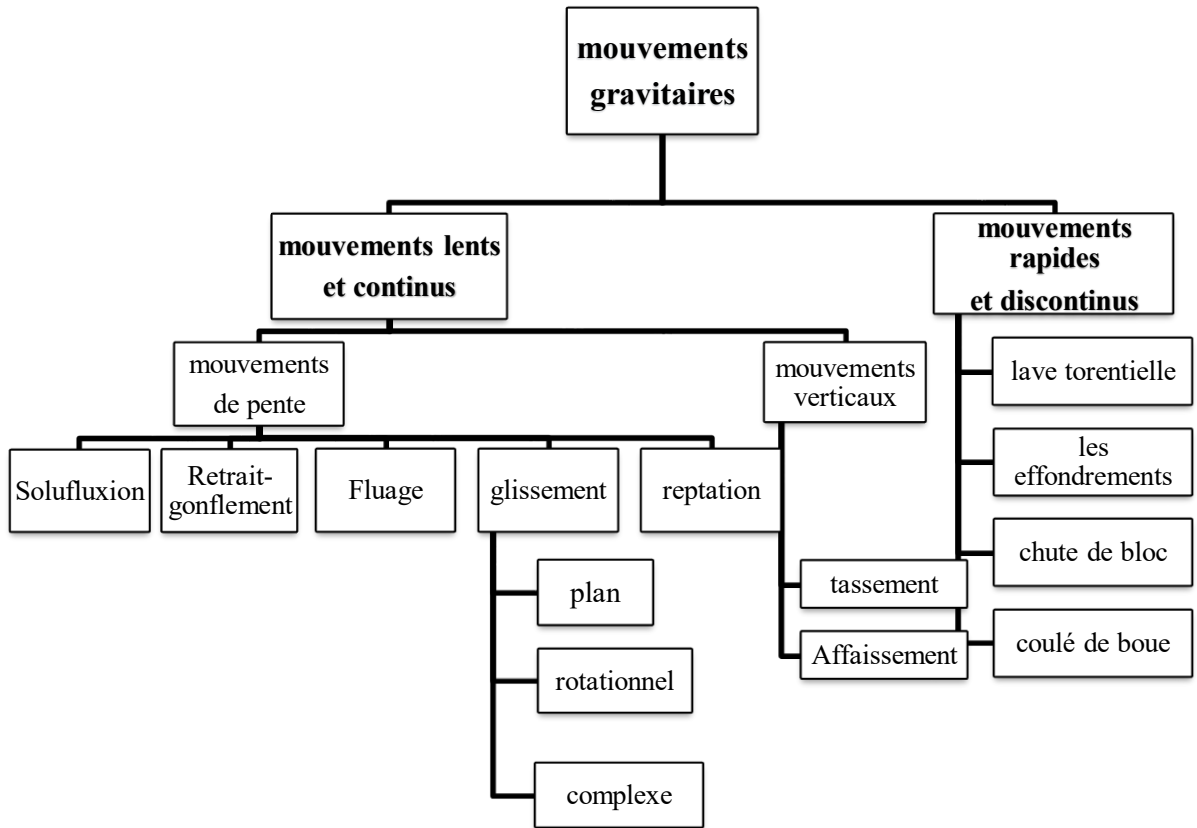


Figure I.3 : Classement des mouvements gravitaire selon le type et la vitesse de mouvements.

I.3.1 Les mouvements lents et continus

Il s'agit des processus géologiques dans lesquelles les matériaux de la surface terrestre se déplacent ou se déforment progressivement sur des périodes de temps prolongées et peut être accompagnée de rupture mais en principe sans accélération brutale. Ces mouvements peuvent se produire sur des échelles de temps allant de plusieurs mois à plusieurs années. Les mouvements de terrain lents sont souvent caractérisés par une vitesse de déplacement relativement faible et parfois avec des épaisseurs importantes (dizaine de mètres). Ils correspondent aux phénomènes suivants :

I.3.1.1 Retrait-gonflement

Les phénomènes de retrait-gonflement des sols expansifs résultent des variations de la teneur en eau des sols argileux, induites par les changements climatiques. Ces variations provoquent des mouvements du sol, évoluant parfois en tassements différentiels, notamment lors des périodes de sécheresses (Soufi, 2023). La capillarité et la succion jouent un rôle clé dans ces processus, influençant les variations de volume des sols indépendamment des contraintes externes. Lorsqu'un sol saturé perd de l'eau, il rétrécit, entraînant un tassement vertical et des fissures horizontales (Tang, 2019). En revanche, lors de la réhumidification, le

sol regagne ou dépasse son volume initial, ce gonflement pouvant causer des pressions de gonflement dommageables s'il est contraint (Figure I.4).

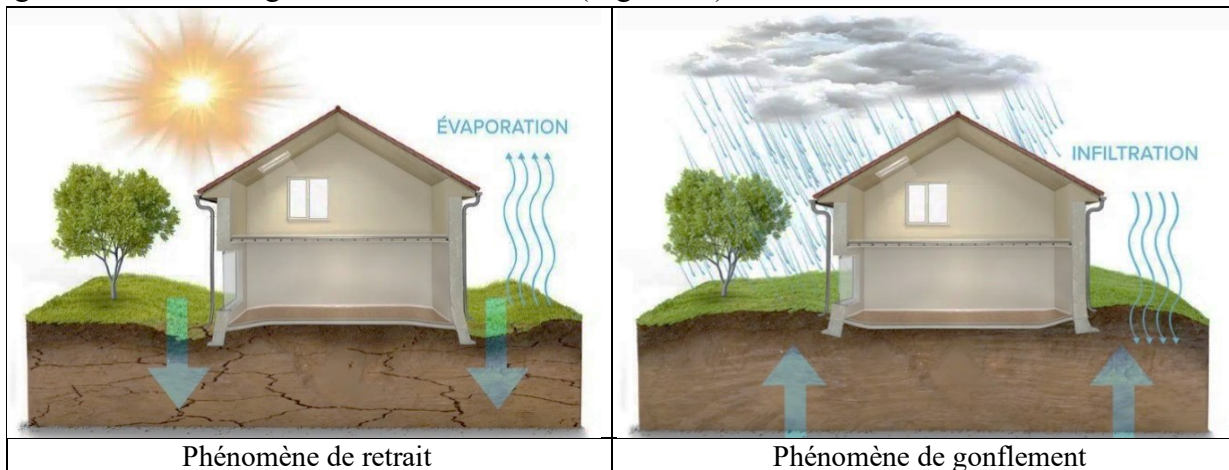


Figure I.4 : schéma expliquant le phénomène du retrait-gonflement.

I.3.1.2 Les tassements

Ils sont la cause d'une diminution de volume de certains sols compressibles (vases, argiles peu consistantes, tourbes, et marnes) sous l'effet des charges extérieures appliquées. Ils peuvent atteindre une extension considérable, particulièrement exacerbés sous l'effet des pompages de fluides souterrains (surexploitation d'aquifères) ou à des soutirages de matériaux fins. Le tassement s'accompagne d'une diminution de la porosité et le cas échéant d'une expulsion d'eau. Par suite de surcharge, surtout localisée, il peut aussi s'accompagner, pour des terrains à très fort indice de plasticité, d'un fluage : expulsion plastique du terrain hors de la zone soumise à contrainte (Figure I.5).

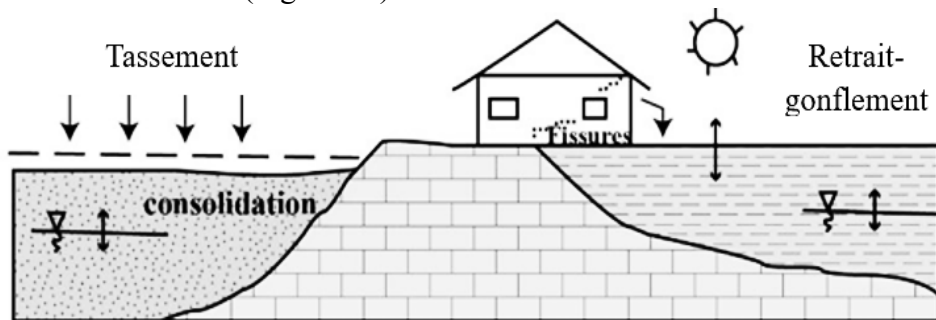


Figure I.5 : schéma d'un tassement de terrain (Maquaire, 2002).

I.3.1.3 Les affaissements

Ils résultent de l'évolution lente et progressive de cavités souterraines dont l'effondrement du toit est amorti par le comportement souple des terrains superficiels. L'affaissement se traduit par une dépression topographique sans rupture apparente, parfois en cuvette. Ces cavités peuvent être naturelles (résultat d'une dissolution de roches solubles : calcaires, gypses, évaporites, etc.), ou bien artificielles (carrières souterraines, galeries de mines, etc.) (Figure I.6, I.7).

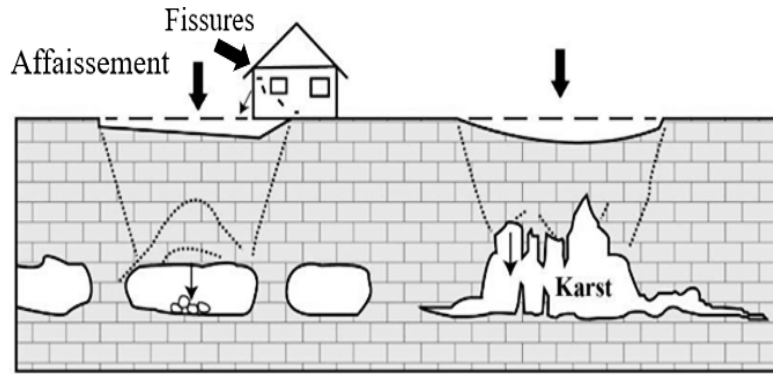


Figure I.6 : schéma montre le risque d'un affaissement de terrain (Maquaire, 2002).



Figure I.7 : affaissement de terrain survenu le 7 Septembre 2014 sur le tronçon d'autoroute d'Annaba reliant Seraidi à Boukrate (jeune-independant.net, publié le 08 sept. 2014).

I.3.1.4 La reptation

Les phénomènes de reptation, également appelés "*superficial creep*", sont des mouvements d'instabilité qui affectent de manière significative la plupart des pentes d'une déclivité d'environ 20 degrés ou plus. Ces mouvements sont généralement invisibles, mais peuvent être détectés grâce à certains indices de surface. Ils sont causés par un mécanisme de déplacement cyclique des particules et des granulats du sol meuble, sous l'effet combiné de la gravité et du gonflement du sol dû aux cycles gel-dégel ou aux variations de saturation en eau (pression interstitielle et forces de percolation).

I.3.1.5 Le fluage

Ils correspondent à des mouvements lents dus à des sollicitations atteignant le domaine plastique d'un matériau sans atteindre ses limites de résistance mécanique, donc sans rupture du matériau. Ils conviennent à un cas particulier de déformation qui intervient lorsqu'une charge est maintenue pratiquement constante durant un temps prolongé.

Le phénomène de fluage (figure I.8), avec ses deux types (liquide pour les corps à comportement visqueux et solide pour les corps solides), est également associé à certains types d'instabilités tel que : reptation, solifluxion, glissements superficiels et surtout au poinçonnement.

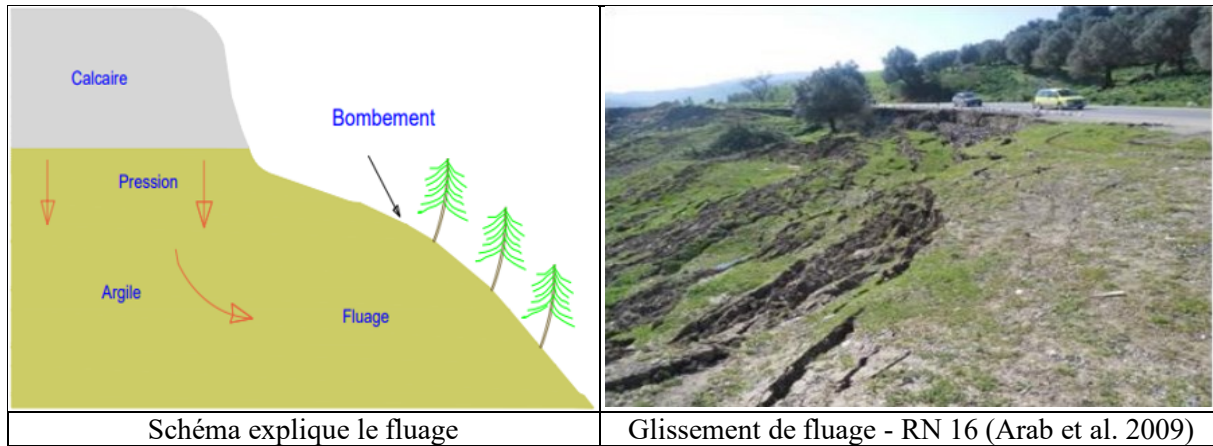


Figure I.8 : le phénomène du fluage.

I.3.1.6 La solifluxion

La solifluxion est un type particulier de fluage affectant la couche superficielle du sol (Figure I.9), partiellement saturée en eau, se produisant sur des sous-sols peu perméables ou imperméables (Abdelouahed, 2018). Ce phénomène est fréquent dans les climats tempérés, les régions de pergélisol, ou sur des pentes légères (5 à 10 degrés), touchant des sols à faible cohésion et sensibles au gel. Les déplacements, maximums en surface et faibles en profondeur, s'apparentent à une coulée lente sans véritable surface de glissement, bien qu'une surface de rupture puisse être présente. La vitesse, généralement de quelques centimètres par an, peut augmenter selon les conditions climatiques et du sol, avec des mouvements saisonniers, notamment au printemps et pendant les périodes de pluie (Avenard, 1990). Morphologiquement, la solifluxion se manifeste par des lobes imbriqués, s'étirant à mesure que la vitesse augmente, et entraîne une dégradation rapide des sols et de la végétation, bien qu'un tapis végétal dense puisse en atténuer les effets.

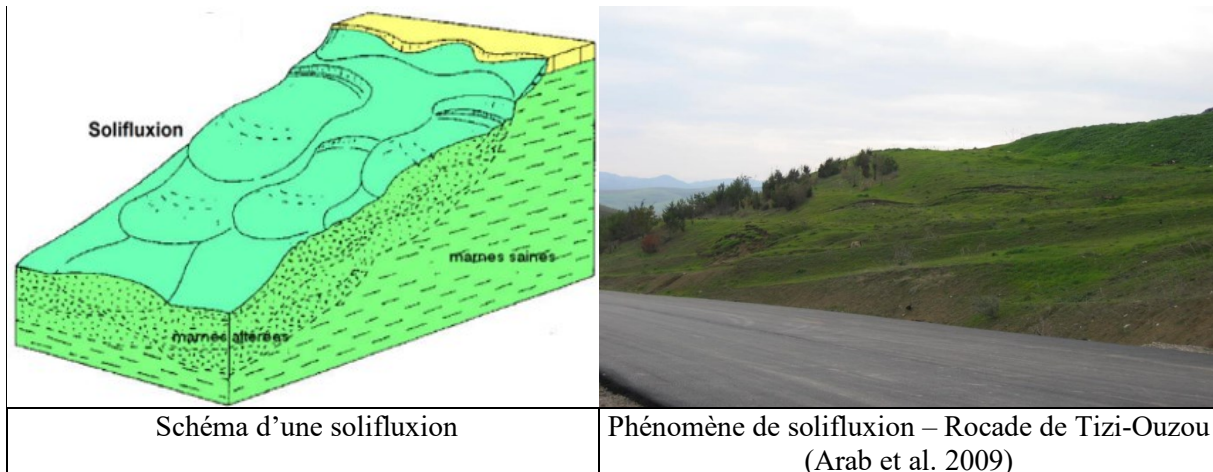


Figure I.9 : Solifluxion.

I.3.1.7 Le tassement de versant

Il s'agit de déformations lentes de versants rocheux. Dans tous les cas une dilatance horizontale est produite par la disparition d'une butée latérale et se traduit par un affaissement d'une partie du massif. Ceci engendre la présence d'un escarpement sommital, comparable à

celui des glissements. Dans le cas de massifs homogène mais fracturés, c'est l'intrication des blocs par ouverture progressive des discontinuités qui est la cause principale de l'affaissement. Lorsque le massif comprend des formations hétérogènes incluant des niveaux plastiques, la cause doit être recherchée dans le fluage de ces derniers : on parle alors de phénomènes de poinçonnement. Les tassements par retrait se produisent sur les versants couverts de certains types d'argiles pouvant donner lieu à d'importantes variations de volume en cas de sécheresse durable ou de la succession de plusieurs années déficitaires en eau.

I.3.1.8 Les glissements de terrain

Les glissements de terrain, définis comme des mouvements gravitationnels de masse qui se déplacent vers le bas et l'extérieur, affectant divers matériaux tels que des roches, des débris, des sols ou des remblais artificiels, seuls ou combinés (Gruzelle et Lebaut, 2022). Ces mouvements se produisent le long de surfaces de glissement préexistantes, dont la géométrie peut varier de simples plans à des structures complexes associées à des discontinuités, comme des joints de stratification ou des plans de schistosité. Ces surfaces séparent clairement le matériau intact de la masse déplacée.

Selon Maquaire (2002), un glissement de terrain désigne un mouvement descendant affectant des masses rocheuses ou des sols meubles, le long de surfaces de rupture ou de zones de déformation intense par cisaillement. Bien que généralement progressifs et lents, ces glissements peuvent s'accélérer brusquement dans certaines conditions, notamment sur des surfaces planes liées à des discontinuités (Pouderoux, 2011). Les signes distinctifs d'un glissement actif incluent des niches d'arrachement, des fissures, des soulèvements de terrain, des arbres inclinés ou déracinés, ainsi que des zones de rétention d'eau.

I.3.2 Les mouvements rapides et discontinus

Il s'agit de mouvements dont la genèse résulte d'une rupture brutale suivie d'un déplacement très rapide des matériaux mobilisés. On peut les scinder en deux groupes, suivant le mode de propagation des matériaux, en masse (propagation des matériaux s'effectue en phase solide) ou à l'état remanié (sous forme plus ou moins fluide). Le premier groupe comprend les effondrements, les chutes de pierres ou de blocs, les éboulements ou écroulements, certains glissements rocheux (Keaton, 2012). Tandis que le second groupe rassemble entre autres les laves torrentielles, les coulées boueuses.

I.3.2.1 Propagation en masse

I.3.2.1.1 Les effondrements

Les effondrements sont des déplacements verticaux instantanés de la surface du sol (Figure I.10), causés par la rupture brutale de cavités souterraines naturelles ou artificielles, telles que des mines ou des carrières (Léone, 1996). Contrairement aux affaissements progressifs, ces ruptures se propagent directement jusqu'en surface sans atténuation par les terrains de couverture. Ils peuvent se présenter sous diverses formes, comme les dolines, les fontis ou les cuvettes d'effondrement, et se subdivisent en deux types principaux : les effondrements localisés et généralisés (INERIS, 2004).

Les effondrements localisés, souvent associés au phénomène de fontis, présentent un diamètre généralement inférieur à 50 m, qui peut s'élargir avec le temps en raison d'éboulements successifs (Besson, 1996 ; Thorin, 1994). En revanche, les effondrements généralisés concernent des surfaces beaucoup plus vastes, atteignant plusieurs hectares (Besson, 1996 ; Flageollet, 1998). Morphologiquement, ces effondrements se traduisent par l'ouverture d'excavations cylindriques dont les dimensions dépendent du volume des vides souterrains effondrés et des caractéristiques géologiques des terrains. Les cavités naturelles sont souvent liées à la dissolution de roches solubles, comme les calcaires, le gypse, ou les évaporites, par les circulations d'eau souterraine dans des réseaux karstiques, grottes ou gouffres.

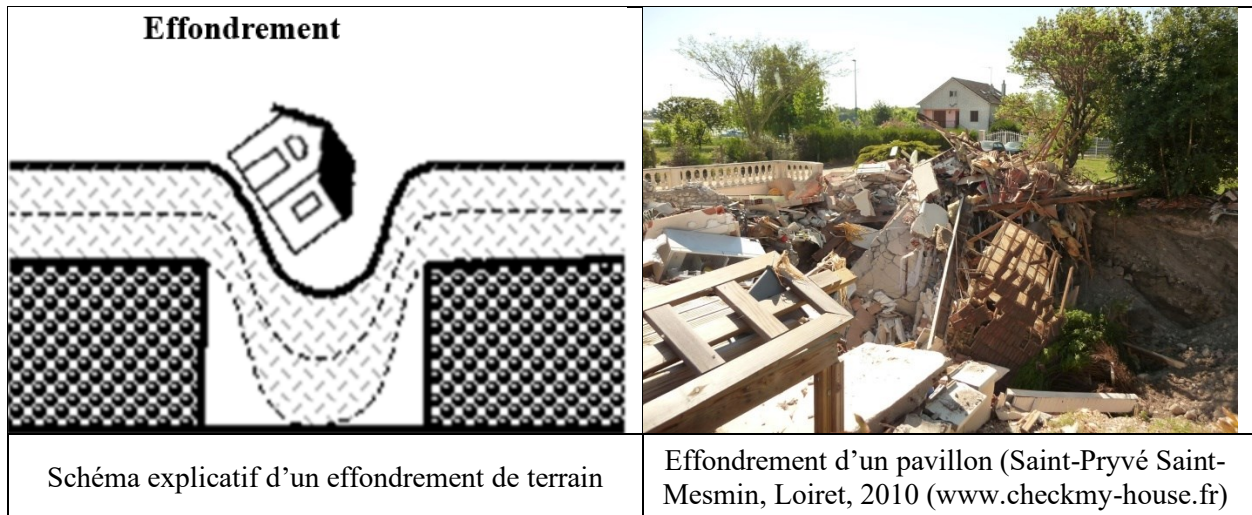


Figure I.10 : effondrements de terrain.

I.3.2.1.2 Les phénomènes de chutes de pierres, de blocs, d'éroulements et éboulements rocheux

Ils résultent de l'évolution d'escarpements plus ou moins abrupts, sous l'action de la gravité, ils affectent les massifs rocheux présentant de forts reliefs (falaises ou versants raides) et prédécoupés par plusieurs familles de discontinuités naturelles, notamment des failles, fractures, diaclases, plans de stratification, de schistosité et de foliation (Lombardi, 2016).

Les termes "chute" et "éroulement" désignent différents types de mouvements de masses rocheuses. Les chutes concernent des pierres (volume < 0,1 m³) ou des blocs (0,1 m³ < volume < 10 m³) tombant isolément ou en groupe, tandis que l'éroulement se réfère à la chute soudaine et désorganisée d'une masse rocheuse, souvent d'une paroi ou d'un versant très raide. Ces phénomènes sont marqués par une rupture brusque, de très grandes vitesses de transport, et un milieu de transport essentiellement aérien (Cuervo, 2015 ; Selby, 1993). Les éroulements, influencés par la topographie et la fragmentation des matériaux, se caractérisent par des vitesses élevées (>40 m/s) et des distances de transport pouvant atteindre plusieurs kilomètres, modifiant durablement le paysage. Ils peuvent également désigner l'accumulation chaotique des matériaux, appelée "éboulement", distincte des éboulis plus organisés formés par des fragments tombants individuellement sous l'effet du gel/dégel (Flageollet, 1989). Les éboulements concernent généralement des volumes compris entre 10 et 10⁴ m³ (INERIS, 2004). Par ailleurs, les masses éroulées forment parfois des barrages naturels dans les

Chapitre I : Revue Bibliographique

vallées, créant des retenues d'eau susceptibles de provoquer des inondations en cas de rupture (Hammadi, 2011). La figure I.11 illustre ces phénomènes à l'aide de schémas explicatifs et de photos réelles.

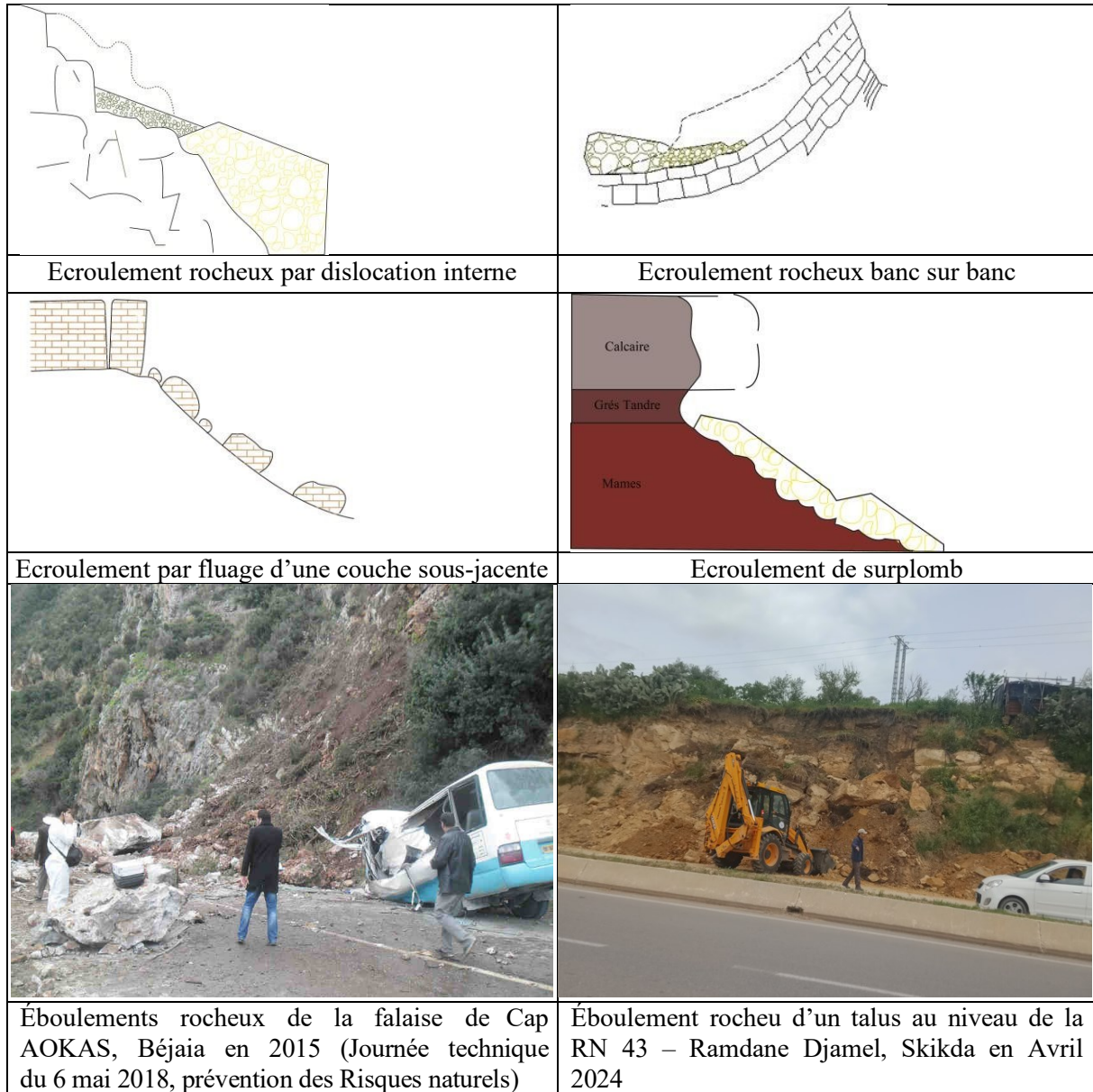


Figure I.11 : différent type d'écroulement et d'éboulement.

I.3.2.1.3 Les glissements rapides catastrophiques

Les glissements rapides catastrophiques, souvent déclenchés par des facteurs tels que l'érosion à la base des versants (par exemple après une crue), se rapprochent des grands écoulements rocheux par leurs causes et leurs conséquences. Ils en diffèrent seulement par le mécanisme, qui reste un mécanisme de glissement sur la surface de rupture pendant la plus grande partie, voire toute la durée du phénomène. La dislocation de la masse glissée est soit moins totale, soit moins tardive, n'intervenant qu'en fin de l'événement pendant la phase de dépôt des matériaux. La vitesse de mouvement atteinte par la masse peut atteindre 100 km/h et même davantage comme dans le cas du glissement de Lower Gros Ventre (1925, Wyoming,

U.S.A.) avec 180 km/h (Voight, 1978). La surface du corps même du glissement peut cependant être partiellement préservée de la destruction. Un déplacement d'air très violent et destructeur accompagne généralement ces phénomènes.

I.3.2.2 Propagation en état remanié

I.3.2.2.1 Les coulées boueuses

Les coulées se produisent dans des formations à granulométrie fine, principalement argileuses (Bouaziz et Melbouci, 2019), saturées et fissurées, avec une plasticité moyenne et une teneur en argile supérieure à 50 % d'éléments inférieurs à 2 microns. Ces matériaux incluent des argiles, limons, marnes, schistes argileux, flysch, colluvions et roches décomposées (Abdelouahed, 2018). Elles prennent fréquemment naissance dans la partie aval d'un ancien glissement de terrain, marquant souvent l'évolution ultime de mouvements en masse (Gruden et Varnes, 1996). Etant donné le caractère très particulier des formations argileuses (gonflement, sensibilité aux conditions hydriques, etc.), les processus d'altération mécanique et chimique prennent une importance considérable dans les processus de déclenchement des coulées boueuses. Les conditions climatiques, les apports d'eau superficiels et les nappes souterraines jouent un rôle important. Un cas de coulée de boue s'est produit dans le village de Täsch (Valais, en Suisse) le 25 juin 2001. L'événement a débuté au lac Weingarten, situé en face d'un glacier, bien qu'il ne soit plus en contact direct avec celui-ci. Après une période sans précipitations significatives, une coulée de débris s'est précipitée, endommageant et détruisant une grande partie du village, tout en érodant entre 25, 000 et 40,000 m³ de matériaux. La figure I.12 illustre ce phénomène avec un schéma descriptif des coulées boueuses et une photo réelle de ce mouvement de masse.

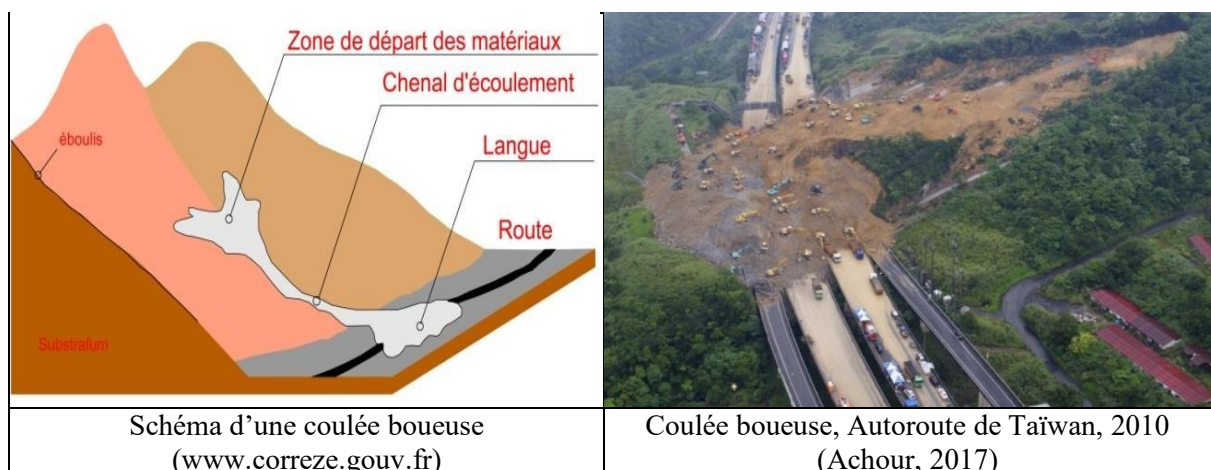


Figure I.12 : Schéma explicatif des coulées boueuses et photos réel du phénomène.

I.3.2.2.2 Les laves torrentielles

Il s'agit de phénomènes d'écoulement particuliers typiques des régions montagneuses où les bassins torrentiels présentent de fortes pentes. Ils se forment par enrichissement subit et considérable du débit d'un torrent en matériaux solides qui accroissent très fortement son pouvoir érosif. L'enrichissement initial en matériaux solides du cours d'eau peut être dû : à une série d'arrachements des berges provoqués par une crue du cours d'eau ; à un

Chapitre I : Revue Bibliographique

ruissellement généralisé du bassin versant amenant une forte charge solide constituée essentiellement de limons, suite à de fortes pluies ; ou bien à la vidange subite d'un lac glaciaire ou d'une poche d'eau sous-glaciaire (cas de la catastrophe de Saint-Gervais, en 1892, dans le département français de la Haute-Savoie ; Moret, 1992). Le processus ainsi amorcé s'amplifie selon une réaction en chaîne par arrachement de matériaux sur les berges du torrent, provoquant de nouveaux glissements avec obstructions successives et phénomènes d'embâcle-débâcle, puis affouillement et déstabilisation accrue des berges. Le processus ne prend fin que par tarissement des apports d'eau. Il peut cependant diminuer d'intensité quand le lit du torrent atteint le fond rocheux en place.

Par rapport aux autres coulées, ces laves torrentielles se distinguent morphodynamiquement par le transport de blocs pouvant atteindre de très grosses tailles (jusqu'à 200 m³ pour celle de Saint-Gervais, en 1892), par une concentration solide élevée (80 à 90 o/o da volume), des vitesses fortes (1 à 10 m/s) (Coussot, 1994), des débits élevés et des volumes considérables :par exemple jusqu'à 3 millions de m³ pour la lave torrentielle de Pontamafrey (Savoie, France) en 1965 (Goguel, 1968 in Sauret, 1987), ou bien 300 000 m³, dont un tiers déversé en 24 heures pour celle du torrent de la Ravoire près de Bourg Saint-Maurice (Savoie, France) en 1981 (Flageolle, 1989). La figure I.13 illustre le phénomène de lave torrentielle à travers une photo représentant un cas réel de cet événement.

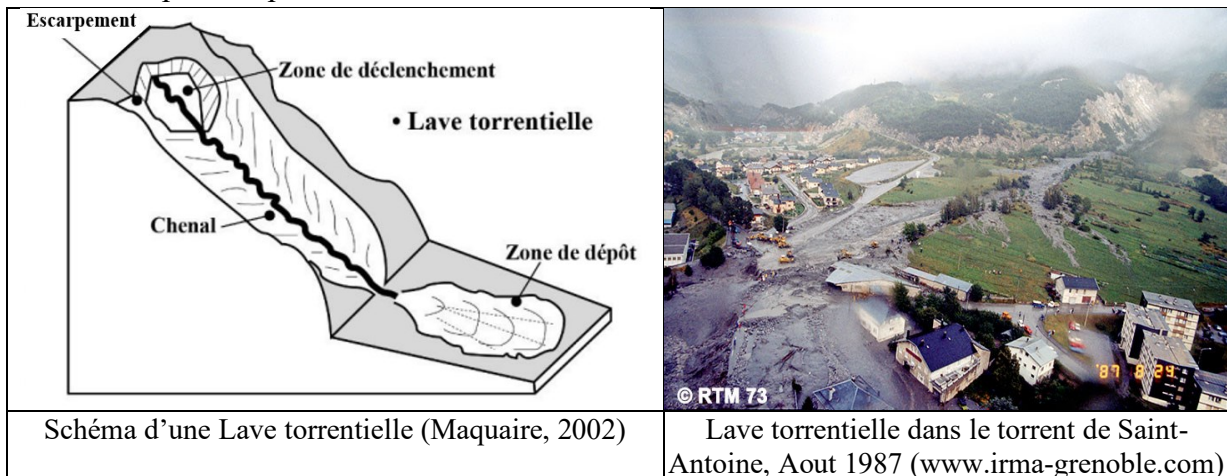


Figure I.13 : Schéma d'une lave torrentielle avec une photographie réelle illustrant le phénomène.

Nous avons énuméré dans le paragraphe précédent, les mouvements de terrain d'après leur mode de rupture mais également, leur dynamisme. Dans ce qui suit nous allons traiter, une deuxième volée qui se focalise sur les types d'activités.

I.4 Type d'activités des mouvements gravitaires

Les aspects généraux de l'activité d'un mouvement de versants devraient être étudiés et décrits durant la reconnaissance initiale des déplacements du mouvement de terrain et avant que soit entrepris un examen détaillé des matériaux mobilisés. Les termes relatifs à l'âge et à l'état d'activité du mouvement de terrain ont été définis par Varnes (1978) et quelques-uns de ces termes définissant les séquences du mouvement ont été regroupées sous trois aspects principaux (Tableau I.3).

- **L'état d'activité** dans lequel se trouve le mouvement de terrain ;
- **La répartition de l'activité** qui décrit la direction et le sens du déplacement ;
- **La morphologie** (style d'activité), qui précise toute combinaison ou continuité possible des mouvements élémentaires dans les régions instables.

Tableau I.3. Définition de l'activité motrice de pente (Cruden et Varnes, 1996 ; Dikau et al., 1996).

Etat	Distribution	Morphologie
Actif (actif)	Progressif progrès	Simple
Mettre en attente (pause)	Rétrogressif régressif (en arrière)	Complexe
Réactiver (réactiver)	Bidirectionnel (grossissent)	Composite
Inactif	Régressif (diminuer)	Emboîté
Latent (dormant)	Multiple limité	Multiple
Stabilité naturelle (abandonné)	Déplacer	/
Stabilisation artificielle (Stabiliser)	S'élargir horizontalement (élargir)	/
Ancien, fossile (relique)	/	/

Ces trois types sont détaillés dans ce qui suit.

I.4.1 L'état d'activité

L'état d'évolution d'un mouvement de terrain conduit à des formes topographiques distinctes, ou morphologies spécifiques, qui peut être identifié et cartographié sur place. Huit états d'activité ont été définis pour décrire ces mouvements (voir Figure I.14).

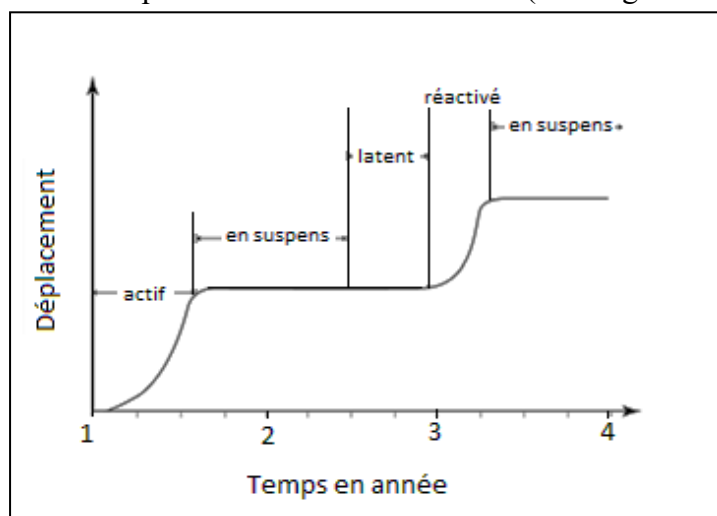


Figure I.14 : Etat d'activité d'un mouvement de sol dans le temps pour différents stades d'activité (Cruden et Varnes, 1996).

Chapitre I : Revue Bibliographique

Ces états peuvent être visualisés sur un graphique temporel, illustrant l'évolution du mouvement de terrain au fil du temps. Le graphique montre une succession d'états : actif, en pause, latent avec réactivation, puis à nouveau en pause, et ainsi de suite (Cruden et Varnes, 1996) (voir figure I.15).

- **Actif (1)** : pour un mouvement de versant qui est actuellement en déplacement, à l'exemple de la figure I.15.A qui montre que l'érosion du pied du versant est la cause du déclenchement d'un basculement. Les formes sont fraîches et bien définies ;
- **En suspens (2)** : dans le cas où un déplacement s'est produit dans les 12 mois précédents mais sans activité actuelle. La figure I.15.B montre l'existence d'une fissure de traction visible sur la couronne au-dessus de la zone de basculement. Les formes sont encore assez fraîches et bien définies ;
- **Réactivé (3)** : pour un mouvement actif (1) qui a été en suspens (2) ou inactif (4). La figure I.15.C montre qu'un second basculement s'est produit en perturbant les matériaux précédemment déplacés. Les formes sont fraîches et bien définies dans cette partie ailleurs elles sont moins marquées et émoussées ;
- **Inactif (4)** : pour un phénomène qui n'a pas connu de déplacement au cours des 12 derniers mois et qui peut être divisé en état (5) à (8) ;
- **Latent (5)** : un mouvement de terrain latent est un mouvement inactif (4), mais qui peut être facilement réactivé (3) s'il est soumis aux mêmes causes de déclenchement initiales ou bien à d'autres causes d'instabilité. La figure I.15.D montre que la masse déplacée commence à retrouver sa couverture d'arbres (colonisation progressive), les escarpements sont adoucis par les processus de météorisation, ruissellement, etc. ;
- **Naturellement stabilisé (6)** : il s'agit d'un mouvement inactif (4), qui n'est plus affecté par ses causes de déclenchement initiales. La figure I.15.E montre que des dépôts fluviaux protègent la base du versant et que l'escarpement commence à être recouvert par une végétation arbustive ;
- **Artificiellement stabilisé (7)** : il s'agit d'un mouvement inactif (4), qui a fait l'objet de mesures de confortement pour réduire ou mieux annuler l'action des causes initiales de déclenchement. Dans la Figure I.15.F un mur de protection a été construit pour annuler les effets liés à la suppression de butée créée par érosion du pied de versant ;
- **Ancien, fossile (8)** : un mouvement de terrain ancien ou fossile est un mouvement inactif (4) qui s'était développé sous des conditions climatiques et géomorphologiques très différentes des conditions actuelles. La figure I.15.G montre que les formes du relief sont très estompées et qu'une couverture forestière uniforme a été rétablie. Le terme « éteint » (extinct) est parfois trouvé.

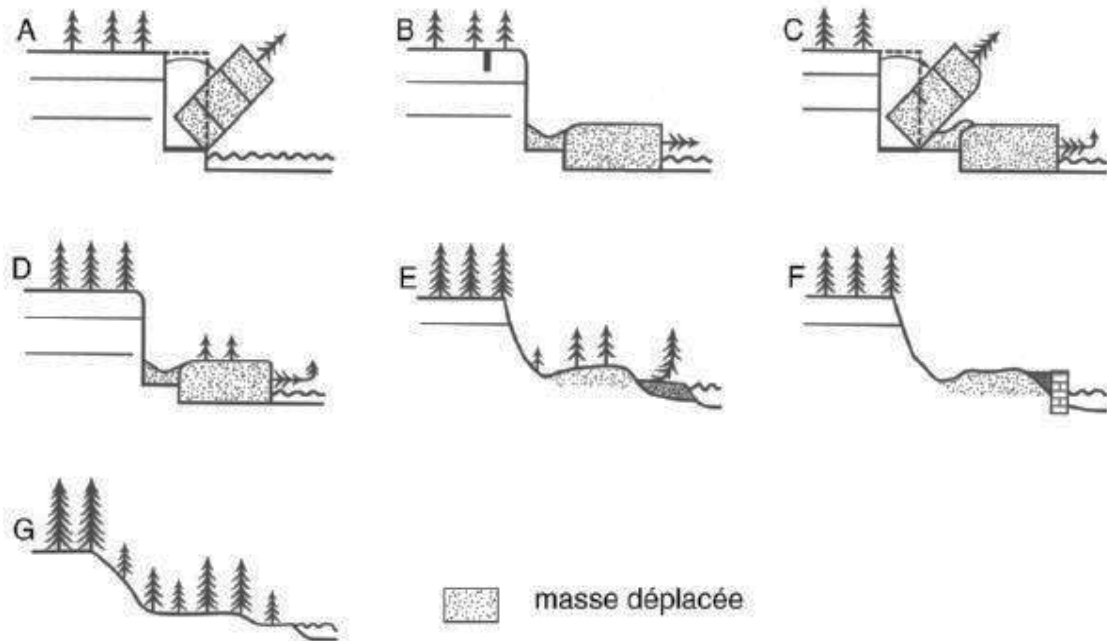


Figure I.15 : Les différents états d'activité des mouvements de terrain (Dikau et al., 1996).

I.4.2 Répartition de l'activité

Sept cas de répartition de mouvements de versant ont été admis, allant de la propagation progressive à l'élargissement latéral, en passant par des mouvements rétrogressifs, bidirectionnels, régressifs, limités et en mouvement, chacun caractérisé par des déplacements et des surfaces de rupture spécifiques. La figure I.16 illustre les différents cas de répartition de l'activité.

- **Progressif** : un mouvement de versant est dit progressif (figure I.16.A) quand la surface de rupture se propage dans la même direction que celle des déplacements de la masse instable vers l'aval ;
- **Rétrogressif** : un mouvement de versant est dit rétrogressif (figure I.16.B) quand la surface de rupture s'étend dans la direction opposée à celle des déplacements de la masse instable, c'est à dire que l'instabilité se propage vers l'amont du versant ;
- **Bidirectionnel** : un mouvement de versant est dit bidirectionnel (figure I.16.C) quand la surface de rupture se propage à l'amont et à l'aval avec une augmentation du volume de matériaux déplacés ;
- **Régressif** : dans un mouvement de versant dit régressif (figure I.16.D), le volume des matériaux déplacés diminue avec le temps ;
- **Limité** : un mouvement de versant est dit limité (Fig. E), quand on note l'existence d'un escarpement à l'amont sans rupture ou changement visible en surface au pied de la masse déplacée. Cela suggère que le déplacement de tête crée une compression et un léger gonflement de la partie aval du versant ;
- **En mouvement** : (figure I.16.F), quand les matériaux déstabilisés continuent à se déplacer sans changement visible de la surface de rupture ou du volume de matériaux ;
- **En élargissement latéral** : dans le cas où la surface de rupture s'étend à l'un ou aux deux flancs du mouvement de versant (figure I.16.G).

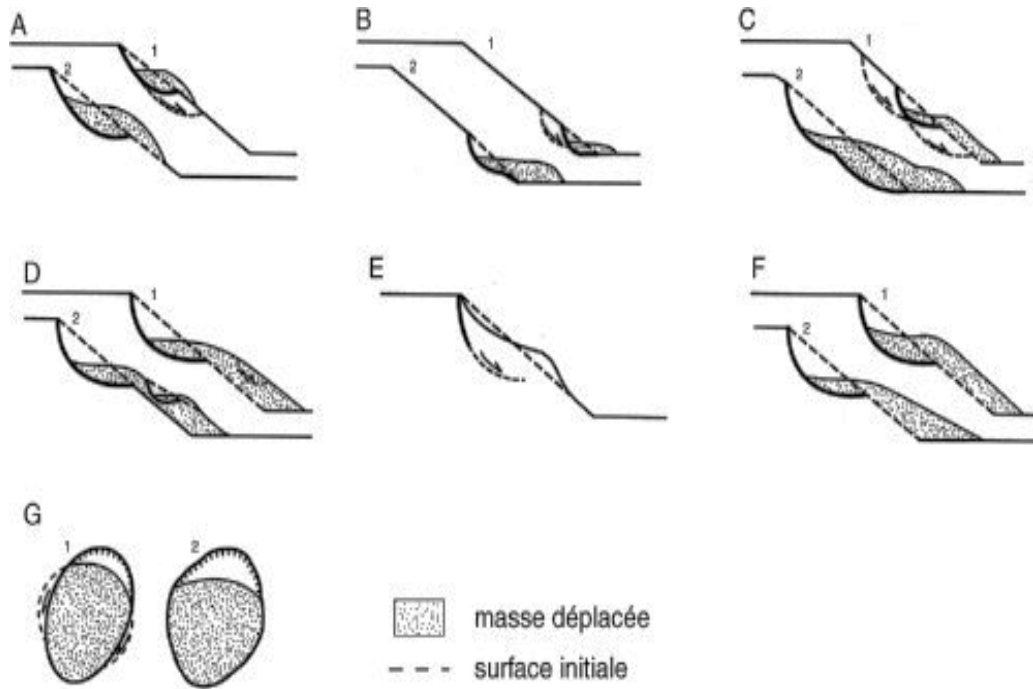


Figure I.16 : Répartition de l'activité d'un mouvement de versant (Dikau et al., 1996).

I.4.3 Morphologie

La morphologie des mouvements de versants peut être définie par cinq termes établis par Varnes (1978). La figure I.17 montre des profils en travers de mouvements de versant exposés à plusieurs types d'activité.

- **Simple** : un mouvement de versant simple (figure I.17.A) est affecté par un seul déplacement de matériaux ;
- **Complexe** : un mouvement de terrain est complexe s'il subit au moins deux types de mouvements différents à la suite (en séquence) parmi les cinq types possibles retenus. Dans l'exemple de la figure B, les gneiss et les migmatites subissent un basculement en relation avec l'incision de la vallée. Des dépôts alluviaux remplissent le fond de la vallée. Après une phase de météorisation qui a fragilisé les matériaux basculés, une partie de la masse glisse ;
- **Composite** : un mouvement de terrain est dit composite s'il subit au moins deux types de mouvements différents parfois simultanément dans différentes parties de la masse déplacée. Dans l'exemple (figure I.17.C), les calcaires ont glissé sur un inter-lits argileux provoquant un basculement sous la base de la surface de rupture ;
- **Emboîté** : dans le cas de glissements emboîtés, ils sont du même type et très proches, mais indépendants. L'exemple (figure I.17.D) montre que le dernier glissement AB est du même type que le glissement DC, mais ils n'ont pas déplacé les mêmes matériaux et leurs surfaces de rupture sont distinctes ;
- **Multiple** : les mouvements de versants multiples montrent une répétition d'un même type de mouvement dans l'espace et le temps (figure I.17.E).

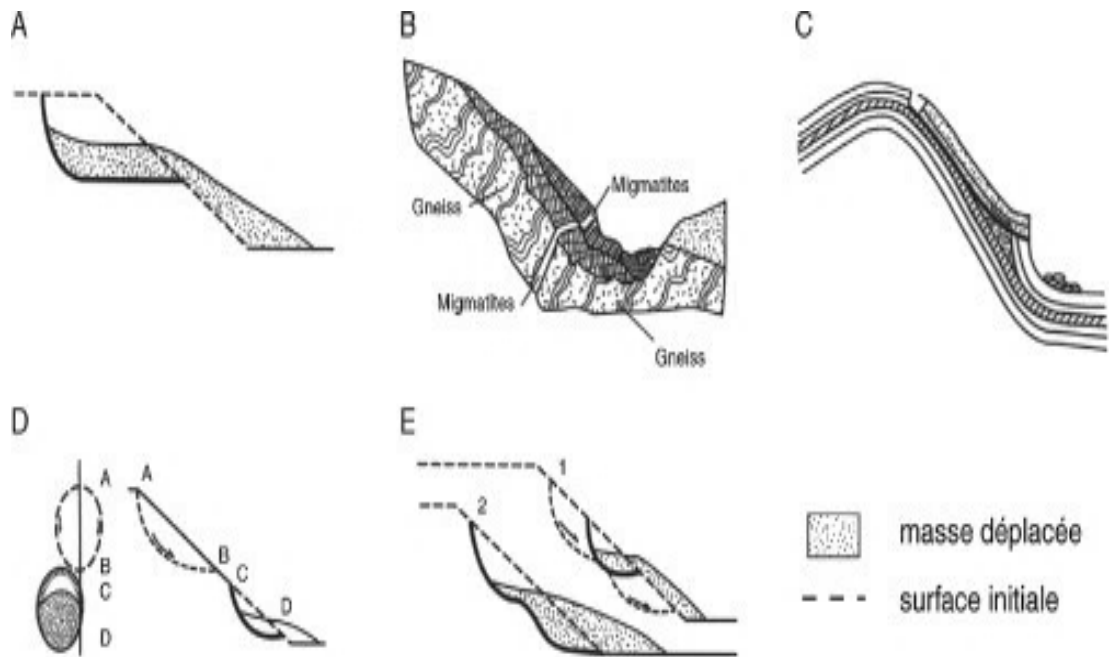


Figure I.17 : Morphologie d'un mouvement de terrain (Dikau, 1996).

I.5 Vitesse de déplacements des mouvements de versant

Les vitesses de déplacement peuvent être estimées ou mesurées de différentes manières et plus ou moins précisément. A partir des classes de vitesses définies par Varnes (1978), et actualisées par Cruden et Varnes (1996). Pour chacune de ces sept classes de vitesse, des types de réaction et des impacts significatifs en termes de vies humaines ou de dégâts aux constructions ont été proposés (Tableau I.4).

Tableau I.4. Définition de la vitesse d'un mouvement de versant et des types de réaction et des impacts significatifs en termes de vies humaines ou de dégâts aux constructions (Cruden et Varnes, 1996 ; Varnes, 1978).

Classe	Classe de mouvement	Vitesse de mouvement	Description
1	Extrêmement lente	moins de 16 mm/an	Les mouvements sont imperceptibles sans recours à des instruments de mesures très précis, pas de dommages aux structures construites avec précautions
2	Très lente	de 1,6 m/an à 16 mm/an	Quelques structures permanentes sont sans dommages ou si elles sont fissurées elles peuvent être réparées
3	Lente	de 13 m/mois à 1,6 m/an	Routes et structures insensibles peuvent être conservées avec de fréquents et lourds travaux de maintenance, si les mouvements totaux ne sont pas trop grands particulièrement pendant la phase d'accélération et les mouvements différentiels sur les marges du glissement sont distribués dans une large zone
4	Modérée	de 1,8 m/h	Les structures résistantes peuvent être maintenues en état si elles sont localisées à une courte distance

		à 13 m/mois	du pied de la masse déplacée ; les structures localisées sur la masse déplacée sont extrêmement endommagées
5	Rapide	de 3 m/min à 1,8 m/h	La fuite et l'évacuation sont possibles, structures, constructions et aménagements sont détruits par les masses déplacées
6	Très rapide	de 5 m/s à 3 m/min	Quelques personnes sont tuées en raison des trop grandes vitesses qui ne permettent pas à toutes les personnes de s'échapper ; destruction majeure
7	Extrêmement rapide	plus de 5 m/sec	Catastrophe majeure, les constructions exposées sont totalement détruites et de nombreuses personnes sont tuées par l'impact des matériaux déplacés ou par dislocation des masses déplacées

I.6 Magnitude des mouvements gravitaires

Le terme *magnitude*, appliqué aux mouvements gravitaires, désigne une mesure quantitative de l'ampleur de ces phénomènes. Contrairement à la définition sismique, où la magnitude reflète l'énergie libérée basée sur l'amplitude des ondes, la magnitude des mouvements gravitaires se concentre principalement sur le volume de matériaux déplacés, l'ampleur des destructions, et le nombre de pertes humaines (Maquai, 2002). Ces mouvements peuvent être classés selon leur impact, allant des phénomènes de faible magnitude, tels que les petits éboulements ou coulées mineures, limités en étendue et en risque, à des événements de magnitude extrême, impliquant des volumes supérieurs à 1 million de m³ et provoquant des dégâts considérables, souvent à l'échelle régionale ou internationale.

Les événements de faible magnitude, affectant des zones restreintes, ont des conséquences limitées sur les infrastructures et les populations. À l'inverse, les événements de forte magnitude, tels que les glissements de terrain catastrophiques, les effondrements de montagne ou les coulées volcaniques (lahars), causent des destructions massives, modifient durablement le paysage et peuvent entraîner des pertes humaines importantes.

Par la suite, nous citons quelques exemples illustrant la magnitude des mouvements gravitaires et leurs impacts :

- En 1983, l'Utah aux États-Unis a été frappé par des glissements de terrain et coulées de débris liés à El Niño, touchant 22 des 28 comtés et causant des dégâts évalués à des millions de dollars.
- En 1887, au Kazakhstan, une coulée de débris associée au séisme de Verny a déplacé 70 millions de m³ de régolithe (Yadav et Kulieshius, 1992).
- En 2000, un glissement à Yi Gong, Tibet, a déplacé 300 millions de m³ sur 8 km en 10 minutes, détruisant 2,5 km d'autoroute, bloquant une rivière, et inondant plusieurs villages (Zhou et al., 2003).

Ces cas illustrent la variabilité et les impacts potentiellement catastrophiques des mouvements gravitaires, soulignant la nécessité d'une meilleure compréhension et gestion des risques.

I.7 Définitions et clarifications des termes relatifs aux mouvements gravitaire

Jusqu'en 1984, la terminologie utilisée pour la cartographie des risques liés aux mouvements de masse était variée et souvent confuse, avec des termes tels que risque, aléa, danger, enjeu, susceptibilité, vulnérabilité ou densité se référant parfois aux mêmes types de cartes. Par exemple, en France, le terme « risque » est utilisé pour désigner ce que d'autres pays appellent « danger » (Antoine et Pachoud, 1976 ; Godefroy et Humbert, 1983 ; Abdallah, 2007). Cette confusion a été clarifiée par Varnes (1984), qui a établi des définitions précises pour différencier risque, aléa et vulnérabilité. Ces définitions, adoptées par la communauté d'ingénierie géotechnique internationale, ont permis de standardiser la terminologie et de faciliter l'analyse quantitative des mouvements de masse (Einstein, 1988 ; Carrara et al., 1992).

I.7.1 Aléa

L'aléa (*Hazard* en anglais) peut être défini comme la probabilité d'occurrence (P) d'un événement dangereux pour une durée, une zone ou une période spécifique (Dauphiné et Provitolo, 2005 ; Glade, 2001 ; Varnes, 1984). Il se définit par trois composantes principales : la nature du phénomène, son intensité, et sa dimension spatiale (Hallal, 2016). La composante temporelle étant difficilement accessible, l'aléa est généralement limité à sa composante spatiale. En pratique, l'aléa est exprimé pour une période de retour fictive, non quantifiée, mais supposée couvrir principalement la durée de vie des biens et des infrastructures liés à l'activité humaine. Fell (1994) a souligné que la confusion découle souvent du concept d'évaluation de l'aléa et a proposé que l'aléa soit le produit de la magnitude (M) (définie par l'intensité ou l'ampleur d'un phénomène ou d'un aléa, ou encore par le volume de sol déplacé, exprimé en m³) et de la probabilité d'occurrence des mouvements gravitaire. Cette relation est formalisée dans la formule (1) :

$$\text{Aléa (H)} = \text{Magnitude (M)} * \text{Probabilité (P)} \quad (1)$$

Fell (1994) a introduit le concept de probabilité pour distinguer clairement l'aléa, compris comme "danger", de notions telles que "chance" ou "probabilité", clarifiant ainsi les traductions des termes anglais *hazard* et *risk*. L'intensité de l'aléa, plutôt que sa probabilité, est évaluée en fonction des désordres potentiels et varie selon le type de mouvements de masse concernés, décrivant les conditions dans lesquelles ces phénomènes se produisent. Spieker et Gori (2000, 2003a et b) soulignent qu'une carte d'aléa idéale pour les mouvements de masse devrait non seulement indiquer les zones propices à l'occurrence des phénomènes, mais aussi les probabilités qu'un mouvement provenant d'une pente en amont atteigne ces zones.

I.7.2 Vulnérabilité

La vulnérabilité (V), le second volet du risque, exprime le niveau des conséquences potentiel prévisibles d'un phénomène naturel sur les enjeux. Les enjeux sont les domaines affectés par le risque, à savoir les hommes, leurs biens et les milieux dans lesquels ils vivent.

Chapitre I : Revue Bibliographique

On distingue la vulnérabilité humaine (nombre potentiel de décès, de blessés, etc.), la vulnérabilité socio-économique (dommages directs aux infrastructures, perturbations de l'activité économique) et la vulnérabilité des intérêts publics ou fonctionnels (perturbation de certaines fonctions sociales - circulation, santé, éducation, etc.). Elle est mesurée par un taux d'endommagement compris entre 0 et 1, un dommage nul donnant la valeur 0 et un dommage total la valeur 1. D'un point de vue théorique, il pourra être calculé en référence à la valeur initiale de l'élément exposé, avant endommagement (Leone et al., 1996). Morgan et al. (1992) et Fell (1994) introduisent l'équation de la vulnérabilité comme la somme de trois catégories de vulnérabilité, qu'ils définissent par l'équation (2) comme suit :

$$V = V(S) + V(T) + V(L) \quad (2)$$

Où :

- **V(S)** : Vulnérabilité spatiale, représentant la probabilité qu'un élément soit affecté par un mouvement de terrain en raison de sa position géographique.
- **V(T)** : Vulnérabilité temporelle, évaluant l'impact potentiel en fonction des variations temporelles de l'élément à risque (par exemple, une maison occupée ou non au moment de l'impact).
- **V(L)** : Vulnérabilité de vie, indiquant la probabilité de perte de vie des occupants ou la proportion de valeur perdue de l'élément impacté.

André Dauphiné (2005) a défini la vulnérabilité en deux catégories principales. La première, analytique, exprime les conséquences prévisibles d'un phénomène naturel sur les enjeux, en évaluant les dommages pour chaque niveau d'aléa. La seconde, synthétique, considère la vulnérabilité comme la fragilité d'un système et sa capacité à surmonter une crise provoquée par un aléa. Ces deux approches, bien que complémentaires, ne sont pas simples à mesurer. Les spécialistes des risques privilégient la conversion des différentes formes de vulnérabilité en une unité commune pour faciliter leur évaluation.

Mejía-Navarro et al. (1994) ont défini la vulnérabilité comme la prédisposition intrinsèque d'un élément à subir des pertes mentales ou économiques lors d'un événement dangereux d'intensité donnée. Elle inclut la sensibilité de l'écosystème, ainsi que les vulnérabilités économique et sociale. Prina et al. (2004) et Leone et al. (1996) ont élargi cette définition en identifiant quatre facteurs clés : physique, social, environnemental et économique, dont les valeurs, variant entre 0 (aucun impact) et 100 % (destruction totale), sont illustrées dans la figure I.18.

Chapitre I : Revue Bibliographique

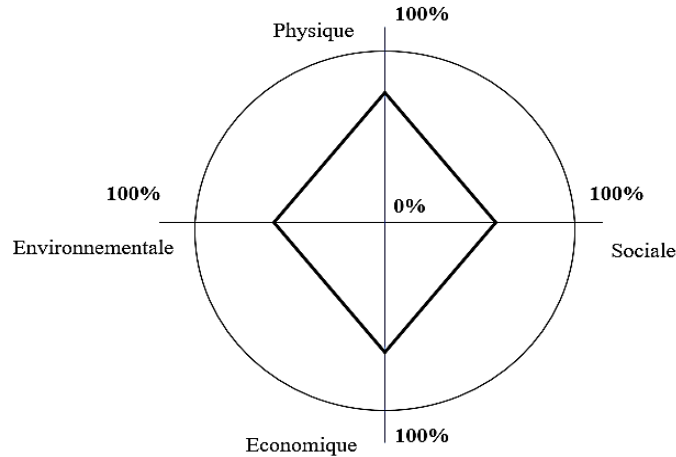


Figure I.18 : Répartition des valeurs des facteurs de vulnérabilité
(Leone et al., 1996 ; Prina et al, 2004).

La probabilité subjective est une expression du degré de croyance en l'occurrence d'un événement, basée sur l'expérience, les préjugés, l'optimisme, etc. d'une personne (Malczewski, 1999). La probabilité conditionnelle est la connaissance de la probabilité de l'hypothèse d'être vraie, en fonction d'un élément de preuve (Favre et al., 2000 ; De Araujo et al., 2004). Par exemple, on ne peut pas être certain que les glissements de terrain se produisent toujours dans les zones de convergence topographique. La connaissance peut être exprimée comme l'utilisateur étant 90% certain (c'est-à-dire probabilité = 0,9) que les glissements de terrain se produiront dans les zones de convergence topographique (Gorsevski et al., 2003).

I.7.3 Risque

Le risque est une notion composite, qui est proportionnelle à la vulnérabilité des constructions et infrastructures, ainsi qu'aux enjeux humains, économiques et environnementaux. Son évaluation mathématique est exprimée comme étant le produit entre l'aléa (H) et la vulnérabilité (V), conformément à Varnes (1984), comme le montre l'équation (3).

$$\text{Risque} = \text{Aléa} * \text{Vulnérabilité} \quad (3)$$

Le risque (R) est défini comme une mesure combinant la probabilité d'occurrence d'un glissement de terrain (P) et la gravité de ses effets, évaluée en termes de vulnérabilité (V). En réalité, la compréhension du risque est difficile à conceptualiser étant donné qu'il réside dans l'avenir, en particulier pour les processus de planification et de prise de décision, qui nécessitent une estimation de la planification préalable afin de pouvoir agir sur le risque à l'avance, avant que les catastrophes ne surviennent.

Selon Fell (1994), il représente le coût annuel prévu des dommages causés par les mouvements de masse dans une zone donnée. Le risque se calcule ainsi par l'équation (4) suivante :

$$\text{Risque} = \text{Probabilité} * \text{Vulnérabilité} \quad (4)$$

Chapitre I : Revue Bibliographique

Mejía-Navarro et al. (1994) ont introduit le terme « élément » dans la définition du risque, en le définissant comme la probabilité qu'une perte affectant un élément « e » se produise à la suite d'un événement d'intensité égale ou supérieure à « i ». Ainsi, le risque est considéré comme une fonction du danger géologique et de la vulnérabilité.

Fell et Hartford (1997) sont revenus sur la définition du risque en proposant une évaluation quantitative du risque (R(DI)) pour un individu, définie comme la probabilité annuelle de perte de vie. Basée sur les travaux de Morgan et al. (1992), cette évaluation est exprimée par l'équation suivante (5) :

$$R(DI)=P(H) \times P(S/H) \times P(T/S) \times V(L/T) \quad (5)$$

Où :

- P(H) est la probabilité annuelle de survenue du glissement de terrain,
- P(S/H) est la probabilité d'impact spatial, ou probabilité que le glissement de terrain affecte un bâtiment,
- P(T/S) est la probabilité d'impact temporel, ou probabilité que le bâtiment soit occupé,
- V(L/T) est la vulnérabilité de l'individu, définie comme la probabilité de perte de vie en cas d'impact.

Le risque combine les informations de probabilité d'une carte des risques de mouvements de masse avec une analyse de toutes les conséquences possibles, telles que les dommages matériels et les pertes humaines (Spieker et Gori, 2000).

Xie et Xia (2004) ont proposé une théorie systémique pour l'évaluation des risques liés aux glissements de terrain, rappelant les concepts de Varnes (1984). Ils définissent le risque comme la « probabilité de survenue d'un mouvement de terrain d'intensités variées et des pertes probables causées ». Ils distinguent deux types de risques :

- **Risque pur**, où il y a uniquement des pertes sans bénéfices,
- **Risque spéculatif**, où pertes et bénéfices coexistent.

Dans le cas des risques liés aux mouvement gravitaire, les pertes étant nettement supérieures aux éventuels bénéfices, ces risques sont considérés comme des risques purs. L'évaluation implique d'analyser la probabilité de survenue et les pertes potentielles associées. Le système d'évaluation des risques comprend trois éléments : l'évaluation du danger lié aux glissements, l'évaluation de la vulnérabilité et l'évaluation des pertes induites.

Cette clarification des termes liés aux mouvements gravitaires, tels que l'aléa, la vulnérabilité et le risque, souligne la nécessité de définir des solutions pour représenter et estimer ces éléments de manière précise. Dans ce qui suit, nous définirons les concepts de cartographie des mouvements gravitaires, de susceptibilité et d'évaluation.

I.8 Cartographie/zonage des mouvements gravitaire, susceptibilité et évaluation

I.8.1 Cartographie/zonage

Depuis les temps anciens, l'homme utilise des cartes pour représenter son environnement, des croquis préhistoriques sur les grottes aux tablettes d'argile gravées il y a 3

Chapitre I : Revue Bibliographique

000 ans. La cartographie a évolué avec les avancées technologiques, culminant au XX^e siècle grâce à la photographie aérienne et à la télédétection par satellite.

Dans notre cas, la cartographie est utilisée comme un outil conceptuel appliqué à l'aléa des mouvements de pente, permettant d'identifier et de délimiter les zones potentiellement exposées à des risques naturels.

Le terme « cartographie » ou « zonage » d'un aléa désigne la division d'un territoire donné en surfaces élémentaires, classées en degrés ou niveaux de danger, comme le définit Baldelli (1996), Borga (1997), Chung et Fabbri (1999), Codebo et al. (2000), Parise (2001), Vaunat et Leroueil (2002), Fernandez et al. (2003), Chau et Lo (2004), Ayenew et Barbieri (2005). Ces niveaux peuvent être exprimés de manière quantitative ou qualitative (faible, moyen, élevé, etc.) et traduisent l'intensité de l'aléa. Le microzonage reprend cette même définition, mais appliquée à des études à grande échelle (supérieure à 1:25 000) (Abdallah, 2007).

I.9.2 Susceptibilité

Avant d'évaluer l'aléa, il est nécessaire d'évaluer la susceptibilité des terrains à un type de mouvement donné dans une zone d'étude spécifique, c'est-à-dire la possibilité qu'un mouvement se produise dans une zone particulière sur la base des conditions environnementales locales (Fell et al., 2008), ce qui implique de déterminer le type de mouvement de terrain susceptible de se produire, les facteurs de prédisposition et l'endroit où ces facteurs sont spatialement réunis.

La sensibilité ou la susceptibilité à un aléa de mouvements de masse représente une constante de proportionnalité entre les causes des mouvements de masse et leurs effets. Elle mesure l'intensité locale maximale possible pour une combinaison donnée de causes. Le degré de sensibilité est connu si la réaction s'est déjà produite (traces, preuves), ce qui confirme, dans ce cas, la présence du danger et permet de déterminer leur magnitude. Si aucune trace n'est visible, l'intérêt doit se concentrer sur les causes et les facteurs (facteurs permanents, d'état, et facteurs déclencheurs, occasionnels), car la réaction, lorsqu'elle se produit, sera proportionnelle à leur combinaison. La récurrence des facteurs déclencheurs permet d'évaluer la probabilité d'occurrence de l'aléa. Les cartes de vulnérabilité fournissent une zonation des zones présentant des instabilités similaires ou des conditions favorisant les glissements de terrain. En revanche, une véritable carte d'aléa de glissement de terrain doit proposer une zonation des zones avec des probabilités similaires de glissements de terrain sur une période donnée, basée sur une analyse quantitative des données.

I.8.3 Evaluation

L'évaluation d'un aléa consiste à déterminer l'importance, la taille ou l'ampleur du danger lié aux mouvements de masse. Elle peut inclure la cartographie, mais également l'ensemble des procédures nécessaires pour comprendre l'aléa.

Dans le cadre de prévention de risques, cette évaluation s'effectue très généralement selon une démarche empirique, de type « expert », fondée sur les données disponibles au regard des connaissances du moment et sur les connaissances de l'expert (Antoine et al., 2000). Ainsi, ce dernier définit le(s) type(s) de phénomène(s) puis les rôles respectifs des

facteurs de prédisposition et de déclenchement pour placer une limite estimée la plus pertinente pour les 100 prochaines années. Cependant, la démarche reste difficile et est sujette à de nombreuses limites liées notamment : (i) à la nature discontinue dans le temps et l'espace des phénomènes ; (ii) à la qualité des informations disponibles (données historiques fiables et complètes, données spatiales incomplètes, etc.) ; (iii) aux difficultés d'identifier les causes des phénomènes ; (iv) aux erreurs d'appréciation inhérente à la personne en charge du dossier et son degré d'expertise (Thiery et Terrier, 2018).

L'évaluation de l'aléa revient à répondre à ces quatre questions : où, quand, comment et pourquoi le phénomène se produira ? Ainsi, Cela revient à évaluer la probabilité d'occurrence spatiale (susceptibilité : probabilité spatiale qu'un type de phénomène se produise sur un territoire pour différentes conditions environnementales locales), temporelle (période de retour) et de propagation d'un phénomène d'intensité donnée (Cruden et Fell, 1997 ; Antoine et al., 2000 ; Fell et al., 2005). Cela suppose que tous les phénomènes soient identifiés et classés (inventaire) et qu'ils se (re)produiront selon les mêmes conditions géologiques, géomorphologiques, hydrologiques et climatiques que les phénomènes connus.

Cependant, quantifier un niveau d'aléa reste un exercice difficile. En effet, les données nécessaires à une analyse complète et rigoureuse (incluant facteurs de déclenchement, date de déclenchement, âge, etc...) ne sont pas toujours disponibles et/ou insuffisamment détaillées. Par conséquent, fréquemment à l'échelle du bassin versant, seule la prédisposition des terrains à un type de phénomène est analysée, on parle alors d'une évaluation relative de l'aléa (Wu et al., 1996 ; Corominas et al., 2014).

Les notions de base énumérées auparavant clarifient les concepts nécessaires pour initier une étude de cartographie dédiée à un type de phénomène gravitaire, en tenant compte de sa morphologie, de sa typologie et des paramètres intrinsèques qui favorisent ces mouvements.

Pour cette étude, nous nous sommes focalisés davantage sur les glissements de terrain, étant donné que la wilaya de Skikda, est connue comme une ville de forte pluviométrie, où les glissements de terrain sont le phénomène le plus prépondérant par rapports aux autres mouvement gravitaires, qui ont un caractère géographique local, telle, la chute de pierres qui se manifestent pratiquement en deux zones connue (l'îlot de chèvres allant vers Stora, et la nouvelle route côtière de Collo).

I.10 Glissements de terrain

I.10.1 Introduction et généralités

I.10.1.1 Définition

Le glissement de terrain, un processus à la fois géologique et géomorphologique, est caractérisé par un déplacement généralement lent, évoluant à des vitesses allant de quelques millimètres par an à quelques mètres par jour, en fonction des mécanismes initiateurs, des matériaux considérés et de leur structure (Pacheco et al., 2023 ; Mahdadi et Boumezbear, 2019). Les glissements de terrain se produisent sur des pentes naturelles ou des talus artificiels, le long d'une surface de rupture identifiable (Valdés Carrera et al., 2021). Ils

impliquent une masse de terrain cohérente, dont le volume et l'épaisseur sont variables, allant de quelques mètres cubes dans le cas de glissements ponctuels de talus à plusieurs millions de mètres cubes pour les mouvements de grande ampleur, pouvant concerner l'ensemble d'un versant. Ce phénomène contribue significativement à façonner les paysages terrestres (Dewitte, 2006). En plus des pertes humaines et matérielles, les glissements de terrain entraînent également des dommages environnementaux importants, tels que l'érosion des sols, la déforestation et la destruction des habitats (Derin Cengiz et Ercanoğlu, 2022).

I.10.1.2 Description

Selon la classification de la société internationale de géologie de l'ingénieur (SIGI), un glissement de terrain est constitué des éléments suivants (Figure I.21) :

- **Escarpement principal (*Main Scarp*)** : C'est la surface inclinée, concave, limitant le glissement à son extrémité supérieure et prolongée en profondeur par la surface de glissement (Cicatrice d'arrachement).
- **Couronne (*Crown*)** : C'est la zone située au-dessus de l'escarpement principal, souvent peu affectée par les désordres. Seules quelques fissures ou crevasses témoignent de la mise en traction des terrains dans cette zone.
- **Tête (*Head*)** : C'est la limite amont du glissement et, plus particulièrement, la partie où le matériau glissé se trouve en contact avec l'escarpement principal.
- **Escarpement secondaire (*Minor Scarp*)** : C'est une cicatrice semblable à l'escarpement principal mais visible dans la masse remaniée. Ces escarpements confèrent à la masse en mouvement une structure en escalier.
- **Élément (*element*)** : Fraction de la masse glissée entre deux escarpements.
- **Flanc (*Side*)** : Limite latérale du glissement prolongeant l'escarpement principal.
- **Pied (*Foot*)** : Correspond à l'intersection aval de la surface topographique initiale. Le pied est souvent masqué par le bourrelet.
- **Extrémité inférieure ou Pouce (*lower extremity or thumb*)** : Zone avale du mouvement de terrain ou extrémité du bourrelet.
- **Rides transversales (*Transverse Ridges*)** : Elles se forment dans le bourrelet du mouvement de terrain, témoins d'effort de compression pouvant aboutir à des chevauchements dans le matériau.
- **Surface de rupture ou de glissement (*Fracture or sliding surface*)** : Surface séparant la masse glissée des terrains en place.
- **Corps (*Body*)** : partie centrale du glissement recouvrant la surface de rupture.
- **Fissures et crevasses (*Cracks and crevices*)** : Ruptures au sein du matériau se manifestant par des fentes de retrait importantes et des formes diverses suivant leur position. Nous pouvons distinguer trois grands types élémentaires : fissures de traction, fissures de cisaillement et fissures de compression.
- **Bourrelet (*Beading*)** : Toute surélévation locale due à une compression.
- **Niche d'arrachement (*Pull-out niche*)** : Partie de la surface de rupture mise à l'air libre par le départ des masses déplacées.
- **Langue (*Toe*)** : Partie avale de la masse glissée évoluée en coulée et donc très remaniée.
- Ces éléments sont représentés dans la figure suivante (I.19).

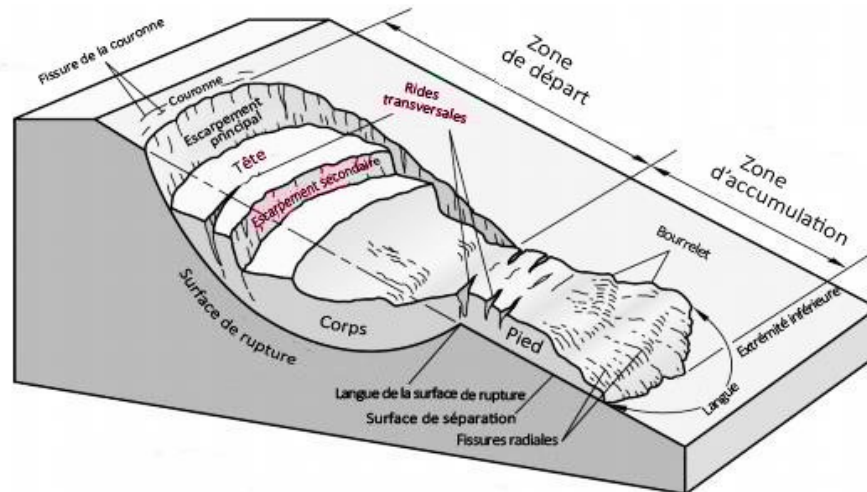


Figure I.19 : Modèle type d'un glissement de terrain (Varnes, 1978).

I.10.1.3 Classification

Les glissements de terrain peuvent être classés selon trois principaux critères : la forme de la surface de rupture (plane, rotationnelle ou complexe), la profondeur de la surface de glissement et la vitesse moyenne du déplacement.

I.10.1.3.1 Selon la forme de la surface de rupture

La définition de la surface de rupture joue un rôle primordial dans l'analyse et la reconnaissance des mouvements de terrain, car elle permet de mieux comprendre les mécanismes d'instabilité. Varnes (1978) et Flageollet (1989) ont proposé, pour la classification des talus et versants instables, un classement en fonction de la forme de la surface de rupture. Cette classification n'est qu'un exemple dans la multitude des classifications proposées depuis Collin en 1846, qui font intervenir l'ensemble des critères géologiques, géomorphologiques, dynamiques et cinématiques (Lebourg, 2000). Ils ont subdivisé les glissements de terrain en trois catégories principales : les glissements plans ou translationnels, le long des surfaces planes ; les glissements circulaires ou rotationnels, le long des surfaces convexes (courbées) et les glissements quelconques ou composites lorsque la surface de rupture est un mélange des deux types.

I.10.1.3.1.1 Translationnels

Ce sont tous les glissements qui se produisent à la faveur d'une surface de discontinuité, de faiblesse et de rupture préexistante (Hallal, 2016 ; Varnes, 1984). Cette surface peut être un niveau argileux ou argilo-limoneux de la couverture meuble ; la surface de contact entre la couverture meuble et le substratum lorsque celle-ci est régulière (surface de la couche, plan de schistosité, etc.) ; un niveau schisteux, argilo-marneux ou un joint stratigraphique du massif rocheux orienté selon la pente du versant (glissement couche sur couche) ; une discontinuité tectonique ; une faille ou un système de fractures prédominant, ou lorsque la longueur de la surface de rupture potentielle est très grande par rapport à l'épaisseur du terrain.

La ligne de rupture suit une couche mince de mauvaises caractéristiques sur laquelle s'exerce souvent l'action de l'eau. Ils se distinguent des glissements rotationnels par la forme

de leur niche d'arrachement ainsi que par la présence, en aval de l'escarpement principal, d'une zone dépourvue de végétation.

Ces glissements se caractérisent généralement par un unique escarpement et une surface de rupture visible plus étendue en aval de celui-ci (Mateso et Dewitte, 2014) (Figure I.20).

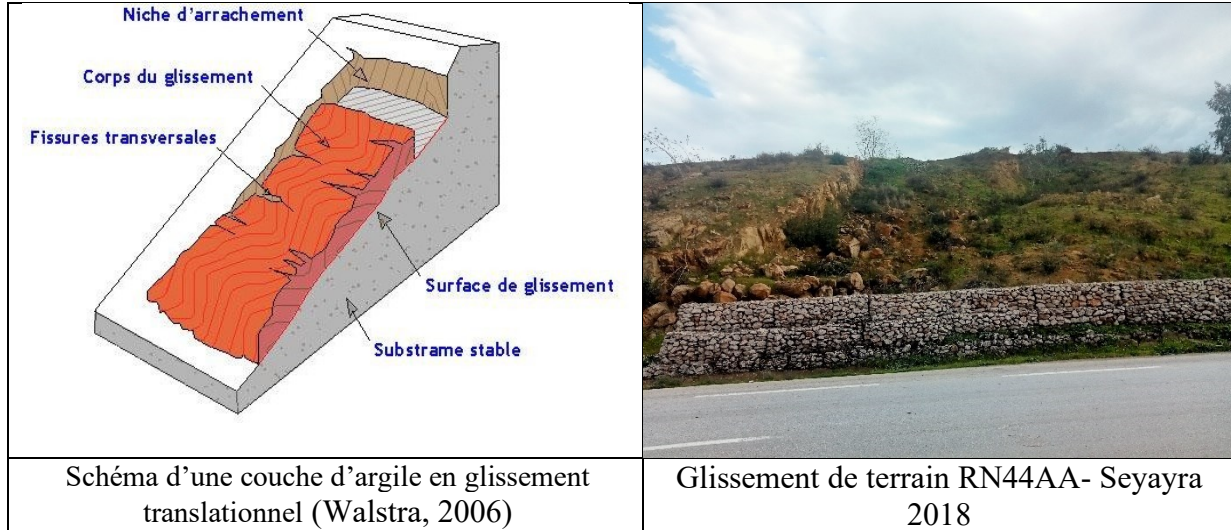


Figure I.20 : Schéma explicatif d'un glissement translationnel et illustration d'un glissement translationnel observé au niveau de la RN44AA- Seyayra 2018.

I.10.1.3.1.2 Rotationnels

Ces types de glissements sont considérés comme des mouvements bidimensionnels sur une surface de rupture théorique en forme de portion de sphère, impliquent la rotation de la masse glissée le long d'une surface de rupture incurvée et concave (Varnes, 1984). Ils se caractérisent par des dimensions et des volumes limités. Ces types de mouvements sont rares dans la nature mais assez fréquemment artificiellement provoqués, ils affectent principalement les formations meubles à forte cohésion, non stratifiées et peu litées, à base d'argiles et de limons (Léone, 1996).

La zone de départ se distingue par une rupture de pente marquée formant un escarpement principal, tandis que le corps du glissement présente une topographie bosselée avec des fissures et parfois des gradins (Figure I.21). La partie aval de ce type de glissement, présente quant à elle, une morphologie en forme de bourrelet, résultant de la pression exercée à l'amont et de la forme concave de la surface de rupture, favorisant une déstructuration accrue du terrain, dont le remaniement interne varie selon la nature des sols et peut s'étendre de quelques mètres carrés à plusieurs kilomètres carrés (Hallal, 2016).

Ce type de glissement peut être plus compliqué, souvent désigné comme complexe. Il s'agit d'un ensemble de glissements multiples imbriqués les uns dans les autres en raison de la suppression de la butée causée par un glissement précédent, ce qui entraîne des glissements successifs remontant vers l'amont.

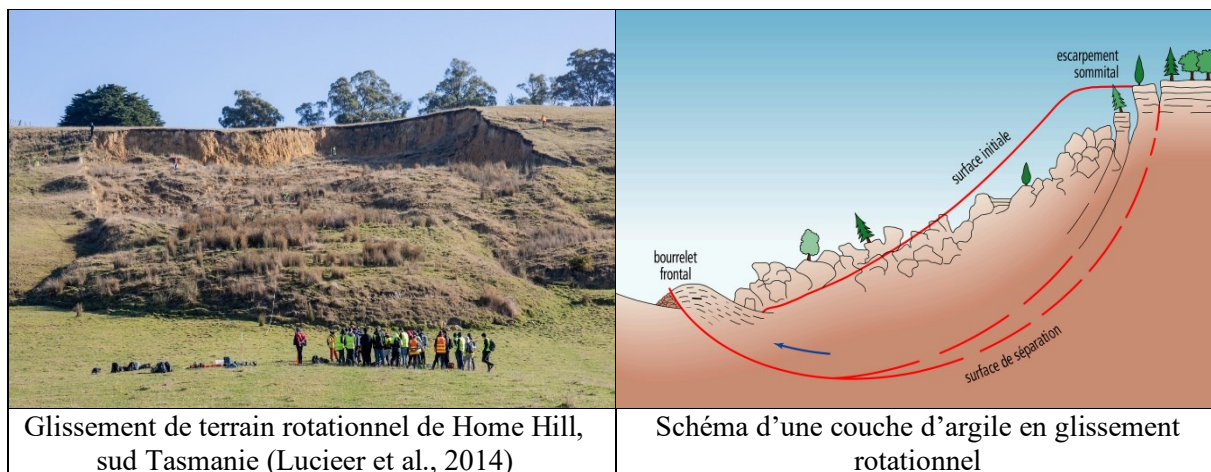


Figure I.21 : Glissement de terrain de forme rotationnel.

I.10.1.3.1.3 Quelconques ou complexes

Les glissements complexes présentent souvent une surface de rupture non circulaire (Figure I.22), résultant de diverses causes telles que l'anisotropie de structure, l'anisotropie mécanique, les caractéristiques mécaniques variant en profondeur, ou encore la suppression d'une butée de pied entraînant une rupture régressive ou un effondrement (Varnes, 1978 ; Brunsten, 1984). Ces facteurs peuvent conduire à des glissements en escalier, caractérisés par une topographie en escalier formée par un ensemble de glissements en courbes peu profonds. Le mouvement est très semblable au glissement rotationnel dans son allure externe, mais la (ou les) surface(s) de rupture est (sont) de forme générale convexe et passe (nt) au travers de différents niveaux de faiblesse du massif. On distingue également les glissements par suppression de la butée, entraînant l'effondrement d'un coin de terrain, ainsi que les glissements composés, qui sont une combinaison des différents types de glissements décrits précédemment. La géométrie des couches peut influencer la surface de rupture, créant une composition d'éléments plans et d'éléments courbes. Ainsi, la complexité de ces glissements réside dans la combinaison de ces facteurs, menant à des surfaces de rupture aux géométries variées et aux mécanismes de rupture multiples.

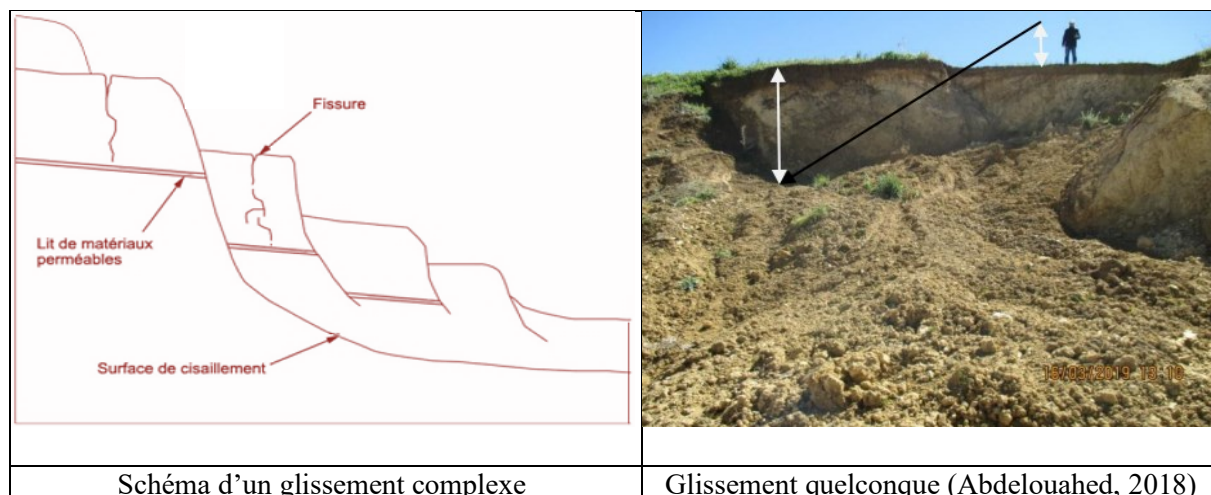


Figure I.22 : Glissement de terrain complexe.

I.10.1.3.2 Selon la profondeur de la surface de rupture

Les glissements de terrain peuvent être classés selon la profondeur de la surface de rupture, ce qui permet de distinguer les glissements superficiels, affectant uniquement les formations superficielles, et des glissements profonds impliquant également le substratum (Fressard, 2013). En fonction de la profondeur de cette surface de rupture, ils peuvent être subdivisés en deux catégories principales, comme proposé par Varnes (1978) et Flageollet (1996) (voir Tableau I.5).

Tableau I.5. Classification des glissements de terrain selon la profondeur de la surface de glissement (Varnes, 1978 ; Flageollet, 1996).

Glissement	Surface de glissement
Superficiel	0 - 2 m
Semi-profond	2 - 10 m
Profond	10 - 30 m
Très profond	> 30 m

I.10.1.3.2.1 Les glissements de terrain superficiels

Les glissements superficiels, souvent déclenchés par une saturation du sol due à des précipitations intenses, se produisent lorsque la couche superficielle en équilibre limite se dégrade temporairement, entraînant des arrachements exposant les couches sous-jacentes. Ils se distinguent des glissements profonds par une profondeur inférieure à 2 mètres (tableau I.5). La plupart de ces phénomènes présentent une composante translationnelle, affectant uniquement l'épaisseur de la formation superficielle, qui repose généralement sur un substratum rocheux (Figure I.23), et souvent constituées de sols nus ou peu végétalisés. Les glissements de terrain rotationnels superficiels peuvent également être référencés (Varnes, 1978) ; ces phénomènes affectent les parties supérieures et médianes des versants disposant d'une épaisseur suffisante de formations superficielles. D'autres cas de glissements superficiels de berge sont fréquemment observés le long des cours d'eau soumis à une dynamique d'incision. Ces glissements, majoritairement actifs, se distinguent par la fraîcheur des formes visibles sur le terrain, témoignant soit d'un premier déclenchement, soit d'une réactivation de mouvements préexistants (Fressard, 2013).

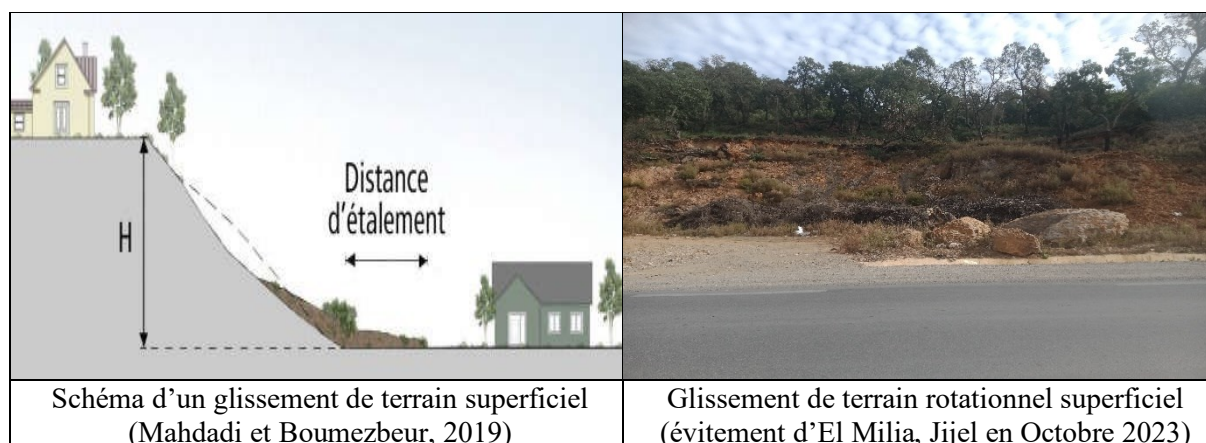


Figure I.23 : Glissement de terrain superficiel.

I.10.1.3.2 Les glissements de terrain profonds

Le glissement profond est caractérisé par la présence de niches d'arrachement, généralement multiples, bien marquées, avec un déplacement d'une masse de matériaux meubles ou rocheux le long d'une ou de plusieurs surfaces de glissement situées en profondeur et de moindre résistance. En particulier, on parle de glissement profond lorsque l'épaisseur de la couche glissée se situe entre 10 et 30 mètres, tandis qu'au-delà de 30 mètres, voire quelques centaines de mètres dans des cas exceptionnels, il est qualifié de glissement très profond. Les volumes de terrain mis en jeu sont alors considérables. La figure I.24 illustre un cas réel de ce type de glissement.



Figure I.24 : Glissement de terrain survenu à Saint-Jude le 11 mai 2010 (photo : La Presse canadienne / Graham Hughes).

I.10.1.6 Les cause des glissements de terrain

L'analyse des causes des glissements de terrain met en évidence un certain nombre de paramètres qui interviennent à différentes échelles de temps et regroupés en deux catégories principales : les facteurs de prédisposition, et les facteurs déclenchants. Les processus à l'origine de ces phénomènes sont rarement attribuables à une seule cause et dépendent de multiples paramètres tels que la géologie, le relief et l'exposition, qui déterminent la prédisposition générale du terrain aux instabilités. Ces facteurs de prédisposition, également appelés facteurs permanents ou de pré-conditionnement, sont généralement quasi-statiques, contrairement aux facteurs déclenchants, comme les précipitations intenses ou les séismes, qui sont dynamiques (Hammadi, 2011). Les glissements de terrain, bien que souvent d'origine naturelle, peuvent être exacerbés par les activités humaines, soulignant la nécessité d'une compréhension approfondie de l'interaction entre ces facteurs pour mieux appréhender ces phénomènes. Par ailleurs, une pente peut aussi être déstabilisée rapidement, soit à la suite de l'érosion par une rivière au pied du versant, soit, mais plus rarement, suite à un tremblement de terre.

I.10.1.6.1 Facteurs de prédispositions

Le processus qui mène à une telle instabilité commence en fait dès la formation de la roche, c'est à dire lorsque les propriétés chimiques et physiques de celle-ci sont bien établies. Ces propriétés déterminent notamment son comportement face à l'altération et à l'érosion. Les glissements de terrain résultent d'un changement de l'équilibre des forces dans le versant (rapport entre forces résistantes et forces motrices, qui définit également le facteur de sécurité), à la suite de processus physiques et/ou chimiques qui, à leur tour, dépendent de différents facteurs. Les facteurs de prédisposition correspondent aux conditions intrinsèques d'un versant et ne sont pas susceptibles de changer au cours du temps, échelles comprises entre 10^4 et 10^6 années (Mahdadi et Boumezbeur, 2019). Il s'agit des conditions environnementales de lente évolution à l'échelle du phénomène de glissement de terrain, qui décrivent le contexte étudié en fonction notamment de la nature géologique du sol et sous-sol, des conditions géotechniques des terrains, de la morphologie et de la topographie et les conditions hydro climatique de surface. Certaines de ces conditions, prises isolément ou par combinaison avec d'autres, peuvent être propices à générer un déséquilibre du versant.

I.10.1.6.1.1 Facteurs géologiques et hydrogéologiques

Les facteurs géologiques sont souvent intrinsèques aux massifs de sols ou de roches, ils affectent sa stabilité mais aussi sa résistance à la dégradation en fonction de la présence de matériaux fragiles, altérés, cisailés ou fissurés qui se nomment matériaux favorables à la rupture. Les glissements de terrain sont particulièrement marqués dans les zones où affleurent des roches argileuses, argilites, marnes, schistes, boues et flysch. La présence de ces types de roches favorise l'occurrence des glissements de terrain (Chebbani et al., 1999). L'altération est un processus lent qui dégrade les matériaux. La raison première de cette altération sont les conditions climatiques, en particulier le rôle de l'eau sous toutes ses formes. Par exemple, la production d'argile d'altération dans un massif rocheux a un impact négatif sur la stabilité de celui-ci (Pollet, 2004). La tectonique régionale induit d'importantes contraintes dans le massif rocheux, surtout dans les secteurs où il existe de grands accidents du type chevauchement, ou d'importants réseaux de fracture. Les mouvements tectoniques provoquent aussi de nombreux séismes, surtout en milieu montagneux. Ces séismes engendrent la fragilisation des formations rocheuses par l'apparition de fractures. En conséquence, les glissements de terrain se manifestent fréquemment dans des régions où se produisent des événements morpho-tectoniques, qu'ils soient mineurs ou majeurs, tels que la subsidence, les failles, les plis, les linéaments et les fissures, qu'ils soient récents ou anciens.

Le déchargement de la nappe phréatique engendre la diminution de la pression interstitielle, permettant aux formations auparavant sous contrainte de se relâcher, et aux talus de maintenir temporairement des pentes raides. Alors que le chargement de la nappe rétablit la pression interstitielle qui fait diminuer, par son augmentation, la résistance au cisaillement du sol jusqu'à atteindre la rupture qui se manifeste alors sur le talus (fissure par traction, escarpement des berges etc..). Les eaux souterraines en mouvement exercent une pression sur les particules de sol, ce qui peut provoquer une instabilité sur les pentes. L'eau souterraine dissout également les matériaux de cimentation des sols, ce qui réduit la résistance mécanique

du sol. Les eaux souterraines perchées exercent une poussée ascendante sur les lits superposés, ce qui contribue à déclencher les glissements de terrain (Anderson et Burt, 1978).

I.10.1.6.1.2 La nature et les caractéristiques mécaniques des terrains

La stabilité des versants est fortement conditionnée par la nature des matériaux et leur comportement géotechnique, qui jouent un rôle déterminant dans les phénomènes d'instabilité. Les sols à grains fins, en particulier les argiles, représentent les cas les plus critiques en matière de stabilité des pentes (Bendjeddou, 2015). Les formations superficielles récentes, souvent non consolidées et recouvrant des pentes abruptes, sont particulièrement vulnérables et sujettes à l'instabilité.

Les formations anisotropes, telles que les couches stratifiées, présentent fréquemment des alternances de niveaux durs et tendres, comme les marno-calcaires, dont les propriétés mécaniques et hydrauliques spécifiques s'avèrent souvent défavorables à la stabilité. Par ailleurs, les terrains ayant subi de grands glissements anciens, dits fossiles, sont fragilisés et restent sensibles à des perturbations d'origine naturelle ou anthropique.

I.10.1.6.1.3 Action de la pesanteur

La pesanteur constitue le principal moteur des mouvements de terrain, qui apparaissent généralement dans des pentes plus ou moins abruptes. La stabilité d'un bloc dépend du rapport entre les forces stabilisantes (résistantes) et déstabilisantes (motrices), un concept qui se traduit par le facteur de sécurité (F_s). Si ce facteur est inférieur à 1, cela indique une rupture de l'équilibre, tandis qu'un facteur supérieur ou égale à 1 signale la préservation de cet équilibre. L'augmentation du poids d'un bloc ou d'une portion de terrain, essentiellement liée à l'augmentation de la saturation du sol, accroît les forces déstabilisantes, réduisant ainsi le rapport F_s jusqu'à atteindre le seuil critique d'équilibre avant rupture. De plus, l'action de la pesanteur en tant que facteur de mouvement est étroitement liée à l'action anthropique, car le plus souvent l'homme modifie les conditions environnementales, provoquant des changements qui peuvent approcher, voire dépasser, la limite de rupture. Cela peut se faire par surcharge ou par la suppression de la butée à la base d'une pente (Besson, 1996).

I.10.1.6.1.4 Facteurs géomorphologiques

La géomorphologie comprend la morphologie de la pente d'une région donnée, c'est-à-dire l'angle et l'aspect (orientation) de la pente, ainsi que leurs caractéristiques physiques telles que les escarpements, la courbure (concave ou convexe), les orteils bombés, etc. (Mahdadi et Boumezbeur, 2019). Ainsi, la stabilité d'un versant montagneux dépend à la fois de la nature géologique des formations qui le composent et de sa morphologie (Martins-Campina, 2005). L'angle de la pente a un impact direct sur l'instabilité des terrains. En effet, il existe de nombreux éléments qui interviennent dans la modification de la morphologie d'un versant (érosion torrentielle, érosion glaciaire, érosion météorique, facteurs anthropiques, etc.). Une augmentation de la pente modifie la contrainte interne de la roche ou du sol, ce qui accroît la contrainte de cisaillement et perturbe l'équilibre du talus (Záruba et Mencl, 1982). C'est pourquoi la plupart des glissements de terrain se produisent le long de pentes de 20° à 25° ou plus (Cardinali et al., 2002). De même, l'inclinaison du talus, ainsi que la hauteur de celui-ci détermine l'ampleur de la force gravitationnelle exercée sur la pente. Une pente

Chapitre I : Revue Bibliographique

abrupte et longue sera ainsi plus susceptible aux détachements de sol et à l'érosion qu'une pente faible et courte. L'inclinaison et la hauteur de la pente viendront aussi influencer la vitesse d'écoulement de l'eau et donc le potentiel d'érosion causé par les précipitations. Ces changements de pente peuvent résulter de processus naturels, comme l'élévation des montagnes due à des forces tectoniques, l'érosion fluviale à la base des pentes, ou encore des coulées de débris. Les activités humaines, telles que l'excavation, l'agriculture et le dynamitage, contribuent également à ces modifications.

De plus, l'orientation des pentes est fortement influencée par le microclimat et la couverture végétale, ce qui impacte le développement du sol et l'intensité des mouvements de terrain. Les pentes exposées au sud et à l'ouest sont plus chaudes, présentent des taux d'évaporation plus élevés et une capacité de rétention d'eau inférieure à celle des pentes exposées au nord et à l'est, notamment dans les environnements méditerranéens (Abdallah et al., 2015 ; Boukhelkhal et Bourbia, 2014 ; Abdallah, 2007). Cependant, l'orientation nord, bien qu'étant considérée comme un potentiel de risque élevé pour l'occurrence des glissements de terrain, peut perdre son impact dans certains cas en raison d'activités humaines telles que le changement d'utilisation des terres et la construction de routes. En conséquence, l'orientation sud a le plus grand effet sur la survenue des glissements de terrain (Sefidgari, 2002). La longueur de la pente joue un rôle moins crucial dans les mécanismes de mouvements de masse que son gradient et son orientation (Kelley, 1983 ; Roose, 1994). Toutefois, lorsqu'elle est associée à l'angle de la pente, représenté par le facteur LS (Length of slope), sa longueur peut avoir un impact significatif. En effet, sous des précipitations similaires, des pentes plus longues peuvent accumuler un volume d'eau plus important, ce qui, combiné à une pente raide, accentue l'effet de la pesanteur (Mutcher et Greer, 1980). Par ailleurs, la forme (courbure) et la position des pentes sont des facteurs majeurs influençant l'initiation des glissements de terrain (Montgomery et Dietrich, 1994 ; Brunsden, 1999). Dans ce contexte, les pentes très rugueuses présentent une plus grande vulnérabilité à ces mouvements, car les variations de gradient facilitent l'infiltration des eaux de pluie dans le sol.

La proximité des rivières par rapport aux pentes est un facteur important dans l'augmentation de l'occurrence des mouvements de masse. Bien que la sensibilité aux glissements de terrain soit maximale le long de la crête, des glissements peuvent également se produire le long des rives des rivières et des fossés (drainages améliorés). Cette proximité est contrôlée par l'indice d'humidité topographique (TWI), qui reflète l'interaction entre la topographie et l'humidité du sol, influençant ainsi le comportement hydrique et la stabilité des pentes.

I.10.1.6.1.5 La couverture végétale

La végétation limite les mouvements des débris présents le long des pentes de deux manières : d'une part, par des mécanismes hydrologiques (capacité d'infiltration dans les sols, humidité du sol, niveau de la nappe phréatique, etc.) et, d'autre part, par des effets mécaniques (longueur des racines). Les végétaux renforcent également la résistance au cisaillement des sols inclinés, principalement grâce au développement de leurs systèmes racinaires (Bo et al., 2008). Cet effet de renforcement est particulièrement marqué en surface, à des profondeurs inférieures à 1 ou 2 mètres, car seules certaines espèces d'arbres peuvent atteindre des

profondeurs plus importantes et y développer des racines étendues. C'est pourquoi les glissements de terrain en profondeur sont difficiles à prévenir uniquement par cette technique.

Les racines de fort diamètre agissent généralement comme des ancrages, renforçant le sol de manière similaire à du béton armé avec des tiges d'acier. Les racines plus fines peuvent également améliorer la cohésion des sols, en particulier si elles traversent la surface de glissement (Stokes et al., 2009). Dans les sols peu profonds, les racines des arbres peuvent s'étendre à travers tous les horizons du sol et s'ancrer dans des fissures de la roche mère (Wu et al., 1979). De plus, une couverture végétale étendue aide à prévenir l'érosion éolienne et pluviale, contribuant ainsi au maintien de l'horizon superficiel du sol.

I.10.1.6.1.2 Les facteurs déclenchants

Ils correspondent à l'action naturelle ou anthropique nécessaire au déclenchement d'un glissement de terrain, et qui provoque une accélération marquée du mouvement conduisant à la rupture. Cette action déclenchante peut être liée à un ou plusieurs stimuli externe (pluie intense, séisme, érosion régressive brutale, terrassement, etc.) (Varnes, 1978 ; Cruden et Varnes 1996). Cela se traduit par une réponse presque immédiate du versant qui se met en mouvement. Dans cette partie, on traitera des facteurs déclenchants que sont les séismes et les différentes actions de l'eau. Il faut toutefois noter que ces facteurs peuvent aussi être des facteurs de préparation à la rupture. Ces facteurs sont soit de courtes durées soit durée prolongée (échelle comprise entre quelques jours et quelques mois, voire quelque année).

Les facteurs de déclenchement sont liés à des phénomènes météorologiques et hydrologiques extrêmes, à des phénomènes sismiques et/ou à des activités anthropiques ponctuelles. Ils provoquent presque immédiatement des glissements de terrain en augmentant rapidement les contraintes ou en diminuant la résistance des matériaux de la pente (Wieczorek, 1996).

I.10.1.6.1.2.1 Conditions climatiques

Les conditions climatiques, englobant les précipitations, les températures et les vents, exercent une influence majeure sur l'occurrence des glissements de terrain. Ces facteurs agissent en tant que déclencheurs potentiels, modifiant les équilibres naturels des sols et des roches.

Les précipitations intenses, par exemple, saturent les sols et augmentent la pression interstitielle, réduisant ainsi la résistance au cisaillement. De même, les variations de température provoquent des cycles de gel et de dégel, fragilisant les matériaux rocheux, tandis que les vents peuvent accélérer l'érosion en surface, contribuant à l'instabilité des versants.

Les précipitations jouent un rôle direct dans le déclenchement des mouvements de masse en réduisant la résistance au cisaillement des sols et en rendant les terrains gorgés d'eau plus plastiques, ce qui entraîne des déplacements de masse sous leur propre poids ; les glissements de terrain surviennent souvent lors de périodes pluvieuses prolongées, de la fonte des neiges ou après une longue période humide, par le biais de mécanismes tels que l'augmentation de la pression interstitielle dans les sols saturés causée par des épisodes pluvieux exceptionnels ou la fonte des neiges, qui diminue la résistance au cisaillement. En effet, ils existent généralement une forte corrélation entre les événements pluvieux de forte

intensité et l'apparition de mouvements de terrain (Cojean, 1994, Flageollet et al., 1999, De Vita & Reichenbach, 1998 et Crosta, 1998, Malet, 2005). De plus, la saturation des sols (S_r) due à l'infiltration qui augmente le poids moteur, la réduction de la consistance des argiles lorsque leur teneur en eau (W) atteint la limite de liquidité (WL), entraînant une transition de l'état plastique à l'état liquide. Par ailleurs, la perte de succion (ψ) dans les sols due au remplacement des vides d'air par de l'eau, et enfin, l'excès d'eau dans les bassins versants, qui accroît les flux dans les cours d'eau et provoque des inondations extrêmes, entraînant l'érosion des pieds de pente naturelles et augmentant le risque de glissements de terrain en réduisant la résistance à la base des falaises.

Les variations de température (ΔT) induisent des contraintes thermiques mécaniques ($\sigma_{\text{thermique}}$), provoquant des dilatations lors des hausses et des contractions lors des baisses, ce qui peut fragmenter les roches ou les sols, ou entraîner des déformations flexionnelles dans les formations de faible épaisseur. Ces phénomènes de dilatation et contraction dépendent non seulement de la couleur du matériau, mais aussi de son hétérogénéité, qui engendre des déformations différentielles internes. La température influence fortement les processus d'altération physico-mécanique et la stabilité des sols. Elle agit sur la gélivation, en modifiant la vitesse de refroidissement, la durée de gel et la température minimale, tout en étant affectée par l'ensoleillement, qui amplifie les cycles gel-dégel mais réduit la saturation des sols par évaporation (Gunzburger et al., 2004). Elle impacte également les eaux souterraines en augmentant la conductivité hydraulique via la diminution de la viscosité et en provoquant une dilatation thermique, pouvant élever le niveau de ces eaux. Ces mécanismes combinés réduisent la stabilité des pentes naturelles (Rathnaweera et al., 2013).

Les effets du vent sur la stabilité des pentes se manifestent indirectement par l'impact sur la végétation, réduisant l'humidité et augmentant les risques d'incendie, ou par la charge latérale des vents violents qui fragilise les arbres. Sur les versants rocheux, le vent modifie la température et le degré de saturation des roches, favorisant l'évaporation et influençant les processus de gélivation.

I.10.1.6.1.2.2 Rôle des secousses sismiques

La stabilité d'un talus ou d'une pente est définie par l'équilibre interne entre les forces motrices, responsables des mouvements, et les forces stabilisatrices, qui s'opposent aux déplacements. Tant que cet équilibre est maintenu, le terrain reste stable (Tien Bui et al., 2017 ; Guillard et Zezere, 2012). Cependant, lorsqu'une perturbation, comme un séisme, survient, cet équilibre peut être rapidement modifié. Les séismes génèrent des ondes sismiques, à la fois longitudinales, transversales (ondes de volume) et de surface (ondes de Love et de Rayleigh), qui introduisent une sollicitation dynamique supplémentaire (Durville, 2000 ; Durville et Sève, 1996). Ces ondes augmentent brutalement les forces motrices en ajoutant des composantes horizontales et verticales aux contraintes existantes, modifiant ainsi l'équilibre des forces. Ce déséquilibre, résultant soit d'une action mécanique directe, soit d'une modification des pressions interstitielles, peut entraîner des mouvements de terrain immédiats, tels que des glissements, des coulées ou des chutes de blocs, ainsi que des dégradations majeures des infrastructures en raison de la thixotropie des sols. À plus long terme, l'augmentation de la fissuration du massif rocheux réduit sa résistance mécanique,

tandis que les fissures élargies favorisent une infiltration accrue des eaux. Cela peut engendrer des cycles de gel-dégel, aggravant l'éclatement des matériaux et conduisant, éventuellement, à la rupture complète du massif.

Les ruptures liées aux tremblements de terre se manifestent principalement dans les zones où les ondes sismiques sont amplifiées par la topographie, notamment au sommet des pentes (Densmore et Hovius, 2000). Par ailleurs, ces séismes peuvent également déclencher des glissements de terrain à des altitudes plus basses, voire dans des régions de faible relief, en raison de la liquéfaction des matériaux meubles (Ewitt, 2006).

I.10.1.6.1.2.3 Facteurs anthropiques

L'occurrence spatiotemporelle des glissements de terrain de nature purement géologique est liée primordialement aux facteurs de prédisposition, telle ; la lithologie et la texture du sol (cohésion, degré de saturation), la végétation (type, densité), la morphologie (la topographie). Les activités d'aménagement du territoire influencent de manière significative l'intensité de ce phénomène. Parmi ces activités, on retrouve le déboisement, la création de terrasses pour l'agriculture, le labour du sol, l'élimination des fragments rocheux, l'abandon et la régénération des terres, les brûlis incontrôlés et le surpâturage (Cherkaoui et Al Heib, 2014, July). Ces pratiques modifient continuellement la topographie, altérant les pentes naturelles et, dans certains cas, constituant la cause principale de ces risques naturels.

L'intervention humaine agit également sur la morphologie des terrains et les conditions hydrauliques initiales. Selon Chamley (2002), des travaux tels que l'excavation de butées d'un talus naturel pour la construction de routes ou la modification des flux d'eau par l'édification de murs de soutènement peuvent perturber l'équilibre naturel des pentes.

Les activités humaines non réglementées, telles que les opérations minières, le développement résidentiel et les infrastructures de transport, fragilisent les pentes stables. Les mines déstabilisent les terrains, tandis que l'arrosage, les fuites et les vibrations des équipements de construction ou du trafic intense augmentent les contraintes mécaniques. La surexploitation des nappes phréatiques et la perte de l'ancrage racinaire aggravent cette instabilité, favorisant les glissements de terrain. La construction d'ouvrages sur des versants provoque de fréquents glissements avec surcharge et génération de fortes pressions interstitielles ou bien une diminution de la perméabilité des sols sous-jacents avec une perturbation de l'écoulement de la nappe et augmentation des pressions interstitielles (Besson, 1996). Le déboisement d'un versant entraîne fréquemment, et dans un délai généralement assez court, l'apparition de glissement de terrain, le risque associé au déboisement est grand lorsque celui-ci est accompagné d'un dessouchage qui désorganise le terrain en profondeur et favorise ensuite la pénétration des eaux dans la masse.

Dans cette partie, nous avons détaillé toutes les informations relatives aux glissements de terrain, en offrant un aperçu général des mouvements gravitaires auxquels ils appartiennent. Nous avons également établi une classification des types de glissements de terrain, analysé leurs causes et décrit leurs mécanismes, tout en identifiant les facteurs déclencheurs. Cette clarification permet d'introduire le contexte de la gestion de ces phénomènes par la création de cartes d'inventaire, de risque et de susceptibilité.

Dans cette partie, les éléments fondamentaux de la cartographie géotechnique de la susceptibilité aux glissements de terrain ont été détaillé. Ainsi que d'autres aspects complémentaires seront expliqués dans la section suivante ; à savoir la cartographie de l'inventaire des phénomènes passés et des risques, et l'analyse de la sensibilité des zones à risque, qui constitue le cœur de notre travail de thèse.

I.10.2 Description des éléments de base de la cartographie géotechnique de la susceptibilité aux glissements de terrain

I.10.2.1 La susceptibilité aux glissements de terrain

La susceptibilité aux glissements de terrain, selon Guzzetti et al. (2005), est définie comme la probabilité d'occurrence de ces événements en tenant compte d'un ensemble de facteurs géoenvironnementaux prédisposants. En revanche, le risque de glissement de terrain dépasse cette notion de vulnérabilité en englobant également la distribution spatiale (emplacement), la magnitude (volume, intensité, surface) et la période prévue pour la survenance du glissement (Guzzetti et al., 1999).

Le risque de glissement de terrain évalue la probabilité et l'ampleur des conséquences néfastes qu'un tel phénomène peut avoir sur la santé, les biens et l'environnement (Ercanoglu, 2008). Ainsi, l'analyse des risques doit intégrer trois éléments clés : le danger, la vulnérabilité et l'exposition (Catani et al., 2005). Selon Crozier et Glade (2010), la vulnérabilité aux glissements de terrain correspond au degré de perte attendu associé à un certain niveau d'intensité du risque. L'évaluation de cette vulnérabilité nécessite donc une compréhension approfondie des éléments exposés au risque (personnes ou biens), de leur localisation par rapport aux zones susceptibles de glissement, de leur exposition, ainsi que des caractéristiques spécifiques des glissements de terrain, telles que la distance parcourue, le volume, la vitesse et la surface affectée (Dai et al., 2001).

I.10.2.2 La cartographie du risque des glissements de terrain

La cartographie du risque des glissements de terrain établit un lien essentiel entre l'aléa et les conséquences potentielles sur les enjeux exposés (. Elle s'articule autour de quatre niveaux de cartes, chaque niveau présente une complexité croissante et une précision variable dans la prévision des phénomènes.

Le premier niveau comprend les **cartes d'inventaire des glissements de terrain** (*landslide inventory maps*), qui identifient, selon l'échelle choisie, la localisation des mouvements de terrain et leurs différents composants (Spieker & Gori, 2003). Ces cartes se limitent à une description des phénomènes observés.

Les **cartes de susceptibilité aux glissements de terrain** (*landslide susceptibility maps*) constituent le deuxième niveau. Elles permettent de localiser les facteurs déterminants (variables explicatifs) des glissements de terrain pour identifier les zones sensibles, sans inclure toutefois de dimension temporelle (Poiraud, 2007). Ces cartes offrent une indication de la probabilité spatiale d'occurrence des phénomènes et traduisent ce qu'on appelle l'aléa relatif (Hartlen & Viberg, 1988).

Chapitre I : Revue Bibliographique

Le troisième niveau, celui des **cartes d'aléa** (*landslide hazard maps*), va plus loin en intégrant la probabilité d'occurrence d'un glissement de terrain dans un espace donné et sur une période définie. Selon Varnes (1984), ces cartes expriment l'aléa en termes de probabilité annuelle d'occurrence, ce qui en fait des outils précieux pour une analyse prédictive.

Enfin, les **cartes de risque** (*landslide risk maps*) représentent le niveau le plus complexe. Elles combinent les informations d'aléa avec des données sur la vulnérabilité des éléments exposés, permettant ainsi d'évaluer les risques en termes de pertes potentielles, que ce soit en vies humaines ou en coûts économiques (Spieker & Gori, 2000). Ce type de carte nécessite une estimation précise et une quantification rigoureuse de la vulnérabilité, ce qui en fait un outil sophistiqué mais indispensable pour une gestion optimale des risques (Poiraud, 2007). Ainsi, la progression des niveaux de cartographie reflète une intégration croissante des dimensions spatiales, temporelles et socio-économiques, répondant aux besoins spécifiques de la prévention et de la gestion des risques liés aux glissements de terrain.

Cependant, dans le cadre de cette recherche, l'attention se porte spécifiquement sur la cartographie de l'exposition des terrains au phénomène du glissement, qui constitue une étape fondamentale pour comprendre et anticiper les dynamiques de ce phénomène naturel.

I.10.2.3 La cartographie de l'inventaire des glissements de terrain

La cartographie de l'inventaire des glissements de terrain représente une étape préliminaire essentielle pour réaliser une cartographie de la sensibilité aux glissements de terrain fiable et précise. Cette démarche implique l'identification exacte de l'emplacement des événements passés, ainsi que de leurs types, tailles, directions, volumes de déplacement, profondeurs et de la nature lithologique des terrains affectés. La qualité des inventaires repose sur la précision des données géographiques et thématiques, telles que la localisation, la forme, le type de mouvement, et des caractéristiques comme la profondeur ou l'âge estimé (Santangelo et al., 2010). Un inventaire est statistiquement complet lorsque les glissements représentés ont une surface supérieure à la taille d'un pixel (généralement de 30x30m). Il est également crucial de prendre en compte la période de déclenchement, les conditions hydrogéologiques et hydrauliques, ainsi que des informations sur le couvert végétal. De plus, l'historique du site, y compris la survenue d'événements passés, est indispensable pour analyser la réactivation potentielle des glissements. Enfin, des facteurs comme la qualité des images, les outils d'analyse utilisés, et l'expérience des interpréteurs influencent la fiabilité des inventaires (Guzzetti et al., 2012).

Les cartes d'inventaire des glissements de terrain documentent les zones affectées par ce phénomène, qu'il soit passé ou récent, sur l'ensemble du territoire de la zone d'étude. Elles se distinguent par leur échelle et le type de cartographie utilisé (Guzzetti et al., 2000 ; Galli et al., 2008). À petite échelle (inférieure à 1:200,000), elles reposent sur des données bibliographiques et des analyses visuelles de photographies aériennes. À moyenne (1:25,000 à 1:200,000) et grande échelle (supérieure à 1:25,000), elles utilisent des images satellitaires à haute résolution, des modèles numériques du terrain et des investigations détaillées sur le terrain (Guzzetti et al., 2012).

Chapitre I : Revue Bibliographique

Les inventaires se divisent en deux types principaux : les inventaires d'archives, basés sur des données historiques provenant de la littérature et d'autres sources, et les inventaires géomorphologiques, qui incluent des sous-catégories historiques, événementielles (associées à un seul déclencheur tel qu'une forte pluie ou un séisme), saisonnières (enregistrant les mouvements sur une ou plusieurs saisons) et multi-temporels (analysant les dynamiques sur de longues périodes à l'aide de séries d'images aériennes ou satellitaires) (Cardinali et al., 2001 ; Guzzetti et al., 2012).

Ces cartes d'inventaire sont essentielles pour élaborer des cartes d'exposition, car elles identifient les zones les plus vulnérables et facilitent l'analyse des facteurs prédisposants aux glissements de terrain (Dewitte, 2006). Certains chercheurs les considèrent même comme une forme élémentaire de carte de sensibilité, localisant les types de mouvements spécifiques en vue d'une meilleure prévention et gestion des risques (Chung et Fabbri, 1999, 2003).

I.10.2.4 La cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

L'étude de la susceptibilité aux glissements de terrain est l'évaluation de la distribution spatiale des glissements de terrain existants ou susceptibles de se produire dans une région donnée en prenant en compte l'influence des variables environnementales (Zhu et al., 2024 ; Nanekaran et al., 2023 ; Bétard, et al., 2014). Elle peut être indiquée qualitativement (élevée, modérément faible et non susceptible) ou quantitativement (la densité en nombre par kilomètre carré, la superficie affectée au kilomètre carré, facteur de sécurité ou probabilité de défaillance etc.) (Corominas, et Mavrouli, 2011). Elle peut être considérée comme la première étape vers une évaluation des dangers et des risques de glissements de terrain. Mais il peut aussi s'agir d'un produit final en soi, pouvant être utilisé dans le zonage de l'occupation des sols et l'évaluation de l'impact sur l'environnement. C'est particulièrement le cas dans les analyses à petite échelle ou dans les situations où il n'y a pas suffisamment d'informations disponibles sur les occurrences antérieures de glissements de terrain afin d'évaluer la probabilité de glissements de terrain dans l'espace, le temps et la taille (magnitude) (Corominas, et Mavrouli, 2011).

Toutes les méthodes disponibles, qui sont utilisées couramment dans la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain et l'évaluation des dangers sont basées sur des principes ou hypothèses largement acceptés (Varnes 1984 ; Carrara et al., 1991 ; Guzzetti 2004), à savoir, le passé et le présent sont des clés pour l'avenir. Ce principe implique que les glissements de terrain à l'avenir sont plus susceptibles de se produire dans des conditions géologiques, géomorphologiques, hydrogéologiques et climatiques similaires qui ont été, et sont responsables de la survenue de glissements de terrain passés (Lu et al., 2024). Ainsi, il est possible d'estimer le style, la fréquence d'occurrence, l'étendue et les conséquences des défaillances pouvant survenir à l'avenir. Il ne s'ensuit pas nécessairement que l'absence des instabilités passés ou présents signifie qu'ils ne se produiront plus dans l'avenir (Varnes 1984).

La cartographie de la vulnérabilité aux glissements de terrain peut être structurée en quatre niveaux, qui seront détaillés dans le paragraphe suivant.

I.10.2.4.1 Niveaux de cartographie de la susceptibilité

En général, la littérature scientifique distingue quatre échelles de cartographie de la susceptibilité (Fressard, 2013) : (1) petite échelle (qui peut être subdivisée en échelle nationale et échelle régionale) ; (2) échelle moyenne ; (3) échelle large ; et (4) échelle locale.

Le choix de l'échelle est principalement déterminé par trois facteurs : le sujet de recherche, l'étendue de la zone d'étude et la disponibilité des données (Soeters et van Westen, 1996 ; Maquaire, 2002 ; Fell et al., 2008a ; Fell et al., 2008b ; Cascini, 2008).

Pour la cartographie de la sensibilité et de l'aléa, il est généralement nécessaire de travailler à différentes échelles de travail imbriquées (Aleotti et Chowdhury, 1999).

Le tableau ci-dessous (Tableau I.6) illustre les différentes échelles d'analyse des aléas de mouvement de pente. Il est indispensable que les cartes de sensibilité aux glissements de terrain soient élaborées à une échelle appropriée afin de fournir les informations nécessaires pour un niveau de zonage spécifique. Cependant, en pratique, l'échelle de la parcelle peut être limitée par la résolution de la carte topographique disponible.

Tableau I.6. Les différentes échelles d'analyse pour l'aléa glissements de terrain (d'après, Soeters et van Westen, 1996 ; Maquaire, 2002 ; Thiery, 2007 ; van Westen et al., 2008).

Echelle	Valeur indicative	Taille indicative de la zone d'étude
Nationale	+ ou - 1/1.000.000ème	Pays et/ou région (> 10 000km ²)
Régionale	1/100.000ème à 1/500.000ème	Région (de 10000 à 10 000km ²)
Moyenne	1/25.000ème à 1/100.000ème	Bassin versant (de 1 000 à 100km ²)
Large	1/5.000ème à 1/25.000ème	Bassin versant ou versant (de 100 à 10km ²)
Locale	Du 1/5.000ème au 1/1.000ème	Versant ou site instable (<10km ²)

I.10.2.5 Définition d'une carte géotechnique

La cartographie géotechnique est une représentation géologique synthétique des éléments pertinents pour l'aménagement du sol, ainsi que pour la conception, la construction et l'entretien des infrastructures de génie civil et minier. Une carte géotechnique doit respecter certaines caractéristiques essentielles : elle doit fournir des informations objectives nécessaires à l'évaluation des propriétés géotechniques cruciales dans les domaines de l'aménagement régional, de la construction (choix du site et des méthodes appropriées) et de l'exploitation minière ; elle doit permettre de prévoir les modifications des données géologiques pouvant survenir en raison des travaux envisagés, tout en suggérant les mesures préventives nécessaires ; enfin, elle doit être présentée de manière claire afin d'être facilement comprise par des professionnels qui ne sont pas nécessairement géologues (Guettouche, 2015). Les cartes géotechniques doivent être élaborées à partir des cartes géologiques, hydrogéologiques et géomorphologiques, tout en évaluant et en présentant les données fondamentales fournies par ces cartes sous l'angle de la géologie de l'ingénieur (CCG-AIGI, n° 15, 1976).

La cartographie géotechnique est une discipline essentielle qui vise à rassembler toutes les composantes de l'environnement géologique pertinentes pour la planification de l'utilisation des terres, la conception, la construction et l'entretien des infrastructures liées au génie civil. Selon Price (1981), l'objectif principal de cette cartographie est de fournir aux

ingénieurs, planificateurs et concepteurs des informations précises et accessibles pour leur permettre de concevoir des structures en harmonie avec l'environnement géologique. Ces cartes doivent non seulement inclure des données complexes, souvent réservées aux spécialistes, mais aussi être présentées de manière simplifiée pour que les professionnels d'autres domaines puissent facilement les évaluer et les utiliser.

Les composants clés d'une carte géotechnique comprennent la distribution et les caractéristiques des roches, des sols, des eaux souterraines et les particularités du relief, ainsi que la représentation des processus géodynamiques. Pour être efficaces, ces cartes doivent répondre à certaines exigences, notamment la clarté des informations pour les utilisateurs non géologues, la fourniture d'éléments objectifs nécessaires à l'évaluation géotechnique de l'environnement, et la capacité de prévoir les changements environnementaux pouvant découler du développement proposé, comme l'immobilisation des matériaux de construction (Price, 1981).

Les facteurs géologiques influençant l'urbanisation sont essentiellement immuables et dépendent de l'environnement naturel, ce qui permet d'identifier les terrains adaptés à divers usages et d'optimiser les ressources locales pour les constructions et services technologiques (Brink et al., 1982). La cartographie géotechnique, branche de la géologie appliquée, se concentre sur le génie civil en intégrant la conception et la construction d'ouvrages interagissant avec le sol (Dearman, 1991). Elle classe les terrains selon leur forme et les processus influençant les sols, qu'ils soient résiduels ou transportés (Stiff, 1994). Toutefois, bien qu'elle fournisse un aperçu utile de l'environnement géologique et des conditions d'ingénierie, une carte géotechnique reste un modèle simplifié ne pouvant refléter toute la complexité des facteurs géologiques dynamiques (Croukamp, 1996).

De plus, la cartographie géotechnique est souvent motivée par des objectifs pratiques tels que la planification urbaine, l'évaluation des matériaux de construction, le choix des tracés routiers ou l'évaluation des impacts environnementaux liés à l'exploitation minière (Dearman, 1991). Selon le Bureau de réclamation du ministère de l'Intérieur des États-Unis (1994), une carte géotechnique doit évaluer les conditions géologiques susceptibles d'affecter significativement une structure existante ou projetée. Cela comprend la reconnaissance des principales caractéristiques géologiques de la zone d'étude, l'intégration des données géologiques pertinentes dans un modèle conceptuel tridimensionnel, et la présentation de ce modèle de manière compréhensible pour les ingénieurs, géologues et entrepreneurs (U.S.D.I.B.R., 1994).

I.10.2.5.1 Objectifs des cartes géotechniques

Les cartes géotechniques visent à fournir une documentation synthétique et accessible concernant les principales caractéristiques géo-mécaniques des sols. Pour atteindre cet objectif, elles doivent clarifier les relations entre l'environnement géologique, les aspects techniques, ainsi que la nature et les interactions des différentes composantes géologiques et des processus géodynamiques actifs. De plus, elles doivent faciliter la prévision des phénomènes susceptibles de perturber l'environnement.

- Les cartes géotechniques permettent un choix éclairé concernant l'implantation d'ouvrages et l'urbanisation ou l'industrialisation des surfaces.

- Elles fournissent des informations précises sur les caractéristiques physique et mécanique des terrains (telles que la granulométrie, la porosité, la densité, l'humidité, la résistance à la compression, la cohésion, l'angle de frottement interne (ϕ), le module de Young (E), la plasticité (IP), la perméabilité (P), le taux de consolidation).
- Elles offrent également une perspective prévisionnelle sur les évolutions probables de phénomènes actifs tels que le karst, la subsidence, les glissements de terrain et les fluctuations des nappes aquifères.

Cependant, il est essentiel de souligner qu'une carte géotechnique ne constitue qu'un document de base. Elle ne remplace en aucun cas des études complémentaires adaptées aux sites spécifiques et aux projets définis. En effet, toutes les informations et représentations cartographiques sont issues d'interpolations de données disponibles. Il serait donc imprudent pour les bureaux d'études de se contenter des informations cartographiées sans mener des recherches spécifiques sur un site donné pour un projet particulier (Dam, J-P. 1997).

Les problématiques et difficultés liées à la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain seront détaillées dans les paragraphes suivants.

I.10.2.6 Difficultés et contraintes liées à la cartographie des glissements de terrain

Les glissements de terrain sont des processus localisés, généralement de petite taille mais fréquents dans certaines régions. Contrairement aux phénomènes de grande envergure comme les tremblements de terre ou les inondations, la création de cartes et de bases de données d'inventaire pour les glissements de terrain est une tâche complexe et laborieuse. Chaque glissement doit être cartographié et documenté individuellement, avec des caractéristiques spécifiques à chaque événement. Dans la plupart des pays, aucune organisation unique n'est dédiée à la gestion centralisée des bases de données sur les glissements de terrain. Les institutions, comme les départements des travaux publics ou des routes, se limitent souvent aux glissements affectant leurs zones d'intérêt, ce qui engendre des bases de données fragmentées et biaisées. Les sources historiques et les médias ne rapportent que les événements ayant causé des dégâts majeurs. Les universités et instituts de recherche, bien qu'impliqués dans la cartographie des glissements dans le cadre de projets à durée limitée, ne maintiennent généralement pas ces bases à jour.

Ainsi, il est difficile d'obtenir des cartes d'inventaire complètes, tant sur la couverture géographique que sur la période étudiée (Ibsen et Brunsten, 1996). Même lorsque ces cartes existent, elles offrent rarement des informations détaillées sur le type et les caractéristiques des ruptures de pente.

Pour pallier ce problème, les informations historiques peuvent être enrichies par l'interprétation de glissements de terrain à partir de photographies aériennes ou d'images satellitaires, permettant ainsi de créer des cartes d'inventaire pour des périodes spécifiques liées aux données disponibles. Cependant, l'absence de dates précises pour la majorité des glissements de terrain rend difficile la corrélation avec les événements déclencheurs, notamment en raison des variations météorologiques propres à chaque type de glissement. Ce manque de cartes d'inventaire complètes complique également l'établissement de relations de vulnérabilité et la validation des cartes de risques associés.

I.10.2.6.1 Difficultés liées à l'évaluation de la probabilité spatiale

Pour obtenir des cartes quantitatives des risques, la première exigence essentielle consiste à effectuer une évaluation quantitative des dangers. La plupart des cartes de risques sont encore de nature qualitative et se concentrent essentiellement sur la détermination de la sensibilité, ce qui peut être considéré comme une indication relative de la probabilité spatiale. La probabilité spatiale ou la vulnérabilité aux glissements de terrain peut être obtenue en utilisant différentes approches analytiques (Kavzoglu et al., 2019). L'évaluation statistique des risques de glissements de terrain est devenue très populaire, en particulier avec l'utilisation des SIG et la possibilité d'appliquer des techniques d'intégration de données développées dans d'autres disciplines (Mokadem et al., 2024 ; Fell et al., 2008 ; Shano et al., 2020).

Cela nécessite une carte d'inventaire des glissements de terrain qui est utilisée en combinaison avec une série de facteurs environnementaux et est basée sur l'hypothèse que les glissements de terrain se produiront probablement dans les mêmes conditions que celles dans lesquelles ils se sont produits au passé (Merghadi et al., 2018 ; Guzzetti et al., 1999 ; Varnes, 1984). Cependant, les conditions du terrain changent après l'apparition d'un glissement de terrain et, par conséquent, de nombreux facteurs environnementaux, tels que la valeur de la pente, sont différents après l'apparition du glissement de terrain.

La combinaison spécifique de facteurs environnementaux est très différente pour différents types de glissements de terrain, ainsi que leurs profondeurs et volumes. Très peu d'études développent des modèles statistiques distincts pour différents types de glissements de terrain et la plupart fusionnent tous les glissements de terrain actifs en un seul groupe, utilisé pour générer des relations statistiques. L'évaluation statistique de la sensibilité aux glissements de terrain ne prend pratiquement jamais en compte les facteurs déclenchants ; dans ce cas, il s'agit principalement de la variation spatiale du facteur (par exemple, la quantité de pluie, l'accélération sismique, les déblais et remblais, etc.) et non l'aspect temporel.

En outre, la distribution spatiale des facteurs environnementaux est extrêmement difficile à mesurer. Par exemple, si l'épaisseur du sol est inconnue, le rapport entre la hauteur de la surface de la nappe phréatique et l'épaisseur du sol est également inconnu. Ce rapport est un paramètre sensible pour la stabilité des pentes. Bien que les modèles géomorphologiques donnent une certaine prévision de la profondeur du sol, sa variabilité spatiale est grande. Les processus d'altération dans les roches sous-jacentes sont un facteur souvent négligé. Les propriétés des matériaux (c et ϕ) sont difficiles à mesurer pour de nombreux points sur de grandes surfaces et montrent une grande variabilité spatiale, pour l'intégrer dans les modèles déterministes.

I.10.2.6.2 Contraintes majeures dans l'évaluation de la cartographie des glissements de terrain

Un certain nombre de limitations peuvent affecter l'efficacité des modèles évoqués pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain, en particulier en ce qui concerne la prise en compte et la représentation des relations spatiales. Ces relations,

essentielles pour une modélisation précise des phénomènes naturels tels que les glissements de terrain, peuvent être sous-estimées ou mal intégrées dans certains modèles, réduisant ainsi leur fiabilité et leur capacité prédictive. Une meilleure gestion des interactions spatiales et des dépendances entre les variables pourrait significativement améliorer la performance et l'applicabilité de ces modèles.

I.10.2.6.3 Incertitudes liées aux facteurs de l'aléa du glissement de terrain collectés

En raison de la complexité inhérente des processus de glissement de terrain, une évaluation et un zonage efficaces de l'aléa nécessitent généralement une grande quantité de données de haute qualité, bien plus que pour d'autres applications environnementales. Malheureusement, dans de nombreux pays du nord d'Afrique et de même pour l'Algérie, les données requises pour ces évaluations sont souvent insuffisantes en termes de précision, de cohérence et de fiabilité. Cependant, ces dernières années, les technologies SIG ont fourni des outils précieux pour l'acquisition de certaines de ces données, notamment pour les facteurs morphologiques et les caractéristiques des bassins ou sous-bassins dérivées des MNT (Modèles Numériques de Terrain), ou pour leur stockage et manipulation de manière plus efficace et innovante. De plus, les SIG n'ont pas significativement amélioré l'acquisition des données géologiques, comme la composition des roches, leur texture, leur structure, le degré d'altération, la densité et l'orientation des fractures, l'attitude des plans de stratification ou de foliation, ainsi que le contexte stratigraphique. Cela s'applique également aux informations sur les sols, telles que la cohésion du sol, l'angle de frottement interne, la pression interstitielle, l'activité hydraulique non saturée et l'humidité du sol. Cependant, En Algérie, les données géologiques disponibles proviennent principalement de cartes anciennes réalisées entre 1900 et 1962, à des échelles moyennes de 1:200,000 et 1:50,000. Bien que ces cartes soient précieuses, leur mise à jour efficace demeure indispensable pour répondre aux exigences actuelles. Par ailleurs, un déficit important subsiste en matière de données sur les sols superficiels, les seules cartes de sol disponibles pour la wilaya de Skikda sont des documents à très petite échelle, de 1:500,000, limitant ainsi leur utilité pour des analyses précises.

Dans la plupart des cas, ces données ne sont pas intégrées dans les modèles régionaux d'aléa glissement de terrain, car leur collecte repose encore sur des méthodes traditionnelles, complexes et coûteuses, principalement basées sur des relevés de terrain. Il n'existe pas encore de pratique fiable permettant de généraliser les mesures in situ des propriétés des roches à des unités cartographiables. Par conséquent, en négligeant ces données utiles, les résultats des modèles ne peuvent pas être aussi satisfaisants qu'espéré.

De plus, même lorsque les contraintes financières sont surmontées, certains types de données pertinentes restent difficiles, voire impossibles, à obtenir. C'est notamment le cas des archives historiques concernant les occurrences spatiales et temporelles passées des glissements de terrain dans une région, qui sont largement méconnues et difficiles à collecter, bien qu'essentielles pour prédire des événements extrêmes futurs.

La résolution spatiale des données constitue également une contrainte majeure. Différentes résolutions, ou des données à résolution identique mais provenant de sources à différentes échelles, nécessitent des modèles distincts. Souvent, les données brutes à haute résolution

Chapitre I : Revue Bibliographique

spatiale ne sont pas disponibles ou sont trop coûteuses pour permettre une évaluation acceptable de l'aléa. Par ailleurs, certaines données géotechniques spécifiques ou des paramètres d'ondes sismiques ne peuvent pas être systématiquement collectés à grande échelle.

Les modèles utilisent des cartes de mouvements de masse passés ou actifs, mais la reconnaissance et l'interprétation des formes de ces mouvements peuvent varier, même entre des experts expérimentés (Fookes et al., 1991 ; Carrara et al., 1995). Ces cartes offrent souvent une représentation ponctuelle d'un phénomène en constante évolution. De plus, un niveau significatif d'incertitude apparaît lorsqu'on mappe des paramètres, qui varient naturellement sur un spectre continu, en classes discrètes (Burrough, 1993).

Il est regrettable que les chercheurs investissent actuellement davantage de temps et de ressources à optimiser des modèles d'aléa de glissements de terrain basés sur des données souvent peu fiables, plutôt que de privilégier des projets à long terme visant à acquérir de nouvelles données sur les causes de ces mouvements. Cependant, lorsque l'attention est portée sur une région spécifique, de surface contrôlable et mesurable, ces données peuvent être améliorées pour gagner en précision. Cette approche permet de produire une cartographie plus fiable et pertinente, adaptée aux besoins opérationnels et scientifiques.

I.10.2.6.4 Incertitudes dans les modèles

De nombreux modèles de paramètres existants reposent sur des hypothèses concernant la nature et l'influence des facteurs causaux, et les interrelations entre les différentes composantes du système de stabilité des pentes ne sont pas toujours bien comprises. En fait, la signification et le choix des facteurs expliquant la stabilité varient selon la formation des auteurs (hydrologue, géologue, sismologue, ingénieur ou météorologue).

Chaque discipline met l'accent sur ses propres facteurs comme étant les plus importants, leur accordant plus de poids. Bien que la pluie puisse être le principal facteur déclencheur dans certains cas (Atkinson et Massari, 1998; Irigaray et al., 2000 ; Dai et al., 2003), alors que dans d'autres régimes climatiques, la topographie locale s'est révélée avoir plus d'influence sur l'emplacement spécifique des glissements de terrain que le régime de pluie ou la géologie (Esmali et Ahmadi, 2003).

Dans certains cas, l'occurrence de glissements de terrain est considérée comme étant uniquement contrôlée par la lithologie (Baeza, 1994). Kelarestaghi (2003) indique que l'orientation de la pente et la distance des principaux réseaux de drainage ont peu d'effet sur l'occurrence des glissements de terrain. Santacana et al. (2003) ont considéré que la géométrie de la pente (angle de pente, taille du bassin versant, degré de concavité), la lithologie et l'utilisation des sols sont les facteurs les plus prédominants affectant la quantité de pluie qui s'infiltré dans le sol et le chemin d'écoulement des eaux souterraines. Certains auteurs intègrent, en plus des facteurs précédemment décrits, l'altitude comme paramètre efficace dans l'occurrence des glissements de terrain, car le nombre d'échecs de pente augmente avec l'altitude (Gallart et Clotet-Perarnau, 1988). Pour toutes ces raisons, il est nécessaire de déterminer et de prioriser les facteurs importants afin de prendre en compte le type dominant de mouvement de masse qui se produit. Le recoupement de la distribution des glissements de

Chapitre I : Revue Bibliographique

terrain et des conditions permet de définir les zones dangereuses, mais pas la période de retour ou la probabilité d'occurrence des processus d'instabilité. En fait, la plupart des évaluations régionales du risque de glissements de terrain fournissent un classement des unités de terrain en termes de sensibilité, sans inclure la composante temporelle du risque. Ainsi, la susceptibilité exprime la probabilité qu'un mouvement de masse se produise dans une zone en fonction des conditions locales du terrain (Soeters et van Westen, 1996).

Un autre problème supplémentaire dans l'évaluation de la susceptibilité aux glissements de terrain est l'incidence spatiale différente des types de glissement de terrain, généralement liée à des conditions seuil distinctes concernant les facteurs préparatoires. Cela peut entraîner de mauvaises corrélations entre les facteurs déclenchants et la distribution des glissements de terrain lorsque différents types de mouvements sont considérés dans leur ensemble. Cette contrainte peut être résolue en définissant les types de glissement de terrain avant l'évaluation de la sensibilité, non seulement parce que différents mouvements peuvent se produire dans différentes conditions de terrain (Yan, 1988 ; Carrara et al., 1992 ; Irigaray et al., 1996 ; Leroi, 1996), mais aussi parce que l'impact des échecs de pente sur l'environnement doit être évalué selon le type d'échec (Soeters et van Westen, 1996).

En ce qui concerne les modèles heuristiques, l'utilisation d'approches basées sur les SIG dans le domaine du risque de glissement de terrain présente plusieurs contraintes. Les SIG restent dans ce domaine une activité pionnière, utilisée davantage pour afficher des données que comme technique capable de manipuler les données en profondeur et d'extraire des informations nouvelles et différentes (Ottens, 1992). Cela est dû à plusieurs raisons : l'évaluation des risques est intrinsèquement complexe ; il manque encore des procédures standard pour l'évaluation des risques ; les experts en risques naturels trouvent difficile de faire un usage valide des SIG ; et les modèles de risque sont souvent développés par des experts en SIG ayant peu d'expérience des risques naturels. Deux freins majeurs aux techniques statistiques des SIG concernant le risque de glissement de terrain sont sans aucun doute : 1) la logistique de la collecte et du calcul de données quantitatives, et 2) les valeurs de probabilité calculées à partir de telles techniques peuvent souvent dépasser leur plage, rendant difficile le lien entre la sortie et une surface de probabilité systématique. En raison de ces contraintes inhérentes, les SIG sont un outil puissant et flexible pour évaluer et améliorer les modèles sur lesquels repose l'évaluation des risques. Par exemple, la mise à jour rapide des couches de données et la facilité de relance des modèles permettent d'évaluer les effets de diverses mesures d'atténuation dans le temps. Les SIG peuvent également améliorer la confiance dans le zonage des risques grâce à l'application de techniques de généralisation (Carrara et al., 1992), à l'analyse de sensibilité tant des paramètres individuels que des spécifications du modèle (Lodwick et al., 1990) et à des méthodes améliorées d'enregistrement et de propagation de l'incertitude des données (Brimicombe, 1993).

La caractérisation des sources et des voies est rarement bien développée pour les glissements de terrain, car elle nécessite des données de haute résolution. Une incertitude considérable subsiste dans l'estimation du moment et de la fréquence des événements. Par conséquent, il existe un grand potentiel pour compléter le zonage basé sur les distributions spatiales des glissements de terrain et des facteurs de contrôle par la simulation de voies de

glissement de terrain typiques (encore une fois avec analyse de sensibilité) pour soutenir les décisions concernant les mesures d'atténuation. Il existe en fait un manque significatif dans la mesure objective du poids de chaque type de facteur dans les événements de glissement de terrain. Ce type de recherche devrait être encouragé et développé lorsque de nouveau glissement de terrain se produisent.

I.10.3 Méthodes de cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

La cartographie de l'instabilité des pentes représente l'approche la plus adaptée pour analyser les phénomènes de mouvements gravitaires, en raison de la complexité inhérente à la cartographie des risques et des aléas, qui englobe de multiples aspects simultanément (Eckert et al., 2018). Les méthodes d'évaluation du risque nécessitent non seulement une estimation de l'aléa, mais également une évaluation des conséquences sur les éléments exposés (Bétard, et al., 2014). Cependant, quantifier précisément le niveau d'aléa lié aux glissements de terrain s'avère souvent difficile (Mahdadi et Boumezbeur, 2019). Ainsi, la susceptibilité est fréquemment privilégiée dans ces analyses (Aleotti et al., 1999). Elle est définie comme la probabilité spatiale qu'un glissement de terrain se produise sur un territoire donné, en fonction de différentes conditions environnementales locales (Mokadem et al., 2024 ; Pacheco Quevedo et al., 2023). En d'autres termes, elle offre une évaluation, qu'elle soit qualitative ou quantitative, des types, volumes et répartitions spatiales des phénomènes actuels dans une région donnée, permettant ainsi d'identifier et de délimiter les zones susceptibles d'être affectées par de futurs événements (Bounemeur et al., 2022 ; Fell et al., 2008).

Un certain nombre de méthodologies pour la zonation de l'aléa ou de la susceptibilité aux glissements de terrain sur de vastes régions ont été proposées (Ozturk et al., 2020 ; Hong et al., 2015 ; Xu et al., 2012), englobant des approches qualitatives, semi-quantitatives et quantitatives assistées par SIG (Kavzoglu et al., 2019 ; Pardeshi et al., 2013 ; Shano et al., 2020). Chacune de ces approches présente des avantages pour certaines applications et des inconvénients pour d'autres objectifs, en fonction des conditions spécifiques des environnements (Abdallah, 2007). Ces méthodes intègrent divers aspects de la géomorphologie, de la géotechnique et de la statistique, et se distinguent par leur complexité, permettant d'atteindre différents niveaux de certitude et de qualité de zonage (Fressard, 2013). Cette sous-section a pour objectif de présenter les principales méthodes utilisées pour la cartographie de l'aléa lié aux glissements de terrain, tout en mettant en lumière les auteurs ayant appliqué ces approches, ainsi que les avantages et les inconvénients spécifiques à chacune. Elle s'adresse aux lecteurs non spécialisés et ne prétend pas offrir une revue exhaustive, qui peut être consultée dans des travaux tels que ceux de Soeters et van Westen (1996), Chacón et al. (2006), Thiery (2007), et Poiraud (2012).

Fressard (2013) a proposé une classification simple des méthodes de cartographie, en précisant celles adaptées à chaque type de zonage, qu'il s'agisse de l'aléa, de la susceptibilité ou d'une approche mixte. Cette classification, illustrée dans la figure I.25, permet d'orienter le choix des méthodes en fonction des objectifs spécifiques de l'étude.

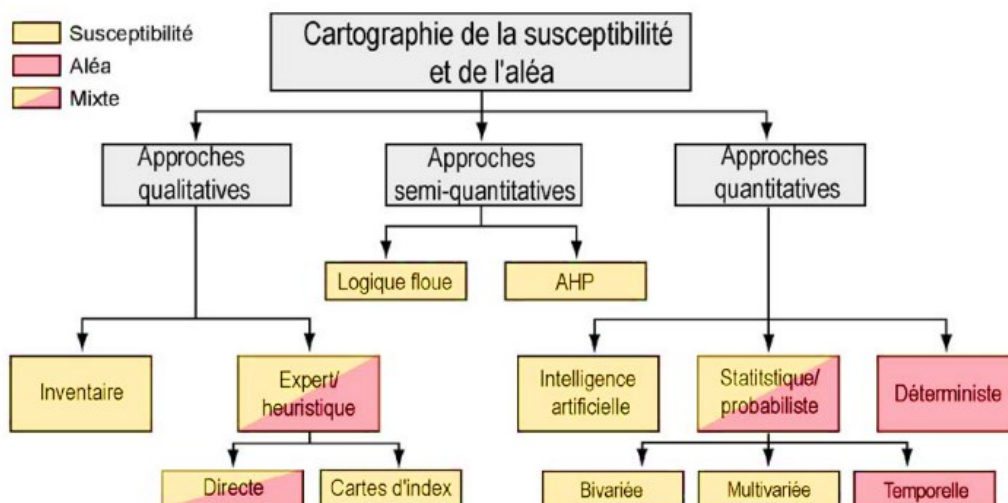


Figure I.25 : Diagramme représentant des différentes méthodes de cartographie de la susceptibilité et de l'aléa suivant le type d'approche (Fressard, 2013).

Cette classification est enrichie chaque année en raison de l'émergence rapide de nouvelles méthodes de cartographie et d'algorithmes de plus en plus sophistiqués, permettant de produire des cartes plus précises, notamment grâce aux approches basées sur l'intelligence artificielle.

I.10.3.1 Les méthodes qualitatives

L'approche qualitative (experte ou heuristique) est basée sur le jugement, l'expérience et des connaissances des experts pour quantifier l'importance relative des diverses couches thématiques causant des glissements de terrain (Mokadem et al., 2024 ; Debiche et al., 2024 ; Corominas et al. 2014) et, par conséquent, les cartes des risques sont présentées en termes descriptifs (Aleotti et al., 1999 ; Leroi, 1996). C'est le cas des approches essentiellement géomorphologiques. Elles peuvent aussi être réalisées en combinant, par des approches basées sur des opérations simples d'algèbre cartographique, des cartes de facteurs contrôlant la stabilité des talus au niveau régional (échelle : 1/25,000 - 1/100,000) (Bâlteanu et al., 2010). Les méthodes qualitatives s'avèrent souvent très subjectives (Westen Van et al., 1997) puisqu'elles font appel à plusieurs reprises au jugement d'experts. Ce type d'analyse peut donner des résultats très différents selon les experts responsables de l'élaboration des cartes (Van Westen, 2000).

Les approches qualitatives se divisent en deux catégories principales : les approches expertes (heuristiques), incluant l'analyse géomorphologique et la superposition de cartes d'index avec ou sans pondération, et les cartes d'inventaire des glissements de terrain (Aleotti et al., 1999). Elles sont adaptées à la réalisation de cartes régionales de susceptibilité aux mouvements de terrain à petite échelle (inférieure à 1:125,000) (Jiménez-Perálvarez et al., 2009 ; Glade et Crozier, 2005 ; Bâlteanu et al., 2010).

a- Approches basées sur des inventaires de glissements de terrain

L'inventaire des glissements de terrain, représentant une base commune à toutes les approches cartographiques, constitue un élément clé pour prédire les instabilités futures. Les

approches basées sur ces inventaires visent à identifier les zones potentiellement instables en se fondant sur leur distribution passée et actuelle dans une région donnée (Guzzetti et al., 1999). Ces inventaires, qui cartographient directement les emplacements des glissements de terrain à partir d'observations de terrain et de données de télédétection, constituent une méthode simple et préliminaire pour le zonage des aléas. Bien qu'elles fournissent des informations essentielles sur les dimensions et les positions des masses instables (Fell et al., 2006), ces approches sont limitées par leur coût, leur durée et leur difficulté à couvrir des zones inaccessibles, notamment en terrain montagneux. En effet, la plupart des cartes de sensibilité développées à l'échelle régionale sont basées sur la théorie affirmant que les futurs mouvements de terrains ont plus de chances d'avoir lieu sous des conditions similaires à celles qui les ont provoqués par le passé (Hansen, 1984). Traditionnellement, ces cartes sont réalisées à partir de l'interprétation de photographies aériennes, complétée et validée par des observations et analyses sur le terrain (Soeters et Van Westen, 1996). Plus récemment, l'interprétation d'ortho-photos digitales géoréférencées combinées avec une topographie précise est devenue l'outil analytique d'identification des glissements de terrain à l'échelle régionale.

b- L'approche experte ou heuristique

Constitue un second type d'approche qualitative. Dans ce cas, la localisation potentielle de la vulnérabilité ou de l'aléa est basée sur la connaissance a priori et l'expérience locale (ou par analogie avec des cas similaires) d'un expert en charge de l'étude. Les approches expertes sont basées sur l'utilisation de données spatialisées pour la localisation des zones potentiellement instables (pente, géologie, hydrologie, géomorphologie, géotechnique, occupation du sol etc.). Ces données sont acquises au travers de campagnes de terrain, de l'analyse d'images aériennes ou peuvent être directement disponibles.

L'expert pondère ainsi les différents facteurs sur la base de sa propre expérience. La méthode de cartographie peut être directe, l'expert définit manuellement les limites de différentes zones potentiellement stables ou instables (Van Westen, 2000 ; Van Westen et al., 2003). Il peut également avoir recours à des applications sous SIG (systèmes d'analyse hiérarchique ou cartes d'index) permettant d'attribuer un poids à chacun des facteurs de prédisposition représentés par différentes couches thématiques. Celles-ci sont ensuite automatiquement combinées (Stevenson, 1977 ; Saaty, 1980 ; Abella & Van Westen, 2008 ; Malet et al., 2009). Le SIG est utilisé dans ce cas comme un simple outil de cartographie (Levasseur, 2003).

I.10.3.2 Les méthodes semi-quantitatives

Les méthodes semi-quantitatives, méthodes intermédiaires, combinent des aspects qualitatifs et quantitatifs pour évaluer et cartographier des risques complexes, comme les glissements de terrain. Elles intègrent des paramètres d'entrée (pente, sol, précipitations, etc.) pondérés selon leur importance, afin de produire des cartes de susceptibilité (Mebirouk et al., 2023 ; Benbouras, 2022 ; Bourenane et al., 2021b ; Levasseur, 2003). Ces méthodes incluent des approches comme la décision multicritère (MCDM), les logiques floues, le processus de

hiérarchie analytique (AHP), la combinaison linéaire pondérée (WLC) et la moyenne pondérée ordonnée (OWA). Plus flexibles et simples que les méthodes quantitatives, elles permettent d'associer données mesurées et jugements d'experts, mais restent sensibles aux biais liés aux pondérations et offrent une précision moindre (Fressard, 2013). Pour ces méthodes, seule la susceptibilité est évaluée (Thiery et Terrier, 2018).

Parmi les méthodes semi-quantitatives, la méthode Analytic Hierarchy Process (AHP), proposée par Saaty (1980) et les logiques floues figurent parmi les plus utilisées pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain. L'AHP, est largement adoptée en raison de sa simplicité et de sa méthodologie claire, qui aide le décideur à formuler son problème et à évaluer les paramètres d'importance. Elle est considérée comme une analyse multicritère très répandue et a fait l'objet de nombreuses publications scientifiques (Manish et al., 2024 ; Mohammednur et al., 2024 ; Pourghasemi et al., 2012 ; Kayastha et al., 2013 ; Park et al., 2013). De nombreux exemples de l'application des logiques floues sont également rapportés, notamment dans les travaux de Blais-Stevens et al. (2012), Pradhan (2011), Ercanoglu & Gokceoglu (2002), et Bonham-Carter (1994), illustrant leur efficacité dans ce domaine.

De plus, l'algèbre cartographique, définie par Aronoff (1989), est une méthode semi-quantitative qui applique des opérations logiques, telles que l'addition, la soustraction, la multiplication et la division, sur les données cartographiques pour évaluer l'aléa lié aux glissements de terrain. Elle nécessite de sélectionner et de pondérer les facteurs influençant la stabilité des pentes en fonction de leur contribution estimée, basée sur l'expérience des experts locaux. Les cartes pondérées sont ensuite superposées pour produire une carte finale représentant l'aléa. Bien que cette méthode soit facilitée par les SIG, elle reste subjective en raison de sa dépendance aux jugements d'experts (Levasseur, 2003).

I.10.3.3 Les méthodes quantitatives

Par opposition aux méthodes qualitatives et afin de minimiser la subjectivité dans le processus d'attribution de poids, les approches quantitatives, basées sur des critères de pondération considérés comme objectifs et théoriquement reproductibles, déploient des moyens objectifs pour quantifier l'importance relative de divers facteurs de causalité et produire une carte de la susceptibilité aux glissements de terrain (Kanungo et al., 2012). Ces approches utilisent des techniques statistiques et mathématiques pour analyser les données (Mokadem et al., 2024 ; Debiche et al., 2024 ; Kavzoglu et al., 2019 ; Thiery et Terrier, 2018 ; Manchar et al., 2018 ; Achour et al., 2017). Ces méthodes produisent des résultats identiques pour des environnements similaires en utilisant les mêmes jeux de variables (Fressard, 2013 ; Thiery, 2007). Elles se subdivisent principalement en deux grandes catégories : (i) les méthodes statistiques et probabilistes, souvent qualifiées d'approches axées sur les données, et (ii) les méthodes déterministes, basées sur des principes physiques. Ces approches quantitatives incluent également l'intelligence artificielle et les modèles temporels, qui renforcent leur précision et leur application dans divers contextes.

I.10.3.3.1 Approches statistiques/probabilistes

Les méthodes statistiques/probabilistes sont celles qui ont connues le plus grand essor depuis la deuxième moitié des années 1990 (Reichenbach et al., 2018). Ces approches sont très recommandées pour les analyses de la susceptibilité à moyenne échelle (1:25,000–1:50,000) (Chowdhury et al., 2024 ; Hamid et al., 2023 ; Huang et al., 2022 ; Zhou et al., 2021 ; Merghadi et al. 2020). Elles peuvent être scindées en deux groupes : les méthodes statistiques multivariées et les méthodes statistiques bivariées.

Les **approches bivariées** se distinguent par leur capacité à calculer les poids attribués aux différentes classes de facteurs contrôlant la stabilité, en fonction de la densité des glissements de terrain observée dans chaque classe. Ces méthodes comparent chaque facteur indépendamment avec la localisation des glissements, en pondérant les facteurs selon leur contribution aux phénomènes. Une carte d’inventaire des glissements est combinée avec les facteurs de prédisposition, les pondérations étant intégrées pour produire une carte de susceptibilité (Kanungo et al., 2012). Parmi les méthodes bivariées les plus connues dans la littérature, on retrouve celles fondées sur le théorème de Bayes, telles que la théorie de l’évidence (*Weight of Evidence*) (Gadtaula et al., 2019 ; Ilija et Tsangaratos, 2016 ; Polykretis et Chalkias, 2018 ; Wang et al., 2016), la méthode de la valeur de l’information (*Information Value*) (Khan et al., 2024 ; Du et al., 2017 ; Achour et al., 2017), et le rapport de fréquence (*Frequency Ratio*) (Klai et al. 2024 ; Karaman et al., 2022), qui sont largement utilisées pour leur simplicité et leur efficacité.

Les **approches multivariées**, telles que l'analyse discriminante (*discriminant analysis*) (Wang et al., 2020 ; Pham et Prakash, 2019), la régression multiple (*multiple regression*) (Onagh et al., 2012 ; Pradhan, 2010), la régression logistique (*logistic regression*) (Mebirouk et al., 2025 ; Goetz et al., 2015 ; Pradhan and Lee, 2010) et les modèles additifs généralisés (*generalized additive model*) (Petschko et al., 2012 ; Goetz et al., 2011 ; Brenning, 2008), permettent de relier les facteurs causaux des glissements de terrain à leur localisation via des matrices analysées statistiquement, attribuant des pondérations objectives aux différentes classes de facteurs sans intervention d'experts ; après combinaison sous SIG et reclassification des résultats obtenus par les modèles, elles produisent un zonage des secteurs homogènes favorables ou non aux glissements de terrain (Hamid et al., 2022 ; Nourani et al., 2014).

Le principe est le même pour chacune des méthodes, il repose sur la distribution spatiale des phénomènes et une comparaison avec les différents facteurs (sous forme de variable spatiale). Ainsi, selon l’approche choisie, une pondération pour chaque classe de facteur est obtenue (Thierry et Terrier, 2018).

I.10.3.3.2 Approches déterministes

Les **méthodes déterministes**, fondée sur des modèles à bases physiques (Bétard, et al., 2014), reposent sur des modèles d’équilibre limite pour analyser la stabilité des versants à travers le calcul du facteur de sécurité (FS) (Debiche et al., 2024). Elles utilisent des données topographiques (pente, exposition, courbure des versants), hydrologiques (saturation des sols,

Chapitre I : Revue Bibliographique

perméabilité, conductivité hydraulique) et géotechniques (cohésion, angle de frottement interne, poids spécifique, épaisseur des matériaux) pour évaluer la stabilité des terrains (Corominas et al., 2014 ; Sedan et al., 2013). Ces modèles sont principalement basés sur des hypothèses de pente infinie, bien que des modèles plus complexes de rupture soient parfois utilisés (Thiery et al., 2019).

Les modèles déterministes, souvent utilisés pour des études ponctuelles de stabilité, présentent l'avantage majeur de fournir une analyse précise et objective des conditions de stabilité des pentes, grâce à l'intégration de paramètres physiques et géotechniques détaillés. Ils permettent de calculer des facteurs quantitatifs de sécurité, tout en tenant compte de la variabilité des propriétés du sol, ce qui en fait des outils robustes pour évaluer les risques de glissements de terrain. Cependant, leur application reste limitée à de petites zones (versant ou bassin versant) en raison de la difficulté et des coûts élevés associés à l'acquisition des données nécessaires à grande échelle (Hamid et al., 2022 ; Merghadi et al., 2018 ; Chen et al., 2017 ; Goetz et al., 2015 ; Ayalew et Yamagishi, 2005). L'utilisation de ces modèles implique également un haut degré de simplification pour leur mise en œuvre, ce qui peut réduire leur applicabilité à des terrains de grande étendue ou des environnements complexes.

Plus récemment, de nouvelles méthodes, principalement issues de l'**intelligence artificielle** (IA), ont émergé en tant qu'approches quantitatives probabilistes performantes pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain. L'IA, est une technologie avancée qui vise à automatiser les tâches intellectuelles normalement effectuées par les humains (West, 2018), joue également un rôle central dans de nombreux secteurs grâce à ses capacités d'apprentissage, de raisonnement et d'adaptation, atteignant des performances exceptionnelles pour résoudre des tâches complexes (Arrieta et al., 2020). Elle possède une excellente capacité à caractériser les relations non linéaires inhérentes entre de grandes quantités de données, en particulier les données géologiques et morphologiques (He et al., 2024 ; Baghbani et al., 2022). Ces méthodes incluent les modèles d'**apprentissage automatique** (Machine Learning, ML) incluant l'**apprentissage profond** (Deep Learning, DL) (He et al., 2024), qui ont considérablement évolué au fil du temps, passant des modèles classiques aux approches modernes et sophistiquées, soit comme modèles autonomes, soit comme modèles hybrides/ensembles (Pham et al., 2021 ; Zhang et al. 2018). Ces méthodes intègrent des techniques avancées de contrôle des modèles pendant les phases d'entraînement et de test, en s'appuyant sur des métriques de performance basées sur la matrice de confusion, composée de l'ensemble des prédictions en vrais positifs, faux positifs, vrais négatifs et faux négatifs. Ces prédictions permettent de calculer des indicateurs tels que la précision (*precision*), l'exactitude (*accuracy*), le *F1-score*, la sensibilité (*sensitivity* ou *recall*) et la spécificité (*specificity*). Par ailleurs, des métriques d'erreur, telles que l'erreur absolue moyenne (*Mean Absolute Error* - MAE), l'erreur quadratique moyenne (*Mean Squared Error* - MSE) et la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (*Root Mean Squared Error* - RMSE), sont souvent utilisées pour évaluer la performance globale des modèles, dont des valeurs faibles de MAE, MSE et RMSE, ainsi que des valeurs élevées d'exactitude et de précision, indiquent une meilleure précision du modèle. Ces métriques sont essentielles pour

Chapitre I : Revue Bibliographique

évaluer l'efficacité d'un algorithme et leur importance est fondamentale (Owusu-Ansah et al., 2024).

Parmi les modèles d'apprentissage automatique, souvent de type supervisé et utilisés dans la littérature par de nombreux chercheurs à travers le monde, les modèles classiques restent largement employés. Parmi eux, on trouve des approches telles que la régression linéaire (Owusu-Ansah et al., 2024 ; Onagh et al., 2012), la régression logistique (Berber et al., 2024 ; Chowdhury et al., 2024 ; Xi et al., 2022 ; Du et al., 2017), les machines à vecteurs de support (SVM) (Xi et al., 2022 ; Tyagi et al., 2022 ; Benbouras and Petrisor, 2021 ; Xu et al., 2012), les arbres de décision (Hong et al., 2015 ; Pradhan, 2013), les k-Nearest Neighbors (k-NN) (Abu El-Magd et al., 2021 ; Pradhan et Jebur, 2017), et Naïve Bayes (Abu El-Magd, 2022 ; Abu El-Magd et al., 2021). L'apprentissage par ensemble permet d'améliorer les résultats en apprentissage automatique en combinant plusieurs modèles. Cette approche offre de meilleures performances prédictives par rapport à un modèle unique. Bagging et Boosting sont deux types d'apprentissage par ensemble (Wu et al., 2020). Ces deux méthodes réduisent la variance d'une estimation unique en combinant plusieurs estimations provenant de différents modèles. Ainsi, le résultat peut être un modèle avec une stabilité accrue. Le Bagging, qui réduit la variance en moyenne des prédictions, ou le Boosting, qui améliore les performances en corrigeant les erreurs successives des modèles. Parmi ces algorithmes, on trouve les méthodes de boosting traditionnelles telles que : AdaBoost (Wu et al., 2020 ; Hong et al., 2018) et LogitBoost (Hong et al., 2020 ; Pham et Prakash, 2019), les ensembles de type "forêt" comme Random Forest (Chowdhury et al., 2024 ; Abu El-Magd, 2022), Extra-Trees (Bostan, 2024) et Random Patches (Loupe et Geurts, 2012), les algorithmes basés sur des rotations d'espace de caractéristiques tels que Rotation Forest (Shen et al., 2023 ; Hong et al., 2018), Random Rotation Forest et Random Rotation Extra-Trees (Blaser et Fryzlewicz, 2016), ainsi que les machines de gradient boosting, incluant Gradient Boosting Machine (GBM) (Sahin, 2022 ; Merghadi et al., 2018), XGBoost (Zeng et al., 2024 ; Kavzoglu et Teke, 2022 ; Kavzoglu et al., 2015), LightGBM (Zeng et al. 2024 ; Sun et al., 2023 ; Sahin, 2022), et CatBoost (Lee and Lee, 2024 ; Sahin, 2022). Un aspect clé de la fusion d'ensembles est l'utilisation des méta-apprenants, qui optimisent les résultats en apprenant à partir des classificateurs de base. Parmi eux, Stacking est le plus populaire, combinant des modèles hétérogènes en utilisant les prédictions des classificateurs comme entrées et les classes réelles comme sorties (González et al., 2020).

Parallèlement, les réseaux de neurones artificiels (RNA) ont connu une évolution remarquable grâce au DL (Liu et al., 2017), passant de simples architectures de réseaux neuronaux à des modèles de DL sophistiqués, qui ont démontré des performances remarquables dans l'évaluation de la susceptibilité aux glissements de terrain (Wang et al. 2024). Ces modèles se révèlent à la fois performants et fiables pour le traitement et la modélisation de grandes quantités de données (LeCun et al., 2015) et ont été appliqués avec succès dans de nombreux domaines (Kardani et al., 2022 ; Saha et al., 2021). Dans des études précédentes, les réseaux neuronaux ont montré une précision allant de bonne à très bonne dans les études de modélisation de susceptibilité aux glissements de terrain (Wang et al., 2020). Les modèles de ML nécessitent une intervention manuelle, ce qui peut affecter les

Chapitre I : Revue Bibliographique

résultats (Saha et al., 2021). Par conséquent, une plus grande attention a été accordée aux modèles de DL pour éliminer ces préoccupations. Les réseaux neuronaux profonds (DNN) sont une forme avancée de réseaux de neurone artificiel (Artificial neural network, ANN) qui utilisent des architectures composées de plusieurs couches cachées. Ces modèles sont capables de représenter des fonctions de complexité élevée grâce à l'augmentation du nombre de couches et du nombre d'unités par couche, leur permettant de capturer des relations complexes dans les données, et possèdent une meilleure capacité de généralisation (Chen et al. 2024 ; Duo et al., 2019 ; Liu et al., 2017). Les réseaux neuronaux convolutifs (*convolutional neural networks* - CNN) sont une architecture d'apprentissage profond conçue pour traiter des données bidimensionnelles avec une topologie en grille (données spatiales), comme les images et les vidéos, en exploitant des convolutions pour réduire la complexité et les paramètres (Arel et al., 2010). Ils permettent de traiter directement les données brutes avec un prétraitement minimal, offrant ainsi une efficacité accrue grâce aux calculs accélérés par GPU. Les CNN sont largement utilisés dans des domaines tels que la reconnaissance d'écriture, la détection de visages et le traitement du langage naturel (Liu et al., 2017). Ces techniques ont également été appliquées dans le contexte de la cartographie des glissements de terrain pour détecter les emplacements des glissements et constituer un inventaire solide des événements (Liu et al., 2022). En complément des CNN, les réseaux neuronaux récurrents (*recurrent neural network* - RNN) se distinguent par leur capacité à prendre en compte les données d'entrée actuelles ainsi que les informations précédentes, ce qui les rend particulièrement adaptés à l'analyse des données séquentielles, telles que les séries temporelles spatiales (Yin et al., 2017). Bien que les RNN aient montré des performances supérieures dans des domaines comme la reconnaissance d'images et l'analyse de données séquentielles, leur efficacité pour la modélisation des glissements de terrain à grande échelle ou sur des données volumineuses reste peu explorée (Ngo et al., 2021). L'évolution des RNN a donné naissance à des modèles encore plus sophistiqués, tels que les LSTM (*Long Short-Term Memory*), capables de capturer des dépendances à long terme (Habumugisha et al., 2022 ; Merity et al., 2017). Cette progression continue a permis de développer des outils capables de capturer des relations complexes, de traiter efficacement de vastes ensembles de données et d'améliorer considérablement la précision des prévisions dans des environnements dynamiques et complexes. Pour obtenir des modèles performants et robustes, l'ajustement et l'optimisation des hyperparamètres constituent une étape essentielle dans le processus de construction des modèles (González et al., 2020). Malgré la puissance de ces modèles, largement utilisés dans la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain, les résultats obtenus sont parfois imprécis et varient d'une étude à une autre, même lorsque les caractéristiques géoenvironnementales des zones d'étude sont similaires. Cette variabilité souligne les limites des approches traditionnelles et des architectures manuelles, qui nécessitent une expertise approfondie et un ajustement fastidieux des hyperparamètres. Pour remédier à ces défis, des techniques avancées comme les réseaux neuronaux hybrides et la recherche d'architecture neuronale (*neuronal architecture research* - NAS) (Mebirouk et al., 2024 ; Nweke et al., 2019) offrent des solutions innovantes. En automatisant la conception des modèles d'apprentissage profond, NAS explore un vaste espace de possibilités

architecturales pour optimiser les performances des modèles, permettant de mieux capturer les relations complexes entre les facteurs prédisposants et les occurrences de glissements de terrain. Ces techniques, appliquées pour la première fois au traitement de ce type de phénomène dans le cadre de cette thèse, représentent une avancée significative, améliorant à la fois la précision, la généralisation et l'efficacité des modèles dans ce domaine.

I.10.4 Le rôle des logiciels de Système d'Information Géographique (SIG)

Un système d'information géographique (SIG) est un moyen de gestion de base de données conçu pour saisir, stocker, manipuler, analyser, combiner et afficher des données à référence spatiale en vue de résoudre des problèmes complexes de gestion et de planification (Djeral, 2013). Les SIG sont des outils d'aide à la décision, ils permettent une meilleure gestion des aléas naturels (tels que les mouvements de terrain, les inondations, etc.) et des risques technologiques. Ces systèmes utilisent des données spatiales issues de plusieurs moyens d'acquisition (la topométrie, la géologie, la géodésie, la photogrammétrie et la télédétection). Il est actuellement utilisé dans de nombreux domaines tels que la géographie, la géologie, le génie civil, etc. Le SIG inclut plusieurs composantes. Les intrants regroupent des sources variées, comme les données cartographiques, de recensement, de terrain, de télédétection ou d'autres données externes. Ces informations sont ensuite traitées au sein du SIG à travers plusieurs processus : préparation et transformation des données, stockage dans des bases de données, manipulation et analyse spatiale, ainsi que génération de produits (cartes, rapports, statistiques). Le système interagit aussi avec d'autres SIG, des modèles externes et offre une interface utilisateur. Enfin, les extrants produits incluent des cartes, rapports, produits photographiques, statistiques ou encore des données prêtes à être intégrées dans d'autres modèles.

Les logiciels de SIG permettent de produire, d'organiser, de représenter et d'interpréter l'information géographique. Tout d'abord, ils facilitent l'exploitation des données existantes, ainsi que la création d'un inventaire des glissements de terrain. Ces données peuvent être intégrées dans un fichier unique afin d'extraire des informations pertinentes en utilisant des outils d'intersection et de superposition. En outre, ces logiciels rendent possible la production d'informations nouvelles à partir de données brutes, par exemple, le calcul de l'inclinaison des pentes à partir des courbes de niveau ou des Modèles Numériques de Terrain (MNT). Une fois toutes les variables créées, organisées et géoréférencées, elles peuvent être représentées sous différentes formes adaptées aux besoins de l'analyse. Enfin, la superposition de ces informations permet une exploitation avancée, ouvrant la voie à des analyses plus complexes et à une meilleure prise de décision.

I.10.5 La prévention et la protection des glissements de terrain

La prévention regroupe l'ensemble des dispositions à mettre en œuvre pour réduire l'impact d'un phénomène naturel prévisible sur les personnes et les biens. Traiter l'aléa ne supprime donc pas définitivement le risque. En conséquence, le meilleur moyen de prévention contre les risques de mouvements de terrain est d'agir sur la réduction de la vulnérabilité des enjeux, c'est-à-dire sur la limitation des éventuels dommages. L'analyse du

phénomène de mouvement de masse est le premier pas dans la diminution du risque (LE RISQUE, D. T. 2008).

La prévention nécessite la connaissance des zones à risques d'où l'obligation de disposer d'une cartographie de celles-ci. La prévention comprend toutes les activités dont le but est d'éviter ou de réduire au minimum la possibilité de l'apparition des pertes à la suite des glissements de terrains sur la base des connaissances acquises dans la phase de prévision (LE RISQUE, D. T. 2008).

Le choix d'une solution dépend à la fois du glissement lui-même (vitesse et ampleur des déplacements), des personnes et des biens exposés, de l'objectif de sécurité visé et des contraintes de site (accessibilité par exemple). La réalisation d'un système de drainage (tranchée drainante, éperon drainant, masque drainant ou drains ponctuels subhorizontaux) est une technique couramment utilisée pour limiter les infiltrations d'eau. Les murs de soutènement en pied de glissement limitent également leur développement. Dans le cas des coulées boueuses, la végétalisation des versants permet de réduire la quantité de matériaux mobilisables, et donc l'intensité du phénomène. L'utilisation de végétaux dans le cas des autres types de glissements est à préconiser avec prudence, ceux-ci pouvant également avoir un rôle néfaste.

Le renforcement des zones instables, le contrôle de l'occupation de sols, le contrôle de l'activité au niveau des zones à risque permet d'une part d'exposer le moins possibles les populations à un glissement de terrain en déclarant ces zones comme non constructibles, mais aussi d'autre part d'éviter d'accentuer le risque par une modification du sol qui pourrait découler de certaines activités (industrielles ou minières par exemple).

I.11 Conclusion

Ce chapitre a établi les bases conceptuelles et méthodologiques nécessaires pour comprendre les mouvements gravitaires, avec un focus particulier sur les glissements de terrain. Les causes naturelles et anthropiques, les mécanismes sous-jacents, ainsi que les typologies de ces phénomènes ont été explorés en détail, tout en mettant en évidence leurs impacts socio-économiques et environnementaux.

Les termes clés liés à l'évaluation et à la gestion des risques, tels qu'*aléa*, *susceptibilité*, *vulnérabilité* et *risque* ont été clarifiés, offrant ainsi un cadre conceptuel structuré pour une analyse méthodique des risques. Les SIG ont également été mis en avant comme des outils indispensables pour l'identification, l'analyse et la cartographie des zones à risque.

Une attention particulière a été portée aux méthodes de cartographie, qui ont été détaillées pour permettre de comprendre leurs avantages et leurs inconvénients respectifs. Ces méthodes incluent des approches empiriques, ainsi des méthodes statistiques/probabilistes modernes, basées sur l'intelligence artificielle. Parmi ces dernières, les méthodes d'apprentissage automatique et profond ont été sélectionnées en raison de leur pertinence et de leur fiabilité à extraire des relations complexes et cachées entre les facteurs de causalité et l'occurrence des glissements de terrain. Ces techniques permettent d'améliorer la précision des cartes de susceptibilité, en exploitant des données multidimensionnelles et en identifiant des schémas que les approches traditionnelles pourraient ne pas détecter.

Chapitre I : Revue Bibliographique

Afin de mieux comprendre l'application de ces méthodes et l'impact des facteurs environnementaux sur la stabilité des terrains, il est essentiel d'examiner en détail la zone d'étude. Le Chapitre II est consacré à la description détaillée du territoire étudié, en mettant l'accent sur ses caractéristiques géomorphologiques, lithologiques, hydrologiques et climatiques. Cette analyse approfondie permettra d'établir un lien direct entre les conditions du terrain et la prédisposition aux glissements de terrain, fournissant ainsi un cadre de référence pour l'interprétation des résultats obtenus dans les chapitres suivants.

Chapitre (II)
Données générales sur la
zone d'étude

Chapitre II : Données générales sur la zone d'étude

II.1 Introduction

Cette partie de l'étude est consacrée aux données générales de la région de Skikda. Elle renseigne sur la situation géographique et administrative de la wilaya et traite les aspects liés à la géologie de la région, la géomorphologie, la sismicité, le contexte climatique, hydrogéologique et hydrologique de la région tant que des facteurs de causalités et de déclenchements des glissements de terrain. la géologie et la géomorphologie sont des facteurs structurales permanents et les conditions climatiques s'avèrent des facteurs aggravants et accélèrent l'occurrence de cet évènement.

II.2 situation géographique de la zone d'étude

La Wilaya de Skikda est située au nord-est de l'Algérie, elle s'étend sur une superficie de 4137,68 Km², avec une population avoisinant les 1.095.666 habitants. Elle dispose de 130 kms de côtes qui s'étalent de la Marsa à l'est jusqu'à Oued Z'hour aux fins fonds du massif de Collo à l'ouest. Elle est limitrophe avec les Wilayas de Annaba, Guelma, Constantine, Mila et Jijel. Elle est localisée entre les latitudes 6° 14' 21,50" et 7° 22' 14,09" E, et les longitudes 36° 25' 8,50" et 37° 5' 42,50" N (Figure II.1).

La Wilaya de Skikda est issue du découpage administratif de 1974. Elle comprend treize (13) daïras regroupant trente-huit (38) communes. Sa position géographique et sa situation au centre de la région Nord-est du pays combinée à l'importance de ses infrastructures techniques (Routes nationales, ports et voies ferrées), confère à la wilaya de Skikda un rôle de premier plan dans les échanges et les flux économiques, grâce à l'importance de ses infrastructures techniques (routes nationales, ports et voie ferrée).

On peut dénombrer pas moins de 08 zones d'expansion touristique, cette position géographique combinée à l'importance de ses infrastructures techniques (routes nationales, ports et voies ferrées...) lui permettent de jouer un rôle de premier plan dans les échanges et les flux économiques de l'Antique, Russicada à Philippeville, aujourd'hui Skikda, plusieurs civilisations se sont succédées. Elles furent Phéniciennes, Romaine, Numidienne, Turque puis Musulmane. De nombreux vestiges dont une partie est dans le musée de la ville, l'autre, encore dissimulée à travers les plaines et les montagnes, témoigne du passé prestigieux de la région.

Elle présente un grand potentiel agricole (128.00 hectares) Skikda, c'est aussi un grand pôle industriel d'importance nationale dominé par le complexe pétrochimique.

La position de la wilaya sur la mer Méditerranée est sa fonction portuaire triplement importante (pêche, tourisme et hydrocarbures), lui confèrent des relations privilégiées avec les wilayas de l'Est algérien et aussi avec l'étranger.

Chapitre II : Données générales sur la zone d'étude

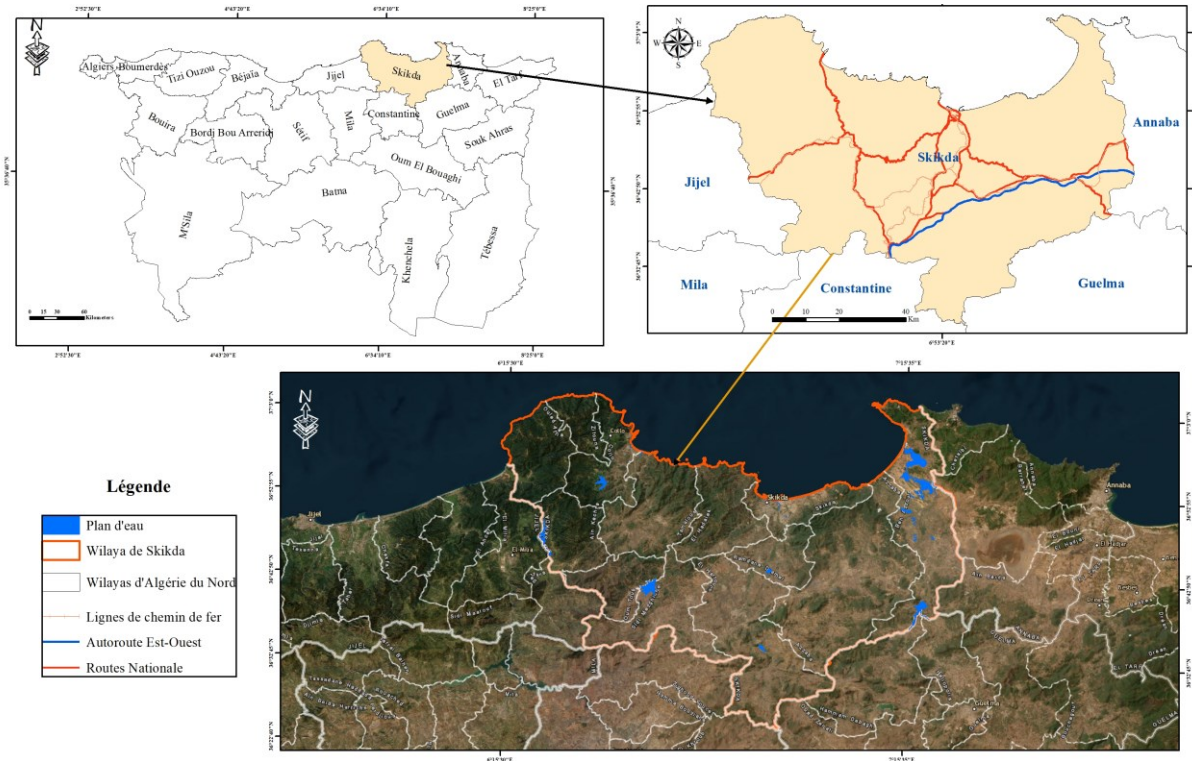


Figure II.1 : Situation géographique de la zone d'étude.

II.3 Réseaux routiers de la zone d'étude

Il est composé de : (1) 327,164 km de routes nationales ou 310,97 km en bon état, 11,694 km en état moyen et 4,5 km en état dégradé, (2) 603,352 km de chemins de Wilaya qui relient le chef-lieu de la wilaya aux grands centres urbains ou 369,582 km en bon état, 113,146 km en état moyen et 113,146 km en état dégradé, (3) 1657,40 km de chemins communaux reliés les communes et les centres de vie entre eux ou 632,500 km en bon état, 179,600 km en état moyen et 845,300 km en état dégradé, (4) 68,732 km d'autoroute qui relie Skikda à Constantine au sud et Annaba à l'est (Tableau II.1, Figure II.2). Entre les années 1999 et 2020 la DTP de Skikda a bénéficié de 78,72 Milliards de dinar par l'inscription de 225 opérations durant quatre quinquennales regroupées : dédoublement, modernisation, réparation des dégâts causés par les intempéries, réhabilitation et évitement dont 219 opérations sont achevées et 26 sont en cours de réalisations. Le réseau routier de Skikda est constitué essentiellement des grands axes suivants :

- La RN 03 qui relie Skikda - Constantine - Batna - Biskra - El Mghaïr - Touggourt - Hassi Messaoud - In Aménas - Illizi - Djanet – Niger.
- La RN 44 qui relie Skikda - Hamoudi Hamrouche - Azzaba - Aïn Charchar - Berrahal - Annaba - Ben M'Hidi - Sidi Kassi - Bouteldja - El Tarf - Aïn El Assel - El Kala - Oum Teboul - El Aïoun - Tunisie
- La RN 80 qui relie Aïn Charchar (Skikda) - Bekkouche Lakhdar - Bouati Mahmoud - Guelma - Khezara - Bou Hachana - Aïn Sandel - Sedrata - Berriche - Aïn Beïda - Khenchela – Babar.

Chapitre II : Données générales sur la zone d'étude

- La RN 43 qui relie Souk El Ténine (Béjaïa)- Ziama Mansouriah - El Aouana - Jijel - Sidi Abdelaziz - El Ancer - El Milia - Ben El Ouiden - Tamalous - Bouchtata - El Hadaïk (Skikda).
- La RN 85 qui relie Collo - Kerkera - Tamalous - RN43 - Sidi Mezghiche – RN03 (Aïn Bouziane).

Tableau II.1. Composition des réseaux routier de la wilaya de Skikda selon l'état de dégradation pour quatre quinquennale (1999-2020) (DTP Skikda, 2021).

Axe	Linéaires (Kms)		Quinquennale											
			1999-2004			2005-2009			2010-2014			2015-2020		
	1999	2020	bon	moyen	mauvais	bon	moyen	mauvais	bon	moyen	mauvais	bon	moyen	mauvais
RN	327	327,164	40	203	84	130	91	106	291	20	106	310,97	11,694	4,5
CW	577	603,352	84	280	213	138	127	324	411	62	116	369,58	113,15	120,62
CC	1 667	1 657,40	522	283	862	606	103	958	283	158	1215	632,50	179,6	845,3
Total	2 571	2 587,914	646	766	1159	874	321	1388	985	240	1347	1313,05	304,44	970,42

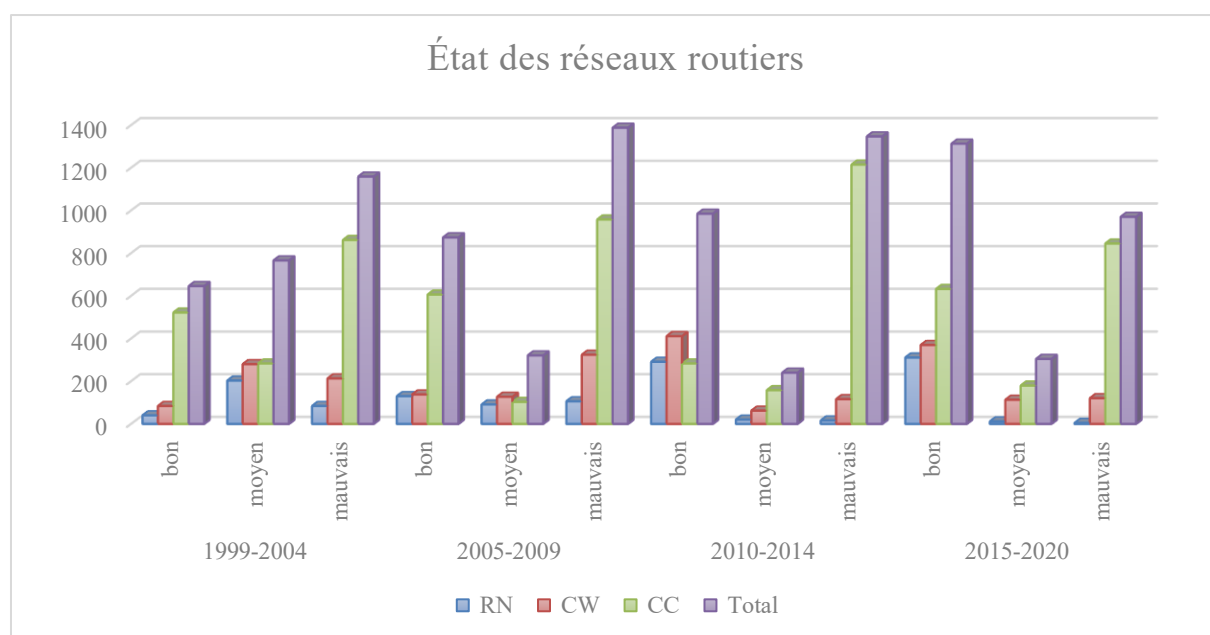


Figure II.2 : Etat du réseau routier de la wilaya de Skikda (présentation du secteur des travaux publics le 02/11/2021).

En plus de son vaste réseau routier, la wilaya de Skikda dispose d'un réseau ferroviaire important, s'étendant sur 170 km, dont 119,1 km en voie unique. Ce réseau relativement dense (4,13 km/km²) comprend dix-neuf (19) gares et haltes. Il permet des échanges avec l'ensemble des zones du nord-est du pays et s'articule autour de quatre principales directions, convergeant toutes vers Ramdane Djamel :

Chapitre II : Données générales sur la zone d'étude

- Direction Est : la section Ramdane Djamel – Azzaba, reliant les wilayas de Guelma et Souk-Ahras ainsi que la Tunisie.
- Direction Sud : la section Ramdane Djamel – Constantine, assurant les liaisons avec Constantine et les wilayas des Hauts Plateaux.
- Direction Ouest : la section Ramdane Djamel – Tamalous – Jijel, offrant un accès direct à la wilaya de Jijel.
- Direction Nord : la section Ramdane Djamel – Skikda, connectant le chef-lieu de la wilaya à ses principales infrastructures économiques (port, complexe pétrochimique, etc.).

Localement, le réseau ferroviaire s'intègre de manière cohérente avec l'armature urbaine de la wilaya, desservant les principaux centres structurants tels que Skikda, Tamalous, Azzaba, El Harrouche, Ramdane Djamel, Hamadi Krouma, Sidi Mezghiche et la cimenterie de Hadjar Essoud. Cependant, un seul centre urbain majeur, Collo, reste éloigné des corridors de transport ferroviaire.

La figure II.3 présente la répartition des voies de communication dans la région de Skikda.

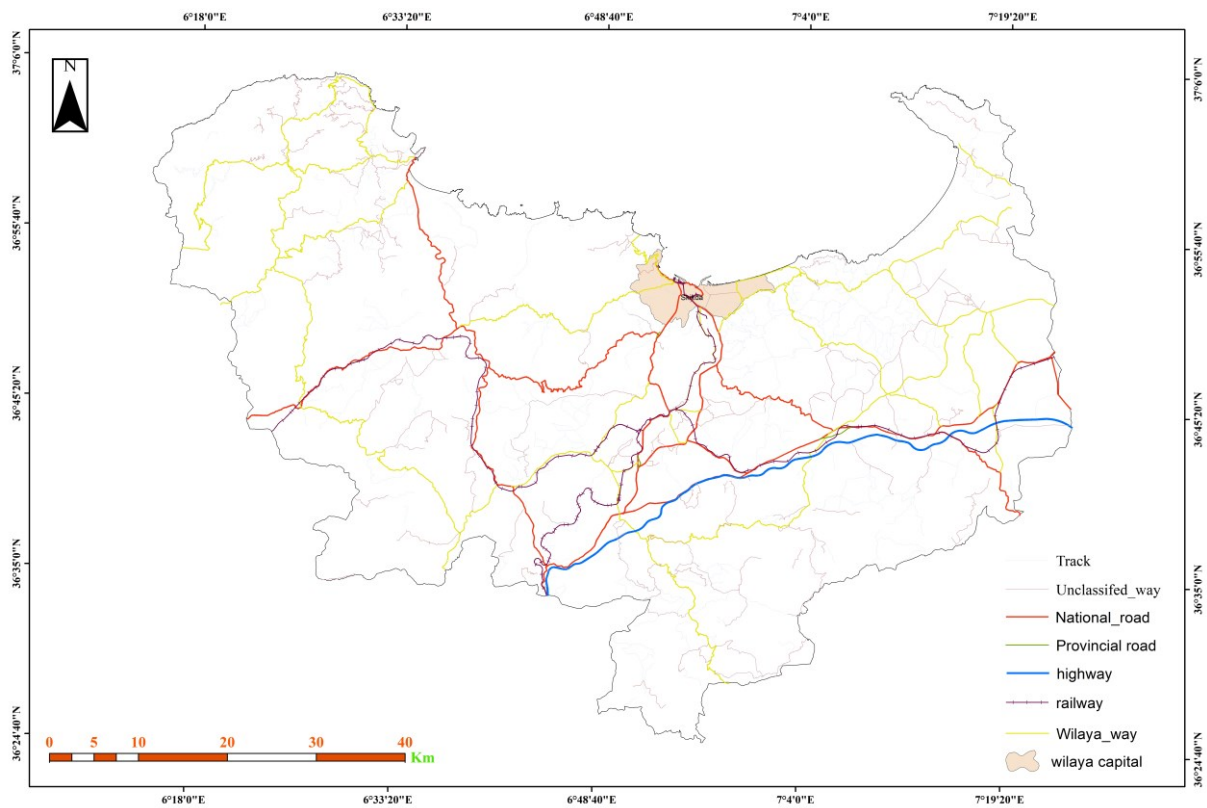


Figure II.3 : Consistance des voies de communication de la wilaya de Skikda.

II.4 Contexte géologique

L'analyse de l'environnement géologique est cruciale pour l'étude des glissements de terrain. Elle permet d'identifier les matériaux et les structures des formations géologiques qui influencent la stabilité des pentes, en soulignant comment la géologie, par la nature des sols et des roches, peut rendre certaines zones plus susceptibles aux glissements. La région d'étude fait partie du nord de l'Algérie et plus précisément de l'allochtone tellien qui comprend un chapelet de massifs anciens, bordé par une dorsale calcaire qui, par ces caractères originaux, garantit l'unité orogénique de ce domaine postérieurement à l'Aquitaniens (Villa, 1980). Ce domaine, découpé en blocs plus mobiles, se compose d'un socle gneissique d'une structure phylladique discordante, suivi en discordance par le Trias à faciès verrucano, les carbonates triasiques, de minces témoins du Dogger-Malm, le Crétacé et le Paléogène, surmontés enfin par la masse calcaire du Lutétien à Nummulites.

La formation de la Méditerranée a provoqué un affaissement entraînant une re-sédimentation en deux olistostromes successifs : l'un d'âge Oligo-Aquitaniens à klippes de flysch et d'ultra-tellien, l'autre d'âge Burdigalien où le flysch ultra-tellien et numidien se mêlent. Une phase tardive du Miocène supérieur a ensuite déformé l'ensemble du substratum et les dépôts post-nappes en plis d'orientation N70°, facilitant les dernières mises en place des nappes et le remplissage des bassins miocènes.

La stratigraphie de ce domaine a été définie à partir de données de terrain et de sondages, tant pour la géologie régionale que locale (Figure II.4). La wilaya de Skikda appartient au domaine externe de la chaîne alpine algérienne du Nord-Est, rattachée à la branche sud des montagnes maghrébines qui s'étendent sur environ 2 000 km, entre le détroit de Gibraltar à l'ouest et la Sicile ainsi que la Calabre à l'est (Belhai, 1996).

L'analyse du contexte géologique de la région de Skikda est fondamentale pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain, car elle permet d'identifier les matériaux et les structures favorisant le déclenchement des mouvements gravitaires, en les combinant avec d'autres facteurs environnementaux et géomorphologiques.

Chapitre II : Données générales sur la zone d'étude

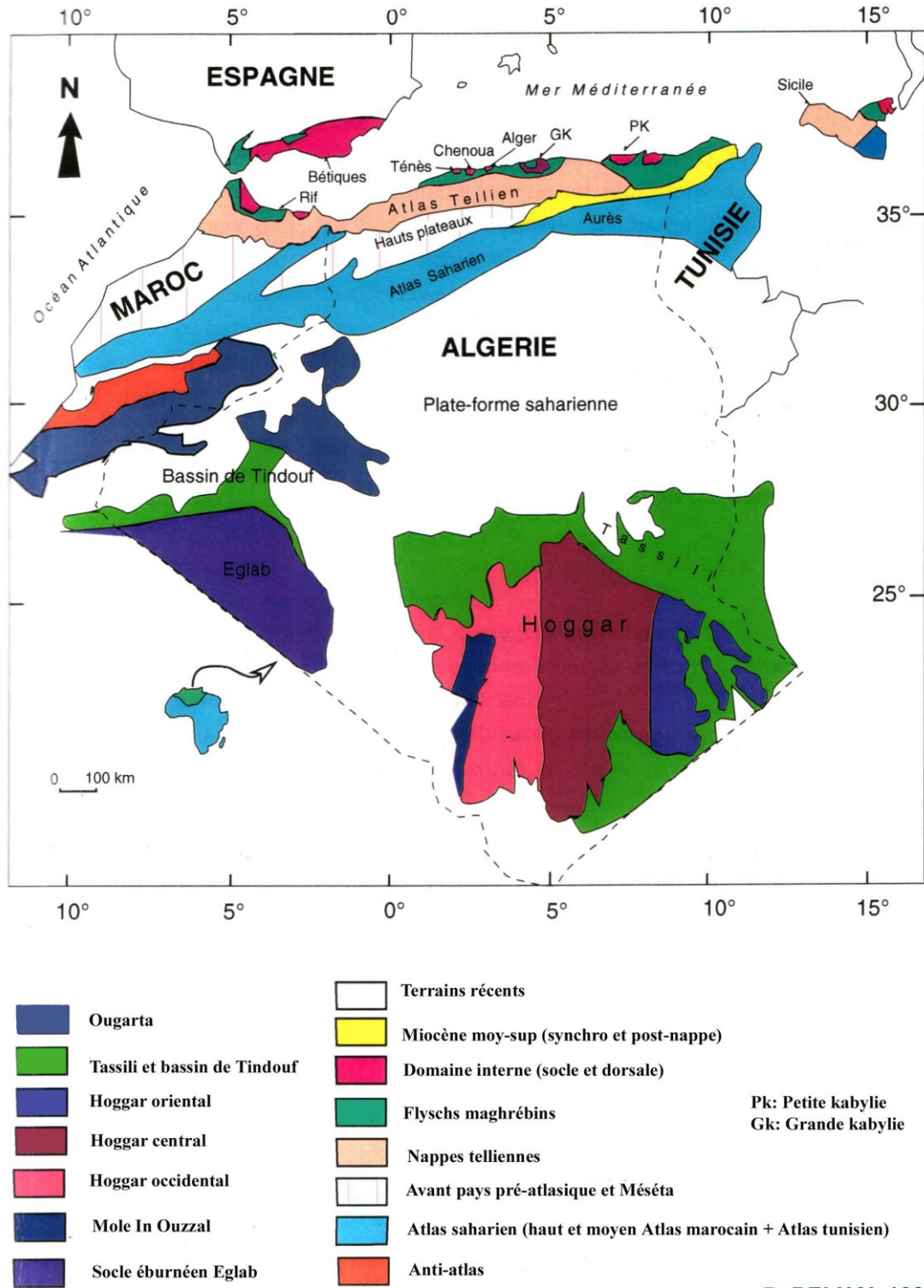


Figure II.4 : Carte géologique simplifiée du Maghreb (Belhai, 1996).

II.4.1 Géologie régionale

La chaîne alpine d'Afrique du Nord ou chaîne des Maghrébides fait partie de l'orogène alpin périméditerranéen (Durand-Delga, 1969) d'âge Tertiaire qui s'étend de l'Ouest à l'Est sur 2000 km, allant de Gibraltar à l'Ouest jusqu'à la Calabre à l'Est (Aubouin, 1977 ; Durand-Delga, 1971). Elle montre une structure en nappes, engendrée par des phases tectoniques

Chapitre II : Données générales sur la zone d'étude

tangentielles à vergence Sud dominante. La chaîne tellienne en Algérie est l'un des segments de la chaîne des maghrébides. Le massif de la Petite Kabylie fait partie des zones internes de la chaîne tellienne. Cette dernière est subdivisée en unités structurales issues de trois domaines paléogéographiques (Figure II.5) : (i) domaine interne ; (ii) domaine des flyschs ; et (iii) domaine externe.

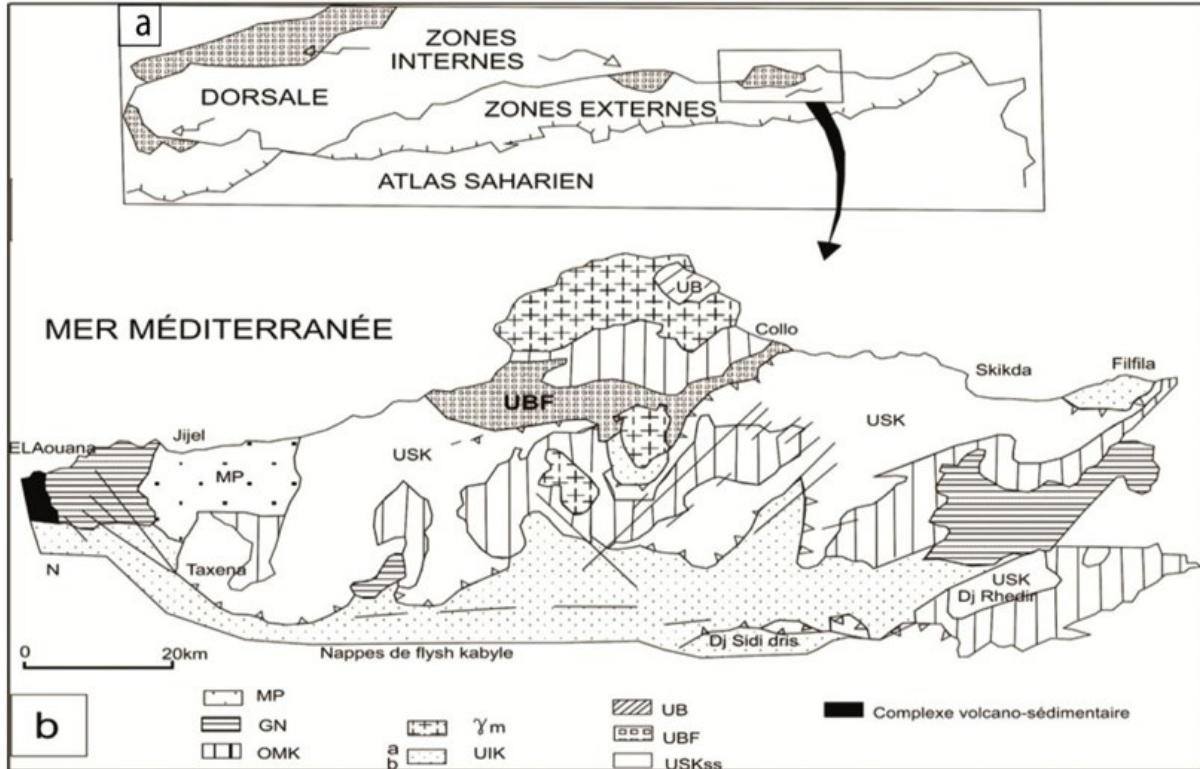


Figure II.5 : Situation du massif de la petite Kabylie dans le domaine interne maghrébin (Mahdjoub, 1991).

Le terrain d'étude (la région de Skikda) se trouve dans le domaine de la petite Kabylie qui fait partie de la chaîne alpine des Maghrebides. Il s'étend entre le massif des Babors à l'ouest et le massif de l'Edough à l'Est sur plus de 150 kilomètres le long du littoral, ce massif est constitué par un ensemble de roches métamorphiques associé à un ensemble de roches peu ou pas métamorphiques (Durand-Delga, 1955, 1969, 1980 ; Bouillin ; 1977 et 1983 ; Wildi ; 1983). D'après Villa (1980) on distingue du nord vers le sud les quatre grandes unités structurales suivantes :

- a- Le socle kabyle.
- b- La dorsale kabyle.
- c- Les séries à caractère flyschs.
- d- Les séries telliennes.
- e- L'Oligomiocène Kabyle.
- f- Les roches éruptives.
- g- Le Quaternaire.

a/ Le socle kabyle : Ce sont des formations paléozoïques qui servent de substratum à la chaîne calcaire, ils affleurent surtout à l'ouest de Skikda dans la Kabylie de Collo, d'ailleurs

Chapitre II : Données générales sur la zone d'étude

on le retrouve que sous forme de petits lambeaux. Il a été étudié par Roubault (1934), Durant-Delga (1955), Raoult (1974) et Bouillin (1977).

Le socle kabyle est composé de trois ensembles superposés, deux ensembles de roches métamorphiques et un ensemble principalement sédimentaire, on trouve du bas en haut les unités suivantes :

a.1 L'unité de Bougaroune : Cette unité montre une structure en bloc faillée emballer dans le granite miocène -région de Collo-. Elle est représentée par un ensemble comportant des gneiss à plagioclases sillimanite, grenat, dans lesquels sont intercalées des lentilles de marbre et d'amphibolites qui apparaissent à l'extrême Nord-Ouest de la zone d'étude.

a.2 L'unité de Beni-Ferguene (oued Zhour) : Elle forme la bande de terrains située entre, la région de Kerkra (Sud de Collo) à l'Est et la région de Sidi Abd Alaziz (wilaya de Jijel) à l'Ouest (Boukaoud, 2007). Il est caractérisé par une superposition des deux types de métamorphismes dont le premier est de basse pression et le deuxième et de plus haute pression et de moyenne à haute température. Elle comporte de bas en haut :

- Une alternance de métapélites claires et sombres ; des lentilles de pyroxénites et des granites à grains fins orthogneissifiés et à couronne de grenat.
- Des métapélites dans lesquels s'intercalent des dalles d'ortho gneiss.
- Des paras gneiss recoupé par des amphibolites.
- Cette unité est chevauchée au Sud par l'unité supérieure (unité de socle S.S) est recouverte au Nord par des formations de Numidien, de l'oligomiocène kabyle et les olistostromes, l'ensemble de cette unité est recoupé par des granites du Miocène de Beni-Touffout.

a.3 L'unité supérieure : Elle est constituée de bas en haut par (Benrabah, 2006):

- Une série para gneissique intriquée par des granites surmontés par des marbres et des micaschistes à biotite.
- Une alternance de grès de métapélites et des lentilles de marbre.
- Une série schisteuse constituée de schistes noirs.

Ces terrains cristallophylliens ainsi que leur couverture sédimentaire sont charriés sur une trentaine 30 de kilomètres sur les terrains mésozoïques et paléogènes près de la région de Ain Kechera.

b/Dorsale Kabyle : Cette unité a été nommée chaîne liasique (Ficher, 1903), chaîne calcaire (Glangeand, 1932) ou encore dorsale kabyle (Durant-Delga, 1969).

Elle représente la couverture méridionale du socle kabyle. Ces formations sont essentiellement carbonatées d'âge Mésozoïque et Tertiaire, elles sont développées sur près de 90 Km d'Ouest en Est depuis le Djebel Sidi Driss jusqu'à Zit Emba.

La dorsale kabyle est subdivisée en trois sous unités superposées.

On distingue de bas en haut :

- La dorsale interne.
- La dorsale médiane.
- La dorsale externe.

Chapitre II : Données générales sur la zone d'étude

b.1 La dorsale interne (chaîne calcaire interne) : La totalité des niveaux sur une même transversale n'est pas observée dans la wilaya, la série est donc lacuneuse et très souvent condensée, de bas en haut sont visibles les formations suivantes : De bas en haut, sont visibles les formations suivantes : les massifs calcaires (dorsale calcaire), qui constituent la plateforme carbonatée de la marge nord-téthysienne et une partie de son talus (Durand-Delga, 1969). Cette chaîne calcaire chevauche sous forme d'écaillés tectoniques le domaine des flyschs et le domaine tellien (Bouillon, 1986).

- Permo-Trias : minces pelites de grès rouge violacé.
- Lias inférieur : calcaires blancs, massifs ou en gros bancs d'une épaisseur de 30 à 70 m.
- Carixien à Néocomien : calcaires lites glauconieux à silex gris et marno-calcaires jaunâtres.
- Paléocène-Yprésien : calcaires dolomitiques sombres et sableux.
- Lutétien supérieur : calcaires massifs ou grossièrement lites à patine blanche, tout cet ensemble repose sur un paléozoïque.

On retrouve ces formations dans la région de Kef Toumiet ou elles représentent l'essentiel des reliefs de cette région.

b.2 La dorsale médiane (chaîne calcaire médiane) : Elle est surtout caractérisée par la présence des dépôts calcaires à microfaunes pélagiques du Crétacé supérieur au Lutétien, ces formations sont surtout retrouvées dans le Djebel Bou-Aded. Raoult (1974) a pu établir la colonne stratigraphique comportant de bas en haut la lithologie suivante :

- Un banc épais de pelites et grès du Permo-Trias suivi de calcaires graveleux.
- Un banc de calcaires blancs massifs du Lias inférieur.
- Un banc moins épais marno-calcaires lité du Dogger.
- Banc de calcaires et marnes surmontés par des conglomérats et marne.

b.3 La dorsale externe (chaîne calcaire externe) : Elle se caractérise par une forte épaisseur des calcaires massifs du Lias inférieur, des conglomérats à gros galets se trouvant dans le Djebel Rhedir et celui de Sidi Driss.

De bas en haut on distingue la succession suivante :

- ✓ Large banc de pélites, argiles et grès.
- ✓ Calcaires blancs massifs du Lias inférieur.
- ✓ Calcaires lités à silex du Dogger surmontés par des conglomérats et marnes.

c/ Les séries à caractère flyschs : En Algérie les terrains allochtones sont d'âge Crétacé à Eocène on distingue trois types de flyschs :

- Flyschs Mauritanien.
- Flyschs Massylien.
- Flyschs Numidien.

c.1 Flyschs Mauritanien : Le terme Mauritanien rassemble aujourd'hui les séries antérieurement distinguées par les noms de flysch de Guerrouch et de flysch de Penthièvre. Sur le versant nord du djebel Sidi Driss, le long de l'oued Khorchef, Raoult (1974) a pu définir la colonne stratigraphique comportant les lithologies suivantes :

- Une alternance de marnes grises et de turbidites calcaires.

Chapitre II : Données générales sur la zone d'étude

- Un ensemble de grés homométrique attribué à l'Albo-Aptien.
- Localement des phanites rouges et blanches du Cénomanién supérieur.
- Les microbrèches à ciment riche en quartz détritique d'âge Sénonien.
- Au sommet des conglomérats puis des grés micacés Tertiaires (Eocène à Oligocène).

c.2 Flyschs Massyliens: La série s'étend essentiellement sur le versant Nord du djebel Sidi Driss, elle présente une part importante de marnes et d'argiles ce qui favorise le développement de toutes les formes de glissement et de ravinement. Selon Raoult (1974) ce type de flysch se comporte de trois termes :

- Flysch Albo-Aptien : argiles et grés plus ou moins quartzitiques en bancs minces (10 à 30 cm).
- Niveau à phanites ou à brèches colorées.
- Flysch à microbrèches du Cénomanién-Sénonien inférieur avec des marnes grises et des calcaires fins jaunes à rosés.

c.3 Flyschs numidiens : Selon Bouillin (1979) ce flysch comporte trois termes :

- A la base des argiles de teinte verte, rouge et violacées, à tubatormaculume dont le sommet est d'âge Oligocène supérieur.
- Colonne stratigraphique et synthétique des séries mauritanienne d'après Raoult (1974).
- Des grés à grains de quartz hétérométrique d'âge Aquitanien à Burdigalien inférieur (Miocène).
- Et au sommet l'ensemble est surmonté par des argiles.

d/ Les séries telliennes : Elles ont été étudiées par plusieurs géologues ; ces derniers ont pu définir plusieurs séries telliennes. L'une des caractéristiques de ces séries est leur faciès marno-calcaire du Néocomien. Dans la partie du Tell Oriental algérien ce sont les séries ultra telliennes qui sont les plus étendues

Du nord vers le sud on distingue :

- Les séries ultra telliennes.
- Les séries telliennes (sens strict).
- Les séries péni-telliennes.

d.1/ Les séries ultra telliennes : Définies en 1969 par Durand-Delga, et étudiées notamment par Bouillin (1977), Raoult (1974) et Vila (1980), elles se caractérisent par un faciès essentiellement marneux et clair avec quelques bancs de calcaire, ce qui donne en général des reliefs mous ou les formes de glissement sont nombreuses, de plus, quelques bancs calcaires plus ou moins épais. On peut rencontrer ces séries au niveau de Djebel sidi Driss et celui de Safia (voir la carte géologique ci joint).

Dans la région de Sidi Driss, on distingue deux séries ultra telliennes tectoniquement superposées : l'unité supérieure (dite de Braham) et l'unité inférieure (dite de Oulbane).

d.2 Les séries telliennes (sens strict) : Ces séries vont du Trias au Lutétien et présentent des variations du faciès dans le temps. A un Lias de plateforme succède un Jurassique plus marneux ; le Crétacé d'abord détritique puis devient marneux à argilo-calcaire. L'Eocène se caractérise par des marnes épaisses avec le classique faciès des calcaires Yprésien.

Chapitre II : Données générales sur la zone d'étude

d.3 Les séries péni-telliennes : Elles sont définies dans le djebel Zouaouia (Marre et al., 1977), elles affleurent toujours au sud du tell oriental Algérien. Leur faciès très carbonaté les a fait confondre pendant longtemps avec les séries néritiques constantinoises.

e/ L'Oligomiocène Kabyle : C'est une série sédimentaire correspondant à la couverture stratigraphique transgressive initiale du socle kabyle (Raoult, 1974 ; 1975), cette formation affleure dans toute la Kabylie de Collo, la région de Skikda. Ce sont des formations détritiques qui comportent trois termes lithologiques :

-Un terme basal conglomératique, présentant des niveaux de brèches ou des poudingues en bancs irréguliers à galets de phyllades et de quartz.

- Un terme médian sous forme de grès micacés et des conglomérats fins, des argiles détritiques et des schistes.

- Un terme supérieur constitué de siléxites et d'un ensemble d'argiles et de pélites. L'épaisseur de l'Oligo-Miocène Kabyle est variable d'un point à l'autre 30 m à Ain Bouziane jusqu'à 200 ou 300 m.

f/ Les roches éruptives : La partie orientale de la petite Kabylie est caractérisée par un important magmatisme Miocène (Roubault, 1934, Ouaipe, 1978, Fougnot, 1992 ; Semroud et al., 1992) de type calco-alcalin qui a engendré d'importantes masses de granite (granite Bougaroun, de Beni Touffout et de Filfila) et microgranite (environ de Collo) ainsi que des coulées et injections de laves acides (région de Collo, Chetaibi et Edough).

Les roches éruptives microgrenues sont visibles essentiellement dans les environs du petit port de Collo et à l'ouest du bassin de Tamalous se sont en général des microgranites monzonitiques et des microgranodiorites, elles recouvrent et métamorphosent les roches sédimentaires elles sont donc plus récentes que les terrains sédimentaires marins.

On peut notamment observer des granites Miocène dans les massifs de Bougaroun et de Beni Touffout et dans Djebel de Filfila à l'est de Skikda.

g/ Le Quaternaire : Dans la zone d'étude le quaternaire est représenté par les alluvions et les dunes anciennes.

-les alluvions se composent de trois types différents : des alluvions actuelles représentées par des sables, des limons formant le lit moyen de l'oued Safsaf et celui de Zeramna, alluvions moyennes constituées de limons et de galets et enfin des alluvions anciennes d'âge pléistocène ce sont des terrasses de limons et de cailloux roulés à des épaisseurs de 20 m.

Les dunes anciennes se trouvent le long de la cote de la zone d'étude formées de trois niveaux :

- Un niveau inférieur qui atteint une épaisseur de 40 à 50 m, contient des alluvions récentes d'oued Safsaf.

- Un niveau moyen qui atteint une épaisseur de 80 m et contient des alluvions anciennes.

- Un niveau supérieur développé sur les schistes paléozoïques (aux environs de Djebel El Allia au Nord Est de la région).

Le quaternaire est bien développé dans la région et de composition variée : limons, sables, argiles et en moindre importance des travertins.

Chapitre II : Données générales sur la zone d'étude

La Figure II.6 illustre les proportions approximatives (%) des diverses formations lithologiques dans le terrain d'étude.

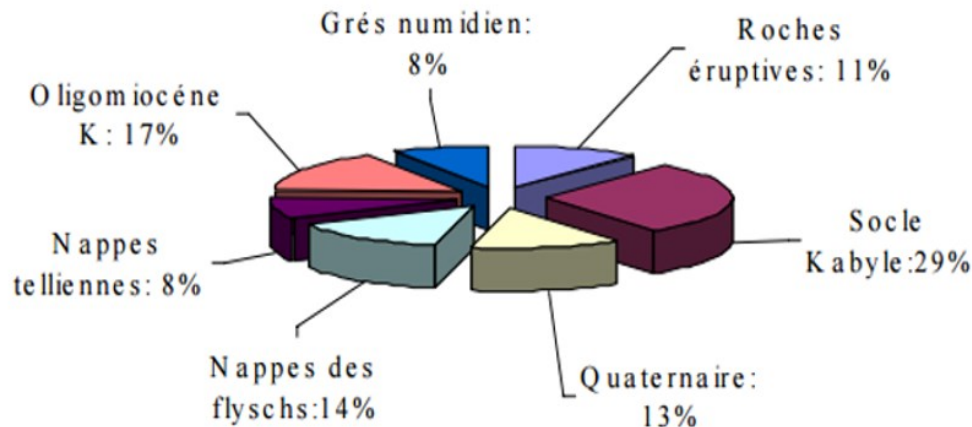


Figure II.6 : Proportion approximative (%) des diverses formations lithologiques dans le terrain d'étude (Benrabah, 2006).

II.4.2 Evolution paléogéographique et tectonique

En Algérie, la chaîne des Maghrébides est constituée de plusieurs nappes charriées sur la plateforme Africaine et montre du nord au sud les domaines suivants :

- Le domaine interne
- Le domaine des flyschs
- Le domaine externe qui représente la marge téthysienne du continent africain.

La Wilaya de Skikda appartient au premier domaine dit interne dans sa partie septentrionale ; et au domaine des flyschs dans sa partie méridionale. Sur ces deux domaines va se déposer, en discordance, une formation charriée dite la nappe numidienne.

✓ Le domaine interne

Appelé aussi socle kabyle ou Kabylyde, est composé de massifs cristallophylliens métamorphiques (gneiss, marbres, amphibolites, micaschistes et schistes) et d'un ensemble sédimentaire paléozoïque (Ordovicien à Carbonifère) peu métamorphique. Ce socle affleure d'ouest en est dans les massifs du Chenoua (à l'ouest d'Alger), d'Alger, de Grande Kabylie et de Petite Kabylie (entre Jijel et Skikda). Ce dernier, avec 120 km de long et 30 km de large, constitue le plus large affleurement du socle kabyle en Algérie. Le socle est par endroits recouvert en discordance par des dépôts détritiques (principalement des molasses conglomératiques) d'âge Oligocène supérieur–Miocène inférieur, appelés Oligo-Miocène Kabyle. Les massifs internes des Maghrébides ont donc constitué une zone haute de la fin du Paléozoïque à l'Oligocène supérieur. Le socle kabyle est bordé au sud par les unités mésozoïques et cénozoïques de la Dorsale Kabyle appelée parfois « chaîne calcaire » à cause de l'importance du Jurassique inférieur calcaire. Ce domaine est exceptionnellement étroit et ne dépasse jamais quelques kms de largeur. Le premier affleurement de la dorsale kabyle en Algérie est situé au cap Ténès. On la retrouve ensuite dans le massif du Chenoua puis au Sud Est d'Alger où elle constitue d'importants reliefs sur plus de 125 km de long (massifs de Larba, du Bou Zegza et du Djurdjura). Elle apparaît ensuite au Nord de Constantine (Dj. Sidi

Chapitre II : Données générales sur la zone d'étude

Dris) et on la suit sur 90 km jusqu'au Sud d'Annaba (Zit Emba). La dorsale kabyle se présente sous forme d'écaillés d'âge permo-triasiques à Eocène moyen (Lutétien). Du point de vue lithologique, ces formations comprennent des calcaires du Lias et de l'Eocène, des dolomies du Trias au Lias inférieur et des grès du Permo-Trias. La dorsale kabyle a été subdivisée du Nord au Sud en trois unités qui se différencient par le faciès et l'épaisseur des calcaires : dorsale interne, médiane et externe. En général, les faciès traduisent des conditions de sédimentation de plus en plus profondes lorsque l'on passe des formations de la dorsale interne (dépôts littoraux ou épicontinentaux) à celles de la dorsale médiane (dépôts marneux et plus profonds du Crétacé à l'Eocène) puis aux formations de la dorsale externe (qui montrent souvent des radiolarites au Dogger-Malm) (Bouillin, 1986). Du côté sud, un contact anormal sépare la Dorsale kabyle du domaine des flyschs. Les formations du domaine interne chevauchent le domaine des flyschs et le domaine externe tellien

Les zones internes se présentent aujourd'hui sous formes des massifs anciens, isolés les uns les autres (Coiffait, 1992), ils sont essentiellement constituées d'affleurements de socle métamorphique de nature variées (Vila, 1980), et formées des éléments dilacérés de la plaque Alboran (Wildi, 1983) : un socle cristallophyllien continental aminci (Wildi, 1983) qui comprend des formations catazonales et des péridotites (Vila, 1980) et une couverture sédimentaire du Paléozoïque au Tertiaire, en partie désolidarisée de son socle pour former des nappes de charriages. Dans ce contexte, la figure II.7 illustre l'orogène alpin périlméditerranéen tel que présenté par Durand-Delga (1969).

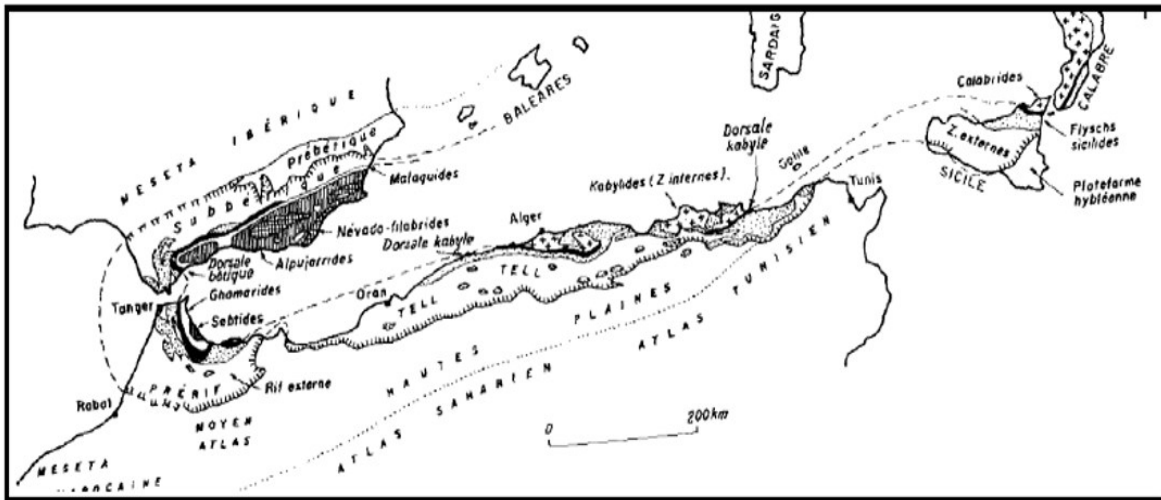


Figure II.7: L'orogène alpin périlméditerranéen d'après (Durand-Delga, 1969).

La figure II.8 montre les rapports structuraux entre les différentes unités de la chaîne des Maghrébides selon Durand-Delga (1969).

Chapitre II : Données générales sur la zone d'étude

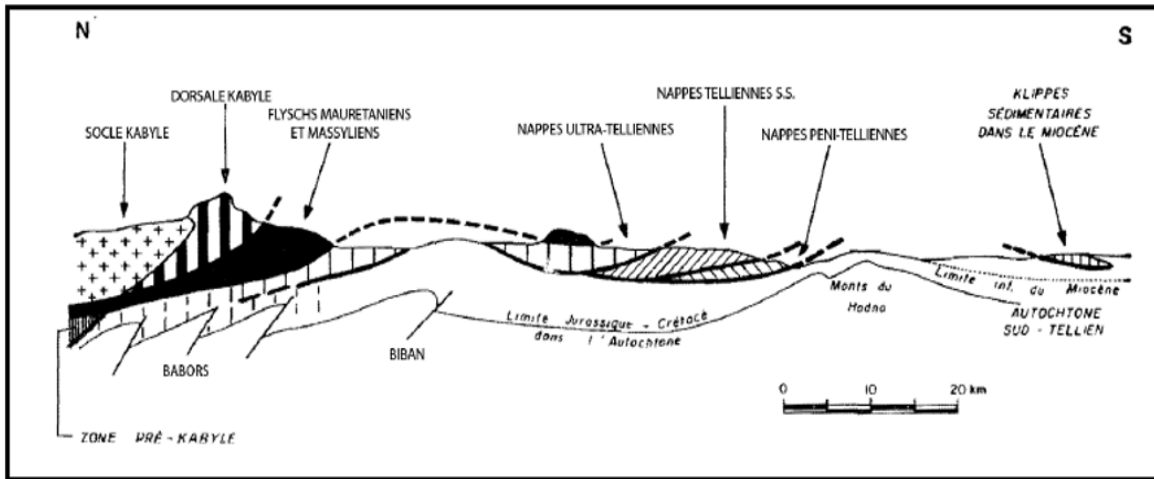


Figure II.8 : Rappports structuraux entre les différentes unités de la chaîne des Maghrébides (Durand-Delga, 1969).

Le domaine interne comprend le socle kabyle et la dorsale kabyle :

Le socle kabyle

Il est constitué de bas au haut par :

- Un ensemble inférieur crustal des gneiss fin ou ocellés qui correspond aux conditions de haute pression des granulites (Bouillin et al., 1976) et à intercalation, parfois puissantes, des marbres et d'amphibolites (Djellit, 1987) ;
- Un ensemble supérieur cristallophyllien métamorphique, il contient des schistes satinés (phyllades) à intercalation des grés et des porphyroïdes ocellés ;
- Une couverture sédimentaire qui surmonte en discordance le socle cristallin elle comprend les termes de l'Ordovicien jusqu'au Carbonifère inférieur.

Durand-Delga (1955), y distingue les termes suivants :

- Des schistes noirâtres qui débutent parfois par des conglomérats dissociés ;
- Des psammites rouges et vertes à graptolites ;
- Des grés calcaires à tentaculites ;
- Des calcaires à orthoceras ;
- Des dépôts détritiques recouvrant en discordance les formations précédentes d'âge Oligocène supérieur- Miocène inférieur (Oligo miocène kabyle OMK) (Durand Delga, 1969 ; Bouillin et al., 1973).

La dorsale kabyle ou la chaîne calcaire

La Dorsale kabyle constitue la couverture méridionale du socle kabyle, elle marque la limite entre ce dernier au nord et les zones telliennes au sud, elle est constituée par des formations sédimentaires allant du Permo-Trias jusqu'à l'Oligocène qui y affleurent généralement sur une frange très étroite (Vila, 1980). La dorsale kabyle est composée par trois domaines paléogéographiques (Durand-Delga, 1969 ; Raoult, 1974 ; Vila, 1980) ; qui du Nord au Sud sont : la dorsale interne, la dorsale médiane et la dorsale externe.

Chapitre II : Données générales sur la zone d'étude

- ✓ La dorsale interne : Elle montre sur un soubassement paléozoïque, une série complète qui va du Permo-Trias au Néocomien et surmontés directement par des dépôts continentaux et littoraux du Lutétien supérieur (Raoult, 1974).
- ✓ La dorsale médiane : Elle est caractérisée par une sédimentation marneuse à microfaune pélagique (Turonien- Lutétien inférieur) et l'absence des termes du Crétacé moyen.
- ✓ Dorsale externe : Est composée par des radiolarites au Dogger-Malm et sédimentation détritiques grossière au crétacé sup et Paléocène (Djellit, 1987 ; Bourefis, 2006).

A partir de la fin du Lutétien, la dorsale kabyle a été le siège d'une tectonique tangentielle à vergence Sud, (Raoult, 1968 ; 1969).

Raoult (1971 ; 1974) constate quelques unités externes et médianes se sont désolidarisées de leur substratum, elles ont été par la suite plissées et chevauchées par le socle kabyle et la dorsale interne.

Le domaine des flyschs

Le domaine des nappes de flyschs correspond à un secteur marin profond et mobile du Jurassique moyen au Burdigalien. Il est lié, jusqu'à l'Eocène supérieur, à la bordure sud de la plaque d'Alboran (Wildi, 1983). Ce domaine occupe une position allochtone par rapport aux zones externes, Ces flyschs se présentent de trois manières ; en position interne, superposés aux massifs kabyles, c'est-à-dire rétrocharriés sur les zones internes, et appelés flyschs nord-kabyles et en position relativement externe à la bordure sud de la Dorsale kabyle (flyschs sud-kabyles) et enfin en position très externe, sous forme de masses isolées flottant sur le Tell et charriées jusqu'à une centaine de kilomètres au sud (Vila, 1980). On y distingue du nord au sud deux grands groupes : les flyschs maurétaniens et le flyschs massyliens aux quelles vient s'ajouter un troisième type : les flyschs grésio-micacés ou flyschs Numidiens (Figure II.9):

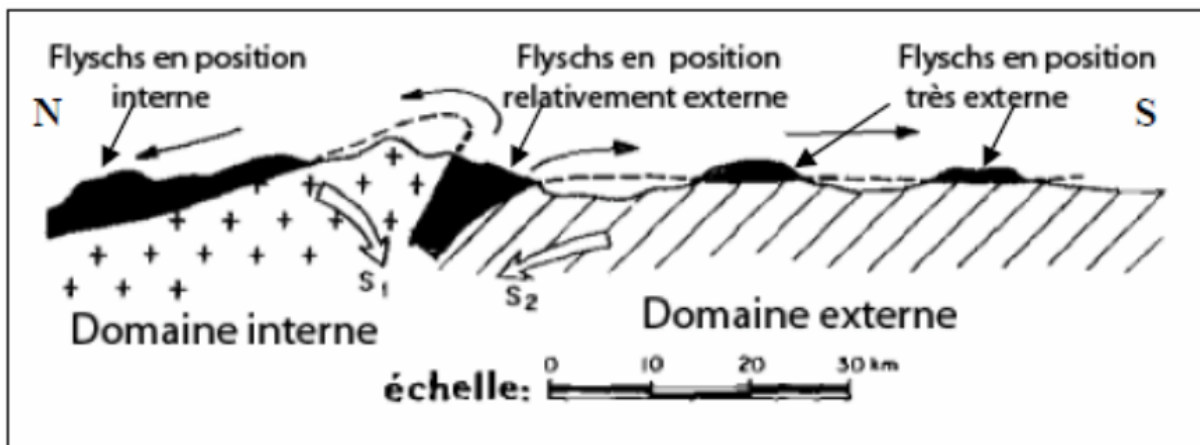


Figure II.9 : Position des nappes de flyschs par rapport aux unités de la chaîne des Maghrébides (Durand-Delga, 1969).

- **Les flyschs maurétaniens** : Ils ont relativement épais et occupent une position interne dans le domaine des flyschs, ils sont constitués par des alternances des bancs calcaires associés à un flysch schisto-gréseux allant du Crétacé inférieur à l'Oligocène qui se déposent dans la partie Nord du bassin (Gelard, 1969). On les appelle localement les grés de Guerrouch (Durand-Delga, 1955).

Chapitre II : Données générales sur la zone d'étude

- **Les flychs Massyliens** : Occupent une position externe dans le domaine des flychs et comportent une série périto-quartzitique d'âge Crétacé inférieur surmontée par une série périto-micro-bréchiq ue d'âge Crétacé supérieur. Ce sont des flychs schisto-quartziteux d'âge Crétacé. Ils se déposent dans la partie Sud du bassin (Raoult, 1969 ; Durand-Delga, 1955).

- **Les flychs Numidiens** : Ils sont situés au Sud du bassin massylien, les formations montrent des argiles à tubotomaculum sur lesquelles se déposent en discordance des grés micacés d'âge- Oligocène sup-Aquitani en. Des contacts tectoniques séparant les unités du domaine interne et la nappe du flysch mauritanien.

- **Les séries Numidiennes** : Le terme Numidien a été créé par Ficheur en 1908. Ils sont constitués de niveaux gréseux d'âge Oligocène terminal–Aquitani en épais de plusieurs centaines de mètres qui reposent sur des argilites versicolores oligocènes. Ces flychs reposent anormalement à la fois sur les zones internes et sur les zones externes. Ils sont constitués par une formation néo autochtone déposée sur les flychs et les olistostromes du Nord Constantinois (Bouillin et Raoult, 1971) au Miocène moyen et supérieur, ces flychs ont subi une tectonique tangentielle, à vergence sud qui a affecté les zones externes, ils comportent trois termes, soit, de bas au haut :

- Des argiles " sous Numidiennes" à tubotomaculum d'âge oligocène supérieur ;
- Des grés Numidiens épais de 200 – 300m, en bancs, caractérisés par des quartzs très roulés et d'une assez forte granulométrie avec parfois des dragées de quartz, ces grés sont d'âge Aquitani en.
- Des formations Supra-Numidiennes, comportant des argiles et des marnes et des silexites.

Localement, les formations de la série Numidienne sont tectonisées (plissées et faillées) et affectées par un métamorphisme de contact dû au à l'intrusion granitique Miocène (Figure II.10).

Chapitre II : Données générales sur la zone d'étude

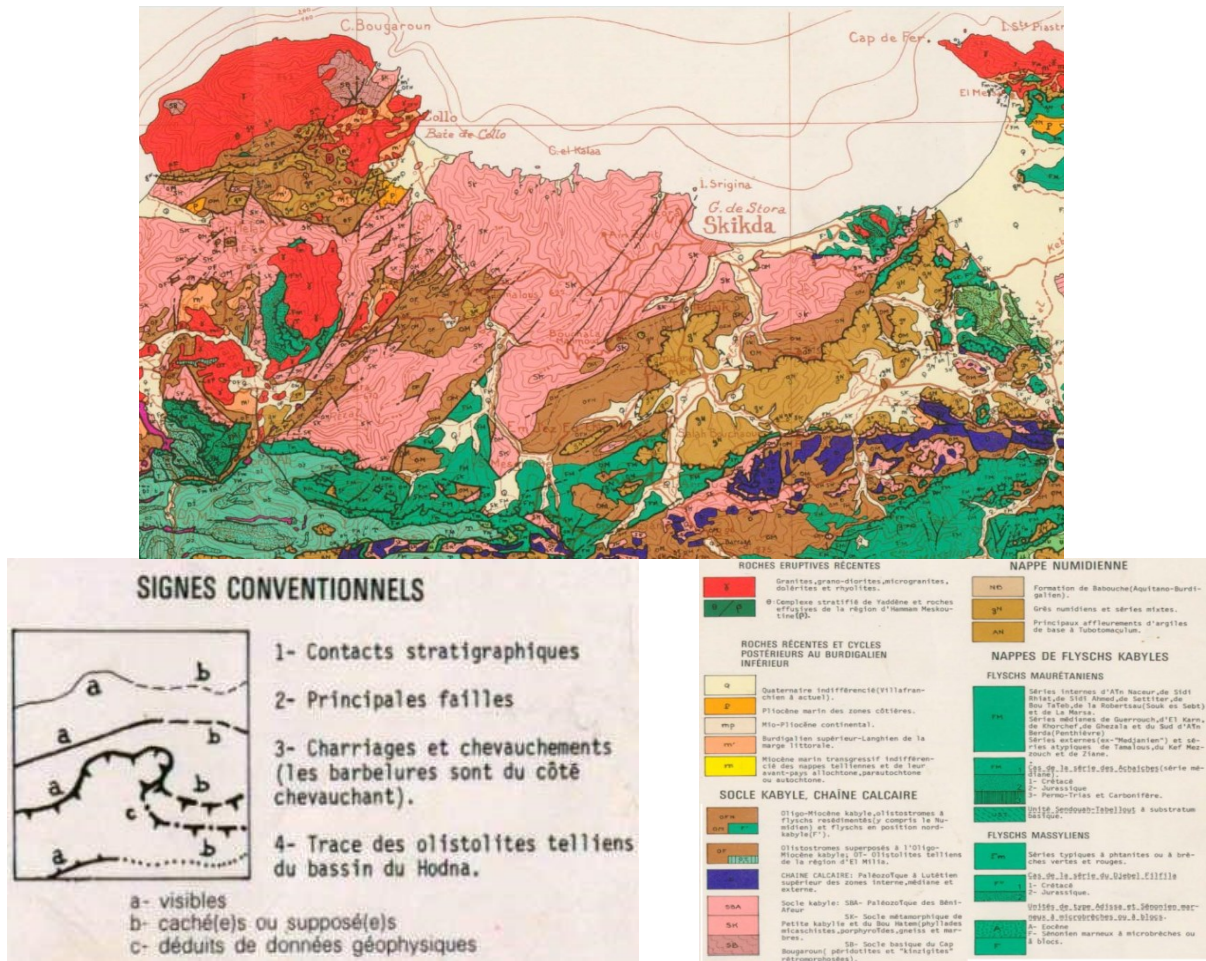


Figure II.10 : la carte structurale au 1/500 000 de la chaîne alpine d'Algérie orientale et des confins Algéro-Tunisiennes (Vila, 1980).

La région de Skikda présente une géologie variée avec des formations jurassiques et crétacées, constituant un substratum sédimentaire ancien principalement composé de calcaires et de marnes (Figure II.11). On y trouve également des dépôts néogènes post-nappes, marquant une sédimentation plus récente associée aux bassins d'avant-pays post-orogéniques, ainsi que des dépôts Plio-Quaternaires et Quaternaires, témoignant d'une activité sédimentaire récente, probablement influencée par l'érosion et l'accumulation des alluvions côtières. Sur le plan tectonique, la région est traversée par plusieurs failles majeures, incluant des failles de décrochement et des failles normales, indiquant une activité tectonique significative pouvant générer des séismes et influencer la stabilité du relief. La présence d'anticlinaux suggère un plissement lié à des compressions tectoniques passées. En outre, des traces de volcanisme, repérées au nord de Collo et dans certaines zones du littoral, témoignent d'une activité magmatique ancienne, probablement associée aux mouvements tectoniques alpins. Ces éléments géologiques et tectoniques confèrent à la région un caractère potentiellement instable, augmentant les risques de glissements de terrain, en particulier dans les zones de dépôts quaternaires. L'influence de la mer Méditerranée et des rivières locales favorise l'érosion et la formation de plages et de deltas. De plus, la disposition des failles et des plis joue un rôle clé dans l'orientation des reliefs et peut conditionner la répartition des ressources hydrogéologiques. Ainsi, la région de Skikda apparaît comme un territoire géologiquement

Chapitre II : Données générales sur la zone d'étude

complexe, marqué par un substratum ancien, des dépôts récents, une activité tectonique notable et des traces de volcanisme, des facteurs influençant fortement la géomorphologie locale, la stabilité des sols et les risques naturels tels que les glissements de terrain et les séismes.

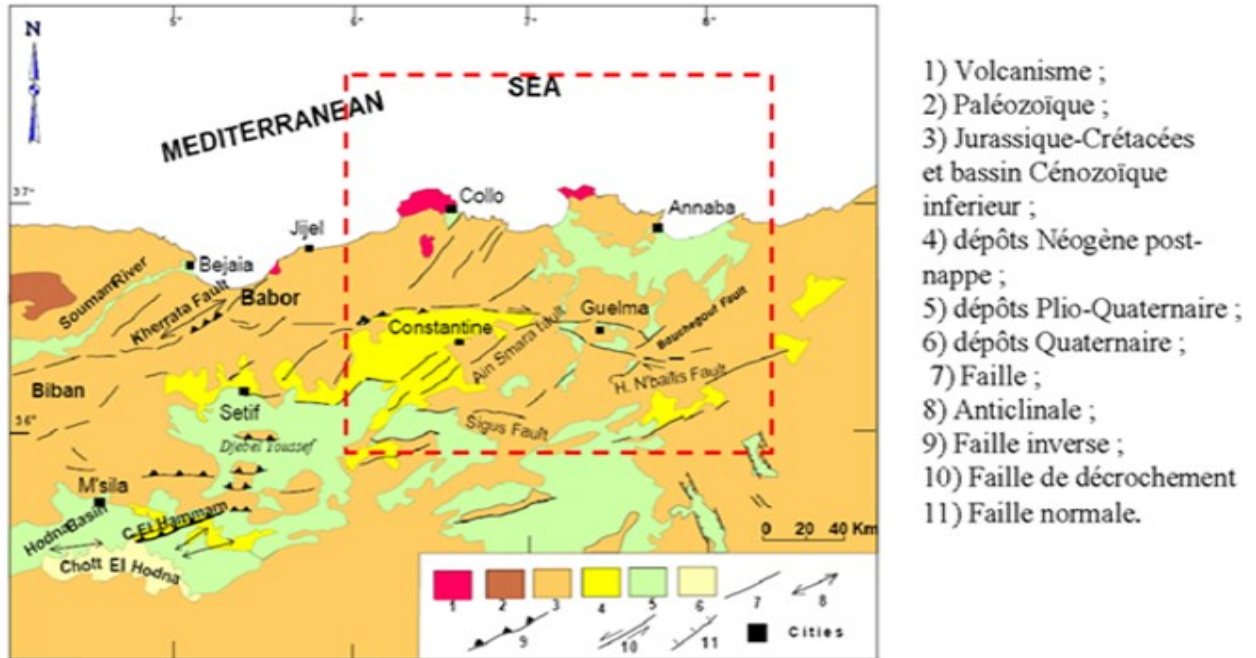


Figure II.11 : carte géologique du nord-est Algérie (Kieken, 1962 ; vila, 1980 ; Maghraoui, 1988)

- Le domaine externe

Ou domaine tellien constitué par un ensemble de nappes allochtones pelliculaires constituées principalement de marnes d'âge Crétacé moyen à Néogène et qui ont été charriées sur une centaine de km vers le Sud. On distingue du Nord au Sud : (i) les nappes ultra-telliennes, aux formations bathyales du Crétacé et de l'Eocène et une série plus détritique au Sénonien et à l'Eocène, ne sont connues que dans l'Est algérien et en Tunisie. Elles présentent des caractères proches de ceux du flysch massylien. (ii) les nappes telliennes sensu-stricto formées de Lias de plate-forme surmonté de Jurassique plus marneux, puis par le Crétacé qui, détritique, devient marneux à argilo-calcaire et enfin, l'Eocène aux marnes épaisses et les (iii) nappes péni-telliennes dont les séries néritiques du Crétacé à l'Oligocène sont carbonatées et marneuses. Les nappes péni-telliennes, définies dans l'Est algérien, présentent des caractères proches de ceux du néritique constantinois. Dans le domaine externe existe des unités encore plus externes et d'allochtonie notable, mais moindre, structurées au Miocène moyen qu'on appelle séries de l'avant-pays allochtone ou tellien et se placent entre les nappes telliennes au Nord et l'autochtone ou para-autochtone atlasique au Sud. On distingue ainsi d'ouest en est : (i) l'ensemble allochtone sud-sétifien (séries des Djebels Guergour, Anini, Zdimm, Youssef, Braou, Tnoutit, Sékirine, Tafourer, Agmérrouel, Zana, Azraouat, Hammam, Ain el Ahdjar, Koudiat Tella et série supérieure du Djebel Kalaoun) à matériel carbonaté et marneux du Jurassique au Miocène, et qui apparaît plus à l'ouest dans la fenêtre des Azerou dans la région des Biban. Il se présente sous la forme d'un vaste empilement d'écaillés limité par des accidents cisailant (ii) la « nappe néritique constantinoise », à matériel carbonaté épais et

Chapitre II : Données générales sur la zone d'étude

massif du Jurassique–Crétacé, et, plus au sud, (iii) l'unité des « écailles des Sellaoua », dont le Crétacé possède des faciès de bassin.

La figure II.12 montre un exemple d'agencement des différents domaines et unités cités précédemment en Algérie (exemple du Constantinois, Algérie nord-orientale). Ainsi la figure II.13 représente la position des différentes unités géologiques des Maghrébides.

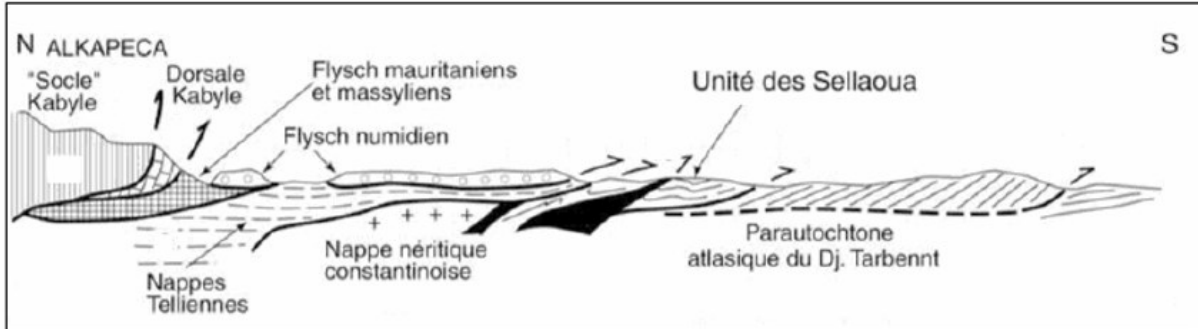


Figure II.12: Coupe générale synthétique des Maghrébides de l'Est algérien (région du Constantinois) (Peybernès et al., 2002)

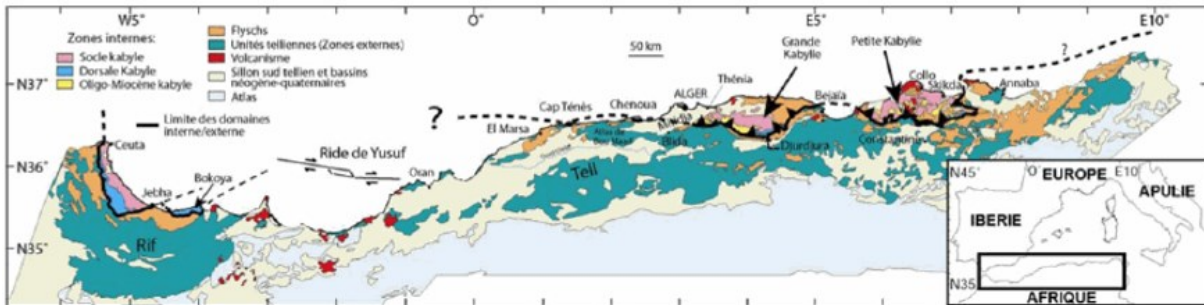


Figure II.13: Position des différentes unités géologiques des Maghrébides (d'après Domzig, 2006)

II.5 Principales phases tectoniques

II.5.1 Les événements tectoniques durant le Mésozoïque

- **Au Trias** : Une sédimentation confinée à élever et le volcanisme du Permo-Trias (Wildi, 1983) témoignent d'une forte subsidence à partir du Trias moyen et supérieur.
- **Au Lias** : Rifting et ouverture, subsidence et installation de la mer ouverte (Wildi, 1983), associé à une activité volcanique doléritique dans la série des Achaïches (Bouillin, 1979)
- **Au Dogger – Malm** : Ouverture et coulissage associé à une sédimentation pélagique (marno-calcaire, radiolarites, calcaires à calpionelles) à l'Est et détritique sous-marine à l'Ouest avec une activité magmatique sous-marins (ophiolites dans la région de Sendouah-Tabelloute) (Durand-Delga, 1971 ; Bouillin, 1979).
- **Au Crétacé inférieur** : Aucune phase tectonique importante n'est connue à cette époque. D'après l'interprétation des anomalies magnétiques dans l'Atlantique Nord, les coulissages senestres E-W entre l'Ibérie et l'Afrique s'arrêtent pratiquement dès l'Aptien supérieur (110Ma), par la suite vient la phase Albienne compressive majeure au tell externe. (Wildi, 1983), cette phase tectonique coïncide avec le début de la rotation anti-horaire de l'Ibérie par rapport à l'Europe (Biju-Duval et al, 1977).

Chapitre II : Données générales sur la zone d'étude

- Au Crétacé supérieur :

Au Crétacé supérieur, le bloc d'Alboran commence à s'engager entre l'Afrique et l'Ibérie, grâce à la rotation de la péninsule. En se déplaçant vers l'Ouest par rapport à l'Afrique et à l'Ibérie, la plaque d'Alboran remplit l'espace créée entre ces deux continents dès le début du Crétacé supérieur (Wildi, 1983). Il semble qu'un épisode tectonique important correspondant au Cénomaniens inférieur a eu lieu. En effet sur la bordure Sud-Ouest de la plate-forme néritique constantinoise et dans le Sud Sétifien, la sédimentation devient planctonique. Ce changement peut être relié à un épisode tectonique entraînant un relèvement du niveau eustatique (Benabbas et al., 2008). Au début du Sénonien les domaines internes étaient relativement hauts (Wildi, 1983).

II.5.2 Les événements tectoniques durant le tertiaire :

La chaîne alpine de l'Algérie Nord orientale s'est surtout structurée pendant les phases Tertiaires.

· A l'Eocène :

- **La phase Priabonnienne** : Cette phase compressive se situe vers la fin du Lutétien, elle est appelée phase fini-Lutétienne ou phase atlasique par Durand-Delga. (1969) et Raoult (1974) ou encore phase priabonnienne par Vila, (1980). Cette phase correspond à la fermeture de la Téthys occidentale par la rotation de l'Afrique, conduisant à la collision entre la partie orientale de l'Alboran et la marge Africaine Tellienne.

· Au Miocène

- **Phase compressive du Burdigalien** : Cette phase tectonique affecte la partie occidentale de la plaque d'Alboran qui a continué sa migration vers l'Ouest, pour entrer en collision avec la marge rifaine de l'Afrique et la marge méridionale de l'Ibérie. Elle est également responsable du glissement de la nappe Numidienne dans sa position actuelle sur les secteurs méridionaux de la zone infra rifaine. (Durand Delga, 1980, Wildi, 1983).

- **Phase tangentielle Tortonienne - phase alpine** : Pour Vila., (1980), c'est la phase Tortonienne majeure, à vergence Sud qui est responsable de vastes raccourcissements impliquant les formations postérieures au Burdigalien supérieur dont la nappe Numidienne. Toujours ; selon le même auteur.

II.6 SISMICITE

II.6.1 Etude des zones à risque de séisme

II.6.1.1 Cause de la sismicité de l'Algérie du Nord

L'activité sismique en Algérie du Nord se trouve aujourd'hui bien expliquée par la théorie de la tectonique des plaques.

En effet c'est mouvements de confrontation entre la plaque Eurasienne et la plaque Africaine qui entraîne la déformation des parties méridionales de l'Europe et septentrionale de l'Afrique et donne lieu aux séismes qui secouent notre pays.

Les plaques Eurasienne et Africaine s'affrontent à leur limite. La plaque Africaine se déplace globalement vers le Nord, par conséquent, l'on assiste à une compression subméridienne du domaine nord-africain. Le taux de rapprochement a été évalué à Gibraltar de 1.3cm/an et dans la région de Chlef à 1.8cm/an (Figure II.14).

Chapitre II : Données générales sur la zone d'étude

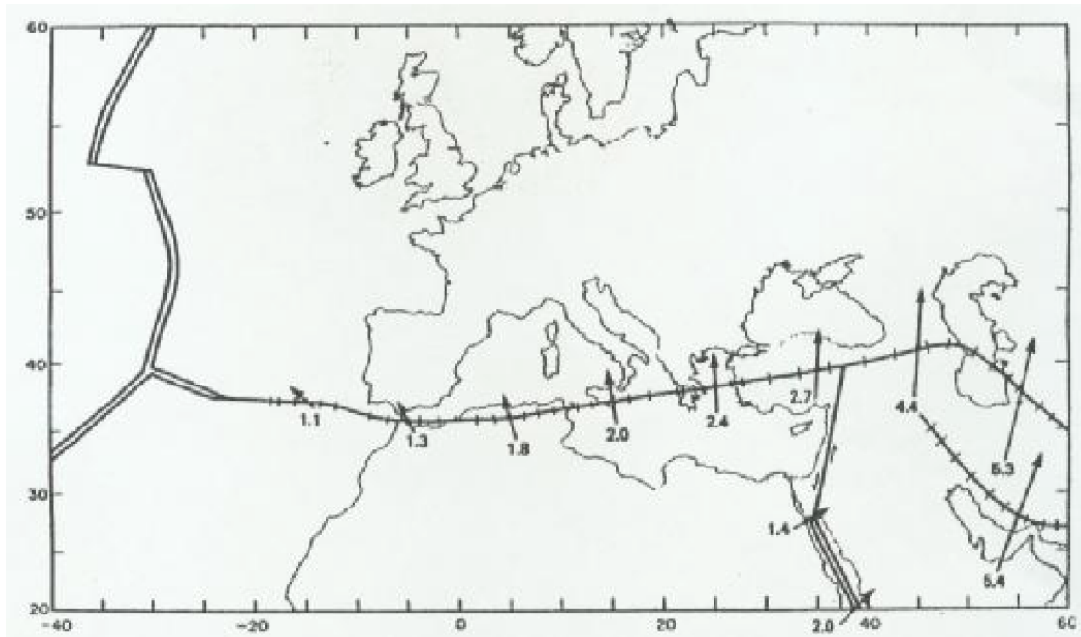


Fig.II.14 : Convergences entre la plaque africaine et Eurasienne (Mackenzie, 1972).

Cette convergence de limites de plaques n'est définie par une zone de Benioff, surtout que les séismes sont superficiels, mais plutôt par une limite de collision. Les séismes se produisent sur des failles actives qui peuvent être identifiées en surface.

Alors qu'en profondeur les plaques se déplacent régulièrement de quelques mm à quelques cm par an, dans la partie supérieure de la croûte terrestre, ce mouvement n'est pas continu. Les failles peuvent rester bloquées durant de longues périodes, tandis que le mouvement régulier des plaques se poursuit, provoquant ainsi l'accumulation des contraintes.

La chaîne tellienne (Atlas tellien) constitue le segment orogénique, péri méditerranéen de la ceinture active alpine et himalayenne qui s'étend du Sud-Ouest Asiatique à l'océan atlantique. Cette ceinture (Figure II.15) est caractérisée par des plaques tectoniques qui sont en mouvement de convergence. Ceci a engendré des déformations compressives au niveau de la chaîne tellienne.

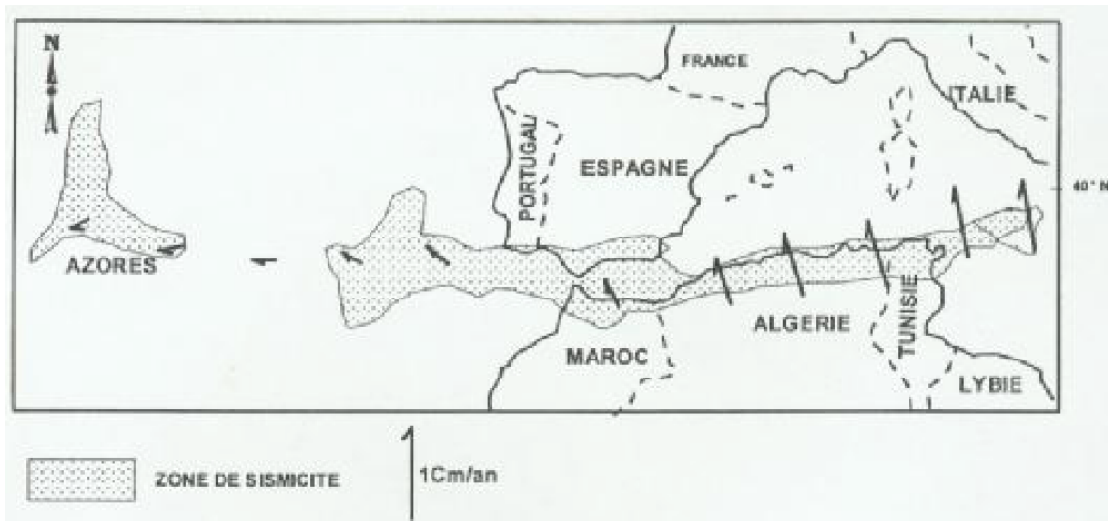


Figure II.15 : La limite des plaques, africaine et Eurasienne entre les Açores et la Sicile (Anderson et Jackson, 1987).

Chapitre II : Données générales sur la zone d'étude

L'observation des mécanismes aux foyers déterminés pour certains séismes montre que les séismes d'Algérie situés entre Oran et Tipaza se caractérisent par des mécanismes donnant des solutions en compression orientée NNW-SSE, contrairement à la région de Constantine où le mécanisme en décrochement est souvent observé.

En effet c'est le mouvement de confrontation entre la plaque eurasienne et la plaque africaine qui donne lieu aux séismes qui secouent l'Algérie. Ce mouvement a donné naissance à des gigantesques fracturations sous forme de failles géologiques dont la conséquence est la naissance du relief important de l'Algérie de Nord.

II.6.1.2 la carte sismique de l'Algérie :

La carte de sismicité de l'Algérie est constituée principalement d'épicentres macrosismique et instrumentale. En effet, l'implantation de réseaux sismologiques télémetrés nationaux et l'utilisation de réseau mobiles assurant un contrôle de l'activité sismique est assez récent (Figure II.16, 17).

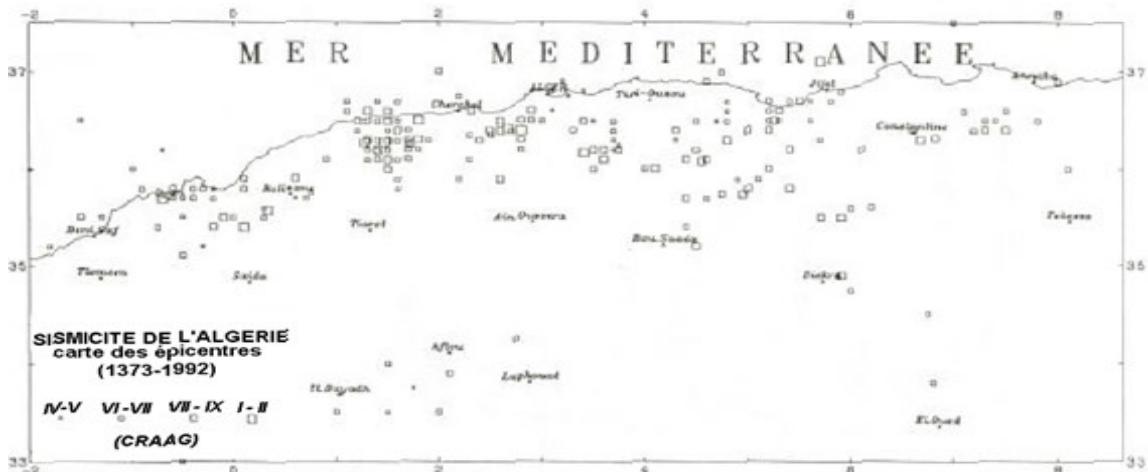


Figure II.16 : Carte des épicentres macrosismiques de 1373 à 1992 (CRAAG, 1994).

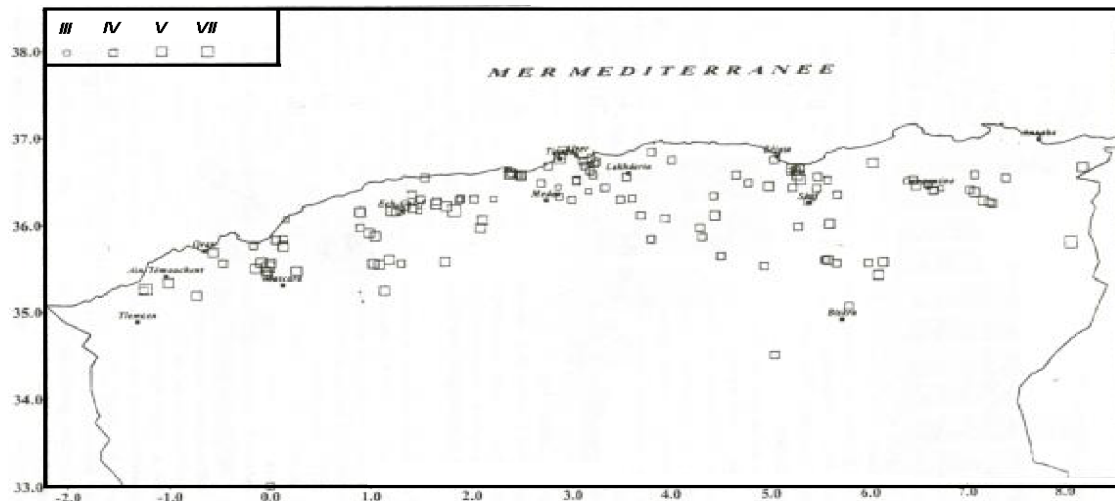


Figure II.17 : Carte des épicentres macrosismiques de 1992 à 2001 (CRAAG).

De l'analyse des deux cartes précédentes des épicentres macrosismiques en peu dire que notre région d'étude et pour toutes les variantes du tracé routier est restai épargnée des grands séismes destructeurs le long de la période entre 1373 et 2001. Mais elle reste au voisinage

Chapitre II : Données générales sur la zone d'étude

immédiat d'un couloir sismique très actif d'orientation Est Ouest situé à sa limite septentrionale.

II.6.1.3 classe sismique de la région étudiée

La Wilaya de Skikda est classée en zone sismique IIa (Figure II.18). D'après le document technique réglementaire D.T.R – B.C. 2.48 des règles parasismiques algériennes RPA99/version 2003.

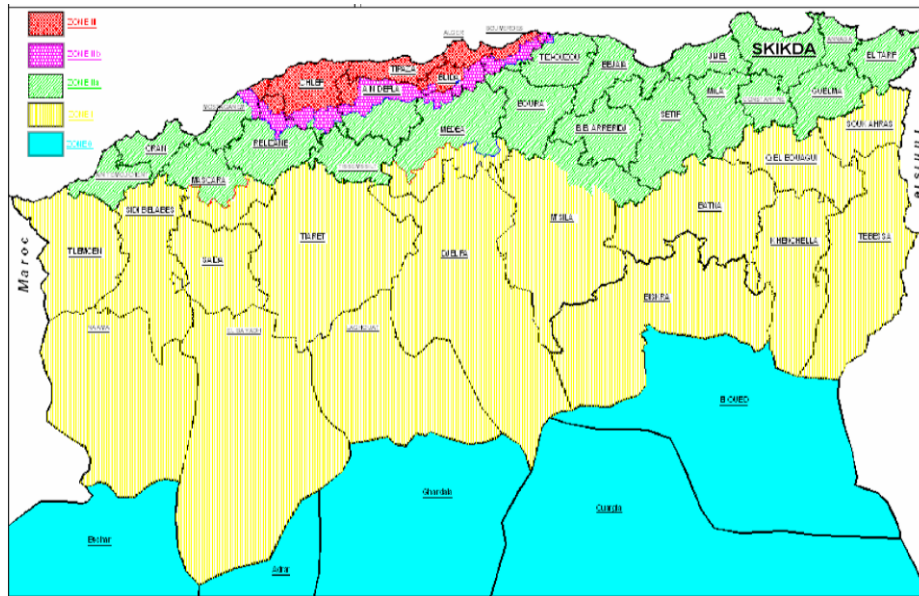


Figure II.18: Classification de la sismicité des wilayas selon le (CGS, 2003).

Les zones sismiques sont des parties du territoire national dont les limites sont déterminées en fonction de l'aléa sismique qui la caractérise. La zone IIa est de sismicité moyenne. Le grand degré de déformation, caractérisant la région de Skikda résulte de la grande activité néotectonique qu'a connue la région durant la fin du Pliocène et pendant tout le Quaternaire.

Cette forte activité a vu la réactivation d'anciens accidents et l'apparition de morphostructures dont le matériel provient en grande partie du démantèlement du relief structural, aidé en cela par un paléoclimat fort variable.

II.6.2 Caractère néo actif et néotectonique

Le caractère néo-actif, voire sismique de certains segments de failles est mis en relief d'une part par la sismicité que connaît la région et d'autre part par la présence d'un certain nombre de révélateurs morpho-géologiques qui sont :

- ✓ Lignes de crêtes déformées et cisillées.
- ✓ Escarpements de lignes de failles dans les formations jeunes.
- ✓ La grande perturbation du réseau hydrographique (angularités et changements brutaux de directions d'oueds).
- ✓ Discontinuités tectoniques et géologiques des terrains néogènes.
- ✓ Le réseau de fracturation et la néotectonique conditionnent l'allure et l'orientation du réseau hydrographique d'une part et tiennent une place prépondérante dans la répartition des ressources hydriques d'autre part.

Chapitre II : Données générales sur la zone d'étude

- ✓ Certains révélateurs relevés sur site montrent des endroits de la plaine alluviale fort subsidient (terrains vulnérables).

Toutes ces particularités morpho géologiques nous amènent à penser que la région d'étude a connu des périodes tectoniques et sismiques assez importantes dans un passé récent.

L'analyse de la sismicité (période entre 1860 et 2011) (Figure II.19), de la région de Skikda montre trois zones actives :

- ✓ La région d'El Harrouch.
- ✓ Le golfe et la plaine de Skikda
- ✓ La transversale Skikda- Constantine.

Tout phénomène sismique se manifeste par des vibrations au niveau du sol générées par les ondes sismiques et l'apparition de failles en surface, lorsque les séismes sont de fortes magnitudes.

Les instabilités liées aux séismes concernent entre autres :

- Les glissements de terrain.
- Les ruptures de failles en surface.

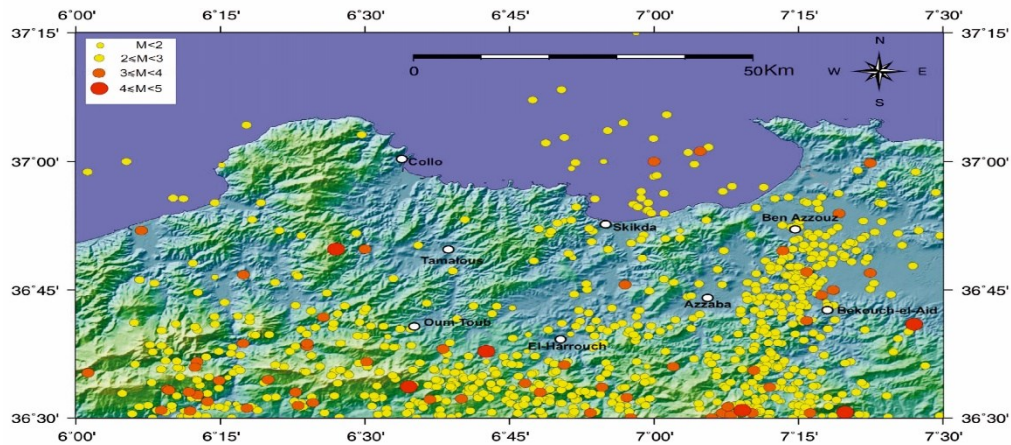


Figure II.19 : Sismicité de la wilaya de Skikda 1860~2011 (CGS, 2003).

II.7 Données hydro-climatiques

La Wilaya de Skikda appartient aux domaines bioclimatiques humide et subhumide. L'étage humide couvre toute la zone occidentale montagneuse ainsi que les sommets à l'est et au sud, il est à variante douce ou tempérée au littoral et froide à l'intérieur.

L'étage subhumide couvre le reste de la Wilaya, notamment les plaines, la variante chaude ou douce se localise sur le littoral et la variante tempérée ou froide à l'intérieur. Le littoral de la wilaya est fortement arrosé, en particulier la région Ouest du massif de Collo (entre 700 mm et 1200mm d'eau par an).

La wilaya renferme d'immenses potentialités touristiques du fait de l'existence de 130 Kms de côtes sur la quelle viennent se succéder des plages allant de Tamanart à l'Ouest la Marsa à l'Est et où l'on peut dénombrer pas moins de 08 Zones d'expansion touristique.

II.7.1 Pluviométrie

Les données de la région d'étude ont été recueillies auprès de l'Agence Nationale des Ressources en eau (ANRH) et de l'Office National de la Météorologie (ONM). Il s'agit

Chapitre II : Données générales sur la zone d'étude

d'observations journalières reportées sur des tableaux de cumuls mensuels (TCM).

La région dispose de cinq stations ayant des périodes d'observation relativement moyennes (Tableau II.2). La station de Ramdane Djamel est située à 50 mètres du niveau de la mer alors que l'altitude de la station de Bouchtata est de 90 mètres (la station de Ramdane Djamel est plus représentative de Skikda).

L'analyse pluviométrique est basée sur les observations de cinq postes pluviométriques. Les coordonnées sont données au tableau ci-dessous. Le tableau II.2 illustre les Caractéristiques des stations pluviométriques station de Skikda.

Tableau II.2. Tableau des Caractéristiques des stations pluviométriques (Skikda) (ANRH)

Stations pluviométriques								
Station	Code	Autorité	X UTM (m)	Y UTM (m)	Longitude	Latitude	Altitude (m)	Pluviométrie (mm)
Zardezas	30903	ANRH	311857.30	4052207.90	6.53.48 E	36.35.59	206	820.25
Elharrouch	30906	ANRH	306610.40	4057689.50	6.50.19E	36.39.9	137	606.73
Bouchtata	30911	ANRH	302600.00	4074229.00	6.48.14. E	36.47.43	90	679.3
Ramdane djamel	30909	ANRH	312517.00	4067579.00	6.54.1. E	36.47.43	50	603.9
Skikda port	30801	ONM	312820.90	4083667.50	6.88.14E	36.93.60	2	750

D'après la Carte des pluies moyennes annuelles du nord de l'Algérie (Figure II.20), élaborée par l'ANRH, la wilaya de Skikda se situe dans un étage pluviométrique très humide, caractérisé par des précipitations dépassant les 1300 mm/an au niveau du Dj di El Melahad, région d'Ouled Attia. Cette classification repose sur le tracé des isohyètes et l'exploitation des chroniques pluviométriques disponibles, avec une période de référence allant de 1965 à 2002. Skikda, en raison de sa proximité avec le littoral et sa topographie montagneuse, bénéficie d'un régime pluviométrique particulièrement élevé, ce qui en fait l'une des régions les plus arrosées du nord de l'Algérie.

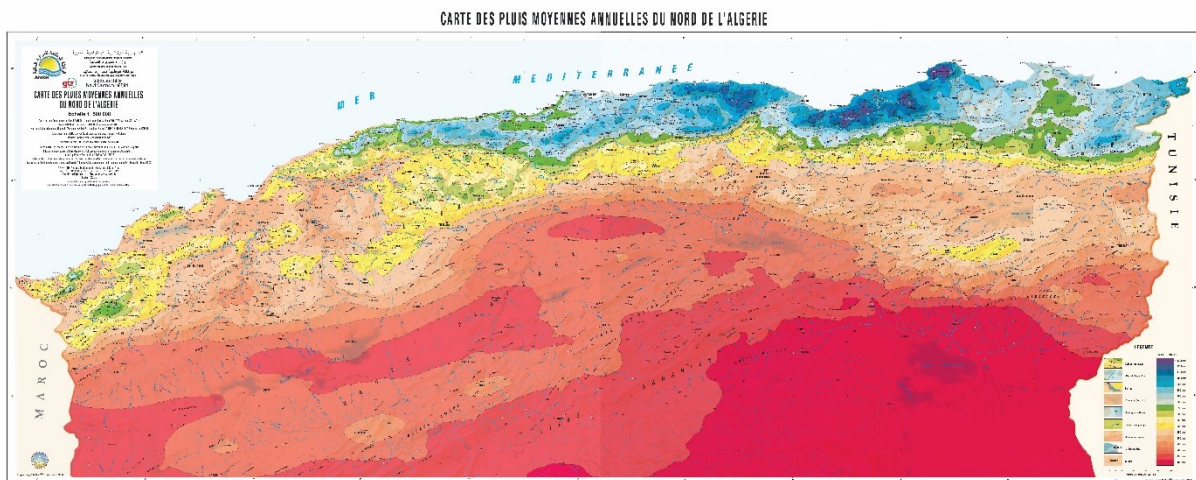


Figure II.20 : Carte des précipitations annuelles moyennes du nord d'Algérie (extrait de la carte établie par l'ANRH en 2005 : données moyennes de 38 ans, périodes du septembre 1965 à août 2002).

Chapitre II : Données générales sur la zone d'étude

II.7.2 Données géomorphologique

BenRabah (2006) identifie trois zones distinctes caractérisant la wilaya de Skikda :

a- Zones des montagnes

Les montagnes couvrent 41 % du territoire de la wilaya de Skikda, avec des pentes supérieures à 25 %. Les principaux massifs montagneux de cette région se répartissent en deux grandes zones :

À la limite sud, on trouve la chaîne tellienne, représentée par plusieurs massifs, notamment : Kef Sidi Driss (1 364 m), Kef Hahouner (1 023 m) et Djebel Tefaha (828 m). Ces massifs forment une barrière physique orientée est-ouest, composée d'une succession de reliefs, où la ligne de crête principale atteint 1 364 m à Kef Sidi Driss, avec une orientation sud-ouest/nord-est, tandis qu'une crête de moindre altitude se distingue au niveau du Djebel Tefaha (828 m) (Marre, 1992).

À la limite nord, une chaîne montagneuse longe le littoral, présentant des coupures au niveau des embouchures des principaux oueds. Ces discontinuités ont favorisé la formation de larges plages s'étendant sur 120 km, parmi lesquelles Ras Filfila, La Marsa, Ben Mhidi et la baie de Collo. Cette chaîne débute par le Mont Boutellis et comprend plusieurs sommets notables, dont Djebel Tenghout (649 m), Djebel Bissy (530 m), Djebel El Alia (479 m) et Djebel Filfila (586 m).

La figure II.21 montre les classes d'altitudes de la Wilaya de Skikda.



Figure II.21 : carte des altitudes de la Wilaya de Skikda (Benrabah, 2006).

Chapitre II : Données générales sur la zone d'étude

b. Zones des plaines

1- Plaine de la vallée du Saf-Saf :

S'étend d'El-Harrouch à Skikda et épouse les contours du Saf-Saf

2- Plaine de la Vallée de Oued El-Guebli : débute à Oum Toub, s'évase au niveau de Tamalous, s'effile jusqu'à Collo ou elle s'évase de nouveau (Ce bassin est considéré comme une sous-zone d'étude dans le cadre de cette recherche, Il s'étend sur une superficie couvrant près d'un quart de la wilaya de Skikda).

3- Plaine de la Vallée d'oued El-Kebir.

4- Plaine de Azzaba : en première partie arrosée par l'oued El-Kebir, elle s'étend d'Essebt à Azzaba jusqu'à Djendel où elle présente un étranglement débouchant à Ain Charchar et Bekkouche Lakhdar.

- La seconde partie de la plaine est considérée comme la zone de jonction entre la plaine et la dépression qui débute au lac Tanga près d'oued El-Kebir. La figure II.22 illustre la distribution et la localisation des bassins et sous-bassins de la région de Skikda (BenRabah, 2006).

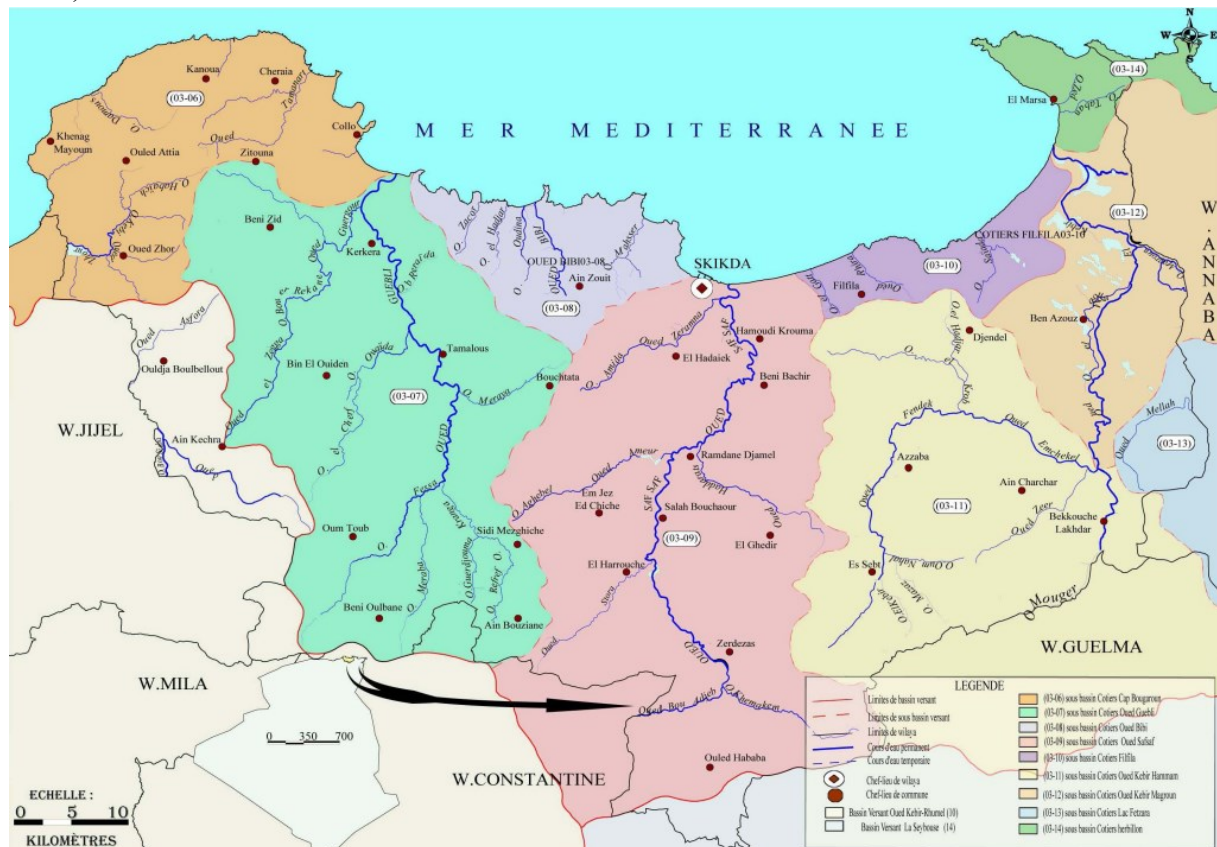


Figure II.22 : Bassin et sous-bassin de la région de Skikda (Benrabah, 2006).

c. Zones de plages

Après la plaine de Skikda qui culmine à 60 m du niveau de la mer, il existe des dunes actuelles, de couleur blanche à grise (10 m d'altitude), ensuite vient la grande plage de Skikda formée de sables de dunes actuels. A la plage de Guerbez, quatre formations littorales peuvent être observées à la base de grès calcaire consolidée, ensuite viennent des sables rouges, enfin des sables roses avec un sol gris, le long de la plage, ces formations disparaissent sous de grosses accumulations dunaires.

Chapitre II : Données générales sur la zone d'étude

Dans la région de Collo, il s'agit de la basse terrasse du niveau I entre les deux oueds Guebli et Zhour, formée de dépôts de sables limoneux, qui sont recouvertes actuellement de sables de dunes actuels.

Les piémonts se localisent en particulier dans les régions d'El-Harrouch et Azzaba (Voir la carte du relief et répartition des classes de pentes, figure II.23).

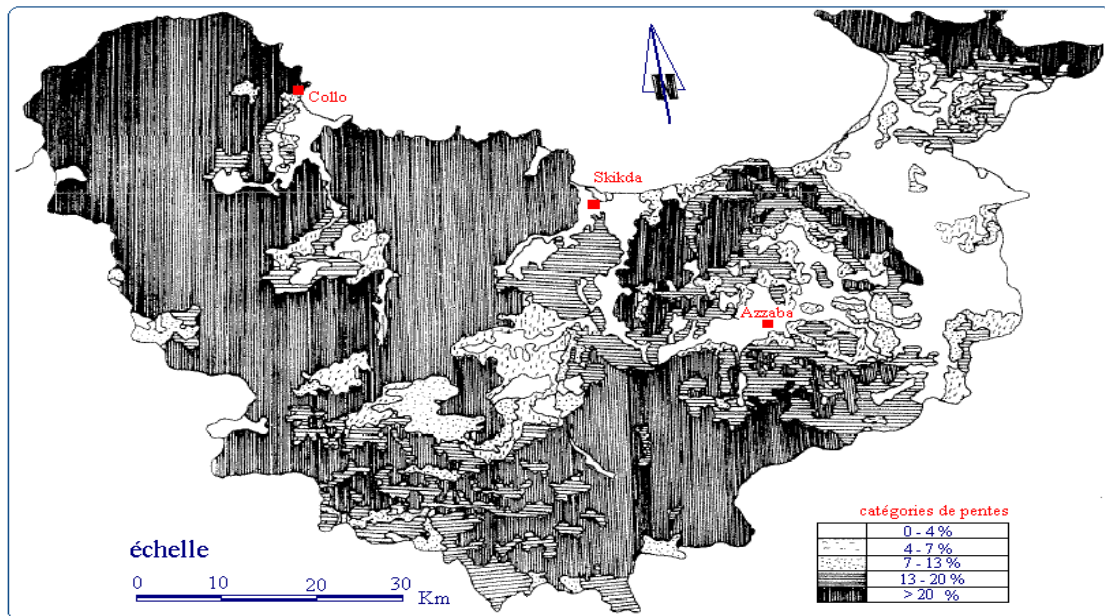


Figure II.23: Relief et répartition des classes de pentes (Benrabah, 2006).

Pour les zones des nappes, on peut trouver d'une manière générale de l'Est à l'Ouest :

- Le massif dunaire de Guerbez avec ses deux nappes l'une superficielle et l'autre profonde.
- La plaine de l'oued El Kebir Ouest avec ses nappes alluvionnaires.
- La vallée de Safsaf ou on trouve différentes nappes mais la plus importante et celle des alluvions.
- La plaine d'oued Zhour avec sa nappe alluvionnaire de sables et grés.
- La plaine de Collo avec sa nappe creusée dans des roches métamorphiques remplie d'alluvions (sables et grés).

Le réseau hydrographique est constitué des oueds suivants :

Le Kebir Ouest est de direction Sud Nord, il apporte un volume de 282 Mm³/an.

Le Safsaf est de direction Sud Nord, il apporte un volume de 150 Mm³/an.

Le Guebli est de direction Sud Nord, il apporte un volume de 49 Mm³/an.

L'oued Bibi est de direction Sud Nord, il apporte un volume de 75 Mm³/an.

L'oued Zhour est de direction Sud Nord, il apporte un volume de 479 Mm³/an.

Les barrages sont au nombre de quatre d'une capacité globale de 292 Mm³, quant aux retenues collinaires elles sont au nombre de 12 avec une capacité de 1.47 Mm³ (2005).

Globalement le territoire d'étude se distingue par un climat humide maritime, avec plus de 800mm de précipitation atmosphérique par an, par un réseau hydrographique développé et par la prédominance de terrains magmatiques et métamorphiques peu perméable.

Chapitre II : Données générales sur la zone d'étude

Les précipitations tombantes sous forme d'averses en hiver vont principalement au ruissellement. Leur infiltration, sur la plus grande partie du territoire est très faible, à l'exception toutefois des dunes de sable littorales dans la partie Nord-est du territoire et dans la vallée d'oued Safsaf constituées de terrains sableux, graveleux et limoneux, renfermant une nappe phréatique plus au moins intéressante pour des usages pratiques. Les nappes des alluvions sont captées par de nombreux puits et sondages à la profondeur 4-7m. Les puits implantés dans la vallée d'oued Safsaf fournissent un débit (Q) de 10 l/s pour un rabattement de 2-3m. Les eaux sont douces, de composition chloruro-hydro-carbonato-sodique. Elles sont utilisées pour l'arrosage des jardins et des vignobles et en partie pour l'alimentation de la ville de Skikda. La nappe aquifère des terrains alluviaux présente des conditions de circulation d'eau favorables. Elle est alimentée par l'infiltration des précipitations atmosphériques à l'hivernage, des eaux d'oued Safsaf, et draine en partie les eaux des nappes aquifères des terrains cristallophylliens. Ces derniers largement répartis sur le territoire de l'étude, présentent des nappes sporadiques associées aux zones d'altération peu profondes, souvent argileuses avec des gneiss et schistes cristallophylliens et renfermant parfois de lentilles et intercalations de cristallisés. Les débits des sources de ces terrains ne dépassent pas quelques centimètres de l/s. Les eaux sont hydro-carbonato-chlorurées.

Des nappes sporadiques sont développées dans les zones d'altération des granitoïdes qui couvrent de vastes étendues dans le nord-ouest. De rares petites sources se trouvent au voisinage des zones de partage d'eau, aux formes douces, recouvertes par une couverture de terrains de pente et d'alluvions.

Les nappes de granitoïdes sont captées par des puits implantés dans les talwegs des oueds et aux pieds des versants. Les eaux sont partout douces, de composition chlorurée et hydro-carbonato-chloruro-sodiques.

II.8 Conclusion

La région de Skikda présente un comportement géomorphologique complexe qui en fait une région particulièrement vulnérable aux phénomènes de glissements de terrain. Cette complexité résulte de la combinaison de plusieurs caractéristiques topographiques, géologiques et hydrologiques.

La région est marquée par une variété topographique, dominée par des pentes raides qui accentuent les risques d'instabilité des sols. La lithologie de la wilaya se caractérise par des formations géologiques sédimentaires friables, telles que les argiles, les marnes, le sable, les éboulis et les cailloutis, qui sont particulièrement sensibles aux phénomènes d'érosion et de déstabilisation. On y trouve également des formations métamorphiques friables, notamment des flysch, qui aggravent cette instabilité géologique.

Le réseau de drainage de la région est dense et bien développé, ce qui augmente l'érosion des pentes et contribue à l'aggravation des glissements de terrain, surtout lors des épisodes de précipitations intenses. Cette combinaison de facteurs morphologiques, lithologiques et hydrologiques rend la wilaya de Skikda particulièrement sujette aux glissements de terrain et aux phénomènes d'instabilité des versants.

Chapitre II : Données générales sur la zone d'étude

L'exploitation de ces données va simplifier l'analyse nécessaire pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain, qui sera détaillée dans le Chapitre III. Ce chapitre se concentre sur la collecte et la préparation des données requises pour cette analyse.

Chapitre (III)
Structuration des Données pour
la Cartographie de la
Susceptibilité aux Glissements de
Terrain

Chapitre III : Structuration des données pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

III.1 Introduction

La wilaya de Skikda, située sur la côte méditerranéenne de l'Algérie, est une région marquée par une topographie variée et des conditions géologiques complexes, ce qui en fait une zone particulièrement vulnérable aux glissements de terrain. Les mouvements de masse, tels que les glissements de terrain, sont des phénomènes géologiques qui surviennent lorsque les pentes deviennent instables sous l'effet de facteurs naturels ou anthropiques. Dans le contexte de Skikda, ces phénomènes sont exacerbés par une combinaison de pentes abruptes, une géologie fragilisée, ainsi qu'une urbanisation croissante et des pratiques agricoles parfois inappropriées. Bien que d'ampleur variable, de très nombreux glissements de terrain affectent pratiquement une grande partie des versants naturels chaque année, surtout durant ou après une forte pluie.

La cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain nécessite des données sélectionnées en fonction de trois critères principaux : la pertinence, la disponibilité et l'échelle. (i) La pertinence se réfère aux principaux facteurs influant sur les glissements de terrain dans une zone étude donnée. (ii) La disponibilité fait référence à des facteurs pertinents qui sont facilement accessibles et disponibles pour établir une carte de susceptibilité aux glissements de terrain. (iii) L'attribut d'échelle est un facteur crucial, car il se réfère aux différentes échelles de carte des facteurs causaux les glissements de terrain, qui seront utilisées pour créer une carte de stabilité des pentes.

Dans ce chapitre, l'attention sera portée sur les démarches et la méthodologie suivies pour le traitement et la sélection des données nécessaires à la cartographie spatiale des glissements de terrain. La préparation de l'inventaire, qui constitue une étape clé de cette méthodologie, sera détaillée avec une illustration photographique couvrant l'ensemble de la zone d'étude. Par ailleurs, la méthodologie de sélection des paramètres sera expliquée, en mettant en avant le choix des variables de modélisation (facteurs causaux), qui représentent les entrées des modèles.

III.2 Problématique des glissements de terrain dans la wilaya de Skikda

Dans la wilaya de Skikda, les glissements de terrain représentent un risque géotechnique majeur depuis des dizaines d'années, affectant plusieurs infrastructures essentielles, telles que les routes (notamment la RN 43 et la RN 03), les voies ferrées, les constructions, les terres agricoles, les zones forestières et même les sols nus. L'exemple marquant du glissement de l'autoroute Est-Ouest à El Ghedir en 2018 illustre l'ampleur de ces phénomènes dans la région (Figure III.1) : chaque année, d'importantes quantités de terre envahissent la voie de droite, entraînant sa fermeture prolongée. Ces événements, fréquents dans les zones rurales et urbaines situées en altitude ou proches des cours d'eau, sont souvent déclenchés par des facteurs climatiques, comme les fortes précipitations et les variations saisonnières de la nappe phréatique, mais aussi par des activités humaines, telles que les terrassements en pied des talus sans précaution, l'urbanisation anarchique et l'agriculture non maîtrisée. En plus de menacer la sécurité des populations, ces glissements causent des dommages importants aux infrastructures (routes, bâtiments, ponts), perturbant ainsi l'économie locale.

Dans la région, le risque lié aux glissements de terrain se manifeste également par un grand nombre de points de glissements déjà traités, notamment le long des routes. De plus, il est marqué par la réalisation de nombreux murs de soutènement visant à protéger les habitations et les infrastructures, en particulier dans les zones de la ville Skikda tel que Zeramna, Zefzef, Bouabaz, et Messiouen ainsi que dans El Hadaiek, Stora et Hamadi Krouma.

Chapitre III : Structuration des données pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

Face à ces risques, il est essentiel de mieux comprendre et prédire ces phénomènes pour réduire leur impact. La cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain constitue un outil indispensable pour identifier les zones les plus vulnérables et orienter les politiques publiques vers une gestion efficace des risques naturels.

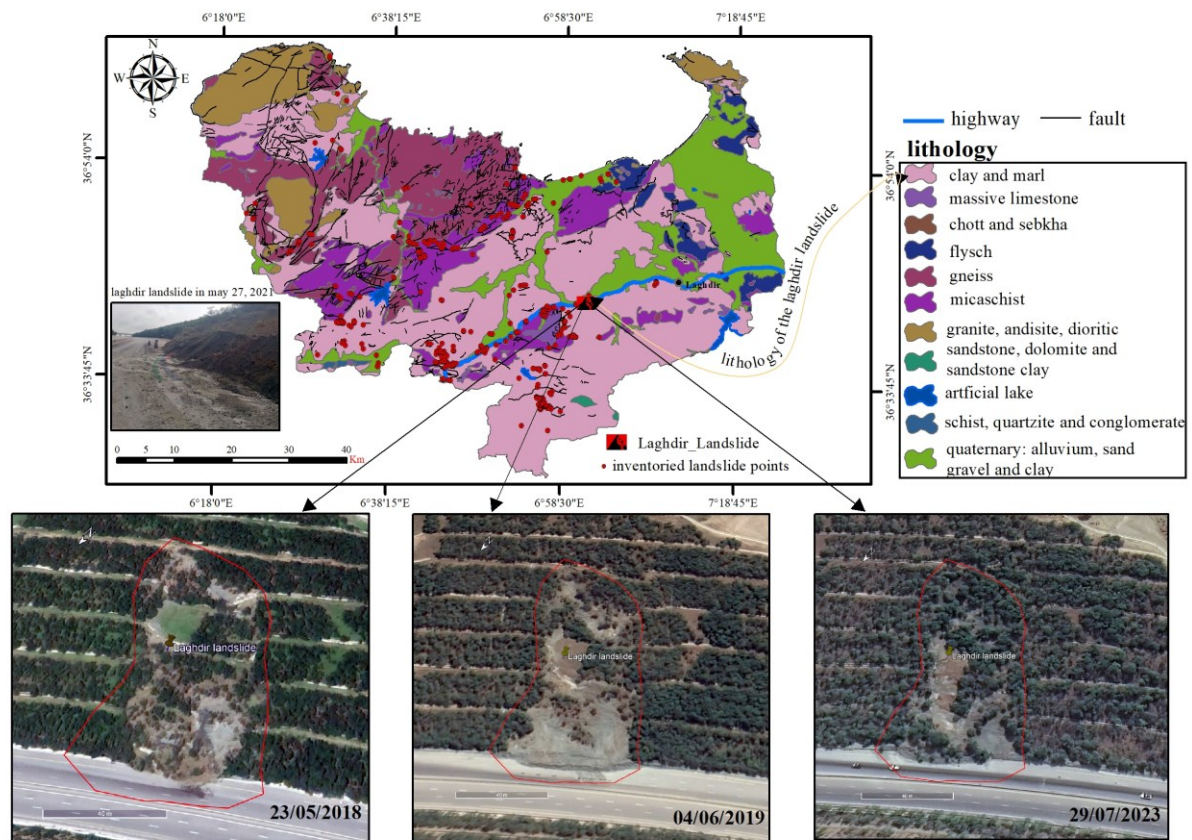


Figure III.1 : Carte géologique à l'échelle 1/200 000 avec des photos satellitaires du glissement de terrain d'El-Ghedir à différentes dates (23/05/2018, 04/06/2019 et 29/07/2023)

III.3 Manque d'études systématiques et importance de travail

La problématique de la susceptibilité aux glissements de terrain dans la wilaya de Skikda a été pratiquement ignorée par la communauté scientifique et les autorités locales. Jusqu'à présent, quelques considérations pratiques ont été abordées, principalement sous la forme de petits projets géotechniques et de rapports liés aux glissements de terrain pour des objectifs variés, souvent spécifiques à un site, comme la conception de constructions. Les interventions se sont limitées à des études de cas spécifiques, menées par divers organismes publics tels que la DTP, la DUC et les APC, pour le traitement des glissements de terrain déjà survenus, sans véritable démarche préventive visant à identifier et protéger les zones à risque. La seule tentative de cartographie de la susceptibilité dans la région remonte à 2005, sous la forme d'une étude préliminaire (APS) commandée par la DUC et confiée au bureau d'études français TERASOL, couvrant partiellement la daïra de Skikda. Cette situation reflète un manque de stratégie globale et souligne l'importance de travaux comme celui présenté dans cette thèse, qui visent à combler cette lacune en matière de prévention et de gestion des risques liés aux glissements de terrain.

III.4 Zones d'études principales et objectives de la cartographie

La cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain dans la région de Skikda a été réalisée en se concentrant sur deux zones d'étude stratégiques :

- **Les voies de communications principales**, qui comprend les routes nationales (RN43, RN03, RN03AB, RN44, RN44AA, RN44AB, RN44AC, RN80, RN85) sur un linéaire global de 327 km, la section de l'autoroute Est-Ouest sur un linéaire de 68 km, le réseau ferroviaire, ainsi que les évitements (contournements). La cartographie est réalisée sur une zone de 500 mètres de part et d'autre de l'axe de ces voies, afin de couvrir une zone suffisamment large pour évaluer les risques associés aux glissements de terrain. Ce réseau routier, autoroutier et ferroviaire est considéré comme une infrastructure vitale pour la région. Les glissements de terrain dans cette zone peuvent avoir un impact significatif sur la circulation et la sécurité routière, en particulier sur l'autoroute et les routes nationales.
- **Le bassin versant d'Oued Guebli**, qui couvre environ un quart de la wilaya de Skikda (98 604,05 hectares). Cette zone présente des caractéristiques spécifiques, avec la présence de deux barrages et un réseau hydrographique dense et important. La diversité des formations lithologiques et topographiques rend la région vulnérable aux glissements de terrain, en particulier dans les zones où les cours d'eau rencontrent des obstacles naturels ou artificiels.

L'objectif principal de la cartographie de la susceptibilité est de :

- ✓ Identifier les zones à haut risque de glissements de terrain en fonction de critères géologiques, topographiques, hydrologiques et anthropiques.
- ✓ Fournir un outil d'aide à la décision pour les autorités locales, afin d'améliorer la gestion du territoire et la planification des infrastructures.
- ✓ Développer une approche préventive pour protéger les populations et les infrastructures contre les risques géotechniques liés à l'instabilité des pentes.

Ainsi, cette cartographie vise non seulement à répondre aux besoins immédiats de gestion de ce risque, mais aussi à offrir une base solide pour des études de suivi et de prévention à long terme, tout en actualisant en permanence la base de données, notamment l'inventaire des glissements de terrain.

Les figures III.2 et III.3 illustrent l'emplacement géographique de ces deux zones d'étude.

Chapitre III : Structuration des données pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

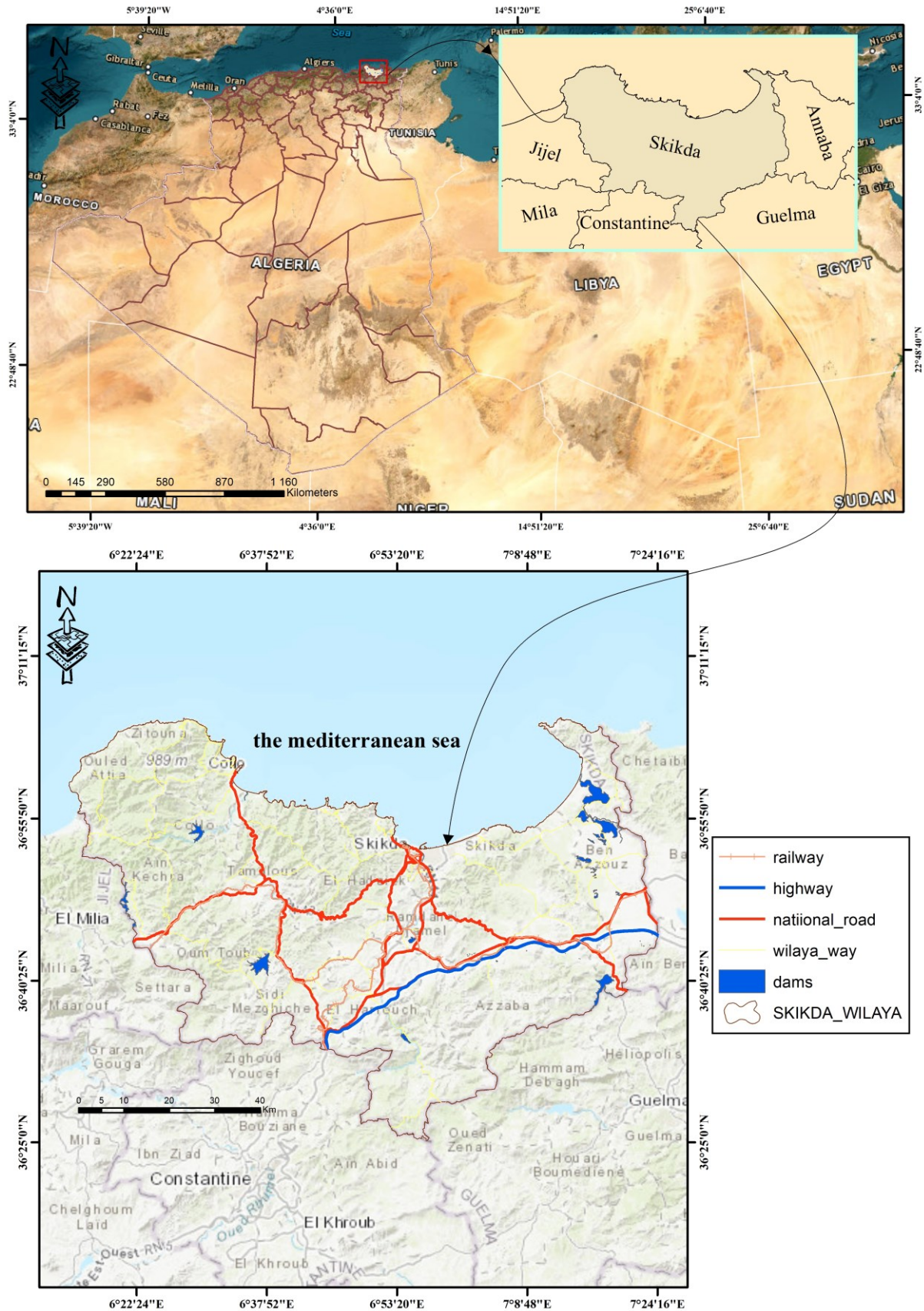


Figure III.2 : localisation des voies de communication principales (routes nationales, autoroute, et chemin de fer) dans la wilaya de Skikda.

Chapitre III : Structuration des données pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

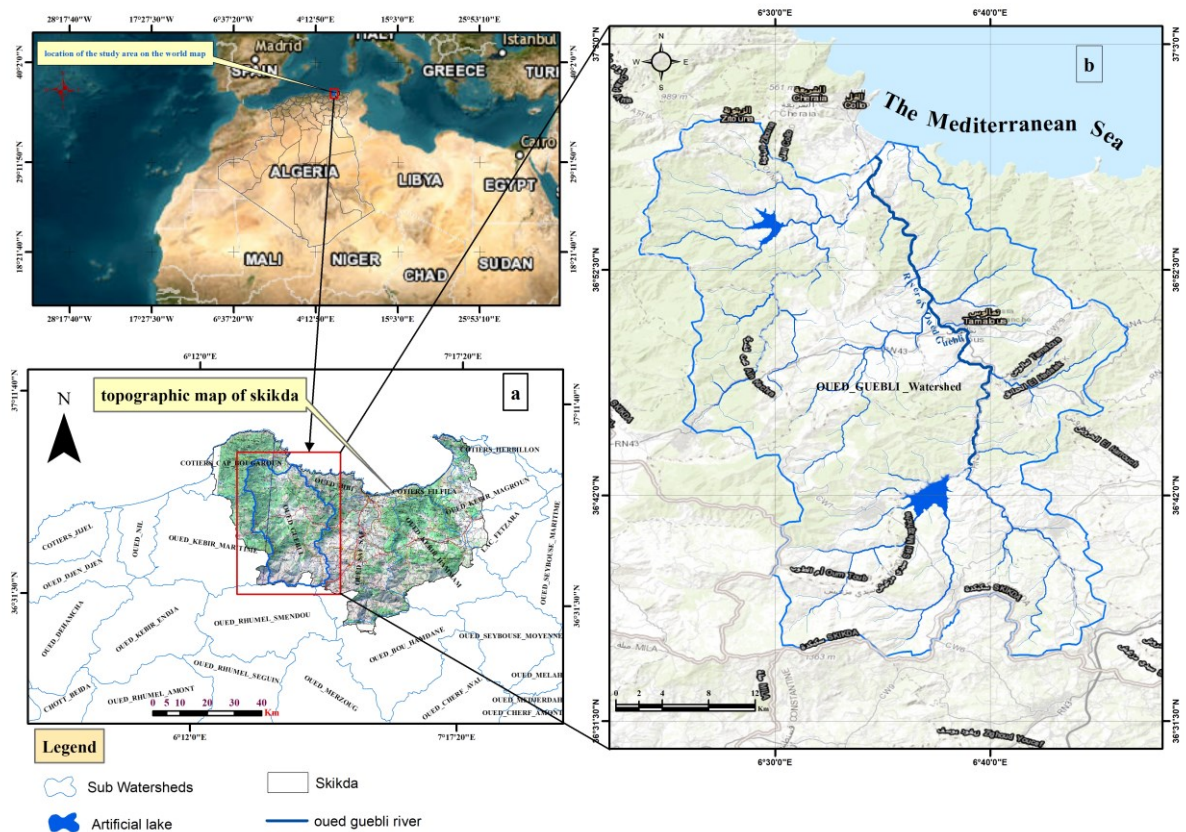


Figure III.3 : Localisation géographique du bassin versant d'Oued Guebli : a) carte topographique de la wilaya de Skikda, b) bassin versant d'Oued Guebli et ses réseaux hydrographiques + barrages.

III.5 Importance de la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

Le phénomène d'instabilité des pentes est largement répandu dans la wilaya de Skikda. Ce phénomène résulte d'une interaction complexe entre plusieurs paramètres d'instabilité, qu'ils soient naturels ou anthropiques, et qu'ils agissent de manière statique ou dynamique. Parmi les facteurs naturels, on trouve des éléments géologiques, géomorphologiques et hydro-climatiques, tandis que les activités humaines, telles que l'urbanisation et les travaux d'infrastructure, contribuent également à accentuer ce phénomène.

Le concept fondamental derrière la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain repose sur l'idée que les futurs glissements de terrain se déclencheront sous des conditions similaires à celles des événements passés. Cette approche nécessite l'analyse de vastes ensembles de données spatiales pour identifier les zones potentiellement instables. Les SIG jouent un rôle clé dans cette démarche, offrant des outils performants pour intégrer et analyser les données nécessaires à la prédiction des zones à risque, sans aucune implication temporelle.

Cette approche se révèle particulièrement utile dans les régions où les données disponibles sur les glissements de terrain historiques sont incomplètes ou insuffisantes. En effet, il est souvent difficile d'obtenir des informations précises, notamment sur le plan temporel, concernant les événements passés. Des éléments cruciaux, tels que les conditions météorologiques ayant contribué à son déclenchement, la taille et le type des glissements, le niveau de la nappe phréatique, ou encore la qualité du couvert végétal, peuvent manquer ou être imprécis.

Chapitre III : Structuration des données pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

Les cartes de susceptibilité aux glissements de terrain offrent une alternative en classant l'instabilité des pentes d'une zone en différentes catégories, allant de stable à instable, même en l'absence de données détaillées. Ces cartes permettent de prédire où les futurs glissements de terrain pourraient survenir, fournissant ainsi un outil adéquat de gestion du risque. Généralement, elles utilisent une palette de couleurs : des teintes vives (rouge, orange, jaune) pour indiquer les zones les plus vulnérables et des couleurs froides (bleu, vert) pour les zones relativement stables.

Dans cette étude, nous avons adopté des méthodes d'apprentissage automatique et d'apprentissage profond pour cartographier la susceptibilité aux glissements de terrain. Parmi les approches d'apprentissage automatique utilisées, nous avons appliqué des modèles d'apprentissage automatique classique (SVM, et la **Régression Logistique**), ainsi que des modèles d'ensemble learning basés sur la méthode de boosting (XGBoost, GBC, et LGBM). En ce qui concerne l'apprentissage profond (DL), nous avons adopté une approche innovante qui consiste à l'utilisation d'une méthode hybride appelée **NAS-DL**.

Les modèles optimisés ont été appliqués pour prédire la valeur de susceptibilité de chaque pixel, ces valeurs de susceptibilité sont ensuite interpolées à l'aide des outils SIG pour générer une carte continue de susceptibilité aux glissements de terrain. Cette approche permet d'identifier de manière précise et efficace les zones à risque, facilitant ainsi la visualisation et l'interprétation des résultats dans un contexte spatial.

III.5.1 Hypothèses de base pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

Toutes les approches disponibles pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain reposent sur des hypothèses largement acceptées et appliquées par les chercheurs du monde entier, proposées initialement par Varnes (1984). Ces hypothèses peuvent être formulées comme suit :

- ✓ **Le passé et le présent comme clés du futur** : les glissements de terrain futurs sont plus susceptibles de se produire dans des conditions géologiques, géomorphologiques, hydrogéologiques et climatiques similaires à celles qui ont conduit aux glissements passés et actuels.
- ✓ **Identification des conditions causales et leurs reproductibilités** : les principales conditions responsables des mouvements de terrain et leurs reproductibilités peuvent être identifiées pour anticiper les zones à risque.
- ✓ **Estimation du degré d'aléa et de susceptibilité** : Il est possible d'évaluer et de quantifier le niveau de susceptibilité dans une zone donnée.

Cependant, plusieurs obstacles peuvent survenir lors de la production des cartes de susceptibilité aux glissements de terrain, comme l'ont souligné Aleotti et Chowdhury (1999).

- ✓ **Nature discontinue des glissements de terrain dans l'espace** : Les glissements ne se manifestent pas de manière uniforme et continue, rendant leur cartographie complexe.
- ✓ **Identification des facteurs causatifs** : La sélection et la pondération des facteurs causaux restent souvent subjectifs et dépendent des données disponibles.
- ✓ **Manque de données historiques complètes** : Les informations sur les glissements passés, notamment leur fréquence, leur étendue et leurs déclencheurs, sont souvent insuffisantes.
- ✓ **Disponibilité de cartes actualisées et précises** : L'absence de données cartographiques récentes, avec une précision et une échelle adéquate, peut limiter la fiabilité des analyses.

Chapitre III : Structuration des données pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

- ✓ **Multiplicité des approches de cartographie** : La diversité des méthodes de modélisation et d'analyse des relations entre les facteurs causatifs peut entraîner des variations dans les résultats et poser des défis pour standardiser les pratiques.

III.6 Les étapes de la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

La cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain, ou l'estimation de leur probabilité spatiale, repose sur une analyse de corrélation bivariée entre les glissements répertoriés dans une zone donnée (paramètre dépendant ou à expliquer) et les facteurs déterminants de l'instabilité (paramètres indépendants ou explicatifs). Dans le cadre d'une cartographie supervisée, l'inventaire des glissements de terrain est utilisé à la fois pour la modélisation et la validation. Ainsi, la méthodologie de préparation des cartes de la susceptibilité aux glissements de terrain, comprend les opérations suivantes :

- La réalisation d'une carte d'inventaire des glissements de terrain dans la zone d'étude, générée par une interprétation visuelle des images satellitaires, l'analyse des images historiques de Google Earth, l'étude bibliographique des rapports et des recherches antérieures menées par des laboratoires concernant les glissements de terrain dans la zone d'étude, ainsi que les enquêtes auprès des citoyens ;
- La cartographie thématique des facteurs contribuant directement ou indirectement à l'occurrence des glissements de terrain repose sur une corrélation croisée entre ces événements et divers facteurs de causalité. Ces facteurs, souvent dérivés du MNT, incluent des éléments tels que l'altitude, la pente, l'aspect et la courbure, ainsi que d'autres couches thématiques comme la lithologie, les discontinuités tectoniques et le réseau hydrographique. La sélection de ces facteurs a été effectuée en combinant l'analyse des caractéristiques spécifiques de la zone d'étude avec les paramètres utilisés pour des cartographies dans des environnements similaires, tout en tenant compte de la littérature spécialisée dans le domaine.
- L'estimation de la susceptibilité aux glissements de terrain dans la zone d'étude qui a été réalisée dans le cadre de cette thèse en appliquant cinq modèles d'apprentissage automatique : SVM, régression logistique, XGBoost, GBC, LGBM, et un modèle d'apprentissage profond NAS-DL. Ces méthodes ont permis de calculer la contribution de chaque facteur dans le déclenchement de ce phénomène.
- Les cartes obtenues ont été classées en 5 niveaux de susceptibilité : très faible, faible, modéré, élevé et très élevé. La validation des modèles de susceptibilité aux glissements de terrain dans cette étude s'appuie sur plusieurs méthodes avancées. En plus de la validation traditionnelle basée sur l'inventaire des glissements de terrain, une validation spatiale a été mise en place. Cette technique permet d'évaluer la précision des modèles en comparant leurs prédictions avec la valeur réelle (1 pour glissement et 0 pour non-glissement). Enfin, la validation AUC-ROC a également été utilisée, fournissant une mesure de la capacité prédictive des modèles. L'analyse est exécutée dans un environnement SIG.

Chapitre III : Structuration des données pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

III.6.1 Construction de la base de données des glissements de terrain

Pour évaluer la susceptibilité aux glissements de terrain, il est essentiel de mener une analyse approfondie des facteurs causaux, qu'ils soient permanents ou déclencheurs. Dans un premier temps, une analyse univariée est réalisée pour examiner chaque facteur individuellement et déterminer son influence spécifique sur le déclenchement des glissements de terrain. Ensuite, une analyse bivariée est mise en œuvre pour évaluer les relations entre les différents facteurs et identifier ceux présentant une forte corrélation, afin de réduire la redondance et de retenir les facteurs les plus pertinents.

Les facteurs pris en compte incluent des couches thématiques représentant la lithologie, la pente, l'aspect de la pente, la proximité aux failles géologique, la distance aux cours d'eau, la distance aux routes, l'altitude, les précipitations, la courbure (plane ou profile). Les facteurs déclencheurs, tels que les précipitations, jouent un rôle essentiel en transformant des pentes marginalement stables en pentes instables, cependant, certains facteurs déclencheurs, tels que les précipitations, ne sont pas inclus dans la base de données utilisée. Leur effet, analysé à travers leur corrélation avec les glissements inventoriés, révèle une tendance parfois inverse.

La wilaya de Skikda, connue pour ses précipitations variables de 600 à 700 mm et plus, présente une particularité intéressante : l'ensemble des glissements de terrain recensés est enregistré dans des régions où les précipitations affichent des valeurs minimales, tandis que les zones identifiées comme stables se situent dans des régions très humides, où les précipitations atteignent jusqu'à 1500 mm. Une couche thématique représentant la répartition spatiale des instabilités recensées, ainsi que des zones pratiquement stables sélectionnées, a été préparée. Ces données ont été stockées dans un fichier Excel, où la première ligne contient les facteurs causaux, la première colonne répertorie l'inventaire des glissements, et les autres cellules présentent les informations détaillées pour chaque point de glissement. Ce fichier a ensuite été importé dans une base de données SIG en utilisant le logiciel ArcGIS 10.8, et superposé aux différentes cartes thématiques des facteurs causaux. Cette superposition a permis d'extraire les caractéristiques spécifiques de chaque point de glissement, établissant ainsi une base solide pour analyser les relations entre les glissements de terrain existants et les facteurs de causalité, et contribuant de manière significative à la préparation et à l'évaluation des cartes de susceptibilité aux glissements de terrain.

III.6.2 Choix et préparation des paramètres liés à la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

III.6.2.1 Approche

Pour chaque catégorie de paramètres (géomorphologie, géologie, sol, hydrologie, climat, l'influence anthropique), un ou plusieurs paramètres ont été considérés comme influençant l'occurrence des glissements de terrain dans la zone d'étude selon nos observations de terrain et la consultation de plusieurs travaux réalisés dans des conditions environnementales similaires ou dissemblables (Tableau III.1). Dans ce contexte, un format de terrain (questionnaire) (figure III.4) a été établi pour chaque emplacement de glissement de terrain, en tenant compte des informations relatives à la structure lithologique, au sol, à la couverture végétale, au type d'utilisation du sol, à la pente, à l'altitude, aux causes

Chapitre III : Structuration des données pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

correspondantes du glissement (construction de routes, rivières et voies d'eau, etc.) ainsi qu'aux activités humaines protégeant contre ce phénomène. Les paramètres choisis ont été extraits de la télédétection ou de cartes auxiliaires, comme indiqué ci-dessous.

Tableau III.1. Catégories de paramètres et paramètres pris en compte dans cette étude.

Catégorie de paramètres	Paramètres
Géomorphologie	Elévation Pente Orientation de la pente Courbure du versant
Géologie	Lithologie Distance aux failles
Sol	Type de sol
Hydrologique	Indice d'humidité topographique Densité de drainage Distance aux cours d'eau
Climatique	Précipitation
Anthropique	Distance aux routes Occupation du sol Densité de la végétation

Chapitre III : Structuration des données pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

Site N°	Photo N°	Localisation (commune)	Type de Site	Route N° + PK	Date	Longitude	Latitude	Altitude
Géologie								
Lithologie :								
Contexte géologique sommaire		Roche sédimentaire (type :)		Roche métamorphique (type :)		Roche magmatique (type :)		
Géologie sommaire apparente :								
SOL								
Texture	Sable	Limon		Argile		Autre :		
Compaction	Très compacte	Modérément compacte		Friable				
Humidité	Humide	Modérément humide		Sec				
Epaisseur (m) :								
Hydrologie								
Emplacement à proximité du site		Talweg		Oued		Ravin		Autres :
Drainage		Type :				Densité :		
Condition		Sec		Ruisselet		Stagnant		
Eaux souterraines		Suintements		Sources		Autres :		
Vitesse de l'eau		Lente			Rapide			
Couverture végétale/utilisation des sols								
Forets	Type :							
	Densité : Dense		Moyen		Dispersé			
Arbustes	Type :							
	Densité : Dense		Moyen		Dispersé			
Zone cultivée	Type :				Irrigation : oui		non	
	Densité : Dense		Moyen		Dispersé			
Terres nues	oui			non				
Urbain	Dense		Moyen		Dispersé			
Pente								
Pente	Abrupte		Moyenne		Faible		Plat	
Aspect de la pente	Non orienté		N	NE	E		SE	
	S		SW		W		NW	
Les causes des glissements de terrain								
Naturel :	Lithologie		Structure		Sol	Morphologie		Autres :
Origine humaine	Déforestation		Carrières	Modification des formes de relief			Détournement d'eau	
	Drainage et assainissement		Terrassement (Déblai et/ou Remblai)				Autres :	
Traitement et prévention								
Mesures existantes :				Mesures préventives éventuelles :				

Figure III.4 : Modèle de fiche signalétique de l'aléa.

Chapitre III : Structuration des données pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

III.6.2.2 Elaboration de l'inventaire des glissements de terrains

L'élaboration des cartes de risques et de susceptibilité aux risques naturels suit plusieurs étapes méthodologiques, parmi lesquelles l'inventaire représente une démarche clé dans la modélisation de ces événements (Corominas et al., 2014). En particulier, l'élaboration de l'inventaire des glissements de terrain constitue une étape fondamentale et incontournable (Fell et al., 2008).

III.6.2.2.1 Objectifs de l'inventaire

L'inventaire des glissements de terrain constitue une étape essentielle et incontournable dans la démarche d'établissement des cartes de susceptibilité, il vise à recenser la répartition spatiale de ces phénomènes, fournissant ainsi une base indispensable pour évaluer la sensibilité du territoire aux glissements de terrain. Cet inventaire permet également d'identifier et de mieux comprendre les conditions ayant favorisé l'apparition de ces événements, constituant ainsi une étape essentielle dans la préparation de cartes de susceptibilité fiables et adaptées au contexte local.

Les inventaires de glissements de terrain reposent sur quatre postulats principaux, largement développés et repris dans la littérature (Varnes et al., 1984 ; Carrara et al., 1991 ; Guzzetti et al., 1999). Une synthèse détaillée du cadre théorique et des principes de base des inventaires des glissements de terrain peut être, entre autres, trouvée dans Guzzetti, 2006 ; Guzzetti et al., 2012.

- Les glissements de terrain laissent des signes discernables pouvant être reconnus, classés et cartographiés sur le terrain et/ou par interprétation d'images aériennes et satellitaires (Varnes, 1978 ; Hutchinson, 1989 ; Maquaire, 2006). Ces signes sont morphologiques, pour la plupart, caractérisés notamment par des changements dans la position, la forme ou l'apparence de la topographie.
- La signature morphologique des glissements de terrain est intimement liée à leur nature. Elle peut donc être interprétée pour délimiter l'étendue et le type de mouvement. À partir de la morphologie de surface, il est également possible de proposer une évaluation qualitative de l'âge, du degré d'activité et de la profondeur des mouvements de versant (Varnes, 1978 ; McCalpin, 1984 ; Cruden & Varnes, 1996).
- Les glissements de terrain ne surviennent pas au hasard. Ils sont le résultat de processus physiques plus ou moins complexes, contrôlés par les lois de la mécanique des sols, pouvant être déterminées empiriquement, statistiquement ou de manière déterministe. Les phénomènes peuvent ainsi être généralisés (Aleotti et Chowdhury, 1999 ; Guzzetti et al., 1999).
- Le principe d'uniformitarisme est souvent adopté pour la caractérisation des glissements de terrain considérant que le passé est la clé pour comprendre le futur. Ainsi, ce principe implique de supposer que les mouvements de versant se déclencheront dans les mêmes conditions ayant mené, dans le passé, à l'instabilité

Chapitre III : Structuration des données pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

(Varnes et al., 1984 ; Carrara et al., 1991 ; Aleotti et Chowdhury, 1999 ; Guzzetti et al., 1999).

• **III.6.2.2 Méthodologie de collecte de données (inventaire)**

Phase 1 : Recherche documentaire

L'inventaire des glissements de terrain a été mené pour toute le territoire de la wilaya de Skikda, en revanche, la cartographie de la susceptibilité est consacrée pour seulement deux zones spécifiques (comme il est décrit précédemment), ces deux zones couvrent presque la moitié de la région de Skikda. Dans ce travail, l'identification des glissements de terrain dans l'ensemble du territoire étudié s'est appuyée sur une exploitation approfondie des données disponibles, notamment celles fournies par les laboratoires LNHC et LTP EST, reconnus comme des spécialistes dans l'analyse des sols et des phénomènes de glissements de terrain. Ces données, considérées comme des références, ont été complétées par l'inventaire réalisé par la direction des travaux publics (DTP), l'agence nationale des autoroutes (ANA) et de l'urbanisme (DUC) (figures III.7,8 et 10). De plus, cet inventaire s'appuie également sur les enquêtes menées auprès des citoyens, des services des APC et de la conservation des forêts. Cependant, cet inventaire a fait l'objet d'un filtrage rigoureux, car les mouvements de masse enregistrés incluaient fréquemment d'autres types de phénomènes, tels que des tassements, des éboulements rocheux ou de sol, ainsi que des glissements présentant des caractéristiques spécifiques et des causes de déclenchement particulières.

En complément, des données bibliographiques ont permis de répertorier un grand nombre de glissements de terrain ayant affecté la région. Toutefois, il convient de noter que ces inventaires, souvent basés sur des archives historiques, des informations collectées auprès des autorités locales, et des enquêtes auprès de la population, restent généralement non exhaustifs, se limitant à la distribution spatiale des événements dans les zones habitées et le réseau routier, où les impacts socio-économiques et financiers sont les plus significatifs. Pour atténuer ces limites, une interprétation systématique des images satellites et des données issues de Google Earth a été réalisée (Figure III.8).

Phase 2 : Enquêtes de terrain pour la validation des glissements

Cette phase a consisté à effectuer des visites de terrain pour identifier et documenter les sites de glissements de terrain dans la zone d'étude. Elle a été menée entre 2021 et 2024 dans le cadre de l'inventaire géomorphologique de terrain, cet inventaire constitue la forme la plus aboutie de la cartographie des mouvements de versant. Ceci permet notamment d'observer des formes et microformes de relief subtiles difficilement identifiables sur des images aériennes et/ou autres outils issus de la télédétection (Fressard, 2013). Ces inventaires sont généralement plus complets que les inventaires réalisés "à distance" avec les moyens de la télédétection/photo-interprétation associés à des campagnes de validation limitées sur le terrain (Galli et al., 2008). Les inventaires de terrain peuvent être associés à une cartographie géomorphologique et/ou morpho-dynamique afin d'obtenir également des informations sur le contexte géomorphologique local dans lequel se produisent les glissements. L'ensemble de ces démarches a permis de dresser, dans un environnement SIG, une carte d'inventaire des glissements de terrain survenus dans la zone d'étude (Figure III.5).

Chapitre III : Structuration des données pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

III.6.2.2.3 Résultats de l'inventaire

Cet inventaire a permis de recenser **831 glissements de terrain**, répartis de manière inégale dans la région. Cet inventaire a été réalisé pour une période de 4 ans entre juin 2021 et janvier 2024. Parmi ces glissements recensés, 437 ont été utilisés pour modéliser la cartographie de susceptibilité aux proximités des voies de communications principales. Ces glissements se trouvent à l'intérieur de la zone tampon de 500 mètres de chaque côté des axes de ces voies. En outre, 142 glissements de terrain ont été collectés spécifiquement dans le bassin versant d'Oued Guebli. Le tableau III.2 présente la répartition de ces glissements sur les 38 communes de la wilaya de Skikda, ainsi que la superficie de chaque commune et le pourcentage des glissements enregistrés dans chacune d'elles. En complément, la figure III.18 détaille les caractéristiques lithologiques associées à chaque ensemble de glissements observés dans ces communes.

Chapitre III : Structuration des données pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

Tableau III.2. Répartition des glissements sur les 38 communes de la wilaya de Skikda.

N°	Commune	Superficie (Km ²)	Nombre de glissement observé	Pourcentage
1	Ain Charchar	111,95	0	0,00%
2	Ain Zouit	112,17	0	0,00%
3	Ben Azzouz	238,85	0	0,00%
4	Bin El Ouiden	106,04	0	0,00%
5	Djendel Saadi Mohamed	213,69	0	0,00%
6	El Marsa	116,21	0	0,00%
7	Kanoua	68,87	0	0,00%
8	Kerkera	85,23	0	0,00%
9	Kheng Maoun	48,16	0	0,00%
10	Oued Zhour	87,81	0	0,00%
11	Ouled Attia	107,48	0	0,00%
12	Ramdane Djamel	116,17	0	0,00%
13	Zitouna	42,02	0	0,00%
14	Bekkouche Lakhdar	152,80	1	0,12%
15	Beni Bechir	44,22	1	0,12%
16	Emjez Edchich	77,62	1	0,12%
17	Hamadi Krouma	36,62	1	0,12%
18	Collo	22,21	2	0,24%
19	Cheraia	67,22	3	0,36%
20	Beni Zid	139,43	4	0,48%
21	Filfila	69,11	7	0,84%
22	Sidi Mezghiche	94,62	7	0,84%
23	Ouldja Boulbalout	70,13	11	1,32%
24	Tamalous	177,32	12	1,44%
25	Salah Bouchaour	94,46	15	1,81%
26	Ain Kechra	144,29	16	1,93%
27	Beni Oulbane	161,82	20	2,41%
28	Azzaba	172,61	21	2,53%
29	Es Sebt	243,94	25	3,01%
30	Skikda	55,46	25	3,01%
31	Oum Toub	181,41	36	4,33%
32	El Ghedir	47,72	46	5,54%
33	El Harrouch	101,98	47	5,66%
34	El Hadaiek	51,03	54	6,50%
35	Bouchetata	113,57	65	7,82%
36	Zerdazas	99,87	73	8,78%
37	Ain Bouziane	75,32	89	10,71%
38	Ouled Hebbaba	198,35	249	29,96%
	Total	4147,78	831	100%

Chapitre III : Structuration des données pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

Ce tableau présente une répartition inégale des glissements de terrain observés dans les différentes communes de la wilaya de Skikda. Sur les 38 communes listées, 13 d'entre elles ne présentent aucun glissement de terrain, représente 35,07% de la superficie de la zone d'étude, représentant une part significative de la superficie totale. L'absence de glissements de terrain dans certaines zones telles qu'Ain Charchar, Ben Azzouz, Djendel Saadi Mohamed, et El Marsa peut être expliquée par leur topographie relativement plane, caractérisée par des pentes faibles qui réduisent considérablement les forces gravitaires nécessaires à l'initiation des glissements. Ces conditions topographiques favorables limitent ainsi la susceptibilité à ces phénomènes géologiques.

En comparaison, d'autres régions comme Kenoua, Oued Z'hour, Ouled Attia et Zitouna, bien qu'elles présentent une topographie parfois plus variée, reposent sur un substrat géologique stable constitué de roches magmatiques résistantes telles que le granite, le gabbro et l'amphibolite. Ces formations rocheuses possèdent une cohésion élevée et sont peu sujettes à l'érosion ou à la fragmentation qui pourraient favoriser les glissements de terrain. De plus, la couche supérieure de ces zones est recouverte d'une végétation dense composée principalement de pins maritimes, de chênes-lièges, de chênes zéens, de chênes verts et de cèdres. Ce couvert végétal joue un rôle essentiel dans la stabilisation des sols en réduisant l'effet des précipitations sur l'érosion et en renforçant mécaniquement les pentes grâce au réseau racinaire. Ces caractéristiques combinées expliquent pourquoi ces régions ne sont pas sujettes à des mouvements gravitaires, malgré des conditions environnementales parfois similaires à celles des zones plus instables.

En revanche, les communes avec le plus grand nombre de glissements de terrain se distinguent par une vulnérabilité accrue. Par exemple, Ouled Hebbaba, avec une superficie de 198,35 km², compte le nombre le plus élevé de glissements (249), représentant 29,96% du total observé. Cela souligne une concentration significative des instabilités dans cette région. D'autres communes comme Ain Bouziane (89 glissements, 10,71%), Zerdazas (73 glissements, 8,78%), El Hadaiek (54 glissements, 6,50%), et Bouchetata (65 glissements, 7,82%) montrent également des pourcentages notables, ce qui indique une plus grande susceptibilité à ce phénomène géologique.

En outre, certaines communes comme Es Sebt et Skikda, bien que de taille relativement importante (243,94 km² et 55,46 km² respectivement), enregistrent un nombre modéré de glissements (25 chacun, soit 3,01%), ce qui peut s'expliquer par des facteurs locaux tels que la gestion des terres, les pratiques de construction, ou des caractéristiques géologiques moins favorables aux glissements.

Enfin, il est important de noter que la somme totale des glissements observés qui s'élève à 831 (Figure III.5) pour une superficie totale de 4147,78 km², ce qui révèle une problématique d'instabilité significative dans la région, nécessitant une attention particulière pour des études de gestion des risques et d'aménagement du territoire.

Chapitre III : Structuration des données pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

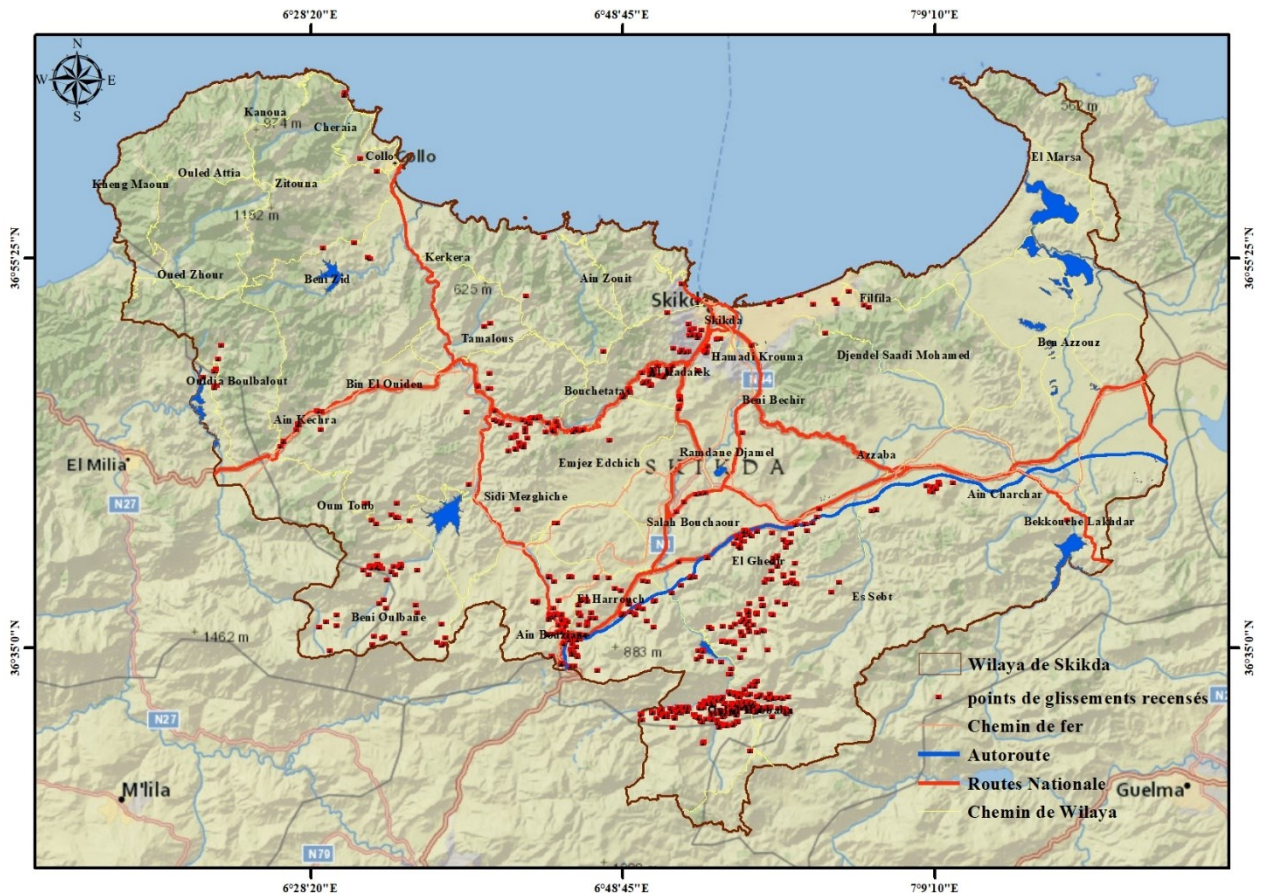


Figure III.5 : Glissements de terrain recensés dans la wilaya de Skikda.

III.6.3 Observations de terrain et causes des glissements de terrain

Les observations de terrain et la littérature révèlent que de nombreuses causes interagissent pour induire ou aggraver les glissements de terrain. Le choix des variables explicatives (Ve) de la susceptibilité aux glissements de terrain est dépendant à la fois des facteurs de prédisposition déjà connu (Bétard et al., 2014). On peut lier l'évènement du glissement de terrain en générale avec certains facteurs, qui se divisent en deux catégories : naturelles et anthropiques. Les facteurs naturels incluent les aspects géomorphologiques, hydrologiques et climatiques, ainsi que d'autres aléas naturels tels que les séismes et les inondations. Les activités humaines, quant à elles, impliquent des modifications des formes du terrain, notamment lors de la construction de routes et de zones résidentielles ou encore de carrières. Il est à noter que le travail cartographique ne peut pas prendre en compte les microreliefs et surtout ceux constitués par les aménagements urbains courants : talus de déblais, remblais, mais aussi des ravins ou ressauts plus ou moins naturels qui parcourent les versants et que l'occupation humaine modifie.

III.6.3.1 Glissements observés près du réseau routier

Lors de l'établissement de l'inventaire des glissements de terrain, plusieurs modes de collecte ont été utilisés. En collaboration avec la Direction des Travaux Publics (DTP) de la wilaya de Skikda et l'Agence Nationale d'Autoroute (ANA), un inventaire spécifique des aléas liés aux glissements affectant les réseaux routiers a été réalisé. Cet inventaire couvre les

Chapitre III : Structuration des données pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

routes nationales, les chemins de wilaya ainsi que la section de l'autoroute Est-Ouest traversant la région. Ces glissements, enregistrés à différentes périodes, interviennent soit en phase de réalisation, soit après l'achèvement et la mise en service des infrastructures de transport. Cette observation met en évidence l'importance de l'analyse des facteurs anthropiques dans l'évaluation de la susceptibilité aux glissements de terrain, notamment dans les zones où les activités humaines modifient les conditions géotechniques et topographiques.

Par la suite, des détails spécifiques sur les aléas affectant ces voies sont présentés en fonction des types de routes concernés.

➤ **Glissements observés sur les routes nationales**

La wilaya de Skikda est traversée par un réseau de 327,164 km de routes nationales, qui ont connu, ces dernières décennies (notamment depuis 1999), d'importants travaux de modernisation et de dédoublement (Mebirouk et al., 2024). Ces interventions ont concerné principalement des axes majeurs tels que la RN43, RN03, RN85, RN44AB et RN44AA.

Les photos présentées ci-dessous illustrent divers glissements de terrain affectant ces routes nationales.

- **RN43**

La RN43 représente un axe économique stratégique reliant les wilayas de Béjaïa, Jijel, et Skikda, sur une distance de 202 km, tout en connectant deux ports majeurs, le port de Jijel et celui de Skikda. Construite à l'époque coloniale, cette route se distingue par son étroitesse, avec une largeur initiale de seulement 4 à 5 mètres. Les glissements de terrain affectant initialement cette route se produisent principalement au niveau des ravins, vu l'absence de dégagements latéraux (accotements).

Depuis 2011, la RN43 a bénéficié d'un vaste programme de modernisation pour répondre aux exigences du trafic et aux défis liés à son tracé accidenté et fortement sinueux. Les travaux d'élargissement, rendus nécessaires par le relief escarpé, impliquent de grands terrassements avec des hauteurs et des largeurs significatives, ce qui accentue la vulnérabilité de cette route aux instabilités gravitaires.

Cette situation s'est traduite par un nombre important de glissements de terrain enregistrés sur ce tronçon, dont les positions précises et les dates exactes seront illustrées dans la suite de ce chapitre (Figure III.6 au III.8). Les informations concernant les mouvements sont recueillies au sein de la DTP de Skikda, en collaboration avec ses subdivisions installées dans chaque Daïra.

Chapitre III : Structuration des données pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain



Figure III.6 : glissements de terrain observés au niveau de la RN43 au lieu-dit Lekchar-commune de Bouchetata en 29/01/2019.

Entre le 22 janvier et le 4 février 2019, la région a enregistré de fortes précipitations, entraînant six glissements de terrain au niveau de talus argileux (Figure III.6). Ces talus, avec une dénivelée de 6 à 12 mètres, ont présenté des fissures importantes, indiquant une instabilité. Les glissements ont également provoqué la descente de plusieurs oliviers, impactant l'environnement local. Les photographies illustrent les dégâts causés par ces événements.

Chapitre III : Structuration des données pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

Des glissements de terrain supplémentaires ont été observés le long de la RN 43 entre PK 138+800 (Ain Kechera) et 197+600 (El Hadaeik), enregistrés entre le 25/01/2016 et le 08/12/2016, comme le montre la figure III.7.



Chapitre III : Structuration des données pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain



Figure III.7 : glissements de terrain observés le long de la RN 43 entre PK 138+800 et 197+600 enregistré dans la période 25/01/2016 au 08/12/2016.

Grâce aux enquêtes sur le terrain mené auprès des citoyens et aux images historiques de Google Earth, nous avons repéré un nombre significatif de glissements qui se produisaient près de cette route. Cependant, ces glissements ne sont pas toujours datés précisément. Quelques exemples sont illustrés dans la figure III.8.



Chapitre III : Structuration des données pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain



Figure III.8 : glissements de terrain observés sur la RN 43 pendant des périodes non déterminées + image de Google Earth.

- **RN03**

La RN03 est un axe stratégique qui relie Skikda à Djanet en passant par la wilaya de Constantine. Cette route, qui est une chaussée bidirectionnelle, a bénéficié d'un projet de dédoublement. Elle traverse des formations de grès intercalées avec des argiles jaunâtres, où se trouve également une couche de surface agricole épaisse très friable. Cette route a déjà connu des instabilités passées, et d'autres sont survenues en raison de la suppression de la butée du talus, exacerbant les risques de glissements de terrain le long de cette route. La figure III.9 illustre quelques exemples de glissements ayant affecté cette route.



Figure III.9 : glissements de terrain observés sur la RN 03 entre 2018 et 2024.

Chapitre III : Structuration des données pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

- **RN44AA**

Cette route, qui relie deux zones agglomérées, relie la RN44 et la RN03. Elle traverse des terrains instables composés principalement d'alluvions (blocs installés dans des argiles). Les travaux de terrassement réalisés dans le cadre du dédoublement de cette route, en particulier sur des talus de grande hauteur, ont entraîné des glissements de terrain qui ont même affecté des terres agricoles. Les signes de ces glissements ont laissé des cicatrices visibles jusqu'à aujourd'hui. La figure III.10 illustre certaines instabilités qui ont affecté cette route durant et après le dédoublement réalisé entre 2014 et 2015.



Figure III.10 : glissements de terrain observés sur la RN 44AA entre 2014 et 2015, lors et après le dédoublement de la route.

- **RN44AB**

Elle longe la corniche de Stora depuis Château Vert et présente un versant raide tombant dans la mer. En plus de cette route implantée en front de mer ou sur la corniche basse, on observe une route de corniche haute, plus étroite et sinueuse, située à environ 30 à 50 m au-dessus de la mer. Cette route est constituée de roches schisteuses accompagnées de colluvions argileuses, ce qui confère un relief plus instable et engendre de nombreux aléas géotechniques en raison des faibles caractéristiques des sols et de la rétention d'eau dans la couverture argileuse.

Chapitre III : Structuration des données pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

Les glissements de terrain enregistrés autour de cette route sont très anciens (inventoriés depuis 2004-2005) et affectent le talus de la route supérieure (CW 29) en plusieurs endroits. Parmi eux, les glissements de Ben Guena et de l'hôtel de front de mer comptent parmi les plus anciens dans cette région (Figure III.11). De plus, un glissement de terrain survenu en 2018 a provoqué la destruction d'un bâtiment ancien (Figure III.11), confirmant l'instabilité de cette zone.



Figure III.11 : Illustration des glissements de terrain affectant la corniche de Stora et leurs impacts sur les infrastructures.

- **Glissements de terrain observés au niveau de l'autoroute Est-Ouest**

L'autoroute de 68,732 km, qui relie Skikda à Constantine au sud et Annaba à l'est, représente un axe primordial et stratégique pour la wilaya de Skikda. Durant sa réalisation, cette infrastructure a été le théâtre de plusieurs instabilités potentielles nécessitant parfois des traitements coûteux, tels que la mise en place de pieux ou d'importants travaux de terrassement.

Les effets de la construction de cette autoroute se prolongent jusqu'à aujourd'hui. Depuis sa mise en service en 2010, le territoire concerné a subi d'autres instabilités majeures. Parmi celles-ci, le glissement boueux déclenché en 2018 a été particulièrement dévastateur, entraînant la fermeture de l'autoroute et perturbant la circulation pendant de longues périodes.

Chapitre III : Structuration des données pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

Nous illustrons ci-après quelques exemples de ces instabilités, représentés dans la figure III.12.



Figure III.12 : Illustration des glissements de terrain potentiels affectant l'autoroute Est-Ouest entre 2010 et 2018.

III.6.3.2 Glissements répertoriés par des études de laboratoire

En plus des glissements de terrain recensés sur le réseau routier de la wilaya de Skikda, collectés à partir des archives et documents de la DTP, ANA et de la DUC, les études menées par le LTP-Est et le LNHC de Skikda ont apporté une aide considérable pour combler les lacunes des données disponibles. Ces études ont fourni des informations complémentaires permettant d'établir une lithologie plus précise grâce aux sondages réalisés ainsi qu'aux essais in situ et en laboratoire.

Les figures suivantes (III.13 au III.16) illustrent clairement ces glissements.

Chapitre III : Structuration des données pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain



Figure III.13 : Vue du glissement des 50+50 logements à El Hadaiek, accompagnée d'une image Google Earth illustrant les essais in situ réalisés.



Figure III.14 : Vue du glissement du POS N° 02 - Béni Béchir, accompagnée d'une image montrant les dégâts causés par ce glissement.



Figure III.15 : Vue du glissement Messiouene-Skikda, mars 2018.

Chapitre III : Structuration des données pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain



Figure III.16 : Vue du glissement Hamrouche Hammoudi, au nord de la cité 176 logements EPLF, février 2005.

Tous ces glissements, étudiés par les laboratoires, se sont déclenchés dans des zones urbanisées. Les conditions de déclenchement sont principalement d'origine anthropique, causées essentiellement par :

- Des fuites de canalisation,
- Des systèmes d'assainissement non raccordés,
- Des déblais sans exutoire,
- Une mauvaise implantation de nouveaux bâtiments,

Ces études détaillées nous ont permis d'extraire des informations pertinentes pour la modélisation de la susceptibilité aux glissements de terrain. Parmi ces informations, on retrouve l'emplacement exact des glissements, leur date de déclenchement, la lithologie sur une profondeur suffisante, l'existence de la nappe phréatique et le niveau d'humidité du sol. Elles ont également permis d'analyser l'effet des facteurs anthropiques tels que les travaux de terrassement, l'insuffisance de drainage et le chargement excessif au bord des remblais.

Toutes ces informations constituent un inventaire utile et bénéfique pour les prochaines phases de la modélisation.

L'inventaire constitue une ressource indispensable pour évaluer la susceptibilité aux glissements de terrain et initier des mesures préventives dans les zones à risque. La prochaine étape consiste à analyser les facteurs causaux et à modéliser la susceptibilité en intégrant ces données dans un environnement SIG et des modèles et statistiques.

III.6.4 Choix et préparation des paramètres d'influence

L'identification des paramètres influençant les glissements de terrain constitue un défi complexe en raison de l'absence de critères universels ou de directives standardisées (Ayalew et Yamagishi, 2005). En général, ces paramètres doivent répondre à plusieurs exigences : ils doivent être opérationnels, exhaustifs, non uniformes, mesurables et non redondants. Toutefois, il est possible de dresser une liste préliminaire de catégories de paramètres susceptibles d'intervenir. Dans cette étude, six grandes catégories ont été retenues : géomorphologie, géologie, sol, hydrologie, climat et l'influence anthropique. Ces catégories,

Chapitre III : Structuration des données pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

responsables des instabilités et des conditions de déclenchement, ont été sélectionnées sur la base d'observations de terrain et de travaux de recherche menés à l'échelle mondiale.

L'évaluation des poids relatifs de ces paramètres par des analyses statistiques permet de minimiser la subjectivité, évitant que les chercheurs ne privilégient certains facteurs en fonction de leurs expériences ou expertises personnelles. Il est important de souligner que cette zone d'étude a fait l'objet de recherches pendant quatre ans (entre 2021 et 2024), et que divers aspects des travaux menés ont été publiés.

III.6.4.1 Critères de sélection des paramètres

La sélection des paramètres est une étape clé dans l'évaluation de la susceptibilité aux glissements de terrain. Ces paramètres doivent répondre aux critères suivants pour garantir leur pertinence et leur exploitabilité dans les modèles prédictifs :

- **Opérationnels** : Les paramètres doivent pouvoir être intégrés facilement dans les outils de modélisation et de cartographie SIG.
- **Mesurables** : Les données doivent être quantitatives ou qualitatives et dérivables à partir de sources fiables (télédétection, bases de données géospatiales, relevés de terrain).
- **Pertinents** : Chaque paramètre sélectionné doit avoir une influence directe ou indirecte sur l'instabilité des pentes, basée sur des preuves scientifiques et des observations locales.
- **Non redondants** : Éviter les variables fortement corrélées qui pourraient biaiser les résultats.
- **Adaptés au contexte local** : Les paramètres doivent refléter les conditions environnementales et anthropiques spécifiques à la région étudiée.

III.6.4.2 Catégories de paramètres

Les mouvements de versant sont habituellement contrôlés par une grande variété de facteurs d'origine naturelle et/ou anthropique. D'une manière générale, on identifie cinq grands types de facteurs de prédisposition pour la cartographie de la susceptibilité aux mouvements de versant (Soeters & van Westen, 1996 ; van Westen et al., 2008 ; Fell et al., 2008a).

- **La géomorphologie**, la forme du versant, joue un rôle clé dans la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain, bien qu'elle ne soit pas toujours disponible en raison des coûts élevés associés aux levés de terrain et du temps considérable nécessaire à leur réalisation. Ce facteur est généralement dérivé de la numérisation des cartes topographiques et/ou des modèles numériques du terrain, souvent disponibles sur des sites gratuits tels que la SRTM. Il se présente sous la forme d'unités ou sous-unités de terrain caractérisées par des propriétés homogènes (van Westen et al., 2003).
- **Les matériaux** englobent l'ensemble des caractéristiques liées à la nature des substrats (géologie) et des formations superficielles (sol). Selon le contexte de l'étude et/ou les documents disponibles, ils peuvent inclure des informations sur la lithologie, la stratigraphie,

Chapitre III : Structuration des données pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

la profondeur, ainsi que certaines propriétés physiques et mécaniques des matériaux (par exemple, l'angle de frottement interne, la cohésion, le poids volumique, le degré de saturation, la granulométrie, etc.). Dans certains cas, les failles géologiques (profondeur, longueur, orientation, etc.) peuvent également être prises en compte. Ces données sont généralement extraites des documents cartographiques existants, mais peuvent également nécessiter des campagnes de terrain, de la photo-interprétation et des essais en laboratoire pour compléter et affiner les informations.

- **L'occupation du sol**, facteur anthropique, constitue un facteur clé dans la genèse des glissements de terrain. Divers types de données thématiques peuvent être utilisés, allant de la simple carte d'occupation du sol à des cartes de densité ou de profondeur/extension racinaire des formations végétales (Fressard, 2013). Ces cartes nécessitent des mises à jour fréquentes, surtout dans les zones fortement anthropisées, où l'occupation du sol évolue rapidement sur de courtes périodes (en raison de l'évolution des pratiques agricoles, de l'urbanisation, etc.). Les principales méthodes pour obtenir des données sur l'occupation du sol incluent la photo-interprétation, la classification d'images satellites, la collecte de bases de données nationales (plan d'occupation du sol ou POS) ou internationales (les données générées par ESRI), ainsi que les levés de terrain qui peuvent être des levés topographiques (pour des projets de routes ou de constructions) ou des données cadastrales.
- **L'hydrologie** peut être considérée à la fois comme un facteur de prédisposition et un facteur déclencheur. Les éléments tels que la proximité du réseau de drainage, la taille ou l'ordre des bassins versants, ainsi que la localisation des nappes et des zones humides sont généralement classés parmi les facteurs de prédisposition. Quant aux facteurs déclencheurs, ils incluent l'intensité des précipitations, les variations des niveaux et des battements de nappe phréatique, ainsi que le régime des cours d'eau, etc.

Ces facteurs sont considérés comme influençant l'occurrence des glissements de terrain. Cependant, chaque région peut présenter des facteurs différents en fonction de la combinaison spécifique des éléments et de l'inventaire local. En effet, les variables prédictives peuvent varier selon les caractéristiques géomorphologiques des zones étudiées et les propriétés des mouvements de versant, rendant certains des facteurs mentionnés précédemment parfois inadéquats pour la cartographie de la susceptibilité pour une région donnée que d'autre (Soeters et van Westen, 1996 ; Fell et al., 2008a).

Le tableau III.3 ci-dessous résume les catégories de paramètres et les variables retenues pour l'étude et leurs sources.

Tableau III.3. Détail des paramètres liés à l'instabilité des pentes et leurs sources.

Catégorie de paramètres	Variables	Source des données
Géomorphologie	Élévation, pente, orientation, courbure des versants	MNT dérivé du SRTM résolution 30m
Géologie	Lithologie, distance aux failles	Carte géologique (échelle 1/200,000+1:50,000) + sondages de laboratoires

Chapitre III : Structuration des données pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

Sol	Type de sol (formation superficielle)	Carte de sol disponible à l'échelle de 1/500000+ cartes pédologiques
Hydrologie	Distance aux cours d'eau, densité de drainage	MNT dérivé du SRTM résolution 30m + Cartes hydrographiques ANRH + données OSM+ images satellitaires Sentinel 2
Climatique	Précipitations	Données météorologiques ONM, ANRH, relevés locaux, et données extraient du site Wordelim
Anthropique	Distance aux routes, occupation du sol et densité de la végétation	Réseaux routiers de la DTP en format SHP, imagerie Sentinel-2 (résolution 10m)

La wilaya de Skikda, située sur la côte méditerranéenne, se distingue par une grande diversité géomorphologique et géologique pour l'ensemble de son territoire. Les glissements de terrain enregistrés dans cette région sont relativement dispersés à travers la wilaya, mais certaines zones présentent une concentration notable d'instabilités. Les investigations sur le terrain ont révélé que la région de Skikda présente une topographie irrégulière délimitée par des falaises aux pentes abruptes. Les pentes y sont variées, se présentant comme convexes, concaves, rectilignes ou escarpées. Elles ont évolué de manière à refléter une interaction différentielle entre les matériaux constituant les pentes et les conditions environnementales.

La figure III.17 illustre les formations géologiques présentes dans la wilaya de Skikda. Cette carte résulte de l'assemblage de 15 cartes détaillées à l'échelle de 1/50.000 couvrant plusieurs régions, et nommées respectivement : Cap Bougaroun, Collo, Oued Z'hour, Sidi Merouane, Sidi Driss, Zighout Youcef, El Aria, Ramdane Djamel, Hammam Maskoutine, Skikda, Cap de Fer, Aïn Berda, Djebel Filfila, Azzaba et Seraidi-Annaba.

Les caractéristiques intrinsèques des terrains reflètent les données de base imposées par la nature géologique de la région. Dans le cadre de ce travail, une cartographie synthétique des formations géologiques a été élaborée en s'appuyant sur les cartes géologiques et leurs notices explicatives.

La figure III.17 met en évidence la nature géologique et lithologique hétérogène de la région, dominée par des formations sédimentaires comprenant des calcaires, des grès, des marnes, des argiles, des limons, des cailloutis, des flysch, et des alluvions. Ces cartes, initialement au format raster, ont été numérisées dans un environnement SIG (ArcGIS 10.8). Cette étape de numérisation a permis leur exploitation optimale en vue d'attribuer précisément la nature lithologique à chaque point de glissement identifié dans la région. Ces documents constituent des outils fondamentaux pour l'élaboration de la carte de susceptibilité aux glissements de terrain.

Dans la partie sud de la zone d'étude, des glissements de terrain importants ont été observés dans les régions d'Ouled Hbaba, Zerdazas, Aïn Bouziane, El Ghedir et El Harrouch, où les conditions locales favorisent des instabilités. Ces zones sont caractérisées par des formations géologiques récentes du quaternaire, telles que des calcaires gypsifères, des

Chapitre III : Structuration des données pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

marnes, des éboulis, des blocs et des galets anguleux. Ces formations incluent également des unités quaternaires indifférenciées ainsi que des formations d'âge burdigalien-hélvétien, composées de conglomérats, de graviers cimentés, de grès et d'argiles, mais aussi de cailloutis, de sables et de limons. Les formations d'âge paléocène se caractérisent par des argilites calcaireuses, tandis que celles d'âge pliocène supérieur sont constituées de conglomérats, de grès et d'argiles. Ces formations sont considérées comme friables en raison de la faible cohésion qui lie les grains entre eux, ainsi que de la nature des argiles qu'elles contiennent. Ces dernières, particulièrement sensibles à l'eau, accentuent la vulnérabilité de ces terrains aux glissements de terrain.

Pour la partie nord, la région d'Ezzafzaf, en direction d'El Hadaïek, est également très vulnérable en raison de sa géologie et des fortes pentes. Malgré la présence de certains emplacements de glissements de terrain dans des zones à lithologie métamorphique, telles que le gneiss et la phyllade, qui sont des formations dures et stables d'un point de vue géologique, les sondages de laboratoire réalisés dans le cadre d'études sur les glissements de terrain ont révélé que ces zones sont principalement constituées et/ou recouvertes de remblais sur des épaisseurs allant jusqu'à 03 mètres, des argiles, des grès, et parfois une alternance de couches d'argile limono-sableuse de différentes couleurs et marne, sur des épaisseurs allant jusqu'à 20m. La région de Skikda, notamment les monts de Messiouene, Boulkeroua et Zeramena, est caractérisée par une lithologie dominée par des schistes, surmontés par une épaisse couche de remblai pouvant atteindre jusqu'à 10 mètres. Ces régions, fortement urbanisées, ont subi des modifications significatives en raison des travaux de terrassement qui ont altéré de manière drastique la configuration naturelle des pentes. Ces interventions ont souvent entraîné des surcharges importantes sur les sols de support, perturbant l'équilibre naturel des forces en présence. Ce déséquilibre accru rend ces zones particulièrement vulnérables et instables face aux phénomènes de glissements de terrain.

Par contre, la partie sud-ouest de la wilaya, comprenant des régions comme Ain Kechera et Ouldja Boulbalout, est relativement moins exposée aux glissements de terrain. Ces zones sont caractérisées par des formations géologiques du Crétacé supérieur à l'Oligocène, appartenant à la nappe de flysch, composées d'argilites, de calcaires, de grès, de microbrèches et de phtanites parfois micacées. Bien que globalement stables, plusieurs cas d'instabilités y ont néanmoins été signalés. Ces phénomènes sont principalement attribués à des travaux d'élargissement de routes, ainsi qu'à l'exploitation de terres agricoles dépourvues de couvert végétal, rendant les sols plus vulnérables aux processus d'érosion et de glissement.

Chapitre III : Structuration des données pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

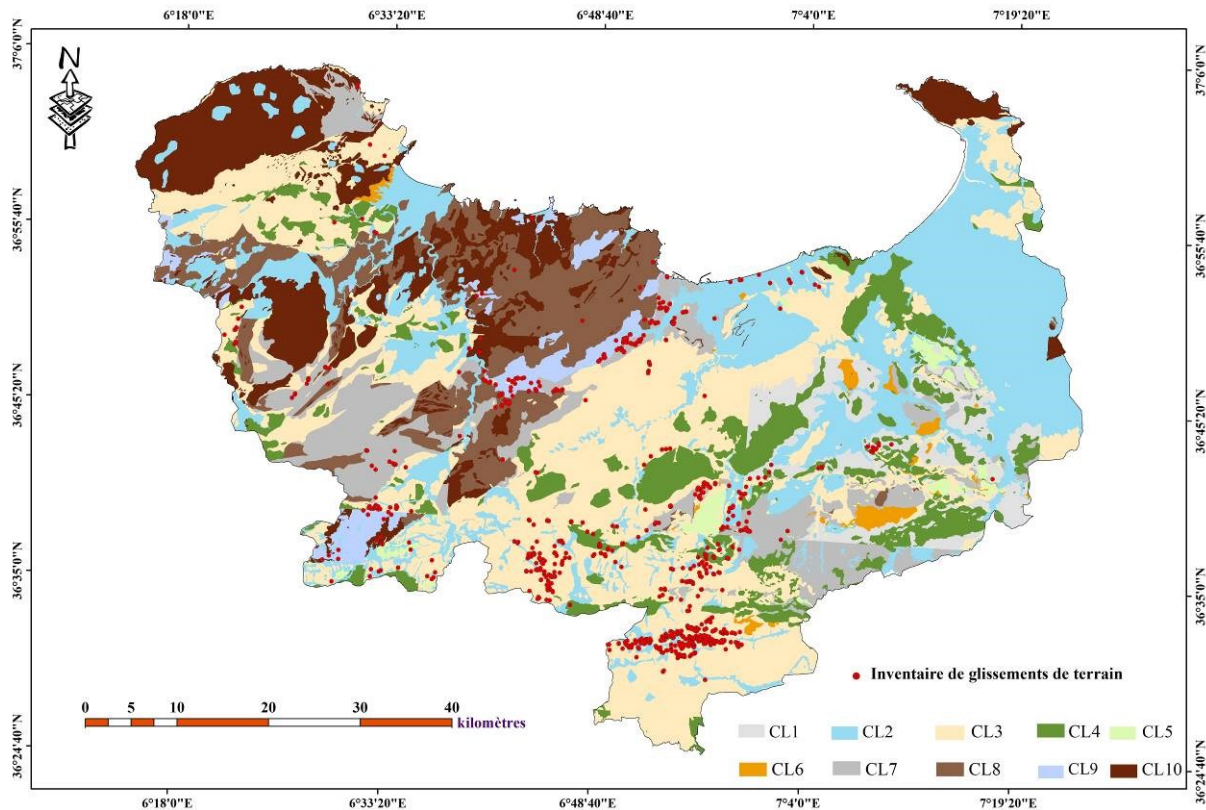


Figure III.17 : Carte lithologique de la zone d'étude.

1 : Argiles numidiennes, marne, marnes schisteuses, marno-calcaires et schistes (barrémien) ; **2** : Formations de quaternaire : alluvion, sable, éboulis, cailloutis, limons ; **3** : Formations de flysch : flysch albo-aptien, conglomérats, grès micacés, grès et argiles (numidien non divisé), grès rouges et conglomérats, grès-microbrèches-calcaires-organogènes, grès micacés et conglomérats, argiles à tubotomacutum et grès ; **4** : Grès : grès numidiens, grès quartzeux, grès verts, GRES calcaires ; **5** : Calcaire: brèche calcaire, calcaire massif, calcaire grossier, calcaire dolomie ; **6** : Poudingue, Travertins ; **7** : Roche métamorphique friable : schistes séricito -quartzeux, schiste quartzeux à muscovite et schistes à deux micas : micas et calcaires, schistes argileux siliceux-grés, schistes argileux, schistes et marno-calcaires, schistes à muscovites et à feldspath, niveaux et lentilles de marbres et quartzites, schistes satinés phyllades et quartzites ; **8** : Roche métamorphique moyennement dure: micaschiste, micaschistes-quartzites-marbres, micaschistes-lentilles de calcaires-quartzites et gneiss de base ; **9** : Roche métamorphique dure: gneiss, gneiss ocellés, gneiss ocellés du socle kabyle, gneiss bi-micacés et à muscovite, gneiss glanduleux, gneiss fins à cipolins-amphibolites et quartzites, gneiss ocellés et porphyroïdes de la dorsale kabyle ; **10** : Roche magmatique: granite, filons de barytine, granitodiorite, gabbros, gabbros gneissifiés orthoamphibolites, diorite, phyllite, andésite, porphyre, granites gneissoïdes à deux micas, orthoamphibolites, porphyroïdes et roches associés, péridotites, granitos - porphyres: filons et nappes intrusives, granites melanocrates (à hornblendes), Dykes et filons: 1-Granitoporphyles.

III.6.4.3 Méthodes d'analyse des facteurs de conditionnement

Il est à noter que, dans la phase de modélisation, seuls les paramètres ayant une influence significative sur la susceptibilité aux glissements de terrain sont pris en compte, afin de garantir la pertinence et la fiabilité des modèles (Ayalew et Yamagishi, 2005). Pour justifier cette sélection, des tests statistiques tels que les coefficients de corrélation de Pearson (r_p) et de Spearman (r_s) sont utilisés (Koch et al., 2018), car ils permettent d'évaluer les relations entre les facteurs de conditionnement, d'identifier les éventuelles dépendances ou redondances entre eux, et de vérifier l'adéquation des hypothèses sous-jacentes (Hauke et Kossowski, 2011). Cette approche, en excluant les paramètres susceptibles d'introduire des biais ou des incohérences. Par ailleurs, cette démarche s'inscrit dans une méthodologie

Chapitre III : Structuration des données pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

rigoureuse d'analyse des données, où l'analyse univariée constitue une première étape visant à examiner chaque variable de manière isolée pour évaluer son influence individuelle. Elle est suivie par une analyse bivariée, qui explore les relations et interactions potentielles entre les variables. Cette approche progressive garantit une compréhension approfondie des facteurs de conditionnement et optimise leur sélection pour une modélisation fiable et robuste.

III.6.4.3.1 Le coefficient de corrélation de Pearson

Le coefficient de corrélation de Pearson (r), également appelé coefficient de corrélation produit-moment de Pearson, mesure la force de la relation linéaire entre deux variables quantitatives, sous l'hypothèse de leur normalité (Sedgwick, 2012). Il est défini comme la covariance de chaque paire de facteurs de conditionnement divisée par le produit de leurs écarts-types (Merghadi, 2020). Pour chaque ensemble de données appariées $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$ constitué de paires, le coefficient de corrélation de Pearson est calculé conformément à l'équation (1) comme suit :

$$r_{x,y} = \sum_{i=1}^n \frac{x_i - \bar{x}}{\sqrt{\sum_{k=1}^n (x_k - \bar{x})^2}} * \frac{y_i - \bar{y}}{\sqrt{\sum_{k=1}^n (y_k - \bar{y})^2}} \quad (1)$$

Où : r est le coefficient de corrélation de Pearson ; n est la taille de l'échantillon ; x_i et y_i sont les points individuels de l'échantillon indexés par i ; $\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$, $\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i$ (représentent les moyennes des variables x et y).

III.6.4.3.2 Le coefficient de corrélation de Spearman

Le coefficient de corrélation de rang de Spearman est une statistique non paramétrique (indépendante de la distribution) proposée comme une mesure de la force de l'association entre deux variables (Hauke et Kossowski, 2011). Il mesure l'association monotone et est utilisé lorsque la distribution des données rend le coefficient de corrélation de Pearson indésirable ou trompeur. Le coefficient de Spearman n'est pas une mesure de la relation linéaire entre deux variables, comme certains "statisticiens" l'affirment, mais, il évalue dans quelle mesure une fonction monotone arbitraire peut décrire la relation entre deux variables, sans faire d'hypothèses sur la distribution de fréquence des variables. Contrairement au coefficient de corrélation produit-moment de Pearson, il ne nécessite pas l'hypothèse que la relation entre les variables soit linéaire, ni que les variables soient mesurées sur des échelles d'intervalle ; il peut être utilisé pour des variables mesurées à un niveau ordinal. En principe, r_s est simplement un cas particulier du coefficient de produit-moment de Pearson dans lequel les données sont converties en rangs avant de calculer le coefficient. Il est calculé conformément à l'équation (2) comme suit :

$$r_s = 1 - \frac{6 \sum_{i=1}^n (d_i)^2}{n(n^2 - 1)} \quad (2)$$

Où : r_s : coefficient de corrélation de Spearman ; d_i est la différence entre les rangs des valeurs correspondantes de x et y ; et n représente le nombre d'observations dans l'échantillon.

Chapitre III : Structuration des données pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

Les valeurs des coefficients de corrélation de Pearson et de Spearman varient entre -1 et 1 (Sedgwick, 2012). Une valeur de 1 indique une corrélation parfaite, soit positive pour Pearson, soit monotone croissante pour Spearman, tandis qu'une valeur de -1 représente une corrélation parfaite négative, avec une relation linéaire inverse pour Pearson ou monotone décroissante pour Spearman. Une valeur de 0 indique l'absence de corrélation. Ainsi, ces tests mesurent la force et la direction de la relation entre les variables, mais Pearson évalue la relation linéaire, tandis que Spearman s'intéresse à une association monotone, sans exiger que la relation soit linéaire (Kennedy, 2008).

Les détails de calcul et l'application de ces tests, ainsi que les résultats de cette analyse statistique, seront présentés au chapitre IV, qui est dédié aux applications et aux résultats de l'étude.

III.6.4.4 Analyse des paramètres topographiques

III.6.4.4.1 Modèle Numérique de Terrain (MNT)

Le MNT est une représentation numérique tridimensionnelle de la surface topographique du terrain. Les variables topographiques (représentées par les MNT) constituent une donnée d'entrée indispensable à la cartographie de la susceptibilité. Celle-ci peut être acquise par différentes techniques de mesure. Il constitue une base essentielle pour dériver des paramètres topographiques clés tels que la pente, l'orientation, et la courbure des versants, et même d'autres paramètres hydrographiques tels que les réseaux hydrographiques et l'indice d'humidité topographique. Le MNT utilisé dans cette étude est issu de la Shuttle Radar Topography Mission (SRTM) réalisée en février 2000 par la navette spatiale Endeavour (NASA - NGA) avec une résolution de 30m.

La résolution du MNT de 30m a été choisie pour deux raisons principaux :

- La suffisance d'une résolution de 30m pour l'analyse de la susceptibilité aux glissements de terrain dans cette étude, compte tenu de l'étendue globale de la zone étudiée (cartographie à échelle large).
- La majorité des cartes des facteurs ont été dérivées avec une résolution similaire à celle du MNT, sachant que plusieurs facteurs ont été extraits directement de ce MNT. Cependant, les cartes géologiques et de sols, qui ont été numérisées et vectorisées, ont ensuite été transformés à cette même résolution de 30m pour garantir une analyse homogène.

Les paramètres dérivés de ce MNT, en utilisant le module ArcMap du logiciel ArcGIS 10.8, ont fait l'objet d'une analyse univariée afin d'étudier leur influence sur les glissements de terrain dans la zone d'étude en utilisant les tests statistiques de Pearson et de Spearman.

Chapitre III : Structuration des données pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

III.6.4.4.2 La pente

L'angle de pente est un facteur déterminant qui influence directement les glissements de terrain (Nourani et al. 2014). La stabilité des pentes dépend de l'équilibre entre les forces de cisaillement et la résistance au cisaillement (notion du facteur de sécurité). Lorsque l'angle de la pente augmente, la force motrice du mouvement de masse s'accroît, augmentant ainsi le risque d'instabilité (Tien Bui et al., 2017 ; Guillard et Zezere, 2012). Cette inclinaison joue un rôle primordial dans la prédisposition des zones aux glissements de terrain, car elle affecte les contraintes de cisaillement agissant sur les versants et le déplacement potentiel des masses (Magliulo et al., 2008). La pente, mesurée en pourcentages ou en degrés, est donc un paramètre essentiel pour évaluer les risques d'instabilité (Mebirouk et al., 2024 ; Debiche et al., 2024 ; Benbouras, 2022).

De plus, l'effet de succion joue un rôle important dans la stabilité des pentes. Une cohésion apparente peut résulter de la succion du sol, qui s'applique aux sols non saturés et varie en fonction du degré de saturation et de l'amplitude de la succion. La succion fournit une résistance supplémentaire, expliquant pourquoi certaines pentes naturelles restent stables même lorsque le facteur de sécurité (F), calculé sans tenir compte de la succion, est inférieur à 1. Cependant, cette force supplémentaire disparaît lorsque le sol se sature, notamment lors de fortes pluies. Les variations du niveau piézométrique jouent ainsi un rôle déterminant dans la cinématique des grands glissements. Lorsque le sol est désaturé et que la succion intervient, le facteur de sécurité (F) augmente conformément (Bo et al., 2008).

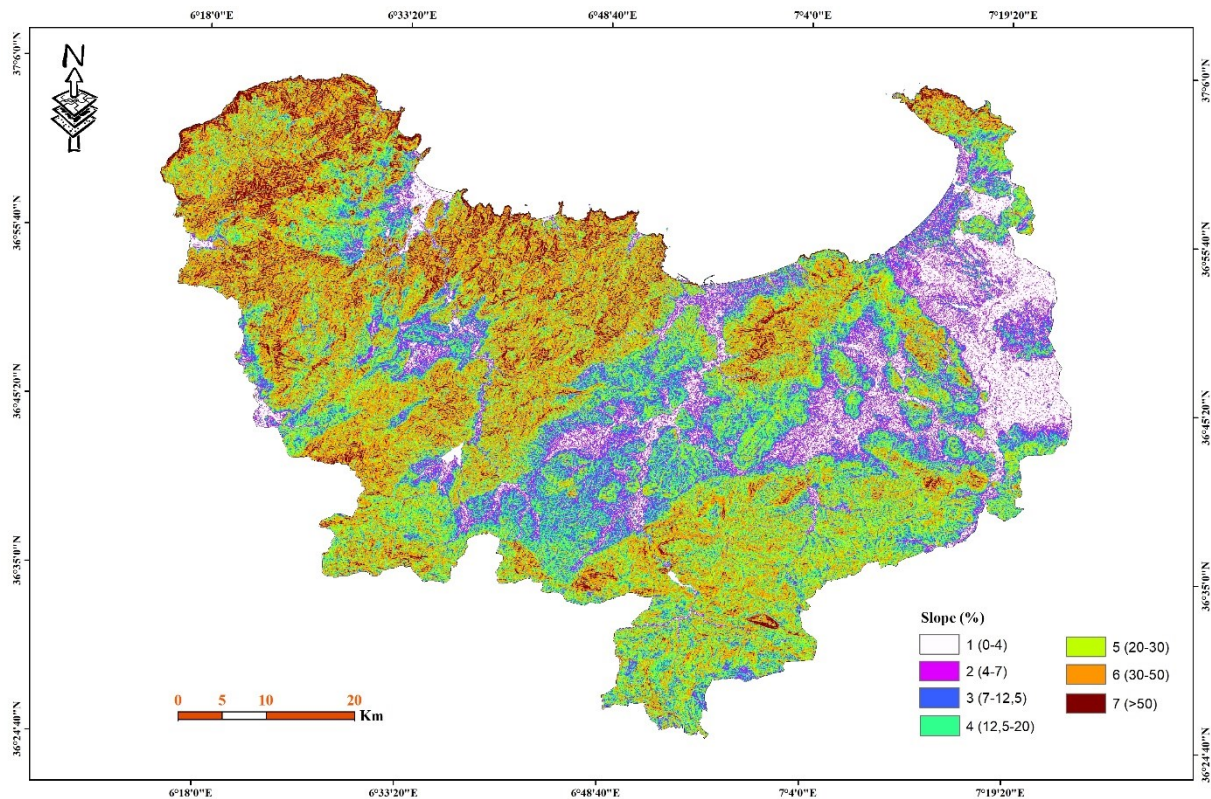
La carte des pentes, dérivée du MNT avec une résolution de 30 m, présente des valeurs comprises entre 0 et 278,5 %. Le gradient de pente de la zone d'étude a ensuite été classé en sept catégories (figure III.19) : 0-4 % (presque plat, stable), 4-7 % (très faible inclinaison, risques minimes), 7-12,5 % (inclinaison modérée, instabilités possibles), 12,5-20 % (forte inclinaison, instabilités fréquentes), 20-30 % (inclinaison marquée, instabilité élevée), 30-50 % (très forte inclinaison, zones critiques), et >50 % (pente très raide, risque d'instabilité très élevé).

Dans le contexte des environs des voies de communications principales de Skikda, il est clair que cet angle de pente est un facteur déterminant. Les données révèlent que la catégorie d'angle de pente de 20% à 30% est la plus préoccupante, avec un pourcentage élevé de 39% de glissements de terrain observés. De même, la catégorie d'angle de pente de 12,5% à 20% contribue de manière significative, avec un pourcentage de 23%. Cette tendance met en évidence l'impact crucial de l'angle de pente sur la susceptibilité aux glissements de terrain, en particulier le long des routes principales de Skikda, où les pentes plus raides semblent être plus sujettes à ce phénomène, en particulier lorsqu'elles sont combinées à d'autres facteurs tels que la lithologie et les précipitations (Habumugisha et al. 2022).

Dans le contexte du bassin versant d'Oued Guebli, la carte du gradient de pente a été subdivisée en sept catégories (Figure III.18). La densité des glissements de terrain est particulièrement élevée dans la catégorie 6 (30 à 50°), suivie des catégories 5 (20° à 30°) et 4 (12,5° à 20°), représentant respectivement 29,68 %, 25,39 % et 15,62 % des glissements recensés. Ces résultats montrent une corrélation significative entre le gradient de pente et la susceptibilité aux glissements de terrain : plus l'angle de la pente augmente, plus la

Chapitre III : Structuration des données pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

susceptibilité aux glissements devient élevée.



III.6.4.4.3 L'altitude

L'altitude exerce une influence significative sur la stabilité des pentes et les risques de glissements de terrain. À des altitudes élevées, les conditions climatiques sont souvent plus extrêmes, avec des températures plus basses et des précipitations accrues, favorisant ainsi les cycles de gel-dégel. De plus, la végétation y est moins dense, réduisant l'effet stabilisateur des racines des plantes. Naturellement, les pentes sont plus abruptes à ces des altitudes élevées, augmentant mécaniquement le risque de glissements de terrain en raison de l'énergie gravitationnelle accrue. Par conséquent, les pentes raides sont plus susceptibles de devenir instables lorsque les sols sont saturés d'eau. La nature des sols et des roches varie également, ce qui peut augmenter la susceptibilité à l'érosion. En outre, les précipitations intenses et les avalanches de neige peuvent aussi renforcer le risque de glissements de terrain dans les régions montagneuses (Youssef et Pourghasemi, 2021 ; Pourghasemi et al., 2013).

Ainsi, l'altitude joue un rôle multidimensionnel dans la stabilité des pentes, nécessitant une prise en compte rigoureuse dans l'évaluation et la cartographie des risques de glissements de terrain. Les informations sur l'altitude sont généralement dérivées du Modèle Numérique de Terrain (MNT), qui fournit des altitudes allant de -12 à 1348 mètres pour la zone d'étude. Les valeurs d'altitude ont été divisées en huit catégories (Figure III.19) : -12 - 0m, 0 - 200m, 200 - 400m, 400 - 600m, 600 - 800m et 800 - 1000m, 1000 - 1200m, 1200 - 1348m.

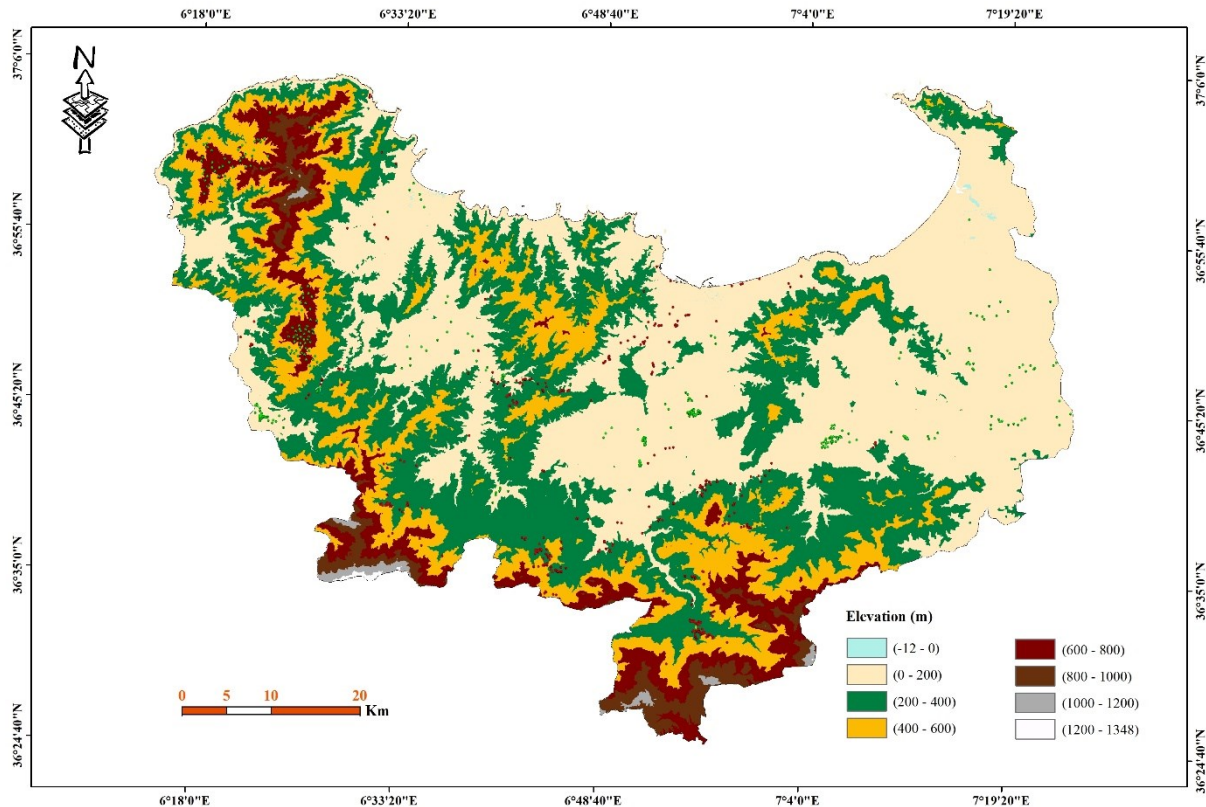


Figure III.19 : Carte d'altitude de la zone d'étude

III.6.4.4 Exposition de la pente

L'aspect de la pente fait référence à la direction dans laquelle une pente est orientée par rapport aux points cardinaux (Vojteková et Vojtek, 2020), généralement mesurée en degrés à partir du nord dans le sens des aiguilles d'une montre sur un cercle de 360 degrés. L'aspect peut influencer les conditions environnementales telles que l'exposition au soleil, les précipitations et les vents dominants, ce qui, à son tour, peut avoir un impact significatif sur des processus tels que l'érosion, le drainage des eaux de pluie et la stabilité de la pente (Tang et al. 2020 ; Habumugisha et al. 2022).

Les pentes moins exposées au soleil sont moins sujettes à l'évaporation, ce qui entraîne une humidité plus élevée du sol et réduit ainsi sa résistance au cisaillement. Par conséquent, les matériaux de surface deviennent plus susceptibles de glisser vers le bas (Garcia Rodriguez et Malpica, 2010). De plus, les pentes orientées au sud présentent généralement une couverture végétale moins dense que celles orientées au nord. Cette faible densité de végétation favorise une érosion plus active, augmentant ainsi la susceptibilité aux glissements de terrain.

Ce facteur a été pris en compte uniquement pour l'évaluation de la susceptibilité aux glissements de terrain le long du réseau routier principal, en raison de sa corrélation de 13,1 % selon Pearson et de 12,8 % selon Spearman avec les glissements de terrain recensés à proximité de ces infrastructures. En revanche, ce facteur a été exclu pour la deuxième zone d'étude, le bassin versant de l'oued Guebli, en raison de sa faible corrélation avec ce phénomène.

Chapitre III : Structuration des données pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

On observe que les pentes orientées au nord sont plus susceptibles aux glissements de terrain en raison de leur capacité à retenir l'humidité. En effet, près de 38,44 % des glissements de terrain surviennent dans cette orientation. En comparaison, les pentes orientées à l'est présentent une plus grande stabilité en raison de l'évaporation rapide de l'humidité, avec seulement 6,64 % des glissements enregistrés dans cette direction. Les pentes orientées au sud et à l'ouest, quant à elles, sont soumises à des variations dues à une dessiccation excessive du sol. Cette hypothèse est corroborée par le nombre élevé de glissements de terrain enregistrés dans ces orientations, atteignant 54,46 % (Figure III.20).

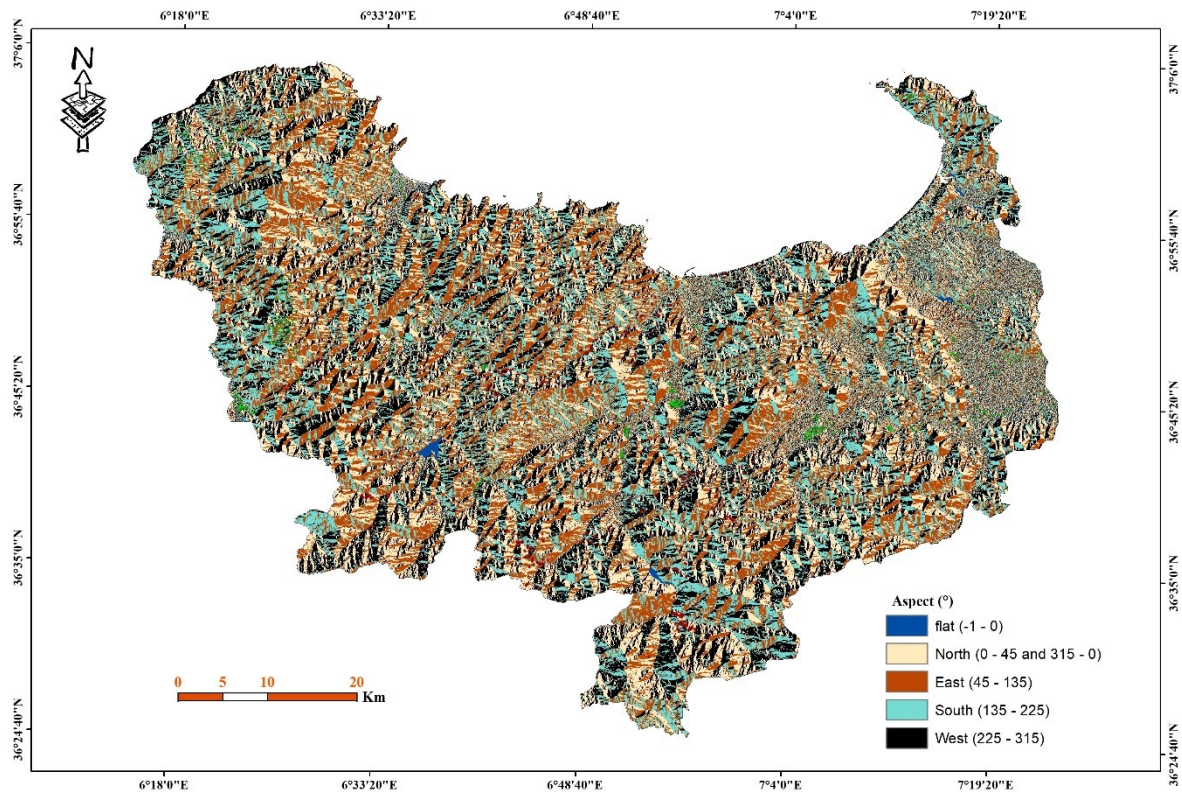


Figure III.20 : Carte de l'exposition des versants de la zone d'étude.

Les facteurs dérivés du MNT exercent une influence significative sur l'occurrence des glissements de terrain. Par ailleurs, les facteurs géologiques contribuent fortement à la prédisposition d'une zone à ces phénomènes d'instabilité. Dans cette étude, ces facteurs géologiques sont représentés par la lithologie, type de sol et la distance aux failles.

III.6.4.4.5 La lithologie

La composition et la structure des roches et des sols ont un impact significatif sur la stabilité des pentes, elle joue un rôle important dans la survenue et le potentiel des glissements de terrain (Nourani et al. 2014 ; Lee et Evangelista, 2006 ; Ayalew et Yamagishi, 2005). Cet impact découle des caractéristiques physiques et mécaniques distinctes des différents types de lithologie. La composition lithologique joue un rôle déterminant dans la stabilité des pentes. Les formations constituées de matériaux à grains fins et friables, comme les flysch, les argiles, les marnes et les sédiments alluviaux, sont particulièrement sujettes aux glissements de terrain en raison de leur faible résistance, de leur compressibilité et de leur sensibilité au gonflement. En revanche, les lithologies plus résistantes, telles que les granites et les gabbros, offrent une

Chapitre III : Structuration des données pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

meilleure stabilité grâce à leur dureté et à leur faible altérabilité. De plus, les propriétés physiques telles que la porosité, la perméabilité, la densité et la cohésion varient en fonction de la lithologie, ce qui influence la stabilité (Youssef et Pourghasemi 2021). La variabilité lithologique au sein d'une région peut créer des zones de transition potentielles propices aux glissements de terrain. La carte lithologique, basée sur des cartes géologiques détaillées à l'échelle de 1:50000, permet de différencier les formations géologiques sujettes aux glissements de terrain, en particulier les sédiments friables.

La carte thématique de la lithologie a été élaborée par la numérisation des cartes géologiques à l'échelle 1/50 000, complétée par les résultats des campagnes géotechniques, notamment les carottages permettant de déterminer précisément la nature des formations lithologiques du terrain. La zone d'étude comporte dix classes lithologiques, regroupées selon leur sensibilité aux glissements de terrain. La figure III.21 illustre la répartition des glissements de terrain pour chaque classe lithologique.

Pour le réseau routier principale : un total de 220 points de glissement de terrain, représentant 50% de tous les points de glissement de terrain inventoriés, ont été identifiés dans les formations de flysch. Cette formation comprend des argiles de différentes couleurs, telles que le vert, le rouge et le violet, ainsi que du grès quartzique à grains hétérogènes. Elle est présente dans les régions de Djebel Sidi Driss, Zardazas et Ouled Hbaba. De plus, 89 points de glissement de terrain (représentant 20% de tous les glissements de terrain inventoriés) ont été observés dans les formations de schiste, telles que le schiste et le micaschiste, principalement situées dans les régions d'Ain Kechera et d'Oued Selsela. Enfin, 42 points de glissement de terrain (**10%** de l'échantillon) ont été observés dans les formations d'argile dans les régions d'Azzaba et de Bekouch Lakhdar. Cette distribution met clairement en évidence le rôle crucial de la lithologie en tant que facteur clé dans la survenue des glissements de terrain (Figure III.21).

Pour le bassin versant d'Oued Guebli : un total de 70 points de glissements de terrain, représentant 49,29 % de l'ensemble des points de glissements recensés, ont été identifiés dans les formations de flysch. Le flysch se caractérise par des formations abyssales issues de courants de turbidité ; il est principalement d'âge crétacé à éocène et se compose de lits minces d'argiles et de grès. On le trouve dans les régions de Djebel Sidi Driss (Beni Oulbane), Ain Bouziane, Oum Toub et Sidi Mezghiche. De plus, 15 points de glissements de terrain (soit 10,56 % des glissements recensés) ont été observés dans des formations sédimentaires d'âge quaternaire, constituées principalement d'alluvions, de sable, d'éboulis, de graviers et de limon. Cette formation s'étend sur l'ensemble de la zone de l'Oued Guebli. Cette répartition met clairement en évidence le rôle de la lithologie comme facteur clé dans la survenue des glissements de terrain.

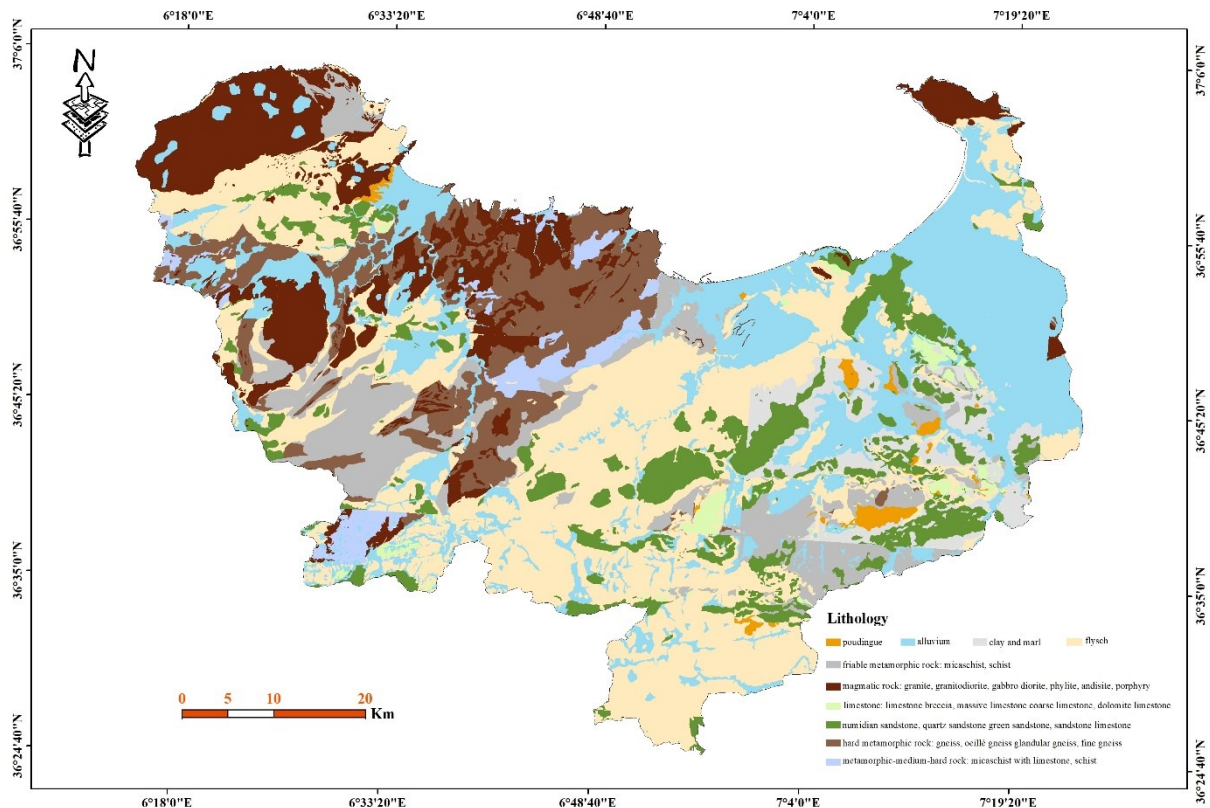


Figure III.21 : Carte simplifiée de la lithologie de la zone d'étude.

III.6.4.4.6 Type de sol

La wilaya de Skikda est principalement composée de huit classes de sols, avec sa catégorie connue sous le nom de superficielle. Les sols non saturés, calcaires et alluviaux sont les formations les plus dominantes en termes de survenue de glissements de terrain. Les sols alluviaux sont souvent constitués de matériaux déposés par les rivières, ce qui les rend généralement lâches et non consolidés. Avec une élimination intensive ou une saturation due à l'infiltration de l'eau, ces sols peuvent devenir instables et sujets aux glissements de terrain (Patil et al. 2021). Les sols non saturés peuvent être susceptibles aux mouvements de masse en raison de leur capacité à absorber l'eau et à réagir aux changements de teneur en humidité.

Lorsque ces sols deviennent saturés après des précipitations, ils peuvent perdre leur cohésion et devenir instables, favorisant ainsi les glissements de terrain. De plus, les sols calcaires peuvent contenir des fissures et des fractures naturelles, se désagréger ou se dissoudre en présence d'eau, ou être faiblement compactés, ce qui augmente la susceptibilité aux glissements de terrain en modifiant la structure du sol. Il est à noter que les glissements de terrain se produisent généralement dans ces types de sols dans des terrains très accidentés avec des pentes pouvant atteindre 100% et dans des régions très humides avec des précipitations pouvant parfois dépasser 1000 mm/an (Figure III.22).

Pour les voies de communications principales, ce facteur a été intégré à la modélisation en utilisant huit classes : (1) sol non saturé, (2) sol calcaire, (3) sol alluvial, (4) sol marécageux, (5) sol de dune, (6) sol podzolique, (7) sol salin, et (8) roche mère. Cette classification a révélé une corrélation négative modérée de 10,2 % selon le coefficient de

Chapitre III : Structuration des données pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

Pearson. En revanche, ce facteur a été exclu pour le bassin versant d'Oued Guebli en raison de sa corrélation négligeable avec ce phénomène.

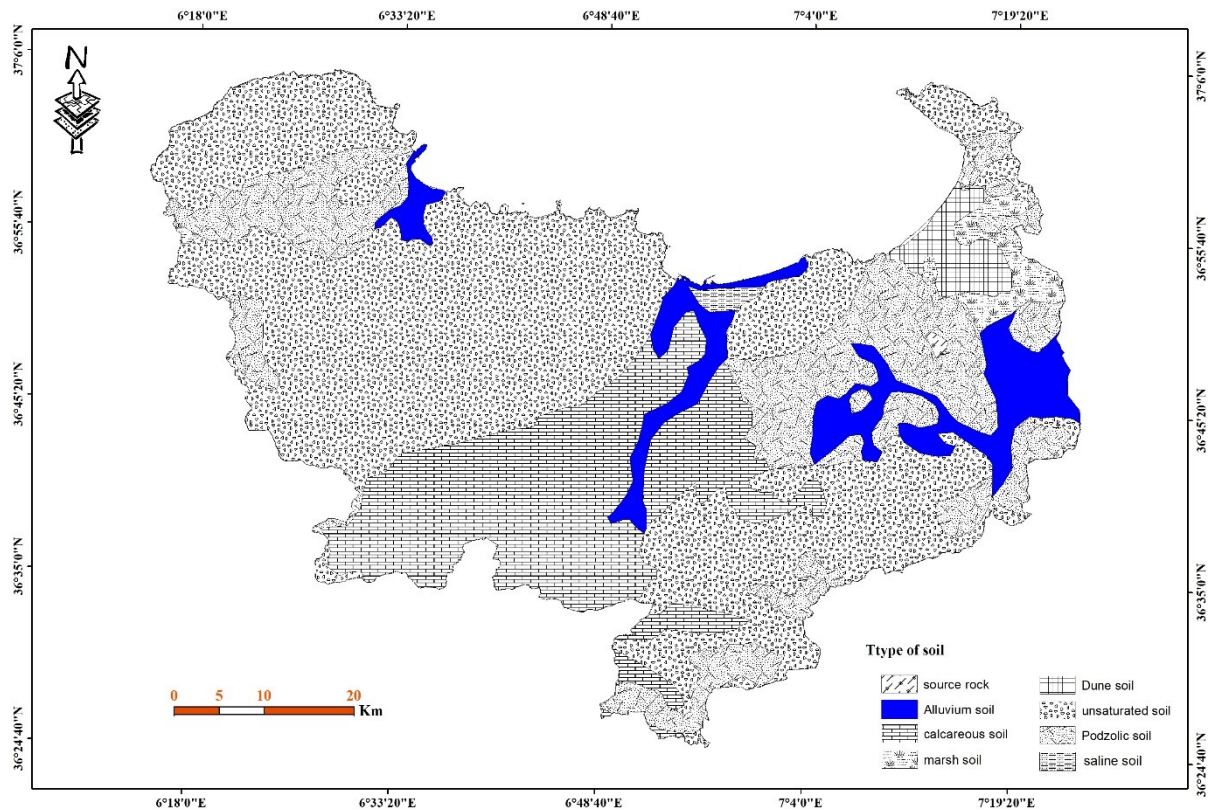


Figure III.22 : Carte de type de sol.

III.6.4.4.7 Distance aux failles géologique

Les caractéristiques structurales comprennent principalement les discontinuités géologiques telles que la stratification, les joints, les failles, les plis et les zones de cisaillement présentes dans les pentes. La proximité d'une pente par rapport à des zones tectoniquement actives, notamment en présence de failles majeures, influence considérablement l'occurrence des glissements de terrain. Les failles géologiques, qui représentent des contacts anormaux entre différentes couches géologiques, visibles ou dissimulées, jouent un rôle déterminant dans le déclenchement des glissements. Elles sont issues essentiellement de la numérisation de la carte géologique à l'échelle de 1/50000. La présence de ces failles crée des zones de faiblesse structurelle qui facilitent l'infiltration de l'eau de ruissellement, en particulier pour les roches situées sur les pentes et à proximité des infrastructures (routes, voies ferrées, bâtiments, etc.). Cela peut entraîner une instabilité accumulée des pentes et, par conséquent, déclencher des glissements de terrain (Bourenane 2014 ; Varnes 1984 ; Pradhan 2010a). Par conséquent, elles sont reconnues comme l'un des facteurs déclenchants significatifs (Paulsen et al. 1998 ; Stephen, 1998). Il est essentiel de noter que 21% des glissements de terrain identifiés à proximité des routes principales de Skikda se trouvent à une distance de moins de 200 mètres des failles géologiques. Cette corrélation souligne l'importance cruciale de prendre en compte les failles géologiques dans la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain et dans la planification de la gestion des risques pour les infrastructures routières (Figure III.23).

Chapitre III : Structuration des données pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

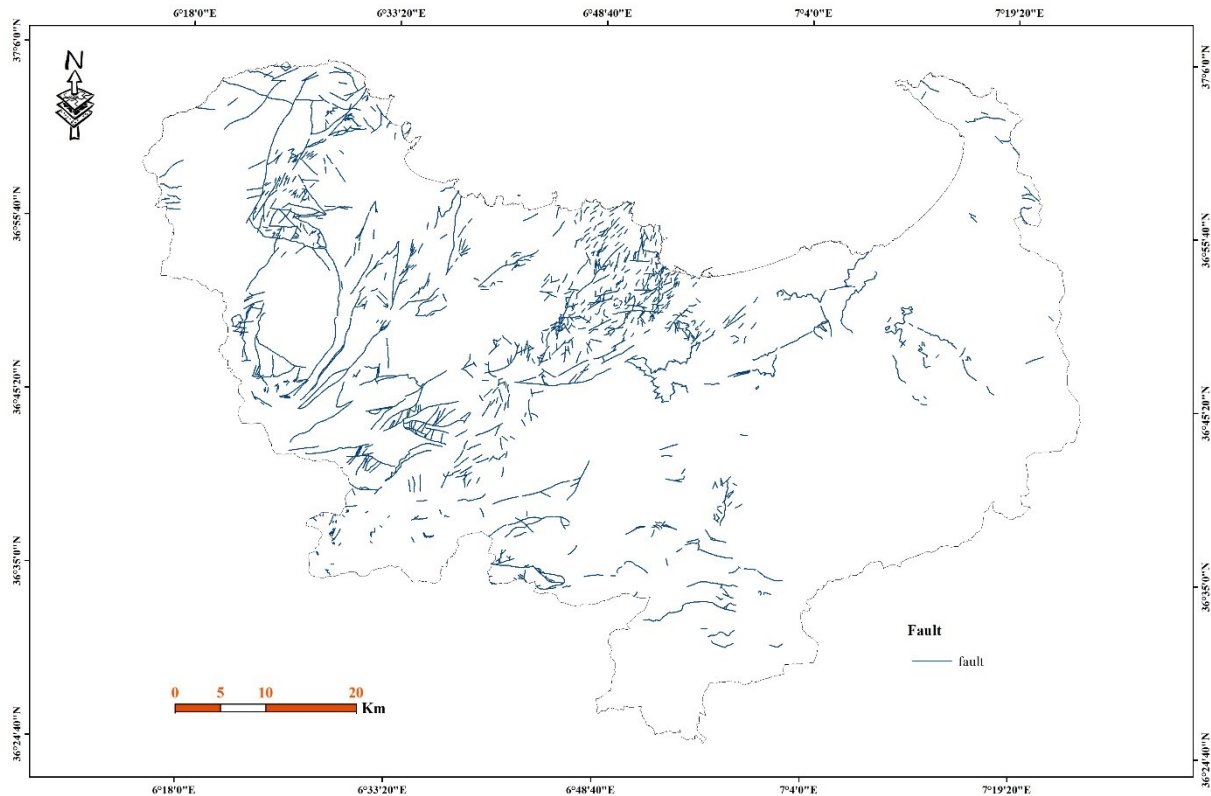


Figure III.23 : Carte de distance aux failles géologique

III.6.4.4.8 NDVI

La couverture végétale joue un rôle important dans la stabilité des pentes naturelles (Bo et al. 2008). Elle contribue à la stabilité des pentes à travers trois mécanismes principaux. Premièrement, les racines des plantes fournissent un renforcement mécanique direct au sol, augmentant sa résistance à la traction. Deuxièmement, la végétation facilite l'absorption de l'eau par les racines, ce qui améliore la succion matricielle du sol. Troisièmement, la végétation aide à réduire la pression interstitielle excessive de l'eau dans la zone des racines (Patil et al. 2022 ; Li et al. 2021). De plus, la présence d'une couverture végétale suffisamment dense, comprenant des arbres, des arbustes et de l'herbe, crée des barrières physiques qui ralentissent le mouvement de l'eau lorsqu'elle atteint le sol. Les feuilles, les branches et les tiges des plantes agissent comme des barrières naturelles qui dispersent et détournent l'eau de pluie, réduisant sa vitesse d'écoulement. Cela conduit à la stabilisation du sol et à la filtration de l'eau, aidant ainsi à minimiser l'érosion et à prévenir les glissements de terrain (Bo et al. 2008).

L'indice de végétation par différence normalisée (NDVI) a été employé pour quantifier la relation entre la densité de la végétation et la survenue des glissements de terrain (Chen et al., 2017). Pour cette étude, une carte NDVI a été générée à partir d'images satellites Sentinel-2, avec une résolution spatiale de 10 mètres, parfaitement adaptée à l'évaluation précise de la densité végétale et de son influence sur la stabilité des pentes (figure III.24). Les valeurs de NDVI, variant de -0,248 à 0,667, ont été reclassées en cinq catégories : (-0,24 à 0,14), (0,14 à 0,18), (0,18 à 0,27), (0,27 à 0,36) et (0,36 à 0,67).

Chapitre III : Structuration des données pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

Prenons l'exemple concret du massif de Collo, situé à l'ouest de Skikda, connu pour sa végétation dense et diverse. Ce massif abrite une grande variété d'arbres, notamment le pin maritime, le chêne-liège, le Chêne zéens, le chêne vert et le cèdre. Cette diversité végétale crée une couverture dense qui offre plusieurs mécanismes de stabilisation. En revanche, les sols nus et les terres agricoles fragiles sont plus vulnérables aux glissements de terrain (Benbouras, 2022). Par conséquent, la présence ou l'absence de couverture végétale, ainsi que le type de végétation, peuvent influencer considérablement la stabilité des pentes, augmentant ainsi le risque de glissements de terrain (Habumugisha et al. 2022).

La valeur de l'indice de végétation par différence normalisée (NDVI) pour la zone d'étude a été extraite à partir d'images Sentinel-2 avec une résolution de 10 mètres acquises en avril 2023 (figure 7d). Elle est calculée à l'aide des bandes spectrales du proche infrarouge (NIR) et du rouge (R) selon l'équation suivante (1) :

$$NDVI = \frac{(NIR - R)}{(NIR + R)} = \frac{\text{band8} - \text{band4}}{\text{band8} + \text{band4}} \quad (3)$$

Selon les résultats du test de corrélation de Pearson, une corrélation de -0,490 a été trouvée pour le réseau principal et de -0,590 pour le bassin versant d'Oued Guebli. Ces résultats indiquent que, pour les deux zones, ce facteur contribue significativement à la stabilité des pentes. En revanche, son absence accentue l'effet des glissements de terrain sur les versants plus ou moins raides présentant une lithologie à faible cohésion.

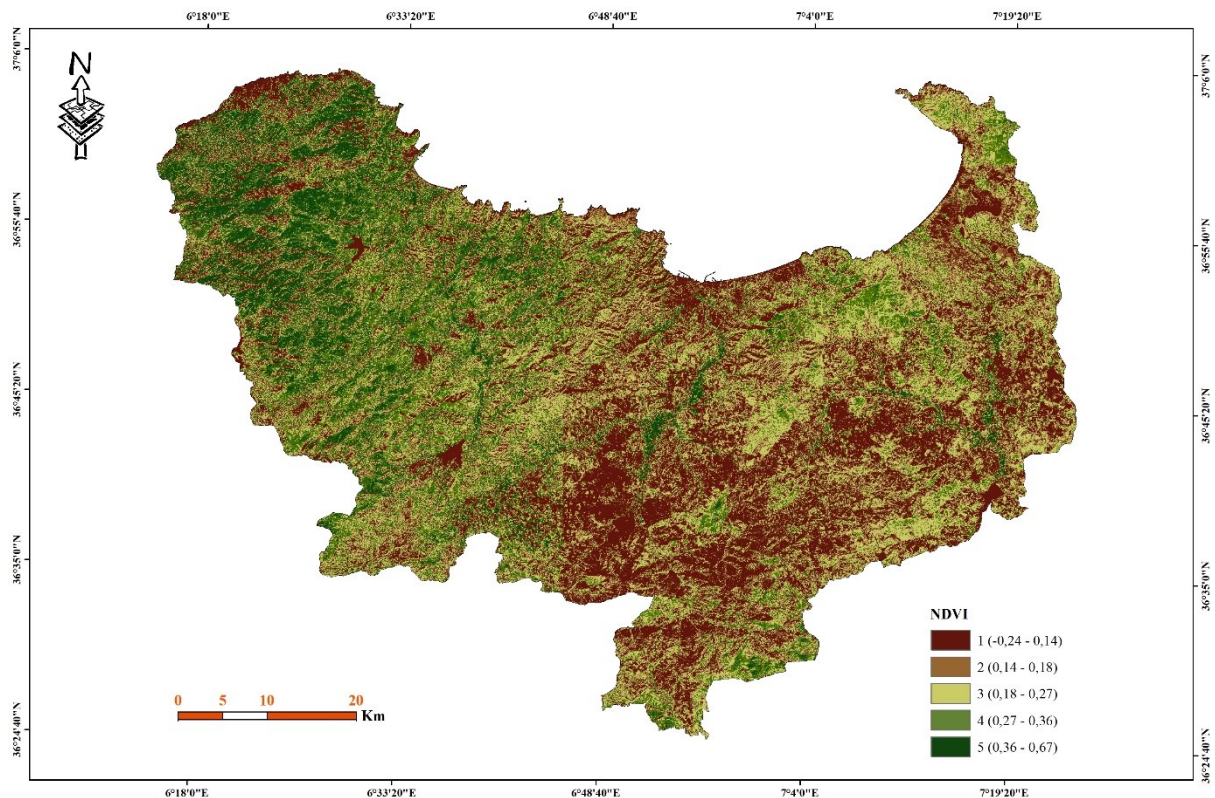


Figure III.24 : Carte NDVI.

III.6.4.4.9 Distance au réseau hydrographique

L'érosion fluviale au pied des pentes est l'un des facteurs occasionnels favorisant l'occurrence des glissements de terrain qui peuvent provoquer l'effondrement des berges en raison du sapement des pentes par l'enlèvement des butées et augmentation de la force motrice, en particulier dans les zones en relief morphologiquement intense avec un réseau de drainage dense particulièrement dans les vallées profondes. Ces cas sont principalement observés le long des cours d'eau.

La wilaya de Skikda est traversée par plusieurs cours d'eau, et leurs débits peuvent varier considérablement, devenant excessifs pendant la saison hivernale en raison des réservoirs importants et des chutes de neige. Le réseau de drainage est dense en raison de la faible perméabilité des formations géologiques superficielles, principalement composées de marnes et d'argiles, ce qui favorise l'érosion et les ravins de pente.

Lorsque les débits des cours d'eau augmentent, les berges se saturent rapidement en hiver. Cependant, pendant la saison estivale, marquée par des températures élevées, les débits diminuent, entraînant une sécheresse. Ce cycle répété affaiblit les matériaux des pentes en réduisant leur résistance au cisaillement, ce qui influence la stabilité des pentes et déclenche des glissements de terrain. Cette séquence a été clairement observée en octobre 2015 dans les régions de Sidi Driss, Zardazas et Ouled Hbaba le long des routes de wilaya 06 et 33. Par conséquent, la proximité aux cours d'eau est reconnue comme un facteur significatif dans la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain (Mebirouk et al., 2024, Benbouras, 2022).

Dans le contexte du réseau principal, environ 43 % des glissements de terrain enregistrés se produisent à moins de 200m des cours d'eau, soulignant l'importance de cette variable. De manière similaire, pour le bassin versant d'Oued Guebli, 47,18 % des glissements ont été observés à une distance inférieure à 200m des cours d'eau. Ces résultats montrent une forte influence de la proximité au réseau hydrographique sur la susceptibilité aux glissements de terrain.

À mesure que la distance par rapport au réseau de drainage augmente, la fréquence des glissements de terrain diminue, tout comme leur densité. Par conséquent, la distance par rapport aux cours d'eau est un paramètre essentiel pour évaluer les zones exposées aux glissements de terrain (Achour et Pourghasemi 2020 ; Ayalew et Yamagishi 2005 ; Caniani et al. 2008) (Figure III.25). Pour une meilleure distribution et une influence plus réaliste de la distance aux cours d'eau, ce facteur a été classé en six catégories : (1) 0–25 m, (2) 25–50 m, (3) 50–100 m, (4) 100–200 m, (5) 200–300 m, et (6) >300 m (Figure III.25). Cette classification permet une évaluation plus précise de l'impact de la proximité des cours d'eau sur la susceptibilité aux glissements de terrain.

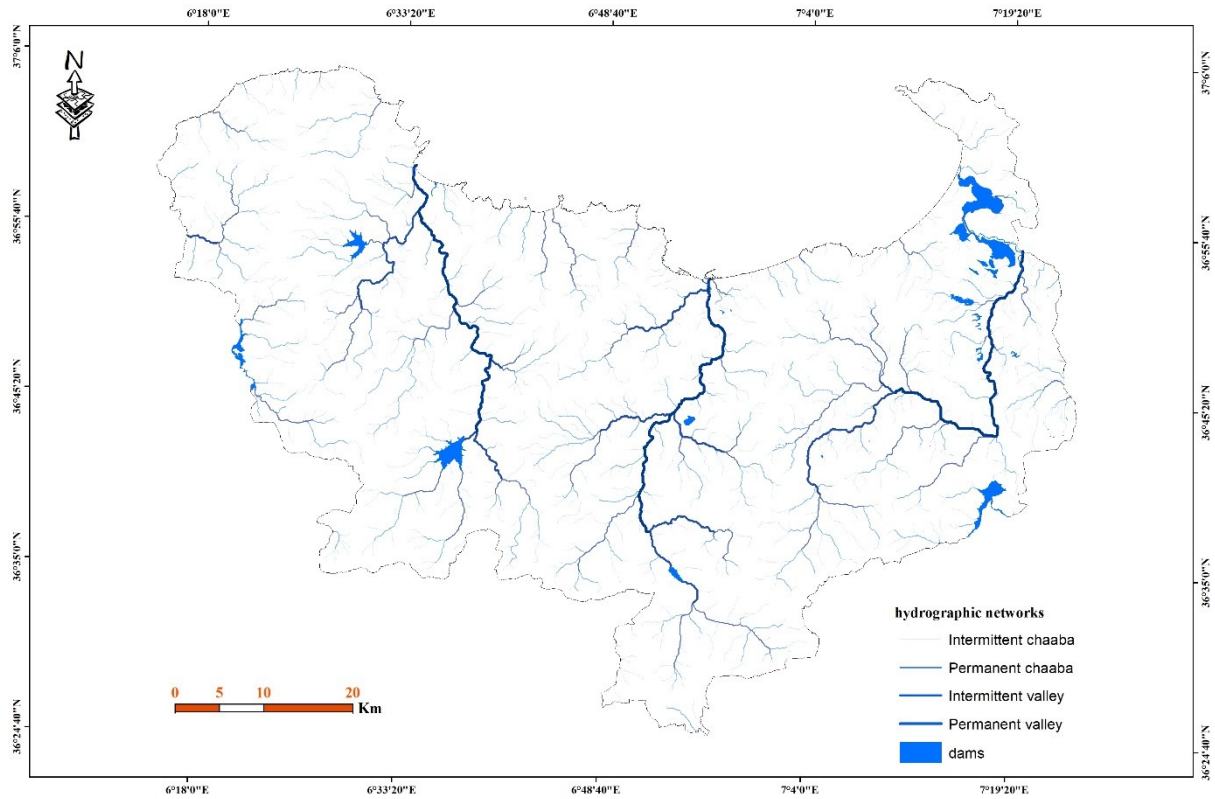


Figure III.25 : Carte de distance au réseau hydrographique

III.6.4.4.10 Indice d'humidité topographique (TWI)

Le TWI (*Topographic Witness Index*) est une mesure de l'humidité du sol ou de la surface du terrain basée sur la topographie de la zone. Il évalue le degré d'accumulation d'eau en un point donné et est calculé à partir de données topographiques (Pourghasemi et al., 2012), telles que la pente et l'altitude, afin d'estimer la capacité du sol à retenir l'eau. Plus précisément, l'indice d'humidité topographique mesure la distance verticale entre un point donné du terrain et le cours d'eau le plus proche, en prenant en compte la pente du terrain. Des valeurs élevées de cet indice indiquent des zones plus humides et des sols plus saturés en eau.

Il est défini par l'équation suivante :

$$TWI = \ln(\alpha / \tan\beta) \quad (4)$$

Où α représente la superficie totale en amont drainant à travers un point (par unité de longueur de contour), et $\tan\beta$ est l'angle de la pente au point considéré. L'indice $\ln(\alpha / \tan\beta)$ reflète la tendance de l'eau à s'accumuler en un point donné du bassin versant (en termes de α) et la tendance des forces gravitationnelles à déplacer cette eau vers le bas de la pente (exprimée en termes de $\tan\beta$ en tant que gradient hydraulique approximatif).

Cet indice a été pris en considération pour la deuxième zone d'étude, le bassin versant d'Oued Guebli, en raison de son effet significatif. En effet, cette zone constitue un bassin versant complet, caractérisé par une densité de drainage élevée. Le bassin est alimenté par un grand nombre d'oueds et comprend deux barrages : le barrage de Zerdazas et le barrage de Beni Zid. La figure III.26 présente les valeurs de cet indice.

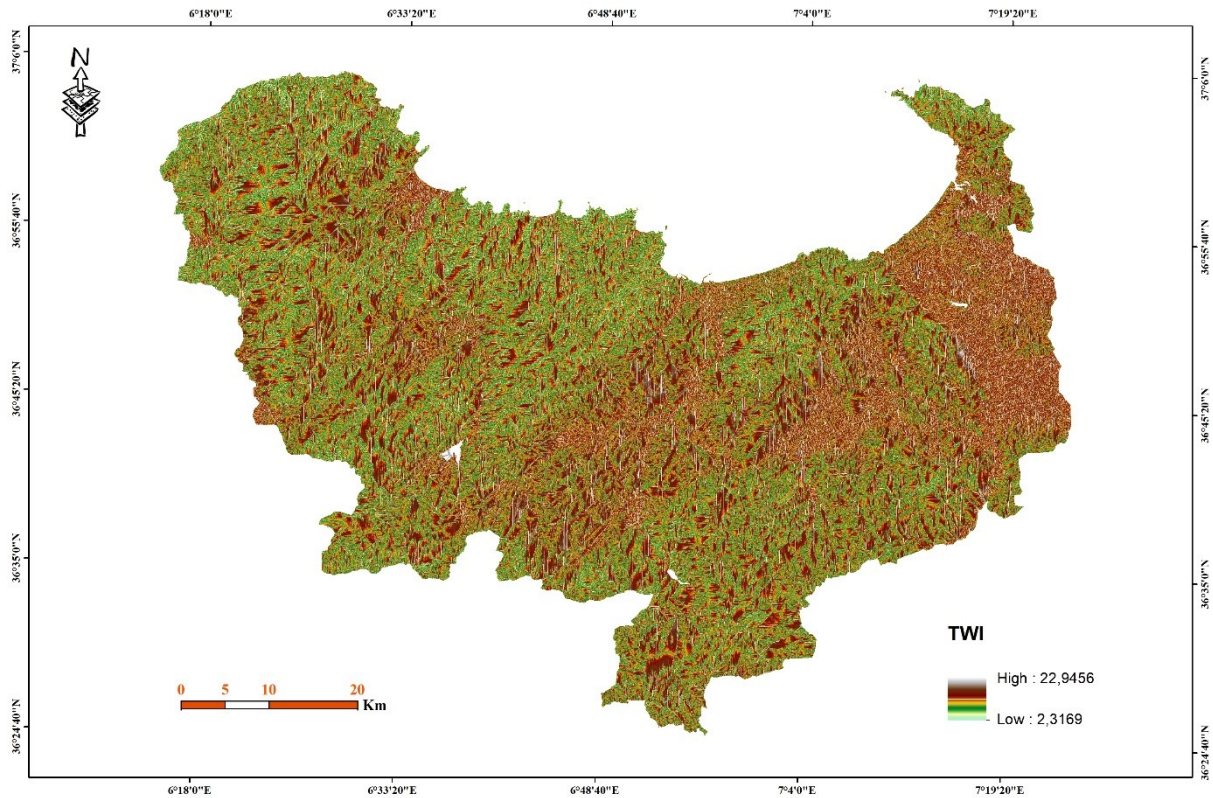


Figure III.26 : Carte de l'indice d'humidité topographique.

III.6.4.4.11 Distance aux routes

Une infrastructure routière est une composante d'un système qui constitue une condition de possibilité préalable au fonctionnement de ce système. Elle est composée de différents éléments : (1) d'une ou de plusieurs chaussée(s) de largeurs variables, (2) des dégagements latéraux (bande d'arrêt d'urgence, accotements), (3) de ponts sur lesquels reposent les plateformes routières, et (4) d'installations annexes (barrières, rambardes, panneaux de circulation). Les glissements de terrain sont l'un des phénomènes qui peuvent causer des dommages importants à ces infrastructures. Ces dommages peuvent prendre diverses formes, notamment des déplacements et des déformations, des pressions dues à l'impact ou à la poussée latérale, des accumulations, résultat d'une propagation, et des ablations (ou affouillement), résultat d'une érosion (Leone, 1996).

L'expansion des réseaux routiers, en particulier l'élargissement des chaussées, nécessite souvent l'excavation des pentes à l'aide des engins mécaniques. Cependant, cela peut altérer les conditions de stabilité initiales des pentes et déclencher des glissements de terrain (Youssef et Pourghasemi, 2020 ; Xiao et al., 2019). Dans le cas d'un déchargement en aval (enlèvement de la berme en aval), cela peut augmenter les forces motrices des pentes. D'autre part, un chargement en amont (chargement sur le ravin) dû au trafic routier peut augmenter la pression sur la route et favoriser les glissements de terrain, en particulier pour les chaussées en remblai.

Par conséquent, la distance par rapport aux routes est un facteur anthropique crucial qui influence les glissements de terrain, car la fermeture des routes, les excavations importantes, les charges externes et l'élimination de la végétation sont des activités courantes le long des

Chapitre III : Structuration des données pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

pentés du réseau routier lors de leur construction, ce qui peut induire une instabilité (Achour et Pourghasemi 2020 ; Ayalew et Yamagishi 2005 ; Caniani et al. 2008). Dans cette étude, l'outil "Near" du logiciel ArcGIS a été utilisé pour mesurer la distance par rapport aux routes et la classer en six catégories : (1) 0–25m, (2) 25–50m, (3) 50–100m, (4) 100–200m, (5) 200–300m, (6) >300m, permettant ainsi d'évaluer son impact sur les glissements de terrain (figure III.27).

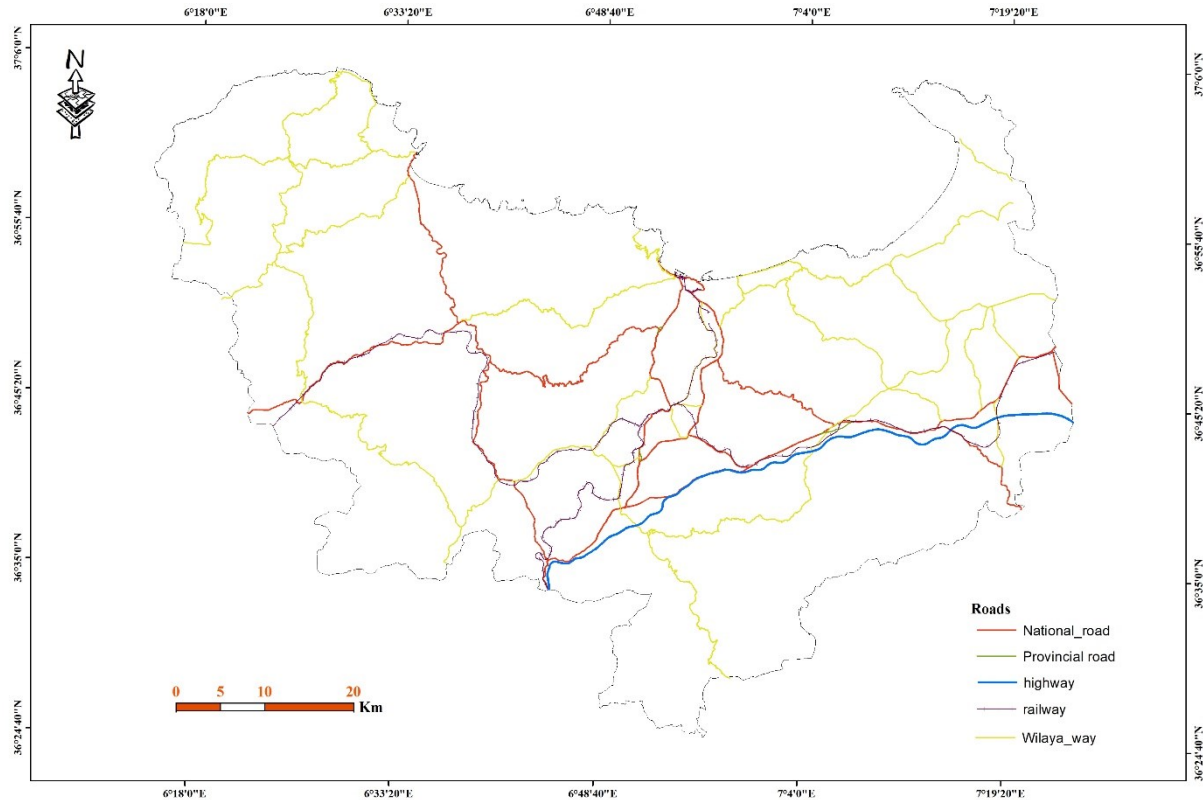


Figure III.27 : Carte de distance aux routes.

III.6.4.4.12 Utilisation du sol

L'utilisation du sol (Figure III.28) est un facteur important dans l'évaluation de la susceptibilité aux glissements de terrain (Chen et al., 2017), car elle permet d'identifier les sols nus, les terres agricoles, les plans d'eau, les pâturages, les forêts et les zones résidentielles. Les sols nus et les terres agricoles sont plus susceptibles aux glissements de terrain en raison d'une faible couverture végétale (Nourani et al., 2014), tandis que les forêts et les pâturages offrent une plus grande stabilité grâce à une végétation dense et à des systèmes racinaires robustes. Les plans d'eau et les zones résidentielles présentent également des risques variables en fonction de la gestion de l'eau et du développement humain. La carte de l'utilisation du sol a été extraite du site ESRI-Sentinel-2 LULC de l'année 2023 et a été reclassée avec des pixels de 30 m.

Chapitre III : Structuration des données pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

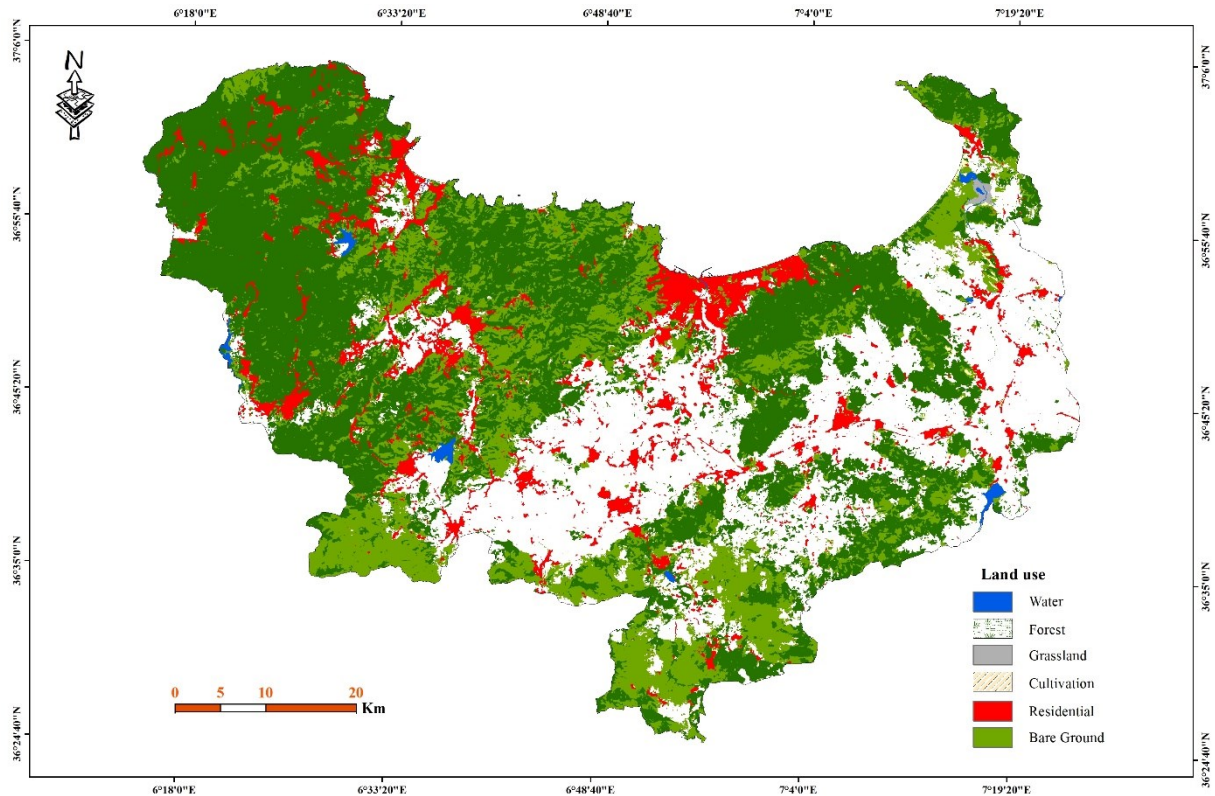


Figure III.28 : Carte d'occupation du sol.

III.7 Conclusion

Ce troisième chapitre a permis de détailler les différents jeux de données acquises et/ou créées spécifiquement en vue de la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain. Ces données spatiales ont été obtenues, traitées et cartographiées à l'aide du logiciel ArcGIS 10.8 pour générer les cartes des paramètres de prédisposition, en plus d'une carte d'inventaire des glissements de terrain recensés sur toute la zone d'étude (Wilaya de Skikda). Cet inventaire a été élaboré en suivant plusieurs approches, notamment la consultation des archives disponibles menées par des organismes publics tels que la DTP, la DUC et les APC. De plus, des études portant sur le traitement des points singuliers de glissements de terrain, réalisées par des laboratoires, notamment étatiques, ont apporté une meilleure précision à cet inventaire.

L'ensemble de ces informations constitue une base solide pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain. Les facteurs de prédisposition utilisés dans cette étude se distinguent selon six catégories principales :

- Données topographiques ;
- Données géologiques ;
- Données sur l'occupation du sol ;
- Données hydrologiques ;
- Données structurelles ;
- Données anthropiques.

Chapitre III : Structuration des données pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

Ces différents paramètres de la modélisation ont été constitués en fonction de l'échelle de travail visée pour la cartographie de la susceptibilité dans le secteur d'étude. Neuf couches de données ont été construites pour la cartographie du réseau routier principal, tandis que huit couches de données ont été exploitées pour cartographier le bassin versant d'Oued Guebli. Ces couches intègrent des facteurs tels que la distance aux cours d'eau, la lithologie et les failles géologiques, qui jouent un rôle significatif dans l'instabilité des pentes. De plus, l'indice de végétation par différence normalisée a été utilisé pour évaluer quantitativement la relation entre la densité de la végétation et les glissements de terrain. Ce facteur a permis d'affiner l'analyse en considérant les zones à faible couverture végétale, qui sont plus susceptibles aux glissements. Enfin, l'effet des facteurs anthropiques, tels que les travaux de terrassement, le drainage insuffisant et le chargement excessif des remblais, a également été pris en compte pour une évaluation plus complète. Cet effet est représenté par des variables telles que la distance aux routes et l'occupation des sols.

L'application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain, en utilisant cinq modèles d'apprentissage automatique, ainsi qu'un modèle d'apprentissage profond avec la technique d'optimisation de l'architecture des réseaux de neurones (NAS), pour la production des modèles finaux dans le secteur d'étude, est présentée dans le Chapitre IV.

Chapitre (IV)

**Application des méthodes
d'apprentissage automatique
pour la cartographie de la
susceptibilité aux glissements de
terrain**

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

IV.1 Introduction

Ce chapitre présente l'application pratique des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain dans la région de Skikda. L'étude est divisée en deux zones distinctes : la première concerne les principales voies de communication et la seconde se concentre sur le bassin versant d'Oued Guebli. Les facteurs de prédisposition ont été définis et sélectionnés en s'appuyant sur une analyse statistique rigoureuse de la relation entre ces facteurs et l'inventaire des glissements de terrain. De plus, ce chapitre présente les résultats des tests statistiques menés pour évaluer les corrélations entre les variables elles-mêmes, ainsi, entre les variables de prédisposition, qui représentent les entrées des modèles, et les glissements de terrain, qui en représentent les sorties. Ces analyses ont permis de consolider et de justifier le choix des paramètres retenus pour la modélisation. À partir de ces applications, méthodologies et résultats, l'objectif est de développer des règles de cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain qui soient simples à appliquer et aisément généralisables à d'autres sites présentant des caractéristiques environnementales similaires. Dans le Chapitre 1, plusieurs approches méthodologiques ont été expliquées. Parmi ces méthodologies, les méthodes d'apprentissage automatique ont été sélectionnées en raison de leurs grandes robustesses et de leurs nombreuses applications dans le domaine de la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain. Ces approches, basées sur des techniques avancées d'intelligence artificielle, incluent une méthode d'apprentissage profond DL-NAS et cinq méthodes d'apprentissage automatique : SVM, régression logistique, XGBoost, GBC, et LGBM. Cette étude vise à développer une carte de susceptibilité aussi précise que possible, permettant d'identifier les zones les plus exposées à cet aléa naturel.

Dans ce chapitre, consacré à la production des cartes de susceptibilité, nous détaillons la phase de modélisation réalisée à l'aide de six algorithmes d'apprentissage automatique. Nous présentons les hyperparamètres architecturaux de ces algorithmes, les techniques de contrôle des modèles pendant la phase d'entraînement et de validation, ainsi que les approches de validation externe appliquées après la sauvegarde des meilleurs modèles obtenus.

Les techniques suscitées seront utilisées dans l'établissement des cartes de susceptibilité aux glissements de terrain de deux cas d'étude à la wilaya de Skikda à savoir le réseau des voies de communication et le bassin d'oued Guebli, choisie pour leurs expositions aux glissements de terrain. Les analyses relatives à cette étude visent à mieux comprendre les risques et à fournir des outils de prévention adaptés aux zones vulnérables.

IV.2 Méthodologie commune de l'étude

La méthodologie utilisée pour identifier les modèles les plus adaptés à la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain pour les deux zones choisis de la wilaya de Skikda comprend plusieurs étapes clés et une approche commune entre les méthodes d'apprentissage automatique et profond. Tout d'abord, la collecte et la préparation des

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

données géospatiales, incluant l'inventaire détaillé des glissements de terrain, jouent un rôle essentiel. Ainsi, la réalisation des cartes de facteurs de causalité inclut les cartes dérivées du MNT, celles obtenues par la numérisation des cartes géologiques, les cartes issues de la télédétection, ainsi que des données anthropiques obtenues par des organismes publics (les résultats sont présentés au chapitre III). Ces données sont ensuite codées et préparées en identifiant et éliminant les valeurs aberrantes, les données erronées et redondantes, tout en imputant ou supprimant les données manquantes.

Une sélection des données pertinentes est réalisée sur la base de l'analyse de la littérature du domaine, notamment des régions présentant des caractéristiques géoenvironnementales similaires, ainsi que des avis d'experts du domaine. Toutefois, même pour des régions ayant des caractéristiques géologiques, morphologiques et climatiques similaires, chaque zone doit subir une analyse statistique pour la sélection des facteurs les plus pertinents, en se basant sur l'inventaire réalisé, cette étape est généralement nécessaire pour l'apprentissage supervisé. La sélection utilise des tests de corrélation, tels que Pearson et Spearman, pour identifier les variables les plus influentes, permettant ainsi d'éliminer celles qui sont moins significatives. Les données sont ensuite divisées en ensembles d'entraînement et de test, avec une normalisation appliquée pour assurer la convergence des modèles.

Une des étapes clés de la conception d'un modèle d'apprentissage automatique ou profond est le choix des hyperparamètres, dont les valeurs doivent être fixées avant le processus d'apprentissage et ne changent pas au cours de l'entraînement du modèle, ces hyperparamètres étant nombreux et de diverses natures, tels que (i) les hyperparamètres de couches, tels que le nombre et taille des filtres, valeur de dropout, fonctions d'activation ; (ii) les hyperparamètres d'optimisation du modèle, tels que l'optimizer, loss, learning rate ; et (iii) les hyperparamètres d'entraînement du modèle, tel que le batch size et le nombre d'epochs (Khessiba, 2024), excepté pour le modèle DL-NAS qui automatise cette tâche. Pour les autres modèles, les hyperparamètres sont obtenus en utilisant une sélection manuelle, en ajustant à chaque fois les hyperparamètres spécifiques à chaque modèle.

La performance de chaque modèle est évaluée en fonction de plusieurs critères, dont l'exactitude, la précision, le F1-score, la sensibilité, la spécificité et l'RMSE. L'architecture la plus performante est ensuite sélectionnée pour la construction du modèle d'apprentissage profond, qui est entraîné sur l'ensemble de données préparé. Des algorithmes d'optimisation tels que la descente de gradient sont utilisés pour ajuster les poids et biais du modèle, améliorant ainsi ses performances.

Enfin, les meilleurs modèles les plus adaptés sont utilisés pour générer des prédictions sur la zone d'étude. Les données déjà préparées pour l'ensemble de la zone sont intégrées, chaque pixel ayant les mêmes paramètres de caractérisation que ceux utilisés pour l'entraînement, de sorte que chaque pixel aura une valeur comprise entre 0 et 1. Une interpolation est ensuite réalisée pour assurer une continuité dans les prédictions en utilisant l'outil IDW (Inverse Distance Weighting). Ces prédictions sont ensuite intégrées dans un SIG et reclassées en cinq classes de susceptibilité, allant de très faible à très forte, permettant ainsi de produire une carte de susceptibilité aux glissements de terrain. Cette carte devient un outil

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

clé pour les autorités locales et les planificateurs, afin de mieux gérer les risques liés aux glissements de terrain, d'améliorer la sécurité routière et de réduire les impacts potentiels.

IV.2.1 Préliminaires à toute modélisation statistique

Avant de procéder à toute modélisation statistique, il est important de s'assurer que les données ont été nettoyées et prétraitées. Cela implique d'éliminer les erreurs, les données manquantes, les valeurs aberrantes et les variables redondantes ou non pertinentes. Pour commencer, les données doivent être stockées dans un fichier informatique avec les individus en lignes et les variables en colonnes. Ensuite, il convient d'identifier les codes erronés ou aberrants. Dans le cadre de la cartographie des glissements de terrain, les codes erronés ou aberrants peuvent inclure des valeurs aberrantes dans les données numériques, telles que des inclinaisons de pente négatives ou supérieures à 90°, des chaînes de caractères dans des variables numériques (ex. "NA" ou espaces), ou des unités incohérentes (mélange de mètres et kilomètres). Les données catégoriques peuvent contenir des erreurs comme des classes mal orthographiées (ex. "urbain" écrit "urbin") ou des valeurs inexistantes dans les classifications (ex. un type de sol "CL3" non défini). Les erreurs spatiales incluent des coordonnées incohérentes, des points hors zone d'étude, des polygones non fermés ou des pixels aux valeurs non valides. Dans les inventaires, des codes d'événements mal assignés, des dates impossibles ou manquantes peuvent survenir. Enfin, des données essentielles (ex. élévation ou pluviométrie) peuvent contenir des valeurs nulles ou manquantes, ce qui peut biaiser la modélisation. Une phase rigoureuse de nettoyage des données est donc indispensable pour garantir la qualité des analyses et des résultats. Ces codes doivent être corrigés ou supprimés pour garantir l'exactitude des données. De plus, il est essentiel de repérer et de traiter les grandes quantités de données manquantes au sein des variables ou des individus. En suivant ces étapes préliminaires, les données deviennent adaptées à une modélisation statistique efficace.

Les données utilisées dans cette étude proviennent principalement de sources raster, telles que des cartes géologiques, sols, pédologiques, climatiques, et topographique. Ces données sont traitées à l'aide du logiciel ArcGIS, en particulier le module ArcMap. La première étape de ce traitement consiste à géoréférencer les cartes pour s'assurer qu'elles sont correctement alignées et positionnées à leur emplacement géographique exact. Ensuite, une numérisation est effectuée pour convertir les données raster en couches vectorielles, afin de pouvoir les exploiter pour des analyses ultérieures. Ce processus manuel peut introduire des erreurs potentielles, telles que des décalages entre les couches. Ces décalages peuvent créer des problèmes comme des pixels vides (données manquantes) ou des zones qui se chevauchent, entraînant des données redondantes. Ces erreurs doivent être identifiées et corrigées pour garantir l'exactitude des données avant leur analyse.

Pendant la phase initiale d'analyse des données, chaque variable est étudiée individuellement pour comprendre ses principales caractéristiques et identifier d'éventuelles anomalies. Pour les variables quantitatives (telles que la pente, l'orientation de la pente, l'altitude, le NDVI, etc.), cela implique la création d'histogrammes afin de déterminer les valeurs minimales, maximales, la moyenne, l'écart-type, la médiane et les quartiles. En

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

fonction de la variabilité, une variable peut être éliminée, transformée (par exemple en prenant le logarithme) ou certains points particuliers peuvent être traités. Pour les variables qualitatives (comme la lithologie ou le type de sol), un diagramme en colonnes est réalisé pour identifier les modalités et leurs fréquences. L'élimination d'une variable peut être nécessaire si la majorité des individus présente la même modalité, ou un regroupement de modalités similaires peut être envisagé si certains effectifs sont trop faibles. Ces analyses univariées permettent d'obtenir des informations utiles pour la phase de modélisation suivante.

De plus, une normalisation des données a été appliquée afin d'assurer une cohérence des unités de mesure entre tous les jeux de données, en particulier pour les facteurs continus tels que la pente, la distance aux routes et le NDVI. Cette étape garantit que toutes les variables sont sur la même échelle, ce qui est essentiel pour la fiabilité et l'exactitude des modèles d'apprentissage automatique. Toutefois, il convient de noter que ces analyses peuvent être difficiles à réaliser sur des données à haute dimension contenant des centaines ou des milliers de variables.

Des analyses bivariées sont réalisées pour étudier les relations entre paires de variables. Ces analyses ont plusieurs objectifs : identifier les variables fortement corrélées afin d'éliminer les redondances, déterminer les variables explicatives influentes dans le modèle et détecter des valeurs aberrantes non identifiées lors des analyses univariées. Lorsqu'il s'agit de deux variables quantitatives, un nuage de points et le coefficient de corrélation linéaire de Pearson sont utilisés. Pour une variable quantitative et une variable qualitative, on utilise une boîte à moustaches parallèle et le ratio de corrélation de Spearman. Lorsque les deux variables sont qualitatives, un diagramme en colonnes de profils est souvent employé avec des indicateurs d'association comme le chi-carré, le coefficient de Tschuprow ou le coefficient de Cramér, selon le focus souhaité. Ces analyses bivariées offrent des informations sur les associations et les connexions entre les variables, facilitant ainsi la compréhension et l'interprétation des données.

L'analyse multivariée quantitative consiste à déterminer les corrélations entre toutes les variables quantitatives étudiées, en particulier la variable à expliquer. Cette analyse permet d'identifier et d'éliminer les variables fortement corrélées pour éviter des modèles de régression ou classification instables ou sans signification. Elle aide également à comprendre la structure des corrélations entre les variables, ce qui est utile pour la modélisation. De plus, la réalisation d'une analyse en composantes principales (ACP), ainsi que les corrélations de Pearson et Spearman, peuvent fournir des informations détaillées sur les relations linéaires ou non linéaires entre ces variables.

Après avoir terminé les étapes initiales décrites ci-dessus, on obtient des données propres et simplifiées avec des caractéristiques bien définies. À ce stade, il est possible de procéder à une modélisation adaptée à la nature spécifique des données et aux objectifs du chercheur. Il est important de souligner que les données sont toujours collectées ou produites dans un but précis, qu'il soit scientifique, informatique ou administratif. L'objectif final de la modélisation statistique doit toujours être de répondre aux questions ayant motivé la collecte des données.

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

IV.2.2 Construction de la base de données

Après la création de la base de données contenant les principaux événements de glissements de terrain enregistrés dans la zone d'étude, le choix des variables explicatives (facteurs prédisposants) repose sur des facteurs bien connus (Bétard et al. 2014). Généralement, un événement de glissement peut être lié à des facteurs tels que la lithologie, la pente, la fracturation, l'altitude, l'hydrologie, la distance aux cours d'eau, la distance aux réseaux routiers, les précipitations, le niveau de la nappe phréatique, l'orientation de la pente, le remblai et le déblai, l'utilisation du sol, la sismicité et le relief (cette étape a été détaillée au chapitre III).

IV.2.3 Préparation et traitement des couches de données par SIG

Le SIG joue un rôle essentiel dans l'analyse de la susceptibilité aux glissements de terrain. En utilisant ArcGIS 10.8, les cartes thématiques ont été traitées de manière simple et efficace, permettant de stocker plusieurs couches superposées et d'extraire simultanément des informations pertinentes. Dans un premier temps, toutes les données, y compris la délimitation de la zone d'étude, ont été importées dans le système. Les données ont ensuite été découpées selon les limites de la zone d'étude. Par la suite, elles ont été numérisées ou reclassées à l'aide des outils disponibles dans ArcMap.

La préparation des couches de données SIG était cruciale pour générer des cartes de susceptibilité aux glissements de terrain précises. Les couches de données représentant la lithologie, la pente, l'élévation, l'occupation du sol, le NDVI, le TWI, la distance aux routes, la distance aux cours d'eau et la distance aux failles ont été initialement compilées et stockées dans une base de données structurée. Chaque couche a été traitée et numérisée dans un format de grille de 30 × 30 m afin d'assurer une cohérence dans l'ensemble des analyses.

À l'aide d'ArcGIS, des outils d'analyse spatiale ont été appliqués pour catégoriser chaque couche en fonction des facteurs liés à la susceptibilité. Par exemple, les classes de pentes ont été définies en utilisant la fonction 'Slope', tandis que les distances aux routes, aux failles et aux cours d'eau ont été calculées à l'aide de l'outil 'Near'. Les données ainsi préparées dans ArcGIS ont ensuite été transformées en format numérique après codage des paramètres, puis converties et transférées dans des fichiers Excel afin de les regrouper et de les analyser pour combler les éventuelles lacunes présentes dans ces données. Ces fichiers seront ensuite utilisés dans la phase de modélisation par les algorithmes d'apprentissage automatique. Par la suite, les résultats de modélisation seront réimportés dans ArcGIS pour effectuer l'interpolation des prédictions obtenues à l'aide des modèles adaptés, en vue de produire les cartes finales de susceptibilité aux glissements de terrain.

IV.2.4 Sélection des facteurs de causalité

Dans l'analyse de susceptibilité aux glissements de terrain, l'identification et la sélection des conditions géoenvironnementales pertinentes à la survenue des glissements de terrain constituent une étape essentielle pour garantir la précision du modèle de prédiction (Mokadem et al., 2024 ; Van Westen et al., 2003). Le choix des facteurs de causalité repose sur une revue de la littérature et des études antérieures (Debiche et al., 2024 ; Benbouras, 2022).

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

Les facteurs de causalité des glissements de terrain peuvent être naturels ou anthropiques, et il est essentiel de prendre en compte les deux types de facteurs pour une analyse efficace de la susceptibilité aux glissements de terrain. Cependant, la sélection des facteurs spécifiques peut varier en fonction de chaque zone d'étude, de l'inventaire établi, des conditions géoenvironnementales existantes et de la possibilité d'autres facteurs spécifiques. Chaque zone d'étude possède des caractéristiques uniques en termes de géologie, topographie, climat et activités humaines, qui influencent les facteurs de causalité des glissements de terrain. Il est donc essentiel d'adapter le choix des facteurs de prédisposition selon les spécificités de chaque zone afin d'obtenir une analyse de susceptibilité précise et contextuellement pertinente.

Des facteurs spécifiques tels que la pente, la lithologie, l'occupation du sol, le NDVI, et la distance aux routes et aux failles ont été sélectionnés pour leur pertinence et leur corrélation avérée avec les glissements de terrain dans des études similaires. Des tests statistiques (corrélations de Pearson et de Spearman) ont été réalisés pour confirmer l'impact de chaque facteur et optimiser la sélection des variables les plus influentes dans le modèle. Ces facteurs ont montré une forte association avec la survenue des glissements de terrain dans la zone d'étude, comme illustré dans les tableaux IV.2 et IV.5.

IV.3 Modèles d'Apprentissage Automatique pour la prédiction des glissements de terrain

L'apprentissage automatique (ML), une branche de l'intelligence artificielle, est une approche de modélisation qui se fonde sur les données (Sur, 2023), qui servent d'exemples pour l'apprentissage, et l'algorithme d'apprentissage, qui utilise ces données pour produire un modèle (Azencott, 2019).

ML permet aux ordinateurs d'apprendre à partir de données et de s'améliorer automatiquement grâce à l'expérience, sans être explicitement programmés. Une fois entraîné sur ces données, le modèle obtenu peut être généralisé pour résoudre des problèmes similaires sur de nouvelles données. Contrairement aux méthodes traditionnelles basées sur des équations mathématiques ou des lois physiques, l'apprentissage automatique est utilisé lorsque les problèmes sont complexes et ne peuvent pas être facilement formalisés par des modèles analytiques. Au lieu de programmer explicitement les règles, la machine apprend sur un grand nombre d'exemples et de caractéristiques pertinentes, et les modèles créés permettront de prédire des résultats à partir de nouveaux exemples (Khessiba, 2024). Il repose sur l'idée que les machines peuvent identifier des motifs et des relations au sein des données et ainsi faire des prédictions ou des décisions basées sur ces observations, dans le but de créer des modèles analytiques précis (Mebirouk et al., 2024 ; Benbouras, 2022 ; Kavzoglu et al., 2019). L'apprentissage automatique est largement utilisé dans divers domaines, tels que la reconnaissance d'images, le traitement du langage naturel, la recommandation de produits, et bien d'autres. Dans cette étude, nous avons utilisé l'apprentissage automatique pour produire des cartes de susceptibilité aux glissements de terrain.

On peut distinguer plusieurs types de modèle d'apprentissage automatique en fonction de l'utilisation souhaitée. Ces modèles peuvent être utilisés pour diverses tâches telles que la

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

classification d'éléments (détection ou reconnaissance) quand la sortie est une variable discrète, ou encore la régression, dans le cas où la sortie attendue est une valeur continue. Nous verrons d'ailleurs que certains modèles d'apprentissage automatique sont utilisés pour générer des images à partir d'informations d'entrée.

IV.3.1 Types d'apprentissage

Selon la nature des données et le résultat attendu, nous pouvons distinguer plusieurs types d'apprentissage, notamment l'apprentissage supervisé, l'apprentissage non supervisé et l'apprentissage par renforcement (Mandal et al., 2019).

IV.3.1.1 Apprentissage supervisé

L'apprentissage supervisé est peut-être le type de problèmes de ML le plus facile à appréhender, son but est d'apprendre à faire des prédictions, à partir d'une liste d'exemples étiquetés (Liang et al. 2021). Connue aussi sous le nom d'apprentissage associatif, celui-ci implique de présenter des paires (entrée, réponse attendue) au réseau. Les paramètres du modèle seront modifiés à chaque pas d'apprentissage suivant un algorithme précis afin de diminuer une fonction d'erreur. Un problème d'apprentissage supervisé dans lequel l'espace des étiquettes est binaire, autrement dit $Y = \{0, 1\}$ est appelé un problème de classification binaire. Parmi les algorithmes d'apprentissage supervisé utilisés, on trouve le SVC (Support Vector Classifier), le KNN (K-Nearest Neighbors), la forêt aléatoire, et les réseaux de neurones artificiels. D'autres techniques telles que la régression logistique, le Gradient Boosting Machine (GBM) et l'AdaBoost.

La cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain est considérée comme un problème de classification binaire, utilisant un apprentissage supervisé avec deux classes en sortie : 0 pour représenter les terrains stables et 1 pour représenter les terrains instables.

IV.3.1.2 Apprentissage non-supervisé

À l'inverse de l'apprentissage supervisé, l'apprentissage non supervisé nécessite que le modèle identifie les structures sous-jacentes dans des données non étiquetées, découvrant des motifs ou des regroupements sans orientation (Chang et al. 2020). On parle aussi d'auto-organisation, où seuls les vecteurs d'entrée sont fournis au réseau. Au cours du processus d'apprentissage, les vecteurs sont regroupés en classes en extrayant des propriétés statistiques à partir de l'ensemble des vecteurs d'apprentissage. Parmi les algorithmes d'apprentissage non supervisé utilisés, on trouve K-Means, DBSCAN, Clustering Hiérarchique, PCA, t-SNE, Autoencoders, Gaussian Mixture Model (GMM).

IV.3.1.3 Apprentissage par renforcement

L'apprentissage par renforcement est une discipline de l'intelligence artificielle centrée sur l'autonomie des agents dans leur processus d'apprentissage. Un agent interagit avec un environnement dynamique, prend des décisions, et reçoit des récompenses ou des sanctions en retour (Mandal et al. 2019). Basé sur le principe de l'essai et de l'erreur, l'objectif est de

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

définir une politique optimale, c'est-à-dire une stratégie permettant de maximiser les récompenses cumulées au fil du temps. Contrairement aux approches supervisées ou non supervisées, cette méthode n'exige pas d'ensembles de données étiquetés et repose sur un processus itératif : observation de l'environnement, prise d'action, réception de récompenses et ajustement des stratégies (Ettaouil et al., 2013). Ce paradigme est particulièrement adapté aux contextes complexes et évolutifs, avec des applications majeures dans les jeux (comme les échecs ou le go) et la robotique, où les récompenses peuvent parfois résulter d'une longue séquence d'actions (Azencott, 2019).

IV.3.2 Notions de base en Apprentissage Automatique

IV.3.2.1 Prétraitement des données

Le prétraitement des données est une étape essentielle du flux de travail en apprentissage automatique (ML) avant d'introduire les données dans un modèle. Il comprend diverses techniques visant à améliorer la qualité, la cohérence et la compatibilité des données avec les algorithmes de ML choisis (Kali Ali, 2024). Un prétraitement adéquat améliore les performances du modèle. Les étapes courantes du prétraitement incluent (Han et al., 2022) :

- Nettoyage des données pour traiter les valeurs manquantes, le bruit, les valeurs aberrantes et autres erreurs présentes dans les données.
- Transformation des données, comme la normalisation et la mise à l'échelle, afin d'uniformiser les plages des caractéristiques/variables. L'une des techniques les plus utilisées est la normalisation Min-Max, qui ajuste les valeurs dans une plage définie, souvent $[0,1]$, selon la formule (1) suivante :

$$X_{\text{norm}} = \frac{X - X_{\text{min}}}{X_{\text{max}} - X_{\text{min}}} \quad (1)$$

Où X représente la valeur initiale, tandis que X_{min} et X_{max} désignent respectivement les valeurs minimale et maximale de la variable X .

- Sélection des caractéristiques pour identifier les attributs les plus pertinents et réduire la dimensionnalité des données.
- Traitement des variables catégoriques à l'aide de techniques de codage telles que le One-Hot Encoding, qui convertit les catégories en formats numériques.

IV.3.2.2 Données d'entraînement, de validation, et de test

On définit souvent deux à trois jeux de données en apprentissage automatique :

- Les données d'entraînement qui correspondent aux données sur lesquels les paramètres des modèles sont ajustés.
- Les données de validation correspondent à des données utilisées pendant la phase d'entraînement mais qui ne sont pas vues par les modèles. Elles correspondent souvent à une fraction des données d'entraînement initiales, et sont utilisées pour vérifier que le modèle ne fait pas de surapprentissage. Le surapprentissage correspond à un choix de paramètres qui rend les modèles très performants sur les données d'entraînement, mais beaucoup moins bons sur des nouvelles données.

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

- Les données de test sont des données qui ne sont pas vues pendant l'entraînement du modèle. Elles peuvent correspondre à une dernière évaluation simulant l'arrivée de nouvelles données, ou correspondre directement aux nouvelles données.

Pour cette étude, nous avons adopté deux catégories de données : 80 % pour l'entraînement et les 20 % restants sont réservés pour tester le modèle. Cette partition est couramment choisie par de nombreux chercheurs (Mebirouk et al., 2024 ; Debiche et al., 2024 ; Jiang et al., 2024 ; Benbouras, 2022 ; Merghadi et al., 2018) pour assurer un bon équilibre entre l'apprentissage du modèle et l'évaluation de ses performances. Certains chercheurs utilisent une partition de 70 % pour l'entraînement et 30 % pour le test (Mokadem et al., 2024 ; Matougui et al., 2024 ; Saha et al., 2022 ; Bounemeur et al., 2022), mais la majorité privilégie la répartition 80/20 %.

IV.3.2.3 Hyperparamètres

Les hyperparamètres sont les paramètres de configuration définis avant l'entraînement du modèle. Ils sont appelés hyperparamètres pour les distinguer des paramètres apprenables (poids et biais) qui sont optimisés au cours de l'entraînement. Chaque algorithme de machine learning possède un ensemble d'hyperparamètres qui déterminent l'architecture du modèle et influencent le processus d'apprentissage ainsi que les performances du modèle.

Les hyperparamètres peuvent être classés en trois grandes catégories (Buisine, 2021) :

- **Hyperparamètres d'architecture** : Ils définissent la structure du modèle, notamment le *nombre de couches*, et de *neurones par couche* pour les réseaux de neurone artificielle, ou encore le *nombre d'arbres*, *max_depth* et *n_estimators* pour les forêts aléatoires.
- **Hyperparamètres d'optimisation** : Ils contrôlent les techniques d'optimisation utilisées pour l'entraînement, comme le taux d'apprentissage (*learning rate*), la taille des lots (*batch size*) et le *nombre d'itérations*.
- **Hyperparamètres de régularisation** : Ils définissent les techniques de régularisation appliquées pour éviter le surapprentissage (*overfitting*).

Cependant, le choix des hyperparamètres implique l'exploration d'un espace de grande dimension, ce qui rend leur réglage manuel peu pratique en raison du grand nombre de combinaisons possibles. Ainsi, plusieurs approches d'optimisation des hyperparamètres ont été développées pour automatiser ce processus, notamment la recherche par quadrillage (*grid search*), la recherche aléatoire (*random search*), l'optimisation bayésienne et les algorithmes métaheuristiques (Kali Ali, 2024).

Certains algorithmes de ML nécessitent la sélection de nombreux hyperparamètres, rendant essentiel de comprendre l'influence de chacun afin d'adapter les choix selon l'application ciblée. Par exemple, dans le cas d'un arbre de décision, il est essentiel de déterminer la profondeur maximale de l'arbre (*max_depth*). Un arbre trop profond risque de s'adapter excessivement aux données d'entraînement, conduisant à un surapprentissage, tandis qu'un arbre trop peu profond pourrait ne pas capturer suffisamment de relations dans les données, entraînant un sous-apprentissage. Ici, le choix de cet hyperparamètre dépend de la tâche spécifique, et une même valeur ne conviendra pas forcément à différentes applications. Un

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

mauvais réglage peut nuire à l'apprentissage du modèle, produisant des paramètres sous-optimaux et, par conséquent, un modèle peu performant. Il est fréquent de rencontrer des problèmes de sous-apprentissage (*underfitting*) et de sur-apprentissage (*overfitting*).

Sous-apprentissage : Il s'agit d'un cas où le modèle n'apprend pas suffisamment et se retrouve alors incapable de généraliser efficacement sa prédiction à de nouvelles données. On peut dans ce cas voir que les performances sur les données d'entraînement et de validation sont médiocres. Ce phénomène arrive généralement lorsque la phase d'apprentissage est trop courte ou lorsque le modèle dispose de trop peu de paramètres, ces deux raisons étant généralement liées aux choix d'hyperparamètres.

Sur-apprentissage : Dans ce cas, le modèle n'extrait pas les règles implicites mais apprend « *par cœur* » les données d'entraînement. Il est à nouveau incapable de généraliser efficacement ses prédictions à de nouvelles entrées. Ici on obtient une très bonne précision pour les données d'entraînement et de validation mais les tests donnent des résultats beaucoup moins bons. Ce phénomène arrive généralement quand un modèle contient plus de paramètres que nécessaire à cause d'un mauvais choix d'hyperparamètres. Un ensemble de données d'entraînement trop peu représentatives (ou trop peu nombreuse) conduit également à une forme de sur-apprentissage, le modèle ne se généralise pas correctement à de nouvelles données.

IV.3.2.4 Score de performance d'un modèle

Il est important de bien identifier la performance d'un modèle après avoir réalisé son apprentissage dans un cas d'apprentissage supervisé. Cela est généralement le cas dans un contexte d'apprentissage supervisé, voire semi-supervisé, car il est nécessaire de posséder des étiquettes pour évaluer la performance d'un modèle. Des métriques connues permettent de mesurer la performance du modèle ; elles sont adaptées pour chacun des types de modèle, classification et régression.

Dans un problème de classification binaire, comme celui abordé dans cette thèse, les prédictions d'un modèle sont catégorisées en quatre groupes : VP (*Vrais Positifs*), VN (*Vrais Négatifs*), FP (*Faux Positifs*) et FN (*Faux Négatifs*), où le terme positif représente un glissement de terrain déjà survenu, tandis que le terme négatif désigne un terrain connu comme stable. Par la suite, les techniques de validation des modèles seront expliquées en se basant sur leurs prédictions, exprimées en termes de : VP, FP, VN, et FN.

IV.3.3 Méthodes de validation des modèles

Pour cette zone d'étude, deux méthodes de validation ont été employées pour évaluer les cartes de susceptibilité aux glissements de terrain : la validation à l'aide d'indicateurs statistiques et la validation spatiale.

IV.3.3.1 Validation à l'aide d'indicateurs statistiques

Pour valider et comparer les modèles, une série d'indicateurs statistiques ont été utilisés pour fournir une évaluation quantitative des performances du modèle en termes de précision, de fiabilité et de capacité à différencier correctement les zones sensibles aux glissements de terrain (Dung et al. 2021 ; Pham et al. 2021). Dans cet article, la courbe ROC et une série de

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

métriques de performance, y compris la précision, la précision, la sensibilité, la spécificité, le score F1, et la RMSE, sont utilisés pour tester de manière complète la fiabilité du modèle d'apprentissage automatique.

- **Exactitude (justesse)** : Cela mesure l'efficacité globale d'un modèle prédictif, calculée comme le ratio des pixels correctement classés en tant que glissement de terrain et non-glissement de terrain par rapport au nombre total de pixels. Cela représente la proportion totale de prédictions correctes et est calculé à l'aide de l'équation (5).

$$\bullet \text{ Exactitude} = \frac{(VN+VP)}{(VN+VP+FP+FN)} * 100 \quad (5)$$

- **Précision** : Cette métrique mesure la proportion de prédictions positives correctes parmi toutes les prédictions positives (vrais positifs et faux positifs). Elle est calculée à l'aide de l'équation (6).

$$\text{Précision} = \frac{VP}{VP+FP} * 100 \quad (6)$$

- **Sensibilité ou Taux de Vrais Positifs (TVP)** : Cela représente le ratio des zones de glissement de terrain correctement classées parmi toutes les zones qui sont soit correctement identifiées comme glissement de terrain, soit incorrectement classées comme non-glissement de terrain. Cela indique la capacité du modèle à détecter les zones sensibles aux glissements de terrain. Elle est calculée avec l'équation (7).

$$\text{TVP} = \frac{VP}{VP+FN} * 100 \quad (7)$$

- **Spécificité ou Taux de Faux Positifs (TFP)** : Cela indique la proportion des zones non sensibles aux glissements de terrain correctement classées parmi toutes les zones non sensibles aux glissements. Cette métrique évalue la capacité du modèle à éviter les fausses alarmes. Elle est calculée à l'aide de l'équation (8).

$$\text{TFP} = \frac{VN}{VN+FP} * 100 \quad (8)$$

- **F1-Score** : C'est la moyenne harmonique de la précision et du rappel, offrant un équilibre entre les deux. Il est particulièrement utile lorsque la distribution des classes est inégale. Le score F1 est calculé avec l'équation 9.

$$\text{F1 - score} = 2 * \frac{\text{précision} * \text{TVP}}{\text{précision} + \text{TVP}} \quad (9)$$

- **RMSE (Root Mean Squared Error)** : Utilisé pour évaluer les écarts entre les données observées et estimées, fournissant une mesure de l'erreur moyenne de prédiction. Il est calculé à l'aide de l'équation 10.

$$\bullet \text{ RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (10)$$

- **MAE (Mean Absolute Error)** : MAE est une fonction de perte couramment utilisée en apprentissage automatique pour mesurer la différence moyenne entre les prédictions et les valeurs réelles dans les problèmes de classification ou de régression, offrant ainsi une mesure simple et quantifiable des erreurs dans l'ensemble des données. Il est calculé à l'aide de l'équation 11.

$$\bullet \text{ MAE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (11)$$

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

Où VP et VN sont les nombres de pixels de glissement de terrain correctement classés en tant que glissement de terrain et non-glissement de terrain, respectivement (Dung et al. 2021). FP et FN sont les pixels mal classés en tant que glissement de terrain et non-glissement de terrain. y_i est la valeur réelle (observée) pour l'observation i , et \hat{y}_i est la valeur prédite pour cette même observation pour l'ensemble de données N.

Une autre technique de validation des modèles de ML, récemment appliquée dans plusieurs domaines, est la **validation croisée** (*Cross-Validation*). Il s'agit d'une technique en ML permettant d'évaluer les performances d'un modèle. Elle consiste à diviser les données disponibles en plusieurs sous-ensembles appelés **folders**. Le modèle est entraîné sur un sous-ensemble des données (**ensemble d'entraînement**) puis évalué sur les données restantes (**ensemble de validation**). Ce processus est répété plusieurs fois, chaque fold étant utilisé alternativement pour l'entraînement et la validation (Debiche et al., 2024).

La validation croisée est couramment utilisée pour des tâches telles que la sélection de modèle, l'optimisation des hyperparamètres et l'estimation des performances globales des modèles de ML. Le type de validation croisée le plus courant est la **validation croisée k-fold**. Dans ce cas, les données sont divisées en **k** sous-ensembles de taille égale. Le modèle est entraîné **k** fois, en utilisant à chaque fois **k - 1** folds comme données d'entraînement et le fold restant comme données de validation. Les **métriques de performance** obtenues à chaque itération sont ensuite moyennées pour fournir une estimation robuste des capacités du modèle. En plus de ces métriques qui évaluent la performance des modèles lors des phases d'entraînement et de validation, il existe d'autres techniques pouvant être utilisées comme contrôle interne ou externe. Ces techniques consistent notamment à effectuer de nouvelles prédictions à l'aide des modèles entraînés et sauvegardés sur le même ensemble de donnée. L'une des plus connues, particulièrement utilisée dans le domaine de la cartographie des phénomènes naturels, est la métrique AUC-ROC.

IV.3.3.2 Receiver Operating Characteristic (ROC)

La courbe ROC constitue une analyse de la qualité purement quantitative, basée sur la distribution des scores bruts de la carte simulée et leurs relations avec les glissements de terrain. Cette courbe, qui est la métrique d'évaluation des performances la plus utilisée dans les études de cartographie des glissements de terrain (Usta et al. 2024), est un outil graphique qui évalue la capacité d'un modèle de classification à distinguer les classes positives et négatives en traçant le TVP par rapport au TFP à différents seuils (Huang et al. 2022).

Cette technique a l'avantage d'être totalement indépendante de la classification et donne ainsi une évaluation plus objective des performances de la carte simulée (Lasko et al., 2005). Plus la courbe est au-dessus d'une ligne diagonale (forte croissance, puis tend vers l'asymptote), plus le modèle est considéré comme performant. L'AUC (Area Under the Curve) constitue un indicateur chiffré synthétique de cette courbe, mesurant la surface située sous celle-ci. Plus la valeur de l'AUC est proche de 1, plus le modèle est considéré comme fiable. À l'inverse, un modèle de performance nulle montrera des valeurs d'AUC proches de 0.5 (Buisine, 2021).

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

Dans le cadre de cette thèse, une nouvelle technique de validation, reposant sur le taux de prédiction de la classe positive (glissement de terrain), a été utilisée pour évaluer la capacité d'un modèle à prédire les glissements de terrain dans la classe de très forte susceptibilité. Cette méthode est appelée validation spatiale. Elle est expliquée dans le paragraphe ci-après.

IV.3.3.3 Validation spatiale

La validation spatiale a été utilisée pour fournir une évaluation géographique des prédictions du modèle. Cette méthode permet de s'assurer que les cartes de susceptibilité reflètent correctement la distribution spatiale des zones sensibles aux glissements de terrain (Pradhan et Lee 2010a). Elle repose sur la quantification du nombre de pixels de glissement de terrain correctement prédits dans les zones à haut risque (du risque élevé au très élevé), garantissant que le modèle a la capacité de faire des prédictions proches de 1 (représentant une probabilité élevée de survenue d'un glissement de terrain). Cette approche permet de mieux comprendre les performances du modèle et offre des informations précieuses sur la fiabilité spatiale et l'applicabilité des cartes de susceptibilité.

De nombreux algorithmes de ML ont été utilisés avec succès pour cartographier la susceptibilité aux glissements de terrain. Dans cette recherche, cinq algorithmes d'apprentissage automatique et un algorithme d'apprentissage profond ont été appliqués et comparés en s'appuyant sur des métriques statistiques ainsi que sur des méthodes de validation robustes dites externes, telles que l'AUC-ROC et la validation spatiale.

Ces algorithmes incluent à la fois des méthodes classiques de ML, comme SVM et LR ainsi que des méthodes modernes basées sur le boosting (ensemble learning), à savoir : XGBoost, GBM et LGBM. En complément, un modèle de DL simple conçu manuellement ont été appliqué pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain dans le bassin d'Oued Guebli.

Par ailleurs, l'approche NAS-DL, a été utilisée spécifiquement pour cartographier les proximités des voies de communication principales.

IV.3.4 Machines à vecteurs de support (SVM)

Les machines à vecteurs de support (SVM, pour *Support Vector Machine*) sont des techniques d'apprentissage supervisé utilisées pour résoudre des problèmes de classification et de régression (Wei et al. 2022 ; Youssef et Pourghasemi 2021), traitant spécifiquement des problèmes de classification binaire (Lee et al., 2017). Elles ont été introduites en 1992 par Vladimir Vapnik et ses collègues (Boser et al., 1992). Depuis leur création, elles ont évolué, et la formulation moderne des SVM a été développée et publiée en 1995 par Vladimir Vapnik et Corinna Cortes (Kali Ali, 2024). Ces techniques ont rapidement gagné en popularité en raison de leur capacité à travailler avec des données de grandes dimensions, de leur faible nombre d'hyperparamètres, de leurs garanties théoriques et de leurs bons résultats pratiques,

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

particulièrement lorsqu'elles sont appliquées à des ensembles de données qui ne sont pas trop conséquents (Buisine, 2021).

La résolution des problèmes de classification repose sur la définition d'une fonction h qui associe une sortie y à un vecteur d'entrée x , où $x_i \in \mathbb{R}^N$, tel que : $y = h(x)$, ou $h(x)$ est la fonction séparatrice, et $y_i \in \{-1,1\}$ (Pradhan, 2013). Le cas le plus simple est le cas d'une fonction de classification linéaire, obtenue par combinaison linéaire du vecteur d'entrée $x = (x_1, \dots, x_N)^T$, avec un vecteur de poids $w = (w_1, \dots, w_N)^T$. Pour cette fonction, on obtient donc :

$$h(x) = w^T x + w_0 \quad (12)$$

Avec w_0 , un nombre réel, il permet d'introduire un hyperplan affine pour une séparation plus flexible des données. Un classifieur linéaire assigne à x l'étiquette 1 si $h(x) \geq 0$ et -1 sinon. La frontière de décision $h(x) = 0$ correspond à un hyperplan séparateur, qui est un sous-espace de dimension $N - 1$ dans un espace vectoriel de dimension N . Ainsi, dans un espace à deux dimensions, l'hyperplan est une droite, tandis que dans un espace tridimensionnel, il s'agit d'un plan, etc. (Berber et al., 2024).

Les SVM visent à résoudre des problèmes de classification en trouvant des frontières de décision optimales séparant les points de données des différentes classes. Les données sont mappées dans un espace de haute dimension, où ces frontières peuvent être définies par un hyperplan qui maximise la marge (Wei et al. 2022), c'est-à-dire la distance jusqu'aux points les plus proches (voir figure IV.1). Le truc du noyau permet de calculer efficacement les distances dans cet espace sans transformer explicitement les données, en utilisant des fonctions noyaux telles que linéaire, polynomial, fonction de base radiale et sigmoïde. Différents noyaux conduisent à différentes formes de frontières de décision.

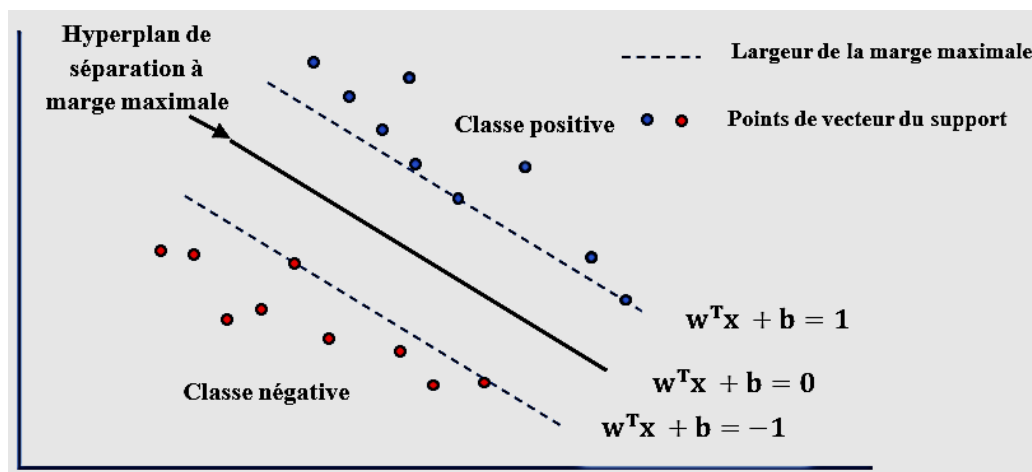


Figure IV.1 : SVM pour classification binaire (Kali Ali, 2024).

La condition suivante doit être remplie (équation 13), si le problème est linéairement séparable.

$$l_k h(x) = l_k (w^T x + w_0) \geq 0 \quad (13)$$

Avec l_k le label associé aux données d'entrée k et $1 \leq k \leq p$, ou p représente la taille de la base d'apprentissage.

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

Le principe des SVM est de déterminer un hyperplan optimal qui sépare au mieux les classes d'un ensemble de données en maximisant la marge, c'est-à-dire la distance entre l'hyperplan et les échantillons les plus proches des classes opposées (Youssef et Pourghasemi 2021). Ces échantillons, appelés vecteurs supports, jouent un rôle clé dans la définition de la frontière de décision. Ce choix garantit une meilleure séparation des classes et une meilleure généralisation du modèle en minimisant le risque de surapprentissage (Buisine, 2021). L'hyperplan qui maximise la marge est donné par :

$$\arg \max_{\omega, \omega_0} \min_k \{ \|x - x_k\| : x \in R^N, w^T x + w_0 = 0 \} \quad (14)$$

L'objectif est donc de trouver w et w_0 remplissant ces conditions, afin de déterminer l'équation de l'hyperplan séparateur :

$$h(x) = w^T x + w_0 = 0 \quad (15)$$

La distance d'un échantillon x_k à l'hyperplan est donnée par sa projection orthogonale sur le vecteur de poids :

$$\frac{l_k(w^T x + w_0)}{\|w\|} \quad (16)$$

Les SVM sont initialement conçues pour résoudre des problèmes linéairement séparables, en recherchant un hyperplan optimal qui maximise la marge entre les classes. Cependant, dans de nombreux cas, une séparation linéaire n'est pas possible en raison de la complexité des données. Pour y remédier, la technique du noyau (*kernel trick*) est utilisée : elle projette les données dans un espace de dimension supérieure (Pham et Prakash, 2019). Dans ce nouvel espace, il est alors probable qu'il existe une séparation linéaire. Plus formellement, on applique aux vecteurs d'entrée x une transformation non-linéaire φ , où une séparation linéaire devient envisageable. Cet espace transformé $\varphi(X)$, appelé espace de redescription, permet alors de rechercher un hyperplan efficace. Dans cet espace, on cherche alors l'hyperplan par la formule (6) suivante :

$$h(x) = w^T \varphi(x) + w_0 \quad (17)$$

Il existe plusieurs choix de noyaux pour projeter les données dans l'espace $\varphi(X)$ tels que les noyaux linéaire, polynomial ou encore Gaussien :

✓ Linéaire : $K(x_i, x_j) = x_i^T \cdot x_j \quad (18)$

✓ Polynomial : $K(x_i, x_j) = (x_i^T \cdot x_j + 1)^d \quad (19)$

✓ Gaussien : $K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (20)$

✓ radial basis function (RBF) : $K(x_i, x_j) = e^{-\gamma \|x_i - x_j\|^2} \quad (21)$

À noter que le noyau RBF possède un paramètre $\gamma \in R$ qui définit l'influence d'un seul exemple (point) de la base d'apprentissage dans l'espace de redescription.

Toutefois, en présence de bruit important ou de valeurs aberrantes, il est parfois nécessaire d'autoriser certaines erreurs afin d'éviter un modèle trop rigide. C'est là qu'intervient le concept de marge souple (*soft margin*), qui introduit des variables de ressort

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

(ξ_k) pour assouplir les contraintes d'optimisation et garantir un compromis entre séparabilité et robustesse du modèle (équation 22).

$$l_k(w^T x_k + w_0) \geq 1 - \xi_k, \xi_k \geq 0 \text{ et } 1 \leq k \leq p \quad (22)$$

Le problème d'optimisation est ajusté par l'ajout d'un terme de pénalité, qui sanctionne les valeurs élevées des variables de relâchement. Cet ajustement permet de contrôler le compromis entre marge maximale et erreurs de classification, garantissant ainsi un modèle plus flexible et mieux adapté aux données bruitées.

$$\text{Minimiser } \frac{1}{2} \|w\|^2 + c \sum_{k=1}^p \xi_k, c > 0 \quad (23)$$

Où la constante C contrôle le compromis entre le nombre d'erreurs de classification et la largeur de la marge. Sa valeur, définie par l'utilisateur, est généralement optimisée par validation croisée afin d'éviter le surapprentissage.

IV.3.5 Régression Logistique

La régression logistique est l'un des modèles d'analyse statistique multivariée les plus populaires. Elle permet d'établir une relation de régression multivariée entre les variables dépendantes et indépendantes, et est largement utilisée dans le domaine de la classification binaire (Pham et Prakash, 2019). Elle présente l'avantage de permettre l'intégration d'une fonction de liaison au modèle de régression linéaire classique, rendant ainsi possible l'utilisation de variables continues, discrètes ou mixtes, sans exiger qu'elles suivent une distribution normale (Pradhan et Lee, 2010a). Elle permet de modéliser la probabilité qu'un événement se produise, dans ce cas un glissement de terrain, en fonction de divers facteurs explicatifs. L'objectif est d'expliquer une variable Y (présence ou absence d'un glissement de terrain) avec deux modalités, notées 0 ou 1 (Ayalew et Yamagishi 2005), en exploitant la relation entre un ensemble de variables explicatives (facteurs causaux d'un nombre n) X qui sont supposées être quantitatives et le nombre X , donc $X \in R^n$ (Tseng et al. 2024).

La fonction de régression logistique est décrite par l'équation 24 :

$$P = \frac{1}{1 + \exp^{-Z}} \quad (24)$$

Où P est la probabilité qu'un glissement de terrain se produise, avec des valeurs estimées allant de 0 à 1. La variable Z représente les facteurs causaux du glissement de terrain et est supposée être une combinaison linéaire des facteurs causaux X_i ($i = 1, 2, \dots, n$) comme exprimé par l'équation 25 :

$$Z = \exp^{-(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n)} \quad (25)$$

Où β_i est le coefficient de régression optimal reflétant les contributions de chaque facteur ; β_0 est le coefficient constant ; x_i sont les facteurs de conditionnement d'entrée.

L'une des principales limites de la régression logistique (LR) est l'hypothèse de linéarité entre les variables dépendantes et indépendantes. Cette hypothèse n'est pas toujours valide pour tous les ensembles de données et problèmes réels, car les relations entre les variables peuvent être plus complexes et non linéaires. Imposer une linéarité peut entraîner un mauvais

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

ajustement du modèle et une capacité prédictive limitée lorsque les relations réelles sont non linéaires (kali Ali, 2024).

Les deux méthodes de ML présentées ci-dessus, à savoir SVM et régression logistique, sont des approches classiques de l'apprentissage automatique. Cependant, des méthodes plus modernes et sophistiquées ont également été explorées dans cette thèse. La première concerne les réseaux de neurones profonds, qui sont détaillés dans les paragraphes suivants.

IV.3.6 Réseaux de Neurone

Les réseaux de neurones artificiels (*Artificial Neural Networks* - ANN) sont des modèles computationnels inspirés des réseaux neuronaux biologiques. Ils sont constitués de neurones artificiels interconnectés, organisés en plusieurs couches : une couche d'entrée, une ou plusieurs couches cachées, et une couche de sortie. Chaque connexion entre neurones, analogue aux synapses du système nerveux, est associée à un poids et permet la transmission d'un signal (Berber et al., 2024). Lorsqu'un neurone reçoit un signal, il applique un traitement à l'aide d'une fonction d'activation pour transformer son signal d'entrée pondéré en signal de sortie, puis transmet le résultat aux neurones suivants, ce qui permet au réseau de modéliser des relations complexes et d'apprendre à partir des données. Parmi les fonctions d'activation les plus courantes, on retrouve la sigmoïde, la tangente hyperbolique (tanh) et la Rectified Linear Unit (ReLU) (Etienne, 2019).

Les ANNs apprennent en ajustant leurs poids au cours d'une phase d'entraînement, généralement basée sur l'apprentissage supervisé à partir de paires d'exemples entrée-sortie. Le réseau effectue des prédictions lors du passage avant (*forward pass*), les compare aux cibles attendues, puis rétro-propage les erreurs à travers les couches pour mettre à jour les poids et minimiser l'erreur de prédiction. Cet ajustement itératif permet aux ANNs d'apprendre des concepts complexes et d'améliorer leur précision.

Le perceptron représente l'un des modèles les plus simples des réseaux de neurones artificiels. Il s'agit d'un algorithme d'apprentissage supervisé conçu pour la classification binaire, permettant de séparer deux classes. En tant que classifieur linéaire, il se compose d'un vecteur d'entrée x contenant n attributs $x = (x_1, \dots, x_n)$ et produit une seule sortie o , définie par la formule 26 suivante :

$$o = f(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } \sum_{i=1}^n w_i x_i > \theta \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (26)$$

Où $w = (w_1, \dots, w_n)$ représente un ensemble de n poids (ou coefficients synaptiques) et θ correspond au biais (ou seuil). La figure IV.2 illustre la structure de ce modèle.

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

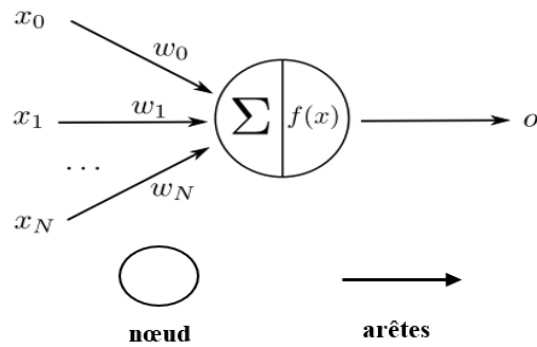


Figure IV.2 : perceptron et ses arêtes (Buisine, 2021)

Dont, les arêtes sont les connexions entre les neurones artificiels.

L'apprentissage profond (Deep Learning - DL) désigne les réseaux de neurones comportant plusieurs couches cachées, capables d'apprendre automatiquement des représentations hiérarchiques des données. Le terme "deep" fait référence à la profondeur de l'architecture du réseau, qui comprend de nombreuses couches entre l'entrée et la sortie. Le DL s'est imposé comme une approche clé, car il peut traiter de grandes quantités de données et extraire des caractéristiques complexes sans nécessiter d'ingénierie manuelle des caractéristiques, ce qui le rend particulièrement adapté aux grands ensembles de données et aux tâches complexes.

Bien que le DL ait des fondements théoriques anciens, il a connu une ascension majeure au début des années 2010, grâce aux progrès du matériel informatique, des capacités de calcul et des algorithmes. Il a permis des avancées révolutionnaires dans des domaines où les machines avaient historiquement du mal à rivaliser avec l'intuition humaine, comme la vision, le traitement du langage naturel et la reconnaissance vocale (Brucal et al., 2018). Cependant, les modèles de DL nécessitent d'énormes quantités de données pour atteindre des performances élevées.

Les architectures de réseaux de neurones en apprentissage profond, conçues pour l'apprentissage supervisé, comprennent : les réseaux de neurones profonds (DNNs), qui sont des ANNs avec plusieurs couches cachées ; les réseaux de neurones convolutifs (CNNs), spécialisés dans le traitement des données structurées en grille, comme les images ; et les réseaux de neurones récurrents (RNN), conçus pour traiter des données séquentielles, comme les séries temporelles et le texte.

Parmi les modèles de DL les plus courants, le perceptron multicouche (*Multilayer Perceptron* - MLP) se distingue par sa profondeur, avec un plus grand nombre de couches cachées que le perceptron simple. Un MLP est une forme de réseau de neurones artificiels composé de plusieurs couches de neurones. Contrairement au perceptron simple, il ne se limite pas à des fonctions d'activation en échelon, mais utilise diverses fonctions d'activation non linéaires pour améliorer la capacité d'apprentissage.

Le MLP appartient à la catégorie des réseaux à propagation avant (*feedforward neural networks*), où l'information circule de la couche d'entrée vers la couche de sortie, sans

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

boucles ni cycles. Les couches situées entre ces deux extrémités sont appelées couches cachées, chacune étant un ensemble de neurones sans connexion interne, correspondant à un « niveau » selon la théorie des graphes. Il traite des vecteurs de R^d , la couche d'entrée est composée de d neurones, qui lisent les composantes du vecteur et transmettent l'information aux neurones de la première couche cachée. Chaque neurone d'une couche cachée effectue une moyenne pondérée des informations reçues, puis applique une fonction d'activation avant de transmettre le signal aux neurones de la couche suivante.

Plusieurs couches cachées peuvent se succéder, chaque couche étant constituée d'un certain nombre de neurones, chacun connecté aux neurones de la couche précédente.

L'information reçue par un neurone j de la couche k est donnée par l'équation :

$$a_j = \sum_i w_{ji}z_i + b_j \quad (27)$$

Où w_{ji} représente les poids synaptiques, z_i les signaux des neurones précédents, et b_j le biais du neurone. La figure IV.3 illustre la structure graphique d'un perceptron multicouche.

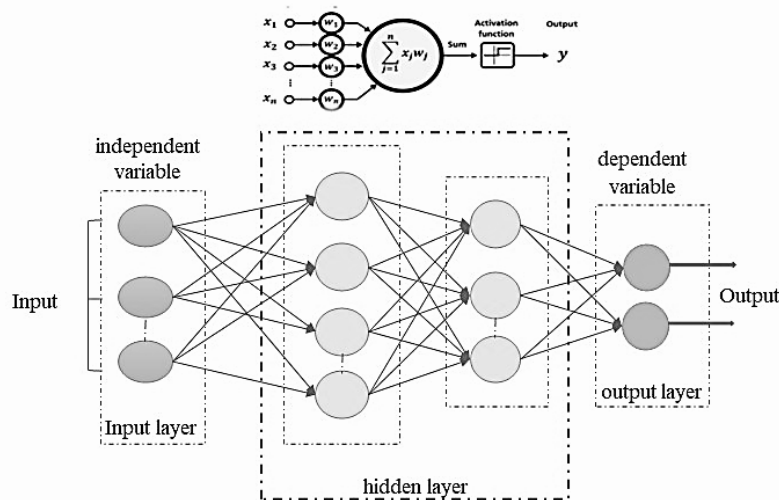


Figure IV.3 : Architecture d'un MLP (Mebirouk et al., 2024).

La détermination de l'architecture des MLP est une étape essentielle pour garantir des modèles optimaux, capables de lire et d'interpréter correctement les relations entre les données d'entrée et de sortie. Une fois cette architecture définie, l'apprentissage commence, visant à ajuster les poids synaptiques pour permettre au réseau d'adopter le comportement entrée-sortie souhaité. L'apprentissage est une propriété essentielle des réseaux de neurones, permettant d'affiner leur fonctionnement jusqu'à l'obtention d'un modèle performant. L'entraînement des réseaux multicouches repose généralement sur des algorithmes d'optimisation, tels que la rétropropagation du gradient, Gauss-Newton ou Levenberg-Marquardt. La plupart de ces algorithmes ajustent progressivement les poids des connexions pour les rendre optimaux (Nouar, 2022).

L'apprentissage est vraisemblablement la propriété la plus intéressante des réseaux de neurones. Il est une phase du développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré. Dans le cas des réseaux de neurones artificiels, on ajoute souvent à la description du modèle, l'algorithme d'apprentissage. Dans la majorité des algorithmes actuels, les variables modifiées, pendant

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

l'apprentissage, sont les poids des connexions, afin d'obtenir des valeurs optimales appropriées à ces poids. A la fin de cette opération, on converge vers un fonctionnement de réseau, le plus possible adapté au problème qu'on désire résoudre, tout en fournissant des exemples d'apprentissage. Ces derniers doivent être suffisamment représentatifs, autrement dit : il faudra qu'ils couvrent aussi complètement que possible le domaine de fonctionnement désiré pour le réseau.

Dans le domaine de la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain, le DL est utilisé pour estimer le poids (c'est-à-dire l'importance relative) de chaque facteur causal influençant la survenue des glissements de terrain (Tang et al., 2020).

Toutefois, l'un des principaux défis du DL réside dans la conception optimale de ses architectures, un aspect déterminant pour la performance des modèles. Face à cette complexité, la Recherche d'Architecture Neuronale (*Neural Architecture Search*, NAS) émerge comme une approche prometteuse, permettant d'automatiser la recherche et l'optimisation des architectures de réseaux de neurones afin d'améliorer leur précision et leur efficacité. Plus de détails sur cette approche seront abordés dans la section IV.4.

De plus, les méthodes de boosting, basées sur l'apprentissage en ensemble (ensemble learning), ont démontré une efficacité notable dans la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain. En combinant plusieurs modèles faibles pour former un modèle robuste, le boosting améliore la précision des prédictions et renforce la généralisation des modèles. Cette approche est particulièrement pertinente pour traiter les relations complexes et non linéaires entre les facteurs causaux et la survenue des glissements de terrain, offrant ainsi une meilleure fiabilité dans les analyses de susceptibilité.

Dans cette thèse, nous avons appliqué trois modèles de boosting : XGBoost, GBC, et LGBM.

IV.3.7 XGBoost

XGBoost (*Extreme Gradient Boosting*) est un algorithme d'apprentissage automatique très efficace et évolutif, conçu pour la performance et la rapidité, en particulier avec des données structurées ou tabulaires. Il a gagné une popularité considérable et un grand succès dans les études de modélisation de la susceptibilité aux glissements de terrain (LSM) (Chen et Guestrin 2016 ; Kavzoglu et Teke 2022). Il s'agit d'une implémentation des arbres de décision renforcés par gradient (Usta et al. 2024), construisant les modèles de manière séquentielle pour corriger les erreurs des itérations précédentes et combinant leurs prédictions pour améliorer la précision. XGBoost intègre des termes de régularisation (L1 et L2) dans sa fonction objective pour éviter le surapprentissage et améliorer la généralisation. Il prend en charge le calcul parallèle et distribué, ce qui accélère considérablement le processus d'entraînement, en particulier pour les grands ensembles de données (Zhu et al. 2024). L'algorithme gère efficacement les valeurs manquantes et utilise une approche sophistiquée de taille maximale pour l'élagage des arbres afin de minimiser le surapprentissage. Très flexible, XGBoost peut être utilisé à la fois pour des tâches de régression et de classification, en prenant en charge des fonctions objectives et des métriques d'évaluation définies par l'utilisateur. Il inclut des capacités de validation croisée intégrées, fournissant des métriques d'évaluation précises et réduisant le risque de surapprentissage. Ces fonctionnalités font de

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

XGBoost un choix populaire dans les défis d'apprentissage automatique compétitifs et les applications réelles, offrant une performance et une précision élevées de manière constante.

L'algorithme XGBoost peut être exprimé par l'équation 28 :

$$\hat{y} = \sum_{k=1}^K f_k(x_i), f_k \in F \quad (28)$$

Où \hat{y} est la valeur prédite (glissement de terrain ou non), K est le nombre total d'arbres, $f_k(x_i)$ est la fonction d'entrée pour le k - ième arbre de décision, et F est l'ensemble de tous les arbres de décision possibles. La fonction objective de XGBoost se compose de deux parties : l'erreur d'apprentissage et la régularisation, comme montré dans l'équation 29 :

$$X_{\text{obj}} = \sum_{i=1}^n l(y_i, \hat{y}_i) + \sum_{k=1}^K \Omega(f_k) \quad (29)$$

Où l est une fonction de perte convexe différentiable qui mesure la différence entre la prédiction \hat{y}_i et la valeur cible (réelle) y_i . $\sum_{k=1}^K \Omega(f_k)$ est le terme de régularisation, et est explicité par l'équation 30 :

$$(f_k) = \gamma T + \frac{1}{2} \lambda \|w\|^2 \quad (30)$$

Où w est le score du nœud de feuille, T indique le nombre total de nœuds de feuilles, et γ et λ sont les facteurs de pondération.

IV.3.8 LightGBM (LGBM)

LGBM est un algorithme d'apprentissage automatique avancé et très efficace qui fonctionne dans le cadre du gradient boosting, conçu pour améliorer considérablement à la fois la précision et la vitesse de calcul. LGBM, proposé pour la première fois par Ke et al. (2017), est spécifiquement conçu pour surmonter les problèmes de performance rencontrés par les arbres de décision traditionnels en boosting de gradient dans des applications nécessitant de grandes quantités de données (Zhang et al. 2022b). L'une de ses caractéristiques les plus remarquables est sa stratégie unique de croissance des arbres par feuille, qui diffère des approches traditionnelles basées sur les niveaux. Dans la croissance par feuille, LGBM divise la feuille ayant le plus grand potentiel pour réduire la perte (Ke et al. 2017). Cette méthode aboutit souvent à des modèles plus profonds et plus précis, bien qu'elle nécessite un réglage minutieux pour éviter le surapprentissage, ce qui est atténué par l'incorporation de techniques de régularisation L1 (Lasso) et L2 (Ridge) pour améliorer les capacités de généralisation du modèle et garantir des performances fiables sur différents ensembles de données. Grâce à son support pour un entraînement concurrent efficace, une vitesse d'entraînement plus rapide, une réduction de l'utilisation de la mémoire et des capacités de calcul distribué, LGBM peut gérer efficacement les grandes données et est considéré comme une amélioration par rapport à XGBoost (Dai et al. 2021). De plus, LGBM utilise une méthode d'apprentissage basée sur les histogrammes qui accélère le processus d'entraînement. En regroupant les valeurs continues des caractéristiques en bacs discrets, cette approche réduit le temps de calcul et l'utilisation de la mémoire, ce qui la rend particulièrement efficace pour traiter les grands ensembles de données (Ke et al. 2017). L'algorithme est spécifiquement optimisé pour de telles données à grande échelle, prenant en charge les environnements de calcul parallèles et distribués, ce qui lui permet de traiter efficacement de grands volumes de données.

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

Un autre avantage significatif de LGBM est sa capacité à traiter directement les caractéristiques catégorielles sans qu'il soit nécessaire de les convertir en valeurs numériques, préservant ainsi la structure intrinsèque des données et réduisant les efforts de prétraitement. Pour optimiser davantage les performances, LGBM inclut un processus de sélection automatique des caractéristiques pendant l'entraînement. Ce processus identifie et utilise efficacement les caractéristiques les plus pertinentes, contribuant ainsi à la réduction de la dimensionnalité et à l'amélioration de la précision du modèle (Ke et al. 2017).

IV.3.9 Gradient Boosting Classifier (GBC)

Le GBC est un algorithme d'apprentissage par ensemble robuste (Quy et Nguyen et al. 2024) utilisé pour des tâches de classification, appartenant à la famille du gradient boosting. Au cœur de ce modèle, le Gradient Boosting est une méthode d'apprentissage par ensemble qui combine les prédictions de plusieurs apprenants faibles, généralement des arbres de décision, pour créer un modèle prédictif robuste et précis (Xu et al. 2023). Dans ce modèle, chaque apprenant faible est formé pour corriger les erreurs commises par les précédents. Il fonctionne en ajoutant séquentiellement ces apprenants faibles pour former un modèle prédictif fort, améliorant ainsi la précision grâce à l'optimisation par descente de gradient, qui minimise la fonction de perte mesurant les erreurs de prédiction. L'algorithme utilise couramment des arbres de décision peu profonds comme apprenants de base pour éviter le surapprentissage, chaque arbre contribuant à une petite amélioration du modèle. Un paramètre clé est le taux d'apprentissage, qui détermine la contribution de chaque arbre ; des taux plus faibles entraînent souvent une meilleure généralisation mais nécessitent plus d'arbres. Des techniques de régularisation, telles que la limitation de la profondeur des arbres, le sous-échantillonnage et la pénalisation des modèles complexes, sont intégrées pour éviter le surapprentissage. De plus, le GBC fournit des métriques d'importance des caractéristiques, aidant à identifier quelles caractéristiques influencent le plus les prédictions, facilitant ainsi l'interprétabilité et la sélection des caractéristiques (Quy et Nguyen et al. 2024). Ce classificateur est polyvalent, capable de gérer divers types de données et de performer de manière compétitive par rapport à d'autres algorithmes de premier plan comme les forêts aléatoires et les machines à vecteurs de support. Il est largement utilisé dans des bibliothèques comme Scikit-learn, apprécié pour sa capacité à produire des modèles de haute qualité avec un réglage précis, ce qui le rend adapté aux applications compétitives et pratiques où la précision et l'interprétabilité du modèle sont essentielles.

IV.4 Application sur le réseau routier principal par l'utilisation de la technique DL-NAS

Le réseau routier de la wilaya de Skikda comprend des routes nationales qui relient les principaux centres économiques et les zones de l'industrie lourde, des chemins de wilaya qui relient le chef-lieu de la wilaya de Skikda aux principaux centres urbains, des chemins communaux reliant les communes et les zones résidentielles, et une autoroute qui relie Skikda à Constantine au sud et Annaba à l'est, ainsi une infrastructure ferroviaire d'une longueur de 170 km (figure IV.3). Le tableau IV.1 présente l'évolution de l'état du réseau routier

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

conformément au rapport présenté lors de la session de l'Assemblée populaire de wilaya le 2 novembre 2021. Entre 1999 et 2020, la DTP de Skikda a reçu un budget de 78,72 milliards de dinars algériens pour 225 projets répartis sur quatre quinquennales. Ces projets incluent l'élargissement des routes (dédoublage), la modernisation, la réparation des dégâts causés par les intempéries, ainsi que la réhabilitation et l'entretien des sections dégradées. Sur ces projets, 219 ont été achevés et 26 sont en cours (jusqu'à novembre 2021).

Tableau IV.1 état du réseau routier (Présentation du secteur des travaux publics du 2 novembre 2021).

Axes	Quinquennale											
	1999-2004			2005-2009			2010-2014			2015-2020		
	Bon	Moyen	Dégradé	Bon	Moyen	Dégradé	Bon	Moyen	Dégradé	Bon	Moyen	Dégradé
RN	40	203	84	130	91	106	291	20	106	310.97	11.694	4.5
CW	84	280	213	138	127	324	411	62	116	369.58	113.15	120.62
CC	522	283	862	606	103	958	283	158	1215	632.50	179.6	845.3
Total	646	766	1159	874	321	1388	985	240	1347	1313.05	304.44	970.42

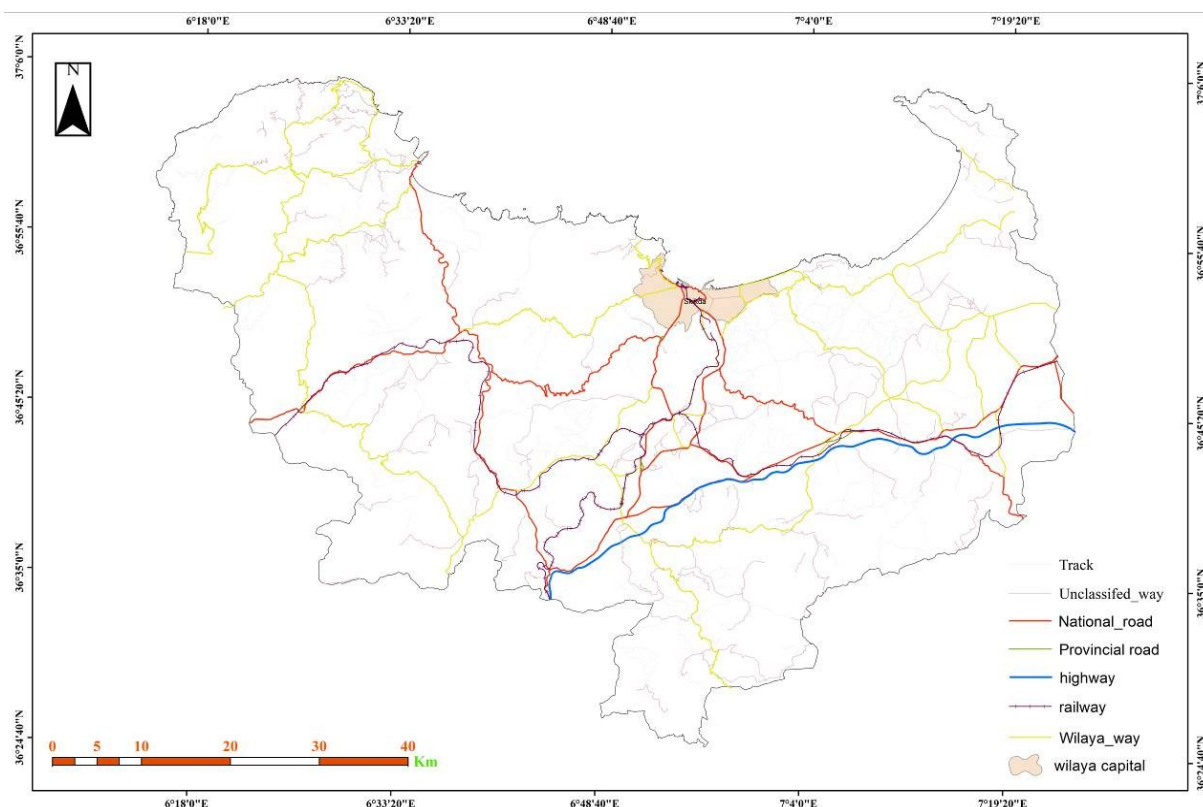


Figure IV.4 : Consistance du réseau routier de la wilaya de Skikda (DTP 2021)

IV.4.1 Etapes de la modélisation

La méthodologie adoptée pour identifier le modèle d'apprentissage profond optimal pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain repose sur plusieurs étapes essentielles. Après la collecte, le traitement et la sélection des données pertinentes, l'optimisation du modèle a été réalisée à l'aide du NAS. Cette approche a permis de définir des paramètres clés, tels que le nombre de couches cachées (NCC), le nombre de neurones par couche (NNC) et le nombre d'époques d'entraînement (NEP). L'optimisation de l'espace de

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

recherche a été effectuée en utilisant une méta-heuristique, en particulier l'algorithme du recuit simulé, qui permet d'explorer efficacement un grand espace de solutions afin d'identifier l'architecture de réseau la plus performante. Chaque architecture générée a été évaluée selon des métriques de performance telles que la précision, le rappel, le score F1 et le RMSE.

L'architecture optimale, une fois sélectionnée, a été optimisée à l'aide de la descente de gradient, un algorithme d'optimisation permettant d'ajuster les poids et biais du réseau pour améliorer ses performances, puis utilisée pour prédire les indices de susceptibilité de l'ensemble de la zone d'étude. Les résultats ont été intégrés dans ArcGIS 10.8 afin de produire une carte de susceptibilité, un outil clé pour la gestion des risques et la planification routière. Les étapes détaillées de cette méthodologie sont présentées dans la section IV.2 de ce chapitre.

La figure IV.5 présente les étapes clés pour sélectionner le modèle optimal et produire une cartographie précise de la susceptibilité aux glissements de terrain le long des voies de communication principales.

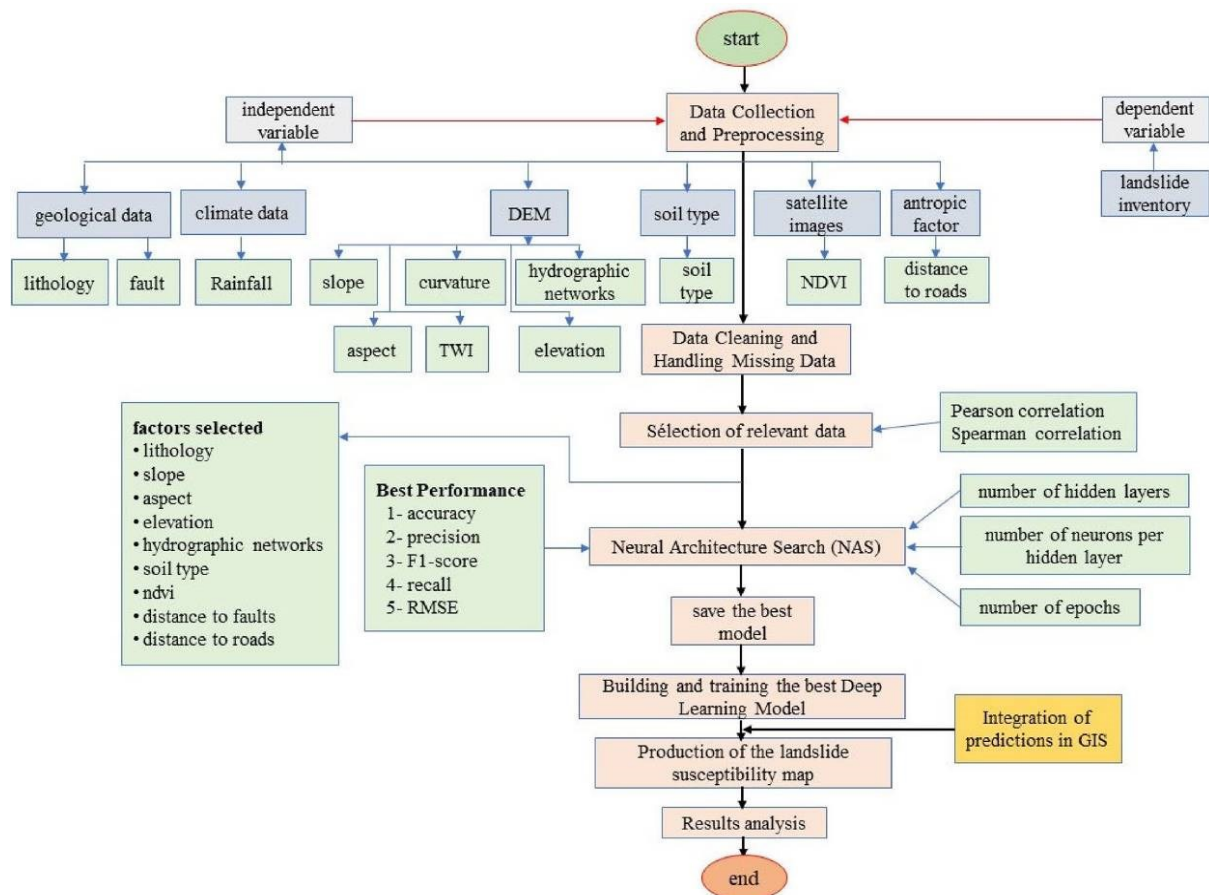


Figure IV.5 Méthodologie pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain.

La figure IV.6 montre l'emplacement géographique des glissements de terrain le long de ces infrastructures, mettant en évidence les zones où ces phénomènes sont les plus fréquents. Une observation clé de cette figure est que le plus grand nombre de glissements de terrain a été recensé sur la RN43, RN03 et RN44AA et AB, ce qui a été détaillé dans le chapitre III.

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

Ces routes, qui traversent des zones particulièrement vulnérables, semblent être des zones critiques où les mouvements de terrain sont plus fréquents. La figure IV.7, quant à elle, illustre certaines des instabilités notées sur ce réseau routier, fournissant des exemples spécifiques de zones où les glissements ont eu des impacts notables.

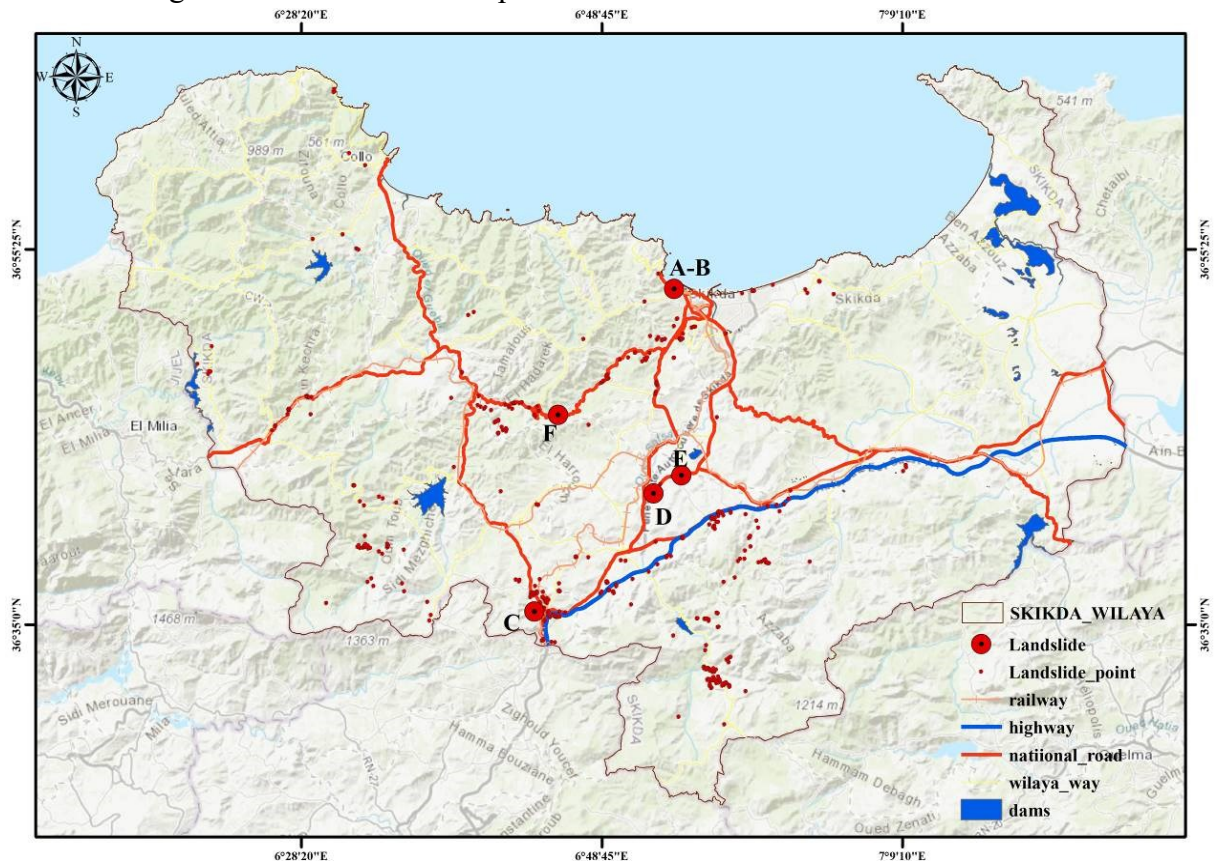


Figure IV.6 Localisation spatiale des glissements de terrain (Mebirouk et al., 2024).





Figure IV.7 : Glissements de terrain observés aux proximités des réseaux routiers de la wilaya de Skikda (Mebirouk et al., 2024). (a) et (b) glissement de terrain de type rotationnel sur la route de wilaya n° 29 (Casino), où a) s'est déclenché en 2019, avec une vue plus basse, tandis que b) s'est produit en 2005, avec une vue aérienne ; c) glissement de terrain de type translationnel observé le long de la ligne de chemin de fer (Ain Bouziane) en 2018 ; d) glissement de terrain rotationnel observé sur la route nationale n°44-AA (Salah Bouchaour) en 2018 ; e) glissement de terrain translationnel également observé sur la route nationale n° 44-AA (Syayera) en 2018 ; f) glissement de terrain rotatif observé sur la route nationale n° 43 (Lekchar) en 2020.

IV.4.2 Conception d'une architecture de réseau neuronal profond pour la prédiction des glissements de terrain

Développer une architecture d'un réseau neuronal profond à plusieurs couches n'est pas une tâche simple et triviale. En effet, des expériences longues et difficiles à concevoir sont généralement nécessaires pour construire un réseau neuronal visant à résoudre un problème de classification ou de prédiction donné.

Pour un réseau neuronal à plusieurs couches, deux paramètres architecturaux doivent être pris en compte, en plus d'un hyperparamètre d'apprentissage. Il s'agit notamment du nombre de couches cachées et du nombre de neurones par couche cachée. Selon la littérature dans le domaine des réseaux neuronaux, le nombre de couches cachées peut en théorie être limité à deux. Avec ce nombre, il est a priori possible de modéliser une fonction ayant n'importe quel nombre de parties séparables. Cependant, ce n'est pas le cas dans la pratique, et

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

les architectes de modèles doivent mener un travail expérimental pour déterminer les paramètres architecturaux du modèle neuronal.

Tout d'abord, et afin de garantir l'efficacité du modèle et de pouvoir choisir une fonction d'activation en couche de sortie calculant les probabilités des hypothèses de prédiction, nous avons utilisé un neurone de sortie pour chaque classe à prédire (Glissement, Non-Glissement). Ainsi, la fonction d'activation pour la couche de sortie est la soft-max. Pour les couches cachées, nous avons opté pour la ReLU car nous considérons que notre réseau est profond et que le problème de la disparition du gradient peut se poser lors de l'exécution de l'algorithme de rétropropagation (Buisine, 2021). De plus, et afin d'éviter le problème de surajustement du modèle, le nombre de paramètres du réseau à ajuster doit être inférieur au nombre de points de données d'apprentissage (Hagan, 2014), ce qui limite notre réseau en taille (a priori 2 à 5 couches cachées avec 30 à 80 neurones par couche cachée). Le nombre d'époques doit également être limité pour la même raison, car un surajustement lors de la phase d'apprentissage avec un grand nombre d'époques entraîne une détérioration des performances du modèle lors de la généralisation (tests et validation).

IV.4.2.1 Recherche d'architecture et hyperparamètres d'apprentissage

Nous faisons appel à un domaine émergent dans la communauté de l'apprentissage automatique, à savoir la recherche d'architecture neuronale (NAS). Selon cette approche, l'architecture du modèle d'apprentissage est recherchée automatiquement en explorant des techniques d'optimisation, un espace d'hyperparamètres afin de sélectionner la meilleure architecture adaptée au problème exprimé et aux données d'apprentissage et de test disponibles. Pour notre cas, nous considérons les trois paramètres suivants : (i) le nombre de couches cachées, (ii) le nombre de neurones par couche cachée, (iii) le nombre d'époques lors de l'exécution de l'algorithme de rétropropagation. La métrique de performance choisie est l'exactitude du modèle, calculée à l'aide du sous-ensemble des données de test.

IV.4.2.2 Architecture générique du modèle

Nous avons opté pour le perceptron à plusieurs couches comme modèle de prédiction des glissements de terrain, en raison de la nature des variables d'entrée, caractérisant le terrain, ainsi que du type de classes de sortie. En effet, les variables d'entrée représentent des quantités scalaires continues ou discrètes, sur lesquelles nous pouvons définir une distance exprimant la projection de l'écart entre deux points sur l'axe correspondant à la variable. Les variables sont complètement indépendantes, chacune exprimant une caractéristique intrinsèque relative, quantifiant une propriété du terrain. Les valeurs des caractéristiques sont de nature ponctuelle, exprimant les caractéristiques du terrain à un moment donné. Cela ne nous a pas conduit à considérer des modèles neuronaux récurrents tels que LSTM, comme plusieurs travaux de la littérature l'ont fait.

Il convient également de noter qu'aucun motif local ne peut être pris en compte dans les données exprimées par les variables utilisées. Ce fait nous a conduit à exclure les modèles neuronaux convolutifs tels que CNN, dont l'utilisation dépend de la disponibilité de données

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

raster, telles que des relevés topographiques du terrain étudié, comme cela a été fait dans certains travaux de la littérature (Habumugisha et al., 2022 ; Merity et al., 2017).

Pour ce travail, nous avons considéré deux classes de terrain : Terrain avec glissement et Terrain sans. Cela nous a conduit à considérer deux neurones dans la couche de sortie avec une fonction d'activation soft-max. Et comme stipulé dans la littérature du domaine, la valeur d'un neurone de la couche de sortie peut être considérée comme la probabilité que l'élément d'entrée appartienne à la classe représentée par ce neurone (Chang et al., 2019).

Il est également connu dans la littérature du domaine des réseaux neuronaux, en particulier la littérature du perceptron à plusieurs couches, que la multiplicité des couches cachées n'est pas un facteur de performance du réseau, et que pour la plupart des problèmes, dont les données ne sont pas séparables linéairement, un nombre restreint de couches cachées est suffisant pour concevoir un modèle puissant (Tien Bui et al., 2016). Sur la base de ce principe, nous supposons qu'un nombre de couches variant entre 2 et 9 est suffisant pour notre problème de prédiction de la stabilité du terrain. Il convient de noter ici que cette observation ne peut pas être généralisée pour tous les réseaux neuronaux profonds. Par exemple, le NCC dans un CNN peut être élevé, voire très élevé. Cependant, ces couches cachées sont principalement des couches convolutives et de pooling assurant l'extraction automatique de caractéristiques et la réduction de données. Cependant, pour ces réseaux, les couches cachées entièrement connectées, effectuant la tâche de prédiction (classification/détection), ne nécessitent pas un grand nombre de couches et peuvent être limitées à seulement deux (Habumugisha et al., 2022).

IV.4.2.3 Espace de recherche d'hyperparamètres

Nous rappelons que notre objectif est de concevoir le modèle neuronal le plus optimal pour la prédiction de la nature d'un terrain, en fonction des données qui le caractérisent. Le modèle choisi est le perceptron multicouche profond, dont il est nécessaire de déterminer ses hyperparamètres, savoir le nombre de couches cachées, le nombre de neurones par couche cachée, et ce en supposant que toutes les couches cachées sont constituées d'un même nombre de neurones. Ces deux hyperparamètres définissent bien l'architecture du modèle. Pour notre travail, nous avons considéré un troisième hyperparamètre qui concerne l'apprentissage et qui consiste au nombre d'époques lors de l'entraînement du modèle. En effet, une valeur optimale, bien sélectionnée de ce paramètre permet d'avoir un modèle équilibré en termes de prédiction, dans le sens où les éléments de test et de validation seront classifiés avec une performance comparable à celle des éléments d'entraînement (Adam et Lorraine, 2019). En d'autres termes, si on pousse le nombre d'époques à des valeurs élevées, les éléments d'entraînement seront bien classifiés, par contre les éléments de test et de validation le seront significativement moins. Ceci est connu dans le domaine d'apprentissage automatique par le problème de sur-apprentissage ou du manque de généralisation (Kali Ali, 2024 ; Buisine, 2021).

Soit NCC, NNC et NEP respectivement le nombre de couches cachées du modèle, le nombre de neurones par couche cachée et le nombre d'époques lors de la phase d'apprentissage (Li and Spratling, 2022).

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

Ainsi, nous avons considéré l'espace de recherche comme suit :

Espace de recherche = $\{2, 3, \dots, 9\} \times \{5, 10, 15, \dots, 115\} \times \{10, 20, \dots, 200\}$, représentant toutes les combinaisons possibles des trois hyperparamètres : NCC variant dans l'ensemble $\{2, 3, \dots, 9\}$, NNC variant dans l'ensemble $\{20, 25, 30, \dots, 115\}$, et NEP variant dans l'ensemble $\{10, 20, \dots, 190\}$.

Cet espace consiste en un nuage de points tridimensionnel où le nombre total de points est de $8 \times 23 \times 20$, représentant 3680 architectures possibles du perceptron à plusieurs couches à vérifier.

On remarque bien que ce nombre d'architectures est très élevé pour qu'elles soient toutes testées, notamment que pour chaque architecture on devrait procéder à l'apprentissage et au test du modèle en utilisant toute la base d'apprentissage (Li et Spratling, 2022). Il est donc indispensable de procéder par des méthodes d'optimisation dont l'objectif est d'aboutir à une architecture considérée suffisamment optimale vis-à-vis d'un critère de performance donnée.

IV.4.2.4 Recherche de l'architecture optimale

Nous exprimons le problème de recherche de l'architecture optimale du modèle comme un problème d'optimisation, où il est nécessaire de définir une fonction objective pour trouver son optimum. Dans le cas de la recherche d'architectures neuronales, plusieurs fonctions objectives peuvent être définies (Li et Talwalkar, 2019). Pour notre cas, nous avons choisi l'exactitude du modèle comme fonction objectif, à maximiser dans ce cas. Cette fonction est calculée selon l'expression suivante :

$$\text{Exactitude} = \frac{VP+VN}{\text{Total}}$$

Où VP et VN sont les nombres respectivement de vrais positifs et de vrais négatifs, et Total est le nombre total de cas : $VP+VN+FP+FN$, où FP et FN sont les nombres respectivement de faux positifs et de faux négatifs (comme cela a déjà été indiqué précédemment). Comme les données de test sont sélectionnées de manière aléatoire à partir des données d'apprentissage (généralement à un pourcentage de 20%), nous obtenons une valeur d'exactitude différente à chaque test du modèle. Par conséquent, nous exécutons le test 10 fois et retenons les meilleurs scores obtenus parmi les 10 tests.

Il convient également de noter que les fonctions à optimiser (exactitude, précision, etc.) dépendent de 3 variables, à savoir NCC, NNC et NEP (Li et Spratling, 2022). Cette fonction est non linéaire et concave, ce qui peut admettre plusieurs optimums locaux que nous devons éviter lors de la recherche de l'optimum global (solution recherchée). Par conséquent, les méthodes de recherche exactes telles que la descente de gradient (Li and Spratling, 2022) sont inefficaces dans de tels cas, et conduisent souvent à des optimums locaux. Dans la littérature des NAS, plusieurs approches ont été utilisées, principalement l'optimisation bayésienne (Pham et al., 2018), les méta-heuristiques et l'apprentissage par renforcement (Mandal et al., 2019). Dans notre travail, nous avons considéré la méta-heuristique de recuit simulé (Kuo et al., 2022), car notre espace de recherche est discret (nuage de points clairsemé). De plus, le recuit simulé est connu pour sa faible complexité computationnelle, par rapport à d'autres méta-heuristiques, principalement celles évolutionnaires.

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

L'algorithme du recuit simulé, et en utilisant une grandeur de température, permet d'altérer les deux phases d'une méta-heuristique en général, à savoir la phase d'exploration et la phase d'exploitation. Au début, et à haute température, l'algorithme a tendance à étendre l'exploration en acceptant beaucoup de mauvaises solutions dans le but de faire surmonter le problème des optimums locaux. Avec la baisse de température, on concentre plus sur l'exploitation en acceptant peu de mauvaises solutions et en se concentrons que sur de bonnes solutions.

L'algorithme suivant est une personnalisation du recuit simulé pour le problème de recherche d'architectures neuronales optimales pour la catégorisation des terrains :

Algorithme NAS_Simulated_Annealing

Temp=Temp0

Architecture = Initial_Architecture

Accuracy=Evaluate(Arcitecture)

While Temp>0 **do**

For i =1 to MaxIterations **do**

 New_architecture = Neighbor(Arcitecture)

 AccuracyNA = Evaluate(New_architecture)

If (AccuracyNA > Accuracy) **then**

 Architecture= New_architecture

 Accuracy= Accuracy NA

Else

 rv = random_uniform(0,1)

If rv<Exp((Accuracy NA- Accuracy)/Temp) **then**

 Architecture= New_architecture

 Accuracy = Accuracy NA

End if

End If

End For

 T=T-DT

End While

END

Function Evaluate(Architecture)

XTrain,Xtest,YTrain, Ytest = Partition_learning_data (20% test)

Build Sequential Model:

 Create Input_layer(Number_variables)

For i =1 to Arcitecture.NCC **do**

 Add_layer(Arcitecture.NNC, ReLU)

End for

 Add_layer(2,soft-max)

End Construction

Train_Model(XTrain, YTrain)

YPred = Predict(Xtest)

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

Return Accuracy(Y_{pred}, Y_{test})

END

À la fin de l'exécution de l'algorithme `NAS_Simulated_Annealing`, qui appelle à chaque itération la fonction "Évaluer" qui construit le modèle, l'entraîne et calcule son exactitude, nous aurons l'architecture optimale du perceptron à plusieurs couches profondes. Ce dernier sera sauvegardé pour une utilisation future avec des données réelles en fonctionnement.

IV.4.3 Analyse et optimisation des facteurs de conditionnement des glissements de terrain

L'élaboration des facteurs de conditionnement nécessaires ne garantit pas forcément leur adéquation en tant qu'ensemble de données d'entrée pour les modèles. En fait, il est essentiel de vérifier l'intégrité de cet ensemble en effectuant une certaine analyse, notamment à travers le calcul des coefficients de corrélation tel que les tests statistiques de Pearson et Spearman, ainsi que la détection de la multi-colinéarité avant de procéder aux modélisations ; principalement pour assurer l'absence d'indépendance entre les facteurs de conditionnement et l'inventaire des glissements de terrain. L'analyse des résultats de corrélation de Pearson et Spearman, présentée dans le tableau IV.2, met en évidence des facteurs ayant une influence variable mais significative sur les glissements de terrain. Certains facteurs affichent des corrélations positives, indiquant qu'ils favorisent la survenue des glissements, tandis que d'autres présentent des corrélations négatives, suggérant un effet stabilisant.

Parmi les facteurs les plus influents, la pente se distingue avec une corrélation positive forte (0.534 en Pearson, 0.491 en Spearman), confirmant que des pentes abruptes augmentent le risque de glissement. L'élévation, avec une corrélation modérée (0.147 en Pearson, 0.299 en Spearman), suggère une exposition accrue aux glissements dans les zones en altitude, potentiellement en raison du ruissellement et de l'érosion. Bien que l'aspect de la pente et le type de sol présentent des corrélations plus faibles (0.131 et -0.102 en Pearson, respectivement), leur influence sur la stabilité des sols reste notable et ne doit pas être sous-estimée.

Inversement, certains facteurs ont un effet stabilisant, comme le NDVI, qui présente une corrélation négative forte (-0.490 en Pearson, -0.479 en Spearman), démontrant que la végétation joue un rôle clé dans la fixation des sols et la réduction des glissements. La distance aux cours d'eau (-0.369 en Pearson, -0.373 en Spearman) reflète une moindre vulnérabilité des zones éloignées des rivières. De même, la lithologie, la distance aux routes et aux failles affichent des corrélations négatives faibles, mais leur rôle reste essentiel, car ils influencent directement la résistance des sols et la stabilité structurelle des terrains, en particulier dans les zones sujettes aux perturbations géologiques et anthropiques.

Ainsi, bien que l'intensité des corrélations varie d'un facteur à l'autre, chacun de ces éléments joue un rôle à considérer dans la modélisation de la susceptibilité aux glissements de terrain, car ils influencent, à des degrés divers, la stabilité des sols et la dynamique des mouvements de terrain.

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

Tableau IV.2 Corrélation entre l'occurrence des glissements de terrain et les facteurs prédisposant.

Variables	Nombre d'individus	Min	Max	Moyenne	Écart Type	Corrélation de Pearson	Corrélation de Spearman
Pente	840	1	7	3.662	1.928	0.534	0.491
Aspect		1	5	3.438	1.343	0.131	0.128
Lithologie		1	11	4.046	3.727	-0.176	-0.273
NDVI		1	5	2.119	1.425	-0.490	-0.479
Type de sol		1	6	1.890	1.170	-0.102	-0.044
Élévation		1	6	2.850	0.984	0.147	0.299
Distance aux routes		1	6	3.699	1.633	-0.228	-0.224
Distance aux cours d'eaux		1	6	3.773	1.727	-0.369	-0.373
Distance aux failles		1	5	4.648	0.973	-0.189	-0.221

Les cartes des facteurs causaux retenus pour la modélisation (mentionnés dans le tableau IV.2) sont déjà présentées dans le chapitre III (voir partie III.6.4.4).

IV.4.4 Analyse et Interprétation des Résultats (Phase de Modélisation par NAS-DL)

Le tableau IV.2 représente les différentes architectures générées par l'application du modèle NAS-DL.

Tableau IV.3. Architectures Générées par l'Application du NAS-DL

NCC	NNC	NEP	Accuracy	Precision	Recall	F1-score	RMSE	CM	

6/6 [=====] - 0s 3ms/step									
3	23	120	0.9643	0.9655	0.9643	0.9644	0.1890	[[73, 1], [5, 89]]	
6/6 [=====] - 0s 56ms/step									
8	15	40	0.9464	0.9472	0.9464	0.9465	0.2315	[[86, 6], [3, 73]]	
6/6 [=====] - 0s 85ms/step									
4	7	160	0.9524	0.9533	0.9524	0.9523	0.2182	[[74, 6], [2, 86]]	
6/6 [=====] - 0s 62ms/step									
9	9	120	0.9821	0.9822	0.9821	0.9822	0.1336	[[72, 1], [2, 93]]	
6/6 [=====] - 0s 4ms/step									
5	13	180	0.9702	0.9703	0.9702	0.9703	0.1725	[[88, 3], [2, 75]]	
6/6 [=====] - 0s 3ms/step									
8	22	110	0.9464	0.9465	0.9464	0.9464	0.2315	[[84, 4], [5, 75]]	
6/6 [=====] - 1s 132ms/step									
6	17	190	0.9702	0.9709	0.9702	0.9703	0.1725	[[75, 1], [4, 88]]	
6/6 [=====] - 1s 131ms/step									
9	15	70	0.9345	0.9394	0.9345	0.9343	0.2559	[[72, 10], [1, 85]]	
6/6 [=====] - 1s 98ms/step									
5	6	140	0.9464	0.9491	0.9464	0.9461	0.2315	[[67, 8], [1, 92]]	
6/6 [=====] - 0s 3ms/step									
8	22	30	0.9702	0.9703	0.9702	0.9702	0.1725	[[81, 2], [3, 82]]	

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

6/6 [=====] - 0s 2ms/step							
2	7	60	0.9464	0.9478	0.9464	0.9463	0.2315 [[72, 7], [2, 87]]
6/6 [=====] - 0s 2ms/step							
7	21	70	0.9702	0.9710	0.9702	0.9703	0.1725 [[74, 1], [4, 89]]
6/6 [=====] - 0s 51ms/step							
4	16	160	0.9762	0.9762	0.9762	0.9762	0.1543 [[81, 2], [2, 83]]
6/6 [=====] - 1s 117ms/step							
7	7	130	0.9583	0.9584	0.9583	0.9583	0.2041 [[78, 3], [4, 83]]
6/6 [=====] - 1s 94ms/step							
3	21	190	0.9881	0.9881	0.9881	0.9881	0.1091 [[74, 1], [1, 92]]
6/6 [=====] - 0s 18ms/step							
4	15	160	0.9881	0.9884	0.9881	0.9881	0.1091 [[74, 0], [2, 92]]
6/6 [=====] - 0s 3ms/step							
3	17	150	0.9821	0.9827	0.9821	0.9821	0.1336 [[75, 3], [0, 90]]
6/6 [=====] - 0s 3ms/step							
5	17	100	0.9702	0.9704	0.9702	0.9703	0.1725 [[68, 2], [3, 95]]
6/6 [=====] - 0s 3ms/step							
9	23	20	0.9643	0.9646	0.9643	0.9643	0.1890 [[81, 4], [2, 81]]
6/6 [=====] - 1s 97ms/step							
3	17	140	0.9464	0.9498	0.9464	0.9465	0.2315 [[78, 1], [8, 81]]
6/6 [=====] - 0s 3ms/step							
4	8	70	0.9464	0.9479	0.9464	0.9463	0.2315 [[73, 7], [2, 86]]
6/6 [=====] - 1s 170ms/step							
5	15	160	0.9821	0.9822	0.9821	0.9821	0.1336 [[85, 2], [1, 80]]
6/6 [=====] - 0s 58ms/step							
7	7	20	0.8988	0.9004	0.8988	0.8988	0.3181 [[76, 6], [11, 75]]
6/6 [=====] - 0s 3ms/step							
2	10	140	0.9345	0.9355	0.9345	0.9347	0.2559 [[65, 4], [7, 92]]
6/6 [=====] - 0s 3ms/step							
5	12	80	0.9464	0.9484	0.9464	0.9466	0.2315 [[86, 7], [2, 73]]
6/6 [=====] - 1s 145ms/step							
5	22	10	0.9226	0.9228	0.9226	0.9224	0.2782 [[65, 8], [5, 90]]
6/6 [=====] - 1s 138ms/step							
8	8	170	0.9940	0.9941	0.9940	0.9940	0.0772 [[85, 1], [0, 82]]
6/6 [=====] - 0s 9ms/step							
6	21	120	0.9702	0.9703	0.9702	0.9702	0.1725 [[86, 2], [3, 77]]
6/6 [=====] - 0s 3ms/step							
6	12	10	0.9286	0.9297	0.9286	0.9286	0.2673 [[76, 4], [8, 80]]
6/6 [=====] - 1s 107ms/step							
8	18	10	0.9524	0.9533	0.9524	0.9523	0.2182 [[73, 6], [2, 87]]
6/6 [=====] - 0s 29ms/step							
3	21	140	0.9702	0.9708	0.9702	0.9702	0.1725 [[85, 1], [4, 78]]
6/6 [=====] - 0s 61ms/step							
6	10	120	0.9048	0.9178	0.9048	0.9050	0.3086 [[78, 15], [1, 74]]
6/6 [=====] - 0s 17ms/step							
7	14	100	0.9643	0.9668	0.9643	0.9643	0.1890 [[82, 6], [0, 80]]
6/6 [=====] - 0s 22ms/step							

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

2	21	70	0.9524	0.9525	0.9524	0.9523	0.2182	[[[67, 5], [3, 93]]]
6/6 [=====] - 0s 4ms/step								
6	22	60	0.9643	0.9645	0.9643	0.9643	0.1890	[[[76, 4], [2, 86]]]
6/6 [=====] - 0s 44ms/step								
5	7	180	0.9345	0.9356	0.9345	0.9342	0.2559	[[[66, 8], [3, 91]]]
6/6 [=====] - 0s 3ms/step								
6	15	10	0.8690	0.8722	0.8690	0.8695	0.3619	[[[65, 8], [14, 81]]]
6/6 [=====] - 0s 37ms/step								
4	14	150	0.9583	0.9591	0.9583	0.9584	0.2041	[[[71, 2], [5, 90]]]
6/6 [=====] - 0s 3ms/step								
8	23	150	0.9762	0.9764	0.9762	0.9762	0.1543	[[[79, 3], [1, 85]]]
6/6 [=====] - 0s 3ms/step								
3	17	130	0.9881	0.9884	0.9881	0.9881	0.1091	[[[83, 0], [2, 83]]]
6/6 [=====] - 0s 13ms/step								
6	14	140	0.9821	0.9822	0.9821	0.9821	0.1336	[[[88, 1], [2, 77]]]
6/6 [=====] - 0s 3ms/step								
3	23	170	0.9643	0.9643	0.9643	0.9643	0.1890	[[[98, 3], [3, 64]]]
6/6 [=====] - 0s 4ms/step								
6	12	180	0.9702	0.9709	0.9702	0.9702	0.1725	[[[81, 1], [4, 82]]]
6/6 [=====] - 0s 3ms/step								
3	19	100	0.9702	0.9703	0.9702	0.9702	0.1725	[[[77, 3], [2, 86]]]
6/6 [=====] - 0s 4ms/step								
6	21	170	0.9762	0.9773	0.9762	0.9762	0.1543	[[[79, 0], [4, 85]]]
6/6 [=====] - 0s 44ms/step								
2	9	170	0.8869	0.8874	0.8869	0.8869	0.3363	[[[74, 11], [8, 75]]]
6/6 [=====] - 0s 61ms/step								
2	17	50	0.9583	0.9584	0.9583	0.9583	0.2041	[[[84, 3], [4, 77]]]
6/6 [=====] - 0s 3ms/step								
9	16	60	0.9583	0.9584	0.9583	0.9583	0.2041	[[[77, 4], [3, 84]]]
6/6 [=====] - 1s 102ms/step								
3	12	40	0.8929	0.8936	0.8929	0.8931	0.3273	[[[60, 8], [10, 90]]]
6/6 [=====] - 0s 3ms/step								
2	21	190	0.9643	0.9643	0.9643	0.9643	0.1890	[[[81, 3], [3, 81]]]

À la fin de la modélisation, le modèle identifie et affiche l'architecture optimale offrant les meilleures performances, présentée ci-dessous.

Meilleure architecture : (8, 8, 170)

Accuracy : 0.9940

Precision : 0.9941

Recall : 0.9940

F1-score : 0.9940

RMSE : 0.0772

Confusion Matrix :

[[85 1]

[0 82]]

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

L'analyse du tableau IV.3 met en évidence le processus d'optimisation des architectures neuronales via NAS-DL, qui teste plusieurs combinaisons de NCC, NNC et NEP, afin d'identifier la meilleure architecture.

Les résultats montrent que les architectures avec un NCC et un NNC élevés ont tendance à obtenir des exactitudes (*Accuracy*) et des F1-scores plus élevés, bien qu'un nombre excessif de couches et de neurones puisse parfois entraîner un sur-ajustement ou des performances sous-optimales si le nombre d'époques est insuffisant. Par exemple, le modèle (NCC = 8, NNC = 8, NEP = 170) affiche les meilleures performances avec une exactitude de 0.9940 et un RMSE minimal de 0.0772, indiquant une convergence optimale.

En revanche, certaines architectures, comme (NCC = 6, NNC = 15, NEP = 10), montrent une précision plus faible (0.8690) avec un RMSE élevé (0.3619), ce qui suggère un manque d'apprentissage dû à un nombre d'époques trop faible. De même, les modèles avec des époques inférieures à 50 présentent globalement des résultats moins bons, démontrant que l'apprentissage n'est pas suffisant pour assurer une généralisation correcte du modèle.

Par conséquent, NAS-DL optimise efficacement les hyperparamètres, et l'architecture sélectionnée (NCC = 8, NNC = 8, NEP = 170) se distingue comme le choix optimal, équilibrant la profondeur du réseau, sa complexité et le nombre d'époques d'entraînement pour garantir une performance maximale.

IV.4.4.1 Élaboration de la Carte de susceptibilité aux glissements de terrain

Le modèle NAS-DL optimisé et sauvegardé a été utilisé pour générer les prédictions sur l'ensemble des 804678 pixels couvrant la zone d'étude. Après validation de ses performances, le modèle a été appliqué à l'échelle régionale afin de produire une cartographie détaillée de la susceptibilité aux glissements de terrain. L'ensemble des prédictions a été intégré dans ArcGIS 10.8, avec une résolution de 30x30 mètres, assurant ainsi une représentation précise des zones à risque. La carte de susceptibilité résultante a été divisée en cinq catégories distinctes (figure IV.8,9), allant de très faible à très élevée.

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

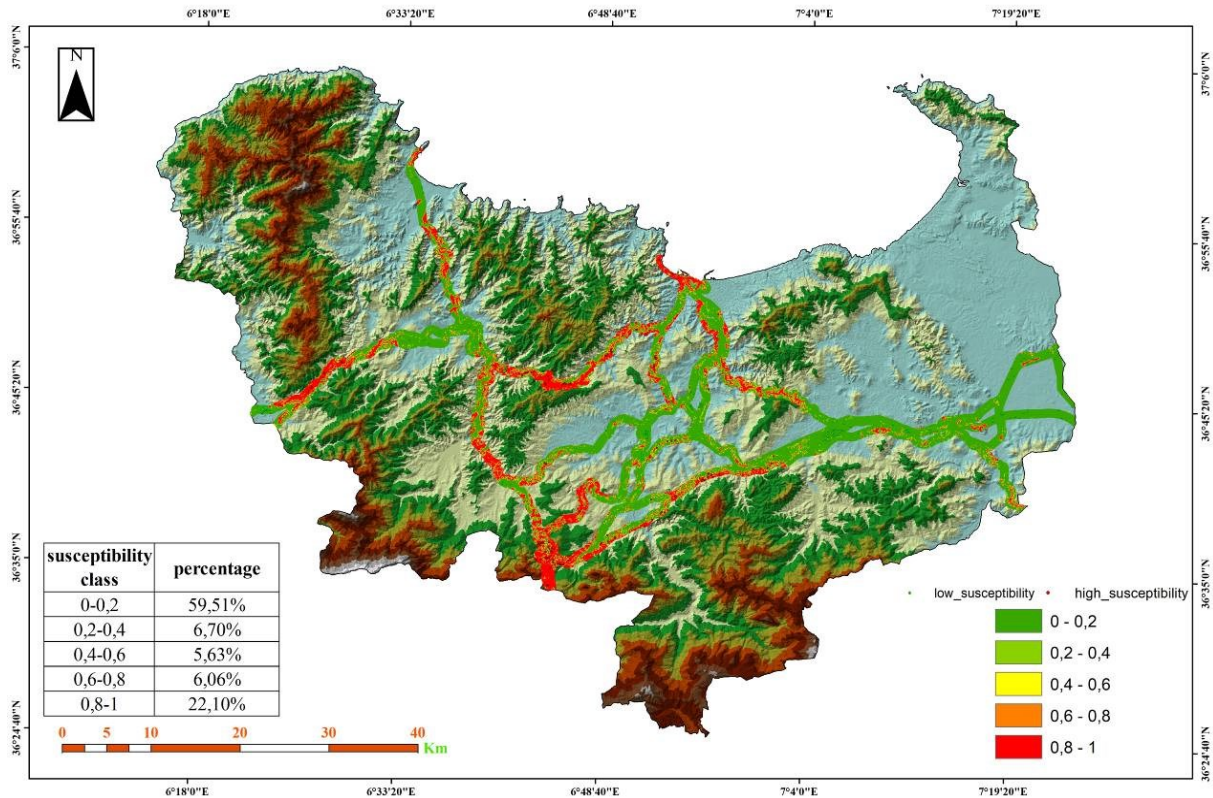


Figure IV.8 : Cartes de susceptibilité aux glissements de terrain le long des voies de communications principal de la wilaya de Skikda.

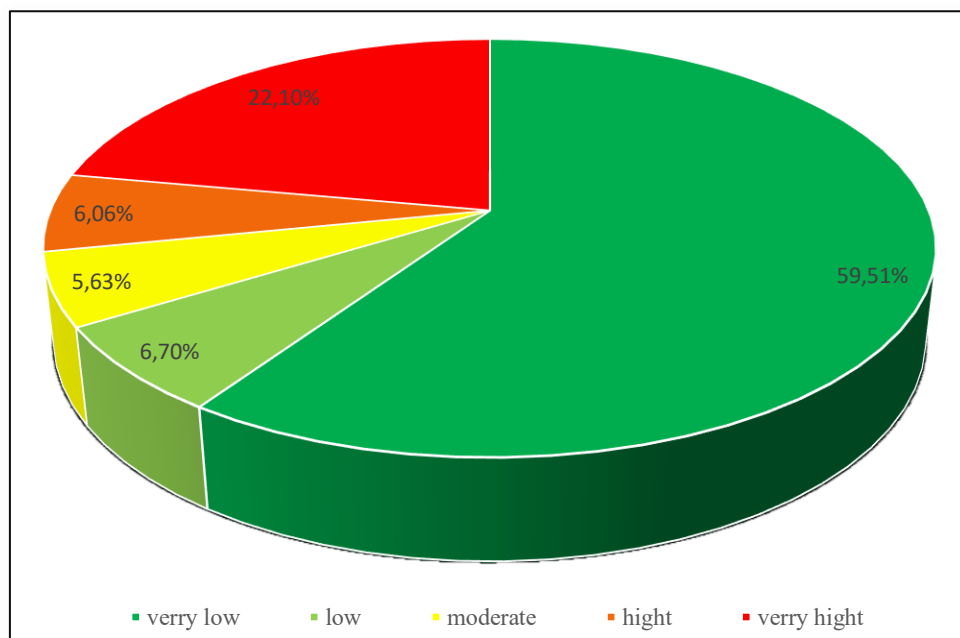


Figure IV.9 : Zones de susceptibilité en pourcentage.

La catégorie très faible de susceptibilité aux glissements de terrain représente 59,51 % de la zone d'étude, indiquant une stabilité quasi absolue. Ces zones sont principalement situées dans les plaines, où les pentes sont très douces à faibles (0 à 7 %). Elles se trouvent

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

notamment dans les régions de Ben Azzouz, Azzaba, Ain Charchar, Bekkouche Lakhdar et Emjez Edchich, caractérisées par une topographie peu accidentée. La probabilité d'occurrence de glissements de terrain y est donc extrêmement faible.

La catégorie modérée, couvrant 12,33 % de la zone d'étude, regroupe des terrains à susceptibilité faible à modérée, avec des proportions respectives de 6,7 % et 5,63 %. Ces zones se situent généralement dans les ravins et sur les transitions entre les plateaux et les piémonts, où les variations de pente commencent à devenir plus marquées. Elles sont souvent localisées dans les zones de contact entre des formations dures et molles, ce qui peut influencer la stabilité des sols. Bien que ces zones ne présentent pas un risque immédiat, elles nécessitent une attention particulière en raison de leur potentiel d'évolution vers des situations plus instables.

La catégorie élevée, représentant 6,06 % de la zone d'étude, constitue une zone de transition entre les classes modérée et très élevée. Ces terrains sont généralement localisés dans des zones accidentées, où la pente devient plus marquée et où la stabilité du sol est compromise par la présence de formations géologiques friables ou moins résistantes, telles que des argiles, marnes et schistes altérés. De plus, ces zones sont souvent caractérisées par un faible couvert végétal, limitant ainsi la capacité de fixation du sol et augmentant le risque de glissements. L'impact des facteurs externes, tels que les précipitations intenses ou les modifications anthropiques, peut y jouer un rôle déterminant dans l'activation des mouvements de terrain.

Enfin, la catégorie très élevée, qui représente 22,10 % de la zone d'étude, correspond aux zones à risque maximal de glissements de terrain. Ces terrains sont principalement situés sur des pentes raides, souvent composées de formations géologiques fragiles telles que le flysch, l'argile, la marne, le schiste et le micaschiste. Ces zones sont également caractérisées par une faible couverture végétale et une proximité aux infrastructures routières, aux réseaux de drainage et aux failles géologiques, ce qui accentue leur vulnérabilité. Un exemple notable est la section de la route nationale n° 43 dans la localité d'Oued Selsela, classée en zone rouge en raison de son exposition élevée aux glissements de terrain. Cette instabilité est attribuée à plusieurs facteurs : la présence de micaschiste fracturé, une topographie accidentée avec des pentes abruptes, ainsi que des travaux de terrassement ayant impliqué le déchargement des talus et l'enlèvement de la végétation, augmentant ainsi considérablement les risques d'érosion et de mouvements de terrain.

IV.4.4.2 Validation de la carte de la susceptibilité aux glissements de terrain

La validation des résultats obtenus par la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain utilisant NAS-DL repose sur les méthodes de cartographie mentionnées dans la partie IV.3.3 de ce chapitre. Tout d'abord, nous avons observé que le modèle optimisé a atteint des scores très élevés en termes de précision, exactitude, rappel, score F1, ainsi qu'une erreur réduite (RMSE), avec les résultats suivants : accuracy, recall et F1-score de 0.9940, une précision de 0.9941 et un RMSE de 0.0772. Ces valeurs, proches de l'optimum, démontrent l'efficacité du modèle NAS-DL.

De plus, une validation supplémentaire a été réalisée à l'aide de l'AUC-ROC et de la

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

validation spatiale, afin de confirmer les performances prédictives du modèle. Les résultats détaillés sont présentés ci-dessous.

IV.4.4.2.1 AUC-ROC

La figure IV.10 représente la valeur de l'AUC-ROC du modèle NAS-DL, qui a atteint 99,8 %, indiquant une performance très élevée. Cette métrique, largement utilisée dans la cartographie des glissements de terrain (Usta et al., 2024), confirme son excellente capacité à distinguer entre les classes positives et négatives.

L'analyse des résultats de l'AUC-ROC révèle que NAS-DL se distingue par une capacité exceptionnelle à capturer les relations complexes entre les facteurs de susceptibilité aux glissements de terrain. Son score de 99,8 % témoigne d'une généralisation optimale, minimisant les erreurs de classification et offrant une précision remarquable. Cette performance confirme l'efficacité de l'optimisation automatique de l'architecture via NAS, permettant d'obtenir un modèle robuste et parfaitement adapté à la cartographie des glissements de terrain.

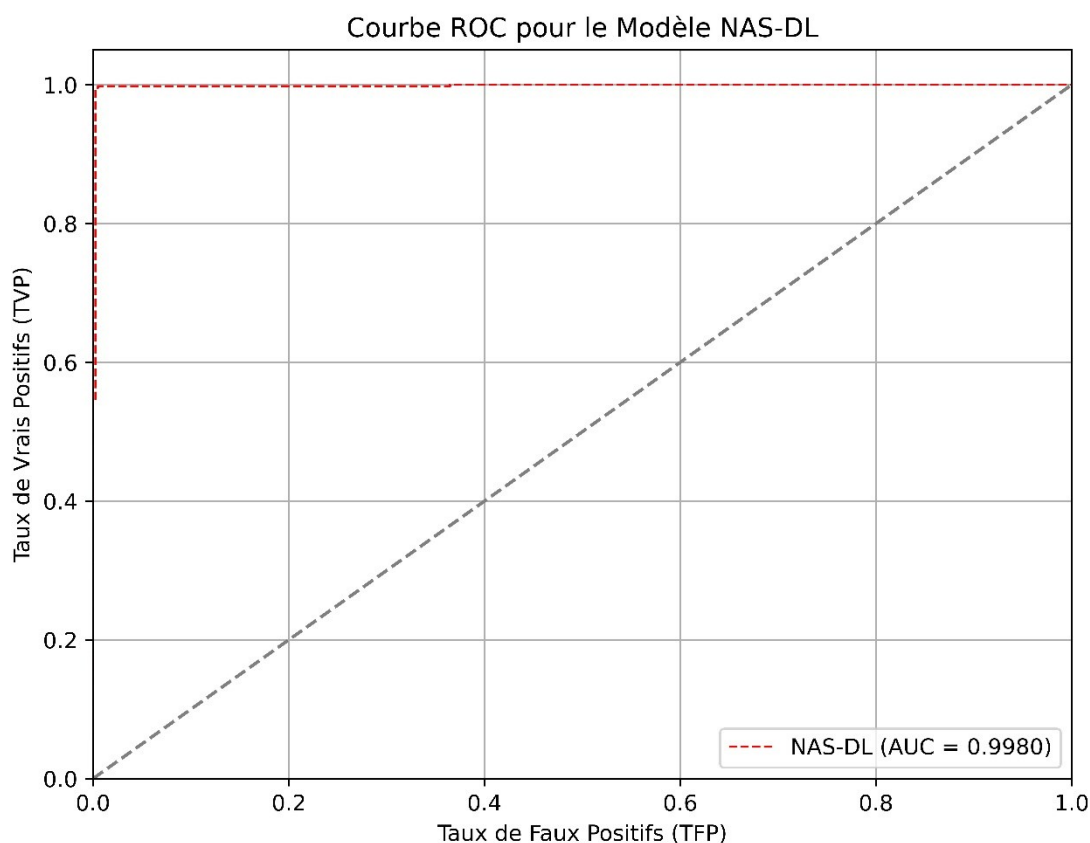


Figure IV.10 : Valeurs AUC-ROC des six modèles combinés.

IV.4.4.2.2 La Validation spatiale

L'analyse des résultats du pourcentage de susceptibilité des points de glissements de terrain actifs met en évidence la performance exceptionnelle du modèle NAS-DL. Celui-ci parvient à prédire 100 % des points de glissements de terrain actifs dans la classe de

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

susceptibilité très élevée, démontrant ainsi une capacité optimale à identifier les zones à risque.

Ce résultat confirme la précision et la fiabilité du modèle dans la cartographie des glissements de terrain, prouvant son adaptabilité aux spécificités du terrain de la région de Skikda.

Le résultat de cette validation est illustré dans la figure IV.11.

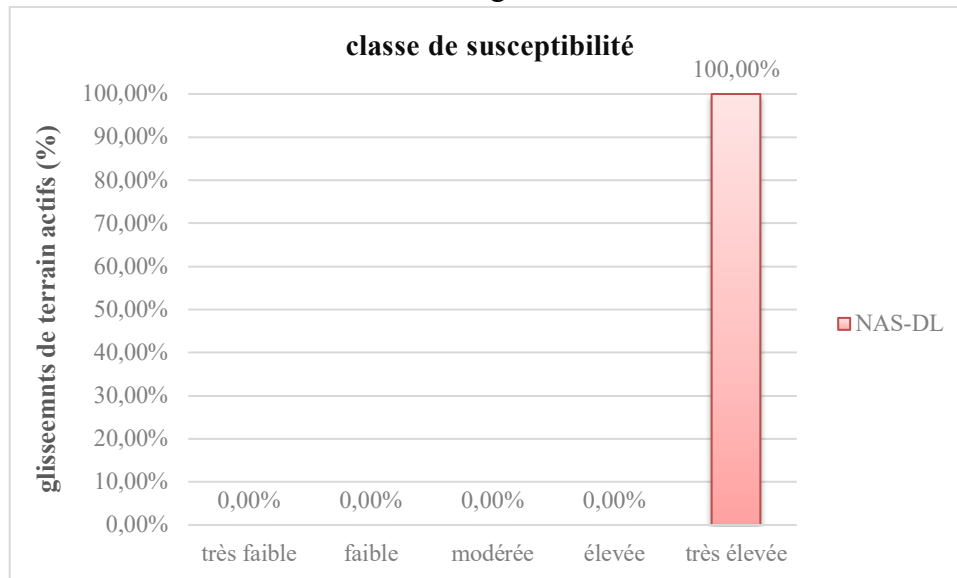


Figure IV.11 : Pourcentage de glissements de terrain actifs dans chaque classe de susceptibilité.

IV.4.4.2.3 Validation par MAE

Pour garantir une meilleure robustesse du modèle optimisé, nous avons évalué l'erreur moyenne absolue (MAE) du meilleur modèle sauvegardé. Cette métrique a été calculée en utilisant l'ensemble des données disponibles (840 points) afin d'évaluer sa capacité prédictive globale. Le modèle a affiché une valeur de MAE de 0,001839, ce qui témoigne d'une erreur extrêmement faible, confirmant ainsi sa haute performance et sa fiabilité dans la prédiction.

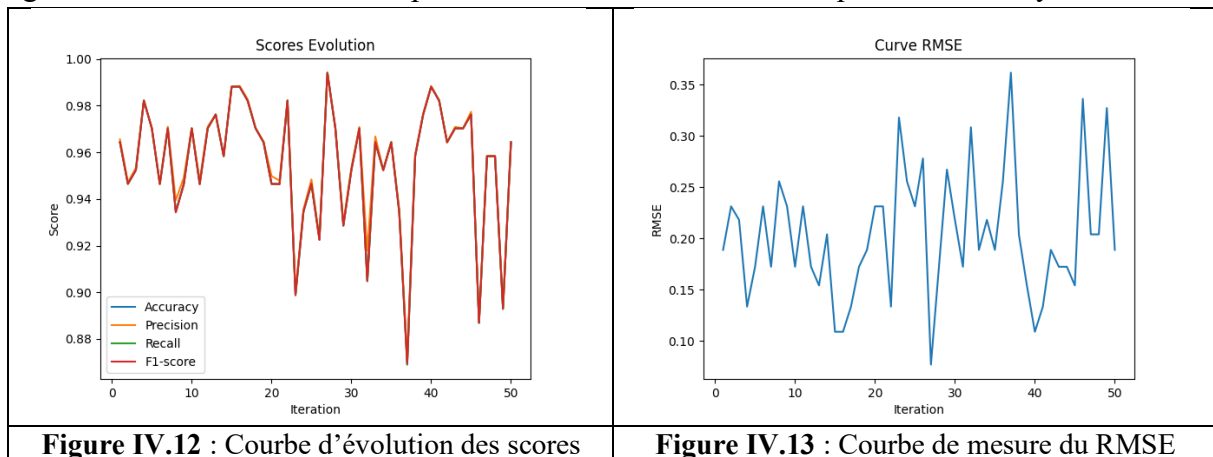
IV.4.5 Discussion

L'intégration de l'approche NAS-DL dans la modélisation de la susceptibilité aux glissements de terrain a permis d'optimiser efficacement l'architecture du modèle d'apprentissage profond, en testant plusieurs combinaisons de NCC, NNC et NEP. L'algorithme, développé sous Google Colab avec des bibliothèques Python, a automatisé l'exploration de l'espace de recherche, garantissant une sélection rigoureuse des hyperparamètres et réduisant le risque de surajustement. L'architecture optimale sélectionnée (8, 8, 170) a affiché une exactitude de 99,40 % et un RMSE de 0,0772, surpassant les performances des modèles classiques. Après validation, le modèle optimal a été utilisé pour générer des prédictions sur 804678 pixels de la zone d'étude, en cartographiant les niveaux de susceptibilité aux glissements de terrain. Les résultats montrent que 59,51 % de la zone est en catégorie très faible, caractérisée par des pentes douces (0 à 7 %) même situées dans une lithologie friable, principalement situées dans les régions de Ben Azzouz, Azzaba, Ain

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

Charchar, Bekkouche Lakhdar et Emjez Edchich. La catégorie faible (6,7 %) et modérée (5,63 %) se trouvent généralement en transition entre les plaines et les reliefs, dans des ravins et sur des pentes modérées avec des formations géologiques sensibles aux glissements. La catégorie élevée (6,06 %) est localisée dans des terrains accidentés avec un faible couvert végétal et des formations géologiques friables ou peu résistantes, souvent en transition vers la catégorie très élevée. Enfin, la catégorie très élevée (22,10 %) regroupe les zones les plus à risque, caractérisées par des pentes raides, des sols instables (flysch, argile, marne, schiste, micaschiste), une faible densité de végétation et une proximité des routes, rivières et failles géologiques, comme la section de la route nationale N°43 dans la localité d'Oued Selsela, classée en "zone rouge" en raison de sa forte vulnérabilité. L'ensemble des résultats confirme l'efficacité du NAS-DL dans l'optimisation du modèle et la classification fiable des zones à risque, offrant ainsi une base solide pour une gestion proactive des risques et une planification adaptée des infrastructures routières dans la wilaya de Skikda.

L'optimisation du modèle NAS-DL a permis d'obtenir une architecture performante pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain. L'évaluation des résultats repose sur cinq métriques clés : exactitude, précision, rappel, F1-score (figure IV.12) et RMSE (figure IV.13), garantissant une analyse fiable des performances du modèle. Les figures IV.12 et 13, qui illustre l'évolution des scores et de la RMSE au fil des 50 itérations, met en évidence la meilleure architecture trouvée par le NAS-DL. Une diminution progressive de la RMSE, passant de 0,3363 à 0,0772, confirme l'amélioration de la précision du modèle à mesure qu'il s'entraîne sur davantage de données. Parallèlement, l'augmentation continue des scores de classification, atteignant 0,9940 en exactitude, démontre une capacité croissante à prédire correctement la susceptibilité aux glissements de terrain. Ces résultats valident l'efficacité du NAS-DL dans la sélection automatique des hyperparamètres optimaux, garantissant une modélisation précise et robuste des zones à risque dans la wilaya de Skikda.



Indéniablement, l'intégration de méthodes avancées comme NAS améliore significativement la précision et la fiabilité de la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain. Les résultats obtenus constituent une base robuste pour orienter des décisions stratégiques en matière d'aménagement du territoire et de sécurisation des infrastructures, contribuant ainsi à une gestion optimisée des risques de glissements de terrain dans la province de Skikda.

IV.5 Application sur le bassin versant d'Oued Guebli

La deuxième zone d'étude est représentée par un sous-bassin versant situé dans la wilaya de Skikda. Ce sous-bassin représente presque un quart de la superficie de la wilaya et est connu pour l'occurrence répétée de glissements de terrain.

IV.5.1 Description du bassin versant d'Oued Guebli

Situé au nord-ouest de la wilaya de Skikda, le bassin versant d'Oued Guebli fait partie des bassins côtiers du Constantinois (figure IV.14). Il est alimenté par Oued Guebli et ses ruisseaux, s'étendant entre la longitude 6° 23' et 6° 47' Est et la latitude 36°35' et 36°58' Nord, couvrant une superficie de 993 km², presque entièrement située dans la wilaya de Skikda. Il est délimité par : au nord par la mer Méditerranée, au sud et au sud-ouest par le bassin de l'Oued Rhumel, à l'est par les bassins de l'Oued Saf-Saf et de l'Oued Bibi, et au nord-ouest par le bassin côtier du Cap Bougaroun. Le bassin versant d'Oued Guebli est divisé en trois unités topographiques distinctes : les montagnes, les collines et les vallées. Les montagnes couvrent la grande majorité du bassin, s'étendant en chaînes généralement orientées du sud-ouest au nord-est (Djebel Sidi Dris, avec une altitude de 1 364 m) et du nord au sud (massif du Collo : Djebel El Goufi avec une altitude de 1 183 m). Les collines s'étendent vers le sud à partir des montagnes situées au nord du bassin, comprenant des sommets tels que Djebel Boukhalouf atteignant une altitude de 479 m, Djebel Guern Aicha à 540 m, Djebel Bou Melloul à 645 m, Djebel Zefzaf à 630 m, Djebel Bounab à 662 m et Djebel Bou Bellout à 645 m. Quant aux vallées, il y en a une première, drainée par l'Oued Guebli, couvrant une superficie de 12 123 ha, et une seconde au sud-ouest, partie du sous-bassin de Guenitra, drainée par l'Oued Fessa. Cette zone est caractérisée par une variété de pentes, qui peuvent être divisées en quatre classes distinctes : (1) pentes faibles (moins de 3 %) : qui coïncident avec une petite zone limitée à la vallée de Guebli et la plaine de Collo. Il s'agit d'une zone de réception et d'accumulation hydrologique, très exposée au risque d'inondation ; (2) pentes moyennes (3 - 12,5 %) : fréquentes et couvrant la moitié du bassin, elles sont principalement situées dans la partie centrale du bassin ; Kerkra, Tamalous, Bin El Ouiden, Sidi Mezghiche, etc. ; (3) pentes raides (12,5 - 25 %) : qui occupent les collines formant l'extension des montagnes du nord au sud du bassin (Djebel Guern Aicha, Djebel Bou Melloul, Djebel Zefzaf, Djebel Bounab, Djebel Bou Bellout) ; et enfin (4) très fortes pentes (plus de 25 %) : qui correspondent aux montagnes de hauteurs variables. Elles s'étendent sous forme de chaînes généralement orientées sud-ouest - nord-est (Djebel Sidi Dris) et nord-sud (massif du Collo : Djebel El Goufi).

Les principales caractéristiques géologiques de la région ont été établies par Bouillin (1977). La zone d'étude se situe dans l'Atlas tellien oriental, dont la géologie complexe a été détaillée dans les travaux de Mahjoub (1991). La Petite Kabylie est composée de plusieurs unités géologiques séparées par des contacts anormaux, du nord au sud : le socle kabyle, la chaîne calcaire, les séries de flysch et les séries telliennes. Ces séries sont localement recouvertes par des argiles et grès numidiens, des formations continentales post-nappe et des formations marines pliocènes. Le socle kabyle, la chaîne calcaire, le flysch et le Kabyle et Numidien Oligo-Miocène forment les zones internes, tandis que le domaine tellien et le

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

Miocène post-nappe forment les zones externes. La région est géologiquement complexe en raison du chevauchement des nappes déplacées sur des dizaines de kilomètres par plusieurs phases tectoniques, dont la première s'est produite au cours de la période Lutétienne, divisant les formations en unités pré-Lutésiennes, post-Lutésiennes et post-nappes.

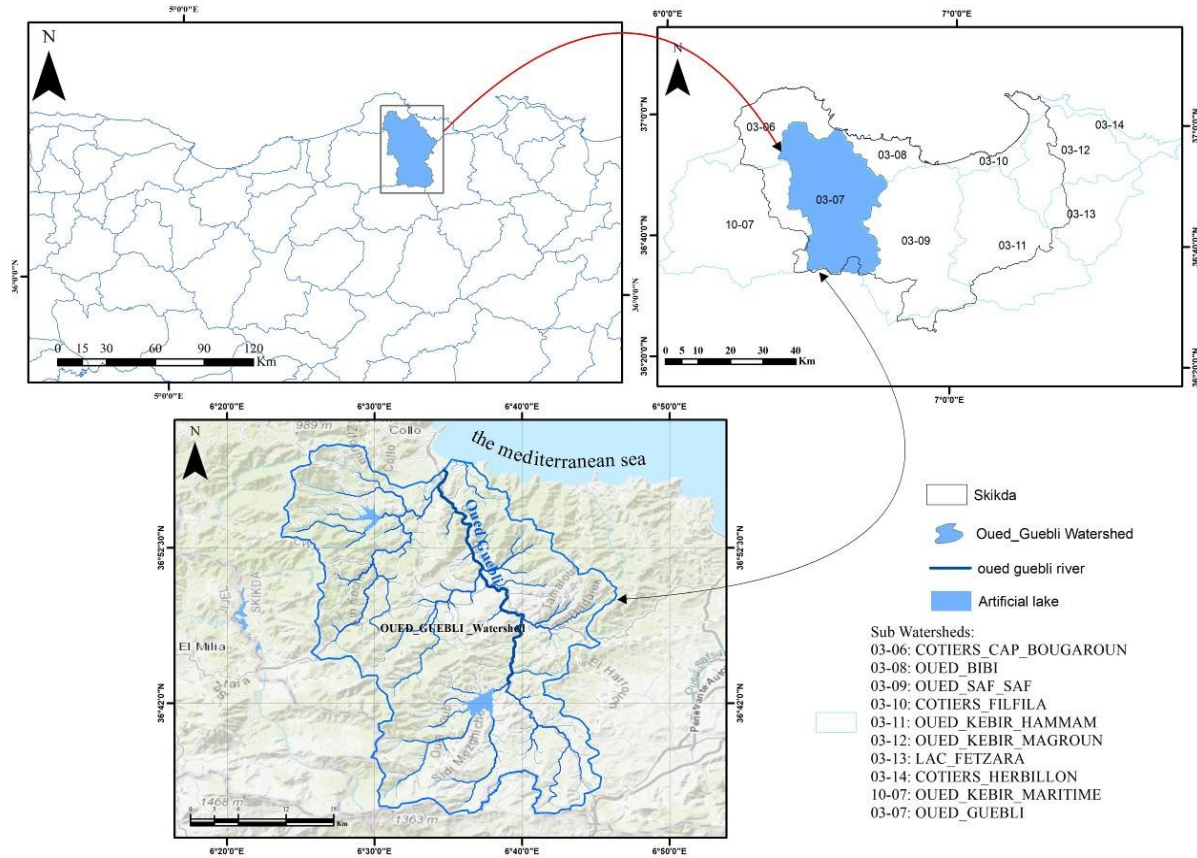


Figure IV.14 Localisation géographique du bassin versant d'Oued-Guebli.

IV.5.2 Etapes de la modélisation

La méthodologie suivie est presque similaire à celle utilisée pour l'évaluation de la susceptibilité aux glissements de terrain le long du réseau routier principal, sauf que l'évaluation repose sur six modèles d'apprentissage automatique : DL, SVM, LR, XGBoost, GBM et LGBM. La base de données a été divisée en deux sous-ensembles : 80 % pour l'entraînement et 20 % pour le test des modèles. Ces modèles sont ensuite comparés entre eux en utilisant des indicateurs de performance statistique tels que l'exactitude, la précision, le F1-score, la sensibilité, la spécificité et le RMSE. Après cette évaluation, le modèle optimal est sélectionné grâce à une validation par l'analyse AUC-ROC et une validation spatiale. Le modèle retenu est alors appliqué aux nouvelles données pour prédire les zones à risque en vue de produire la carte visée dans le bassin versant d'Oued Guebli.

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

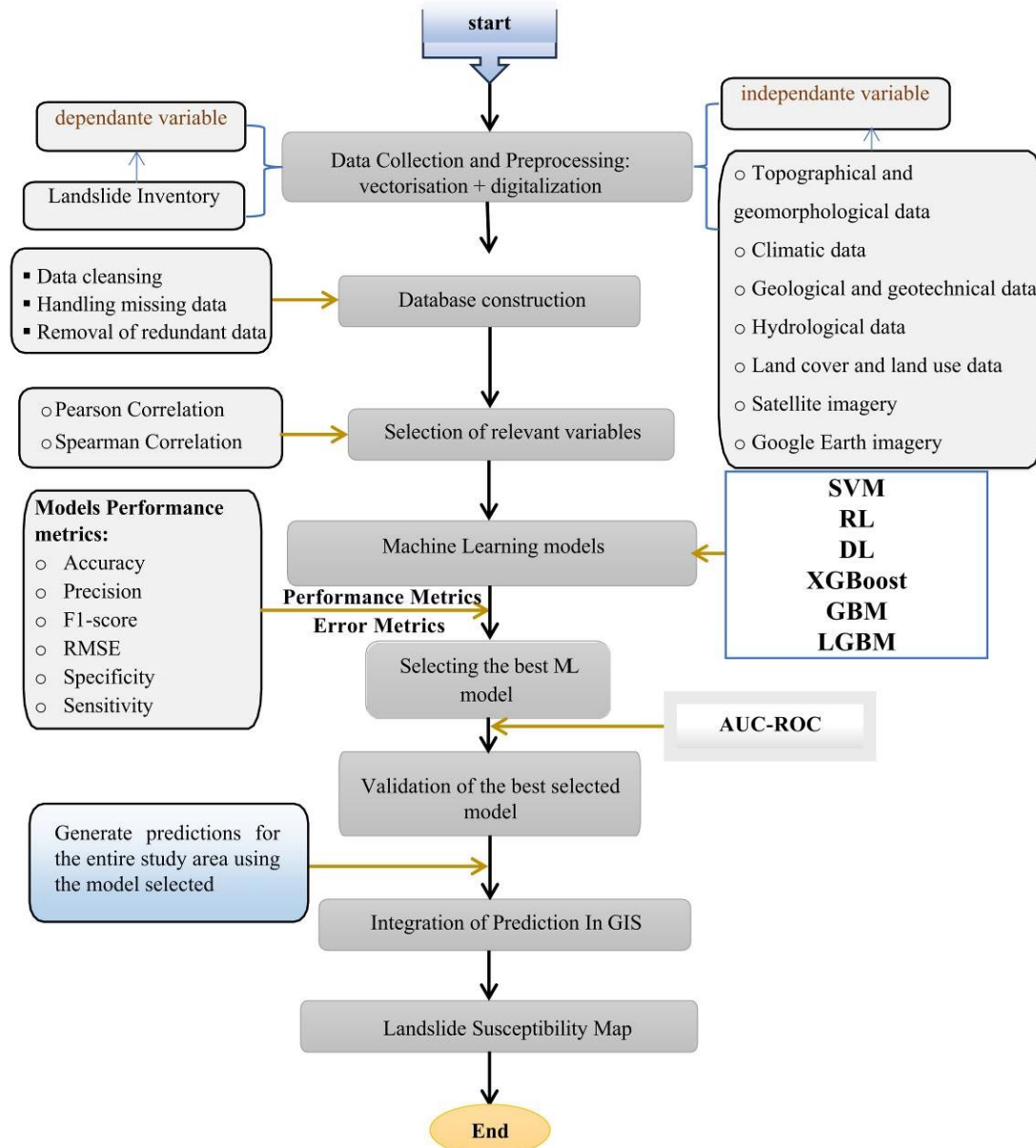


Figure IV.15 : Organigramme des principales étapes de la méthodologie de recherche.

La figure IV.16 représente l'emplacement géographique des glissements de terrain recensés dans le bassin d'étude. Une analyse approfondie met en évidence que les régions de Bouchetata, Oum Toub et Ain Bouziane enregistrent le plus grand nombre d'événements, ce qui a été détaillé dans le chapitre III. Ces régions, traversées par des routes exposées à des formations géologiques fragiles et à des conditions géomorphologiques accidentées, constituent des zones critiques où les mouvements de terrain sont plus fréquents.

Par ailleurs, la figure IV.17 illustre certaines instabilités observées le long du réseau routier, mettant en évidence des zones où les glissements ont eu des impacts significatifs. Au total, 284 sites ont été inventoriés, dont 142 glissements de terrain confirmés par des observations de terrain. Pour garantir une approche équilibrée dans la modélisation, 142

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

points stables ont également été intégrés à la base de données, en tenant compte de divers paramètres influents tels que la période de déclenchement, la nature des sols, la couverture végétale, la direction du glissement, le type de rupture de pente, la lithologie, la superficie des masses en mouvement, la profondeur de la nappe phréatique, le mécanisme de rupture, les gradients des versants et la proximité des infrastructures routières et des cours d'eau. Cette démarche rigoureuse a permis d'établir une carte d'inventaire fiable et complète, essentielle pour la modélisation et l'évaluation des risques liés aux glissements de terrain.

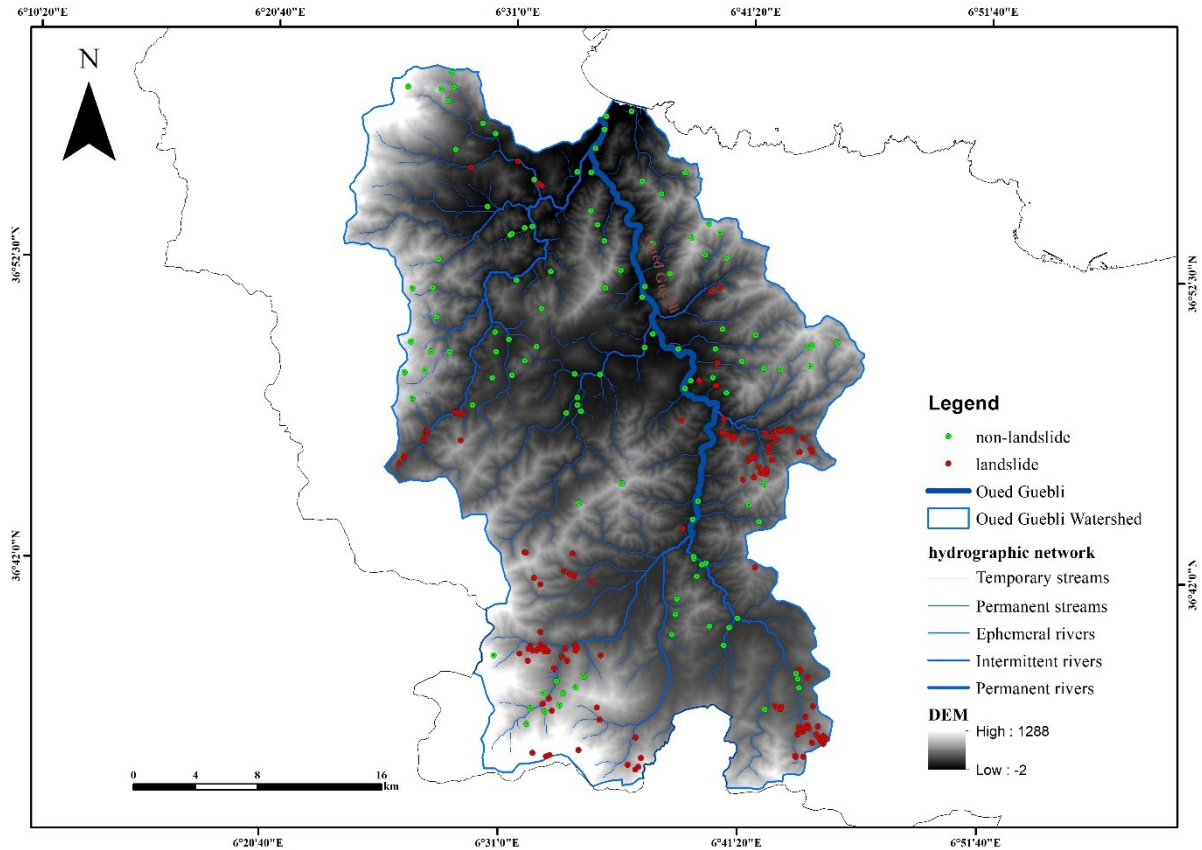


Figure IV.16 : Localisation géographique des glissements de terrain inventoriés.





Figure IV.17 : Glissements de terrain dans le bassin versant de l'Oued Guebli : (a) Glissement de terrain rotationnel observé sur la route nationale n° 43 (Ain Kechera) avant 2001 ; (b) Glissement de terrain rotationnel observé sur la route nationale n° 43 (Ain Kechera) en 2014 ; (c) Glissement de terrain rotationnel également observé sur la route nationale n° 44-AA (Syayera) en 2018 ; (d) Glissement de terrain rotationnel observé dans la commune d'El Hadaiek en 1999.

IV.5.2.1 Analyse et optimisation des facteurs de conditionnement des glissements de terrain

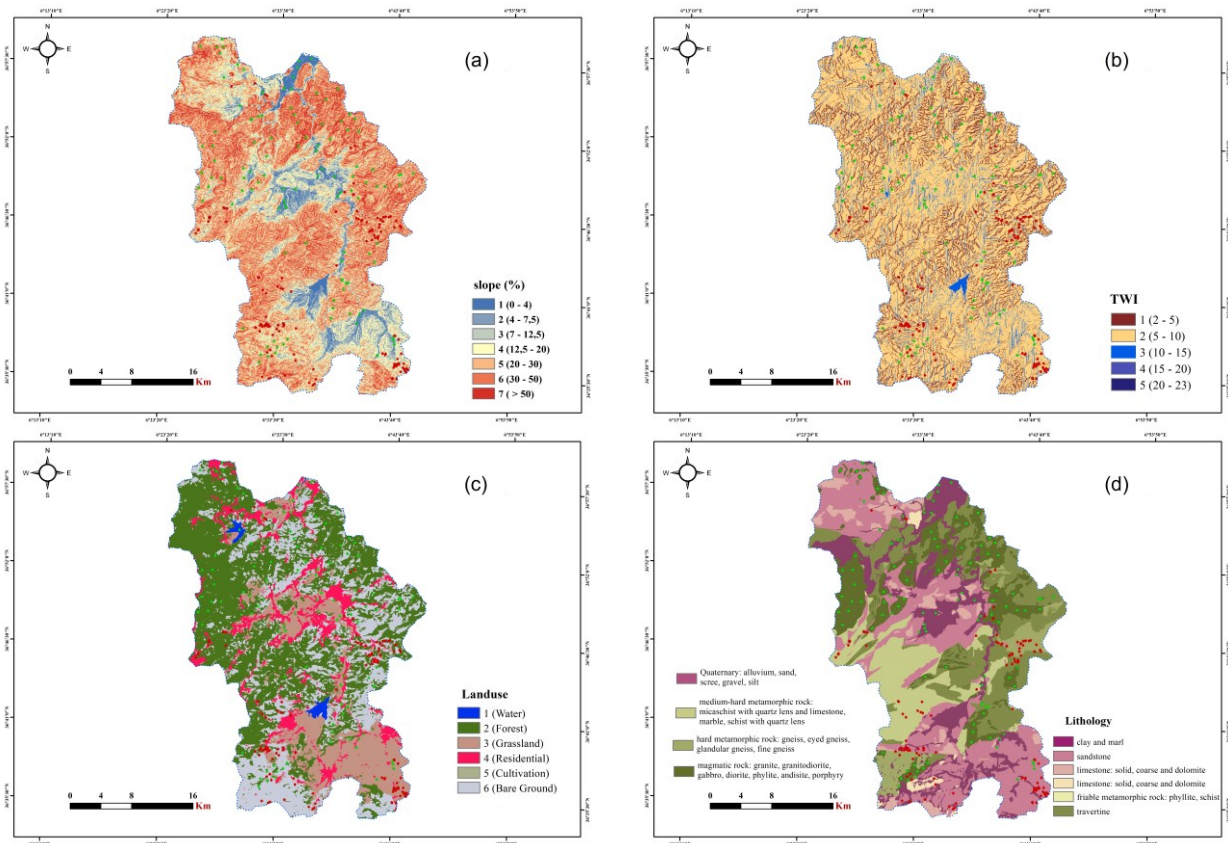
Le tableau IV.4 met en évidence les relations entre divers facteurs prédisposants et l'occurrence des glissements de terrain à travers les coefficients de corrélation de Pearson et de Spearman. La pente apparaît comme un facteur clé avec une corrélation positive modérée (0.43 en Pearson et 0.36 en Spearman), confirmant que les terrains abrupts sont plus sujets aux glissements. L'occupation du sol montre une influence faible mais positive (0.18 pour les deux tests), suggérant que certaines utilisations des terres peuvent légèrement contribuer à l'instabilité (notamment les sols nus, terres agricoles, et le couvert végétale). En revanche, la lithologie présente une corrélation négative modérée (-0.35 en Pearson et -0.31 en Spearman), indiquant que certaines formations géologiques fragiles favorisent les glissements, tandis que d'autres plus résistantes stabilisent les pentes. Le TWI affiche une faible corrélation négative (-0.18 et -0.20), révélant un impact limité de l'accumulation d'eau sur l'instabilité des sols. Le NDVI se distingue par une corrélation négative forte (-0.59 et -0.58), soulignant le rôle stabilisateur de la densité de la végétation, qui réduit significativement le risque d'érosion et de glissement. Les distances aux infrastructures naturelles et anthropiques influencent également la stabilité : la distance aux routes (-0.23 et -0.24) et la distance aux cours d'eau (-0.38 et -0.39) affichent des corrélations négatives modérées, traduisant l'effet déstabilisant des activités humaines et de l'érosion hydrique. De même, la distance aux failles géologiques présente une corrélation négative plus faible (-0.17 pour les deux tests), suggérant une fragilité accrue dans les zones proches des failles. Ces résultats confirment que la pente et la végétation sont les facteurs dominants influençant la susceptibilité aux glissements, tandis que les conditions géologiques et hydrologiques jouent un rôle non négligeable. Cette analyse permet ainsi d'affiner la sélection des variables pertinentes pour la modélisation et la cartographie des risques de glissements de terrain.

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

Tableau IV.4 Corrélation entre l'occurrence des glissements de terrain et les facteurs prédisposants.

Variables	Nombres d'individus	Min	Max	Moyen	Écart-type	Corrélation de Pearson	Corrélation de Spearman
Pente	284	1	7	4.23	1.86	0.43	0.36
Occupation du sol		1	6	3.83	1.62	0.18	0.18
Lithologie		1	10	5.77	3.29	-0.35	-0.31
TWI		1	4	1.94	0.51	-0.18	-0.20
NDVI		1	5	2.50	1.57	-0.59	-0.58
Distance aux routes		1	6	3.55	1.63	-0.23	-0.24
Distance aux cours d'eaux		1	6	3.90	1.73	-0.38	-0.39
Distance aux failles		1	5	4.44	1.24	-0.17	-0.17

Les cartes des facteurs retenus pour la modélisation sont présentées dans la figure IV.18.



Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

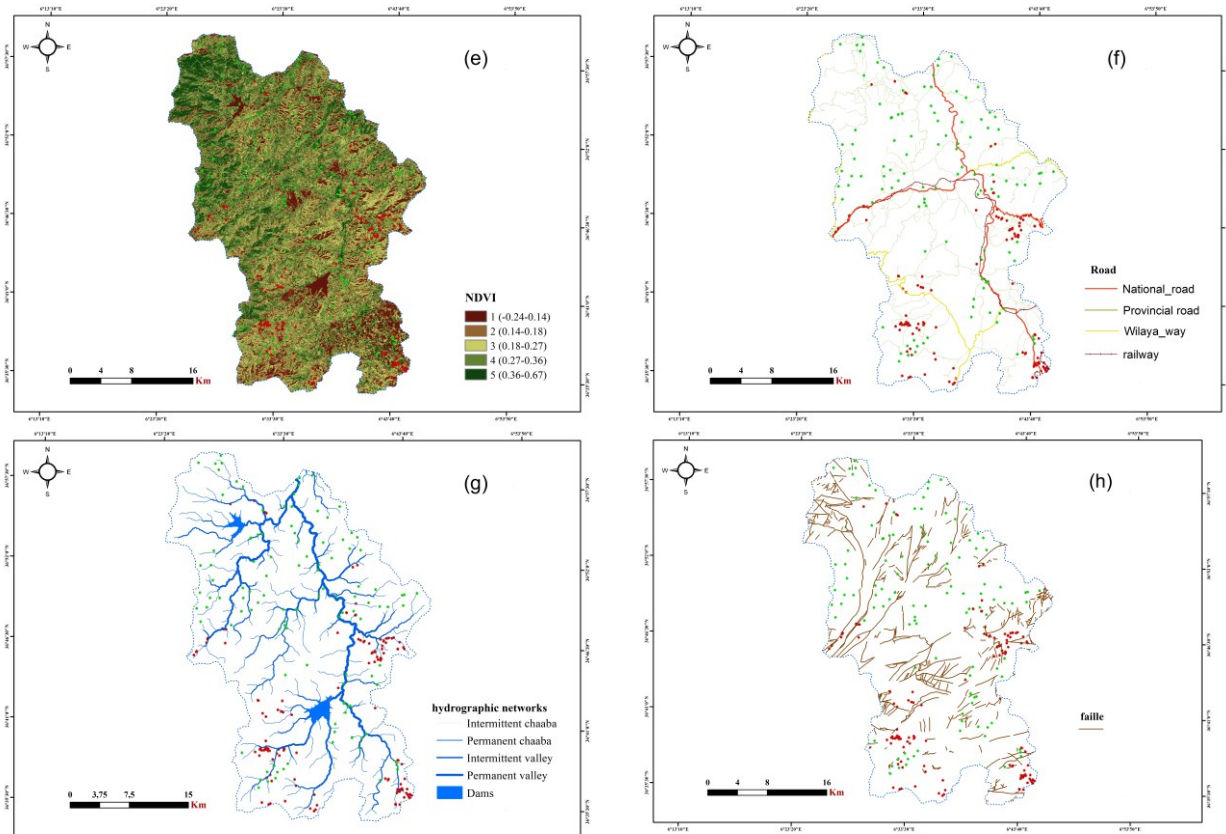


Figure IV.18 : Facteurs causaux des glissements de terrain : (a) pente, (b) TWI, (c) occupation du sol, (d) lithologie, (e) NDVI, (f) distance aux routes, (g) distance aux cours d'eau, (h) distance aux failles.

En combinant l'inventaire des glissements de terrain et les facteurs de causalité, l'étape suivante consiste à modéliser ces données à l'aide des modèles d'apprentissage automatique choisis dans cette étude pour leurs performances prédictives.

IV.5.2.2 Résultats de métriques de performance

Pour cette étude, comme décrit précédemment, six métriques de contrôle de la performance des modèles ont été utilisées. Le calcul de ces métriques est basé sur les prédictions des modèles pour les deux classes du terrain : VP, VN, FP et FN.

Pour plus de détails, les valeurs de VP, VN, FP et FN ont été calculées en comparant les prédictions des modèles avec un seuil de 0,5. Une valeur prédite $< 0,5$ correspond à un terrain stable, tandis qu'une valeur prédite $\geq 0,5$ correspond à un terrain instable. Un modèle performant est défini comme étant capable de prédire des taux élevés de VP et VN, ce qui se traduit par des valeurs élevées des métriques suivantes : exactitude, précision, spécificité, sensibilité, F1- score, ainsi qu'un RMSE faible.

Le tableau IV.5 présente les métriques de performance des modèles DL, SVM, LR, XGBoost, GBM et LGB au cours de la phase de validation.

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

Tableau IV.5 Performances des modèles durant la phase de validation.

	Exactitude	Précision	F1-score	Spécificité	Sensibilité	RMSE
SVM	0.982	1.00	0.981	1,00	0.962	0.132
LR	0.912	0.925	0.909	0.93	0.892	0.296
DL	0.982	0.983	0.981	1.00	0.982	0.132
XGBoo	0.988	0.988	0.988	1.00	0.988	0.107
LGBM	0.988	0.988	0.988	1.00	0.988	0.107
GBC	0.988	0.988	0.988	1.00	0.988	0.107

Les résultats du Tableau IV.5 montrent que les modèles XGBoost, LGBM et GBC ont présenté des performances similaires, avec une exactitude, une précision, un F1-score, une spécificité et une sensibilité atteignant des valeurs élevées, toutes égales à 0.988, et un RMSE très faible (0.107), démontrant leur grande fiabilité pour prédire les zones stables et instables. Le modèle DL se positionne comme une alternative compétitive, affichant des métriques légèrement inférieures (exactitude et F1-score de 0.982 et RMSE de 0.132), suivi par SVM, qui montre de bonnes performances générales mais une sensibilité légèrement plus faible (0.962). En revanche, LR présente des résultats nettement moins performants, avec une exactitude de 0.912, une sensibilité de 0.892 et un RMSE élevé (0.296), reflétant ses limites dans cette étude. Ainsi, les modèles XGBoost, LGBM et GBC se démarquent comme les plus adaptés, offrant des performances constantes et efficaces pour cette application.

IV.5.3 Cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

Pour générer une carte de susceptibilité aux glissements de terrain, les facteurs de prédisposition ont été traités et rastérisés en pixels d'une grille de 30 × 30 m. Les prédictions pour l'ensemble de la zone d'étude ont été produites par les modèles DL, SVM, RL, XGBoost, GBM et LGBM, puis intégrées dans le logiciel ArcGIS, permettant de créer la carte finale de susceptibilité.

Le Tableau IV.6 met en évidence des différences significatives dans la répartition des pixels de susceptibilité et la prédiction des points de glissements de terrain actifs dans la classe "Très Élevée", fournissant des indications précieuses pour identifier les modèles les plus appropriés à la cartographie des zones à haut risque. En termes de pourcentage de susceptibilité pour toute la zone d'étude, SVM et GBC attribuent les proportions les plus élevées à la classe "Très Élevée", avec respectivement 22,44 % et 28,56 %, suivis par DL (18,16 %) et XGBoost (16,38 %). En revanche, LR et LGBM affichent des proportions moindres de 12,43 % et 5,63 %, respectivement, ce qui pourrait limiter leur capacité à identifier les zones critiques.

Sur la base du pourcentage de points de glissements de terrain actifs prédits dans la classe "Très Élevée", SVM, GBC, et DL se distinguent avec des taux de prédiction de 97,89 %, 99,30 %, et 95,77 %, respectivement. Ces modèles montrent une capacité remarquable à localiser les zones les plus vulnérables. En comparaison, XGBoost atteint 97,18 %, ce qui le place également parmi les modèles performants, tandis que LGBM et LR affichent des taux respectifs de 88,03 % et 83,80 %, ce qui les rend moins efficaces pour cette classe critique.

En combinant ces analyses, GBC, SVM, et DL apparaissent comme les modèles les plus adaptés pour la cartographie des zones à haut risque, grâce à leur capacité à identifier une

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

proportion importante de la zone d'étude comme étant très vulnérable et à prédire avec précision la majorité des points de glissements de terrain actifs dans cette classe. XGBoost offre une performance solide mais légèrement inférieure, tandis que LGBM et LR sont plus appropriés pour des applications où l'identification des zones à risque modéré ou faible est prioritaire. Ainsi, le choix du modèle dépend des objectifs spécifiques de la cartographie, que ce soit pour une prévention ciblée ou une gestion globale des risques.

Tableau IV.6 Taux de susceptibilité en pixels et en pourcentage selon différentes méthodes.

Algorithmes d'apprentissage automatique	Class de susceptibility	Seuil de susceptibilité	Nombre de pixel (30 m) de susceptibilité pour toute la zone d'étude	Pourcentage de susceptibilité pour toute la zone d'étude	Pourcentage de susceptibilité des points de glissements de terrain actifs inventoriés
DL	Très faible	0-0.2	755 430	54,80	0.70
	Faible	0.2-0.4	145 550	10,56	0.00
	Modérée	0.4-0.6	113 553	8,24	0.70
	Élevé	0.6-0.8	113 608	8,24	2.82
	Très Élevée	0.8-1	250 396	18,16	95.77
SVM	Très faible	0-0.2	619 390	44,93	0.00
	Faible	0.2-0.4	159 819	11,59	1.41
	Modérée	0.4-0.6	138 318	10,03	0.70
	Élevé	0.6-0.8	151 617	11,00	0.00
	Très Élevée	0.8-1	309 393	22,44	97.89
LR	Très faible	0-0.2	750 297	54,43	0.70
	Faible	0.2-0.4	193 989	14,07	2.82
	Modérée	0.4-0.6	137 652	9,99	7.04
	Élevé	0.6-0.8	125 218	9,08	5.63
	Très Élevée h	0.8-1	171 381	12,43	83.80
LGBM	Très faible	0-0.2	272447	19.76	0,00
	Faible	0.2-0.4	267580	19.41	1,41
	Modérée	0.4-0.6	253735	18.41	6,34
	Élevé	0.6-0.8	507221	36.79	4,23
	Très Élevée	0.8-1	77554	5.63	88,03
XGBoost	Très faible	0-0.2	525088	38.09	0,00
	Faible	0.2-0.4	253469	18.39	1,41
	Modérée	0.4-0.6	209899	15.23	0,70
	Élevé	0.6-0.8	164321	11.92	0,70
	Très Élevée	0.8-1	225760	16.38	97,18
GBC	Très faible	0-0.2	644015	46.72	0,70
	Faible	0.2-0.4	122470	8.88	0,00
	Modérée	0.4-0.6	104719	7.60	0,00
	Élevé	0.6-0.8	113649	8.24	0,00
	Très Élevée	0.8-1	393684	28.56	99,30
Total			<u>1 378 537</u>	<u>100%</u>	<u>100%</u>

Les Figures IV.19, IV.20, IV.21, IV.22, IV.23 et IV.24 illustrent les cartes de susceptibilité aux glissements de terrain, classées en cinq niveaux : très faible, faible, modéré, élevé et très élevé pour les cinq modèles de ML.

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

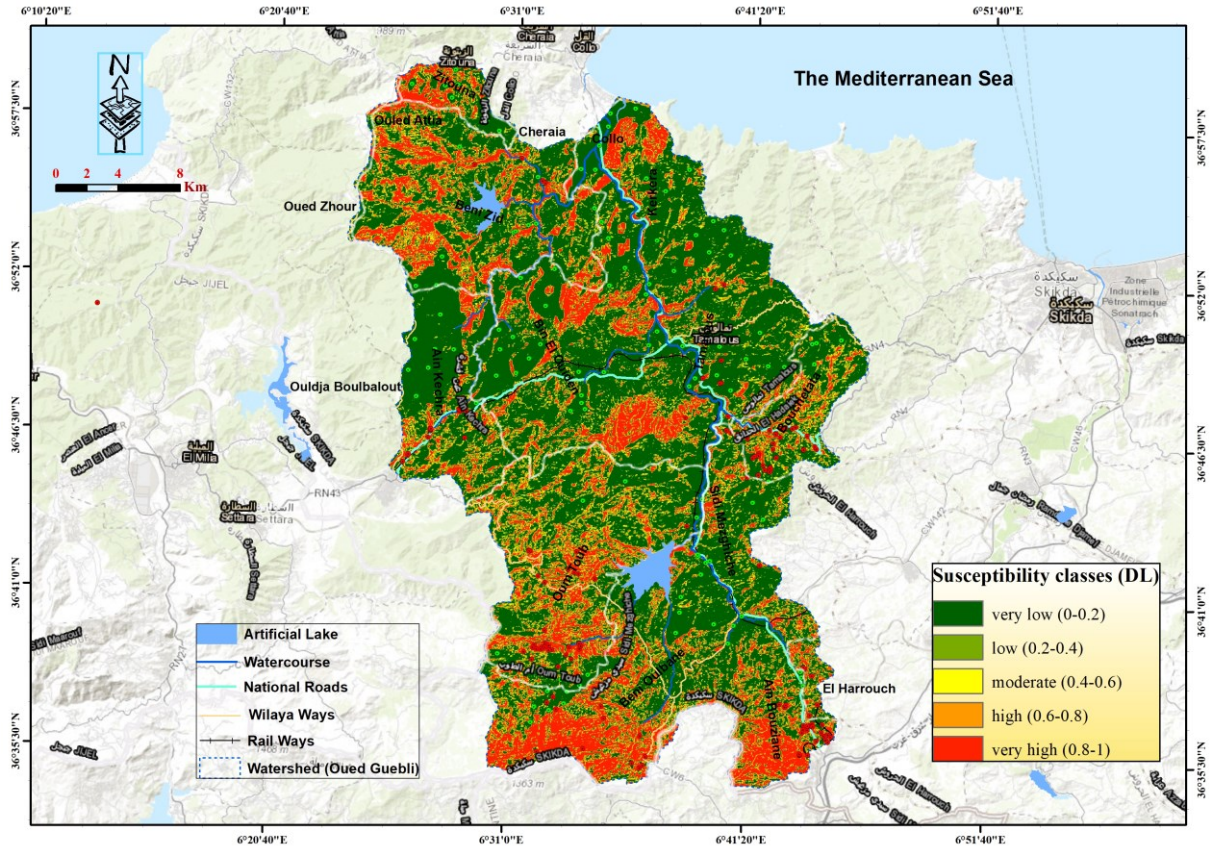


Figure IV.19 : Carte de susceptibilité aux glissements de terrain basée sur le modèle DL.

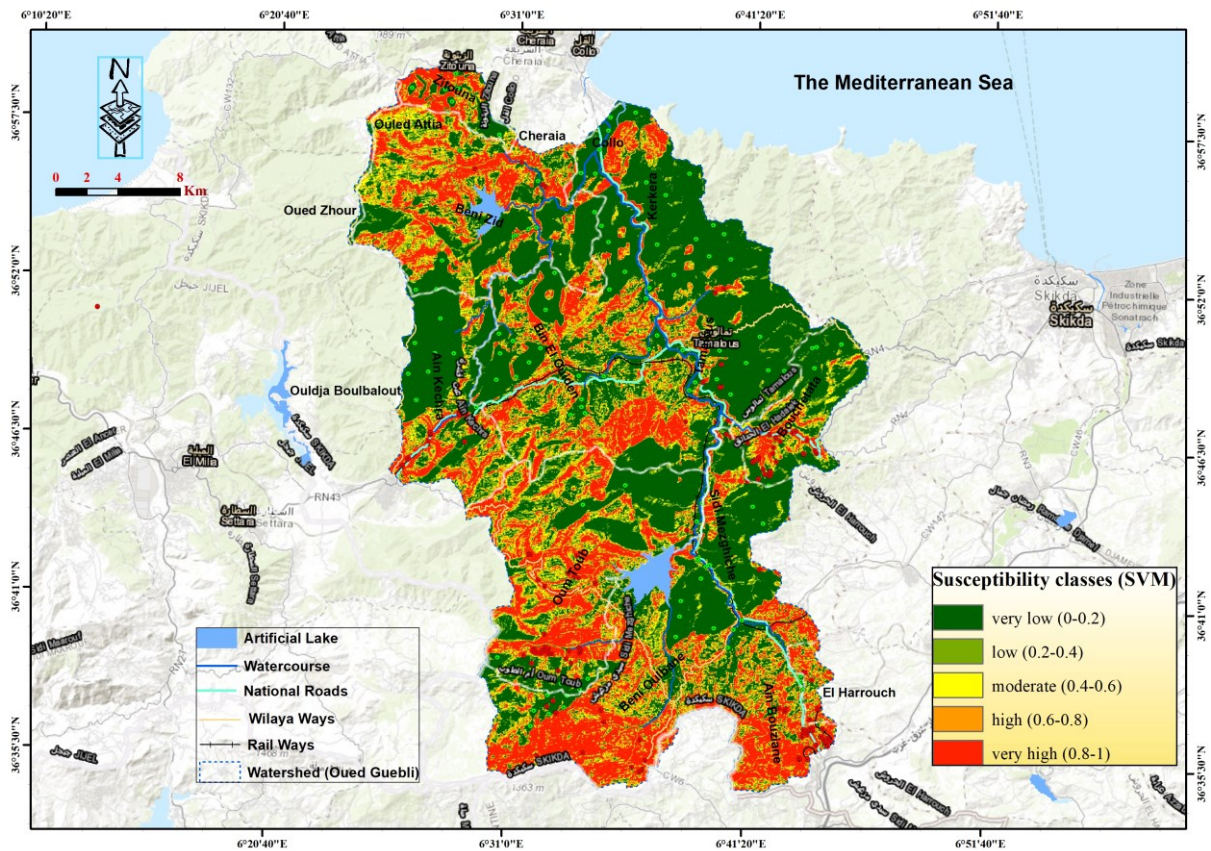


Figure IV.20 : Carte de susceptibilité aux glissements de terrain basée sur le modèle SVM.

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

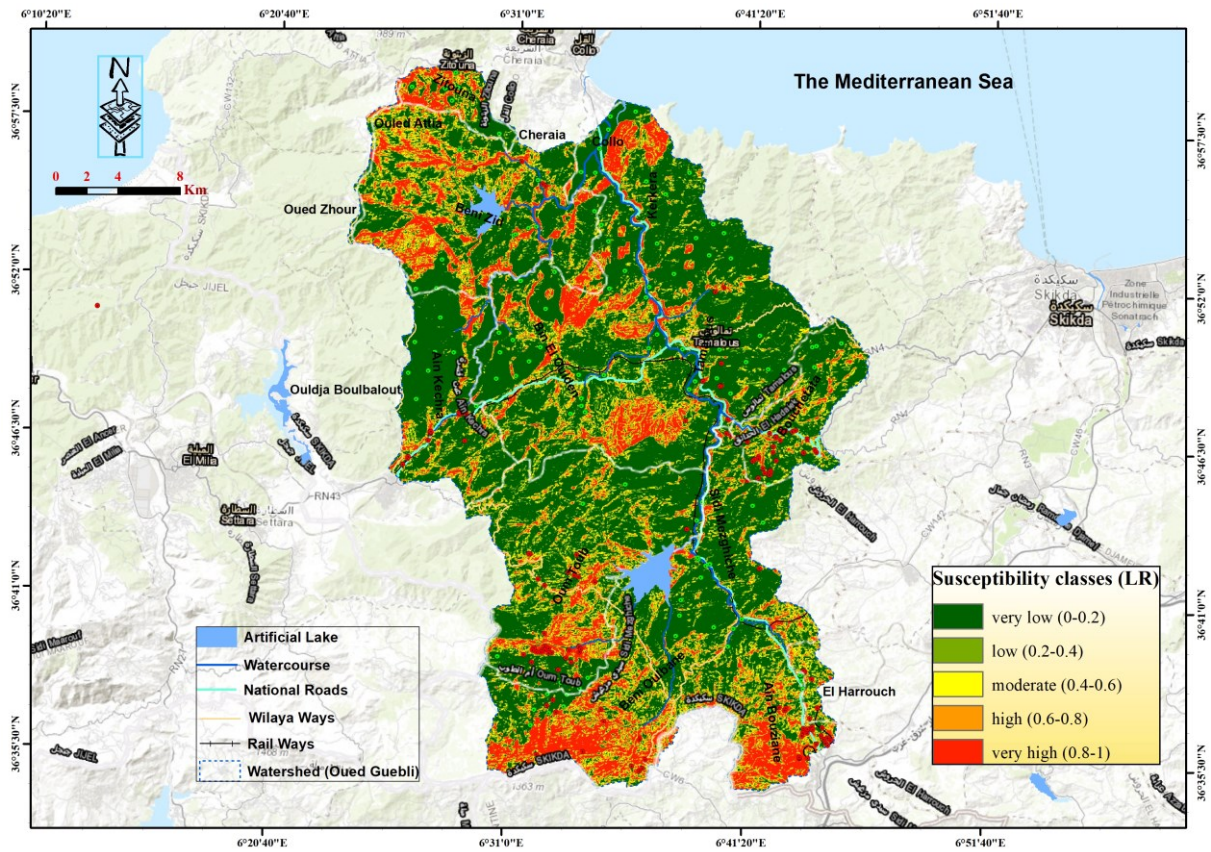


Figure IV.21 : Carte de susceptibilité aux glissements de terrain basée sur le modèle LR.

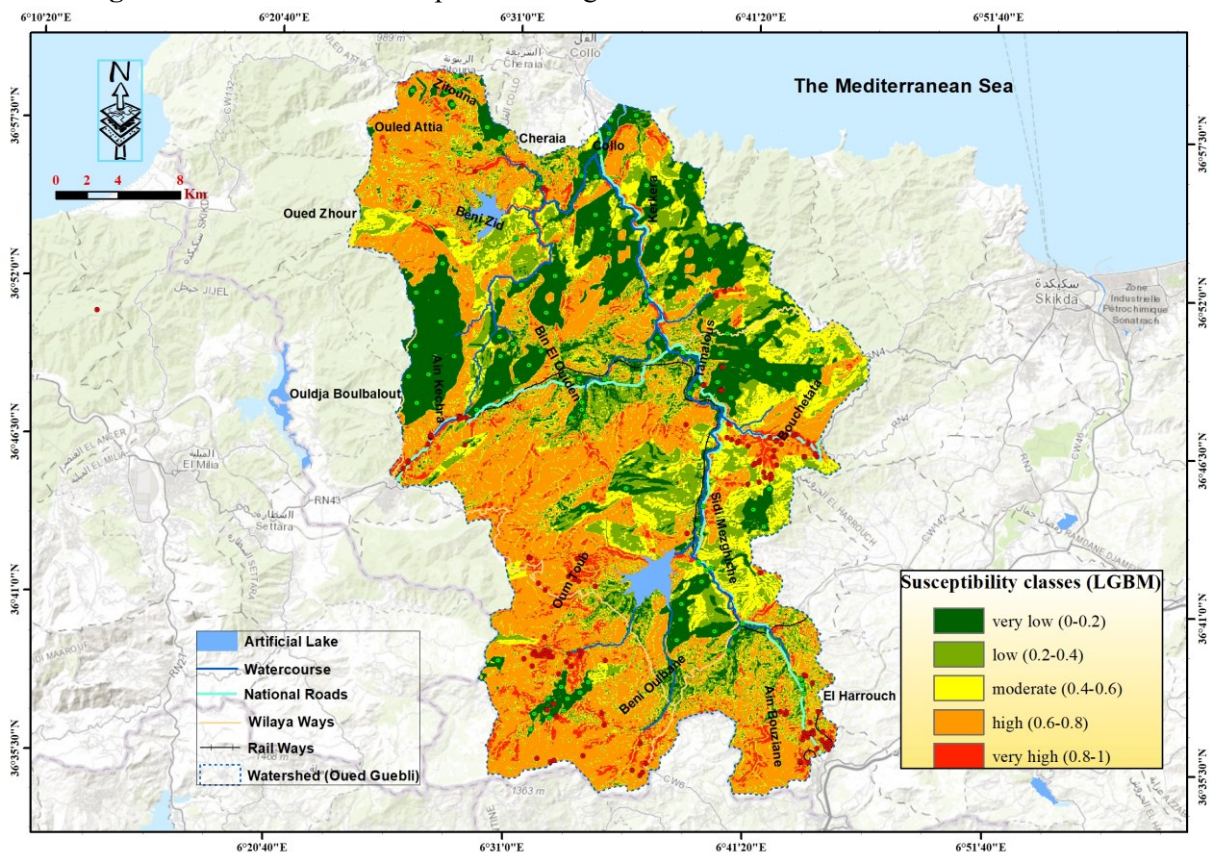


Figure IV.22 : Carte de susceptibilité aux glissements de terrain basée sur le modèle LGBM.

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

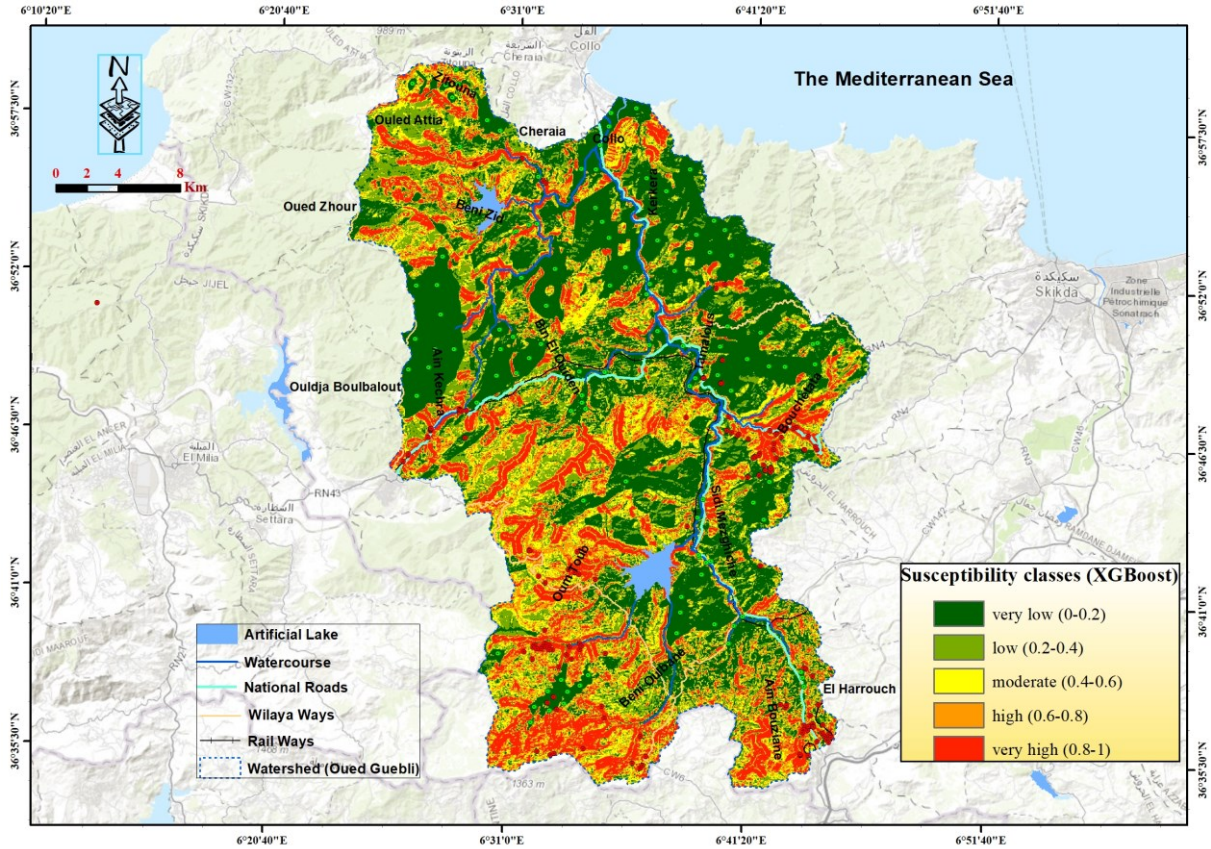


Figure IV.23 : Carte de susceptibilité aux glissements de terrain basée sur le modèle XGBoost.

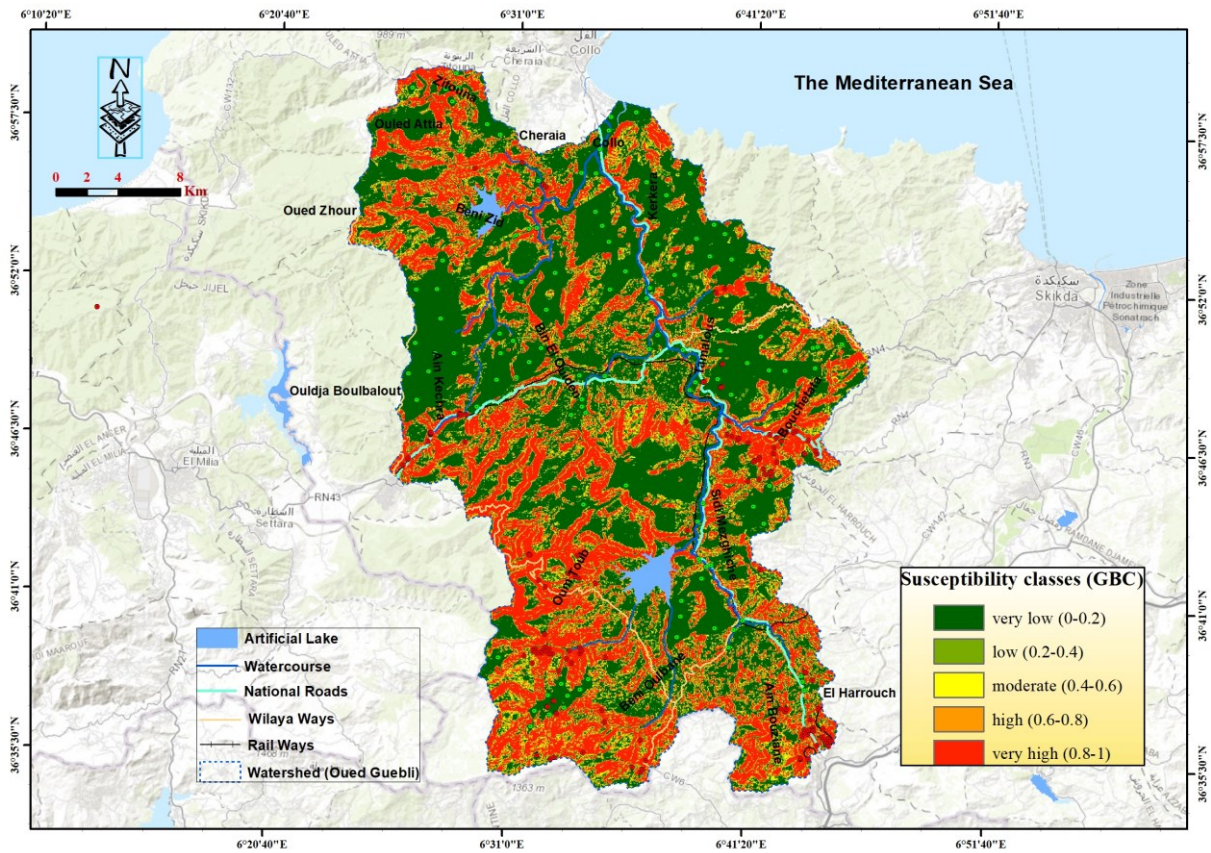


Figure IV.24 : Carte de susceptibilité aux glissements de terrain basée sur le modèle GBC.

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

IV.5.4 Analyse Spatiale des Cartes de Susceptibilités Générées

L'analyse des cartes de susceptibilité obtenues à partir des six modèles, illustrée par les résultats présentés dans le tableau IV.6 et les figures IV.19 à IV.24, révèle une variabilité significative dans les classes prédites, malgré des métriques de performance similaires ou très proches. Le tableau IV.6 détaille ces métriques, montrant une efficacité comparable. En particulier, les modèles GBC, LGBM et XGBoost affichent des métriques similaires, avec une exactitude de 0.988. Les modèles DL et SVM, avec une exactitude de 0.982, présentent également des performances très proches à celles des modèles GBC, LGBM et XGBoost, indiquant une robustesse commune. En revanche, le modèle LR se distingue par des métriques nettement plus faibles, avec une exactitude de 0.912, montrant des performances inférieures par rapport aux autres modèles. Les figures IV.19 à IV.24 visualisent les prédictions spatiales de chaque méthode, renforçant ces observations. Ces visualisations indiquent que la classe « Très faible » est systématiquement localisée dans les zones à formations granitiques et granitoïdes, situées principalement dans la partie ouest du bassin. Cela souligne l'influence prépondérante de la lithologie sur les prédictions et donc sur la susceptibilité des terrains aux glissements de terrain, surpassant d'autres facteurs tels que la pente, la végétation et l'activité anthropique. Les modèles DL et SVM se distinguent par leur capacité à bien identifier ces zones stables, reflétant une cohérence dans la prise en compte des facteurs géologiques.

Les modèles SVM, DL, GBC et XGBoost, bien que présentant des différences dans les prédictions des classes « Modérée », « Élevée » et « Très Élevée », s'accordent généralement pour identifier les zones à risque de glissements de terrain futurs, indiquant une certaine robustesse dans l'identification des zones vulnérables malgré des variations dans la classification. En revanche, les modèles LGBM et LR offrent des prédictions qui diffèrent de celles des autres modèles, en particulier pour les zones de très forte susceptibilité, souvent prédites comme ayant une susceptibilité modérée à élevée. Cela pourrait être attribué à sa gestion spécifique des interactions entre les variables ou à sa sensibilité particulière aux types de données utilisées.

Une partie importante des différences dans les prédictions des modèles provient des phases d'entraînement et de test. L'analyse de la capacité prédictive des modèles à identifier les glissements de terrain actifs (représentés par la classe 0,8-1 dans les valeurs prédites) montre que les modèles qui attribuent les glissements actifs à des classes telles que 0,6-0,8 ou 0,4-0,6 influencent la qualité des prédictions globales. En effet, ces prédictions, au lieu de se concentrer sur la classe représentant un glissement actif, sont réparties dans des classes correspondant à des susceptibilités modérées ou élevées, réduisant ainsi leur précision dans l'identification des zones à risque. Une dynamique similaire est observée pour les zones stables : les modèles qui classent incorrectement ces zones dans des classes à susceptibilité très faible influencent la cohérence globale des prédictions.

Les zones de forte susceptibilité, telles que visualisées dans les figures, se caractérisent par des pentes abruptes, une végétation réduite et des formations lithologiques friables telles que les schistes, les argiles, les flysch et les grès. La susceptibilité augmente à proximité des

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

infrastructures humaines, des cours d'eau et des failles géologiques, mettant en évidence l'importance de ces facteurs dans la cartographie des risques de glissements de terrain.

IV.5.5 Evaluation de la précision de modèles

Les modèles construits à l'aide de diverses méthodes n'ont de valeur scientifique que s'ils sont rigoureusement validés. Pour cette zone d'étude, nous avons appliqué les mêmes techniques de validation que celles utilisées pour la première zone, à savoir l'AUC-ROC et la validation spatiale. Les résultats détaillés sont présentés ci-après.

IV.5.5.1 AUC-ROC

L'analyse des résultats de l'AUC-ROC pour la classification des six modèles révèle des performances variées, chacun ayant ses propres implications pour l'efficacité de la prédiction.

- **GBC (0,9911)** : Avec la valeur d'AUC la plus élevée parmi tous les modèles, GBC démontre une capacité exceptionnelle à distinguer entre les classes positives et négatives. Cela indique que ce modèle est très performant pour la classification des données, capturant efficacement les relations complexes.
- **DL (0,9894)** : Le modèle d'apprentissage profond suit de près, avec un AUC de 0,9894. Cela suggère également une très bonne performance et indique que le modèle est capable de modéliser des relations non linéaires complexes, ce qui est particulièrement avantageux dans des applications telles que la cartographie des glissements de terrain.
- **XGBoost (0,9891)** : Très proche du modèle DL, XGBoost affiche également une performance remarquable avec une AUC de 0,9891. Ce modèle est connu pour sa capacité à gérer des ensembles de données avec des interactions complexes et peut être particulièrement efficace dans des scénarios où la précision est essentielle.
- **LGBM (0,9794)** : Avec un AUC de 0,9794, LGBM montre également une forte capacité de discrimination. Bien qu'il soit légèrement en retrait par rapport aux modèles précédents, il reste très performant et peut offrir une bonne vitesse d'exécution et une efficacité en termes de mémoire.
- **SVM (0,9762)** : Le modèle SVM présente une bonne performance avec un AUC de 0,9762. Bien qu'il soit légèrement moins performant que les modèles précédents, il indique toujours une capacité solide à classer correctement les classes. SVM est particulièrement efficace pour des données qui sont bien séparées.
- **LR (0,9093)** : En revanche, le modèle de régression logistique affiche une performance inférieure avec une AUC de 0,9093. Cela suggère que, bien qu'il puisse fournir des résultats utiles, il ne capture pas aussi efficacement les complexités des données par rapport aux autres modèles. Sa capacité de discrimination est raisonnable, mais il est probable qu'il ne soit pas idéal pour des données présentant des relations non linéaires ou des interactions complexes.

En synthèse, les modèles GBC, DL, et XGBoost se distinguent par leur excellente capacité à classer les données, tandis que la régression logistique présente des limitations

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

notables dans ce contexte, rendant les modèles à AUC plus élevés préférables pour une prise de décision précise et efficace dans la cartographie des glissements de terrain.

Les valeurs du AUC-ROC sont montrées dans la figure IV.25.

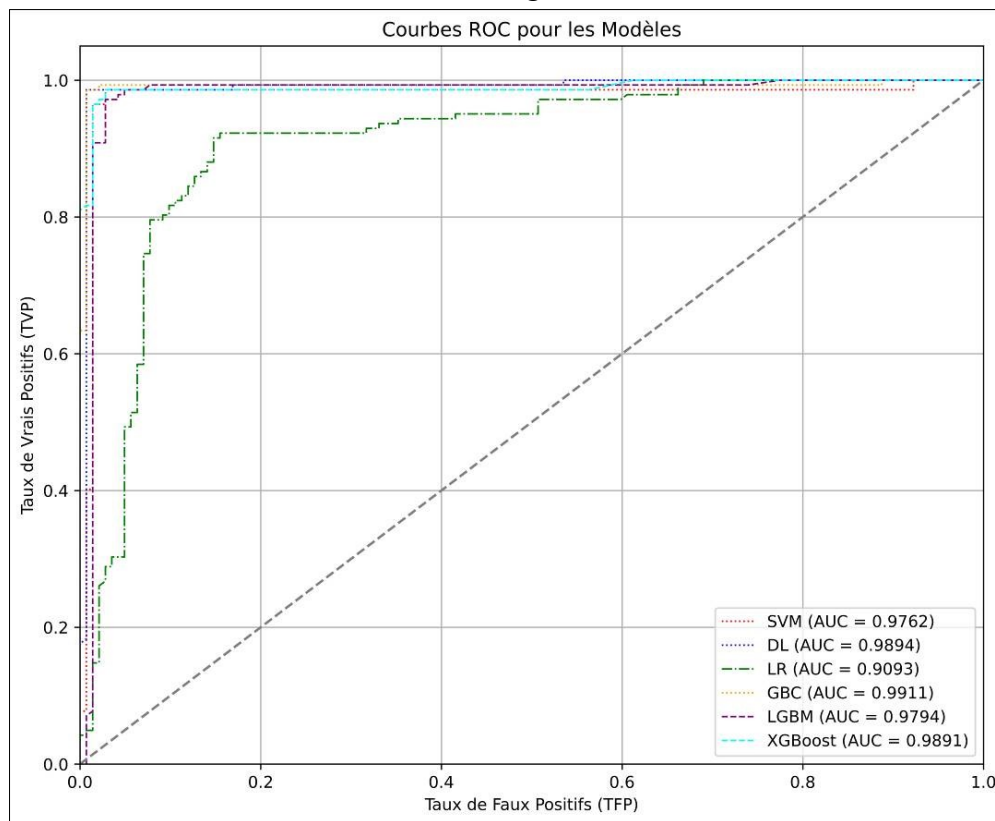


Figure IV.25 : Valeurs AUC-ROC des six modèles combinés.

IV.5.5.2 Validation Spatiale

L'analyse des résultats du pourcentage de susceptibilité des points de glissements de terrain actifs selon les différents algorithmes d'apprentissage automatique révèle des performances variées. Le modèle de DL se distingue avec 95,77 % des points de glissements de terrain actifs identifiés dans la classe très élevée, indiquant une excellente capacité à prédire les zones à risque. De même, le modèle SVM affiche 97,89 % d'identifications correctes dans cette classe, tandis que la LR montre des résultats inférieurs avec 83,80 %. Le modèle LGBM présente 88,03 % de glissements de terrain actifs dans la classe très élevée. XGBoost, avec 97,18 % d'identifications correctes, et le GBC, avec 99,30 %, se révèlent également efficaces pour prédire les zones à haut risque. Ces résultats mettent en évidence que les modèles GBC, DL, SVM, et XGBoost sont les plus adaptés pour la cartographie des glissements de terrain dans la région de Skikda, tandis que LR et LGBM pourraient être moins performants pour identifier les zones à risque élevé et présentent des cartes de susceptibilité moins fiables.

Les résultats des prédictions des modèles dans cette classe sont déjà présentés dans le tableau IV.6 (colonne 6), ainsi, la figure IV.26 présente les résultats du pourcentage de glissements de terrain correctement prédits dans la classe de susceptibilité très élevée.

Chapitre IV : Application des méthodes d'apprentissage automatique pour la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain

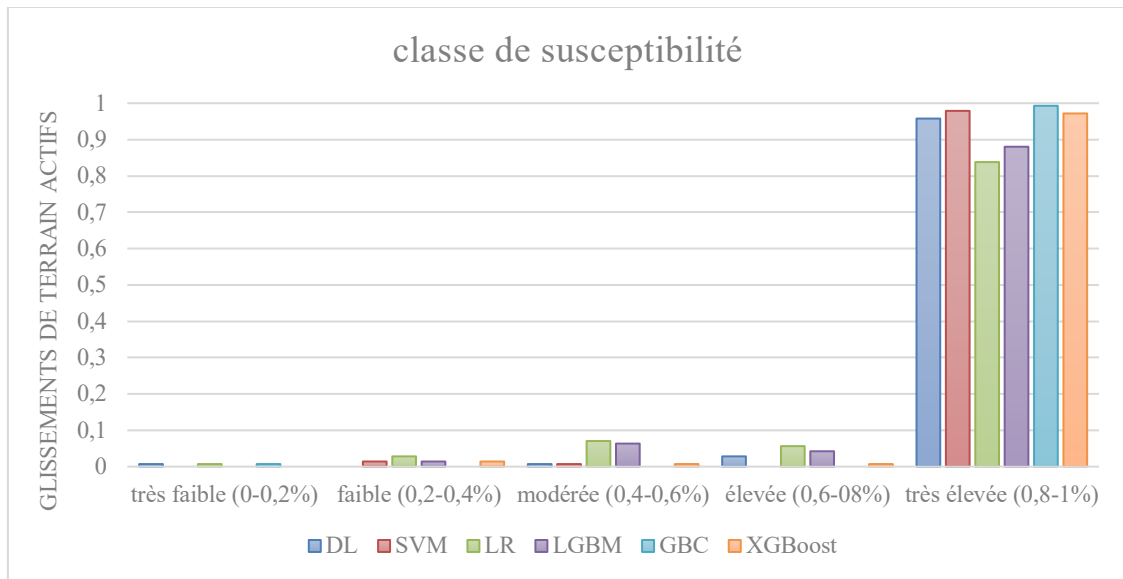


Figure IV.26 : Pourcentage de glissements de terrain actifs dans chaque classe de susceptibilité.

En plus de ces deux techniques de validation, le MAE a été utilisé pour évaluer l'erreur de prédiction de chaque modèle, garantissant ainsi leur robustesse. Les résultats détaillés sont présentés ci-dessous.

IV.5.5.3 MAE

Le MAE représente l'écart moyenne entre les valeurs réelles et prédites. Une haute précision accompagnée d'une MAE élevée indique une mauvaise performance du modèle, car elle reflète des résultats erronés. En revanche, une haute précision avec une faible MAE indique un modèle prédictif excellent. Dans cette étude, les résultats trouvés pour la MAE des différents modèles sont : 0,0039 pour GBC, 0,022 pour SVM, 0,024 pour DL, 0,0371 pour XGBoost, 0,1 pour LR, et 0,161 pour LGBM. GBC présente une faible erreur et, par conséquent, une haute performance, suivi de SVM, DL, XGBoost, puis de LGBM.

L'analyse des méthodes de validation pour les six modèles indique clairement que GBC, DL, SVM et XGBoost sont les plus performants en termes de prédiction et les plus souhaitables pour modéliser la susceptibilité aux glissements de terrain dans le bassin versant de l'Oued Guebli. Cependant, il est important de ne pas exclure les autres méthodes, car elles prennent en compte la spécificité de la zone d'étude et les facteurs prédisposants utilisés. De plus, leur performance pourrait être améliorée en les hybridant avec d'autres approches, permettant ainsi d'exploiter les avantages complémentaires de chaque méthode et d'obtenir des prédictions plus robustes.

IV.6 Comparaison entre les résultats de cette étude et ceux obtenus dans la littérature

Les résultats de cette recherche indiquent que pour une cartographie de susceptibilité aux glissements de terrain à petite échelle, les approches DL, SVM, XGBoost, LGBM, GBC et NAS-DL offrent des performances satisfaisantes en termes de précision, sensibilité, spécificité et taux de succès, selon l'échelle de classification AUC. Cependant, la méthode LR présente des résultats moins performants pour ces métriques, et la méthode LGBM s'avère également moins performante en termes de validation spatiale.

Il convient de noter que tous les modèles utilisés dans cette étude ont montré une précision adéquate pour permettre une modélisation efficace de la susceptibilité aux glissements de terrain pour les deux zones d'études choisies (le réseau de communication principal et le bassin versant d'Oued Guebli). En se basant sur la métrique d'exactitude, les six modèles ont affiché des résultats remarquables, avec des valeurs de 98,94 % pour DL, 90,93% pour LR, 98,73% pour SVM, et 98,84% pour XGBoost, LGBM, et GBC. NAS-DL a affiché les meilleures performances avec une exactitude de 99,40%.

Cependant, il est difficile de comparer directement ces résultats avec ceux de recherches antérieures, en raison de l'absence d'études similaires dans la région de Skikda. Ainsi, les performances de cette recherche ont été comparées avec celles de la littérature existante et des études publiées par d'autres chercheurs à travers le monde, en se basant sur les métriques de validation des modèles.

Par exemple, Benbouras (2022) a obtenu une précision de 92,26 % en utilisant la méthode métaheuristique hybride PSOGSA-ANN ; Qi et al. (2021) ont atteint une précision de 93,77 % avec la méthode Random Forest ; Hamid et al. (2023) ont trouvé une précision de 64,2 % en utilisant la méthode LR ; Das et al. (2024) ont obtenu une précision de 89,88 % avec la méthode XGBoost ; Tien Bui et al. (2016) ont rapporté une précision de 90,2 % avec ANN ; Kavzoglu et al. (2015) ont atteint une précision de 94,434 % avec SVM ; Yeon et al. (2010) ont obtenu une précision de 89,26 % avec les arbres de décision ; Dou et al. (2017) ont rapporté des précisions de 94,6 % avec Random Forest ; Aghdam et al. (2016) ont obtenu 90 % de précision avec ANFIS ; Dao et al. (2020) ont trouvé une précision de 90,1 % avec DL ; enfin, Ahmed Mohamed Youssef et Hamid Reza Pourghasemi (2020) ont basé la validation de leurs résultats sur les valeurs de l'AUC et de la RMSE, obtenant des RMSE de 0,391 pour SVM et de 0,454 pour ANN. En comparaison, notre étude démontre des performances nettement supérieures, avec une RMSE réduite à 0,132 pour ces deux méthodes.

Dans ce contexte, nos résultats surpassent clairement ceux des études susmentionnées, confirmant ainsi la robustesse et la supériorité des modèles utilisés, en particulier les modèles NAS-DL, DL, GBC, SVM, et XGBoost pour la modélisation de la susceptibilité aux glissements de terrain. Ces résultats témoignent de l'efficacité des méthodes employées dans cette recherche et de leur pertinence pour ce type d'application.

IV.7 Conclusion

Cette étude a mis en évidence l'importance de l'analyse de la susceptibilité aux glissements de terrain, en particulier le long des réseaux routiers principaux inclus les lignes de chemin de fer dans la wilaya de Skikda, et le bassin versant d'Oued Guebli. Les facteurs géomorphologiques, climatiques et anthropiques jouent un rôle significatif dans l'instabilité des pentes, exacerbant les risques de glissements de terrain. La construction de routes et d'autoroutes perturbe la stabilité naturelle des pentes, augmentant les risques de glissements. En conséquence, la création d'une carte locale des risques de glissement de terrain est essentielle pour promouvoir un développement durable et protéger ces infrastructures vitales.

Nous avons proposé une nouvelle méthode pour la cartographie des glissements de terrain en intégrant une technique d'apprentissage automatique basée sur NAS. Cette méthode présente des avantages notables, tels que l'optimisation automatique des paramètres du réseau de neurones et une réduction significative des efforts nécessaires pour obtenir des modèles performants. Les résultats obtenus sont remarquables, avec une précision de 99,40 % et une erreur (RMSE) de 0,0772, ce qui confirme l'efficacité de cette technique pour la modélisation des glissements de terrain.

Cette étude a également souligné l'importance de sélectionner les facteurs causaux les plus influents. L'analyse de corrélation a révélé que la pente, la lithologie, le NDVI et la distance aux routes, aux cours d'eau et aux failles géologiques sont des variables clés à inclure dans les modèles de prévision.

Par ailleurs, cette étude a permis de démontrer que tous les six modèles de ML testés affichent des résultats adéquats pour la modélisation de la susceptibilité dans le bassin d'Oued Guebli. Cependant, les approches DL, GBC, SVM et XGBoost, se distinguent par leurs performances supérieures, tandis que la méthode LR reste moins performante, et LGBM présente des limitations en termes de validation spatiale.

De plus, l'utilisation de techniques de validation, à savoir l'AUC-ROC, la validation spatiale et le MAE, a permis de différencier les modèles et de sélectionner ceux les plus appropriés pour la cartographie. Cela a conduit à des résultats fiables et exploitables, essentiels pour une gestion durable face à ce risque naturel.

En conclusion, cette recherche fournit une base solide pour des décisions éclairées en matière de gestion des terres et de protection des infrastructures dans la wilaya de Skikda. Elle constitue une contribution précieuse à la réduction des risques liés aux glissements de terrain, tout en ouvrant des perspectives prometteuses pour l'application de techniques avancées d'apprentissage automatique dans des contextes similaires.

Conclusion générale

Conclusion Générale

Les glissements de terrain constituent l'un des phénomènes géologiques les plus fréquents et destructeurs dans la wilaya de Skikda, notamment en raison de la vulnérabilité géomorphologique de cette région caractérisée par un relief accidenté, des conditions climatiques variées et des activités anthropiques croissantes. Ces phénomènes, ayant des impacts significatifs sur les infrastructures et les populations, nécessitent une analyse approfondie pour une gestion proactive des risques. Pour mieux comprendre l'évolution des processus liés aux glissements de terrain, il est essentiel d'adopter des approches plus performantes. Le développement de modèles prédictifs d'évaluation des risques et dangers de glissements de terrain représente un axe de recherche prometteur, tirant parti des avancées technologiques en matière d'acquisition, de traitement et d'analyse des données. L'intégration des SIG et des méthodes cartographiques avancées permet ainsi d'obtenir des résultats plus précis et pertinents, contribuant à une stratégie efficace de prévention et de gestion des risques liés à ce phénomène.

Dans ce contexte, cette thèse a permis de réaliser des cartes de susceptibilité aux glissements de terrain pour deux zones spécifiques de la wilaya de Skikda, à savoir les voies de communication principale et le bassin versant d'Oued Guebli, choisies en raison de leur vulnérabilité élevée à ce phénomène géologique d'origine à la fois naturelle et anthropique. L'application des méthodes d'apprentissage automatique et profond pour cette cartographie a donné des résultats très satisfaisants, avec des niveaux de précision élevés, confirmant ainsi la fiabilité de ces techniques pour l'analyse et la prédiction des phénomènes géologiques, notamment les glissements de terrain. Ces résultats, représentés spatialement à l'aide de SIG, offrent un outil précieux pour les autorités locales et les planificateurs urbains, leur permettant d'élaborer des politiques efficaces de gestion des risques et d'aménagement du territoire.

Durant de la préparation de cette thèse, plusieurs démarches ont été développées pour améliorer la compréhension du phénomène et la précision de la cartographie spatiale. Cela a commencé par la création d'une base de données complète, propre et sans valeurs aberrantes, redondantes ou manquantes. Dans le cadre de la conception de l'inventaire, plusieurs sources de données ont été exploitées afin d'assurer une base de données complète et représentative, permettant d'identifier les véritables causes de l'occurrence des glissements de terrain. La recherche documentaire menée auprès des organismes publics tels que la DTP, la DUC, l'ANA, ainsi que les APC et les services des forêts, a été complétée par l'analyse des études antérieures réalisées par les laboratoires LTP-EST et LHC. Par ailleurs, l'exploitation d'images satellitaires et d'images historiques de Google Earth a permis d'extraire des données sur les événements déjà traités, facilitant ainsi une meilleure compréhension des dynamiques de terrain. En parallèle, des enquêtes auprès de la population, associées à des visites sur site, ont renforcé la fiabilité et l'exhaustivité de cet inventaire. Cette base de données comprend ainsi un recensement détaillé des glissements de terrain observés dans les zones étudiées, constituant un outil essentiel pour l'évaluation et la prévention des risques.

De plus, dans la construction de cette base de données, les facteurs de prédisposition ont été sélectionnés en se basant sur la littérature scientifique, les avis des experts, et des tests de corrélation statistique. Ces facteurs sont répartis comme suit :

- Facteurs géologiques : lithologie, type de sol et distance aux failles.

Conclusion générale

- Facteurs morphologiques : pente, orientation de la pente, et élévation.
- Facteurs hydrologiques : distance aux réseaux de drainage, et l'indice d'humidité topographique.
- Facteurs anthropiques : distance aux routes et l'indice de densité de la végétation (NDVI), ainsi que l'occupation du sol.

Ensuite, lors de la phase de modélisation, la base de données a été divisée en ensembles d'entraînement (80%) et de test (20%).

L'utilisation de divers modèles d'apprentissage automatique, tels que : DL, SVM, LR, GBC, LGBM et XGBoost, a permis d'augmenter la précision des cartes de susceptibilité. Ces modèles ont été évalués à l'aide de métriques internes telles que l'exactitude, la précision, le F1-score, la sensibilité, la spécificité et la RMSE. Des techniques de contrôle de performance externe, comme l'AUC-ROC et la validation spatiale, ont également été utilisées pour confirmer la robustesse des résultats.

Par ailleurs, l'application de l'apprentissage profond avec l'optimisation de l'architecture du réseau de neurones via le NAS a montré des résultats particulièrement prometteurs. Cette méthode innovante, appliquée pour la première fois dans le contexte de la cartographie des glissements de terrain, a atteint un taux de précision exceptionnel de 99,4 %. La validation du modèle basée sur l'exactitude, la précision, le F1-score, la sensibilité et la RMSE a démontré une capacité prédictive précise et robuste de l'inventaire des glissements de terrain.

Les contributions de cette recherche sont multiples : une meilleure évaluation des risques grâce à l'intégration de l'IA et des SIG, l'optimisation des modèles prédictifs par NAS, et l'élaboration d'un cadre méthodologique généralisable.

Il est primordial de réaliser une base de données nationale pour le recensement de tous les aléas géologiques, entre autres les glissements de terrain, à travers tout le territoire national. Pour passer de l'étude des susceptibilités vers des études plus approfondies des risques, allant de l'évaluation des aléas dans ses composantes spatiales et temporelles, à l'estimation qualitative et quantitative des enjeux vulnérables à ces aléas. Dans cette perspective, il est tout aussi essentiel d'adopter une approche ciblée en focalisant les efforts de recherche sur des zones restreintes. Une telle démarche garantirait une acquisition de données plus précise et pertinente, favorisant ainsi une modélisation plus fiable. Cette approche permettrait également d'explorer diverses méthodes cartographiques, en particulier les méthodes déterministes, qui offrent des informations et des estimations d'une grande précision.

En outre, afin d'améliorer la précision, la robustesse et l'applicabilité pratique des modèles, plusieurs recommandations et perspectives de recherche peuvent être explorées.

Recommandations

1. Il est crucial de mettre en place une base de données nationale pour le recensement des aléas géologiques, y compris les glissements de terrain, sur l'ensemble du territoire.
2. Passer de l'étude des susceptibilités à des analyses plus approfondies des risques, en intégrant des évaluations spatiales et temporelles des aléas, ainsi qu'une estimation qualitative et quantitative des enjeux vulnérables.

Conclusion générale

3. Adopter une approche ciblée sur des zones spécifiques pour garantir une meilleure acquisition de données et une modélisation plus fiable.

4. Utiliser des formats raster pour la préparation et l'analyse des données afin de simplifier les processus géospatiaux.

Perspectives

1. Combiner des approches traditionnelles avec des méthodes modernes comme l'apprentissage automatique et les modèles déterministes et heuristiques pour améliorer la précision et la reproductibilité des cartes de risques.
2. Intégrer l'impact des changements climatiques dans les modèles de cartographie des risques, afin de mieux anticiper les effets exacerbés des phénomènes naturels tels que les pluies torrentielles et l'érosion.

De plus, les résultats obtenus dans cette thèse concernant la similarité des métriques de performance internes (exactitude, précision, F1-score, etc.) ouvrent la voie à une réflexion plus approfondie sur le choix des modèles les plus adaptés et appropriés à une problématique donnée. Cela inclut notamment l'approche explorée dans cette recherche, qui porte sur la validation spatiale.

Cette thèse a mis en avant la nécessité d'une approche multidisciplinaire et innovante pour prédire et gérer les risques de glissements de terrain. En combinant les technologies modernes, telles que l'intelligence artificielle, les SIG et les méthodes traditionnelles, elle contribue à la sécurité des populations et à la préservation des infrastructures dans la wilaya de Skikda. Les résultats obtenus non seulement renforcent la capacité de gestion des risques locaux, mais offrent également des perspectives prometteuses pour d'autres régions confrontées à des défis similaires à travers le monde, favorisant ainsi un développement durable et une meilleure résilience face aux aléas naturels.

**Références
Bibliographiques**

Références Bibliographiques

A

Abdallah, C. (2007). *Application of remote sensing and geographical information system for the study of mass movements in Lebanon* (Doctoral dissertation, Université Pierre et Marie Curie-Paris VI).

Abdallah, C., Baghdadi, N., Ziadé, R., Harfouche, R., & Poupet, P. (2015). Évaluation de l'instabilité historique des terrains au Liban: le cas du Nahr Ibrahim. *Du Mont Liban aux Sierras d'Espagne: sols, eau et sociétés en montagne. Autour du projet franco-libanais CEDRE" Nahr Ibrahim*, 51-72.

Abdelaziz, M. (2020). *Statistical And Gis Approaches To Landslide Susceptibility Assessment And Mapping In Mila Basin (Ne Algeria)* (Doctoral dissertation).

Abu El-Magd, S. A. (2022). Random forest and naïve Bayes approaches as tools for flash flood hazard susceptibility prediction, South Ras El-Zait, Gulf of Suez Coast, Egypt. *Arabian Journal of Geosciences*, 15(3), 217.

Abu El-Magd, S. A., Ali, S. A., & Pham, Q. B. (2021). Spatial modeling and susceptibility zonation of landslides using random forest, naïve bayes and K-nearest neighbor in a complicated terrain. *Earth Science Informatics*, 14(3), 1227-1243.

Achour, Y., Boumezbeur, A., Hadji, R., Chouabbi, A., Cavaleiro, V., & Bendaoud, E. A. (2017). Landslide susceptibility mapping using analytic hierarchy process and information value methods along a highway road section in Constantine, Algeria. *Arabian Journal of Geosciences*, 10, 1-16. <https://doi.org/10.1007/s12517-017-2980-6>.

Aghdam, I. N., Varzandeh, M. H. M., & Pradhan, B. (2016). Landslide susceptibility mapping using an ensemble statistical index (Wi) and adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) model at Alborz Mountains (Iran). *Environmental Earth Sciences*, 75, 1-20. <https://doi.org/10.1007/s12665-015-5233-6>.

Ahmed, B. (2015). Landslide susceptibility mapping using multi-criteria evaluation techniques in Chittagong Metropolitan Area, Bangladesh. *Landslides*, 12(6), 1077-1095. <https://doi.org/10.1007/s10346-014-0521-x>.

Akgun, A., Dag, S., & Bulut, F. (2008). Landslide susceptibility mapping for a landslide-prone area (Findikli, NE of Turkey) by likelihood-frequency ratio and weighted linear combination models. *Environmental Geology*, 54, 1127-1143. <https://doi.org/10.1007/s00254-007-0882-8>.

Aleotti, P., & Chowdhury, R. (1999). Landslide hazard assessment: summary review and new perspectives. *Bulletin of Engineering Geology and the environment*, 58, 21-44.

- Alexander, D. (2005). Vulnerability to landslides. *Landslide hazard and risk*. Wiley, Chichester, 175-198.
- Amin Benbouras, M., & Petrisor, A. I. (2021). Prediction of swelling index using advanced machine learning techniques for cohesive soils. *Applied Sciences*, 11(2), 536. <https://doi.org/10.3390/app11020536>.
- Anderson, H., & Jackson, J. (1987). Active tectonics of the Adriatic region. *Geophysical Journal International*, 91(3), 937-983.
- Anderson, M. G., & Burt, T. P. (1978). The role of topography in controlling throughflow generation. *Earth Surface Processes*, 3(4), 331-344.
- Antoine, P., Cojean, R., & Durville, J. L. (2000). Caractérisation et cartographie de l'aléa dû aux mouvements de terrain. *Guide technique. Laboratoire Central des Ponts et Chaussées, Collection environnement, risques naturels, Paris*.
- Arab, R., Durand, R., Benhouhou, M., Mamouni, R., & Foura, M. (2015, January). Glissements de terrains et apport des géosynthétiques. Colloque-ASAG.
- Arel, I., Rose, D. C., & Karnowski, T. P. (2010). Deep machine learning-a new frontier in artificial intelligence research [research frontier]. *IEEE computational intelligence magazine*, 5(4), 13-18.
- Aronoff, S. (1989). *Geographic information systems: a management perspective*.
- Arrieta, A. B., Díaz-Rodríguez, N., Del Ser, J., Bennetot, A., Tabik, S., Barbado, A., ... & Herrera, F. (2020). Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI. *Information fusion*, 58, 82-115.
- AsE, J. P. (1991). Faisabilité d'un système d'alerte aux populations en cas de risques générés par des mouvements de terrain. Rapport BRGM R30704 ENV4S.
- Aubouin, J. (1977). Méditerranée orientale et Méditerranée occidentale; esquisse d'une comparaison du cadre alpin. *Bulletin de la Société géologique de France*, 7(3), 421-435.
- Avenard, J. M. (1990). Sensibilité aux mouvements en masse (solifluxion). *Cahier ORSTOM, sér. pédol*, 25(1-2), 1989-90.
- Ayalew, L., & Yamagishi, H. (2005). The application of GIS-based logistic regression for landslide susceptibility mapping in the Kakuda-Yahiko Mountains, Central Japan. *Geomorphology*, 65(1-2), 15-31.
- Ayenew, T., & Barbieri, G. (2005). Inventory of landslides and susceptibility mapping in the Dessie area, northern Ethiopia. *Engineering Geology*, 77(1-2), 1-15.
- Azencott, C. A. (2019). *Introduction au Machine Learning*. Dunod, Cambridge, UK, 240 pp.

B

- Baghbani, A., Choudhury, T., Costa, S., & Reiner, J. (2022). Application of artificial intelligence in geotechnical engineering: A state-of-the-art review. *Earth-Science Reviews*, 228, 103991. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2022.103991>.
- Baldelli, P., Aleotti, P., & Polloni, G. (1996). Landslide-susceptibility numerical mapping at the Messina Straits crossing site, Italy. In *Landslides* (pp. 153-158).
- Bălțeanu, D., Chendeș, V., Sima, M., & Enciu, P. (2010). A country-wide spatial assessment of landslide susceptibility in Romania. *Geomorphology*, 124(3-4), 102-112.
- Belhai, D. (1996). *Evolution tectonique de la zone ouest-Algéroise (Ténès-Chénoua)" approche stratigraphique et structurale"* (Doctoral dissertation).
- Benabbas, C., Zeghdoud, O., & Boumedous, S. (2008). Particularités morpho-géologiques, néotectonique et instabilité des terrains en Algérie Orientale (Cas du Constantinois). *Revista de geomorfologie-vol, 10*, 23-29.
- Benbouras, M. A. (2022). Hybrid meta-heuristic machine learning methods applied to landslide susceptibility mapping in the Sahel-Algiers. *International Journal of Sediment Research*, 37(5), 601-618. <https://doi.org/10.1016/j.ijsrc.2022.04.003>.
- Bendjeddou, A. (2015). *Etude des glissements routiers Au Nord Est de l'Algérie* (Doctoral dissertation, Université Mohamed Khider-Biskra).
- Berber S. Ercanoglu M. Ceryan S (2024) Landslide Susceptibility Evaluation of Southeastern Çanakkale Strait (NW Türkiye) Using Logistic Regression. Artificial Neural Network and Support Vector Machine. Iranian Journal of Science and Technology. Transactions of Civil Engineering 1-17. <https://doi.org/10.1007/s40996-024-01367-z>.
- Besson, L. (1996). Les risques naturels en montagne : traitement, prévention, surveillance Éditions artès-publialp.
- Bétard, F., Delbart, N., & Piel, C. (2014). Cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain dans la région de Nova Friburgo (État de Rio de Janeiro, Brésil). Une étape vers l'évaluation et la gestion du risque. *Bulletin de l'association de géographes français. Géographies*, 91(91-3), 276-288.
- Biju-Duval, B., Dercourt, J., & Le Pichon, X. (1977). From the Tethys ocean to the Mediterranean seas: a plate tectonic model of the evolution of the western Alpine system. *Structural history of the Mediterranean basins*, 143-164.
- Blais-Stevens, A., Behnia, P., Kremer, M., Page, A., Kung, R., & Bonham-Carter, G. (2012). Landslide susceptibility mapping of the Sea to Sky transportation corridor, British Columbia, Canada: comparison of two methods. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 71, 447-466.

- Blaser, R., & Fryzlewicz, P. (2016). Random rotation ensembles. *The Journal of Machine Learning Research*, 17(1), 126-151.
- Bo, M. W., Fabius, M., & Fabius, K. (2008, May). Impact of global warming on stability of natural slopes. In *Proceedings of the 4th Canadian Conference on Geohazards: From Causes to Management*, Presse de Univ. Laval, Quebec.
- Bobrowsky, P. T. (Ed.). (2013). *Encyclopedia of natural hazards* (Vol. 1135). Dordrecht: Springer.
- Borga, M., Dalla Fontana, G., Da Ros, D., & Marchi, L. (1998). Shallow landslide hazard assessment using a physically based model and digital elevation data. *Environmental geology*, 35, 81-88.
- Boser, B. E., Guyon, I. M., & Vapnik, V. N. (1992, July). A training algorithm for optimal margin classifiers. In *Proceedings of the fifth annual workshop on Computational learning theory* (pp. 144-152).
- Bostan, T. (2024). Generating a Landslide Susceptibility Map Using Integrated Meta-Heuristic Optimization and Machine Learning Models. *Sustainability*, 16(21), 9396.
- Bouafia Ali, « Figure 16.16. Schéma d'une couche d'argile en glissement plan... », ResearchGate. Consulté le : 20 septembre 2024. [En ligne]. Disponible sur : https://www.researchgate.net/figure/Schema-dune-couche-dargile-en-glissement-plan_fig5_329947833.
- Bouaziz, N., & Melbouci, B. (2019). Caracterisation de la coulee boueuse d'Illilten (Algerie). *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 78, 669-689.
- Bouhadad Y. (2005). *Les glissements de terrain et éboulements rocheux d'origine sismique: évaluation de l'aléa et exemples en Algérie*. Papier présenté dans le séminaire international sur les glissements de terrain et éboulements rocheux, Université de Guelma, Algeria, 15–16 Novembre 2005
- Bouillin, J. P. (1977). *Géologie alpine de la Petite Kabylie dans les régions de Collo et d'El Milia (Algérie)* (Doctoral dissertation, Toulouse).
- Bouillin, J. P. (1986). Le " bassin maghrebin "; une ancienne limite entre l'Europe et l'Afrique a l'ouest des Alpes. *Bulletin de la Société géologique de France*, 2(4), 547-558.
- Bouillin. J.P. (1979). La transversale de Collo et d'El Milia (petite Kabylie) : une région –clef pour l'interprétation de la tectonique alpine de la chaîne littorale d'Algérie. Mem. Soc. Géol. Fr., Nouv. Série t.t VII, 135 P.
- Boukhelkhal, I., & Bourbia, F. (2014). Impact de la morphologie urbaine Sur le confort thermique extérieur Dans les climats chauds et arides, Cas de la nouvelle ville de Tafilelt à Ghardaïa, mémoire de magister, université de Constantine, Algérie p 34–36.

- Bounemour, N., Benzaid, R., Kherrouba, H., & Atoub, S. (2022). Landslides in Mila town (northeast Algeria): causes and consequences. *Arabian Journal of Geosciences*, 15(8), 753.
- Bourenane, H., Bouhadad, Y., Guettouche, M. S., & Braham, M. (2015). GIS-based landslide susceptibility zonation using bivariate statistical and expert approaches in the city of Constantine (Northeast Algeria). *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 74, 337-355.
- Bourenane, H., Braham, M., Bouhadad, Y., & Meziani, A. A. (2021). Spatial distribution, controlling factors and failure mechanisms of the large-scale landslides in the urban area of Azazga city (northern Algeria). *Environmental Earth Sciences*, 80(8), 313. <https://doi.org/10.1007/s12665-021-09607-5>.
- Bourenane, H., Guettouche, M. S., Bouhadad, Y., & Braham, M. (2016). Landslide hazard mapping in the Constantine city, Northeast Algeria using frequency ratio, weighting factor, logistic regression, weights of evidence, and analytical hierarchy process methods. *Arabian Journal of Geosciences*, 9, 1-24. <https://doi.org/10.1007/s12517-015-2222-8>.
- Bourenane, H., Kerkar, S., Bedr, S. (2022). landslide susceptibility mapping along the national road RN 8 in south of the larbâa city by using statistical modeling under gis. *Algérie équipement*, 67 : 49-65.
- Brenning, A. (2005). Spatial prediction models for landslide hazards: review, comparison and evaluation. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 5(6), 853-862.
- Brenning, A. (2008). Statistical geocomputing combining R and SAGA: The example of landslide susceptibility analysis with generalized additive models. *Hamburger Beiträge zur Physischen Geographie und Landschaftsökologie*, 19(23-32), 410.
- Brucal, S. G. E., Africa, A. D. M., & Dadios, E. P. (2018). Female voice recognition using artificial neural networks and MATLAB voicebox toolbox. *Journal of Telecommunication, Electronic and Computer Engineering (JTEC)*, 10(1-4), 133-138.
- Brunsdon, D. (1999). Some geomorphological considerations for the future development of landslide models. *Geomorphology*, 30(1-2), 13-24.
- Buisine, J. (2021, December). *Méthodes d'apprentissage automatique pour la prise en compte du bruit dans les images de synthèse*. (Thèse de doctorat, Université du Littoral Côte d'Opale. 262p.

C

Cardinali, M., Reichenbach, P., Guzzetti, F., Ardizzone, F., Antonini, G., Galli, M., ... & Salvati, P. (2002). A geomorphological approach to the estimation of landslide hazards and risks in Umbria, Central Italy. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 2(1/2), 57-72.

Carrara, A., Cardinali, M., Detti, R., Guzzetti, F., Pasqui, V., & Reichenbach, P. (1991). GIS techniques and statistical models in evaluating landslide hazard. *Earth surface processes and landforms*, 16(5), 427-445.

Carrara, A., Cardinali, M., Guzzetti, F., & Reichenbach, P. (1995). GIS technology in mapping landslide hazard. In *Geographical information systems in assessing natural hazards* (pp. 135-175). Dordrecht: Springer Netherlands.

Catani, F., Casagli, N., Ermini, L., Righini, G., & Menduni, G. (2005). Landslide hazard and risk mapping at catchment scale in the Arno River basin. *Landslides*, 2, 329-342. doi:10.1007/s10346-005-0021-0.

Cauchon-Voyer, G., Locat, J., & St-Onge, G. (2008). Late-Quaternary morpho-sedimentology and submarine mass movements of the Betsiamites area, Lower St. Lawrence Estuary, Quebec, Canada. *Marine Geology*, 251(3-4), 233-252.

CGS, 2003 : Étude de l'aléa sismique de la région de Constantine. Rapport final du 20/11/2003.

Chacon, J., Irigaray, C., Fernández, T., & El Hamdouni, R. (2006). Engineering geology maps: landslides and geographical information systems. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 65, 341-411.

Chamley, H. (2002). *Environnements géologiques et activités humaines*. Vuibert.

Chang, J., Zhang, X., Guo, Y., Meng, G., Xiang, S., & Pan, C. (2019). Differentiable architecture search with ensemble gumbel-softmax. *arXiv preprint arXiv:1905.01786*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1905.01786>.

Chau, K. T., & Lo, K. H. (2004). Hazard assessment of debris flows for Leung King Estate of Hong Kong by incorporating GIS with numerical simulations. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 4(1), 103-116.

Chebbani, R., Djilli, K., & Roose, E. (1999). Étude à différentes échelles des risques d'érosion dans le bassin versant de l'Isser. *Bulletin ORSTOM, Réseau Erosion*, 19, 85-95.

Cheikh Lounis, G., Mimouni, O., Machane, D., & Bacha, A. (2017). The El Achour (Algiers, Algeria) landslide delimitation using the H/V ambient vibration method. *Arabian Journal of Geosciences*, 10, 1-10. <https://doi.org/10.1007/s12517-017-3175-x>.

Chen, T., Wang, Q., Zhao, Z., Liu, G., Dou, J., & Plaza, A. (2024). LCFSTE: Landslide conditioning factors and swin transformer ensemble for landslide susceptibility assessment. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2024.3373029>.

- Chen, W., Xie, X., Wang, J., Pradhan, B., Hong, H., Bui, D. T., ... & Ma, J. (2017). A comparative study of logistic model tree, random forest, and classification and regression tree models for spatial prediction of landslide susceptibility. *Catena*, *151*, 147-160. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2016.11.032>.
- Chen, Y. H., & Liao, K. W. (2024). Probability-based hybrid landslide assessment system integrating landslide susceptibility and numerical modeling. In *Geotechnical Engineering Challenges to Meet Current and Emerging Needs of Society* (pp. 1521-1526). CRC Press.
- Cherkaoui, A., & Al Heib, M. (2014, July). Impact du changement climatique sur la stabilité des versants. In *7. Journées Nationales de Géotechnique et de Géologie de l'ingénieur (JNGG 2014) "Observer, modéliser, décider"*.
- Chowdhury, M. S., Rahman, M. N., Sheikh, M. S., Sayeid, M. A., Mahmud, K. H., & Hafsa, B. (2024). GIS-based landslide susceptibility mapping using logistic regression, random forest and decision and regression tree models in Chattogram District, Bangladesh. *Heliyon*, *10*(1). <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e23424>.
- Chung, C. J. F., & Fabbri, A. G. (1999). Probabilistic prediction models for landslide hazard mapping. *Photogrammetric engineering and remote sensing*, *65*(12), 1389-1399.
- Clague, J. J., & Stead, D. (Eds.). (2012). *Landslides: types, mechanisms and modeling*. Cambridge University Press.
- Codebo, L., Delmonaco, G., Margottini, C., Puglisi, C., & Serafini, S. (2000). Landslide susceptibility in the Cardoso Slope (Versilia-Italy) consequences of the flash flood of 19th June 1996. In *Landslides in Research, Theory and Practice: Proceedings of the 8th International Symposium on Landslides held in Cardiff on 26–30 June 2000* (pp. 1-293). Thomas Telford Publishing.
- Corominas, J., van Westen, C., Frattini, P., Cascini, L., Malet, J. P., Fotopoulou, S., ... & Smith, J. T. (2014). Recommendations for the quantitative analysis of landslide risk. *Bulletin of engineering geology and the environment*, *73*, 209-263.
- Coussot, P. (1995). Spécificités de l'hydraulique en torrent de montagne. *La Houille Blanche*, (1), 16-20.
- CRAAG, 1994 : Les séismes en Algérie de 1365 à 1992. Publication du CRAAG, Département étude et surveillances sismique.
- Cruden, D. M. (1996). Cruden, dm, varnes, dj, 1996, landslide types and processes, transportation research board, us national academy of sciences, special report, 247: 36-75. *Transp Res Board*, *247*, 36-57.
- Cruden, D. M., Fell, R. (eds.). (1997). Landslide risk assessment. Proceedings of the International Workshop on Landslide Risk Assessment, Honolulu, Hawaiï, USA, Balkema, 371 p.

Cuervo, Y. (2015). *Modélisation des éboulements rocheux par la méthode des éléments discrets: application aux évènements réels* (Doctoral dissertation, Université Grenoble Alpes).

D

Dai, F. C., & Lee, C. F. (2001). Terrain-based mapping of landslide susceptibility using a geographical information system: a case study. *Canadian Geotechnical Journal*, 38(5), 911-923.

Dai, F. C., Lee, C. F., & Ngai, Y. Y. (2002). Landslide risk assessment and management: an overview. *Engineering geology*, 64(1), 65-87.

Das, R., Chattoraj, S. L., Singh, M., & Bisht, A. (2024). Synergetic use of geospatial and machine learning techniques in modelling landslide susceptibility in parts of Shimla to Kinnaur National Highway, Himachal Pradesh. *Modeling Earth Systems and Environment*, 10(3), 4163-4183. <https://doi.org/10.1007/s40808-024-01993-6>.

Debiche, F., Benbouras, M. A., Petrisor, A. I., Baba Ali, L. M., & Leghouchi, A. (2024). Advancing Landslide Susceptibility Mapping in the Medea Region Using a Hybrid Metaheuristic ANFIS Approach. *Land*, 13(6), 889.

Demers, D., Robitaille, D., Potvin, J., Bilodeau, C., & Dupuis, C. (2008, May). La gestion des risques de glissements de terrain dans les sols argileux au Québec. In *Proceedings of the 4th Canadian Conference on Geohazards*, (eds) J. Locat, D. Perret, D. Turmel, D. Demers and S. Leroueil (pp. 519-526).

Densmore, A. L., & Hovius, N. (2000). Topographic fingerprints of bedrock landslides. *Geology*, 28(4), 371-374.

Derin Cengiz, L. & Ercanoglu, M. (2022). A novel data-driven approach to pairwise comparisons in AHP using fuzzy relations and matrices for landslide susceptibility assessments. *Environmental Earth Sciences*, 81(7), 222. <https://doi.org/10.1007/s12665-022-10312-0>

Dewitte, O., Chung, C. J., & Demoulin, A. (2006). Reactivation hazard mapping for ancient landslides in West Belgium. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 6(4), 653-662.

Dikau R., Brunnsden D., Schrott L., Ibsen M. L.(Eds.), *Landslide recognition: identification, movements and causes*, John Wiley & Sons Ltd, Chichester, England (1996), p. 251

Djrbal, L. (2013). *Analyse des mécanismes de déformation et de la rupture progressive du versant instable d'Ain El Hammam* (Doctoral dissertation, Université Mouloud Mammeri).

Document technique règlementaire DTR B-C-248, 2003. Règles parasismiques Algériennes RPA 99/version 2003, Alger: Centre national de recherche appliquée en génie-parasismique CGS.

Domzig, A. (2006). Déformation active et récente, et structuration tectonosédimentaire de la marge sous-marine algérienne (Doctoral dissertation, Université de Bretagne occidentale-Brest).

Du, G. L., Zhang, Y. S., Iqbal, J., Yang, Z. H., & Yao, X. (2017). Landslide susceptibility mapping using an integrated model of information value method and logistic regression in the Bailongjiang watershed, Gansu Province, China. *Journal of Mountain Science*, 14, 249-268.

Dung, N. V., Hieu, N., Phong, T. V., Amiri, M., Costache, R., Al-Ansari, N., ... & Pham, B. T. (2021). Exploring novel hybrid soft computing models for landslide susceptibility mapping in Son La hydropower reservoir basin. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 12(1), 1688-1714. <https://doi.org/10.1080/19475705.2021.1943544>.

Duo, Z., Wang, W., & Wang, H. (2019). Oceanic mesoscale eddy detection method based on deep learning. *Remote Sensing*, 11(16), 1921.

Durand-Delga, M. (1969). Mise au point sur la structure du Nord-Est de la Berbérie. *Publ. Serv. Géol. Algérie*, n°39, 89-131.

Durville J.L. & SEVE G. (1996). Stabilité des pentes, glissements en terrain meuble. - Techniques de l'Ingénieur, traité construction C254, 1 – 16 p.

Durville J.L. (2000). Cours de mécanique des roches appliquée au génie civil du DEA de mécanique des sols et des ouvrages dans leur environnement, - Ecole Centrale de Paris, 87 p.

E

Eckert, N., Naaim, M., Giacona, F., Favier, P., Lavigne, A., Richard, D., ... & Parent, E. (2018). Repenser les fondements du zonage réglementaire des risques en montagne «récurrents». *La Houille Blanche*, (2), 38-67.

Elkharrat, K., Homberg, C., Lafuerza, S., Loget, N., Gasc-Barbier, M., & Gautier, S. (2024). Paleo-landslides on the meridional border of the Larzac Plateau (France): recognition and predisposing/triggering factors. *Landslides*, 1-15.

Equilbey, E., & Vallet, A. (2017, October). Définition d'un protocole opérationnel d'ouverture ou de fermeture d'une route départementale au droit d'un mouvement de versant non stabilisé-Soulce-Cernay (25). In *Journées Aléas Gravitaires (JAG)*.

Ercanoglu, M. (2008). An overview on the landslide susceptibility assessment techniques. *ENVIRONMENT and GEOSCIENCE*.

Etienne, C. (2019). *Apprentissage profond appliqué à la reconnaissance des émotions dans la voix* (Doctoral dissertation, Université Paris Saclay (COMUE)).

Etienne, D. (2007). Evaluation quantitative et cartographie du risque" glissement de terrain" Application au Bassin de Barcelonnette.

Ettaouil, M., Lazaar, M., Elmoutaouakil, K., & Haddouch, K. (2013). A new algorithm for optimization of the kohonen network architectures using the continuous hopfield networks. *wseas transactions on computers*, 12(4), 155-163.

Ewitte, O., (2006). Cinématique de glissements de terrain et prédiction de leur réactivation : approche probabiliste dans la région d'oudenaarde. Thèse de doctorat, Université de de Liège, 221p.

F

Feizizadeh, B., Blaschke, T., & Nazmfar, H. (2014). GIS-based ordered weighted averaging and Dempster–Shafer methods for landslide susceptibility mapping in the Urmia Lake Basin, Iran. *International Journal of Digital Earth*, 7(8), 688-708. <https://doi.org/10.1080/17538947.2012.749950>.

Fell, R. (1994). Landslide risk assessment and acceptable risk. *Canadian Geotechnical Journal*, 31(2), 261-272.

Fell, R., Corominas, J., Bonnard, C., Cascini, L., Leroi, E., & Savage, W. Z. (2008). Guidelines for landslide susceptibility, hazard and risk zoning for land use planning. *Engineering geology*, 102(3-4), 85-98.

Fell, R., Hartford, D. (1997). *Landslide risk assessment*. In D. Cruden D and R. Fell (eds.), *Proceedings of the international workshop on landslide risk assessment*, Honolulu. Balkema, Rotterdam, 51–110.

Fell, R., Ho, K. K., Lacasse, S., & Leroi, E. (2005). A framework for landslide risk assessment and management. In *Landslide risk management* (pp. 13-36). CRC Press.

Fernández, T., Irigaray, C., El Hamdouni, R., & Chacón, J. (2003). Methodology for landslide susceptibility mapping by means of a GIS. Application to the Contraviesa area (Granada, Spain). *Natural Hazards*, 30, 297-308.

Filliat, G., & Rochmann, J. (1981). *La pratique des sols et fondations-chapitre 14: captage; rabattement; drainage*.

Flageollet, J. C. (1994). The time dimension in the mapping of earth movements. *Temporal occurrence and forecasting of landslides in the European community. Final Report, EUR, 15805*, 7-70.

Ford, D. C., & Williams, P. W. (1989). *Karst geomorphology and hydrology* (Vol. 601). London: Unwin Hyman.

Foucault, A. et Raoult, JF (1984) Dictionnaire de géologie. Paris, Masson (Coll. Guides géologiques régionaux), 2^eédition, 347 p.

Fourcade, E., & Raoult, J. F. (1971). Sur le Crétacé inférieur du Djebel Frikia, (mole néritique du Constantinois, Algérie). *CR Somm. Géol. Fr*, 369-370.

Froude, M. J., & Petley, D. N. (2018). Global fatal landslide occurrence from 2004 to 2016. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 18(8), 2161-2181.

G

Gadtaula, A., & Dhakal, S. (2019). Landslide susceptibility mapping using weight of evidence method in Haku, Rasuwa district, Nepal. *Journal of Nepal Geological Society*, 58, 163-171.

García-Rodríguez, M. J., & Malpica, J. A. (2010). Assessment of earthquake-triggered landslide susceptibility in El Salvador based on an Artificial Neural Network model. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 10(6), 1307-1315.

Glade, T. (2001). Landslide hazard assessment and historical landslide data—an inseparable couple?. In *The use of historical data in natural hazard assessments* (pp. 153-168). Dordrecht: Springer Netherlands. https://doi.org/10.1007/978-94-017-3490-5_12.

Glade, T. (2003). Vulnerability assessment in landslide risk analysis. *Erde*, 134(2), 123-146.

Glade, T., & Crozier, M. J. (2005). A review of scale dependency in landslide hazard and risk analysis. *Landslide hazard and risk*, 75-138.

Goetz, J. N., Brenning, A., Petschko, H., & Leopold, P. (2015). Evaluating machine learning and statistical prediction techniques for landslide susceptibility modeling. *Computers & geosciences*, 81, 1-11. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2015.04.007>.

Goetz, J. N., Guthrie, R. H., & Brenning, A. (2011). Integrating physical and empirical landslide susceptibility models using generalized additive models. *Geomorphology*, 129(3-4), 376-386. <https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2011.03.001>.

González, S., García, S., Del Ser, J., Rokach, L., & Herrera, F. (2020). A practical tutorial on bagging and boosting based ensembles for machine learning: Algorithms, software tools, performance study, practical perspectives and opportunities. *Information Fusion*, 64, 205-237.

Goumrassa, A., Guendouz, M., & Guettouche, M. S. (2021). GIS-Based Multi-Criteria Decision Analysis Approach (GIS-MCDA) for investigating mass movements' hazard susceptibility along the first section of the Algerian North-South Highway. *Arabian Journal of Geosciences*, 14(10), 850.

Gruber, S., Huggel, C., & Pike, R. (2009). Modelling mass movements and landslide susceptibility. *Developments in Soil Science*, 33, 527-550. [https://doi.org/10.1016/S0166-2481\(08\)00023-8](https://doi.org/10.1016/S0166-2481(08)00023-8).

Gruzelle, A., & Lebaut, S. (2022). Démarche d'analyse et de diagnostic du risque de glissement de terrain: de l'identification à une mesure proactive. *Physio-Géo. Géographie physique et environnement*, (Volume 17), 167-192.

Guettouche, A. (2015). *Cartographie géotechnique par approche SIG basée sur l'analyse multicritères* (Doctoral dissertation, Faculté de Génie Civil).

Guillard, C., & Zezere, J. (2012). Landslide susceptibility assessment and validation in the framework of municipal planning in Portugal: the case of Loures Municipality. *Environmental management*, 50, 721-735.

Gunzburger, Y. (2004). *Rôle de la thermique dans la prédisposition, la préparation et le déclenchement des mouvements de versants complexes: exemple des Rochers de Valabre (Alpes-Maritimes)* (Doctoral dissertation, Institut National Polytechnique de Lorraine).

Gutiérrez, F., Guerrero, J., & Lucha, P. (2008). A genetic classification of sinkholes illustrated from evaporite paleokarst exposures in Spain. *Environmental Geology*, 53, 993-1006. <https://doi.org/10.1007/s00254-007-0727-5>.

Guzzetti, F. (2006). *Landslide hazard and risk assessment* (Doctoral dissertation, Universitäts- und Landesbibliothek Bonn). 373p.

Guzzetti, F., Carrara, A., Cardinali, M., & Reichenbach, P. (1999). Landslide hazard evaluation: a review of current techniques and their application in a multi-scale study, Central Italy. *Geomorphology*, 31(1-4), 181-216. [https://doi.org/10.1016/S0169-555X\(99\)00078-1](https://doi.org/10.1016/S0169-555X(99)00078-1).

H

Habumugisha, J. M., Chen, N., Rahman, M., Islam, M. M., Ahmad, H., Elbeltagi, A., ... & Dewan, A. (2022). Landslide susceptibility mapping with deep learning algorithms. *Sustainability*, 14(3), 1734. <https://doi.org/10.3390/su14031734>.

Hadji, R., Rais, K., Gadri, L., Chouabi, A., & Hamed, Y. (2017). Slope failure characteristics and slope movement susceptibility assessment using GIS in a medium scale: a case study from Ouled Driss and Machroha municipalities, Northeast Algeria. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 42, 281-300. <https://doi.org/10.1007/s13369-016-2046-1>.

Hallal, N. (2016). *Analyse des risques géologiques de la ville de Bejaïa et sa région côtière orientale. Cartographie géotechnique* (Doctoral dissertation, usthb).

Hamid, B., Massinissa, B., & Nabila, G. (2023). Landslide susceptibility mapping using GIS-based statistical and machine learning modeling in the city of Sidi Abdellah, Northern Algeria. *Modeling Earth Systems and Environment*, 9(2), 2477-2500.

Hammadi, Y. (2011). *Cartographie géotechnique des risques de Glissements (CRG) et des risques d'Inondations (CRI) de la ville de Bejaïa. Mémoire de magister, Université de Bejaïa.*

Han, J., Pei, J., & Tong, H. (2022). *Data mining: concepts and techniques*. Elsevier, Burlington, MA, 3rd edition.

Hansen, A. (1984). Landslide hazard analysis. Slope instability. Wiley, New York, 523-602.

Hansen, J., Lacis, A., Rind, D., Russell, G., Stone, P., Fung, I., ... & Lerner, J. (1984). Climate sensitivity: Analysis of feedback mechanisms. *Climate processes and climate sensitivity*, 29, 130-163.

Hauke, J., & Kossowski, T. (2011). Comparison of values of Pearson's and Spearman's correlation coefficients on the same sets of data. *Quaestiones geographicae*, 30(2), 87-93.

He, R., Zhang, W., Dou, J., Jiang, N., Xiao, H., & Zhou, J. (2024). Application of artificial intelligence in three aspects of landslide risk assessment: A comprehensive review. *Rock Mechanics Bulletin*, 100144. <https://doi.org/10.1016/j.rockmb.2024.100144>.

Heim, A. (1882). Der Bergsturz von Elm. *Deutch. Geol. Gesell. Zeitschr.*, 34, 74-115.

Hong, H., Liu, J., & Zhu, A. X. (2020). Modeling landslide susceptibility using LogitBoost alternating decision trees and forest by penalizing attributes with the bagging ensemble. *Science of the total environment*, 718, 137231.

Hong, H., Liu, J., Bui, D. T., Pradhan, B., Acharya, T. D., Pham, B. T., ... & Ahmad, B. B. (2018). Landslide susceptibility mapping using J48 Decision Tree with AdaBoost, Bagging and Rotation Forest ensembles in the Guangchang area (China). *Catena*, 163, 399-413.

Hong, H., Pradhan, B., Xu, C., & Bui, D. T. (2015). Spatial prediction of landslide hazard at the Yihuang area (China) using two-class kernel logistic regression, alternating decision tree and support vector machines. *Catena*, 133, 266-281. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2015.05.019>.

Huang, F., Pan, L., Fan, X., Jiang, S. H., Huang, J., & Zhou, C. (2022). The uncertainty of landslide susceptibility prediction modeling: Suitability of linear conditioning factors. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 81(5), 182. <https://doi.org/10.1007/s10064-022-02672-5>.

Huber, M. (2024). Dynamique des grands glissements de terrain rocheux, modélisation numérique et études de cas en Himalaya (Doctoral dissertation, Université de Lorraine).

I

Ilija, I., & Tsangaratos, P. (2016). Applying weight of evidence method and sensitivity analysis to produce a landslide susceptibility map. *Landslides*, 13, 379-397.

Institut National de l'Environnement Industriel et des Risques « INERIS » (2004). Glossaire grand public.

J

Jiang, S. H., Li, J. P., Ma, G., Rezaia, M., & Huang, J. (2024). Stochastic hazard assessment framework of landslide blocking river by depth-integrated continuum method and random field theory. *Landslides*, 1-19.

Joundi, M., Mehdizadeh, R., & Deck, O. (2023). Synthèse bibliographique pour l'évaluation de la fiabilité des réseaux enterrés de gaz exposés au phénomène de mouvement de terrain dans la perspective d'un usage pour le transport d'hydrogène. *Academic Journal of Civil Engineering*, 41(3), 116-125.

K

Kali Ali, S. (2024). *Approches métaheuristiques et optimisation pour l'apprentissage automatique: Application à la résolution de problèmes complexes* (Thèse de doctorat, université USTHB, Algérie, 164p).

Kanungo, D. P., Arora, M. K., Sarkar, S., & Gupta, R. P. (2012). Landslide Susceptibility Zonation (LSZ) Mapping—A Review.

Karaman, M. O., Çabuk, S. N., & Pekkan, E. (2022). Utilization of frequency ratio method for the production of landslide susceptibility maps: Karaburun Peninsula case, Turkey. *Environmental Science and Pollution Research*, 29(60), 91285-91305.

Kardani, N., Bardhan, A., Samui, P., Nazem, M., Zhou, A., & Armaghani, D. J. (2022). A novel technique based on the improved firefly algorithm coupled with extreme learning machine (ELM-IFF) for predicting the thermal conductivity of soil. *Engineering with Computers*, 1-20.

Kavzoglu, T., & Teke, A. (2022). Predictive Performances of ensemble machine learning algorithms in landslide susceptibility mapping using random forest, extreme gradient boosting (XGBoost) and natural gradient boosting (NGBoost). *Arabian Journal for Science and Engineering*, 47(6), 7367-7385.

Kavzoglu, T., Colkesen, I., & Sahin, E. K. (2019). Machine learning techniques in landslide susceptibility mapping: a survey and a case study. *Landslides: Theory, practice and modelling*, 283-301. https://doi.org/10.1007/978-3-319-77377-3_13.

Kayastha, P., Dhital, M. R., & De Smedt, F. (2013). Application of the analytical hierarchy process (AHP) for landslide susceptibility mapping: A case study from the Tinau watershed, west Nepal. *Computers & Geosciences*, 52, 398-408.

Keaton, J. R. (2012). Rockfall characterisation and control. Rockfall characterisation and control. Environmental & Engineering Geoscience.

Kelley, H. W. (1983). *Garder la terre en vie: l'érosion des sols, ses causes et ses remèdes*. Organisation des Nations Unies pour l'alimentation et l'agriculture.

Kennedy, P. (2008). *A guide to econometrics*. John Wiley & Sons.

Khan, I., Kainthola, A., Bahuguna, H., & Asgher, M. S. (2024). Comparative landslide susceptibility assessment using information value and frequency ratio bivariate statistical methods: a case study from Northwestern Himalayas, Jammu and Kashmir, India. *Arabian Journal of Geosciences*, 17(8), 231.

Khessiba, S. (2024). *Stratégies d'optimisation des hyper-paramètres de réseaux de neurones appliqués aux signaux temporels biomédicaux* (Doctoral dissertation, Institut Polytechnique de Paris; Université de Sousse (Tunisie)).

Koch, C. M., Chiu, S. F., Akbarpour, M., Bharat, A., Ridge, K. M., Bartom, E. T., & Winter, D. R. (2018). A beginner's guide to analysis of RNA sequencing data. *American journal of respiratory cell and molecular biology*, 59(2), 145-157.

Kuo, C. L., Kuruoglu, E. E., & Chan, W. K. V. (2022). Neural network structure optimization by simulated annealing. *Entropy*, 24(3), 348. <https://doi.org/10.3390/e24030348>.

L

Lacroix, P., Dini, B., & Cheaib, A. (2024). Mesure de la cinématique des mouvements de terrain lents à partir d'images satellites. *Mesure du déplacement de surface à partir d'images de télédétection*, 353.

Lasko, T. A., Bhagwat, J. G., Zou, K. H., & Ohno-Machado, L. (2005). The use of receiver operating characteristic curves in biomedical informatics. *Journal of biomedical informatics*, 38(5), 404-415.

LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *nature*, 521(7553), 436-444.

Lee, E. M. (2009). Landslide risk assessment: the challenge of estimating the probability of landsliding. *Quarterly Journal of Engineering Geology and Hydrogeology*, 42(4), 445-458.

Lee, S. M., & Lee, S. J. (2024). Landslide susceptibility assessment of South Korea using stacking ensemble machine learning. *Geoenvironmental Disasters*, 11(1), 7. <https://doi.org/10.1186/s40677-024-00271-y>.

Lee, S., & Evangelista, D. G. (2006). Earthquake-induced landslide-susceptibility mapping using an artificial neural network. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 6(5), 687-695.

Léone, F. (1996). *Concept de vulnérabilité appliqué à l'évaluation des risques générés par les phénomènes de mouvements de terrain* (Doctoral dissertation, Université de Grenoble).

Leone, F. (2004). Une approche quantitative de la cartographie des risques naturels: application expérimentale au patrimoine bâti de la Martinique (Antilles françaises)/A

quantitative approach to natural risk mapping: Experimental application in Martinique (West Indies) including buildings. *Géomorphologie: relief, processus, environnement*, 10(2), 117-126.

Leroi, E. (1996). Landslide hazard-risk maps at different scales: objectives, tools and developments. In *Landslides* (pp. 35-51).

Leroi, E., Favre, J. L., & Rezig, S. (2001). Cartographie de l'aléa mouvements de terrain par analyse statistique sous SIG. *Revue française de géotechnique*, (95-96), 155-163.

Levasseur, M. (2003). *Contribution des systèmes d'information géographique à l'analyse quantitative de l'aléa «glissement de terrain»: Exemple d'application au secteur de Ville De La Baie Sector, Québec*. Institut National de la Recherche Scientifique (Canada).

Li, L., & Spratling, M. (2023). Understanding and combating robust overfitting via input loss landscape analysis and regularization. *Pattern Recognition*, 136, 109229. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2022.109229>.

Li, L., & Talwalkar, A. (2020, August). Random search and reproducibility for neural architecture search. In *Uncertainty in artificial intelligence* (pp. 367-377). PMLR.

Liu, S., Zhang, H., & Jin, Y. (2022). A survey on computationally efficient neural architecture search. *Journal of Automation and Intelligence*, 1(1), 100002. <https://doi.org/10.1016/j.jai.2022.100002>.

Liu, W., Wang, Z., Liu, X., Zeng, N., Liu, Y., & Alsaadi, F. E. (2017). A survey of deep neural network architectures and their applications. *Neurocomputing*, 234, 11-26.

Liu, Y., Yao, X., Gu, Z., Zhou, Z., Liu, X., Chen, X., & Wei, S. (2022). Study of the automatic recognition of landslides by using InSAR images and the improved mask R-CNN model in the Eastern Tibet Plateau. *Remote Sensing*, 14(14), 3362.

Lombardi, C. B. (2016). Surveillance des pentes et des falaises instables: Conception et mise en oeuvre des dispositifs de mesure-Acquisition et traitement de l'information: Guide technique.

Lu, J., He, Y., Zhang, L., Zhang, Q., Gao, B., Chen, H., & Fang, Y. (2024). Ensemble learning landslide susceptibility assessment with optimized non-landslide samples selection. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 15(1), 2378176.

Lucieer, A., Jong, S. M. D., & Turner, D. (2014). Mapping landslide displacements using Structure from Motion (SfM) and image correlation of multi-temporal UAV photography. *Progress in physical geography*, 38(1), 97-116.

M

Mahdadi, F., & Boumezbeur, A. (2019). *Approche par les méthodes statistiques à l'étude de l'influence de la géologie et de la minéralogie sur la distribution spatiale de la susceptibilité*

aux glissements de terrain dans la région de Souk Ahras, NE de l'Algérie (Doctoral dissertation, Université Frères Mentouri-Constantine 1).

Mahdadi, F., Boumezbeur, A., Hadji, R., Kanungo, D. P., & Zahri, F. (2018). GIS-based landslide susceptibility assessment using statistical models: a case study from Souk Ahras province, NE Algeria. *Arabian Journal of Geosciences*, *11*, 1-21. <https://doi.org/10.1007/s12517-018-3770-5>.

Malet, J. P., Thiery, Y., Maquaire, O., & Puissant, A. (2006). Analyse spatiale, évaluation et cartographie du risque glissement de terrain. *Revue internationale de géomatique*, *16*, 499-525.

Manchar, N., Benabbas, C., Hadji, R., Bouaicha, F., & Grecu, F. (2018). Landslide susceptibility assessment in Constantine region (NE Algeria) by means of statistical models. *Studia Geotechnica et Mechanica*, *40*(3), 208-219.

Manish, K. C., Silwal, C. B., Dangi, P., & Pathak, D. (2024). Comparing frequency ratio and analytical hierarchy models for landslide susceptibility in the Dharan Sub-Metropolitan Region of Eastern Nepal. *Journal of Development Innovations*, *8*(1), 1-17.

Maquaire, O., Malet, J. P., & Sailhac, P. (2006). Glissements alpins à contrôle hydrologique et changements climatiques Projet ACI-FNS GACH2C 2005-2007. *Rapport intermédiaire*.

Maquaire, O. (2002). *Aléas géomorphologiques : processus, fonctionnement, cartographie*. Mémoire d'Habilitation à Diriger des Recherches. Université Louis Pasteur, Strasbourg, 219 p.

Marre, A. (1992). *Le tell oriental algérien: de Collo à la frontière tunisienne: étude géomorphologique*. Office des publications universitaires.

Martins-Campina, B. (2005). *Le rôle des facteurs géologiques et mécaniques dans le déclenchement des instabilités gravitaires: exemple de deux glissements de terrain des Pyrénées Atlantiques (Vallée d'Ossau et Vallée d'Aspe)* (Doctoral dissertation, Université Sciences et Technologies-Bordeaux I).

Mateso, J. C. M., & Dewitte, O. (2014). Vers un inventaire des glissements de terrain et des éléments à risque sur les versants du Rift à l'ouest du lac Kivu (RDC). *Geo-Eco-Trop*, *38*(1), 137-154.

Matougui, Z., Djerbal, L., & Bahar, R. (2024). A comparative study of heterogeneous and homogeneous ensemble approaches for landslide susceptibility assessment in the Djebahia region, Algeria. *Environmental Science and Pollution Research*, *31*(28), 40554-40580.

McKenzie, D. (1972). Active tectonics of the Mediterranean region. *Geophysical Journal International*, *30*(2), 109-185.

Mebirouk, N., Amrane, M., & Messast, S. (2025). Optimizing Landslide Susceptibility Mapping in Oued Guebli Watershed: A Comparative Study of Deep Learning, Support Vector

Machines, Logistic Regression with Spatial Validation and AUC-ROC Analysis. *Iranian Journal of Science and Technology, Transactions of Civil Engineering*, 1-23.

Mebirouk, N., Amrane, M., Messast, S., & Mazouzi, S. (2024). Enhanced analysis of landslide susceptibility mapping in the proximity of main roads in the province of Skikda, Algeria: using NAS for efficient performance and faster processing. *Modeling Earth Systems and Environment*, 10(5), 6449-6474. <https://doi.org/10.1007/s40808-024-02129-6>.

Mebirouk, N., Messast, S., & Amrane, M. (2023). Paramètres et méthodes utilisés pour la cartographie des glissements de terrain parameters and methods used for landslide mapping. Note d'information technique. *Algérie Equipement*. N° 68, 76-83.

Mejía-Navarro, M., Wohl, E. E., & Oaks, S. D. (1994). Geological hazards, vulnerability, and risk assessment using GIS: model for Glenwood Springs, Colorado. In *Geomorphology and Natural Hazards* (pp. 331-354). Elsevier.

Merghadi, A., Abderrahmane, B., & Tien Bui, D. (2018). Landslide susceptibility assessment at Mila Basin (Algeria): a comparative assessment of prediction capability of advanced machine learning methods. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 7(7), 268.

Merghadi, A., Yunus, A. P., Dou, J., Whiteley, J., ThaiPham, B., Bui, D. T., ... & Abderrahmane, B. (2020). Machine learning methods for landslide susceptibility studies: A comparative overview of algorithm performance. *Earth-Science Reviews*, 207, 103225. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2020.103225>.

Merity, S., Keskar, N. S., & Socher, R. (2017). Regularizing and optimizing LSTM language models. *arXiv preprint arXiv:1708.02182*.

Meziani, B., Machane, D., Bendaoud, A., Cheikh Lounis, G., Oubaiche, E. H., Chabane, S., ... & Moulouel, H. (2017). Geotechnical and geophysical characterization of the Bouira-Algiers Highway (Ain Turck, Algeria) landslide. *Arabian Journal of Geosciences*, 10(5), 117.

Mohammednur, R. S., Deribew, K. T., Moisa, M. B., & Gameda, D. O. (2024). Landslide susceptibility zonation mapping using geospatial technologies and multi criteria evaluation techniques in the upper Didessa sub-basin, Southwest Ethiopia. *Geology, Ecology, and Landscapes*, 1-15.

Mokadem, S., Cheikh Lounis, G., Machane, D., & Goumrassa, A. (2024). Integration of multi-criteria decision analysis and statistical models for landslide susceptibility mapping in the western Algiers Province (Algeria) using GIS techniques and remote sensing data. *Applied Geomatics*, 16(1), 235-280.

Montgomery, D. R., & Dietrich, W. E. (1994). A physically based model for the topographic control on shallow landsliding. *Water resources research*, 30(4), 1153-1171.

Moret F. (1992). *Une vague dans la vallée : la catastrophe de Saint-Gervais*. Alpes Magazine, N° 18, PP.28-35.

Mougin, J. P. (1973). *Les mouvements de terrain: recherches sur les apports mutuels des études géologique et mécanique à l'estimation de la stabilité des pentes* (Doctoral dissertation, Université)

Mutchler, C. K., & Greer, J. D. (1980). Effect of slope length on erosion from low slopes. *Transactions of the ASAE*, 23(4), 866-0869.

N

Nanehkaran, Y. A., Chen, B., Cemiloglu, A., Chen, J., Anwar, S., Azarafza, M., & Derakhshani, R. (2023). Riverside landslide susceptibility overview: leveraging artificial neural networks and machine learning in accordance with the United Nations (UN) sustainable development goals. *Water*, 15(15), 2707.

Nassim, H., Laurent, D., Rachid, B., & Fahem, D. (2018). Instabilités gravitaires dans la région de Béjaïa (Algérie): Inventaire et appréciation de l'importance relative des différents paramètres conduisant au déclenchement, au maintien ou à l'activation des instabilités. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 77, 631-645. <https://doi.org/10.1007/s10064-017-1050-3>.

Ngo, P. T. T., Panahi, M., Khosravi, K., Ghorbanzadeh, O., Kariminejad, N., Cerda, A., & Lee, S. (2021). Evaluation of deep learning algorithms for national scale landslide susceptibility mapping of Iran. *Geoscience Frontiers*, 12(2), 505-519.

NoUAR, AHCENE. (2022). *Traitement numérique des équations non linéaires issues de l'écoulement des fluides par des algorithmes stochastiques* (Doctoral dissertation, Université Badji Mokhtar Annaba, 146p).

Nourani, V., Pradhan, B., Ghaffari, H., & Sharifi, S. S. (2014). Landslide susceptibility mapping at Zonouz Plain, Iran using genetic programming and comparison with frequency ratio, logistic regression, and artificial neural network models. *Natural hazards*, 71, 523-547. <https://doi.org/10.1007/s11069-013-0932-3>.

Nweke, H. F., Teh, Y. W., Mujtaba, G., & Al-Garadi, M. A. (2019). Data fusion and multiple classifier systems for human activity detection and health monitoring: Review and open research directions. *Information Fusion*, 46, 147-170.

O

Onagh, M., Kumra, V. K., & Rai, P. K. (2012). Landslide susceptibility mapping in a part of Uttarkashi district (India) by multiple linear regression method. *International Journal of Geology, Earth and Environmental Sciences*, 2(2), 102-120.

Owusu-Ansah, D., Tinoco, J., Matos, J., & Cabral, R. (2024). Combining slope satellite image analysis and artificial intelligence algorithms for highway service level assessment. In

Geotechnical Engineering Challenges to Meet Current and Emerging Needs of Society (pp. 1269-1272). CRC Press.

Ozturk, U., Pittore, M., Behling, R., Roessner, S., Andreani, L., & Korup, O. (2021). How robust are landslide susceptibility estimates?. *Landslides*, 18, 681-695. <https://doi.org/10.1007/s10346-020-01485-5>.

P

Pacheco Quevedo, R., Velastegui-Montoya, A., Montalván-Burbano, N., Morante-Carballo, F., Korup, O., & Daleles Rennó, C. (2023). Land use and land cover as a conditioning factor in landslide susceptibility: a literature review. *Landslides*, 20(5), 967-982.

Pardeshi, S. D., Autade, S. E., & Pardeshi, S. S. (2013). Landslide hazard assessment: recent trends and techniques. *Springer Plus*, 2, 1-11.

Parise, M. (2001). Landslide mapping techniques and their use in the assessment of the landslide hazard. *Physics and Chemistry of the Earth, Part C: Solar, Terrestrial & Planetary Science*, 26(9), 697-703.

Park, S., Choi, C., Kim, B., & Kim, J. (2013). Landslide susceptibility mapping using frequency ratio, analytic hierarchy process, logistic regression, and artificial neural network methods at the Inje area, Korea. *Environmental earth sciences*, 68(5), 1443-1464.

Petley, D. N., Hearn, G. J., Hart, A., Rosser, N. J., Dunning, S. A., Oven, K., & Mitchell, W. A. (2007). Trends in landslide occurrence in Nepal. *Natural hazards*, 43, 23-44.

Petschko, H., Brenning, A., Goetz, J., Bell, R., & Glade, T. (2012, April). Assessing the quality of landslide susceptibility maps for Lower Austria. In *EGU General Assembly Conference Abstracts* (p. 7437).

Peybernès, B., Chouabbi, A., Vila, J. M. (2002). Reconstitution du substratum jurassique-crétacé basal du domaine des Sellaoua (marge sud-téthysienne, Algérie nord-orientale) à partir des galets du bassin mio-pliocène d'Hamman N'Baïls. *Comptes Rendus Palevol*, 1(8), 681-688.

Pham, B. T., & Prakash, I. (2019). Evaluation and comparison of LogitBoost Ensemble, Fisher's Linear Discriminant Analysis, logistic regression and support vector machines methods for landslide susceptibility mapping. *Geocarto International*, 34(3), 316-333.

Pham, H., Guan, M., Zoph, B., Le, Q., & Dean, J. (2018, July). Efficient neural architecture search via parameters sharing. In *International conference on machine learning* (pp. 4095-4104). PMLR.

Pham, Q. B., Achour, Y., Ali, S. A., Parvin, F., Vojtek, M., Vojteková, J., ... & Anh, D. T. (2021). A comparison among fuzzy multi-criteria decision making, bivariate, multivariate and

machine learning models in landslide susceptibility mapping. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 12(1), 1741-1777. <https://doi.org/10.1080/19475705.2021.1944330>.

Polykretis, C., & Chalkias, C. (2018). Comparison and evaluation of landslide susceptibility maps obtained from weight of evidence, logistic regression, and artificial neural network models. *Natural hazards*, 93, 249-274.

Popov, I. V. (1946). A scheme for the natural classification of landslides. In *Doklady of the USSR Academy of Sciences* (Vol. 54, No. 2, pp. 157-159).

Pouderoux, H. (2011). *Sédimentation gravitaire et paléosismicité d'une marge active: exemple de la marge en subduction Hikurangi en Nouvelle-Zélande* (Doctoral dissertation, Université Rennes 1).

Pourghasemi, H. R., Pradhan, B., & Gokceoglu, C. (2012). Application of fuzzy logic and analytical hierarchy process (AHP) to landslide susceptibility mapping at Haraz watershed, Iran. *Natural hazards*, 63, 965-996.

Pradhan, B., & Lee, S. (2010). Landslide susceptibility assessment and factor effect analysis: backpropagation artificial neural networks and their comparison with frequency ratio and bivariate logistic regression modelling. *Environmental Modelling & Software*, 25(6), 747-759. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2009.10.016>.

Pradhan, B. (2010). Landslide susceptibility mapping of a catchment area using frequency ratio, fuzzy logic and multivariate logistic regression approaches. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 38, 301-320.

Pradhan, B. (2013). A comparative study on the predictive ability of the decision tree, support vector machine and neuro-fuzzy models in landslide susceptibility mapping using GIS. *Computers & Geosciences*, 51, 350-365.

Pradhan, B. (2013). A comparative study on the predictive ability of the decision tree, support vector machine and neuro-fuzzy models in landslide susceptibility mapping using GIS. *Computers & Geosciences*, 51, 350-365. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2012.08.023>

Pradhan, B., & Jebur, M. N. (2017). Spatial prediction of landslide-prone areas through k-nearest neighbor algorithm and logistic regression model using high resolution airborne laser scanning data. *Laser scanning applications in landslide assessment*, 151-165.

Q

Qi, W., Xu, C., & Xu, X. (2021). AutoGluon: A revolutionary framework for landslide hazard analysis. *Natural Hazards Research*, 1(3), 103-108. <https://doi.org/10.1016/j.nhres.2021.07.002>.

R

RAOULT J F., (1969). Nouvelles données sur les flyschs du Nord du Kef Sidi Dris et dans la Raoult, J. F. (1974). Évolution paléogéographique et structurale de la chaîne alpine entre le golfe de Skikda et Constantine (Algérie orientale). *Bulletin de la Société géologique de France*, 7(3), 394-409.

RAOULT. JF ; ET FOURCADE. E., (1973). Sur le Crétacé inférieur du Dj Frikitia (môle néritique Constantinois, Algérie) C.R. *Somm. Soc. Géol. France*, pp 369-370, Paris.

Rathnaweera, T. D., Palihawadana, M. P., Rangana, H. L. L., & Nawagamuwa, U. P. (2013). Effects of climate change on landslide frequencies in landslide prone districts in Sri Lanka; Overview.

Reichenbach, P., Rossi, M., Malamud, B. D., Mihir, M., & Guzzetti, F. (2018). A review of statistically-based landslide susceptibility models. *Earth-science reviews*, 180, 60-91.

Roose, E. (1994). *Introduction à la gestion conservatoire de l'eau, de la biomasse et de la fertilité des sols (GCES)* (Vol. 70). Organisation des Nations Unies pour l'alimentation et l'agriculture.

S

Saaty, T. L. (1980). The analytic hierarchy process (AHP). *The Journal of the Operational Research Society*, 41(11), 1073-1076.

Sabri, M. S., Ahmad, F., & Samui, P. (2024). Slope stability analysis of heavy-haul freight corridor using novel machine learning approach. *Modeling Earth Systems and Environment*, 10(1), 201-219. <https://doi.org/10.1007/s40808-023-01774-7>.

Saha, S., Roy, J., Hembram, T. K., Pradhan, B., Dikshit, A., Abdul Maulud, K. N., & Alamri, A. M. (2021). Comparison between deep learning and tree-based machine learning approaches for landslide susceptibility mapping. *Water*, 13(19), 2664.

Sahin, E. K. (2022). Comparative analysis of gradient boosting algorithms for landslide susceptibility mapping. *Geocarto International*, 37(9), 2441-2465.

Sauret, B. (1987). Coulées boueuses-laves torrentielles-1-coulees de débris canalisées-compte rendu bibliographique. *Bull liaison Lab ponts chauss*, (150/151).

Sedan, O., Mathon, C., Nachbaur, A., Jacq, F. A., & Butaud, J. F. (2013). Programme ARAI 3: Role of vegetation in relation to ground movements in French Polynesia. *Final Report*.

Sedgwick, P. (2012). Pearson's correlation coefficient. *Bmj*, 345.

Selby, M. J. (1993). *Hillslope Materials*. Oxford University Press, 451p.

Shano, L., Raghuvanshi, T. K., & Meten, M. (2021). Landslide susceptibility mapping using frequency ratio model: the case of Gamo highland, South Ethiopia. *Arabian Journal of Geosciences*, 14, 1-18. <https://doi.org/10.1007/s12517-021-06995-7>.

Shen, H., Huang, F., Fan, X., Shahabi, H., Shirzadi, A., Wang, D., ... & Chen, W. (2023). Improving the performance of artificial intelligence models using the rotation forest technique for landslide susceptibility mapping. *International Journal of Environmental Science and Technology*, 20(10), 11239-11254.

Sidle, R., & Ochiai, H. (2006). Processes, prediction, and land use. *Water resources monograph. American Geophysical Union, Washington*, 525.

Silalahi, F. E. S., Pamela, Arifianti, Y., & Hidayat, F. (2019). Landslide susceptibility assessment using frequency ratio model in Bogor, West Java, Indonesia. *Geoscience Letters*, 6(1), 10. <https://doi.org/10.1186/s40562-019-0140-4>.

Soeters, R., & van Westen, C. J. (1996). Landslides: Investigation and mitigation. Chapter 8- Slope instability recognition, analysis, and zonation. *Transportation research board special report*, (247).

Soeters, R., & van Westen, C. J. (1996). Slope instability recognition, analysis, and zonation. In *Landslides, investigation and mitigation* (pp. 129-177). National Academy Press.

Soufi, M. A. E. (2023). Etude du potentiel de gonflement et de retrait des sols argileux sous chaussée des routes des marais. *Academic Journal of Civil Engineering*, 41(1), 293-302.

Spiker, E. C., & Gori, P. (2003). *National landslide hazards mitigation strategy, a framework for loss reduction* (No. 1244). US Geological Survey.

Stokes, A., Atger, C., Bengough, A. G., Fourcaud, T., & Sidle, R. C. (2009). Desirable plant root traits for protecting natural and engineered slopes against landslides. *Plant and soil*, 324, 1-30.

Sun, D., Wu, X., Wen, H., & Gu, Q. (2023). A LightGBM-based landslide susceptibility model considering the uncertainty of non-landslide samples. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 14(1), 2213807.

Sur, F. (2023). Enseignement de l'apprentissage automatique à destination d'ingénieur·e·s généralistes. *Academic Journal of Civil Engineering*, 41(2), 100-105.

T

Tang RX, Kulatilake P, Yan EC, Cai JS (2020). Evaluating landslide susceptibility based on cluster analysis, probabilistic methods, and artificial neural networks. *Bull Eng Geol Environ* 79:2235–2254. <https://doi.org/10.1007/s10064-019-01684-y>.

Tang, C. S., Zhu, C., Leng, T., Shi, B., Cheng, Q., & Zeng, H. (2019). Three-dimensional characterization of desiccation cracking behavior of compacted clayey soil using X-ray computed tomography. *Engineering geology*, 255, 1-10.

Thiery, Y., & Terrier, M. (2018). Évaluation de l'aléa glissements de terrain: État de l'art et perspectives pour la cartographie réglementaire en France. *Revue Française de Géotechnique*, (156), 3.

Thiery, Y., Lacquement, F., & Marçot, N. (2019). Landslides triggered in weathered crystalline rocks of moderate latitudes: A case study in Mediterranean environment (The Maures Massif, France). *Engineering Geology*, 248, 164-184.

Thiery, Y., Malet, J. P., Sterlacchini, S., Puissant, A., & Maquaire, O. (2007). Landslide susceptibility assessment by bivariate methods at large scales: application to a complex mountainous environment. *Geomorphology*, 92(1-2), 38-59.

Thorin, E., Hamilton, C. A., Dominiczak, M. H., & Reid, J. L. (1994). Chronic exposure of cultured bovine endothelial cells to oxidized LDL abolishes prostacyclin release. *Arteriosclerosis and Thrombosis: A Journal of Vascular Biology*, 14(3), 453-459.

Tien Bui, D., Tuan, T. A., Hoang, N. D., Thanh, N. Q., Nguyen, D. B., Van Liem, N., & Pradhan, B. (2017). Spatial prediction of rainfall-induced landslides for the Lao Cai area (Vietnam) using a hybrid intelligent approach of least squares support vector machines inference model and artificial bee colony optimization. *Landslides*, 14, 447-458.

Tien Bui, D., Tuan, T. A., Klempe, H., Pradhan, B., & Revhaug, I. (2016). Spatial prediction models for shallow landslide hazards: a comparative assessment of the efficacy of support vector machines, artificial neural networks, kernel logistic regression, and logistic model tree. *Landslides*, 13, 361-378. <https://doi.org/10.1007/s10346-015-0557-6>.

Tyagi, A., Tiwari, R. K., & James, N. (2022). A review on spatial, temporal and magnitude prediction of landslide hazard. *Journal of Asian Earth Sciences: X*, 7, 100099. <https://doi.org/10.1016/j.jaesx.2022.100099>.

U

Usta, Z., Akıncı, H., & Akın, A. T. (2024). Comparison of tree-based ensemble learning algorithms for landslide susceptibility mapping in Murgul (Artvin), Turkey. *Earth Science Informatics*, 17(2), 1459-1481. <https://doi.org/10.1007/s12145-024-01259-w>.

V

Valdes Carrera, A. C., Mendoza, M. E., Allende, T. C., & Macías, J. L. (2023). A review of recent studies on landslide hazard in Latin America. *Physical Geography*, 44(3), 243-286.

Van Westen CJ, Rengers N, Soeters R (2003) Use of geomorphological information in indirect landslide susceptibility assessment. *Nat Hazards* 30:399–419. <https://doi.org/10.1023/B:NHAZ.0000007097.42735.9e>.

Van Westen, C. J. (1993). Application of geographic information systems to landslide hazard zonation (Doctoral dissertation, TU Delft, Delft University of Technology).

Van Westen, C. J. (1993). Remote sensing and geographic information systems for geologic hazard mitigation. *ITC journal*, 393-393.

Van Westen, C. J. (2000). The modelling of landslide hazards using GIS. *Surveys in geophysics*, 21(2), 241-255.

Van Westen, C. J., Rengers, N., Terlien, M. T. J., & Soeters, R. (1997). Prediction of the occurrence of slope instability phenomena through GIS-based hazard zonation. *Geologische Rundschau*, 86(2), 404-414.

Varnes, D. J. (1958). Landslide types and processes. *Landslides and engineering practice*, 24, 20-47.

Varnes, D. J. (1984). *Landslide hazard zonation: a review of principles and practice* (No. 3).

Vaunat, J., & Leroueil, S. (2002). Analysis of post-failure slope movements within the framework of hazard and risk analysis. *Natural Hazards*, 26, 81-107.

Vila, J. M. (1980). La chaîne alpine de l'Algérie orientale et des confins Algéro-Tunisiens. *These de Doctorat-es-sciences, Université Pierre et Marie curie*.

Voight, B., & Pariseau, W. G. (1978). Rockslides and avalanches: an introduction. *Rockslides and avalanches*, 1, 1-63.

Vojteková, J., & Vojtek, M. (2020). Assessment of landslide susceptibility at a local spatial scale applying the multi-criteria analysis and GIS: a case study from Slovakia. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 11(1), 131-148.

W

Walstra J. (2006) *Historical aerial photographs and digital photogrammetry for landslide assessment*. Thèse de doctorat, Université Loughborough, Grande-Bretagne, 247p.

Waltham, A. C., & Fookes, P. G. (2003). Engineering classification of karst ground conditions. *Quarterly Journal of Engineering Geology and Hydrogeology*, 36(2), 101-118.

Wang, G., Chen, X., & Chen, W. (2020). Spatial prediction of landslide susceptibility based on GIS and discriminant functions. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 9(3), 144.

- Wang, Q., Li, W., Xing, M., Wu, Y., Pei, Y., Yang, D., & Bai, H. (2016). Landslide susceptibility mapping at Gongliu county, China using artificial neural network and weight of evidence models. *Geosciences Journal*, *20*, 705-718.
- Wang, Q., Li, W., Yan, S., Wu, Y., & Pei, Y. (2016). GIS based frequency ratio and index of entropy models to landslide susceptibility mapping (Daguan, China). *Environmental Earth Sciences*, *75*, 1-16. <https://doi.org/10.1007/s12665-016-5580-y>.
- Wang, Y., Feng, L., Li, S., Ren, F., & Du, Q. (2020). A hybrid model considering spatial heterogeneity for landslide susceptibility mapping in Zhejiang Province, China. *Catena*, *188*, 104425. <https://doi.org/10.1016/j.catena.2019.104425>.
- Weerasekara, L., Wijewickreme, D., & Rahman, M. (2023). Performance of buried natural gas distribution pipes in a landslide area: Observations from nine years of pipe strain monitoring. In *Proceedings of the 76th Canadian Geotechnical Conference, GeoSaskatoon* (pp. 1-4).
- West, D. M. (2018). *The future of work: Robots, AI, and automation*. Brookings Institution Press.
- Wieczorek, G. F. (1996). Landslides: investigation and mitigation. Chapter 4-Landslide triggering mechanisms. *Transportation Research Board Special Report*, (247).
- Wildi, W. (1983). *La chaîne tello-rifaine (Algérie, Maroc, Tunisie): structure, stratigraphie et évolution du Trias au Miocène (Doctoral dissertation, Masson)*.
- Wu, T. H., McKinnell III, W. P., & Swanston, D. N. (1979). Strength of tree roots and landslides on Prince of Wales Island, Alaska. *Canadian Geotechnical Journal*, *16*(1), 19-33. <https://doi.org/10.1139/t79-003>
- Wu, T. H., Tang, W. H., & Einstein, H. H. (1996). Landslides: investigation and mitigation. Chapter 6-landslide hazard and risk assessment. *Transportation Research Board Special Report*, (247).
- Wu, Y., Ke, Y., Chen, Z., Liang, S., Zhao, H., & Hong, H. (2020). Application of alternating decision tree with AdaBoost and bagging ensembles for landslide susceptibility mapping. *Catena*, *187*, 104396.

X

- Xi, C., Han, M., Hu, X., Liu, B., He, K., Luo, G., & Cao, X. (2022). Effectiveness of Newmark-based sampling strategy for coseismic landslide susceptibility mapping using deep learning, support vector machine, and logistic regression. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, *81*(5), 174.
- Xiao, T., Yin, K., Yao, T., & Liu, S. (2019). Spatial prediction of landslide susceptibility using GIS-based statistical and machine learning models in Wanzhou County, Three Gorges Reservoir, China. *Acta Geochimica*, *38*, 654-669. <https://doi.org/10.1007/s11631-019-00341-1>.

Xie, Q. M., & Xia, Y. Y. (2004). Systems theory for risk evaluation of landslide hazard. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 41, 460-465.

Xu, C., Dai, F., Xu, X., & Lee, Y. H. (2012). GIS-based support vector machine modeling of earthquake-triggered landslide susceptibility in the Jianjiang River watershed, China. *Geomorphology*, 145, 70-80.

Y

Yin, W., Kann, K., Yu, M., & Schütze, H. (2017). Comparative study of CNN and RNN for natural language processing. *arXiv preprint arXiv:1702.01923*.

Z

Zaruba, Q. MENCL, (1982). *Landslides and their Control*. Elsevier, Amsterdam, 324pp.

Zeng, T., Jin, B., Glade, T., Xie, Y., Li, Y., Zhu, Y., & Yin, K. (2024). Assessing the imperative of conditioning factor grading in machine learning-based landslide susceptibility modeling: a critical inquiry. *Catena*, 236, 107732. doi: 10.1016/j.catena.2023.107732.

Zhang, T., Han, L., Chen, W., & Shahabi, H. (2018). Hybrid integration approach of entropy with logistic regression and support vector machine for landslide susceptibility modeling. *Entropy*, 20(11), 884. <https://doi.org/10.3390/e20110884>.

Zhou, G., Esaki, T., Mitani, Y., Xie, M., & Mori, J. (2003). Spatial probabilistic modeling of slope failure using an integrated GIS Monte Carlo simulation approach. *Engineering Geology*, 68(3-4), 373-386. [https://doi.org/10.1016/S0013-7952\(02\)00241-7](https://doi.org/10.1016/S0013-7952(02)00241-7).

Zhou, S., Chen, G., Fang, L., & Nie, Y. (2016). GIS-based integration of subjective and objective weighting methods for regional landslides susceptibility mapping. *Sustainability*, 8(4), 334. <https://doi.org/10.3390/su8040334>.

Zhu, Y., Sun, D., Wen, H., Zhang, Q., Ji, Q., Li, C., ... & Zhao, J. (2024). Considering the effect of non-landslide sample selection on landslide susceptibility assessment. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 15(1), 2392778.

zone du Col des Oliviers (Nord du Constantinois, Algérie). *Bull. Soc. Géol. Fr*, pp 516-543.

Site web

https://www.irma.grenoble.com/photos/diaporama_phototheque.php?id_photos=4111&theme=12#image-6.

<https://www.jeune-independant.net/important-glissement-terrain-a-annaba-le-wali-ouvre-une-enquete/>.

https://www.correze.gouv.fr/contenu/telechargement/14567/104907/file/1_Expo_RM_MVTS_terrain_2016.pdf.

<https://checkmy-house.fr/2020/10/21/quest-ce-quun-mouvement-de-terrain/> (consulter le 20 septembre 2.

Production scientifique

Publication Internationale de catégorie A

1. Mebirouk, N., Amrane, M., & Messast, S. (2025). Optimizing Landslide Susceptibility Mapping in Oued Guebli Watershed: A Comparative Study of Deep Learning, Support Vector Machines, Logistic Regression with Spatial Validation and AUC-ROC Analysis. *Iranian Journal of Science and Technology, Transactions of Civil Engineering*, 1-23. <https://doi.org/10.1007/s40996-025-01802-9>.

Publication Internationale de catégorie B

1. Mebirouk, N., Amrane, M., Messast, S., & Mazouzi, S. (2024). Enhanced analysis of landslide susceptibility mapping in the proximity of main roads in the province of Skikda, Algeria : using NAS for efficient performance and faster processing. *Modeling Earth Systems and Environment*, 10(5), 6449-6474. <https://doi.org/10.1007/s40808-024-02129-6>.

Publication Nationale

Mebirouk, N., Messast, S., & Amrane, M. (2023). Note d'information technique : paramètres et méthodes utilisées pour la cartographie des glissements de terrain ; parameters and methods used for landslide mapping. *Algérie Equipement*, Janvier 2023, N° 68 : 76-83.

Communications internationales

1. Nadjib Mebirouk, Salah Messast, Moussa Amrane, Benbouras Mohammed Amin, Analyse spatiale de la susceptibilité aux glissements de terrain, recherche des causes et méthodes utilisées pour l'évaluation des risques des mouvements des sols non saturés, the 5th international colloquium on unsaturated soils UNSAT Ouargla, Ouargla les 15 et 16 mars 2022.
2. Mebirouk Nadjib, Messast Salah, Amrane Moussa. Spatial analysis and mapping of the susceptibility to landslides: application on the road network of the wilaya of Skikda-Algeria, International Conference on Geotechnical, Structural and Advanced Materials Engineering: From Research to Practice, Biskra, Alegria, 05-07 Décembre 2021.
3. Nadjib Mebirouk, Salah Messast, Moussa Amrane, Benbouras Mohammed Amin. Analyse de l'importance du modèle numérique du terrain cartographie de l'aléa glissement de terrain cas de la wilaya de Skikda, 2nd International symposium on construction management and civil engineering ISCMCE, Skikda, Alegria, 10-11 Novembre 2021.
4. Nadjib Mebirouk, Salah Messast, Moussa Amrane, Rehab Bekkouche Souhila. Mapping of the susceptibility to landslides of the wilaya of skikda Algeria, mapping and analysis of land use, 2nd International symposium on construction management and civil engineering ISCMCE, Skikda, Alegria, 10-11 Novembre 2021.
5. Nadjib Mebirouk, Moussa Amrane, Salah Messast. Express Recovery: Strategies and Results of Urgent Landslide Treatment on CW33 at Kilometer Point 10+000, 3rd International Conference on Scientific and Academic Research, Turkey, Décembre 25-26 2023.
6. Nadjib Mebirouk, Moussa Amrane, Salah Messast, Med Salah Laouar. Cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain de la wilaya de Skikda, Algérie, facteurs de

causalités : définitions et potentialités, 2nd International seminar on industrial engineering and applied mathematics (ISIEAM 22) in Skikda, Algeria, 23-24 Octobre 2022.

7. Nadjib Mebirouk, Moussa Amrane, Salah Messast, Karim Bencheikh , Samir Ben Moussa & Berredjem layachi. Landslide Susceptibility Mapping in Skikda Province: A Tool for Enhanced Territorial Planning and Risk Mitigation, 1ST international conference on physico-chemistry, materials sciences & applied mathematics (icpmsam 23), Skikda, Alegria, 27-28 november 2023.
8. Nadjib Mebirouk, Moussa Amrane, Salah Messast, Karim Bencheikh & Med Salah Laouar. Landslides and Their Impact on Property and Human Lives: A Comprehensive Review, 1st international conference on physico-chemistry, materials sciences & applied mathematics icpmsam'23, Skikda, Algeria, november 27-28, 2023.
9. Nadjib Mebirouk, Salah Messast, Moussa Amrane, Rehab Bekkouche Souhila. Mapping of the susceptibility to landslides of the wilaya of skikda Algeria, mapping and analysis of land use, 2nd Internation symposium on construction management and civil engineering ISCMCE, Skikda, Alegria, 10-11 Novembre 2021.
10. Nadjib Mebirouk, Salah Messast, Moussa Amrane, Randa Bourenane, Amira Kessab, Mohamed Salah Laouar. Cartographie des Glissements de Terrain aux Alentours de la Route Nationale Numéro 43 wilaya de Skikda, Algérie Basée sur les Méthodes de l'Apprentissage Automatique, 3rd International symposium on construction management and civil engineering ISCMCE'24, Skikda, Alegria, 4-5 Novembre 2024.

Communications Nationales

1. Nadjib Mebirouk, Salah Messast, Moussa Amrane, Rehab Bekkouche Souhila, Etude de l'impact du réseau routier sur l'aléa glissement de terrain dans la wilaya de Skikda, 1^{er} Séminaire national du génie civil et travaux publics (SNGCTP 2022) organisé par l'université de Khenchela, Algérie, Mai 24-25 2022.
2. Nadjib Mebirouk, Salah Messast, Moussa Amrane, analyse de l'importance des données climatiques sur l'aléa glissement de terrain cas de la wilaya de Skikda, 1^{er} Séminaire national du génie civil et travaux publics (SNGCTP 2022) organisé par l'université de Khenchela, Algérie, Mai 24-25 2022.
3. Mebirouk Nadjib, Amrane Moussa, Messast Salah and Laouar Mohamed Salah. Application de l'Intelligence Artificielle à la Cartographie de la Susceptibilité aux Glissements de Terrain près du Barrage de Zerdazas, Skikda, Congrès Nationale de Génie Civil et d'Hydraulique (CNGCH - 2023), Guelma, Algérie, Novembre 12-13 2023.
4. Nadjib Mebirouk, Moussa Amrane, Salah Messast, Karim Bencheikh. Étude de l'Influence des Réseaux de Drainage sur les Glissements de Terrain dans la Wilaya de Skikda, Premier séminaire national de Géotechnique, Construction, Matériaux & Environnement, Université de Souk Ahras, Algérie, 11-12 Décembre 2023.
5. Nadjib Mebirouk, Moussa Amrane, Salah Messast et Med Salah Laouar. Diversité Lithologique De La Wilaya De Skikda – Algérie, cartographie et classification, 2^{ème} séminaire nationale de génie civil (SNGC2022)) Université Mohamed Chérif Messaadia, Souk-Ahras, Algérie, 04 - 05 Décembre 2022.
6. Nadjib Mebirouk, Moussa Amrane et Salah Messast. Utilisation des SIG pour la Prévention des Glissements de Terrain dans la Région de Skikda : Une Approche Incontournable, GIS DAY, Université d'Annaba, Algérie, 15 Novembre 2023.

7. Nadjib Mebirouk, Moussa Amrane, Mouna Zekkour, Salah Messast & Karim Bencheikh. L'utilisation du SIG pour l'évaluation des risques de glissements de terrain dans la région de Skikda : une approche détaillée pour la sécurité du réseau routier et autoroutier, GIS DAY, Université d'Annaba, Algérie, 20 novembre 2024.
8. Nadjib Mebirouk, Moussa Amrane, Salah Messast et Med Salah Laouar. Intégration de la cartographie de la susceptibilité aux glissements de terrain pour une expansion routière sûre et efficace à l'aide de méthodes d'apprentissage automatique : cas de la RN43, Skikda, le 1er Congrès National de Génie Civil – 1CNGC24, Université de Tébessa, Algérie, 4 et 5 Décembre 2024.
9. Mouna Zekkour, Moussa Amrane Nadjib Mebirouk et Salah Messast. Évaluation de la susceptibilité aux glissements de terrain à Mila, Algérie : Intégration des facteurs causaux dans un Système d'Information Géographique (SIG) pour la gestion des risques, 1st National Seminar in Geosciences WATER- SOIL: ECONOMICAL AND ENVIRONMENTAL IMPACT, Oum El Bouaghi, Algeria, May 15-16th, 2024.