

République Algérienne Démocratique et populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche scientifique



Université 20 Août 1955- Skikda

Faculté des Sciences

Département Informatique



Mémoire

En vue de l'obtention du diplôme de Master en Informatique

Filière : Informatique

Spécialité : Intelligence Artificielle

Sujet

La reconnaissance de la langue des signes algérienne en utilisant : Ensemble Learning Techniques

Présenté par

BOUTELDJA Kenza Hasna

MENIKER Abir

Encadré par : Dr.CHIKH Ramdane

Année universitaire : 2024/2025

Remerciment

Tout d'abord, nous tenons à remercier profondément le bon Dieu pour nous avoir accordé la force, la patience et la persévérance nécessaires afin de mener à bien ce parcours académique. Sans sa guidance et sa bénédiction, rien de tout cela n'aurait été possible.

Un grand merci à notre encadrant Monsieur CHIKH Ramdane qui a fourni des efforts énormes, par ces conseils, ces orientations, ces informations.

Nous remercions chaleureusement les membres du jury pour l'honneur qu'ils nous font en acceptant d'évaluer ce travail, ainsi que pour leurs remarques et suggestions constructives, qui ne manqueront pas d'enrichir davantage notre réflexion. Notre gratitude sincère va aussi aux professeurs du département d'informatique qui ont contribué à notre formation au cours des cinq dernières années d'études.

Nous tenons à exprimer notre profonde gratitude à nos familles, en particulier à nos parents, pour leur amour inconditionnel, leurs prières, leur patience et leur soutien indéfectible tout au long de notre parcours. Leur présence a été une source constante de motivation et de réconfort. Enfin, nous adressons nos remerciements à nos collègues et à toutes les personnes qui ont contribué directement ou indirectement à nous encourager et à nous soutenir moralement à la fin de ce travail.

Merci à tous ceux qui ont contribué à cette réussite.

Dédicace

Je dédie ce mémoire, avec une immense gratitude et une profonde affection, à :

Allah mon créateur, mon pilier solide, ma source d'inspiration. Il a été la source de ma force tout au long de ce travail, sans sa guidance, rien n'aurait été possible.

Mes chers parents, pour votre amour inconditionnel, vos prières silencieuses et vos sacrifices quotidiens. Vous êtes ma plus belle inspiration. Rien de tout cela n'aurait été possible sans votre soutien indéfectible.

Mes sœurs adorées, pour votre présence rassurante, votre encouragement constant et votre affection sincère, votre soutien m'a portée dans les moments les plus exigeants de ce parcours.

Mon partenaire de vie, ton amour, ta patience et ton soutien m'ont donné la force d'avancer chaque jour. Merci pour ta compréhension, tes encouragements et ta présence à mes côtés. Ce travail te revient aussi.

Ma famille, vous êtes mon refuge, ma force et ma boussole. Merci pour votre amour, vos encouragements, et pour avoir toujours cru en moi.

Mon binôme et ma meilleure amie, MENIKER Abir, ton engagement, ta bienveillance et ton sérieux ont été essentiels tout au long de cette aventure. Merci du fond du cœur pour ta précieuse collaboration et pour ta confiance tout au long de ce parcours.

Mon encadrant CHIKH Ramdane qui doit voir dans ce travail la fierté d'un savoir bien acquis.

A tous ceux que j'aime dans le monde.

BOUTELDJA Kenza Hasna

Dédicace

Je dédie de tout cœur ce mémoire à toutes les présences lumineuses qui ont accompagné mon chemin, chacune à sa manière, par une parole, un geste ou une prière.

À Celui qui éclaire mes pas et guide mon cœur, Allah, le Tout-Puissant, qui m'a accordé la force, la patience et la volonté tout au long de ce parcours. Sans Sa guidance, rien n'aurait été possible.

À mes chers parents, les piliers de ma réussite, pour leur amour inconditionnel, leurs sacrifices et leur soutien constant.

Mon frère, ma sœur, et ma belle-sœur, pour leur présence réconfortante, leur affection et leurs encouragements qui m'ont portée dans les moments de doute.

À mon précieux binôme Hasna, pour sa présence, sa patience et sa complicité tout au long de ce parcours.

À mon encadrant M. CHEIKH Ramdane, pour ses conseils, son accompagnement et sa bienveillance.

À tous mes ami(e)s et à toutes les personnes qui m'ont aidée, de près ou de loin, durant ce chemin parfois lourd de fatigue, de doutes et de nuits blanches, mais aussi rempli de belles rencontres, de croissance personnelle, de moments précieux, de soutiens inattendus, et de petites victoires qui ont donné un sens à chaque pas.

MENIKER Abir

Résumé

Dans ce mémoire de master, notre objectif principal est la reconnaissance automatique des signes de la langue des signes algérienne (LSA) à partir d'images. Cette technologie facilite la communication entre les communautés sourdes et entendants, notamment dans les domaines de l'éducation, des services publics et de la santé. La précision et la robustesse des systèmes de reconnaissance des signes sont essentielles pour garantir une traduction fluide et fiable. Grâce aux progrès récents de l'intelligence artificielle, notamment en vision par ordinateur et en apprentissage automatique, il est désormais possible de construire des modèles performants pour cette tâche. Dans notre étude, nous avons mis en œuvre une approche expérimentale complète combinant plusieurs techniques : traitement d'images, extraction de caractéristiques et apprentissage automatique. Les expériences ont été menées à partir du jeu de données ArASL, qui contient 54 049 images réparties en 32 classes de signes. Les résultats ont montré une grande précision pour les modèles entraînés, démontrant l'efficacité de notre système pour la reconnaissance automatique des signes de la LSA.

.Mots-clés : Langue des Signes Algérienne, Reconnaissance des gestes, Intelligence Artificielle, Apprentissage automatique, HOG, Ensemble Learning, Vision par ordinateur, Accessibilité.

Abstract

In this Master's thesis, our main objective is the automatic recognition of Algerian Sign Language (LSA) signs from images. Such technology facilitates communication between deaf and hearing communities, especially in education, public services, and healthcare. The accuracy and robustness of sign recognition systems are essential to ensure smooth and reliable translation. Thanks to recent advances in artificial intelligence particularly in computer vision and machine learning, it is now possible to build effective models for this task. In our study, we implemented a comprehensive experimental approach combining several techniques: image processing, feature extraction and machine learning. Experiments were conducted using the ArASL dataset, which contains 54,049 images divided into 32 sign classes. The results showed high accuracy for the trained models, demonstrating the effectiveness of our system for automatic LSA sign recognition.

Keywords: Algerian Sign Language, Gesture Recognition, Artificial Intelligence, Machine Learning, HOG, Ensemble Learning, Computer Vision, Accessibility.

ملخص

في أطروحة الماجستير هذه، هدفنا الرئيسي هو التعرف التلقائي على إشارات لغة الإشارة الجزائرية (LSA) من خلال الصور. هذه التقنية تُسهّل التواصل بين مجتمعات الصم والبكم، لا سيما في التعليم والخدمات العامة والرعاية الصحية. تُعد دقة ومتانة أنظمة التعرف على الإشارات أمرًا أساسيًا لضمان ترجمة سلسلة وموثوقة. بفضل التطورات الحديثة في الذكاء الاصطناعي، وخاصة في مجال الرؤية الحاسوبية والتعلم الآلي؛ أصبح من الممكن الآن بناء نماذج فعالة لهذه المهمة. في دراستنا، طبقنا نهجًا تجريبيًا شاملاً يجمع بين عدة تقنيات: معالجة الصور، واستخراج السمات، والتعلم الآلي. أما التجارب فقد أجريت باستخدام مجموعة بيانات ArASL، التي تحتوي على 54049 صورة مقسمة إلى 32 فئة إشارة. أظهرت النتائج دقة عالية للنماذج المدربة، مما يدل على فعالية نظامنا للتعرف التلقائي على إشارات لغة الإشارة الجزائرية.

الكلمات المفتاحية: لغة الإشارة الجزائرية، التعرف على الإيماءات، الذكاء الاصطناعي، التعلم الآلي، HOG، التعلم الجماعي، الرؤية الحاسوبية، إمكانية الوصول.

Table des matières

Remerciement	I
Dédicace	II
Dédicace	III
Résumé	IV
Abstract	V
ملخص	VI
Liste des figures	XII
Liste des tableaux	XIV
Liste des abréviations	XV
Introduction générale.....	1
Contexte et problématique.....	2
Objectifs	2
Plan de mémoire.....	3
Chapitre 1	4
Langue des signe en Algérie	4
Introduction	5
1. La langue des signes.....	5
2. Langue des signes algérienne	6
2.1 Définition	6
2.2 Caractéristique de LSA	7
2.2 1 Grammaire et syntaxe.....	7
2.2 2 Origine et Influences	7
2.2 3 Reconnaissance légale.....	8
2.2 4 Utilisation	8
3. Types des signes.....	8
3.1 Les gestes de la main et de bras	8
3.2 Les gestes de la tête et du visage.....	9
3.3 Les gestes implique tout le corps	9
4. Composition d'un signe.....	10
4.1 La configuration	10
4.2 L'orientation.....	11
4.3 Le mouvement.....	11
4.4 L'emplacement.....	12

4.5	Mimique Faciale (Expression du Visage)	12
	Conclusion.....	13
	Chapitre 02	14
	Introduction	15
1.	Définitions.....	15
1.1	Une forme.....	15
1.2	La reconnaissance des formes	16
2.	Domaine d'application RDF	16
2.1	Vision ordinateur.....	16
2.2	Biométrie.....	17
2.3	Santé et imagerie médicale.....	17
2.4	Langue des signes.....	17
3.	Système de la reconnaissance des formes	17
3.1	Préparation des données	18
3.1 1	Numérisation	18
3.1 2	Prétraitement	18
3.1 3	Extraction des caractéristiques	19
3.2	Apprentissage	19
3.3	Classification.....	19
3.4	Post-Traitement	19
4.	Principe générale des méthodes de RDF	20
4.1	Les méthodes statistiques	20
4.2	Les méthodes structurelles (ou syntaxiques).....	20
4.3	Les réseaux de neurones.....	21
5.	Reconnaissance des formes et langue des signes	21
6.	Machine Learning.....	22
6.1	Définition	22
6.2	Types d'apprentissage en machine learning.....	22
6.2 1	Apprentissage supervisée	22
6.2 2	Apprentissage non-supervisée	22
6.2 3	Apprentissage par renforcement.....	22
6.3	Algorithmes de classification en machine learning	23
6.3 1	K-Nearest Neighbors (KNN).....	23
6.3 2	Support Vector Machine (SVM)	23

6.3 3	Naive Bayes.....	24
6.3 4	Régression Logistique	24
6.3 5	Arbre de décision.....	24
6.4	Machine Learning et Deep Learning.....	24
7.	Deep Learning	25
7.1	Définition	25
7.2	Méthodes principales de DL.....	25
7.2 1	Réseaux de neurones convolutifs (CNN)	25
7.2 2	Réseaux récurrents (RNN, LSTM, GRU)	25
7.2 3	Transformers	26
7.2 4	Transfer learning	26
7.2 5	Ensemble learning	27
7.3	Application de DL.....	30
7.3 1	Vision par ordinateur.....	30
7.3 2	Traitement automatique de langage naturel (NLP)	30
7.3 3	Audio et reconnaissance vocale.....	30
7.3 4	Médecin et Santé	31
7.3 5	Robotique	31
7.3 6	Transport & automobile	31
8.	Reconnaissance des formes & deep learning	31
	Conclusion.....	32
	Chapitre 03	33
	Un système de reconnaissance des signes algérien utilisant Ensemble Learning techniques	33
	Introduction	34
1.	Architecture générale du système proposé.....	34
3.1	Conversion en niveaux de gris.....	35
3.2	Filtrage des images	35
3.3	Amélioration de la luminosité	36
3.4	Egalisation d'histogramme	37
3.5	Rehaussement des contours.....	37
3.6	Normalisation	37
3.7	Sauvegarde des images.....	38
3.8	Extraction des caractéristiques	38
3.9	Apprentissage	38

2.	Travaux connexes.....	39
3.	Expériences, résultats et analyses :.....	40
3.1	Base de données	40
3.2	Les paramètres d'évaluation.....	40
3.2 1	Précision (accuracy)	40
3.2 2	Rappel (Recall).....	41
3.2 3	F1-Score (moyenne harmonique de la précision et du rappel).....	41
3.2 4	Support	41
3.2 5	Macro – moyenne (Macro average)	41
3.2 6	Moyenne pondérée (Weighted average).....	42
3.3	Préparation des données	42
3.4	Résultats et Analyse	42
3.4 1	K-Nearest Neighbors.....	42
3.4 2	Support Vector Machine.....	43
3.4 3	Naïve Bayes.....	44
3.4 4	Régression Logistique	45
3.4 5	Arbre De Décision.....	46
3.4 6	Random Forest	47
3.4 7	Voting Soft	48
3.4 8	Voting Hard.....	49
3.4 9	Bagging (Arbre de décision)	50
3.4 10	Boosting.....	51
3.4 11	Stacking LR.....	57
4.	Description de l'application	58
	Conclusion.....	60
	Conclusion générale	61
	Bibliographie	63
	Outils d'implémentation.....	66
	Introduction	67
1.	Outils matériels.....	67
2.	Langage python	67
3.	Bibliothèques utilisées.....	67
3.1	Bibliothèques standards de python.....	68
3.1 1	OS (Operation system / Système d'exploitation)	68

3.2	Bibliothèques de traitement et da manipulation d'image	68
3.2 1	OpenCV (CV2).....	68
3.2 2	TensorFlow Keras – ImageDataGenerator	68
3.2 3	Scikit-image (skimage.feature).....	69
3.3	Bibliothèques de Manipulation et traitement de données numériques	69
3.6 1	Numpy	69
3.4	Bibliothèques d'apprentissage automatique	69
3.4 1	Scikit-learn (sklearn)	69
3.4 2	Svm.SVC.....	69
3.4 3	Model_selection.train_test_split.....	69
3.4 4	Metrics (classification_report, accuracy_score).....	69
3.4 5	Linear_model.LogisticRegression.....	70
3.4 6	Neighbors.KNeighborsClassifier.....	70
3.4 7	Tree.DecisionTreeClassifier.....	70
3.4 8	Naive_bayes.MultinomialNB.....	70
3.4 9	Ensemble (VotingClassifier, BaggingClassifier, AdaBoostClassifier)	70
3.5	Bibliothèques de visualisation des résultats	70
3.5 1	Matplotlib (matplotlib.pyplot).....	70
3.6	Bibliothèques d'interface	71
3.6 1	PyQt6.....	71
3.6 2	Pyttsx3.....	71

Liste des figures

Figure 1:Exemple lange de signe française.....	5
Figure 2: Figure exemple lange de signe algérienne.....	7
Figure 3: Geste de la main dans la langue des signes (9).....	9
Figure 4 : Les gestes de la tête et de visage dans la langue des signes (10).....	9
Figure 5: Les gestes impliquent tout le corps.....	10
Figure 6: La configuration d'une main change le sens du signe (12).....	11
Figure 7:signe de mot choisir «اختار».....	11
Figure 8: Un transfert de taille et de forme pour exprimer une fleur «وردة».....	12
Figure 9: La phrase « Un garçon à droite » constituée des signes « garçon» et « ici» (16).....	12
Figure 10:Signe de mot «مشمنز» «dégouté» (18).....	13
Figure 11:schéma générale d'un système de reconnaissance des formes (21).....	18
Figure 12: Le processeur de KNN.....	23
Figure 13: Processeur de SVM.....	24
Figure 14: Schéma générale de système bagging.....	28
Figure 15: Schéma générale de système boosting.....	29
Figure 16: Schéma générale de système stacking.....	30
Figure 17: architecture proposé pour notre système.....	35
Figure 18: Résultat de conversion en gris.....	35
Figure 19: Résultat de filtrage des images.....	36
Figure 20: Résultat d'amélioration de la luminosité.....	36
Figure 21: Résultat d'égalisation d'histogramme.....	37
Figure 22: Résultat de rehaussement de contours.....	37
Figure 23: Résultat de normalisations.....	38
Figure 24: Schéma de division des données en Test, Validation et Apprentissage.....	42
Figure 25: Rapport de classification de la méthode KNN.....	43
Figure 26: Rapport de classification de la méthode SVM.....	44
Figure 27 : Rapport de classification de la méthode Naïve Bayes.....	45
Figure 28 : Rapport de classification de la régression logistique.....	46
Figure 29 : Rapport de classification des arbres de décision.....	47
Figure 30 : Rapport de classification de la méthode Random Forest.....	48
Figure 31 : Rapport de classification de Voting Soft.....	49
Figure 32:Rapport de classification de Voting Hard.....	50
Figure 33: Rapport de classification de Bagging (Arbre de décision).....	51
Figure 34: Rapport de classification de XGboost.....	52
Figure 35: Rapport de classification de boosting SVM.....	53
Figure 36: Rapport de classification de la méthode KNN sur les erreurs de SVM.....	54
Figure 37:Rapport de classification de la combinaison de la méthode KNN et SVM.....	55
Figure 38:Rapport de classification de Régression logistique sur les erreurs du KNN.....	56
Figure 39:Rapport de classification de la combinaison des méthodes SVM, KNN et régression logistique.....	57
Figure 40:Rapport de classification de Stacking LR.....	58
Figure 41: l'interface principale de notre application.....	59
Figure 42: l'interface de notre application lorsque utilise la camera.....	59

Figure 43: l'interface de notre application lorsque le chargement d'image. 60

Liste des tableaux

Tableau 1: les travaux connexes.....	39
--------------------------------------	----

Liste des abréviations

OMS	Organisation Mondiale de la Santé
LSA	Langue des Signes Algérienne
IA	Intelligence Artificielle
ML	Machine Learning
DL	Deep Learning
RDF	Reconnaissance Des Formes
CNN	Convolutional Neural Network (Réseaux de Neurones Convolutifs)
DCNN	Deep Convolutional Neural Network (Réseaux Convolutifs Profonds)
RNN	Recurrent Neural Network (Réseaux de Neurones Récurents)
LSTM	Long Short-Term Memory
GRU	Gated Recurrent Unit
VGG	Visual Geometry Group
SVM	Support Vector Machine
KNN	K-Nearest Neighbors
NLP	Natural Language Processing
ASR	Automatic Speech Recognition
HOG	Histogram of Oriented Gradients
LSF	Langue des Signes Française
OS	Operating System (Système d'exploitation)

Introduction générale

Introduction générale

Contexte et problématique

Selon l'Organisation Mondiale de la Santé (OMS), environ 430 millions de personnes sont atteintes de surdit  (soit plus de 5 % de la population mondiale) [1]. En Alg rie, les statistiques sur les personnes sourdes sont moins disponibles, mais on estime que 5 % de la population mondiale souffre de d fiance auditive invalidante. En appliquant ce pourcentage   la population alg rienne (environ 45 millions d'habitants), on obtient une estimation d'environ 2,25 millions de personnes touch es par des probl mes d'audition, dont une partie est sourde ou gravement malentendante [1]. Cette situation expose ces individus   des difficult s majeures d'int gration sociale, professionnelle et  ducative.

La motivation principale de ce m moire repose sur le manque de solutions pratiques et performantes qui facilitent une interaction ais e entre les individus sourds et ceux qui entendent. Les techniques actuelles de traduction manuelle ou visuelle des signes en mots demandent une formation approfondie et une expertise consid rable. Par ailleurs, ces solutions souffrent souvent de limitations dues   une communication segment e qui n'encourage pas un  change dynamique et permanent entre les deux groupes.

Ainsi, il est crucial de mettre au point des syst mes capables d'identifier, de traduire et de rendre accessible la langue des signes alg rienne (LSA) en utilisant des m thodes automatis es, notamment les techniques de L'intelligence artificielle(IA). Ces syst mes pourraient jouer un r le crucial pour renforcer l'inclusion des personnes sourdes dans divers aspects de la soci t .

Objectifs

L'objectif principal de ce projet est de proposer un syst me de reconnaissance des signes de la langue des signes alg rienne en utilisant des technologies d'IA avanc es, notamment l'ensemble learning. En d veloppant un tel syst me, nous visons   combler le foss  entre les communaut s sourdes et entendantes et   am liorer l'accessibilit    la communication pour ce type de personnes.

Dans ce cadre, nous proposons une technique intelligente capable de reconna tre les signes de la LSA. Cette application devrait permettre une interaction en temps r el, offrant ainsi un outil pr cieux pour les personnes sourdes dans leur quotidien.

Introduction générale

Pour cela, nous avons étudié et examiné certaines méthodes de ML telles que : SVM, KNN, naive bayes, régression logistique, arbre de décision, ainsi que l'application des dernières approches de l'IA comme : Ensemble Learning, pour la reconnaissance des gestes des mains et des expressions faciales afin d'assurer la traduction fluide et précise des signes en mots. Nous avons également intégré des techniques de traitement d'image et de reconnaissance de mouvement pour améliorer la précision de notre système.

Ainsi, le développement de ce système permettra d'offrir un outil pratique et efficace pour la traduction en temps réel de la langue des signes algérienne, facilitant l'interaction naturelle entre les personnes sourdes et les personnes entendantes. Bien que le système soit initialement conçu pour une seule langue, il offre une base solide pour une extension future vers d'autres langues si nécessaire.

Plan de mémoire

Ce mémoire est structuré en une introduction générale et trois chapitres principaux :

–Chapitre 1 : Ce chapitre représente la langue des signes algérienne (LSA), ses caractéristiques linguistiques, son origine ainsi que son importance sociale. Il détaille également les types de signes qui composent cette langue.

–Chapitre 2 : Il décrit les fondements théoriques de la reconnaissance des formes, des techniques de machine Learning et deep Learning, ainsi que leur application à la reconnaissance gestuelle. Les différentes méthodes utilisées, notamment l'Ensemble Learning, y sont analysées.

–Chapitre 3 : il présente notre système proposé en détail tel que l'architecture, les étapes de traitement d'image, les outils d'implémentation, ainsi que les résultats expérimentaux obtenus. Il propose une solution pratique basée sur des techniques avancées d'IA pour la reconnaissance automatique des signes de la LSA.

Chapitre 1

Langue des signe en Algérie

Introduction

Toute société repose sur la communication qui permet de transmettre des idées, des émotions et des informations. Pour les personnes sourdes ou malentendantes, la langue des signes constitue un outil essentiel pour accéder à ce droit fondamental. En Algérie, la langue des signes algérienne (LSA) joue un rôle crucial dans la vie quotidienne de la communauté sourde, offrant un moyen de communication visuel et gestuel riche et complexe. La LSA représente une avancée significative dans la promotion des droits des personnes sourdes, bien que des défis persistent quant à son intégration dans les institutions éducatives et publiques.

1. La langue des signes

La langue des signes est un système de communication visuel et gestuel utilisé principalement par les personnes sourdes pour échanger des informations, des idées et des émotions. Elle repose sur l'utilisation de gestes, de signes manuels, de mimiques faciales, ainsi que de mouvements du corps pour exprimer des idées, des émotions, des concepts et des informations. Chaque pays où région peut avoir sa propre langue des signes, En 2009, 44 pays mentionnaient la langue des signes dans leur législation, ce nombre est passé à 57 en 2014, reflétant une reconnaissance croissante à l'échelle internationale [2].

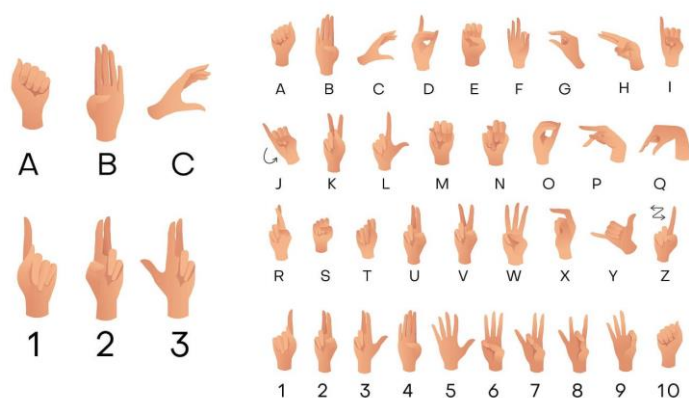


Figure 1:Exemple lange de signe française.

Quelque exemple cité [3]:

⇒En Australie, Auslan est reconnue officiellement en 1987 et en 1991 par le Gouvernement d'Australie.

Chapitre 1 : Langue des signes en Algérie

⇒ En France, dans l'article 75 du code de l'éducation, la langue des signes française est reconnue à part entière dans le domaine de l'enseignement sous la loi du 11 février 2005 (Art. L. 112-2-2 du Code de l'éducation, inséré par la Loi n° 2005-102 du 11 février 2005 pour l'égalité des droits et des chances, la participation et la citoyenneté des personnes sourdes ou malentendantes).

⇒ En Espagne, seulement les communautés autonomes de Catalogne, Andalousie et Valence reconnaissent des langues des signes.

⇒ En Norvège, la langue des signes norvégienne est reconnue. Une émission quotidienne Nyheter på tegnspråk (Actualités en langue des signes) est diffusée chaque jour sur la chaîne de télévision de Norsk rikskringkasting.

⇒ En Belgique la langue des signes belge francophone est reconnue officiellement le 21 octobre 2003 par le parlement de la Communauté française de Belgique. En Flandre, la langue des signes flamande est reconnue le 26 avril 2006 par le parlement flamand Decreet houdende d'erkenning van de Vlaamse Gebarentaal.

⇒ Au Brésil, la langue des signes brésilienne (LIBRAS) est reconnue officiellement en 2002 dans le domaine de l'éducation. Il est statué que chaque enfant sourd a le droit d'apprendre en sa propre langue et d'avoir le portugais comme 2e langue.

⇒ Au Canada, la province du Manitoba est la première à reconnaître officiellement la langue des signes américaine comme celle des communautés sourdes en milieu anglophone (1988), suivi de l'Alberta qui reconnaît l'ASL comme langue optionnelle dans l'enseignement (1990); l'Ontario reconnaît l'ASL et la LSQ comme langues d'enseignement (1993).

⇒ Aux États-Unis, American Sign Language est reconnue dans plusieurs états en tant que langue étrangère.

⇒ En Ouganda, la langue des signes d'Ouganda est reconnue dans la constitution.- En Thaïlande, la langue des signes thaïlandaise est reconnue le 17 août 1999.

2. Langue des signes algérienne

2.1 Définition

La Langue des Signes Algérienne (LSA) constitue un mode de communication visuel et gestuel principalement employé par les individus sourds en Algérie. La loi du 8 mai 2002 a

Chapitre 1 : Langue des signes en Algérie

officiellement reconnu la langue des signes algérienne comme première langue de la communauté sourde et muette en Algérie. C'est le seul pays du monde arabe et d'Afrique à accorder une reconnaissance officielle à la langue des signes [4].

La LSA est entièrement basée sur des gestes (signes), chaque signe est réalisé au moyen de différentes parties du corps, la ou les main(s), le visage, l'épaule,... ou par le corps entier.



Figure 2: Figure exemple lange de signe algérienne.

2.2 Caractéristique de LSA

2.2.1 Grammaire et syntaxe

La LSA a une grammaire qui lui est propre, distincte des langues parlées, avec sa propre syntaxe.

La langue des signes algérienne (LSA), utilisée par les individus sourds en Algérie, est une langue qui s'appuie sur la gestuelle et la visualité. Elle se base sur une grammaire qui diffère des langues orales, ayant un ordre de mots qui n'est pas identique à celui du français ou de l'arabe [5].

2.2.2 Origine et Influences

La LSA a été influencée par la langue des signes française (LSF) en raison de l'enseignement des personnes sourdes en Algérie par des institutions françaises durant la colonisation. Cependant, elle a évolué indépendamment pour devenir une langue distincte. La

LSA présente également des influences des langues berbères et arabes parlées dans le pays, ce qui lui confère une certaine richesse lexicale [6].

2.2 3 Reconnaissance légale

La LSA a été reconnue officiellement en 2002 par la loi sur la protection et la promotion des personnes handicapées, qui consacre la LSA comme un outil de communication légitime pour les personnes sourdes en Algérie. Cette reconnaissance législative représente une avancée importante pour les droits des personnes sourdes dans le pays, bien que son application dans les domaines éducatifs et sociaux reste encore partielle [7].

2.2 4 Utilisation

La LSA est largement utilisée par les personnes sourdes et leurs familles, mais son usage reste limité dans les institutions publiques et éducatives. En effet, bien que certaines écoles et associations soutiennent son enseignement, la LSA n'est pas encore pleinement intégrée dans le système éducatif national. Cela pose des défis importants pour l'inclusion des personnes sourdes dans la société algérienne [8].

3. Types des signes

Un signe dans les langues des signes peut être défini comme un geste appartenant à une catégorie de mouvements corporels, qui peuvent ou non être réalisés sur une période donnée [8]. Ces gestes sont classifiés principalement en fonction des parties du corps impliquées dans leur exécution. On distingue trois grandes catégories de gestes dans les langues des signes, à savoir : les gestes de la main et du bras, les gestes de la tête et du visage, et les gestes impliquant l'ensemble du corps [5].

3.1 Les gestes de la main et de bras

Les gestes effectués avec la main et le bras représentent la catégorie la plus courante et la plus utilisée dans la communication en langue des signes. La main, en particulier, permet de réaliser des gestes précis et complexes qui sont essentiels pour la construction de mots et de phrases. Des recherches se concentrent sur la reconnaissance des positions de la main, ainsi que sur l'interprétation du langage des signes, qui permet une interaction fluide avec des données ou des éléments d'un environnement [6].

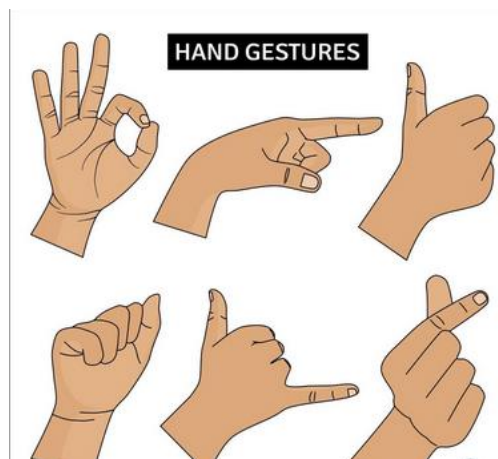


Figure 3: Geste de la main dans la langue des signes (9).

3.2 Les gestes de la tête et du visage

Bien que peu de gestes réalisés avec la tête aient une signification spécifique, l'orientation de la tête joue un rôle crucial dans la communication, notamment pour la détection du champ de vision. Les expressions faciales, en revanche, sont essentielles, car elles sont utilisées pour exprimer des émotions, des interrogations ou des nuances de signification qui ne peuvent être saisies uniquement par les gestes manuels.



Figure 4 : Les gestes de la tête et de visage dans la langue des signes (10).

3.3 Les gestes implique tout le corps

Les gestes corporels incluent les mouvements de l'ensemble du corps, et ne se limitent pas aux bras ou au visage. Dans certaines situations, comme dans les sports ou les performances artistiques, ces gestes sont étudiés pour comprendre l'interaction du corps avec son environnement, afin d'améliorer les performances. Ces gestes sont cruciaux dans les

contextes où le mouvement global de l'individu est nécessaire pour exprimer des concepts complexes ou dynamiques.



Figure 5: Les gestes impliquent tout le corps.

4. Composition d'un signe

Chaque signe dans la langue des signes peut être décomposé en plusieurs paramètres qui contribuent à son sens. Ces paramètres sont généralement indépendants les uns des autres et peuvent être à la fois dynamiques ou invariants durant l'émission du signe. Ces cinq principaux paramètres sont définis comme suit [8]:

4.1 La configuration

La configuration fait référence à la forme de la main, qui est définie par la position des doigts et de la paume. Certains signes peuvent avoir une composante iconique, c'est-à-dire que la configuration de la main imite ou ressemble à l'objet ou à l'action désigné par le signe. Par exemple, pour désigner un « arbre », le signe peut impliquer une configuration de main qui simule un tronc et des branches [9].

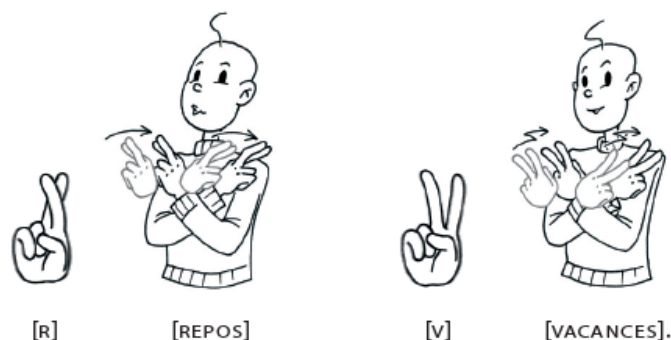


Figure 6: La configuration d'une main change le sens du signe (12).

4.2 L'orientation

L'orientation désigne la direction dans laquelle les mains et les doigts sont dirigés. Elle dépend de la position de la paume de la main par rapport au corps du signeur. Cela joue un rôle important dans l'expression des signes, car l'orientation influence la signification en fonction de la direction dans laquelle la main est tournée [10].



Figure 7: signe de mot choisir « اختار ».

4.3 Le mouvement

Le mouvement fait référence à la trajectoire décrite par la main pendant le signe. Il peut s'agir de différents types de déplacements : linéaires (lignes droites), circulaires (arcs de cercle), etc. Ce paramètre inclut aussi des éléments comme la direction, la vitesse, ainsi que la combinaison de mouvements effectués par les mains. Par exemple, pour le signe « fleur », un mouvement circulaire pourrait être utilisé pour symboliser la croissance d'une fleur [11].

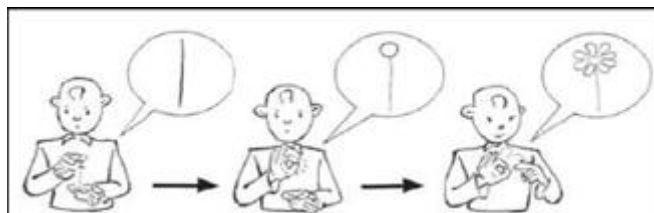


Figure 8: Un transfert de taille et de forme pour exprimer une fleur «وردة».

4.4 L'emplacement

L'emplacement désigne la position de la main par rapport au corps du signeur ou à l'espace environnant. L'emplacement peut être plus ou moins précis selon les besoins de la communication. Par exemple, dans le signe « garçon », l'emplacement de la main peut être positionné sur le front, tandis que pour le signe de « garçon à droite », la main sera placée à droite du signeur pour marquer la relation spatiale. Cette notion d'emplacement permet de désigner des relations spatiales ou temporelles entre les entités évoquées [12].



Figure 9: La phrase « Un garçon à droite » constituée des signes « garçon » et « ici » (16).

4.5 Mimique Faciale (Expression du Visage)

La mimique faciale est essentielle en langue des signes, car elle sert à nuancer et compléter les informations véhiculées par les gestes manuels. Les expressions des yeux, sourcils, bouche, et même des joues, sont utilisées pour exprimer des émotions ou des modulations du sens. Par exemple, un signe pour « dégoûté » peut être accompagné d'une expression faciale de répulsion. La mimique permet aussi d'exprimer des valeurs modales (conditionnel, hypothèse, etc.) et d'indiquer le mode du discours (interrogatif, négatif, etc.) [13].



Figure 10: Signe de mot «مشمنز» «dégouté» (18).

Conclusion

La langue des signes représente un système linguistique riche et complexe, à part entière, permettant aux personnes sourdes de communiquer de manière visuelle et gestuelle. Bien qu'elle ne soit pas universelle, chaque communauté sourde a développé sa propre langue des signes, avec ses propres règles grammaticales, son vocabulaire et ses expressions culturelles. Cette diversité linguistique, tant au niveau mondial qu'au sein des pays, reflète la richesse et l'adaptabilité des langues des signes en fonction des besoins sociaux et des contextes culturels spécifiques.

La Langue des Signes Algérienne (LSA), comme toutes les autres langues des signes, s'articule autour de paramètres communs : la configuration des mains, le mouvement, l'orientation, l'emplacement, et la mimique faciale, qui sont les éléments fondamentaux de sa structure grammaticale. Cependant, elle présente également des particularités qui lui sont propres, façonnées par l'histoire, les valeurs culturelles et la réalité sociale de la communauté sourde en Algérie. La LSA ne se limite pas à une simple traduction des mots de la langue orale, elle véhicule des significations, des émotions et des nuances qu'un simple texte ne pourrait retranscrire, ce qui témoigne de la profondeur et de la richesse de cette langue visuelle.

Chapitre 02

Approches et techniques de reconnaissance des signes

Chapitre 02 : approches et techniques de reconnaissance des signes

Introduction

Le processus de reconnaissance des formes (RDF) est crucial dans divers usages de la vision artificielle, y compris dans le secteur de la détection de la langue des signes. Dans le cadre de la langue des signes algérienne, cette mission prend une dimension particulière compte tenu de l'abondance gestuelle et des divergences spécifiques à cette langue. Elle requiert une modélisation précise des gestes de la main, des positions du corps et des mouvements dynamiques, qui sont souvent difficiles à enregistrer et à comprendre.

Avec l'avènement des techniques d'intelligence artificielle, et plus particulièrement du deep learning, la reconnaissance automatique des formes a connu des avancées significatives. Les réseaux de neurones convolutifs (CNN), les réseaux convolutifs profonds (DCNN), ainsi que les approches de transfert d'apprentissage (transfer learning), ont permis d'améliorer considérablement la précision des systèmes de classification et d'interprétation d'images.

Dans ce chapitre, nous aborderons les concepts fondamentaux liés à la reconnaissance des formes, en mettant l'accent sur leur application à la reconnaissance gestuelle. Nous explorerons les différentes architectures de DL couramment utilisées, leurs principes de fonctionnement, ainsi que leurs avantages et limites dans le cadre de la reconnaissance de la langue des signes algérienne. Ce chapitre servira de base théorique pour comprendre les choix méthodologiques adoptés dans les parties suivantes de ce mémoire.

1. Définitions

1.1 Une forme

Watanabe [14] a défini une forme comme : « l'opposé du chaos ; c'est une entité vaguement définie, à laquelle on peut associer un nom ». En informatique, une forme se réfère généralement à un objet ou à une structure identifiable dans des données, telles que des images, des vidéos ou des signaux. Plus précisément, dans le contexte de la reconnaissance des formes, cela désigne les caractéristiques ou modèles qui peuvent être extraits de ces données et utilisés pour identifier, classer ou comprendre des objets ou des phénomènes.

Chapitre 02 : approches et techniques de reconnaissance des signes

1.2 La reconnaissance des formes

La reconnaissance des formes (ou pattern recognition en anglais) est une discipline de l'intelligence artificielle et du traitement du signal qui consiste à analyser, identifier et classer automatiquement des objets ou des motifs à partir de données brutes, telles que des images, des sons ou des séquences de mouvements. Elle repose généralement sur l'extraction de caractéristiques pertinentes et l'utilisation de méthodes de classification, qu'elles soient statistiques, symboliques ou fondées sur l'apprentissage automatique [15].

La reconnaissance des formes consiste à identifier ou classer des « formes » ou objets en se basant sur certaines de leurs caractéristiques :

L'identification ou la classification de « formes » ou d'objets, basée sur certaines de leurs propriétés, est ce que l'on appelle la reconnaissance des formes :

⇒ Créer des systèmes automatiques ou semi-automatiques capables d'identifier les formes qui leur sont soumises.

⇒ L'homme constitue le système RDF le plus parfait qui soit.

⇒ Reproduction sur « machine » de fonctions typiquement humaines.

⇒ Perception.

⇒ Analyse et représentation.

⇒ Interprétation.

⇒ Compréhension automatique (IA).

2. Domaine d'application RDF

La RDF apporte sa contribution dans diverses applications on peut citer :

2.1 Vision ordinateur

➤ Reconnaissance facial :

Identification ou vérification de l'identité d'une personne à partir de son visage.

➤ Reconnaissance d'objets :

Chapitre 02 : approches et techniques de reconnaissance des signes

Détection et classification d'objets dans des images ou vidéos.

➤ **Analyse de scènes :**

Interprétation de situations visuelles complexes (ex. : voitures autonomes, vidéosurveillance).

➤ **Compréhension du langage naturel :**

Pour la traduction automatique, le résumé de textes, etc.

2.2 Biométrie

➤ **Empreintes digitales, reconnaissance de l'iris, reconnaissance vocale :**

Utilisées pour la sécurité, l'authentification ou le contrôle d'accès.

2.3 Santé et imagerie médicale

➤ **Détection de maladies :**

Identification de tumeurs, lésions, ou anomalies à partir d'imageries médicales (IRM, radiographies...).

➤ **Analyse de cellules ou tissus :**

Reconnaissance automatique de structures biologiques.

2.4 Langue des signes

➤ **Reconnaissance gestuelle :**

Détection et interprétation automatique des gestes de la langue des signes pour les traduire en texte ou en parole.

3. Système de la reconnaissance des formes

Ce processus se déroule en deux étapes : l'apprentissage de connaissances à partir des données existantes et la classification des données inédites. Avant ces deux étapes, un processus de prétraitement est mis en place pour déterminer l'ensemble minimal de paramètres pertinents nécessaire à la création de l'espace de représentation. Le schéma ci-après illustre toutes les étapes clés d'une méthode de reconnaissance des formes :

Chapitre 02 : approches et techniques de reconnaissance des signes

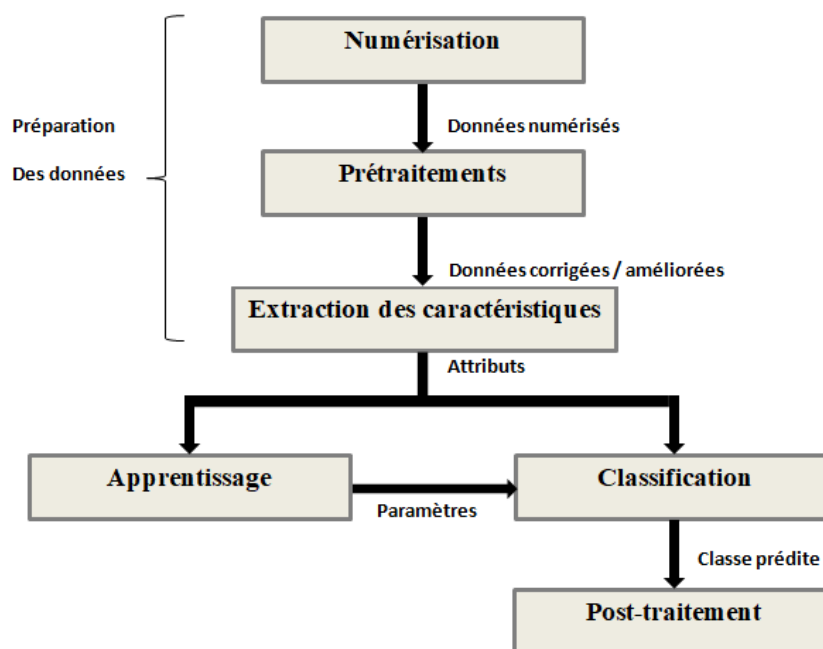


Figure 11:schéma générale d'un système de reconnaissance des formes (21).

3.1 Préparation des données

3.1.1 Numérisation

Dans cette étape, on se base sur les données du monde réel pour construire une interprétation des informations qui peut être directement manipulée par la machine. Des détecteurs (microphone, caméra, instruments de mesure) transforment les signaux perçus du monde réel en une représentation numérique discrète. L'espace qui en résulte, connu sous le nom d'espace de représentation, possède une dimension r considérable qui lui offre la capacité de contenir une quantité maximale d'informations sur les formes numérisées.

3.1.2 Prétraitement

Cela implique de choisir l'information requise dans l'espace de représentation pour le domaine d'application. Ce choix implique fréquemment l'élimination du bruit, la standardisation des données et l'élimination de la redondance. Le nouvel espace de représentation possède une dimension r' qui est nettement inférieure à r , tout en restant un espace de grande taille qui renferme encore des données plutôt élémentaires.

Chapitre 02 : approches et techniques de reconnaissance des signes

3.1 3 Extraction des caractéristiques

C'est l'étape finale dans le processus de préparation des données. Elle propose plusieurs caractéristiques ou paramètres (les attributs en question) en se servant d'algorithmes de sélection et/ou d'extraction des attributs.

3.2 Apprentissage

L'entraînement ou l'apprentissage est une composante essentielle du système de reconnaissance. Les systèmes RDF génériques comprennent plusieurs paramètres qui nécessitent un ajustement. Ces paramètres sont déterminés lors d'une étape de formation basée sur des données fournies (on les appelle données d'apprentissage).

❖ Apprentissage supervisé :

On connaît les classes auxquelles appartiennent les données d'apprentissage.

❖ Apprentissage non-supervisé :

Le système ne connaît pas les classes auxquelles appartiennent les exemples mais on connaît le nombre de classes.

3.3 Classification

Cette étape constitue le cœur de la reconnaissance des formes. Grâce aux modèles (paramètres) acquis durant la phase d'entraînement, le classificateur attribue à chaque forme inconnue ses formes les plus susceptibles.

3.4 Post-Traitement

L'objectif de cette étape est de rectifier les résultats de la classification en se servant d'outils propres au domaine d'application. Par exemple, dans un système de reconnaissance d'écritures manuscrites, le classificateur gère chaque caractère individuellement, tandis que l'étape de post-traitement met en œuvre un correcteur orthographique sur l'ensemble du texte afin de vérifier et éventuellement rectifier le résultat de la classification. Cette étape, bien que non obligatoire, contribue grandement à améliorer la qualité de la reconnaissance.

Chapitre 02 : approches et techniques de reconnaissance des signes

4. Principe générale des méthodes de RDF

La RDF repose sur le principe de catégoriser les nouvelles formes en employant un classificateur qui produit une fonction d'appartenance pour chaque catégorie. Ainsi, la catégorisation d'un nouveau point peut être effectuée en fonction de son score d'appartenance à chaque classe. On peut généralement classer les méthodes de RDF dans les catégories suivantes [16] :

4.1 Les méthodes statistiques

La RDF, qui repose sur une approche statistique classique établie depuis longtemps, a vu de nombreux mathématiciens développer diverses méthodes et formules. Elle repose principalement sur l'emploi de modèles probabilistes pour les distributions des vecteurs caractéristiques au sein des différentes classes dans le but d'élaborer des fonctions de classification. L'appréciation de ces distributions repose sur un ensemble de formes d'apprentissage dont la classification est préétablie (par exemple, attribuée par des spécialistes humains). Il s'agit donc d'une méthode de reconnaissance des formes supervisée, où l'on arrive à des solutions guidées par les concepts (orientée sur le concept). Si le classificateur est bien élaboré, il devrait performer correctement sur de nouvelles formes. L'approche de classification statistique comporte des variantes qui sont influencées par le paramétrage et l'utilisation possible du modèle de distribution [17].

4.2 Les méthodes structurelles (ou syntaxiques)

La reconnaissance de formes structurelle est l'approche suivie à chaque fois qu'on a besoin de prendre en compte l'ensemble de relations reliant les parties de l'objet à reconnaître. Parfois, la reconnaissance prend la forme d'assortiment structurel « structural matching », quand on doit évaluer à quel point un objet ou des parties de l'objet inconnues s'associent à un prototype. Dans ce but, un score d'assortiment est calculé, qui n'a pas nécessairement les caractéristiques typiques d'une mesure de distance. Lorsqu'on parvient à formaliser des règles décrivant les relations entre les éléments de l'objet, un genre spécifique de reconnaissance de formes structurelle, appelée « reconnaissance de formes syntaxique », peut être employée. L'objectif de la machine de reconnaissance est donc d'examiner si une séquence de primitives

Chapitre 02 : approches et techniques de reconnaissance des signes

d'une forme respecte un ensemble spécifique de règles, dénommées « règles syntaxiques » ou « grammaire ». Pour cela, un analyseur syntaxique est élaboré et la séquence des éléments primitifs y est intégrée. L'approche structurelle se distingue clairement des autres méthodes. Elle opère avec des données symboliques, généralement sous la forme de chaînes de caractères. Elle est parfois utilisée à un niveau supérieur aux autres techniques [18].

4.3 Les réseaux de neurones

Les réseaux de neurones sont inspirés de la physiologie de l'organisation du cerveau. Ils sont structurés comme un ensemble d'unités identiques interconnectées connues sous le nom de neurones. Les connexions sont utilisées pour transmettre des signaux d'un neurone à un autre, de manière amplifiée ou réprimée. Cette amélioration ou inhibition est obtenue en ajustant les poids de connexion. Les réseaux neuronaux peuvent effectuer des tâches de classification et de régression avec ou sans supervision. Ils réalisent cela en utilisant des techniques appropriées d'ajustement des poids, avec l'espoir que les résultats du réseau convergeront vers les valeurs cibles correctes [18].

5. Reconnaissance des formes et langue des signes

La reconnaissance des formes joue un rôle fondamental dans le développement de systèmes de reconnaissance de la langue des signes. En effet, la langue des signes repose sur une combinaison complexe de mouvements des mains, de la posture corporelle et des expressions faciales, autant de formes visuelles dynamiques qu'il faut identifier et interpréter.

Les techniques de reconnaissance des formes sont utilisées pour analyser et classer les configurations spatiales (formes des mains, positions des doigts) ainsi que les trajectoires de mouvement dans le temps. Elles permettent notamment d'identifier des gestes spécifiques (signes) à partir d'images ou de séquences vidéo. Cette analyse repose souvent sur l'extraction de caractéristiques visuelles, puis sur leur classification en signes reconnus.

Chapitre 02 : approches et techniques de reconnaissance des signes

6. Machine Learning

6.1 Définition

La machine learning (apprentissage automatique) est un sous-domaine de l'intelligence artificielle (IA) qui permet à un système informatique d'apprendre à partir de données sans être explicitement programmé. L'idée centrale du machine learning est d'extraire des connaissances et de faire des prédictions ou des classifications à partir des données, en améliorant la performance du système au fur et à mesure qu'il traite plus de données.

L'apprentissage automatique repose sur des algorithmes statistiques qui analysent les données, en tirent des modèles, et effectuent des prédictions sur de nouvelles données.

6.2 Types d'apprentissage en machine learning

L'apprentissage automatique peut être classé en plusieurs types selon le mode d'entraînement du modèle. Les principaux types :

6.2.1 Apprentissage supervisée

Dans l'apprentissage supervisé, le modèle apprend à partir d'exemples étiquetés (données d'entrée et sorties correspondantes). L'objectif est de prédire les sorties pour de nouvelles données.

6.2.2 Apprentissage non-supervisée

L'apprentissage non supervisé implique des données non étiquetées. Le but est de trouver des structures ou des motifs cachés dans les données, comme les groupes (ou clusters) dans des jeux de données.

6.2.3 Apprentissage par renforcement

L'apprentissage par renforcement consiste à entraîner un agent à travers des récompenses ou des punitions, en fonction des actions qu'il effectue dans un environnement donné. Il est souvent utilisé dans les jeux vidéo ou la robotique.

Chapitre 02 : approches et techniques de reconnaissance des signes

6.3 Algorithmes de classification en machine learning

Les algorithmes de classification sont des modèles supervisés utilisés pour attribuer une catégorie ou une étiquette à une entrée. Dans le cadre de la reconnaissance de la langue des signes, ces algorithmes peuvent être utilisés pour classer des gestes en différentes catégories (signes).

6.3.1 K-Nearest Neighbors (KNN)

Ce classificateur est basé sur la distance. Il attribue une classe à une nouvelle donnée en fonction de la majorité des classes de ses k plus proches voisins. Simple mais efficace, il fonctionne bien avec des données bien représentées.

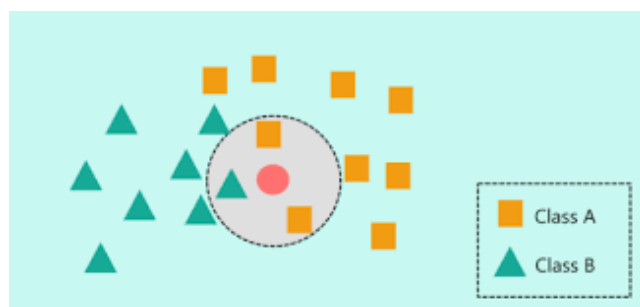


Figure 12: Le processeur de KNN.

6.3.2 Support Vector Machine (SVM)

C'est un algorithme efficace pour la classification binaire. Il cherche à trouver un hyperplan optimal qui sépare les classes. Il est souvent utilisé lorsque les données sont peu bruitées et bien séparées.

Chapitre 02 : approches et techniques de reconnaissance des signes

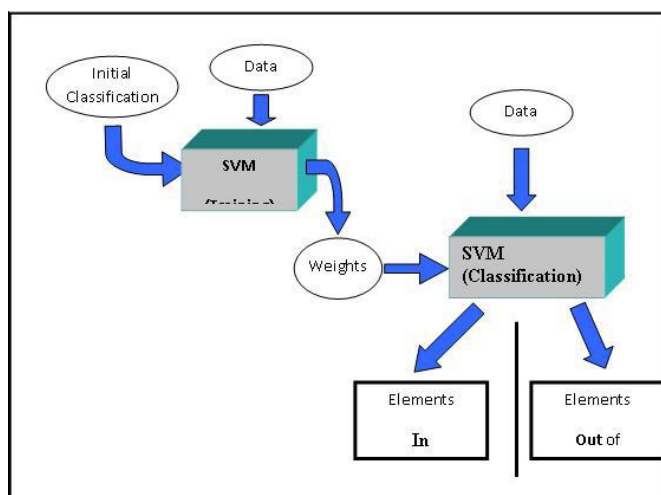


Figure 13: Processeur de SVM.

6.3 3 Naive Bayes

C'est un modèle probabiliste basé sur le théorème de Bayes. Malgré son hypothèse forte d'indépendance entre les caractéristiques, il donne de bons résultats, notamment avec des données textuelles ou catégorielles.

6.3 4 Régression Logistique

Bien qu'à l'origine destinée aux problèmes de régression, elle est souvent utilisée pour la classification binaire. Elle calcule la probabilité d'appartenance à une classe selon une fonction logistique.

6.3 5 Arbre de décision

Il s'agit d'un modèle basé sur des règles conditionnelles. Il divise les données selon les caractéristiques les plus discriminantes, formant un arbre de décisions. Il est simple à comprendre et à visualiser.

6.4 Machine Learning et Deep Learning

Le deep learning (apprentissage profond) est un sous-ensemble du machine learning qui repose sur des réseaux de neurones profonds (deep neural networks). Alors que la machine learning utilise des modèles plus simples, le deep learning emploie des architectures de réseaux de neurones complexes capables de traiter de grandes quantités de données et d'apprendre des représentations très détaillées des données.

Chapitre 02 : approches et techniques de reconnaissance des signes

7. Deep Learning

7.1 Définition

Le deep learning (apprentissage profond) est une sous-catégorie de la machine learning qui utilise des réseaux de neurones artificiels multicouches pour apprendre des représentations hiérarchiques et abstraites à partir de données. Contrairement aux méthodes traditionnelles qui nécessitent une extraction manuelle de caractéristiques (feature engineering), le deep learning permet un apprentissage automatique de ces caractéristiques directement à partir des données brutes (images, texte, signaux, etc.).

7.2 Méthodes principales de DL

7.2.1 Réseaux de neurones convolutifs (CNN)

Les réseaux de neurones convolutifs, ou CNN (Convolutional Neural Networks), sont une architecture de deep learning particulièrement puissante pour le traitement **des** données visuelles, telles que les images ou les vidéos. Ils sont largement utilisés dans les tâches de reconnaissance des formes, comme la reconnaissance d'objets, la classification d'images ou encore la reconnaissance gestuelle.

Les CNN reproduisent le mécanisme du cortex visuel humain, qui a la capacité de détecter graduellement des motifs simples (lignes, bords) puis complexes (formes, objets) via plusieurs stades hiérarchisés de traitement.

7.2.2 Réseaux récurrents (RNN, LSTM, GRU)

- Les réseaux de neurones récurrents (RNN) constituent une catégorie de réseaux neuronaux conçus pour traiter des données séquentielles ou temporelles. Contrairement aux réseaux classiques (comme les CNN), les RNN sont capables de mémoriser des informations passées dans une séquence pour influencer les prédictions futures.

- les LSTM (Long Short-Term Memory) sont une amélioration des RNN, conçue pour garder en mémoire les informations pertinentes plus longtemps.

- les Les GRU (Gated Recurrent Unit) sont une variante plus simple et plus rapide des LSTM, avec des performances comparables.

Chapitre 02 : approches et techniques de reconnaissance des signes

7.2 3 Transformers

Vaswani et ses collaborateurs ont introduit l'architecture transformative en 2017 dans leur article « Attention is All You Need ». Initialement destinés à des tâches liées au traitement du langage naturel telles que la traduction automatique, les Transformers sont maintenant employés dans diverses applications de séquences, y compris la détection d'actions, de gestes et de vidéos. Ils se révèlent donc très adaptés pour la reconnaissance de la langue des signes.

Contrairement aux RNN ou LSTM, qui traitent les séquences de manière séquentielle, les Transformers traitent toute la séquence en parallèle.

7.2 4 Transfer learning

Le transfert learning, une méthode du deep learning, implique l'utilisation d'un modèle préentraîné sur un vaste ensemble de données (tel que ImageNet) afin de s'attaquer à une nouvelle tâche nécessitant peu de données spécifiques.

Au lieu de former un réseau de neurones profond de toutes pièces (ce qui demande beaucoup de temps et de données), on « transfère » les savoirs déjà acquis par un modèle efficace vers un nouveau domaine d'application.

Le processus général de l'apprentissage par transfert comprend les étapes suivantes :

➤ **Sélection d'un modèle pré-entraîné :**

Tel que VGG, ResNet, MobileNet, EfficientNet, etc., déjà entraîné sur une large base d'images.

➤ **Gel des premières couches :**

Les couches initiales du modèle sont conservées, car elles capturent des

➤ **Caractéristiques génériques :**

(Bords, textures, motifs simples).

➤ **Réentraînement des couches finales :**

On remplace ou ajuste les dernières couches pour les adapter à la nouvelle tâche (ex. : classification des signes de la langue des signes).

Chapitre 02 : approches et techniques de reconnaissance des signes

➤ **Affinage (fine-tuning)** (facultatif) :

Dans certains cas, on ajuste aussi

➤ **Quelques couches internes :**

Pour améliorer les performances sur les données spécifiques.

7.2 5 Ensemble learning

L'Ensemble Learning (ou apprentissage ensembliste) est une méthode d'apprentissage automatique qui consiste à combiner les prédictions de plusieurs modèles, appelés apprenants de base, afin d'obtenir un système plus performant et robuste qu'un modèle individuel. Cette approche repose sur l'idée que l'agrégation de plusieurs prédictions permet de réduire les erreurs liées au biais, à la variance ou au sur-apprentissage, améliorant ainsi la généralisation.

Les techniques d'Ensemble Learning exploitent la diversité des modèles (par variation des algorithmes, des hyper-paramètres ou des jeux d'entraînement) et les méthodes d'agrégation (telles que le vote majoritaire en classification ou la moyenne en régression). Parmi les méthodes les plus courantes figurent le Bagging (comme les forêts aléatoires), qui entraîne plusieurs modèles en parallèle sur des échantillons bootstrap, et le Boosting (comme AdaBoost ou XGBoost), qui construit séquentiellement des modèles en corrigeant les erreurs des précédents. Une autre approche avancée, le Stacking, utilise un méta-modèle pour fusionner les prédictions de plusieurs algorithmes.

L'Ensemble Learning est fréquemment employé grâce à son aptitude à renforcer la précision et la stabilité des prédictions, en particulier dans des domaines tels que la vision informatique, le traitement du langage naturel et l'automatisation de la prise de décisions.

a. **Bagging**

Le bagging, ou Bootstrap Aggregating, est une méthode d'apprentissage ensembliste qui consiste à combiner plusieurs apprenants faibles homogènes, c'est-à-dire des modèles identiques, comme les arbres de décision. Le processus commence par le choix d'un classifieur de base, par exemple un arbre de décision. Ensuite, plusieurs sous-ensembles du jeu de données d'entraînement sont créés à l'aide de la technique de bootstrap, qui repose sur un échantillonnage avec remise à partir de l'ensemble des données. Chaque modèle de base

Chapitre 02 : approches et techniques de reconnaissance des signes

est ensuite entraîné séparément sur l'un de ces sous-ensembles. Enfin, les prédictions de tous les apprenants faibles sont agrégées pour obtenir une prédiction globale : par vote majoritaire dans le cas de données catégorielles, ou par moyenne si les données sont continues.

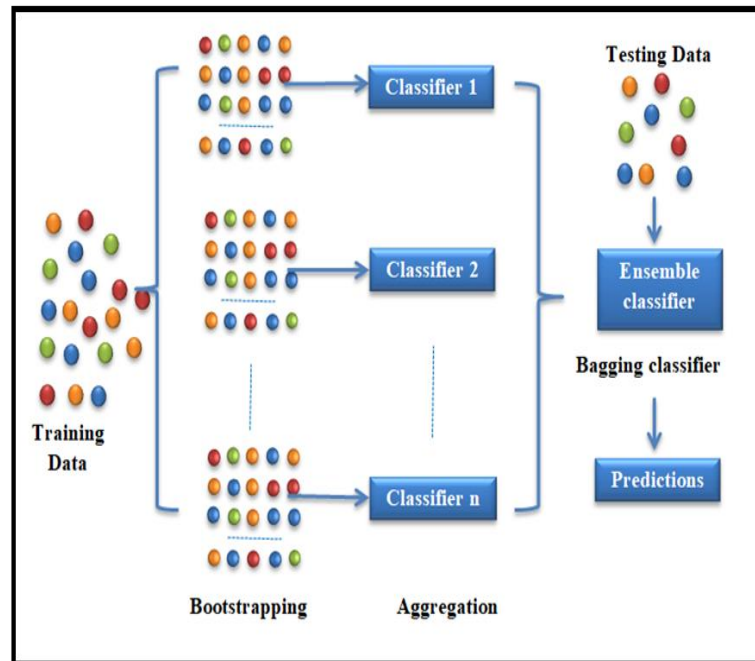


Figure 14: Schéma générale de système bagging

b. Boosting

Le boosting est une technique d'ensemble qui apprend des erreurs des prédicteurs précédents afin d'améliorer les prédictions futures. Il fonctionne en organisant des apprenants faibles de manière séquentielle. Le résultat d'un modèle est utilisé comme entrée pour le modèle suivant, formant ainsi une chaîne où chaque modèle tente de corriger les erreurs commises par le précédent. Contrairement au bagging, qui est plus adapté aux situations de forte variance, le boosting est principalement utilisé pour traiter des problèmes de faible variance et de fort biais.

Chapitre 02 : approches et techniques de reconnaissance des signes

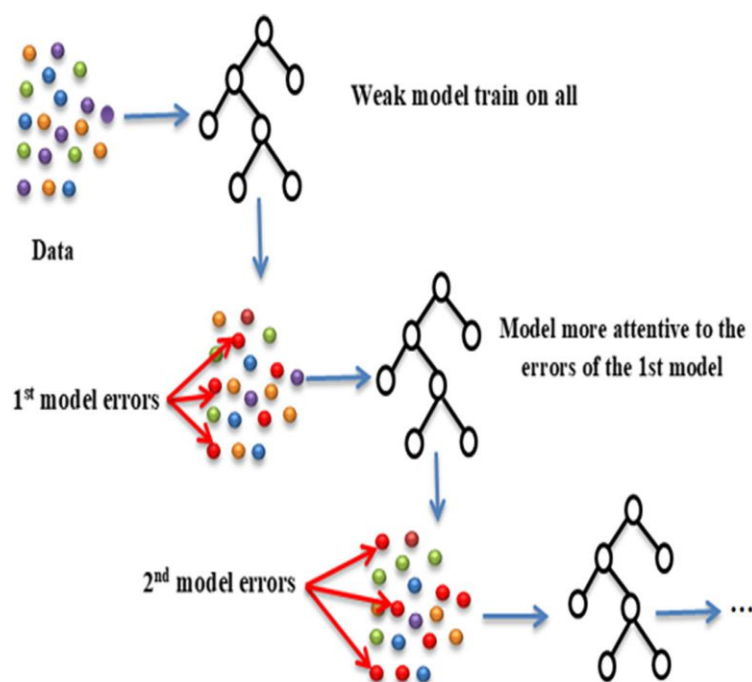


Figure 15: Schéma générale de système boosting

c. Stacking

Le stacking est une autre technique d'apprentissage par ensemble qui consiste à construire un ensemble de classificateurs hétérogènes. Chacun de ces classificateurs utilise le même ensemble d'entraînement complet. Le stacking permet d'exploiter les meilleures caractéristiques de chaque estimateur de base (ou classificateur de base) en les utilisant comme entrées pour un estimateur final (ou classificateur final), qui combine les prédictions pour améliorer la performance globale du modèle.

Chapitre 02 : approches et techniques de reconnaissance des signes

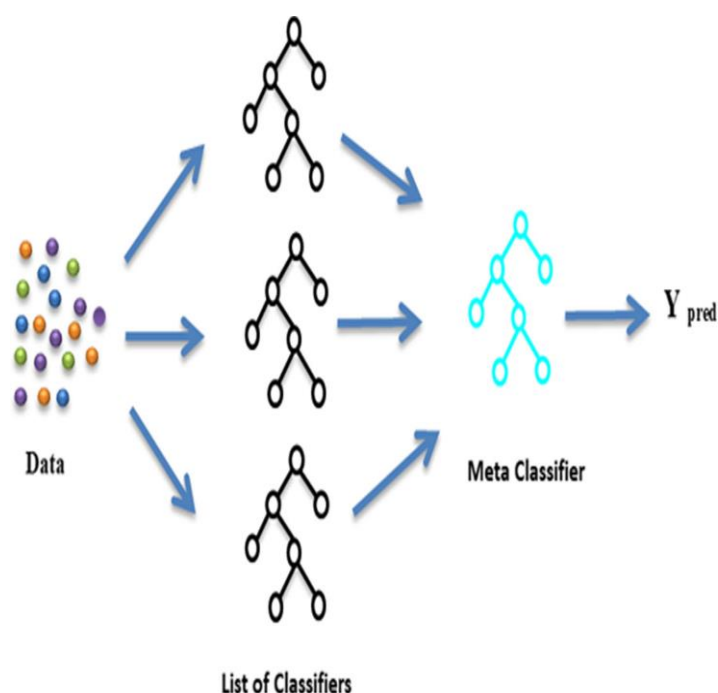


Figure 16: Schéma générale de système stacking

7.3 Application de DL

7.3.1 Vision par ordinateur

La vision par ordinateur représente l'un des domaines où le deep learning a eu l'impact le plus significatif. Notamment pour :

- Détection et localisation d'objets (ex. : voitures, piétons),
- Reconnaissance de gestes et de langue des signes.

7.3.2 Traitement automatique de langage naturel (NLP)

On utilise l'apprentissage profond pour saisir, créer ou traduire le langage humain. Applications :

- Traduction automatique (Google Translate, DeepL), et génération de texte (GPT, BERT).

- Analyse de sentiments.

7.3.3 Audio et reconnaissance vocale

- Reconnaissance automatique de la parole (ASR),

Chapitre 02 : approches et techniques de reconnaissance des signes

- Synthèse vocale (text-to-speech),

7.3 4 Médecin et Santé

- Diagnostic assisté par IA (radiologie, dermatologie, etc.)
- Prédiction de maladies à partir de données patient, et le découverte des médicament avec les réseaux génératifs.

7.3 5 Robotique

- Interaction homme-robot : reconnaissance de gestes, expressions, et comportements humains pour une collaboration plus naturelle.
- Vision artificielle pour la perception de l'environnement : détection et reconnaissance d'objets, estimation de profondeur, suivi de mouvement.

7.3 6 Transport & automobile

- Conduite autonome (Tesla, Waymo)
 - Navigation intelligente (reconnaissance de panneaux, suivi de voie)

8. Reconnaissance des formes & deep learning

La reconnaissance des formes est une tâche centrale dans le domaine de la vision par ordinateur, de l'intelligence artificielle et de l'analyse des données. Elle consiste à identifier ou classer des objets, des textures ou des structures dans des images, des signaux ou d'autres types de données. Traditionnellement, cette tâche était abordée avec des techniques d'ingénierie de caractéristiques (feature engineering) combinées à des classifieurs classiques (SVM, k-NN, etc.). Cependant, l'émergence du deep learning a profondément transformé cette discipline.

Le deep learning, en particulier les réseaux de neurones convolutifs (CNNs), permet d'extraire automatiquement des caractéristiques discriminantes à partir des données brutes, sans qu'il soit nécessaire de concevoir manuellement ces caractéristiques. Grâce à ses multiples couches hiérarchiques, un réseau profond apprend des représentations de plus en plus abstraites de l'entrée, ce qui est particulièrement efficace pour la reconnaissance de formes complexes.

Chapitre 02 : approches et techniques de reconnaissance des signes

Ainsi, le deep learning automatise et optimise l'étape de détection des motifs caractéristiques dans des données visuelles (images, vidéos), ce qui le rend extrêmement performant dans les tâches de reconnaissance des formes. Il est devenu la méthode de référence dans des applications comme la reconnaissance faciale, la détection d'objets, ou encore la classification d'images médicales.

Conclusion

Ce chapitre a établi les fondements théoriques nécessaires à la compréhension du processus de reconnaissance des formes, spécifiquement pour la reconnaissance de la langue des signes algérienne. Nous avons établi les notions essentielles associées à la reconnaissance de formes, exposé les différentes phases d'implémentation d'un système RDF et repéré les champs principaux où cette technologie est mise en pratique.

L'usage du deep learning a conduit à des résultats exceptionnels dans la reconnaissance automatique, en grande partie grâce à des structures puissantes comme les CNN, RNN, Transformers et les méthodes de transfert d'apprentissage. Ces modèles offrent une capacité d'apprentissage et de généralisation particulièrement utile pour traiter des données complexes comme les gestes dynamiques de la langue des signes.

Chapitre 03

Un système de reconnaissance des signes algérien utilisant Ensemble Learning techniques

Chapitre 3 : Un système de reconnaissance des signes algérien

Ensemble Learning techniques

Introduction

Dans ce chapitre, nous présentons un système complet de reconnaissance automatique des signes de la langue des signes algérienne (LSA), basé sur des techniques d'intelligence artificielle. Ce système repose sur plusieurs étapes clés, à commencer par le prétraitement des images (conversion en niveaux de gris, filtrage, amélioration de la luminosité, égalisation d'histogramme, rehaussement des contours, etc.), suivi de l'extraction des caractéristiques à l'aide du descripteur HOG, puis de l'apprentissage automatique avec différents algorithmes.

Nous avons utilisé plusieurs modèles de classification, notamment les techniques d'Ensemble Learning comme le Bagging, le Boosting et le Stacking, qui permettent de combiner les forces de plusieurs classificateurs pour améliorer la précision du système.

Les expériences ont été réalisées sur la base de données ArASL, composée de plus de 54 000 images réparties en 32 classes. Nous présentons dans ce chapitre l'architecture de notre système, les travaux similaires existants, les résultats obtenus, ainsi qu'une analyse des performances des différents modèles utilisés.

1. Architecture générale du système proposé

Dans cette section, nous proposons un système de reconnaissance de la langue des signes algérienne. Ce système repose sur une chaîne de traitement d'images articulée en plusieurs étapes successives, allant de l'acquisition des données brutes jusqu'à la préparation des images pour leur classification. Chaque étape joue un rôle fondamental dans l'amélioration de la qualité des données et dans l'extraction des caractéristiques essentielles à la reconnaissance des signes. La figure ci-dessus présente l'architecture modulaire de notre système de reconnaissance proposé.

Chapitre 3 : Un système de reconnaissance des signes algérien Ensemble Learning techniques

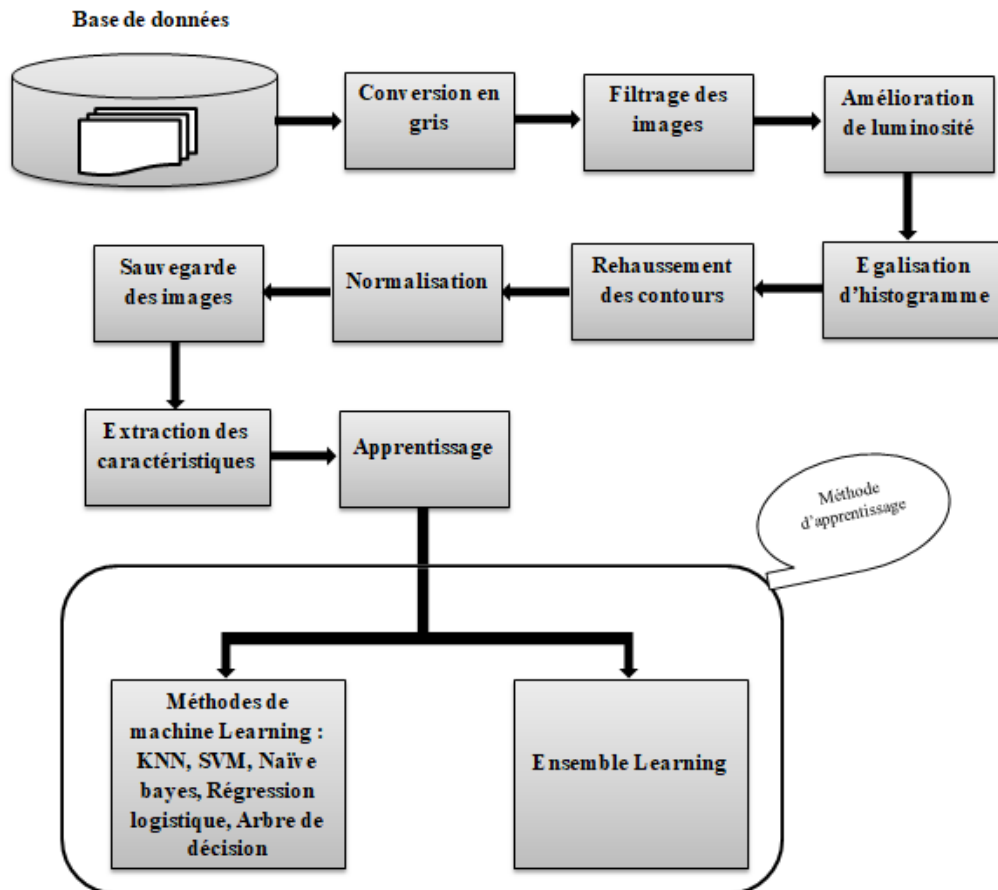


Figure 17: architecture proposé pour notre système.

3.1 Conversion en niveaux de gris

La première étape de notre système consiste à convertir les images en gris afin de réduire la complexité visuelle et de se concentrer sur les contours et formes essentiels. Cette étape est réalisée à l'aide de la bibliothèque OpenCV.

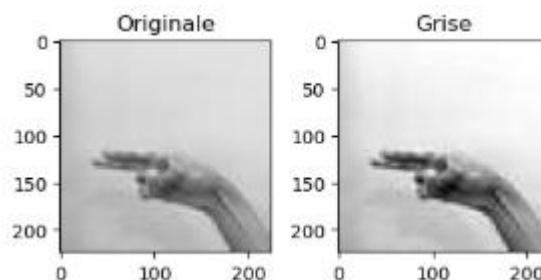


Figure 18: Résultat de conversion en gris.

3.2 Filtrage des images

Après la conversion des images en gris, un filtrage médian est appliqué afin de réduire les bruits présents dans les images, notamment ceux liés aux variations d'éclairage ou aux

Chapitre 3 : Un système de reconnaissance des signes algérien Ensemble Learning techniques

imperfections de capture. Ce type de filtre est particulièrement adapté car il conserve les contours nets tout en supprimant les petits détails parasites (pixels isolés ou valeurs anormales). Le filtrage médian est réalisé à l'aide de la bibliothèque OpenCV et permet d'améliorer la qualité visuelle des images, ce qui facilite les étapes ultérieures d'extraction de caractéristiques.

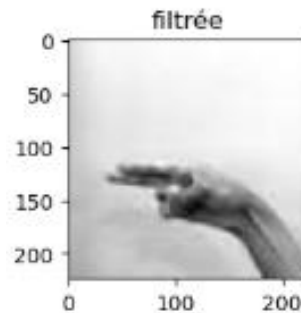


Figure 19: Résultat de filtrage des images.

3.3 Amélioration de la luminosité

Après le filtrage des images, une amélioration de la luminosité est effectuée pour uniformiser l'éclairage et accentuer les détails des signes manuels. Cette étape consiste à ajuster les niveaux de lumière pour rendre les traits caractéristiques de la main plus visibles et mieux définis. L'opération est réalisée à l'aide de la bibliothèque OpenCV, qui permet d'augmenter ou de réduire la luminosité de façon contrôlée, assurant ainsi une meilleure qualité d'image pour l'extraction des caractéristiques.

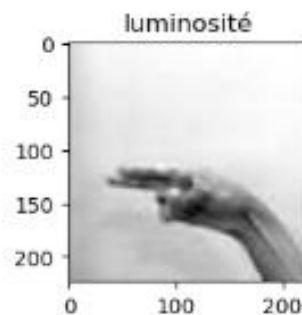


Figure 20: Résultat d'amélioration de la luminosité.

Chapitre 3 : Un système de reconnaissance des signes algérien

Ensemble Learning techniques

3.4 Egalisation d'histogramme

L'égalisation d'histogramme permet d'améliorer le contraste des images en redistribuant les intensités de pixels. Cela aide à mieux faire ressortir les détails importants des signes. Cette étape est réalisée avec OpenCV.

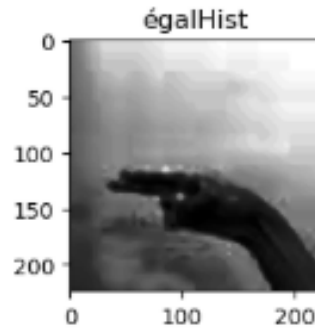


Figure 21: Résultat d'égalisation d'histogramme.

3.5 Rehaussement des contours

Dans cette étape, on utilise le filtre Sobel pour détecter les contours dominants dans les images. Cette étape permet de mieux faire ressortir les formes des mains et d'améliorer la qualité des caractéristiques extraites. Elle est réalisée avec OpenCV.

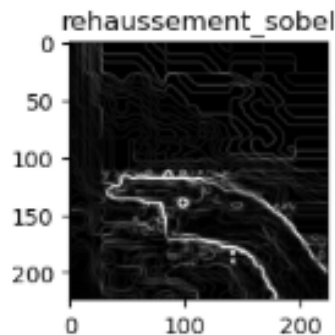


Figure 22: Résultat de rehaussement de contours.

3.6 Normalisation

Afin d'accentuer davantage le contraste des images et d'améliorer la précision des détails, nous effectuons une égalisation de l'histogramme. Cette technique, appliquée à l'aide d'OpenCV, répartit les niveaux de gris dans l'image de façon plus uniforme, ce qui aide à mettre en évidence les détails subtils dans les zones sombres ou trop claires. Cela facilite la reconnaissance des traits spécifiques à chaque signe.

Chapitre 3 : Un système de reconnaissance des signes algérien

Ensemble Learning techniques

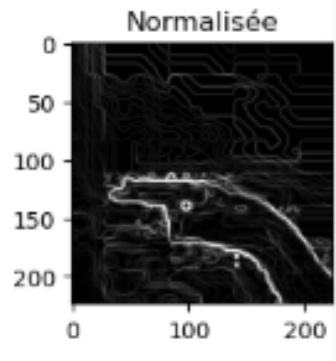


Figure 23: Résultat de normalisations.

3.7 Sauvegarde des images

Les images prétraitées sont ensuite sauvegardées automatiquement dans des répertoires spécifiques à l'aide de la bibliothèque OS de Python. Cela permet de constituer un ensemble de données prêt pour l'apprentissage.

3.8 Extraction des caractéristiques

Une fois les images normalisées et sauvegardées, nous appliquons le descripteur HOG (Histogram of Oriented Gradients) afin d'extraire les caractéristiques discriminantes nécessaires à la reconnaissance des signes. Cette méthode repose sur le calcul des orientations locales des gradients d'intensité dans l'image, ce qui permet de capturer efficacement les contours, la forme et la structure de la main. Le résultat est un vecteur de caractéristiques compact, mais très riche en informations, qui sera utilisé comme entrée pour le modèle de classification. Grâce à sa robustesse aux variations d'éclairage et sa capacité à représenter les formes, HOG constitue un excellent choix pour l'analyse des signes dans un contexte visuel complexe.

3.9 Apprentissage

À partir des vecteurs de caractéristiques extraits avec la méthode HOG, nous passons à l'étape d'apprentissage automatique, qui consiste à entraîner des modèles capables de reconnaître automatiquement les signes de la Langue des Signes Algérienne. Pour cette phase, nous utilisons plusieurs algorithmes de classification supervisée disponibles dans la bibliothèque Scikit-learn. L'objectif est de construire des modèles performants en s'appuyant sur les données prétraitées, afin de prédire correctement la classe (ou le signe) associée à chaque image. Chaque modèle est entraîné et évalué à l'aide de métriques standards telles que la précision, le rappel, le F1-score et la matrice de confusion, afin d'identifier les approches

Chapitre 3 : Un système de reconnaissance des signes algérien Ensemble Learning techniques

les plus adaptées à notre système. Ces évaluations permettent de comparer les performances et de sélectionner les solutions les plus efficaces pour la reconnaissance des signes.

2. Travaux connexes

Tableau 1: les travaux connexes

Références	Documents	Base de Données	Modèles utilisé	Résultats	Données tests /apprentissage
[19]	La Reconnaissance de la langue des signes Algérienne : « La Mise en Place D'un Système de Traduction SIGNES/MOTS».	Base d'image Mr.Foudil Nekaa	-réseaux de Neurones (PCM) -réseaux de Neurones conolutifs (CNN)	-taux de Reconnaissance : 98%. -taux de Reconnaissance : 65%.	-apprentissage: 980 images (35 images Pour chaque lettre) -test : 420 Images (15 Images pour Chaque lettre)
[20]	Arabic Sign Language Recognition through Deep Neural Networks Fine-Tuning.	-ArASL (54,049 images pour 32 classes)	-VGG16 -ResNet152	- 99.45% -99.65%	-validation : 20% -test : 80%
[21]	Enhancing Arabic Sign language Interpretation: Leveraging Convolutional Neural Networks and Transfer Learning.	-ASL-DS-I (5832images) -ASL-DS-II (54,049 images) -ASL-DS-III (7857images)	-CNN	- 96.25% - 95.85 % - 97.02 %	
[22]	Real-Time Arabic Sign language Recognition Using a Hybrid Deep learning Model	-créer une base de données de 20 mots, 4000 Images.	-CNN -LSTM	- 94.40 % - 82.70%	
[23]	Arabic sign Language Recognition System for Alphabets using Machine learning Techniques	- 8400 RGB Images	- Knn - Mlp - C4.5 - Naive bayes	- Taux de Reconnaissance : 99.5%.	
[24]	Image based Arabic Sign	- ArASL 54049images	- 6 pretrained architectures	- 99.6 %	-Apprentissage : 70 %

Chapitre 3 : Un système de reconnaissance des signes algérien Ensemble Learning techniques

	Language Recognition System using Transfer deep learning Models .	(32 classes)	MobileNetV2 - VGG16 -InceptionV3 (2 nd version Of Google's cnn) -ResNet50V2 - ResNet152 - Xception	- 99.4%	-Teste : 30 %
--	---	--------------	--	---------	---------------

3. Expériences, résultats et analyses :

3.1 Base de données

Une base de données est un ensemble structuré d'informations, souvent organisé sous forme de tables ou de collections, permettant de stocker, gérer et interroger efficacement des données. Dans le domaine de l'intelligence artificielle et de la vision par ordinateur, les bases de données sont essentielles pour l'entraînement, la validation et le test des modèles d'apprentissage automatique.

Dans le cadre de mon projet de reconnaissance des signes algérien, nous avons utilisé la base de données ArASL 54049 Images, une base spécialement conçue pour la reconnaissance de la langue des signes arabe. Elle contient 54 049 images réparties sur 32 classes, correspondant aux différentes lettres et signes de l'alphabet arabe en langue des signes. Le nombre des images est différent dans chaque classe. Chaque image représente une main réalisant un signe spécifique, capturée sous différentes conditions de luminosité et de positions, ce qui permet d'entraîner des modèles robustes à diverses variations visuelles.

(Lien de téléchargement : <https://data.mendeley.com/datasets/y7pckrw6z2/1>)

3.2 Les paramètres d'évaluation

3.2.1 Précision (accuracy)

La précision est l'une des métriques les plus importantes utilisées pour évaluer les algorithmes de classification, en particulier lorsque les classes sont équilibrées. En apprentissage automatique, la précision fait référence à la proportion d'instances correctement prédites par rapport au nombre total d'instances dans l'ensemble de test.

$$\text{Précision} = (TP+TN) / (FP+FN+TP+TN)$$

Chapitre 3 : Un système de reconnaissance des signes algérien

Ensemble Learning techniques

- **TP** : Vrais positifs (True Positives)
- **TN** : Vrais négatifs (True Negatives)
- **FP** : Faux positifs (False Positives)
- **FN** : Faux négatifs (False Negatives)

3.2 2 Rappel (Recall)

Le rappel, également appelé sensibilité ou taux de vrais positifs (TPR), mesure la capacité du modèle à bien classer les cas réellement positifs.

$$\text{Rappel} = \text{TP} / (\text{FN} + \text{TP})$$

- **TP** : Vrais positifs (True Positives)
- **FN** : Faux négatifs (False Negatives)

3.2 3 F1-Score (moyenne harmonique de la précision et du rappel)

Il est calculé à partir de la précision et du rappel obtenu sur le jeu de test. Le F1-score peut être interprété comme la moyenne harmonique entre la précision et le rappel, où un score F1 atteint sa meilleure valeur à 1 et sa pire valeur à 0.

$$\text{F1-Score} = 2 \times (\text{Precision} \times \text{Recall}) / (\text{Precision} + \text{Recall})$$

Où:

$$\text{Precision} = \text{TP} / (\text{FP} + \text{TP})$$

- **TP** : Vrais positifs (True Positives)
- **FP** : Faux positifs (False Positives)

3.2 4 Support

Le support représente le nombre total d'échantillons appartenant à une classe spécifique. Cette métrique ne mesure pas la performance du modèle, mais elle est essentielle pour interpréter correctement les autres indicateurs comme la précision, le rappel et le F1-score, surtout dans les cas de classes déséquilibrées.

3.2 5 Macro – moyenne (Macro average)

La macro-moyenne est une méthode d'évaluation utilisée pour calculer les métriques globales (précision, rappel, F1-score) dans un problème de classification multi-classes.

Chapitre 3 : Un système de reconnaissance des signes algérien Ensemble Learning techniques

3.2 6 Moyenne pondérée (Weighted average)

La moyenne pondérée est une méthode de calcul des métriques globales (précision, rappel, F1-score) qui prend en compte le support de chaque classe, c'est-à-dire le nombre d'échantillons appartenant à chaque catégorie dans le jeu de données.

3.3 Préparation des données

Avant de procéder au prétraitement, nous avons sélectionné 40 % de la base de données ArASL, ce qui permet de réduire le temps d'exécution tout en conservant un ensemble de données représentatif. La partie des données a ensuite été réparti en 70 % (15133 images) pour l'apprentissage, 15 % (3243 images) pour la validation et 15 % (3243) pour le test, assurant ainsi une bonne généralisation du modèle et une évaluation cohérente de ses performances.

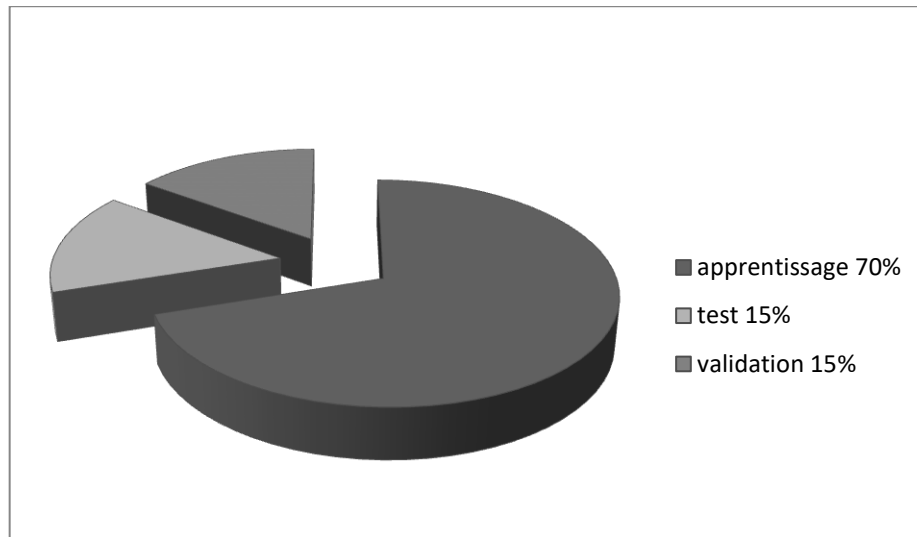


Figure 24: Schéma de division des données en Test, Validation et Apprentissage

3.4 Résultats et Analyse

3.4 1 K-Nearest Neighbors

Dans cette section, nous appliquons la méthode KNN à une partie de 40 % de la base de données ARSL. Le rapport de classification ci-dessous présente les résultats obtenus :

Chapitre 3 : Un système de reconnaissance des signes algérien Ensemble Learning techniques

Classification Report (KNN):				
	precision	recall	f1-score	support
0	0.8425	0.9685	0.9011	127
1	0.9474	0.9000	0.9231	80
2	0.8932	0.9200	0.9064	100
3	0.8476	0.8318	0.8396	107
4	0.8053	0.9286	0.8626	98
5	0.9490	0.8942	0.9208	104
6	0.8125	0.9100	0.8585	100
7	0.7143	0.9322	0.8088	118
8	0.7627	0.8738	0.8145	103
9	0.9464	0.8908	0.9177	119
10	0.7037	0.8000	0.7488	95
11	0.8936	0.9130	0.9032	92
12	0.8370	0.8280	0.8324	93
13	0.8519	0.8598	0.8558	107
14	0.8889	0.8247	0.8556	97
15	0.9688	0.8942	0.9300	104
16	0.9700	0.8818	0.9238	110
17	0.9490	0.8774	0.9118	106
18	0.9798	0.8899	0.9327	109
19	0.8469	0.8384	0.8426	99
20	0.8739	0.9123	0.8927	114
21	0.9053	0.8776	0.8912	98
22	1.0000	0.8889	0.9412	90
23	0.9626	0.9450	0.9537	109
24	0.7642	0.8468	0.8034	111
25	0.8627	0.8302	0.8462	106
26	0.9326	0.8737	0.9022	95
27	0.9457	0.8131	0.8744	107
28	0.9620	0.9268	0.9441	82
29	0.9663	0.8269	0.8912	104
30	1.0000	0.9221	0.9595	77
31	0.9221	0.8659	0.8931	82
accuracy			0.8813	3243
macro avg	0.8909	0.8808	0.8838	3243
weighted avg	0.8885	0.8813	0.8828	3243

Figure 25: Rapport de classification de la méthode KNN.

Les résultats obtenus montrent que la méthode KNN a bien fonctionné pour la reconnaissance des signes avec une exactitude globale de 88,12%. La majorité des classes a été correctement identifiée, avec des valeurs élevées de précision et de rappel. En globale, KNN s'est montré efficace et fiable.

3.4 2 Support Vector Machine

Dans cette section nous appliquons la méthode SVM à une partie de 40 % de la base de données ARSL le rapport de classification ci-dessous présente les résultats obtenus :

Chapitre 3 : Un système de reconnaissance des signes algérien

Ensemble Learning techniques

Classification Report (SVM):

	precision	recall	f1-score	support
0	0.9380	0.9528	0.9453	127
1	1.0000	0.9625	0.9809	80
2	0.9231	0.9600	0.9412	100
3	0.9798	0.9065	0.9417	107
4	0.9490	0.9490	0.9490	98
5	0.9083	0.9519	0.9296	104
6	0.9412	0.9600	0.9505	100
7	0.8492	0.9068	0.8770	118
8	0.7768	0.8447	0.8093	103
9	0.9483	0.9244	0.9362	119
10	0.7677	0.8000	0.7835	95
11	0.8710	0.8804	0.8757	92
12	0.9271	0.9570	0.9418	93
13	0.8870	0.9533	0.9189	107
14	0.9263	0.9072	0.9167	97
15	0.9510	0.9327	0.9417	104
16	0.9815	0.9636	0.9725	110
17	0.9515	0.9245	0.9378	106
18	0.9802	0.9083	0.9429	109
19	0.9485	0.9293	0.9388	99
20	0.9224	0.9386	0.9304	114
21	0.9300	0.9490	0.9394	98
22	0.9775	0.9667	0.9721	90
23	0.9533	0.9358	0.9444	109
24	0.8947	0.9189	0.9067	111
25	0.9697	0.9057	0.9366	106
26	0.9670	0.9263	0.9462	95
27	0.9314	0.8879	0.9091	107
28	0.8667	0.9512	0.9070	82
29	0.9700	0.9327	0.9510	104
30	0.9733	0.9481	0.9605	77
31	0.9494	0.9146	0.9317	82
accuracy			0.9263	3243
macro avg	0.9285	0.9266	0.9271	3243
weighted avg	0.9281	0.9263	0.9268	3243

Figure 26: Rapport de classification de la méthode SVM.

Les résultats de la figure (20) montrent que la méthode SVM a donné de très bonnes performances pour la reconnaissance des signes, avec une précision globale de 97,45 %. La plupart des classes ont été bien reconnues avec des scores élevés en précision, rappel et F1-score. Dans l'ensemble, le SVM s'est révélé performant et adapté à la tâche.

3.4.3 Naïve Bayes

Le rapport de classification ci-dessous présente les résultats de l'application de la méthode Naïve Bayes sur 40 % de la base de données ARSL :

Chapitre 3 : Un système de reconnaissance des signes algérien

Ensemble Learning techniques

Classification Report (Naïve Bayes):

	precision	recall	f1-score	support
0	0.4783	0.1732	0.2543	127
1	0.1344	0.9125	0.2343	80
2	0.7500	0.3000	0.4286	100
3	0.7368	0.1308	0.2222	107
4	0.3917	0.4796	0.4312	98
5	0.2736	0.2788	0.2762	104
6	0.2386	0.4700	0.3165	100
7	0.3929	0.0932	0.1507	118
8	0.0000	0.0000	0.0000	103
9	0.3704	0.0840	0.1370	119
10	0.1667	0.1474	0.1564	95
11	0.4902	0.2717	0.3497	92
12	0.2821	0.1183	0.1667	93
13	0.5714	0.0748	0.1322	107
14	0.3333	0.2165	0.2625	97
15	0.6364	0.4038	0.4941	104
16	0.6364	0.0636	0.1157	110
17	0.6875	0.2075	0.3188	106
18	0.4902	0.2294	0.3125	109
19	0.7368	0.1414	0.2373	99
20	0.2857	0.2982	0.2918	114
21	0.3770	0.2347	0.2893	98
22	0.5149	0.5778	0.5445	90
23	0.5781	0.3394	0.4277	109
24	0.5312	0.1532	0.2378	111
25	0.3214	0.2547	0.2842	106
26	0.2333	0.3684	0.2857	95
27	0.3846	0.1869	0.2516	107
28	0.1111	0.4146	0.1753	82
29	0.4074	0.2115	0.2785	104
30	0.1314	0.9351	0.2304	77
31	0.2368	0.3293	0.2755	82
accuracy			0.2689	3243
macro avg	0.4035	0.2844	0.2678	3243
weighted avg	0.4128	0.2689	0.2663	3243

Figure 27 : Rapport de classification de la méthode Naïve Bayes.

La figure (21) présente les résultats de Naïve Bayes. Ils montrent que la méthode donnait des performances faibles pour la reconnaissance des signes, avec une exactitude globale de 26,89 %. La majorité des classes ont été mal reconnues avec des scores faibles de précision et de rappel. Dans l'ensemble, cette méthode s'est révélée peu efficace pour cette tâche.

3.4 4 Régression Logistique

Le rapport de classification ci-dessous présente les résultats de l'application de Régression Logistique sur 40 % de la base de données ARSL :

Chapitre 3 : Un système de reconnaissance des signes algérien Ensemble Learning techniques

Classification Report regression :				
	precision	recall	f1-score	support
0	0.8872	0.9291	0.9077	127
1	0.9259	0.9375	0.9317	80
2	0.8687	0.8600	0.8643	100
3	0.8958	0.8037	0.8473	107
4	0.8900	0.9082	0.8990	98
5	0.8972	0.9231	0.9100	104
6	0.9216	0.9400	0.9307	100
7	0.8319	0.8390	0.8354	118
8	0.7281	0.8058	0.7650	103
9	0.9000	0.9076	0.9038	119
10	0.7475	0.7789	0.7629	95
11	0.9059	0.8370	0.8701	92
12	0.8660	0.9032	0.8842	93
13	0.8545	0.8785	0.8664	107
14	0.8485	0.8660	0.8571	97
15	0.9208	0.8942	0.9073	104
16	0.9266	0.9182	0.9224	110
17	0.9048	0.8962	0.9005	106
18	0.9100	0.8349	0.8708	109
19	0.8824	0.9091	0.8955	99
20	0.8879	0.9035	0.8957	114
21	0.9286	0.9286	0.9286	98
22	0.9341	0.9444	0.9392	90
23	0.9266	0.9266	0.9266	109
24	0.8455	0.8378	0.8416	111
25	0.8704	0.8868	0.8785	106
26	0.9659	0.8947	0.9290	95
27	0.9368	0.8318	0.8812	107
28	0.8736	0.9268	0.8994	82
29	0.9327	0.9327	0.9327	104
30	0.9351	0.9351	0.9351	77
31	0.8902	0.8902	0.8902	82
accuracy			0.8868	3243
macro avg	0.8888	0.8878	0.8878	3243
weighted avg	0.8881	0.8868	0.8870	3243

Figure 28 : Rapport de classification de la régression logistique.

Les résultats dans la figure (22) montrent que la méthode de régression a donné de bonnes performances pour la reconnaissance des signes, avec une précision globale de 88,70 %. La majorité des classes a été bien identifiée avec des scores équilibrés en précision, rappel et F1-score. Globalement, cette méthode s'est montrée stable et efficace pour la tâche.

3.4 5 Arbre De Décision

Dans cette section nous appliquons les Arbres De Décision à une partie de 40 % de la base de données ARSL le rapport de classification ci-dessous présente les résultats obtenus :

Chapitre 3 : Un système de reconnaissance des signes algérien Ensemble Learning techniques

Classification Report (Arbres de Décision):				
	precision	recall	f1-score	support
0	0.5954	0.6142	0.6047	127
1	0.5342	0.4875	0.5098	80
2	0.4583	0.4400	0.4490	100
3	0.4020	0.3832	0.3923	107
4	0.5488	0.4592	0.5000	98
5	0.5146	0.5096	0.5121	104
6	0.4636	0.5100	0.4857	100
7	0.5041	0.5254	0.5145	118
8	0.3366	0.3301	0.3333	103
9	0.5398	0.5126	0.5259	119
10	0.4091	0.3789	0.3934	95
11	0.5375	0.4674	0.5000	92
12	0.4348	0.4301	0.4324	93
13	0.5049	0.4860	0.4952	107
14	0.4057	0.4433	0.4236	97
15	0.6238	0.6058	0.6146	104
16	0.5789	0.6000	0.5893	110
17	0.4380	0.5000	0.4670	106
18	0.5701	0.5596	0.5648	109
19	0.4200	0.4242	0.4221	99
20	0.4174	0.4211	0.4192	114
21	0.4274	0.5408	0.4775	98
22	0.6207	0.6000	0.6102	90
23	0.5351	0.5596	0.5471	109
24	0.5222	0.4234	0.4677	111
25	0.4667	0.4623	0.4645	106
26	0.5056	0.4737	0.4891	95
27	0.3223	0.3645	0.3421	107
28	0.4302	0.4512	0.4405	82
29	0.5312	0.4904	0.5100	104
30	0.4941	0.5455	0.5185	77
31	0.4118	0.4268	0.4192	82
accuracy			0.4835	3243
macro avg	0.4845	0.4821	0.4824	3243
weighted avg	0.4860	0.4835	0.4838	3243

Figure 29 : Rapport de classification des arbres de décision.

Les performances obtenues avec la méthode des arbres de décision sont moyennes, avec un taux de précision global de 48,35 %. Bien que certaines classes soient relativement bien identifiées, les scores de précision, de rappel et de F1-score restent globalement limités. Cette approche montre ainsi des résultats mitigés et semble moins adaptée à la reconnaissance des signes dans ce contexte.

3.4 6 Random Forest

Dans cette section, nous appliquons la méthode Random Forest à une partie de 40 % de la base de données ARSL. Le rapport de classification ci-dessous présente les résultats obtenus :

Chapitre 3 : Un système de reconnaissance des signes algérien Ensemble Learning techniques

Classification Report (Random Forest):				
	precision	recall	f1-score	support
0	0.8759	0.9449	0.9091	127
1	0.9506	0.9625	0.9565	80
2	0.9406	0.9500	0.9453	100
3	0.9065	0.9065	0.9065	107
4	0.9100	0.9286	0.9192	98
5	0.8952	0.9038	0.8995	104
6	0.9400	0.9400	0.9400	100
7	0.7970	0.8983	0.8446	118
8	0.8600	0.8350	0.8473	103
9	0.9310	0.9076	0.9191	119
10	0.8021	0.8105	0.8063	95
11	0.9000	0.8804	0.8901	92
12	0.9877	0.8602	0.9195	93
13	0.8407	0.8879	0.8636	107
14	0.9551	0.8763	0.9140	97
15	0.8818	0.9327	0.9065	104
16	0.9533	0.9273	0.9401	110
17	0.9065	0.9151	0.9108	106
18	0.9266	0.9266	0.9266	109
19	0.9663	0.8687	0.9149	99
20	0.9298	0.9298	0.9298	114
21	0.8614	0.8878	0.8744	98
22	0.9043	0.9444	0.9239	90
23	0.8870	0.9358	0.9107	109
24	0.8609	0.8919	0.8761	111
25	0.8857	0.8774	0.8815	106
26	0.9184	0.9474	0.9326	95
27	0.8911	0.8411	0.8654	107
28	0.9437	0.8171	0.8758	82
29	0.9216	0.9038	0.9126	104
30	0.9459	0.9091	0.9272	77
31	0.9146	0.9146	0.9146	82
accuracy			0.9026	3243
macro avg	0.9060	0.9020	0.9033	3243
weighted avg	0.9042	0.9026	0.9027	3243

Figure 30 : Rapport de classification de la méthode Random Forest.

Les résultats obtenus dans la figure (24) avec la méthode Random Forest sont très satisfaisants, avec une exactitude globale de 90,3 %. La majorité des classes sont bien reconnues, affichant des scores élevés en précision, rappel et F1-score. Cela montre que cette méthode est à la fois robuste et efficace pour la tâche de reconnaissance des signes.

3.4.7 Voting Soft

Le rapport de classification ci-dessous présente les résultats de l'application de Voting Soft sur 40 % de la base de données ARSL :

Chapitre 3 : Un système de reconnaissance des signes algérien Ensemble Learning techniques

Classification Report (Voting Classifier):				
	precision	recall	f1-score	support
0	0.9173	0.9606	0.9385	127
1	1.0000	0.9500	0.9744	80
2	0.9118	0.9300	0.9208	100
3	0.9381	0.8505	0.8922	107
4	0.9293	0.9388	0.9340	98
5	0.9151	0.9327	0.9238	104
6	0.9592	0.9400	0.9495	100
7	0.8537	0.8898	0.8714	118
8	0.7845	0.8835	0.8311	103
9	0.9412	0.9412	0.9412	119
10	0.8000	0.8421	0.8205	95
11	0.9011	0.8913	0.8962	92
12	0.8866	0.9247	0.9053	93
13	0.8739	0.9065	0.8899	107
14	0.9222	0.8557	0.8877	97
15	0.9694	0.9135	0.9406	104
16	0.9630	0.9455	0.9541	110
17	0.9510	0.9151	0.9327	106
18	0.9515	0.8991	0.9245	109
19	0.9010	0.9192	0.9100	99
20	0.9076	0.9474	0.9270	114
21	0.9293	0.9388	0.9340	98
22	0.9362	0.9778	0.9565	90
23	0.9439	0.9266	0.9352	109
24	0.8839	0.8919	0.8879	111
25	0.8750	0.9245	0.8991	106
26	0.9670	0.9263	0.9462	95
27	0.9787	0.8598	0.9154	107
28	0.8966	0.9512	0.9231	82
29	0.9423	0.9423	0.9423	104
30	0.9865	0.9481	0.9669	77
31	0.9250	0.9024	0.9136	82
accuracy			0.9174	3243
macro avg	0.9201	0.9177	0.9183	3243
weighted avg	0.9192	0.9174	0.9177	3243

Figure 31 : Rapport de classification de Voting Soft.

Le Voting Soft a obtenu d'excellents résultats avec une précision globale de 91,74 %. La combinaison des prédictions a permis une meilleure stabilité, avec des performances élevées sur presque toutes les classes. Cette approche s'est révélée efficace et robuste.

3.4 8 Voting Hard

Le rapport de classification ci-dessous présente les résultats de l'application de la méthode Voting Hard sur 40 % de la base de données ARSL :

Chapitre 3 : Un système de reconnaissance des signes algérien Ensemble Learning techniques

Classification Report (Voting Classifier):					
	precision	recall	f1-score	support	
0	0.8786	0.9685	0.9213	127	
1	0.9383	0.9500	0.9441	80	
2	0.8818	0.9700	0.9238	100	
3	0.9314	0.8879	0.9091	107	
4	0.8468	0.9592	0.8995	98	
5	0.9000	0.9519	0.9252	104	
6	0.9151	0.9700	0.9417	100	
7	0.7910	0.8983	0.8413	118	
8	0.7227	0.8350	0.7748	103	
9	0.9478	0.9160	0.9316	119	
10	0.7624	0.8105	0.7857	95	
11	0.9205	0.8804	0.9000	92	
12	0.8969	0.9355	0.9158	93	
13	0.8707	0.9439	0.9058	107	
14	0.9341	0.8763	0.9043	97	
15	0.9796	0.9231	0.9505	104	
16	0.9906	0.9545	0.9722	110	
17	0.9596	0.8962	0.9268	106	
18	0.9796	0.8807	0.9275	109	
19	0.9583	0.9293	0.9436	99	
20	0.9386	0.9386	0.9386	114	
21	0.9485	0.9388	0.9436	98	
22	0.9882	0.9333	0.9600	90	
23	0.9717	0.9450	0.9581	109	
24	0.9083	0.8919	0.9000	111	
25	0.9700	0.9151	0.9417	106	
26	1.0000	0.9158	0.9560	95	
27	0.9785	0.8505	0.9100	107	
28	0.9070	0.9512	0.9286	82	
29	0.9798	0.9327	0.9557	104	
30	0.9730	0.9351	0.9536	77	
31	0.9733	0.8902	0.9299	82	
accuracy			0.9180	3243	
macro avg	0.9232	0.9180	0.9194	3243	
weighted avg	0.9222	0.9180	0.9189	3243	

Figure 32: Rapport de classification de Voting Hard.

Le Voting Hard affiche une précision globale de 91,80 %, avec une bonne cohérence sur l'ensemble des classes. Cette méthode démontre une bonne capacité de généralisation.

3.4 9 Bagging (Arbre de décision)

Dans cette section nous appliquons Bagging (Arbres De Décision) à une partie de 40 % de la base de données ARSL le rapport de classification ci-dessous présente les résultats obtenus :

Chapitre 3 : Un système de reconnaissance des signes algérien

Ensemble Learning techniques

Classification Report (Bagging Decision Tree):

	precision	recall	f1-score	support
0	0.8462	0.9528	0.8963	127
1	0.9125	0.9125	0.9125	80
2	0.8835	0.9100	0.8966	100
3	0.9100	0.8505	0.8792	107
4	0.9348	0.8776	0.9053	98
5	0.9000	0.8654	0.8824	104
6	0.9400	0.9400	0.9400	100
7	0.7836	0.8898	0.8333	118
8	0.8936	0.8155	0.8528	103
9	0.8879	0.8655	0.8766	119
10	0.7071	0.7368	0.7216	95
11	0.8778	0.8587	0.8681	92
12	0.9195	0.8602	0.8889	93
13	0.7876	0.8318	0.8091	107
14	0.9425	0.8454	0.8913	97
15	0.8909	0.9423	0.9159	104
16	0.9352	0.9182	0.9266	110
17	0.8704	0.8868	0.8785	106
18	0.9074	0.8991	0.9032	109
19	0.8866	0.8687	0.8776	99
20	0.8761	0.8684	0.8722	114
21	0.7589	0.8673	0.8095	98
22	0.9022	0.9222	0.9121	90
23	0.8860	0.9266	0.9058	109
24	0.8716	0.8559	0.8636	111
25	0.7826	0.8491	0.8145	106
26	0.8990	0.9368	0.9175	95
27	0.8842	0.7850	0.8317	107
28	0.9552	0.7805	0.8591	82
29	0.9048	0.9135	0.9091	104
30	0.9589	0.9091	0.9333	77
31	0.8875	0.8659	0.8765	82
accuracy			0.8760	3243
macro avg	0.8807	0.8752	0.8769	3243
weighted avg	0.8788	0.8760	0.8763	3243

Figure 33: Rapport de classification de Bagging (Arbre de décision).

La figure (28) présente les résultats du modèle Bagging avec des arbres de décision, qui affiche une accuracy de 87,60 % et une macro F-1score de 87,69 %. Ces résultats montrent que le Bagging permet une amélioration de la robustesse et de la stabilité des prédictions grâce à l'agrégation de plusieurs arbres, avec une performance globalement équilibrée sur les différentes classes.

3.4 10 Boosting

- **XGboost**

Le rapport de classification ci-dessous présente les résultats de l'application de XGboost sur 40 % de la base de données ARSL :

Chapitre 3 : Un système de reconnaissance des signes algérien

Ensemble Learning techniques

Classification Report (XG boost):				
	precision	recall	f1-score	support
0	0.8571	0.8504	0.8538	127
1	0.8507	0.7125	0.7755	80
2	0.8614	0.8700	0.8657	100
3	0.8137	0.7757	0.7943	107
4	0.7500	0.7653	0.7576	98
5	0.8381	0.8462	0.8421	104
6	0.8381	0.8800	0.8585	100
7	0.7805	0.8136	0.7967	118
8	0.7170	0.7379	0.7273	103
9	0.8145	0.8487	0.8313	119
10	0.7188	0.7263	0.7225	95
11	0.7816	0.7391	0.7598	92
12	0.7500	0.7419	0.7459	93
13	0.7798	0.7944	0.7870	107
14	0.7629	0.7629	0.7629	97
15	0.8469	0.7981	0.8218	104
16	0.8224	0.8000	0.8111	110
17	0.8365	0.8208	0.8286	106
18	0.8462	0.8073	0.8263	109
19	0.7895	0.7576	0.7732	99
20	0.8205	0.8421	0.8312	114
21	0.8061	0.8061	0.8061	98
22	0.8804	0.9000	0.8901	90
23	0.8455	0.8532	0.8493	109
24	0.7080	0.7207	0.7143	111
25	0.7373	0.8208	0.7768	106
26	0.7500	0.8842	0.8116	95
27	0.8265	0.7570	0.7902	107
28	0.8784	0.7927	0.8333	82
29	0.8119	0.7885	0.8000	104
30	0.8101	0.8312	0.8205	77
31	0.8313	0.8415	0.8364	82
accuracy			0.8036	3243
macro avg	0.8051	0.8027	0.8032	3243
weighted avg	0.8048	0.8036	0.8035	3243

Figure 34: Rapport de classification de XGboost.

Le modèle XGboost affiche de bonnes performances globales avec une accuracy de 80,56 % et un F1-score pondéré de 80,75 %. Il gère bien la majorité des classes, notamment les classes 2,6 et 19.

Chapitre 3 : Un système de reconnaissance des signes algérien Ensemble Learning techniques

- Boosting personnalisé

Classification Report (SVM):				
	precision	recall	f1-score	support
0	0.9380	0.9528	0.9453	127
1	1.0000	0.9625	0.9809	80
2	0.9231	0.9600	0.9412	100
3	0.9798	0.9065	0.9417	107
4	0.9490	0.9490	0.9490	98
5	0.9083	0.9519	0.9296	104
6	0.9412	0.9600	0.9505	100
7	0.8492	0.9068	0.8770	118
8	0.7768	0.8447	0.8093	103
9	0.9483	0.9244	0.9362	119
10	0.7677	0.8000	0.7835	95
11	0.8710	0.8804	0.8757	92
12	0.9271	0.9570	0.9418	93
13	0.8870	0.9533	0.9189	107
14	0.9263	0.9072	0.9167	97
15	0.9510	0.9327	0.9417	104
16	0.9815	0.9636	0.9725	110
17	0.9515	0.9245	0.9378	106
18	0.9802	0.9083	0.9429	109
19	0.9485	0.9293	0.9388	99
20	0.9224	0.9386	0.9304	114
21	0.9300	0.9490	0.9394	98
22	0.9775	0.9667	0.9721	90
23	0.9533	0.9358	0.9444	109
24	0.8947	0.9189	0.9067	111
25	0.9697	0.9057	0.9366	106
26	0.9670	0.9263	0.9462	95
27	0.9314	0.8879	0.9091	107
28	0.8667	0.9512	0.9070	82
29	0.9700	0.9327	0.9510	104
30	0.9733	0.9481	0.9605	77
31	0.9494	0.9146	0.9317	82
accuracy			0.9263	3243
macro avg	0.9285	0.9266	0.9271	3243
weighted avg	0.9281	0.9263	0.9268	3243

Figure 35: Rapport de classification de boosting SVM.

La figure (34) présente les résultats obtenus en personnalisant le Boosting avec le classifieur SVM, atteignant une accuracy de 92,63 % et une macro F1-score de 92,71 %. Ces performances témoignent de l'efficacité du Boosting pour renforcer la capacité du SVM à corriger les erreurs des modèles faibles, en produisant des prédictions précises, cohérentes et bien équilibrées sur l'ensemble des classes.

Chapitre 3 : Un système de reconnaissance des signes algérien Ensemble Learning techniques

### KNN sur les erreurs du SVM ###	precision	recall	f1-score	support
0	0.2222	0.6667	0.3333	6
1	0.0000	0.0000	0.0000	3
2	0.1000	0.2500	0.1429	4
3	0.1667	0.1000	0.1250	10
4	0.1250	0.2000	0.1538	5
5	0.0000	0.0000	0.0000	5
6	0.1250	0.2500	0.1667	4
7	0.2414	0.6364	0.3500	11
8	0.2500	0.3125	0.2778	16
9	0.3333	0.1111	0.1667	9
10	0.2963	0.4211	0.3478	19
11	0.5000	0.5455	0.5217	11
12	0.0000	0.0000	0.0000	4
13	0.2500	0.4000	0.3077	5
14	0.2500	0.2222	0.2353	9
15	1.0000	0.1429	0.2500	7
16	0.0000	0.0000	0.0000	4
17	0.6667	0.2500	0.3636	8
18	0.7500	0.3000	0.4286	10
19	0.0000	0.0000	0.0000	7
20	0.2500	0.2857	0.2667	7
21	0.0000	0.0000	0.0000	5
22	0.0000	0.0000	0.0000	3
23	0.6250	0.7143	0.6667	7
24	0.0714	0.1111	0.0870	9
25	0.2857	0.2000	0.2353	10
26	0.7500	0.4286	0.5455	7
27	0.8000	0.3333	0.4706	12
28	0.5000	0.5000	0.5000	4
29	0.0000	0.0000	0.0000	7
30	0.0000	0.0000	0.0000	4
31	0.1667	0.1429	0.1538	7
accuracy			0.2720	239
macro avg	0.2727	0.2351	0.2218	239
weighted avg	0.3192	0.2720	0.2603	239

Figure 36: Rapport de classification de la méthode KNN sur les erreurs de SVM.

La figure (35) montre les résultats de classification obtenus par la méthode KNN appliquée uniquement sur les erreurs de SVM, avec une accuracy très faible de 27,28 % et une macro F1-score de 22,18 %. Ces résultats traduisent une performance globale très faible, indiquant que le modèle n'a pas réussi à bien classer les exemples mal prédits initialement par le SVM.

Chapitre 3 : Un système de reconnaissance des signes algérien Ensemble Learning techniques

###	Prédiction combinée (SVM + KNN)			###
	precision	recall	f1-score	support
0	0.8993	0.9843	0.9398	127
1	0.9625	0.9625	0.9625	80
2	0.9151	0.9700	0.9417	100
3	0.9515	0.9159	0.9333	107
4	0.9307	0.9592	0.9447	98
5	0.9900	0.9519	0.9706	104
6	0.9327	0.9700	0.9510	100
7	0.8382	0.9661	0.8976	118
8	0.8598	0.8932	0.8762	103
9	0.9823	0.9328	0.9569	119
10	0.8155	0.8842	0.8485	95
11	0.9355	0.9457	0.9405	92
12	0.9271	0.9570	0.9418	93
13	0.9455	0.9720	0.9585	107
14	0.9375	0.9278	0.9326	97
15	1.0000	0.9423	0.9703	104
16	1.0000	0.9636	0.9815	110
17	0.9901	0.9434	0.9662	106
18	0.9903	0.9358	0.9623	109
19	0.9684	0.9293	0.9485	99
20	0.9478	0.9561	0.9520	114
21	0.9688	0.9490	0.9588	98
22	1.0000	0.9667	0.9831	90
23	0.9727	0.9817	0.9772	109
24	0.8879	0.9279	0.9075	111
25	0.9515	0.9245	0.9378	106
26	0.9891	0.9579	0.9733	95
27	0.9900	0.9252	0.9565	107
28	0.9756	0.9756	0.9756	82
29	0.9898	0.9327	0.9604	104
30	1.0000	0.9481	0.9733	77
31	0.9383	0.9268	0.9325	82
accuracy			0.9463	3243
macro avg	0.9495	0.9462	0.9473	3243
weighted avg	0.9486	0.9463	0.9468	3243

Figure 37: Rapport de classification de la combinaison de la méthode KNN et SVM.

La figure (36) illustre les résultats de classification obtenus par la combinaison des méthodes SVM et KNN. Cette approche combinée affiche une très bonne performance avec une accuracy de 94,63 %, une macro F1-score de 94,27 % et une weighted F1-score de 94,68 %. Ces résultats témoignent d'une complémentarité efficace entre les deux modèles, permettant une amélioration notable des prédictions sur l'ensemble des classes.

Chapitre 3 : Un système de reconnaissance des signes algérien Ensemble Learning techniques

###	Régression Logistique	sur les	erreurs du	KNN	###
	precision	recall	f1-score	support	
0	0.0000	0.0000	0.0000	2	
1	0.0000	0.0000	0.0000	3	
2	0.0000	0.0000	0.0000	3	
3	0.0000	0.0000	0.0000	9	
4	0.0000	0.0000	0.0000	4	
5	0.0000	0.0000	0.0000	5	
6	0.0000	0.0000	0.0000	3	
7	0.0000	0.0000	0.0000	4	
8	0.0000	0.0000	0.0000	11	
9	0.3333	0.1250	0.1818	8	
10	0.0667	0.0909	0.0769	11	
11	0.0000	0.0000	0.0000	5	
12	0.0000	0.0000	0.0000	4	
13	0.0000	0.0000	0.0000	3	
14	0.0000	0.0000	0.0000	7	
15	0.0000	0.0000	0.0000	6	
16	0.0000	0.0000	0.0000	4	
17	0.2000	0.1667	0.1818	6	
18	0.0000	0.0000	0.0000	7	
19	0.1250	0.1429	0.1333	7	
20	0.1000	0.2000	0.1333	5	
21	0.0000	0.0000	0.0000	5	
22	0.1429	0.3333	0.2000	3	
23	0.0000	0.0000	0.0000	2	
24	0.1429	0.1250	0.1333	8	
25	0.2500	0.1250	0.1667	8	
26	0.0000	0.0000	0.0000	4	
27	0.0000	0.0000	0.0000	8	
28	0.0000	0.0000	0.0000	2	
29	0.3333	0.1429	0.2000	7	
30	0.3333	0.2500	0.2857	4	
31	0.2857	0.3333	0.3077	6	
accuracy			0.0690	174	
macro avg	0.0723	0.0636	0.0625	174	
weighted avg	0.0858	0.0690	0.0712	174	

Figure 38: Rapport de classification de Régression logistique sur les erreurs du KNN.

La figure (37) présente les résultats de la régression logistique appliquée aux erreurs du KNN. Les performances globales sont faibles. Ces résultats traduisent une capacité très limitée de ce modèle à corriger les erreurs produites par KNN dans ce contexte.

Chapitre 3 : Un système de reconnaissance des signes algérien Ensemble Learning techniques

###	Résultats	SVM + KNN +	Régression	Logistique	###
	precision	recall	f1-score	support	
0	0.9398	0.9843	0.9615	127	
1	1.0000	0.9625	0.9809	80	
2	0.9604	0.9700	0.9652	100	
3	0.9515	0.9159	0.9333	107	
4	0.9307	0.9592	0.9447	98	
5	0.9706	0.9519	0.9612	104	
6	0.9798	0.9700	0.9749	100	
7	0.9421	0.9661	0.9540	118	
8	0.8932	0.8932	0.8932	103	
9	0.9825	0.9412	0.9614	119	
10	0.8586	0.8947	0.8763	95	
11	0.9667	0.9457	0.9560	92	
12	0.9175	0.9570	0.9368	93	
13	0.8966	0.9720	0.9327	107	
14	0.9783	0.9278	0.9524	97	
15	0.9703	0.9423	0.9561	104	
16	0.9550	0.9636	0.9593	110	
17	0.9619	0.9528	0.9573	106	
18	0.9444	0.9358	0.9401	109	
19	0.9300	0.9394	0.9347	99	
20	0.9244	0.9649	0.9442	114	
21	0.9490	0.9490	0.9490	98	
22	0.9362	0.9778	0.9565	90	
23	0.9817	0.9817	0.9817	109	
24	0.9455	0.9369	0.9412	111	
25	0.9706	0.9340	0.9519	106	
26	0.9785	0.9579	0.9681	95	
27	0.9802	0.9252	0.9519	107	
28	0.9412	0.9756	0.9581	82	
29	0.9800	0.9423	0.9608	104	
30	0.9737	0.9610	0.9673	77	
31	0.9398	0.9512	0.9455	82	
	accuracy		0.9500	3243	
	macro avg	0.9509	0.9501	0.9503	3243
	weighted avg	0.9508	0.9500	0.9502	3243

Figure 39: Rapport de classification de la combinaison des méthodes SVM, KNN et régression logistique.

La figure (38) montre les performances de la combinaison SVM, KNN et régression logistique, la combinaison apporte une amélioration significative par rapport aux modèles pris individuellement ou combinés deux à deux. Elle permet une meilleure correction des erreurs et une stabilité sur toutes les classes.

3.4 11 Stacking LR

Le rapport de classification ci-dessous présente les résultats de l'application de Stacking LR sur 40 % de la base de données ARSL :

Chapitre 3 : Un système de reconnaissance des signes algérien Ensemble Learning techniques

Classification Report (Stacking LR Classifier):

	precision	recall	f1-score	support
0	0.9453	0.9528	0.9490	127
1	0.9625	0.9625	0.9625	80
2	0.9307	0.9400	0.9353	100
3	0.9505	0.8972	0.9231	107
4	0.8846	0.9388	0.9109	98
5	0.9703	0.9423	0.9561	104
6	0.9694	0.9500	0.9596	100
7	0.8438	0.9153	0.8780	118
8	0.8333	0.8738	0.8531	103
9	0.9274	0.9664	0.9465	119
10	0.8283	0.8632	0.8454	95
11	0.9753	0.8587	0.9133	92
12	0.9032	0.9032	0.9032	93
13	0.9259	0.9346	0.9302	107
14	0.9362	0.9072	0.9215	97
15	0.9800	0.9423	0.9608	104
16	0.9722	0.9545	0.9633	110
17	0.9510	0.9151	0.9327	106
18	0.9245	0.8991	0.9116	109
19	0.8679	0.9293	0.8976	99
20	0.9554	0.9386	0.9469	114
21	0.9118	0.9490	0.9300	98
22	0.8614	0.9667	0.9110	90
23	0.9541	0.9541	0.9541	109
24	0.9167	0.8919	0.9041	111
25	0.8991	0.9245	0.9116	106
26	0.9579	0.9579	0.9579	95
27	0.9588	0.8692	0.9118	107
28	0.8864	0.9512	0.9176	82
29	0.9608	0.9423	0.9515	104
30	0.9861	0.9221	0.9530	77
31	0.9487	0.9024	0.9250	82
accuracy			0.9257	3243
macro avg	0.9275	0.9255	0.9259	3243
weighted avg	0.9274	0.9257	0.9260	3243

Figure 40: Rapport de classification de Stacking LR.

La figure (27) montre que le modèle Stacking LR présente de très bonnes performances, avec une accuracy de 92,57 % et une macro F1-score de 92,57 %. Cela indique que la combinaison des prédictions de plusieurs modèles via une régression logistique permet d'obtenir des résultats précis et équilibrés, avec une bonne cohérence sur l'ensemble de la classe.

4. Description de l'application

Notre application est très simple et facile à utiliser, ce qui la rend accessible à tous les utilisateurs, même sans connaissances techniques. L'interface graphique, illustrée dans la figure (34), représente les différentes étapes à suivre pour atteindre l'objectif de reconnaissance de la langue des signes algériens.

Chapitre 3 : Un système de reconnaissance des signes algérien Ensemble Learning techniques



Figure 41: l'interface principale de notre application.

L'utilisateur peut soit importer une image à partir de son appareil, soit activer la caméra pour capturer un signe en temps réel. Une fois l'image chargée ou capturée, il suffit d'appuyer sur le bouton « Lire la lettre » pour que l'application affiche instantanément la lettre arabe correspondante. Cette interface claire et intuitive guide l'utilisateur tout au long du processus, depuis l'acquisition de l'image jusqu'à l'obtention du résultat final.



Figure 42: l'interface de notre application lorsque utilise la camera.

Chapitre 3 : Un système de reconnaissance des signes algérien Ensemble Learning techniques

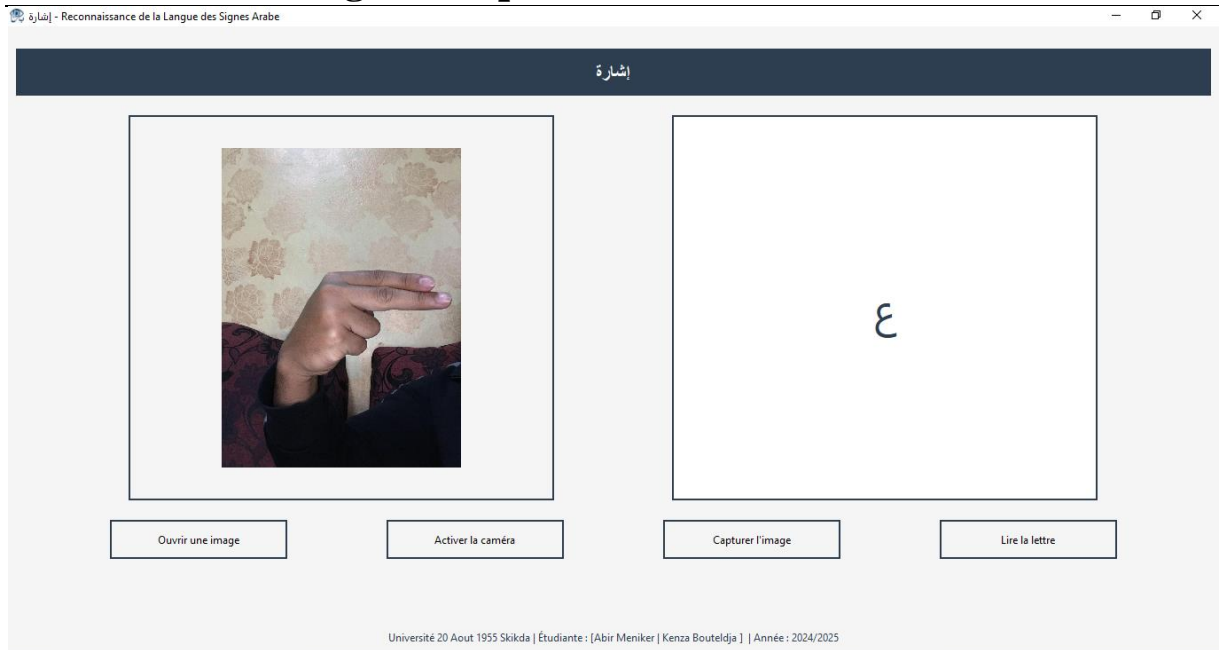


Figure 43: l'interface de notre application lorsque le chargement d'image.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté la mise en œuvre complète d'un système de reconnaissance automatique de la langue des signes algérienne (LSA) à partir d'images, en combinant des techniques de traitement d'image, d'extraction de caractéristiques et d'apprentissage automatique.

La phase d'apprentissage a été menée en testant plusieurs modèles de classification, allant des algorithmes classiques (KNN, SVM, Naïve Bayes...) aux approches avancées d'ensemble learning (Bagging, Boosting, Stacking). Les résultats obtenus ont démontré des performances élevées en termes de précision, en particulier avec les techniques d'ensemble learning, confirmant ainsi leur robustesse et leur capacité à améliorer la reconnaissance des signes en situation réelle.

Ce système offre donc une base solide pour le développement de solutions pratiques facilitant l'intégration des personnes sourdes dans la société, notamment à travers des applications mobiles ou web. Toutefois, des perspectives d'amélioration restent possibles, notamment en explorant des architectures de deep learning plus avancées (CNN, Transformers), et en intégrant la reconnaissance des séquences gestuelles pour traiter des phrases complètes plutôt que des signes isolés.

Conclusion générale

Conclusion générale

Dans un monde de plus en plus tourné vers l'inclusion et la technologie, la reconnaissance automatique de la langue des signes représente un enjeu majeur pour faciliter la communication entre les personnes sourdes et entendants. Ce mémoire s'est inscrit dans cette dynamique en proposant une approche intelligente et innovante pour la reconnaissance des signes de la langue des signes algérienne (LSA). En se basant sur les avancées récentes de l'intelligence artificielle, et plus particulièrement sur les techniques d'ensemble learning.

Suite à l'introduction des particularités linguistiques et sociales de la LSA, nous avons étudié les principes théoriques derrière la reconnaissance des formes et les méthodes d'apprentissage automatique, en soulignant leur importance pour le traitement visuel des gestes. Ces éléments ont permis de construire un système complet combinant prétraitement d'images, extraction de caractéristiques via HOG et classification supervisée à l'aide de plusieurs algorithmes, dont Bagging, Boosting et Stacking. Les expérimentations menées sur la base ArASL ont démontré des performances exceptionnelles, confirmant la solidité de la stratégie choisie.

Les conclusions de cette recherche pourraient mener à la création d'applications pratiques et faciles d'accès, comme des outils de traduction en direct intégrés dans des appareils mobiles ou en ligne, favorisant ainsi une meilleure accessibilité pour les personnes sourdes en Algérie.

Cependant, ce travail n'est qu'un point de départ. Plusieurs perspectives d'amélioration peuvent être envisagées : l'intégration de modèles de deep learning plus avancés, la reconnaissance des séquences de gestes pour interpréter des phrases complètes, ou encore l'enrichissement du système par des données vidéo et des expressions faciales plus complexes. Ces approches pourraient contribuer à mettre au point des systèmes encore plus efficaces, aptes à s'ajuster aux nuances de la langue des signes dans des environnements réels et en mouvement.

De ce fait, cette recherche s'aligne parfaitement avec l'objectif d'une intelligence artificielle dédiée à l'inclusion sociale et souligne le potentiel des technologies contemporaines pour répondre aux exigences spécifiques des communautés marginalisées.

Bibliographie

- [1] 2021. [Online]. Available: <https://www.who.int/publications/i/item/world-report-on-hearing>. .
- [2] M.-C. Major., " La reconnaissance officielle des langues des signes : état de la situation dans le monde et ses implications, OFFice des personnes HANDICAPÉES DU QUÉBEC,," vol 36 , p127, novembre 2014 , .
- [3] "langue des signes," 09 04 2017. [Online]. Available: Langue des signes. Dernière modification le 09/04/20http://fr.wikipedia.org/w/index.php?title=Langue_des_signes. . [Accessed 10 05 2017].
- [4] "publié par nouvelle," 2012 11 27. [Online]. Available: <http://www.francosourd.com/profiles/blogs/petite-geographie-des-langues-des-signes>. .. [Accessed 24 02 2017].
- [5] M. salah, " La Langue des Signes Algérienne et son évolution. Revue Algérienne de Linguistique," no. 45-58, 2002.
- [6] Benadjaoud.M, " L'éducation des sourds en Algérie et la place de la Langue des Signes Algérienne.," 2016.
- [7] " Loi n° 02-09 . Loi relative à la protection et à la promotion des personnes handicapées.," 2002.
- [8] N. Boudjellal, "Les langues des signes en Afrique du Nord : étude comparative des langues des signes maghrébines.," 2015.
- [9] S. K. Liddell, "Grammar, Gesture, and Meaning in American Sign Language.," Cambridge University Press., 2003.
- [10] B. .D, A Prosodic Model of Sign Language Phonology. MIT Press., 1998.
- [11] W. & L.-M. D. Sandler, Sign Language and Linguistic Universals., Cambridge University Press., 2006.
- [12] Padden.C, Interaction of Morphology and Syntax in American Sign Language. MIT Press., 1988.
- [13] R. M. & Q. J. Quadros, " The Syntax of Brazilian Sign Language.," Cambridge University Press., 2011.
- [14] S. Watanabe, Pattern recognition: Human and Mechanical, , New York: Wiley; 1st edition , (July 1985).
- [15] C. M. Bishop, Pattern Recognition and Machine Learning. Springer., (2006)..

- [16] M. BOUAYAD., PRETOPOLOGIE ET RECONNAISSANCES DES FORMES. Lyon. DEA : Géométrie Analyse Mécanique Mastère Spécialisé en Informatique Industrielle,, 12/12/1998.
- [17] F. Nekkaa, Détection automatique de la main : Application à la reconnaissance de la langue des signes arabe. Magistère en Informatique., Université Abdelhamid Mehri Constantine 2, 2014/2015.
- [18] K. Mohamed., RECONNAISSANCE DE FORMES APPLIQUEE A L'ECRITURE ARABEMANUSCRITE PAR DES MULTI CLASSIFIEURS. Spécialité : intelligence artificielle. Mémoire de Magister en informatique., Biskra: Université Mohamed Khider , Soutenu le : 06/06/20.
- [19] N. G. K. & Z. F. BOUKHETTALA, *La Reconnaissance de la Langue des Signes Algérienne :«La Mise en Place D'un Système De Traduction SIGNES/MOTS»..*
- [20] Y. & I. G. Saleh, *Arabic sign language recognition through deep neural*, 2020.
- [21] S. M. F. & A. D. H. (. Al Ahmadi, *Enhancing Arabic sign language interpretation: leveraging convolutional neural networks and transfer learning.*, *Mathematics*,12(6), 823., 2024.
- [22] T. H. N. A. A. A. F. F. A. A. R. A. A. S. .. & A. A. Noor, *Real-time arabic sign language recognition using a hybrid deep learning model.*, *Sensors*, 24(11), 3683., 2024..
- [23] G. A. A. M. & B. B. Tharwat, *Arabic sign language recognition system for alphabets using machine learning techniques.*, *Journal of Electrical and Computer Engineering*, 2021(1), 2995851., 2021.
- [24] Q. A. N. A. T. & A. R. Bani Baker, *Image-Based Arabic Sign Language Recognition System Using Transfer Deep Learning Models.*, *Applied Computational Intelligence and Soft Computing*, 2023(1), 5195007., 2023.
- [25] [Online]. Available: <https://fr.vecteezy.com/art-vectoriel/12652290-gestes-de-la-main-pour-la-langue-des-signes>.
- [26] [Online]. Available: : <https://www.aptaumni.org/agenda/atelier-coaching-paris-decodez-le-langage-non-verbal-3985?langue=fr>.
- [27] [Online]. Available: <https://books.openedition.org/ugaeditions/16039> .
- [28] B. Bossard, "Problèmes posés par la reconnaissance de gestes en Langue des Signes.," LIMSI-CNRS - Université Paris XI, Orsay., Soutenu 24–27 juin 2002.
- [29] A. LAKHFIF, " Un Environnement de Traduction Automatique du Texte Arabe vers la Langue des Signes Algérienne (LSA). Magistère en Informatique.," UNIVERSITE BADJI MOKHTAR, ANNABA., Juillet / 2009.
- [30] L. HARTERT., Reconnaissance des formes dans un environnement Dynamique appliquée au

diagnostic et au suivi des systèmes évolutif., HAL Archive-Ouvert,, 2010.

Outils d'implémentation

Introduction

Dans cette annexe, nous avons commencé par présenter les outils d'implémentation utilisés dans notre recherche. Après, nous avons détaillé les différentes phases d'élaboration de notre système de reconnaissance de la langue des signes algérienne.

1. Outils matériels

2. Langage python

Python est un langage de programmation dynamique, ce qui signifie que le type des variables peut être modifié automatiquement lors de l'exécution. Il s'agit d'un langage interprété, open source, qui permettent aux développeurs de se concentrer sur la logique de l'algorithme plutôt que sur les détails techniques de l'implémentation. Cette simplicité d'utilisation offre un gain de temps considérable par rapport aux langages compilés.

Très apprécié dans le monde informatique, Python est aujourd'hui l'un des langages les plus utilisés, aussi bien pour les projets simples que pour des systèmes complexes. Il est largement adopté dans des domaines variés tels que le développement web, l'analyse de données, l'intelligence artificielle, les réseaux de neurones, le calcul scientifique, ou encore la vision par ordinateur.

En plus de sa lisibilité, Python offre un système de commentaires pratique pour documenter les fonctions, en précisant les paramètres attendus ainsi que les valeurs de retour. Grâce à sa large communauté et à l'abondance de bibliothèques disponibles, Python est devenu un outil incontournable pour la mise en œuvre de solutions innovantes et performantes

3. Bibliothèques utilisées

Dans le cadre de notre travail, nous avons utilisé plusieurs bibliothèques spécialisées pour l'implémentation de notre système de reconnaissance de la langue des signes algérienne. Ces bibliothèques ont été essentielles à différentes étapes du projet, notamment pour la collecte et le traitement des données, le développement des modèles de classification, ainsi que l'évaluation des performances obtenues.

Elles nous ont permis de manipuler efficacement les images et les caractéristiques extraites des gestes, d'entraîner des modèles d'apprentissage automatique, et de comparer leurs résultats à travers divers indicateurs de performance. En combinant la puissance de ces

Outils d'implémentation

outils avec des algorithmes de classification adaptés, nous avons pu concevoir un système capable de reconnaître avec précision un ensemble de signes issus de la langue des signes algérienne.

L'intégration de différentes approches d'apprentissage automatique nous a également permis d'améliorer la robustesse et la fiabilité du système final, en tirant parti des avantages offerts par chaque méthode.

3.1 Bibliothèques standards de python

3.1.1 OS (Operation system / Système d'exploitation)

Cette bibliothèque permet d'interagir avec le système d'exploitation, notamment pour manipuler les chemins de fichiers, créer des dossiers, ou parcourir des répertoires.

```
import os
```

3.1.2 UUID (Universally Unique Identifier / identifiant unique universel)

Cette bibliothèque permet de générer des identifiants uniques (UUID), particulièrement utiles pour nommer automatiquement des fichiers ou des objets de manière non ambiguë.

3.2 Bibliothèques de traitement et de manipulation d'image

3.2.1 OpenCV (CV2)

Est une bibliothèque open source très puissante pour le traitement d'image et de vidéo. Elle permet des opérations telles que le redimensionnement, la conversion de couleurs, la détection de contours, et bien d'autres encore. Elle est essentielle pour la préparation des données visuelles.

```
import cv2
```

3.2.2 TensorFlow Keras – ImageDataGenerator

Cette classe permet d'augmenter artificiellement les données d'entraînement (data augmentation) en appliquant des transformations aléatoires aux images (rotation, zoom, déplacement, etc.), ce qui améliore la robustesse des modèles d'apprentissage profond.

```
from tensorflow.keras.preprocessing.image import ImageDataGenerator
```

3.2.3 Scikit-image (skimage.feature)

Cette bibliothèque est dédiée au traitement d'image scientifique. Elle a été utilisée pour extraire des descripteurs visuels, notamment les Histogrammes de Gradients Orientés (HOG), qui permettent de caractériser les formes présentes dans les images.

```
from skimage.feature import hog
```

3.3 Bibliothèques de Manipulation et traitement de données numériques

3.6.1 Numpy

Bibliothèque fondamentale pour le calcul scientifique en Python. Elle permet la manipulation efficace de tableaux multidimensionnels et offre une large gamme de fonctions mathématiques. Elle est couramment utilisée pour préparer et traiter les données avant leur passage dans les algorithmes d'apprentissage.

```
import numpy as np
```

3.4 Bibliothèques d'apprentissage automatique

3.4.1 Scikit-learn (sklearn)

Bibliothèque incontournable pour l'apprentissage automatique en Python. Elle fournit une grande variété d'outils pour l'entraînement, l'évaluation et la combinaison de modèles.

3.4.2 Svm.SVC

Implémentation des machines à vecteurs de support (SVM), efficaces pour les problèmes de classification.

```
from sklearn.svm import SVC
```

3.4.3 Model_selection.train_test_split

Fonction permettant de diviser les données en ensembles d'entraînement et de test.

```
from sklearn.model_selection import train_test_split
```

3.4.4 Metrics (classification_report, accuracy_score)

Permet l'évaluation des performances des modèles par le calcul de métriques telles que la précision, le rappel et le score F1.

Outils d'implémentation

```
from sklearn.metrics import classification_report
```

3.4 5 Linear_model.LogisticRegression

Classificateur utilisant la régression logistique, adapté aux problèmes de classification binaire.

```
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
```

3.4 6 Neighbors.KNeighborsClassifier

Implémentation du classificateur des k plus proches voisins, basé sur la distance entre les points.

```
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
```

3.4 7 Tree.DecisionTreeClassifier

Modèle d'arbre de décision, simple à interpréter et efficace dans de nombreux cas.

```
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
```

3.4 8 Naive_bayes.MultinomialNB

Classificateur bayésien naïf, adapté aux données discrètes telles que le texte.

```
from sklearn.naive_bayes import MultinomialNB
```

3.4 9 Ensemble (VotingClassifier, BaggingClassifier, AdaBoostClassifier)

Méthodes d'ensemble permettant de combiner plusieurs modèles pour améliorer la précision globale du système.

```
from sklearn.ensemble import VotingClassifier, BaggingClassifier, AdaBoostClassifier, StackingClassifier, RandomForestClassifier
```

3.5 Bibliothèques de visualisation des résultats

3.5 1 Matplotlib (matplotlib.pyplot)

Bibliothèque de visualisation très populaire. Elle permet de tracer des courbes, des matrices de confusion, ou encore de visualiser l'évolution de la performance des modèles lors de l'apprentissage.

```
import matplotlib.pyplot as plt
```

3.6 Bibliothèques d'interface

3.6.1 PyQt6

PyQt6 est une bibliothèque Python qui permet de créer des interfaces graphiques modernes en utilisant le framework Qt6. Elle offre un large éventail de widgets et d'outils pour développer des applications interactives multiplateformes.

```
from PyQt6.QtWidgets import (  
    QApplication, QMainWindow, QLabel, QPushButton, QFileDialog,  
    QVBoxLayout, QHBoxLayout, QWidget)  
  
from PyQt6.QtGui import QPixmap, QFont, QIcon, QImage  
from PyQt6.QtCore import Qt, QTimer
```

3.6.2 Pyttsx3

Pyttsx3 est une bibliothèque Python de synthèse vocale (Text-to-Speech) qui fonctionne hors ligne. Elle permet de convertir du texte en parole, avec la possibilité de configurer la voix, le débit et le volume.

```
import pyttsx3
```