

RÉPUBLIQUE ALGERIENNE DE MOCRATIQUE ET POPULAIRE

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université 20 Août 1955-Skikda

Faculté des Sciences
Département d'Informatique



Mémoire de fin d'étude

En vue de l'obtention de master en Informatique

Spécialité : Systèmes informatiques

Thème

**Lissage et Amélioration d'images par
les techniques d'apprentissage
automatique**

Préparé et présenté par :

- HeouaieneManalM.MazouziSmaine
- KaouaineMerieme

Encadreur :

L'année Universitaire : 2023/2024

Remerciement

Tout d'abord, je remercie Dieu de m'avoir donné du courage et de la santé.

Pour accomplir ce travail.

Ce travail n'aurait pas été possible sans votre aide et votre soutien

Je remercie les encouragements de tant de personnes.

Je ne peux que remercier les personnes les plus importantes de ma vie,

Qui n'a pas hésité à m'apporter tout son soutien tout au long de cette période

Chers père et mère, merci beaucoup pour votre soutien.

Alors mes sincères remerciements partiront, accompagnés de toute ma gratitude

A mon encadrant **MazouziSmaine** pour ses conseils avisés, sa disponibilité et son accueil.

Enfin, je remercie tous ceux qui m'ont aidé et encouragé de près ou de loin

A réalisé ce projet, retrouvez ici ma sincère gratitude

Merci.

Dédicace

A mes très chers parents qui sont la lumière qui éclaire ma vie.

A mes sœurs, ma grande mère, et ma très chère famille et tous mes amis

A tous ceux qui m'aiment et qui ont cru en moi !

Qu'ils trouvent dans ce modeste travail l'expression
de ma reconnaissance, mon amour, mon amitié et mon
estime.

HeouaineManal

Dédicace

A mes très chers parents qui sont la lumière qui éclaire ma vie et mes frères et mes sœurs.

A mon mari Abdou et mon fils, et sa très chère famille
et tous mes amis

A tous ceux qui m'aiment et qui ont cru en moi !
Qu'ils trouvent dans ce modeste travail l'expression
de ma reconnaissance, mon amour, mon amitié et mon
estime.

KaouaineMerieme

Liste des figures

Figure(1)	Acquisition des images IRM Acquisition pondérée T1 Acquisition pondérée en T2	07
Figure(2)	L'effet du volume partiel en IRM	11
Figure(3)	L'effet du volume partiel en IRM	11
Figure(4)	L'algorithme EM (Expectation-Maximisation)	19
Figure(5)	Problème linéairement séparable (Frontière linéaire).	25
Figure(6)	Même problème considéré avec 2 ou 3 attributs.	26
Figure(7)	Schéma d'une classification par la méthode k-NN	36
Figure(8)	IRM Brute (sans aucun traitement d'amélioration)	41
Figure(9)	IRM après filtrage adaptatif à base d'écart-type	42
Figure(10)	IRM Après lissage adaptatif à base de classification	42
Figure(11)	IRM Après correction de l'INU à base de classification	43

Liste des tableaux

Tableau 1	tableau résumant les principaux artefacts affectant les images médicales	09
------------------	---	-----------

Liste des abréviations

- IRM : Image à résonance magnétique
- 2D : Bidimensionnel
- 3D : Tridimensionnel
- 4D : Quadridimensionnel
- Pixels : Picture element

- TDM : tomodensitométrie
- RF : Radiofrequency
- TEP : tomographie par émission de positons
- Voxel : Volume element
- INU : IntensityNon-Uniformity
- **ROI** : RegionOfInterest
- EM :Expectation-Maximization
- RBF : fonctions de base radiale
- CV : coefficient de variation
- k-ppv : *k*-plusproches voisins
- k-NN : *k*-NearestNeighbors

Résumé

L'amélioration de la qualité des images est nécessaire pour assurer un traitement fiable et des résultats corrects de classification et de reconnaissance. Le problème de la qualité d'image est plus délicat pour les images médicales dont les IRM. Ces dernières sont entachés de différents types de détérioration, dont le bruit et la non uniformité des intensités (INU Intensity Non Uniformity). Dans ce travail de master, nous proposons des méthodes d'amélioration des IRM cérébrales, en utilisant des techniques d'apprentissage automatique, à savoir la classification des pixels des images. Nous considérons particulièrement le filtrage de bruit et l'élimination de l'INU.

Mots-clés : IRM, Filtrage de bruit, INU, Apprentissage automatique, Classification.

Abstract

Improving image quality is necessary to ensure reliable processing and correct classification and recognition results. The problem of image quality is more challenging for medical images including MRIs. The latter are affected by different types of deterioration, including noise and intensity non-uniformity (INU). In this master thesis, we propose methods for improving brain MRIs, using machine learning techniques, namely image pixel classification. We particularly consider noise filtering and INU removal.

Keywords: MRI, Noise filtering, INU, Machine learning, Classification.

ملخص

إن تحسين جودة الصورة ضروري لضمان معالجة موثوقة ونتائج تصنيف وتعرف صحيحة. وتشكل مشكلة جودة الصورة تحديًا أكبر للصور الطبية بما في ذلك التصوير بالرنين المغناطيسي. وتتأثر الأخيرة بأنواع مختلفة من التدهور، بما في ذلك الضوضاء وعدم تجانس الشدة (INU) في أطروحة الماجستير هذه، نقترح طرقًا لتحسين التصوير بالرنين المغناطيسي للدماغ، باستخدام تقنيات التعلم الآلي، وهي تصنيف بكسل الصورة. وننظر بشكل خاص في تصفية الضوضاء وإزالة عدم تجانس الشدة. الكلمات المفتاحية: التصوير بالرنين المغناطيسي، تصفية الضوضاء، عدم تجانس الشدة، التعلم الآلي، التصنيف.

Sommaire

INTRODUCTION GGENERALE.....	1
INTRODUCTION	4
1- IRM.....	4
1-1 Principe de l'IRM.....	5
1-2 Dispositif physique d'acquisition	5
1-3 Méthodes d'acquisition	7
1-4 Codage.....	7
2- ARTEFACTS EN IRM.....	8
2-1 Le bruit.....	10
2-2 Effet du volume partiel.....	10
2-3 INU : Non Uniformité des intensités	12
2-3-1 Nature.....	12
2-3-2 Méthodes de correction	12
3- TRAITEMENTS EN IRM	13
3-1 Extraction.....	14
3-2 Segmentation	14
3-3 Segmentation par classification des pixels/voxels	15
CONCLUSION.....	15
INTRODUCTION	17
1- FORMULATION DU SOLUTION.....	17
2- PRINCIPE DE LA METHODE PROPOSEE	17
2-1 Segmentation préalable et estimation et correction du champ de biais.....	18
2-1-1 Étiquetage des voxels par clustering itératif EM par parties	18
2-1-1 Estimation du champ de biais et correction des intensités	20
• Modèle d'intensité d'image.....	20
• Estimation du champ de biais	21

• Correction des intensités	22
CONCLUSION.....	22
INTRODUCTION	24
1- LE CLASSIFIEUR BAYESIENNAIVE	24
1-1 Formulation.....	24
1-2 Problème Linéaire et Non-Linéaire.....	25
1-3 Formulation de la classification bayésienne.....	26
2- LISSAGE ADAPTATIF D'IRM.....	27
2-1 Principe de la méthode	27
2-2 Lissage basée apprentissage automatique.....	28
3- CORRECTION DE L'INU	29
3-1 Correction de l'INU adaptative.....	29
3-2 Correction de l'INU basée apprentissage automatique	30
4-1 Python	31
Les bibliothèques python:	32
4-2 Google colab	34
5- EXTRAITS DE NOTRE CODE PYTHON.....	35
6- IRM RESULTATS	41
CONCLUSION.....	44

DANS CE CHAPITRE NOUS AVONS PRESENTE DEUX METHODES DISTINCTES POUR L'AMELIORATION DES IRM. LA PREMIERE METHODE EST BASEE CLASSIFICATION ET PERMET DE FILTRER LE BRUIT DANS UNE IRM PAR LISSAGE ADAPTATIF, CONTROLEE PAR LA CLASSIFICATION DES PIXELS.LA SECONDE METHODE, PERMET DE CORRIGER LA NON UNIFORMITE DES INTENSITES (INU), EN SE BASANT EGALEMENT SUR LA CLASSIFICATION DES PIXELS. EN SECONDE PARTIE DE CE CHAPITRE, NOUS AVONS EXPERIMENTE NOS METHODES, EN UTILISANT LE LANGAGE PYTHON SOUS L'ENVIRONNEMENT DE DEVELOPPEMENT EN LIGNE GOOGLE COLA,

LESQUEL NOUS AVONS INTRODUIT AU DEBUT DE LA SECTION. DES EXTRAITS DE CODE NOUS ONT PERMIS DE MONTRER COMMENT NOS METHODES ONT ETE IMPLEMENTEES EN UTILISANT LA PROGRAMMATION PYTHON ET APPELANT AUX DIFFERENTS MODULES DE PYTHON SOUS GOOGLE COLAB. LES RESULTATS DE TEST ONT MONTRE L'EFFICACITE DES METHODES QUE NOUS AVONS PROPOSEES.	44
CONCLUSION GENERALE	45
BIBLIOGRAPHIE	46

Introduction générale

Introduction générale

L'imagerie médicale joue un rôle crucial dans la médecine moderne, offrant des moyens indispensables pour le diagnostic, le traitement et le suivi des maladies. Grâce à leur nature non invasive, les techniques d'imagerie permettent d'explorer l'intérieur du corps humain sans nécessiter de procédures chirurgicales invasives, ce qui réduit considérablement les risques pour les patients. Parmi les principales techniques d'imagerie médicale figurent l'imagerie par résonance magnétique (IRM) et l'échographie, chacune apportant des informations spécifiques et complémentaires sur l'état des tissus et des organes.

L'objectif principal de l'imagerie médicale est de fournir des images détaillées de l'intérieur du corps pour aider les médecins à diagnostiquer avec précision diverses pathologies, à planifier les traitements adéquats et à surveiller l'évolution des maladies. Par exemple, l'IRM est particulièrement efficace pour visualiser les tissus mous, permettant de détecter des anomalies telles que les tumeurs, les lésions cérébrales et les troubles musculosquelettiques. La TDM, quant à elle, est couramment utilisée pour obtenir des images détaillées des structures osseuses et pour évaluer des traumatismes internes.

La visualisation 3D des images médicales constitue une avancée significative dans le domaine du diagnostic et du traitement des pathologies. En offrant une représentation tridimensionnelle détaillée des structures internes du corps, ces techniques permettent aux médecins de mieux apprécier et analyser les régions affectées par diverses maladies. Grâce à cette perspective enrichie, les professionnels de santé peuvent identifier plus précisément les anomalies, planifier de manière optimale les interventions chirurgicales, et suivre l'évolution des traitements de manière plus efficace. La visualisation 3D facilite ainsi une compréhension plus approfondie et une prise de décision clinique plus informée, contribuant à améliorer les soins prodigués aux patients.

L'imagerie médicale a révolutionné la pratique médicale en permettant aux professionnels de la santé d'explorer l'intérieur du corps humain de manière non invasive. Grâce à des techniques avancées telles que la tomographie par ordinateur (TDM), l'imagerie par résonance magnétique (IRM) et l'échographie, les médecins peuvent visualiser avec une précision remarquable les structures anatomiques et les tissus pathologiques. Cependant, le traitement de ces images, en particulier des IRM de haute résolution, présente des défis significatifs.

La quantité massive de données générées par ces images, combinée à la présence d'artefacts tels que le bruit et l'inhomogénéité d'intensité, rendent la segmentation et l'analyse manuelles fastidieuses et sujettes aux erreurs. Dans ce contexte, les avancées en informatique et en traitement d'images sont cruciales pour développer des méthodes automatisées efficaces permettant d'extraire des informations cliniquement pertinentes à partir de ces données.

Notre recherche se dans le cadre de ce projet de master concerne l'amélioration de la qualité des IRM. Nous considérons deux traitements d'amélioration, à savoir : le filtrage de bruit et l'élimination de la non uniformité des intensités (INU Intensity Non Uniformity). Pour le filtrage de nous nous utilisons un filtrage adaptatif avec incorporation de la classification des pixels dans le but d'améliorer les résultats de filtrage. Pour l'élimination de l'INU nous proposons une méthode basée sur la substitution répétitive des intensités par les

Introduction générale

moyennes des voisinages. Pour ce traitement, nous incorporons également la classification des pixels.

Notre mémoire est organisé comme suit :

Le Chapitre 1 est consacré à l'imagerie médicale, où nous présentons son principe et nous concentrons sur les images IRM.

Le chapitre 2 traite des méthodes d'amélioration des images médicales, et des méthodes d'apprentissage automatique.

Le chapitre 3, présente notre travail, sous forme d'algorithmes proposés et des classifieurs utilisés. En seconde partie, nous présentons l'implémentation et les tests de nos méthodes sur des images IRM.

Introduction

L'imagerie médicale est une discipline médicale essentielle qui permet de visualiser l'intérieur du corps humain à des fins de diagnostic, de traitement et de suivi des maladies. Elle englobe une variété de techniques et de technologies qui produisent des images des structures et des fonctions des organes et des tissus. . L'imagerie médicale est un domaine fondamental de la médecine moderne, permettant aux professionnels de la santé de visualiser l'intérieur du corps humain sans avoir recours à une intervention chirurgicale invasive. Elle joue un rôle crucial dans le diagnostic, le traitement et la surveillance de diverses maladies et conditions médicales. Les principales techniques d'imagerie médicale incluent la radiographie, la tomodensitométrie (TDM ou scanner), l'imagerie par résonance magnétique (IRM), l'échographie, et la médecine nucléaire.

Dans ce chapitre, nous présentons la discipline de l'imagerie médicale, du point de vue traitement de données visuelles et en se penchant particulièrement sur les défauts spécifiques aux images médicales en général, et aux IRM en particulier.

1- IRM

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) est une technique avancée et non invasive d'imagerie médicale qui utilise un champ magnétique puissant, des ondes radio et un ordinateur pour produire des images précises des structures internes du corps humain. Développée au cours des dernières décennies, l'IRM est devenue un outil essentiel dans le diagnostic et la gestion de nombreuses conditions médicales. Contrairement aux radiographies et aux scanners qui utilisent des rayons X, l'IRM n'expose pas les patients à la radiation ionisante, ce qui en fait une option plus sûre pour des examens répétés. [1]

L'IRM est une technique d'imagerie médicale qui utilise des champs magnétiques puissants, des ondes radio et un ordinateur pour produire des images détaillées des organes et des structures internes du corps. [2]

L'IRM est une technique d'imagerie médicale basée sur l'utilisation de champs magnétiques et de radiofréquences permettant d'obtenir des images en deux ou trois dimensions des structures internes du corps avec une grande précision.[3]

1-1 Principe de l'IRM

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) est une technique d'imagerie médicale utilisée pour visualiser l'intérieur du corps en détail. Elle repose sur le principe de la résonance magnétique nucléaire (RMN), qui exploite les propriétés magnétiques des noyaux atomiques. Voici les principales étapes du fonctionnement de l'IRM :

- ✓ **Champ magnétique puissant** : L'IRM utilise un aimant puissant (généralement un électro-aimant) pour créer un champ magnétique intense, de l'ordre de plusieurs teslas (T). Ce champ magnétique aligne les protons (principalement ceux des atomes d'hydrogène) dans le corps humain. [4]
- ✓ **Impulsions de radiofréquence (RF)** : Des ondes radiofréquences sont envoyées vers la zone du corps à imager. Ces ondes sont à la fréquence de résonance des protons dans le champ magnétique appliqué, ce qui fait basculer les protons hors de leur alignement. [5]
- ✓ **Relaxation et émission de signal** : Une fois l'impulsion RF arrêtée, les protons retournent à leur état d'équilibre (alignement avec le champ magnétique principal). Ce processus, appelé relaxation, se fait en deux phases : [6]
 - **Relaxation longitudinale (T1)** : Temps nécessaire pour que les protons se réalignent avec le champ magnétique principal.
 - **Relaxation transversale (T2)** : Temps nécessaire pour que les protons perdent leur cohérence de phase dans le plan perpendiculaire au champ principal. Pendant ces processus, les protons émettent des signaux de radiofréquence, qui sont détectés par des antennes (ou bobines) placées autour du patient.
- ✓ **Formation de l'image** : Les signaux recueillis sont traités par un ordinateur pour créer des images. Ces signaux sont convertis en images grâce à des transformations mathématiques, notamment la transformée de Fourier, permettant de reconstruire des images en coupes (sagittales, coronales, axiales) du corps. [4]

1-2 Dispositif physique d'acquisition

L'IRM repose sur un dispositif complexe qui comprend plusieurs composants essentiels pour acquérir des images de haute qualité. Voici une description détaillée du dispositif physique d'acquisition :

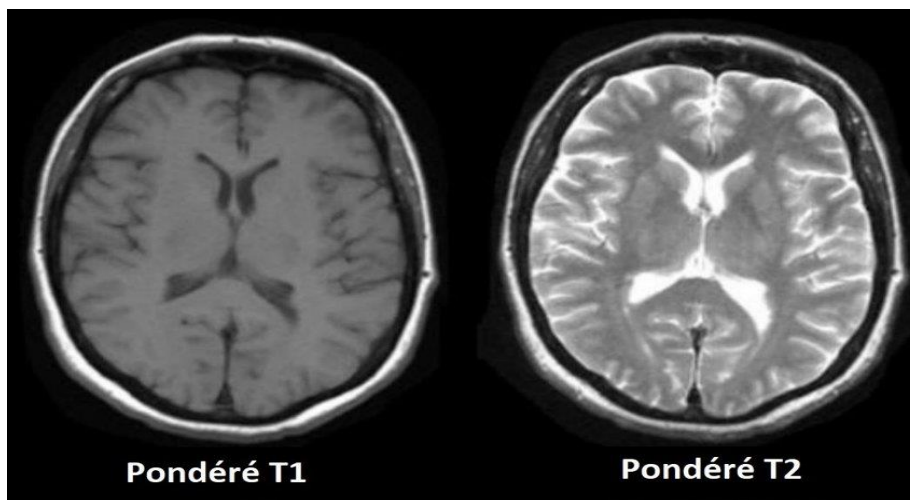
- **Aimant principal :**
 - **Type :** Les aimants utilisés dans les IRM sont généralement des aimants supraconducteurs, qui doivent être refroidis à des températures très basses (souvent par de l'hélium liquide) pour atteindre des états de supraconductivité.
 - **Fonction :** Crée un champ magnétique statique puissant et homogène, généralement entre 1,5 et 3 teslas (T), mais pouvant aller jusqu'à 7T ou plus pour des applications de recherche. [7]
- **Bobines de gradient :**
 - **Fonction :** Génèrent des champs magnétiques variables dans les trois directions spatiales (x, y, z). Ces gradients permettent de spatialiser les signaux de résonance en modulant la fréquence de résonance des protons en fonction de leur position. [8]
 - **Utilisation :** Indispensables pour l'encodage spatial des signaux, permettant de reconstruire les images en trois dimensions. [9]
- **Bobines RF (Radiofréquence) :**
 - **Fonction :** Émettent les impulsions RF nécessaires pour exciter les protons et détectent les signaux émis lors de la relaxation des protons.
 - **Types :** Bobines de surface (pour les zones spécifiques) et bobines volumétriques (pour des régions plus larges ou tout le corps). [9]
- **Système de refroidissement :**
 - **Fonction :** Maintient les aimants supraconducteurs à des températures extrêmement basses, généralement avec de l'hélium liquide. Ce système est crucial pour le fonctionnement stable de l'aimant supraconducteur. [9]
- **Console de contrôle et système informatique :**
 - **Fonction :** Gère l'acquisition des données, le contrôle des séquences d'impulsions, le traitement des signaux reçus et la reconstruction des images. Les données brutes de l'IRM sont transformées en images lisibles via des algorithmes de traitement des images, principalement la transformée de Fourier. [9]

- **Lit du patient :**
 - **Fonction :** Supporte le patient pendant l'examen et peut se déplacer automatiquement pour positionner la partie du corps à imager au centre du champ magnétique. [9]

1-3 Méthodes d'acquisition

Les méthodes d'acquisition en IRM sont les techniques utilisées pour recueillir les données nécessaires à la création d'une image IRM. Voici quelques-unes des principales méthodes d'acquisition en IRM :

IRM pondérée en T1 et en T2 : Ces méthodes exploitent les différentes réponses des tissus à l'IRM en fonction du temps de relaxation T1 et T2. Les images pondérées en T1 sont souvent utilisées pour visualiser l'anatomie avec un bon contraste entre les différents tissus, tandis que les images pondérées en T2 sont utiles pour détecter les changements pathologiques, comme l'œdème.[10] **Figure(1)**



Figure(1): Acquisition des images IRM Acquisition pondérée T1 Acquisition pondérée en T2[11]

1-4 Codage

Le codage d'image en IRM se réfère aux techniques utilisées pour acquérir et encoder les données brutes recueillies par l'IRM en vue de reconstruire une image finale. Les méthodes de codage d'image en IRM sont fondamentales pour obtenir des images de haute qualité avec une résolution spatiale appropriée. Voici quelques-unes des techniques de codage d'image couramment utilisées en IRM [10]

- ✓ **Codage spatial** : Cette méthode utilise des gradients de champ magnétique pour encoder la position spatiale des signaux provenant des différentes parties du champ de vue. Le codage spatial est essentiel pour localiser précisément les signaux provenant d'une région spécifique du corps et est utilisé dans toutes les acquisitions d'IRM. [10]
- ✓ **Codage de phase** : Le codage de phase est une technique qui distingue les signaux provenant de différentes parties du champ de vue dans une direction spécifique. Il est utilisé pour réduire les temps d'acquisition en acquérant moins de données et est souvent combiné avec le codage spatial pour obtenir une résolution spatiale élevée. [10]
- ✓ **Codage de fréquence** : Le codage de fréquence distingue les signaux en fonction de leur fréquence dans le domaine de Fourier. Il est souvent utilisé en conjonction avec le codage spatial pour obtenir des images haute résolution. [10]
- ✓ **Codage temporel** : Le codage temporel est utilisé pour suivre les changements de signal au fil du temps, ce qui est essentiel dans des techniques telles que l'imagerie cinétique et l'imagerie de flux. [10]

2- Artefacts en IRM

En imagerie par résonance magnétique (IRM), les artefacts se réfèrent à des anomalies ou des distorsions indésirables qui peuvent apparaître dans les images IRM. Ces artefacts peuvent être dus à divers facteurs, notamment des mouvements du patient, des imperfections des équipements, des interactions entre les tissus biologiques et le champ magnétique, ou des erreurs de manipulation des données.

Tableau 1 tableau résumant les principaux artefacts affectant les images médicales [12]

Artefact	Description	Causes
Artefacts de mouvement	Distorsions ou flou dans les images résultant de mouvements involontaires du patient lors de l'examen.	Mouvements du patient pendant l'acquisition d'images, par exemple, respiration, battements de cœur, tremblements ou mouvements musculaires.
Artefacts de susceptibilité	Distorsions ou artefacts de	Interfaces entre tissus avec des

magnétique	signal dus à des variations locales de susceptibilité magnétique dans les tissus, provoquées par des interfaces entre des tissus avec des compositions chimiques différentes.	compositions chimiques différentes (par exemple, air et tissu mou, métal et tissu mou), implants métalliques, cavités remplies d'air, prothèses, hémorragies ou calcifications.
Artefacts de gradient	Distorsions géométriques ou artefacts de bande dus à des imperfections dans les gradients de champ magnétique utilisés pour le codage spatial.	Erreurs de calibration des gradients, imperfections des bobines de gradient, interférences électromagnétiques externes.
Artefacts de radiofréquence (RF)	Bandes ou lignes dans les images résultant d'interférences RF externes ou d'erreurs de calibration des bobines de RF.	Interférences radiofréquences externes, erreurs de calibration des bobines de RF, erreurs de fréquence, erreurs de phase.
Artefacts de pulsation	Distorsions ou flou dans les images causés par des variations pulsatoires dans le flux sanguin, particulièrement dans les images de l'abdomen et des vaisseaux sanguins.	Pulsations du flux sanguin, mouvements respiratoires, mouvements cardiaques, variations de pression intracrânienne.
Artefacts de résonance	Artefacts dus à des résonances non désirées avec des fréquences radiofréquences spécifiques, entraînant des interférences dans le signal d'image.	Résonances entre des tissus spécifiques et des fréquences radiofréquences utilisées, souvent observées dans les séquences IRM de graisse, d'eau et de tissus musculaires.
Artefacts de reconstruction	Artefacts résultant d'erreurs ou d'imprécisions dans les algorithmes de reconstruction	Erreurs dans les algorithmes de reconstruction, aliasing, distorsions géométriques, inhomogénéités de l'intensité

	d'image.	du signal.
--	----------	------------

Ces artefacts peuvent être présents dans diverses modalités d'imagerie médicale, y compris la radiographie, la tomodensitométrie (TDM), l'imagerie par résonance magnétique (IRM) et l'échographie. Ils peuvent avoir un impact significatif sur la qualité et l'interprétation des images médicales, et des techniques spécifiques sont utilisées pour les minimiser ou les corriger lors de l'acquisition et du post-traitement des images[12]

2-1 Le bruit

Le bruit dans les images médicales est un problème important car il peut compromettre la qualité et la précision des diagnostics. Le bruit peut être causé par divers facteurs, notamment les systèmes d'acquisition d'images, les paramètres d'imagerie, les conditions environnementales et les processus de post-traitement. Comprendre et gérer efficacement le bruit est essentiel pour obtenir des images médicales de haute qualité. (13) (14)

Dans le contexte de l'imagerie médicale, le bruit peut être défini comme toute variation aléatoire indésirable dans le signal d'image qui n'est pas liée aux structures anatomiques ou aux propriétés physiques du tissu examiné. Le bruit peut rendre les images moins nettes, introduire des artefacts et affecter la perception visuelle des détails anatomiques. [13]

Des techniques de réduction de bruit sont souvent appliquées pendant ou après l'acquisition d'images pour améliorer la qualité des images et faciliter l'interprétation clinique. Cependant, il est important de trouver un équilibre entre la réduction du bruit et la préservation des détails anatomiques, car une suppression excessive de bruit peut entraîner une perte de résolution et de contraste. [14]

2-2 Effet du volume partiel

L'effet du volume partiel est un phénomène observé en imagerie médicale lorsqu'une seule unité de volume d'un voxel (volume élémentaire de l'image) contient plusieurs types de tissus différents. Cela peut entraîner des imprécisions dans l'image et des erreurs dans l'interprétation diagnostique. Cet effet est particulièrement problématique dans les modalités d'imagerie à résolution spatiale limitée, comme l'IRM, la tomodensitométrie (TDM) et la tomographie par émission de positons (TEP). [15]

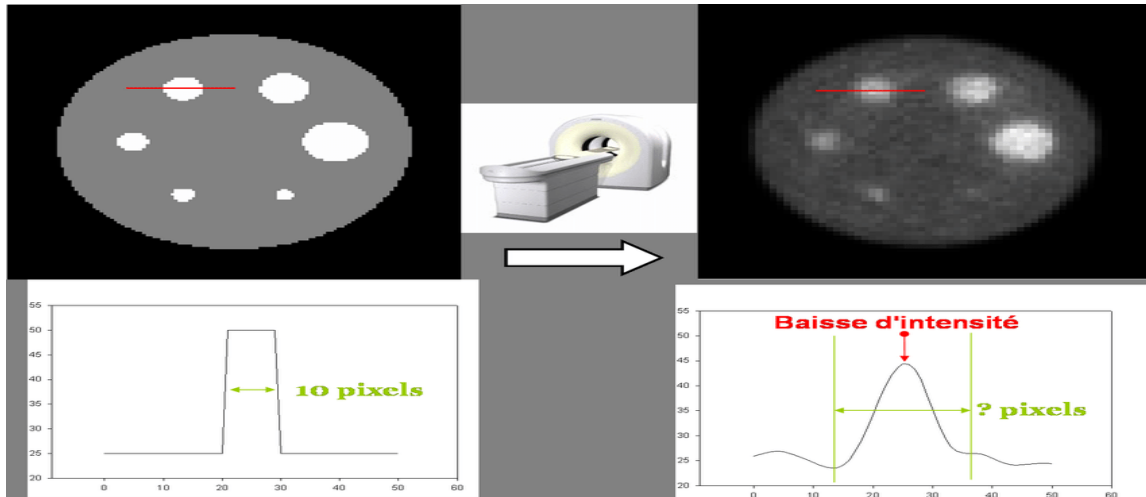


Figure 2. L'effet du volume partiel en IRM [11]

Description de l'effet du volume partiel

- **Origine** : L'effet du volume partiel se produit en raison de la résolution finie des systèmes d'imagerie. Un voxel peut couvrir une zone contenant différentes structures anatomiques ou types de tissus, et le signal enregistré représente une moyenne des propriétés de ces différents tissus. [13]
- **Conséquences** :
 - **Perte de précision** : Les bordures entre des tissus différents peuvent apparaître floues, ce qui réduit la capacité à distinguer clairement entre les structures. [13]
 - **Erreurs de quantification** : Les mesures quantitatives des propriétés des tissus (comme la densité en TDM ou l'intensité du signal en IRM) peuvent être inexactes car elles reflètent une moyenne des tissus présents dans le voxel. [13]
 - **Artifacts visuels** : Des structures anatomiques peuvent apparaître de manière déformée ou erronée, ce qui peut compliquer l'interprétation clinique. [13]

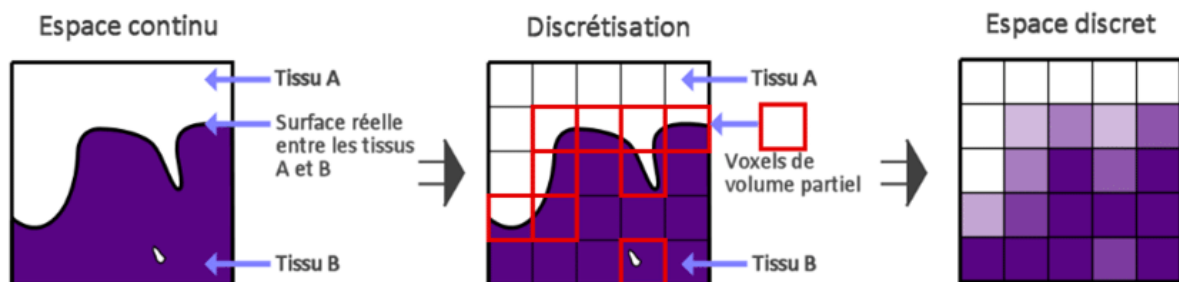


Figure 3. L'effet du volume partiel en IRM [13]

2-3 INU : Non Uniformité des intensités

2-3-1 Nature

La non-uniformité des intensités, également appelée inhomogénéité de l'image, est un phénomène courant en imagerie médicale où les intensités des voxels varient de manière non uniforme à travers l'image, indépendamment des différences anatomiques réelles. Cela peut compliquer l'analyse et l'interprétation des images. Cette non-uniformité peut être causée par plusieurs facteurs :

- ❖ **Inhomogénéités du champ magnétique** : En IRM, les variations du champ magnétique principal ou des champs de gradient peuvent provoquer des variations de l'intensité du signal. [16]
- ❖ **Non-uniformité des bobines RF (radiofréquence)** : Les bobines utilisées pour l'excitation et la détection du signal peuvent présenter des variations de sensibilité à travers l'image. [16]
- ❖ **Atténuation et diffusion des rayons X** : En TDM, l'atténuation non uniforme des rayons X par des tissus de composition différente peut causer des variations d'intensité. [16]
- ❖ **Artefacts de reconstruction** : Les erreurs ou approximations dans les algorithmes de reconstruction d'image peuvent introduire des variations d'intensité. [16]

2-3-2 Méthodes de correction

Pour corriger la non-uniformité des intensités, plusieurs techniques peuvent être utilisées :

- **Correction basée sur les modèles physiques** :
 - **Shimming** : Ajustement des bobines de gradient pour minimiser les inhomogénéités du champ magnétique en IRM. [17]
 - **Calibration des bobines RF** : Ajustement de la sensibilité des bobines RF pour obtenir une distribution plus homogène des intensités. [17]
- **Techniques de post-traitement** :
 - **Normalisation de l'intensité** : Utilisation d'algorithmes pour ajuster les intensités à travers l'image afin de rendre les distributions plus uniformes. [17]
 - **Filtres de lissage** : Application de filtres de lissage spatial pour réduire les variations d'intensité. [17]
 - **Algorithmes de correction de biais** : Techniques comme N4ITK (N4 biasfield correction) qui modélisent et corrigent les champs de biais non uniformes dans les images IRM. [17]

- **Approches statistiques et mathématiques :**
 - **Histogramme égalisation :** Ajustement de l'histogramme des intensités de l'image pour uniformiser les intensités à travers l'image. [18]
 - **Segmentation et recalibrage :** Segmenter l'image en régions homogènes et ajuster les intensités de chaque région indépendamment pour corriger les variations. [18]

3- Traitements en IRM

Les traitements utilisant l'imagerie par résonance magnétique (IRM) incluent plusieurs techniques thérapeutiques avancées qui exploitent les capacités de l'IRM pour cibler et traiter diverses conditions médicales. Voici un aperçu de quelques traitements notables :

- **Traitement des tumeurs cérébrales**

L'IRM guidée peut être utilisée pour la planification et le guidage des interventions chirurgicales pour les tumeurs cérébrales. La technique de la résection chirurgicale assistée par IRM permet une précision accrue pour enlever les tumeurs tout en minimisant les dommages aux tissus sains. [19]

- **Traitement des troubles neurologiques**

L'IRM fonctionnelle (IRMf) est utilisée pour cartographier les fonctions cérébrales avant une chirurgie. Elle aide les neurochirurgiens à éviter les zones critiques du cerveau liées aux fonctions motrices et cognitives lors de la résection de tumeurs ou d'autres interventions. [20]

- **Traitement des cancers du sein**

L'IRM est utilisée pour guider les biopsies des lésions mammaires difficiles à visualiser avec la mammographie ou l'échographie. De plus, l'IRM aide à surveiller la réponse aux traitements chimiothérapeutiques néoadjuvants, en ajustant les protocoles thérapeutiques en conséquence. [21]

- **Thérapie par ultrasons focalisés guidés par IRM (MRgFUS)**

Les ultrasons focalisés guidés par IRM (MRgFUS) sont une technique non invasive pour traiter les fibromes utérins, les tumeurs osseuses et certaines conditions neurologiques comme les tremblements essentiels et la maladie de Parkinson. L'IRM permet une visualisation en temps réel, assurant une précision et une sécurité accrues pendant le traitement. [22]

- **Traitement des douleurs chroniques**

L'IRM peut être utilisée pour guider les injections de médicaments dans les articulations ou autour des nerfs pour traiter les douleurs chroniques. Cette méthode est particulièrement utile pour les douleurs dans des zones anatomiquement complexes où la précision est essentielle. [23]

- **Ablation des tumeurs par radiofréquence (RFA)**

L'IRM peut guider l'ablation par radiofréquence des tumeurs dans des organes comme le foie, les reins et les poumons. Cette technique utilise des ondes radio pour chauffer et détruire les cellules cancéreuses, et l'IRM assure une surveillance précise de l'ablation. [24]

3-1 Extraction

L'extraction par IRM fait généralement référence à l'utilisation de l'imagerie par résonance magnétique pour guider et optimiser des procédures d'extraction de divers types de tissus pathologiques ou autres structures du corps. Voici un aperçu des principales applications :

- **Biopsies guidées par IRM**

Les biopsies peuvent être guidées par IRM pour prélever des échantillons de tissus dans des zones difficiles à atteindre ou invisibles avec d'autres modalités d'imagerie. L'IRM offre une visualisation précise et en temps réel, ce qui permet une localisation et un prélèvement précis des tissus cibles. [25] [26]

- **Résection des tumeurs**

L'IRM est utilisée pour guider la résection chirurgicale des tumeurs, en particulier dans le cerveau. Elle aide les chirurgiens à distinguer les tissus sains des tissus tumoraux, permettant une extraction plus complète des tumeurs tout en préservant les fonctions vitales. [27] [28]

- **Drainage des abcès et kystes**

L'IRM peut guider le drainage des abcès ou des kystes en localisant précisément la cavité à drainer. Cela minimise les risques et augmente l'efficacité de la procédure. [29] [30]

- **Extraction de corps étrangers**

L'IRM peut être utilisée pour localiser et guider l'extraction de corps étrangers, en particulier ceux non métalliques, qui peuvent être difficiles à détecter avec les rayons X ou les ultrasons. [31] [32]

3-2 Segmentation

La segmentation consiste à diviser une image en petites régions en se basant sur des propriétés telles que le niveau de gris, la couleur, la texture, la luminosité et le contraste. Dans les images médicales, les objectifs de la segmentation sont les suivants [33] :

- ✓ Estimer la région d'intérêt (ROI).
- ✓ Analyser la structure anatomique des différentes parties du corps.
- ✓ Mesurer la taille de la tumeur.
- ✓ Assister le radiologue dans la planification de la dose de radiation avant la radiothérapie.

3-3 Segmentation par classification des pixels/voxels

La segmentation des images IRM par classification des pixels/voxels est cruciale pour de nombreuses applications médicales. Cette technique permet de différencier les différents tissus et structures dans les images médicales, facilitant ainsi le diagnostic, la planification et le suivi des traitements. [34]

La segmentation des images IRM vise à attribuer une étiquette à chaque pixel (dans les images 2D) ou voxel (dans les images 3D) pour identifier et délimiter différentes régions anatomiques ou pathologiques. [35]

La segmentation par classification des pixels/voxels des images IRM est une technique puissante et essentielle en imagerie médicale. Elle permet de distinguer et d'analyser les différentes structures et anomalies dans les images IRM, offrant des outils précieux pour le diagnostic et le traitement des maladies. Les progrès récents en apprentissage profond, en particulier avec les réseaux de neurones convolutifs, ont considérablement amélioré la précision et l'efficacité de ces méthodes de segmentation.

Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons examiné la discipline de l'imagerie médicale avec un accent particulier sur les IRM. Notre attention s'est portée sur la correction des artefacts, en particulier l'INU, et sur la segmentation des IRM, en mettant l'accent sur les méthodes de classification. Dans le prochain chapitre, nous détaillons l'amélioration des IRM, sujet de notre recherche.

Chapitre 2 Amélioration des IRM cérébrale

Introduction

Nous présentons dans ce chapitre l'amélioration des IRM, par l'élimination de l'INU : Intensity Non Uniformity. L'objectif de ce chapitre est de bien monter de problème spécifiques aux IRM, et comment il est solutionné. Ce chapitre permet aussi d'introduire notre contribution à savoir la proposition d'une nouvelle méthode de l'élimination de l'INU.

1- Formulation du solution

Le problème abordé dans ce chapitre concerne la correction du champ de biais (INU) dans les images par résonance magnétique (IRM), une étape cruciale pour diverses opérations telles que la segmentation. En référence à, nous introduisons une nouvelle approche qui se concentre sur l'utilisation des résultats de segmentation issus d'un algorithme de clustering modifié par maximisation de l'espérance (Expectation Maximisation). L'objectif est de corriger le champ de biais en tant qu'hyper-surface dans un espace 4D, en se basant sur une segmentation distribuée inspirée des systèmes multi-agents. Chaque agent opère sur une sous-image où l'intensité non uniforme (INU) est supposée négligeable, et le résultat global de la segmentation est obtenu par un vote majoritaire entre les agents. Ensuite, notre méthode vise à garantir que les voxels appartenant au même tissu possèdent la même intensité dans l'image entière. Pour ce faire, nous effectuons d'abord un étiquetage rapide et grossier des voxels à l'aide d'un clustering distribué par parties. Ensuite, le champ de biais est calculé pour les voxels étiquetés de manière fiable. Enfin, pour les voxels étiquetés de manière moins fiable, le champ de biais est interpolé en utilisant une hyper-surface, estimée par une interpolation Lagrangienne 4D.

2- Principe de la méthode proposée

Le principe de la méthode proposée repose sur l'utilisation des résultats de segmentation obtenus à partir d'un algorithme de clustering modifié par maximisation de l'espérance (Expectation Maximisation), comme décrit dans [36]. Cette approche vise à corriger le champ de biais dans les images par résonance magnétique (IRM) en le modélisant comme une hyper-surface dans un espace 4D. Pour ce faire, nous nous appuyons sur une segmentation distribuée inspirée des systèmes multi-agents, où chaque agent traite une sous-image dans laquelle l'intensité non uniforme (INU) est supposé négligeable.

Chapitre 2 Amélioration des IRM cérébrale

Une fois que chaque agent a effectué la segmentation de sa sous-image, un vote majoritaire est utilisé pour obtenir le résultat global de la segmentation. Ensuite, nous nous assurons que les voxels appartenant au même tissu ont la même intensité dans l'image entière. Pour ce faire, nous effectuons d'abord un étiquetage rapide et grossier des voxels à l'aide d'un clustering distribué par parties. Ensuite, nous calculons le champ de biais pour les voxels étiquetés de manière fiable.

Pour les voxels étiquetés de manière moins fiable, nous utilisons une méthode d'interpolation basée sur une hyper-surface, estimée à l'aide d'une interpolation Lagrangienne 4D. Cette approche globale permet de corriger efficacement le champ de biais dans les images IRM tout en préservant la structure et les caractéristiques des tissus. [37]

2-1 Segmentation préalable et estimation et correction du champ de biais

Le paragraphe traite d'une méthode pour corriger les distorsions dans les images IRM causées par des irrégularités dans l'intensité du champ magnétique. Ces distorsions entraînent des erreurs de segmentation puisque des voxels du même type de tissu peuvent avoir des intensités différentes s'ils sont éloignés. La méthode propose de segmenter l'image en petits sous-volumes où l'impact des distorsions est négligeable, en utilisant des agents autonomes qui étiquettent les voxels avec l'algorithme EM. Les différentes segmentations des sous-volumes sont ensuite fusionnées par un vote majoritaire. Un modèle mathématique est utilisé pour estimer et corriger le champ de biais, en ajustant une hyper-surface 4D. Le processus implique la classification locale des voxels, la fusion des résultats, l'estimation du champ de biais et l'interpolation pour les voxels avec des classifications moins fiables, assurant ainsi une segmentation précise et corrigée de l'image IRM.

2-1-1 Étiquetage des voxels par clustering itératif EM par parties

L'étiquetage des voxels par clustering itératif EM (Expectation-Maximisation) par parties est une technique puissante en traitement d'images et en analyse de données volumétriques. Cette méthode combine l'algorithme EM avec une segmentation en parties pour améliorer la précision et l'efficacité du clustering. Voici une explication détaillée, incluant les formules et les images illustratives.

L'algorithme EM est une méthode itérative pour trouver les paramètres de modèles statistiques lorsque les données sont incomplètes ou présentent des variables latentes. Dans le

Chapitre 2 Amélioration des IRM cérébrale

contexte du clustering, il s'agit de trouver les paramètres des distributions de chaque cluster. L'algorithme se compose de deux étapes principales [38] :

❖ Étape E (Expectation) :

$$Q(\theta|\theta(t))=E[\log L(\theta;X,Z)|X,\theta(t)]$$

Où

θ représente les paramètres du modèle, X les données observées et Z les variables latentes.

❖ Étape M (Maximisation) :

$$\theta(t+1)=\arg\theta\max Q(\theta|\theta(t))$$

Ces étapes sont répétées jusqu'à convergence.

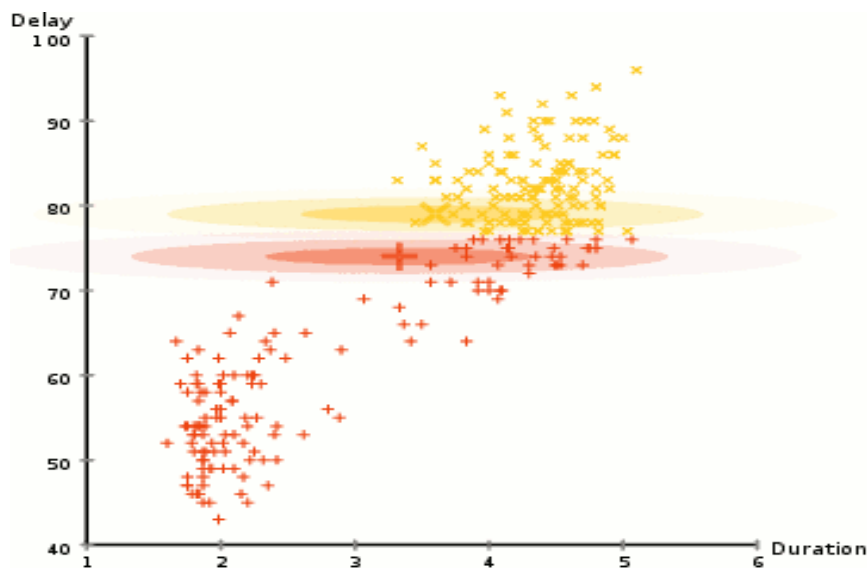


Figure 04. L'algorithme EM (Expectation-Maximisation) [39]

Clustering Itératif EM par Parties

L'idée derrière le clustering itératif par parties est de diviser l'ensemble des données (ici, les voxels) en sous-ensembles ou parties, de manière à effectuer le clustering de manière locale avant de combiner les résultats globaux. Cette approche peut être particulièrement efficace pour les grands ensembles de données volumétriques. [40]

Étapes de l'algorithme

Chapitre 2 Amélioration des IRM cérébrale

- **Initialisation :**
 - Diviser l'image volumétrique en sous-régions (parties).
 - Initialiser les paramètres des clusters pour chaque partie.
- **Clustering Local :**
 - Pour chaque partie, appliquer l'algorithme EM localement pour segmenter les voxels en clusters.
 - Les formules pour l'étape E et l'étape M restent les mêmes, mais sont appliquées uniquement sur les voxels de la partie actuelle.
- **Fusion des Clusters :**
 - Combiner les clusters obtenus de chaque partie pour former un ensemble global de clusters.
 - Réévaluer les paramètres globaux des clusters en utilisant une approche EM sur l'ensemble des voxels en utilisant les clusters initiaux des parties.
- **Itération Globale :**
 - Répéter les étapes de clustering local et de fusion jusqu'à convergence des paramètres globaux.

2-1-1 Estimation du champ de biais et correction des intensités

L'estimation du champ de biais et la correction des intensités sont des étapes cruciales dans le traitement des images IRM pour corriger les inhomogénéités de l'intensité dues à des variations dans le champ magnétique. Ces inhomogénéités peuvent affecter la qualité de l'image et la précision des analyses subséquentes. Voici une présentation de ces étapes avec des formules et des références.

- **Modèle d'intensité d'image**

Le modèle généralement utilisé pour décrire une image IRM avec un champ de biais $B(x)$ est le suivant :

$$I(x) = J(x) \cdot B(x) + n(x)$$

où :

- $I(x)$ est l'intensité observée à la position x ,

Chapitre 2 Amélioration des IRM cérébrale

- $J(x)$ est l'intensité réelle du tissu à la position x ,
- $B(x)$ est le champ de biais multiplicatif à la position x ,
- $n(x)$ est le bruit additif à la position x

L'objectif est d'estimer $B(x)$ et de corriger $I(x)$ pour obtenir $J(x)$.

- **Estimation du champ de biais**

L'estimation du champ de biais peut être réalisée en utilisant une méthode basée sur les classes de tissus, telles que celles obtenues à partir de la segmentation précédente. Voici les étapes générales :

- **Calcul des moyennes des classes :**

Pour chaque classe k (par exemple, tissus cérébraux : GM, WM, CSF), on calcule la moyenne des intensités observées :

$$\mu_k = \frac{1}{|S_k|} \sum_{x \in S_k} I(x)$$

où

S_k est l'ensemble des voxels appartenant à la classe k et μ_k est la moyenne des intensités observées pour cette classe.

- **Interpolation du champ de biais :**

Les moyennes des classes sont utilisées pour estimer le champ de biais $B(x)$. Une méthode courante est d'utiliser une interpolation spline ou une régularisation pour obtenir un champ de biais lisse [40] :

$$B(x) = f(w, x)$$

Où

f est une fonction spline ou une autre fonction de régularisation dépendant d'un ensemble de paramètres w .

Chapitre 2 Amélioration des IRM cérébrale

- **Optimisation des paramètres :**

Les paramètres w sont optimisés pour minimiser la différence entre les intensités observées et les intensités corrigées, pondérées par les appartenances aux classes. Une fonction d'énergie couramment utilisée est [36] :

$$E(w) = \sum_k \sum_{x \in S_k} (I(x) - J_k \cdot B(x))^2$$

où

J_k est l'intensité moyenne réelle du tissu de la classe k .

- **Correction des intensités**

Une fois le champ de biais $B(x)$ estimé, la correction des intensités est effectuée en divisant les intensités observées par le champ de biais [41]

$$J(x) = \frac{B(x)}{I(x)}$$

CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons montré comment la correction du champ de biais dans les images par résonance magnétique (IRM) est effectuée, conduisant à améliorer la qualité des IRM traitées. Au chapitre suivant, nous présentons deux méthodes que nous avons proposé

Chapitre 2 Amélioration des IRM cérébrale

dans ce projet de master. La première, basée classification permet le filtrage de bruit par lissage adaptatif. La seconde permet la correction de l'INU par substitution répétitive des intensités par les moyennes, et également contrôlée par la classification des pixels.

Chapitre 3 Paradigmes et outils computationnels

Introduction

Diverses approches ont été proposées pour l'amélioration de la qualité des images IRM. Le but de toute amélioration est de permettre aux traitements de haut niveau, tels que la segmentation, la classification et la reconnaissance. Dans ce chapitre, nous présentons deux méthodes d'amélioration des IRM cérébrales, basées sur les techniques d'apprentissage. Nous avons considéré l'apprentissage supervisé, et plus particulièrement, la classification bayésienne. Nous commençons ce chapitre par l'introduction de la méthode de classification utilisée, à savoir, la classification bayésienne.

1- Le classifieur bayésien Naïf

1-1 Formulation

Dans le cadre de l'apprentissage supervisé, nous considérons un jeu de données composé de N variables qui décrivent les données, telles que des images représentées sous forme de matrices d'entiers. Chaque donnée dans cet ensemble est caractérisée par un vecteur de valeurs $X = x_1, \dots, x_N$ correspondant à ces variables, ainsi qu'une valeur de sortie Y appelée réponse supervisée ou étiquette (qui peut être une classe dans le cas d'un problème de classification). [83]

Pour formuler le problème d'apprentissage supervisé, nous le représentons comme un ensemble de couples entrée-sortie (X_i, Y_i) , où i varie de 1 à n , n étant le nombre total d'exemples ou d'échantillons disponibles. Ainsi, chaque exemple d'apprentissage est constitué d'un vecteur d'entrée X_i et de sa sortie correspondante Y_i . [83]

La fonction d'apprentissage, notée $f: X \rightarrow Y$, est celle qui associe à chaque vecteur d'entrée sa valeur de sortie. L'objectif d'un algorithme d'apprentissage supervisé est donc d'approximer cette fonction f uniquement à partir des exemples d'apprentissage disponibles. En d'autres termes, l'algorithme cherche à trouver une relation entre les données d'entrée et de sortie afin de pouvoir prédire correctement les sorties pour de nouvelles données d'entrée non vues auparavant. [83]

En fonction du résultat (comportement) supervisé que l'on veut obtenir, on peut distinguer deux types de problèmes :

- **Régression** : lorsque le résultat supervisé que l'on cherche à estimer est une valeur dans un ensemble continu de réels.
- **Classification** : lorsque l'ensemble des valeurs de sortie est discret. Ceci revient à attribuer une classe (aussi appelée étiquette ou label) pour chaque vecteur d'entrée.

Nous nous plaçons souvent dans le cas de problème de classification à deux classes (2-classes) qui peut être facilement étendu à N -classes. [83]

Chapitre 3 Paradigmes et outils computationnels

1-2 Problème Linéaire et Non-Linéaire

Les méthodes de classification supervisée peuvent être basées sur

- des hypothèses probabilistes (cas du classifieur naïf bayésien),
- des notions de proximité (exemple, k plus proches voisins) ou
- des recherches dans des espaces d'hypothèses (exemple, arbres de décisions).

En fonction du problème, il faut pouvoir choisir le classifieur approprié, c'est-à-dire celui qui sera à même de séparer au mieux les données d'apprentissage. [83]

On dit qu'un problème est linéairement séparable si les exemples de classes différentes sont complètement séparables par un hyperplan (appelé hyperplan séparateur, ou séparatrice). Ce genre de problème se résout par des classifieurs assez simples, qui ont pour but de trouver l'équation de l'hyperplan séparateur.

Mais, le problème peut également être non séparable de manière linéaire comme illustré dans la figure 05. Dans ce cas, il faut utiliser d'autres types de classifieurs, souvent plus longs à paramétrer, mais qui obtiennent des résultats plus précis. [83]

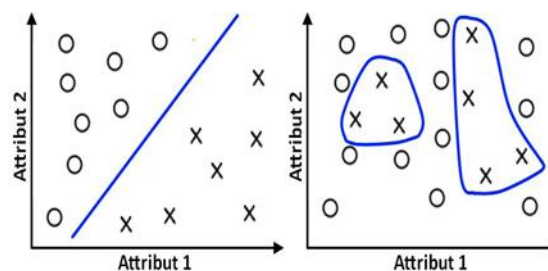


Figure 05. A Gauche : Problème linéairement séparable (Frontière linéaire).

A Droite : Problème non linéairement séparable. [83]

Remarque

Un problème, initialement, non linéairement séparable peut s'avérer séparable avec l'ajout d'un nouvel attribut (figure 05). D'où l'intérêt d'un choix judicieux de ces attributs. C'est ce principe qui est utilisé par le classifieur Support Vector Machine (SVM)

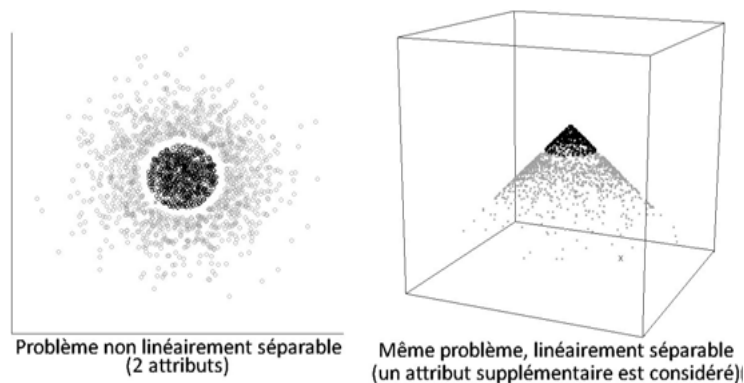


Figure 06. Même problème considéré avec 2 ou 3 attributs. [83]

1-3 Formulation de la classification bayésienne

La classification naïve bayésienne repose sur l'hypothèse que les attributs sont fortement (ou naïvement) indépendants. Elle est basée sur le théorème de Bayes qui ne s'applique que sous cette hypothèse [83]

Théorème de Bayes est donné par : $P(x|y) = \frac{P(x)yP(x)}{P(y)}$, avec $P(x|y)$ est la probabilité conditionnelle d'un événement x sachant qu'un autre événement y de probabilité non nulle s'est réalisé.

Dans le cas d'une classification, on pose H l'hypothèse selon laquelle un "vecteur d'attributs X (représentant un objet) appartient à une classe C ", et l'on suppose que l'on cherche à estimer la probabilité $P(H|X)$, c'est-à-dire la probabilité que l'hypothèse H soit vraie, considérant X .

Ainsi, si l'on a un nouvel exemple $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ dont on veut trouver la classe, on va chercher la probabilité maximale d'appartenance à cette classe [83] :

$$P(x) * = \operatorname{argmax} P(x_1, x_2, \dots, x_n | H) * P(H)$$

Cette équation est directement déduite du théorème de Bayes. En effet, comme l'objectif est de faire une maximisation et que le dénominateur ne dépend pas de x , on peut le supprimer.

Cependant, cette probabilité pourrait être beaucoup trop compliquée à estimer, si l'on considère le nombre de descriptions possibles. C'est alors que l'on utilise l'hypothèse d'indépendance, qui nous permet de décomposer la probabilité conditionnelle en un produit de probabilités conditionnelles. Le classifieur devient alors [83] :

$$\text{Classe}(x) = \operatorname{argmax} (P(x_i | H) * P(H))$$

Chapitre 3 Paradigmes et outils computationnels

Remarque,

- Avantage, ce classifieur est souvent utilisé, car très simple d'emploi.
- Inconvénient, cependant, il est très sensible à leur corrélation.

2- Lissage Adaptatif d'IRM

2-1 Principe de la méthode

Classiquement, le lissage d'image consiste à remplacer la valeur d'un pixel par la moyenne des pixels, qui les entourent. Cependant, et afin que le lissage soit adaptatif on ne considère que les pixels qui sont proches en valeurs images.

Nous avons introduit dans notre algorithme l'écart-type pour tester la proximité des valeurs. Le pseudo code suivant présente un lissage adaptatif, basé écart-type :

Algorithme Lissage-adaptatif

Entree IRM brute (W x H)

Sortie IRM lissée

Debut

Pour y allant de 0 à H-1 faire

 Pour x allant de 0 à W-1 faire

 Ecart = Ecarttype(x,y)

 Si Ecart < Seuil alors

 IRM lissée = Moyenne(x,y)

 Fin si

 Fin pour

Fin pour

Fin

La fonction Ecarttype(x,y) calcul l'écart-type des intensités des pixels dans le voisinage de (x,y) en considérant un voisinage V x V (typiquement 3 x 3).

La fonction Moyenne(x,y) calcule la moyenne des intensités des pixels voisins de (x,y) en considérant un voisinage V x V (typiquement 3 x 3).

Chapitre 3 Paradigmes et outils computationnels

L'utilisation de l'écart-type permet de ne remplacer la valeur d'un pixel par la moyenne des pixels voisins que si tous les pixels dans ce voisinage sont proches en intensités.

2-2 Lissage basée apprentissage automatique

Principe :

En première phase, on procède à la construction d'un classifieur bayésien, en considérant les données d'apprentissage. Ces dernières consistent en une image d'apprentissage IRMApp, et sa segmentation réelle terrain IRMRT qui consiste aux étiquettes des pixels. Chaque étiquette représente un tissu particulier de l'IRM cérébral, à savoir : 0 : fond de l'image, 1 : Liquide céphalorachidien, 2 : Matière grise, et 3 Matière blanche. Par la suite, nous procédons au calcul des moyennes des intensités par pixel, mais on ne remplace un pixel par la moyenne de son voisinage que si le pixel en question est correctement classé par le classifieur bayésien. Si le pixel est mal classé, on garde sa valeur d'intensité inchangée. L'idée est que les pixels mal classés sont situés aux frontières entre les différentes régions, et donc il est préférable de ne pas les lisser pour ne pas engendrer du flou, qui est engendré par les méthodes de lissage d'image.

Algorithme Lissage-Apprentissage

Entrée : IRMEntree

IRMApp # IRM d'apprentissage

RT # Segmentation réalité terrain

Sortie : IRMLissee

Debut

Créer un classifieur bayésien CB

CB.Entraînement(IRMApp, RT)

IRMPredite = CB.Prediction(IRMEntree)

Pour y allant de 0 à H-1 faire

Pour x allant de 0 à W-1 faire

Si IRMPredite[y][x] = RT[y][x] alors

IRMLissee[y][x] = Moyenne(x,y)

Fin si

Fin pour

Chapitre 3 Paradigmes et outils computationnels

Fin pour

Fin

3- Correction de l'INU

Comme pour le lissage, nous avons considéré deux situations : 1) utilisation de test de l'écart-type des intensités, et 2) utilisation des résultats de classification par le classifieur bayésien.

3-1 Correction de l'INU adaptative

Principe

Comme pour le lissage, nous considérons l'écart-type du voisinage du pixel (x,y) pour remplacer l'intensité du pixel (x,y) par la moyenne de son voisinage. Cependant, dans ce cas, nous allons itérer sur le même pixel, de sorte que les valeurs d'intensité seront fionnées en considérant les pixels loin du voisinage locale.

Algorithme INUadaptatif

Entree IRM Entree

Sortie IRM Corrige

Debut

IRM Corrige = IRM Entree

Pour iter allant de 1 à 100 000 faire

$x = \text{aleatoire}(0, W-1)$

$y = \text{aleatoire}(0, H-1)$

si $\text{Ecartype}(x,y) < \text{Seuil}$ alors

$\text{IRM Corrige}[y][x] = \text{Moyenne2}(x,y)$

Finsi

Fin pour

Ici la fonction Moyenne2, et contrairement à Moyenne, calcule la moyenne des pixels au voisinage de (x,y) en considérant l'IRM en cours IRM Corrige, au lieu de IRM Entree comme pour la fonction Moyenne.

Chapitre 3 Paradigmes et outils computationnels

3-2 Correction de l'INU basée apprentissage automatique

Principe

Comme pour le lissage à base d'apprentissage automatique, nous considérons le résultat de classification du pixel (x,y) pour remplacer son intensité par la moyenne de son voisinage. Comme pour le lissage nous allons itérer sur le même pixel, de sorte que les valeurs d'intensité seront lissées en considérant les pixels loins du voisinage locale.

Algorithme INU adaptatif

Entrée : IRM_{Entrée}

Sortie : IRM_{Corrigée}

Début

IRM_{Corrigée} = IRM_{Entrée}

Pour i allant de 1 à 100 000 faire

$x = \text{aleatoire}(0, W-1)$

$y = \text{aleatoire}(0, H-1)$

si $\text{Ecartype}(x,y) < \text{Seuil}$ alors

IRM_{Corrigée}[y][x] = Moyenne2(x,y)

Finsi

Fin pour

Ici la fonction Moyenne2, et contrairement à Moyenne, calcule la moyenne des pixels au voisinage de (x,y) en considérant l'IRM en cours IRM_{Corrigée}, au lieu de IRM_{Entrée} comme pour la fonction Moyenne.

Algorithme INU-Apprentissage

Entrée : IRM_{Entrée}

IRM_{App} # IRM d'apprentissage

RT # Segmentation réalité terrain

Sortie : IRM_{Lissée}

Début

Chapitre 3 Paradigmes et outils computationnels

Créer un classifieur bayésien CB

CB.Entraînement(IRMApp, RT)

IRMPredite = CB.Prediction(IRMEntree)

IRMCorrigee = IRMEntree

Pour iter allant de 1 à 100 000 faire

x=aleatoire(0,W-1)

y=aleatoire(0,H-1)

siIRMPredite[y][x]=RT[y][x] alors

IRMCorrigee[y][x]=Moyenne2(x,y)

Finsi

Fin pour

Pareil pour le lissage, la fonction Moyenne2 calcule la moyenne des pixels au voisinage de (x,y) en considérant l'IRM en cours IRMCorrigee.

4- Implémentation et tests

Afin de tester nos méthodes de lissage et de correction d'INU, nous avons procédé à l'implémentation des algorithmes cités avant, en utilisant le langage Python, sous l'environnement GoogleColab que nous présentons avant d'exposer nos résultats.

4-1 Python

Définition

Python est un langage de programmation open source. Python est le langage le plus utilisé pour la Data Science. Pour cause, ce langage est simple, lisible, propre, flexible et compatible avec de nombreuses plateformes. Ses nombreuses bibliothèques,

Telles que TensorFlow, Scipy et Numpy permettent d'effectuer une large variété de tâches.



Chapitre 3 Paradigmes et outils computationnels

Sa syntaxe très simple le rend utilisable par des personnes n'ayant pas forcément de background en ingénierie.

Il permet le prototypage rapide, et le code peut être exécuté n'importe où: Windows, macOS, UNIX, Linux... sa flexibilité permet de prendre en charge le développement de modèles de Machine Learning, le forage de données, la

classification et bien d'autres tâches plus rapidement que les autres langages.

Des bibliothèques comme Scrapy et BeautifulSoup permettent d'extraire des données depuis internet, tandis que Seaborn et Matplotlib aident à la Data Visualization. De leur côté, TensorFlow, Keras et Theano permettent le développement de modèles de Deep Learning, et Scikit-Learn aide au développement d'algorithmes de Machine Learning [84]

Les bibliothèques python:

NumPy:

NumPy (pour Numerical Python) est une bibliothèque essentielle pour le calcul scientifique en Python, offrant des outils pour effectuer des opérations de base et avancées sur des tableaux (n-arrays) et des matrices. Elle permet de manipuler des tableaux contenant des valeurs de même type de données et facilite l'exécution d'opérations mathématiques sur ces tableaux grâce à la vectorisation. Cette vectorisation améliore les performances et accélère le temps d'exécution des calculs. NumPy est donc particulièrement utile pour des tâches nécessitant des calculs rapides et efficaces sur de grandes quantités de données.

SciPy:

Cette bibliothèque utile comprend des modules pour l'algèbre linéaire, l'intégration, l'optimisation et les statistiques. Sa fonctionnalité principale repose sur NumPy, utilisant ainsi ses tableaux. SciPy est idéal pour divers projets de programmation scientifique, incluant les sciences, les mathématiques et l'ingénierie. Elle offre des routines numériques efficaces, comme l'optimisation numérique et l'intégration, disponibles dans ses sous-modules. De plus, sa vaste documentation facilite grandement son utilisation.

Pandas:

Pandas est une bibliothèque conçue pour aider les développeurs à travailler intuitivement avec des données étiquetées et relationnelles. Elle repose sur deux structures de données principales : la "Série" (unidimensionnelle, semblable à une liste Python) et le "DataFrame" (bidimensionnelle, semblable à un tableau à plusieurs colonnes). Pandas permet de convertir des structures de données en objets DataFrame, de gérer les données manquantes, d'ajouter ou de supprimer des colonnes, et de traiter les

Chapitre 3 Paradigmes et outils computationnels

fichiers incomplets. Elle offre également des outils pour tracer des données avec des histogrammes ou des boîtes à moustaches, faisant de Pandas un outil indispensable pour la manipulation et la visualisation des données.

Keras :

Keras est une excellente bibliothèque pour construire et modéliser des réseaux de neurones. Elle est très simple à utiliser et offre une grande extensibilité aux développeurs. Keras utilise d'autres paquets comme Theano ou TensorFlow comme terminaux, et Microsoft a intégré CNTK (Microsoft Cognitive Toolkit) comme autre backend.

Scikit-Learn:

Scikit-learn est une bibliothèque essentielle pour les projets de science des données en Python. Faisant partie des paquets Scikits de SciPy, elle est conçue pour des fonctionnalités spécifiques comme le traitement d'images. Utilisant les opérations mathématiques de SciPy, Scikit-learn offre une interface simple pour les algorithmes d'apprentissage automatique les plus courants. Les spécialistes des données l'utilisent pour des tâches standard de machine learning et d'exploration de données, telles que le regroupement, la régression, la sélection de modèles, la réduction de la dimensionnalité et la classification.

PyTorch:

PyTorch est un framework idéal pour les data scientists souhaitant réaliser facilement des tâches de deep learning. Il permet des calculs de tenseurs avec une accélération GPU et est utilisé pour créer des graphiques de calcul dynamiques et calculer automatiquement des gradients. Basé sur Torch, une bibliothèque open source de deep learning implémentée en C avec un habillage en Lua, PyTorch offre une grande flexibilité et puissance pour le développement de modèles de deep learning.

TensorFlow:

TensorFlow est un framework Python populaire pour le machine learning et le deep learning, développé par Google Brain. Il est particulièrement adapté à des tâches telles que l'identification d'objets et la reconnaissance vocale. TensorFlow permet de travailler avec des réseaux neuronaux artificiels pour gérer plusieurs ensembles de données. La bibliothèque inclut plusieurs couches d'assistance (comme tflearn, tf-slim et skflow), augmentant ainsi ses fonctionnalités. TensorFlow est régulièrement mis à jour pour corriger les failles de sécurité et améliorer l'intégration avec les GPU.

Matplotlib:

Matplotlib est une bibliothèque de visualisation de données standard en science des données, permettant de générer des graphiques et des diagrammes bidimensionnels tels que des histogrammes,

Chapitre 3 Paradigmes et outils computationnels

des diagrammes de dispersion et des graphiques de coordonnées non cartésiennes. Elle est particulièrement utile dans les projets de science des données en fournissant une API orientée objet pour intégrer des tracés dans les applications. Matplotlib permet à Python de rivaliser avec des outils scientifiques comme MatLab ou Mathematica, bien que les développeurs doivent souvent écrire plus de code pour créer des visualisations avancées. De plus, les autres bibliothèques de tracés populaires fonctionnent bien avec Matplotlib.

OpenCV:

La bibliothèque OpenCV offre une gamme étendue de fonctionnalités pour le traitement d'images, permettant de créer des programmes allant de la manipulation de données brutes à la création d'interfaces graphiques basiques [85].

4-2 Google colab

Définition

Google est très actif dans la recherche en intelligence artificielle (IA) et a développé un framework d'IA appelé TensorFlow ainsi qu'un outil de développement appelé Colaboratory. TensorFlow est désormais open source et depuis 2017, Google a rendu Colaboratory gratuit pour un usage public, désormais connu sous le nom de Google Colab ou simplement Colab. Une fonctionnalité intéressante de Colab est son support du GPU, offert gratuitement. Google pourrait chercher à établir son logiciel comme un standard dans les universités pour l'enseignement de l'apprentissage automatique et de la science des données, ainsi qu'à construire une clientèle pour les API Google Cloud vendues à l'utilisation. Colab est un environnement de notebook Jupyter gratuit qui s'exécute entièrement dans le cloud, ne nécessitant aucune configuration. Il permet la collaboration en temps réel et prend en charge de nombreuses bibliothèques d'apprentissage automatique populaires. [86].

Que propose Colab?

- Écrire et exécuter du code en Python
- Documentez votre code qui prend en charge les équations mathématiques
- Créer/Télécharger/Partager des blocs-notes
- Importer/enregistrer des blocs-notes depuis/vers Google Drive
- Importer/publier des blocs-notes depuis GitHub
- Importez des ensembles de données externes, par ex. de Kaggle
- Intégrer PyTorch, TensorFlow, Keras, OpenCV

Chapitre 3 Paradigmes et outils computationnels

- Service Cloud gratuit avec GPU gratuit

Utiliser la plateforme colab:



En ouvrant l'URL suivante dans notre navigateur, <https://colab.research.google.com/>, notre navigateur affichera l'écran suivant, supposant que nous sommes connectés à notre Google Drive.

Figure 07: la page d'accueil de la plateforme.

caractéristique de Google Colab :

stockage des données : Les blocs-notes Colab sont stockés dans Google Drive. Vous pouvez également le télécharger depuis GitHub. Vous pouvez partager des blocs-notes Colab comme vous le feriez avec des documents Google Docs ou des feuilles de calcul.

Partage : Si vous choisissez de partager un bloc-notes, tout son contenu (texte, icône, sortie et commentaires) sera partagé. Vous pouvez empêcher l'enregistrement ou le partage du contenu en tant que sortie de cellules de code.

Rechercher des notebooks Colab : Pour rechercher des blocs-notes Colab, utilisez Google Drive. Cliquez sur le logo Colab dans le coin supérieur gauche de l'ordinateur portable pour afficher tous les ordinateurs portables dans Google Drive. Vous pouvez également trouver les blocs-notes que vous avez récemment ouverts dans Fichier > Ouvrir le bloc-notes .

Exécution de code : Votre code est exécuté sur une machine virtuelle propre à votre compte. Les machines virtuelles sont supprimées lorsqu'elles sont inactives pendant un certain temps et ont une durée de vie maximale imposée par le service Colab.

5- Extraits de notre code python

Importation des modules

```
from PIL import Image
```

Chapitre3Paradigmes et outils computationnels

```
frommatplotlibimportpyplotasplt

fromsklearn.model_selectionimporttrain_test_split

fromsklearn.neighborsimportKNeighborsClassifier

fromsklearn.naive_bayesimportGaussianNB

fromsklearn.metricsimportclassification_report, confusion_matrix

importpandasaspd

importnumpyasnp

fromitertoolsimportchain

importrandom
```

Chargement des données d'apprentissage

```
nomfichier="/content/drive/MyDrive/irm.rawb"

f=open(nomfichier,"rb")

tableau = f.read()

image = bytearray(tableau)

f.close()

nomfichier2="/content/drive/MyDrive/rt.rawb"

f2=open(nomfichier2,"rb")

tableau = f2.read()

rt = bytearray(tableau)

f2.close()

X=np.array(image)

Y=np.array(rt)
```

Le code précédent charge dans des variables mémoires, le fichier image « irm.rawb » contenant les intensités des pixels, et le fichier rt (réalité terrain) contenant les classes des pixels, qui sont (0 : fond, 1 : liquide céphalorachidien, 2 : matière grise, et 3 matière blanche).

Chapitre 3 Paradigmes et outils computationnels

Apprentissage du classifieur bayésien

```
x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(X, Y, test_size=0.20)
```

```
classifieur2 = GaussianNB()
```

```
classifieur2.fit(x_train.reshape(-1,1), y_train)
```

Les instructions précédentes extraient les ensembles d'apprentissage X et Y, en 75% pour l'apprentissage du classifieur bayésien (voir instruction) et son test.

Construction d'une coupe 2D

```
# construction image 2D
```

```
zref=83# N° du slice
```

```
Im=[]
```

```
for y in range(Hauteur):
```

```
    Im.append([])
```

```
    for x in range(Largeur):
```

```
        Im[y].append(Im2d(x,y))
```

Le code précédent extrait une coupe N° 83 du volume 3D de l'IRM.

Affichage IRM

```
def afficheIRM(Imm):
```

```
    imaff=Image.new('RGB',(181,217))
```

```
    for y in range(Hauteur):
```

```
        for x in range(Largeur):
```

```
            intensite= Imm[y][x]
```

```
            imaff.putpixel((x,y),(intensite,intensite,intensite))
```

```
    plt.imshow(imaff)
```

Le code affiche la coupe extraite sur l'écran.

Chapitre 3 Paradigmes et outils computationnels

Calcul Moyenne et Ecart-type

```
## Filtrage adaptatif de l'image
```

```
DLM = 2 # demi largeur du masque
```

```
defmoyenne(x0,y0):
```

```
    if (x0 < DLM) or (x0 >= Largeur-DLM) or (y0 < DLM) or (y0 >= Hauteur-DLM):
```

```
        return Im[y0][x0]
```

```
    liste = []
```

```
    for y in range(y0-DLM,y0+DLM+1):
```

```
        for x in range(x0-DLM,x0+DLM+1):
```

```
            liste.append(Im[y][x])
```

```
    return int(np.nanmean(liste))
```

```
defecarttype(x0,y0):
```

```
    if (x0 < DLM) or (x0 >= Largeur-DLM) or (y0 < DLM) or (y0 >= Hauteur-DLM):
```

```
        return 0
```

```
    liste = []
```

```
    for y in range(y0-DLM,y0+DLM+1):
```

```
        for x in range(x0-DLM,x0+DLM+1):
```

```
            liste.append(Im[y][x])
```

```
    return np.nanstd(liste)
```

En considérant un demi largeur du masque $DLM = 2$ (masque = 5×5), les deux fonctions précédentes retournent respectivement la moyenne et l'écart-type dans le masque 5×5 .

Lissage adaptatif à base d'écart-type

```
# filtrage à base de l'ecart type
```

```
Im2 = creerImage()
```

```
for y in range(Hauteur):
```

```
    for x in range(Largeur):
```

Chapitre3Paradigmes et outils computationnels

```
ifecarttype(x,y)<8:
```

```
    Im2[y][x]=moyenne(x,y)
```

```
else:
```

```
    Im2[y][x]=Im[y][x]
```

```
print ("IRM après lissage à base d'écart type")
```

```
afficheIRM(Im2)
```

Si l'écart-type au voisinage d'un pixel est inférieur au seuil 8 ; le pixel est remplacé par la moyenne des pixels de son voisinage.

Lissage à base de classification

```
# filtrage à base de classification
```

```
Im3 = creerImage()
```

```
totalAlteres=0
```

```
for y inrange(Hauteur):
```

```
    for x inrange(Largeur):
```

```
        vpred = YYpredict[y*Largeur+x]
```

```
        vtest = XX[y*Largeur+x]
```

```
        ifvpred==vtest:
```

```
            Im3[y][x]=moyenne(x,y)
```

```
            totalAlteres=totalAlteres+1
```

```
        else:
```

```
            Im3[y][x]=Im[y][x]
```

```
print ("IRM après lissage à base de classification")
```

```
afficheIRM(Im3)
```

```
print("total Alteres = ",totalAlteres)
```

Dans ce code, le pixel est remplacé par sa moyenne si sa classification est correcte, sinon, il garde sa valeur initiale.

Chapitre3Paradigmes et outils computationnels

Correction INU à base de classification

```
# INU à base de classification

defmoyenne2(x0,y0):
    if (x0 < DLM) or (x0>=Largeur-DLM) or (y0 < DLM) or (y0>=Hauteur-DLM):
        return Im[y0][x0]

    liste = []

    for y inrange(y0-DLM,y0+DLM+1):
        for x inrange(x0-DLM,x0+DLM+1):
            liste.append(Im4[y][x])

    returnint(np.nanmean(liste))

defcarttype2(x0,y0):
    if (x0 < DLM) or (x0>=Largeur-DLM) or (y0 < DLM) or (y0>=Hauteur-DLM):
        return0

    liste = []

    for y inrange(y0-DLM,y0+DLM+1):
        for x inrange(x0-DLM,x0+DLM+1):
            liste.append(Im4[y][x])

    returnnp.nanstd(liste)

Im4 = Im.copy()

totalAlteres=0

foriterinrange(100000):
    x=random.randint(0,Largeur-1)
    y=random.randint(0,Hauteur-1)
    vpred = YYpredict[y*Largeur+x]
    vtest = XX[y*Largeur+x]
    ifvpred==vtest:
```

Chapitre3Paradigmes et outils computationnels

```
Im4[y][x]=moyenne2(x,y)

totalAlteres=totalAlteres+1

else:

    Im4[y][x]=Im[y][x]

print ("IRM aprèsINU à base de classification")

afficheIRM(Im4)

print("total Alteres = ",totalAlteres)
```

Le code précédent, itère sur le remplacement des intensités des pixels par les moyennes des voisinages. Ceci permet de faire propager les intensités des pixels loin des voisinages locaux, et ainsi corrige l'INU dans l'IRM. Le remplacement est effectué si le pixel est bien classé, sinon le pixel garde sa valeur initiale, lors de tous les itérations.

6- IRM résultats

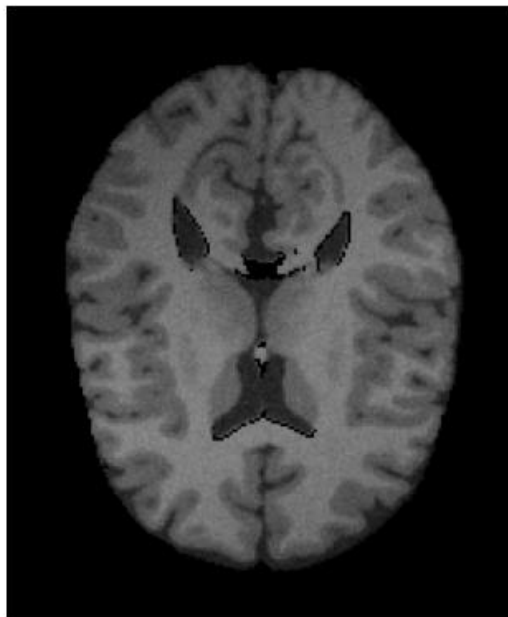


Figure 08 : IRM Brute (sans aucun traitement d'amélioration)

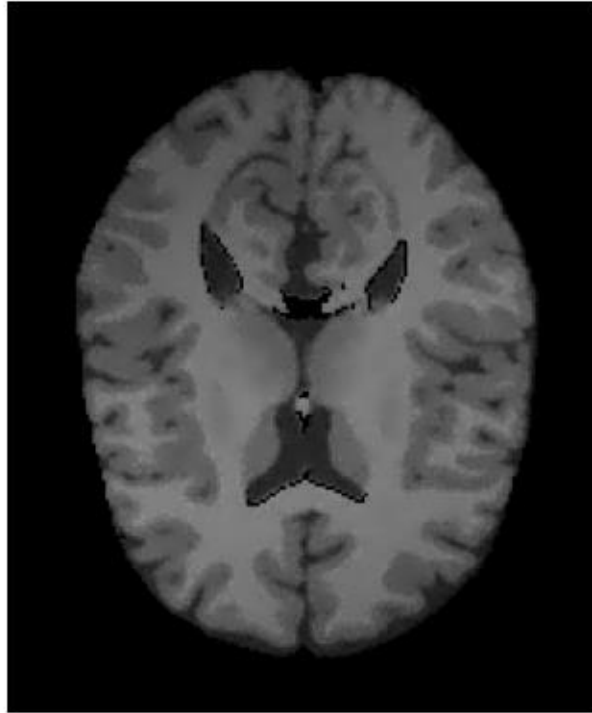


Figure 09: IRM après filtrage adaptatif à base d'écart-type

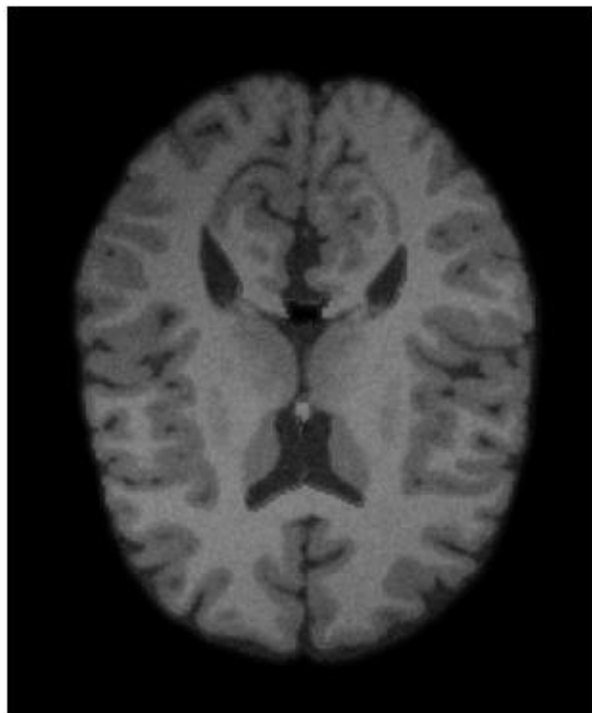


Figure 10: IRM Après lissage adaptatif à base de classification

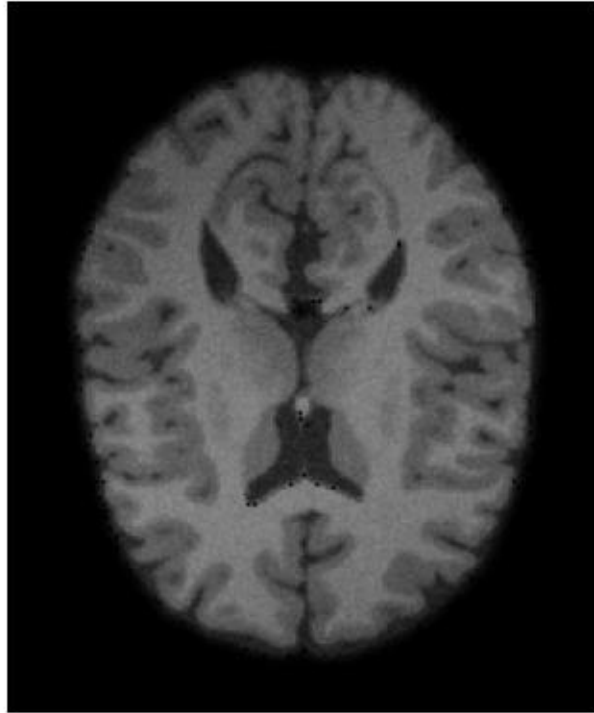


Figure 11: IRM Après correction de l'INU à base de classification

Chapitre3Paradigmes et outils computationnels

Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté deux méthodes distinctes pour l'amélioration des IRM. La première méthode est basée classification et permet de filtrer le bruit dans une IRM par lissage adaptatif, contrôlée par la classification des pixels. La seconde méthode, permet de corriger la Non Uniformité des Intensités (INU), en se basant également sur la classification des pixels. En seconde partie de ce chapitre, nous avons expérimenté nos méthodes, en utilisant le langage Python sous l'environnement de développement en ligne Google Cola, lequel nous avons introduit au début de la section. Des extraits de code nous ont permis de montrer comment nos méthodes ont été implémentées en utilisant la programmation python et appelant aux différents modules de Python sous Google Colab. Les résultats de test ont montré l'efficacité des méthodes que nous avons proposées.

Conclusion générale

Conclusion générale

En imagerie médical, notamment en IRM, les traitements de haut niveau, tels que la segmentation, la classification et la reconnaissance sont tributaires de la qualité des images en entrées. Cependant les IRM sont entachées de plusieurs déformations, principalement le bruit et la non uniformité des intensités (INU). Il est donc impérativement nécessaire de traiter ces types d'images afin d'améliorer leur qualité avant qu'elle soit soumises à des traitements de haut niveau.

Dans ce projet de master, nous avons proposé des méthodes, basées apprentissage automatique pour l'amélioration de la qualité des IRM. Il s'agit d'une méthode à base de classification bayésienne pour le filtrage de bruit par lissage adaptatif. La seconde méthode est basée également classification et est faite pour la correction de l'INU, et ce par remplacement répétitifs des intensités par leurs moyennes, à convictions que les pixels sont bien classifiés, en utilisant un classifieur bayésien.

Nous avons implémenté les deux méthodes en utilisant le langage Python sous Google Colab, et nous les avons testé en utilisant une images IRM, dont on a extrait un plan 2D. Les résultats obtenus montrent que les méthodes proposées ont permis d'améliorer la qualité de l'image en termes de réduction du bruit et de la correction de l'INU.

En perspectives à ce travail, nous comptons tester la segmentation des IRM après application des deux méthodes proposées. Cela nous permettra de mesurer quantitativement les deux méthodes proposées.

Bibliographie

- [1] : National Institute of Biomedical Imaging and Bioengineering. "Magnetic Resonance Imaging (MRI)." Accessed June 7, 2024. [NIBIB](#).
- [2] : American College of Radiology
- [3] : INSERM
- [4] :Haacke, E. M., Brown, R. W., Thompson, M. R., &Venkatesan, R. (1999). *Magnetic Resonance Imaging: Physical Principles and Sequence Design*. Wiley-Liss.
- [5]:Hornak, J. P. (2014). *The Basics of MRI*. Online resource.
- [6]:Bernstein, M. A., King, K. E., & Zhou, X. J. (2004). *Handbook of MRI Pulse Sequences*. Elsevier.
- [7]:Elster, A. D., &Burdette, J. H. (2001). *Questions and Answers in Magnetic Resonance Imaging*. Mosby.
- [8] :McRobbie, D. W., Moore, E. A., Graves, M. J., & Prince, M. R. (2006). *MRI from Picture to Proton*. Cambridge University Press.
- [9] :Haacke, E. M., Brown, R. W., Thompson, M. R., &Venkatesan, R. (1999). *Magnetic Resonance Imaging: Physical Principles and Sequence Design*. Wiley-Liss.
- [10] : Principles of Magnetic Resonance Imaging" par Richard C. Hagberg et Joseph P. Hornak.
- [11] :https://www.google.com/url?sa=i&url=https%3A%2F%2Fwww.researchgate.net%2Ffigure%2FUne-image-IRM-pondere-T1-et-T2_fig43_344380023&psig=AOvVaw3Flpp16ynZv8s3TakXrozC&ust=1717846198771000&source=images&cd=vfe&opi=89978449&ved=0CAQQjB1qFwoTCLCUh_axyYYDFQAAAAAdAAA_AABAE
- [12] : Artifacts in Magnetic Resonance Imaging" par Walter Kucharczyk et al., "Diagnostic Ultrasound: Principles and Instruments" par Frederick W. Kremkau, "Computed Tomography: Physical Principles, Clinical Applications, and Quality Control" par Euclid Seeram.
- [13] : Medical Imaging Physics" par William R. Hendee et E. Russell Ritenour.
- [14] ; Principles of Medical Imaging" par K. Kirk Shung et Michael Smith.
- [15] : Magnetic Resonance Imaging: Physical and Biological Principles" par Stewart C. Bushong.
- [16] :Hendee, William R., and E. Russell Ritenour. *Medical Imaging Physics*. Wiley-Liss, 2002.

- [17] :Shung, K. Kirk, Michael Smith, and Benjamin Tsui. *Principles of Medical Imaging*. Academic Press, 1992.
- [18] : Tustison, Nicholas J., et al. "N4ITK:improved N3 bias correction." *IEEE transactions on medicalimaging* 29.6 (2010): 1310-1320.
- [19] :Article sur la résection des tumeurs cérébrales assistée par IRM : [Lien vers l'article](#)
- [20] :IRM fonctionnelle en neurochirurgie : [Lien vers l'étude](#)
- [21] :Utilisation de l'IRM dans le traitement du cancer du sein : [Lien vers l'article](#)
- [22] :MRgFUS pour les fibromes utérins : [Lien vers l'article](#)
- [23] :IRM pour la gestion de la douleur chronique : [Lien vers l'étude](#)
- [24] :Ablation par radiofréquence guidée par IRM : [Lien vers l'article](#)
- [25] : Article sur les biopsies mammaires guidées par IRM : [Lien vers l'étude](#)
- [26]: Techniques et résultats des biopsies prostatiques guidées par IRM : [Lien vers l'article](#)
- [27] : Étude sur l'IRM peropératoire dans la chirurgie des tumeurs cérébrales : [Lien vers l'article](#)
- [28] : Article sur l'utilisation de l'IRM pour la planification et la réalisation des résections tumorales : [Lien vers l'étude](#)
- [29] : Rapport de cas sur le drainage d'abcès guidé par IRM : [Lien vers l'article](#)
- [30] : Utilisation de l'IRM pour le drainage des kystes ovariens : [Lien vers l'étude](#)
- [31] : Étude sur l'IRM pour la localisation des corps étrangers non métalliques : [Lien vers l'article](#)
- [32] : Cas clinique d'extraction de corps étrangers guidée par IRM : [Lien vers l'étude](#)
- [33] :D.Selvaraj and R.Dhanasekaran, "A Review on Tissue Segmentation and Feature Extraction of MRI Brain images," *International Journal of Computer Science & Engineering Technology (IJCSET)*, vol. 04, no. 10, pp. 1313-1332, 2013.
- [34] :*Medical Image Analysis*" par Atam P. Dhawan. Ce livre couvre les principes et les techniques de segmentation des images médicales, y compris les images IRM, avec des exemples pratiques et des études de cas.
- [35] :*Automatic segmentation of braintumors in MR images usingConvolutional Neural Networks*" par Havaei et al., publié dans *IEEE Transactions on Medical Imaging*. Cet article explore

l'utilisation des CNN pour la segmentation des tumeurs cérébrales dans les images IRM et propose une architecture spécifique pour cette tâche.

[36] :Sled, J.G., Zijdenbos, A.P., Evans, A.C. (1998). A nonparametric method for automatic correction of intensity nonuniformity in MRI data. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 17(1), 87-97.

[37] : Van Leemput, K., Maes, F., Vandermeulen, D., Suetens, P. (1999). Automated model-based tissue classification of MR images of the brain. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 18(10), 897-908.

[38] : Moon, T. K. (1996). The Expectation-Maximization Algorithm. *IEEE Signal Processing Magazine*, 13(6), 47-60.

[39] :

https://www.google.com/url?sa=i&url=https%3A%2F%2Ffr.wikipedia.org%2Fwiki%2FAlgorithme_esp%25C3%25A9rance-maximisation&psig=AOvVaw1ipzFfoZh4hgXS-4VCS73g&ust=1718028520985000&source=images&cd=vfe&opi=89978449&ved=0CAQQjB1qFwoTCNDI447ZzoYDFQAAAAAdAAAAABAE

[40] : Zhang, Y., Brady, M., & Smith, S. (2001). Segmentation of brain MR images through a hidden Markov random field model and the expectation-maximization algorithm. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 20(1), 45-57.

[41] : Arnold, J. B., Liow, J. S., Schaper, K. A., Stern, J. J., Sled, J. G., Shattuck, D. W., ... & Rottenberg, D. A. (2001). Qualitative and quantitative evaluation of six algorithms for correcting intensity nonuniformity effects. *NeuroImage*, 13(5), 931-943.

[42] : BrainWeb Simulated Brain Database: C. A. Cocosco, V. Kollokian, R. K. S. Kwan, A. C. Evans. "BrainWeb: Online Interface to a 3D MRI Simulated Brain Database", *NeuroImage*, 1997.

[43] : BrainWeb Simulated Brain Database: C. A. Cocosco, V. Kollokian, R. K. S. Kwan, A. C. Evans. "BrainWeb: Online Interface to a 3D MRI Simulated Brain Database", *NeuroImage*, 1997.

[44] : *IEEE Transactions on Medical Imaging*

[45] : *Medical Image Analysis*

[46] : <https://www.google.com/url?sa=i&url=https%3A%2F%2Fressources-naturelles.canada.ca%2Fcartes-outils-et-publications%2Fimagerie-satellitaire-donnees->

[delevation-et-photos-aeriennes%2Ftutoriel-notions-fundamentales-teledection%2Fclassification-et-analyse-des-images%2Fclassification-et-analyse&psig=AOvVaw2_McONj926z4S2UPIAeT6t&ust=1717705058164000&source=images&cd=vfe&opi=89978449&ved=0CAUQn5wMahcKEwiAgYiQpMWGAxUAAAAAHQAAAAAQBA](#)

[47] : [DekkicheSlimane.pdf](#)

[48] : [https://datascientest.com/algorithm-de-classification-definition-et-principaux-modeles#:~:text=Une%20classification%20supervis%C3%A9e,a%20pas%20de%20classes%20pr%C3%A9d%C3%A9finies.](#)

[49] : [memoire doctoratazzouz daouia.pdf](#)

[50] : [A Detailed Introduction to K-NearestNeighbor \(KNN\) Algorithm | God, Your Book Is Great !! \(wordpress.com\)](#)

[51] : [k-nearestneighborsalgorithm - Wikipedia](#)

[52] : [403 Forbidden \(lip6.fr\)](#)

[53] : Hilali, h., application de la classification textuelle pour l'extraction des règles d'association maximales. thèse de maîtrise en informatique, université du québec à trois-rivières, trois-rivières, 2009.

[54] : Descôteaux, s., les règles d'association maximale au service de l'interprétation des résultats de la classification. thèse de maîtrise en informatique, université du québec à trois-rivières, trois-rivières, 2014: p. 174.

[55] : [Divided spinal cordregions \(red: posterior, green: anterior, blue:... | Download Scientific Diagram \(researchgate.net\)](#)

[56] : [Chapitre 04 Réseaux de neurones.pdf](#)

[57] : [https://fr.wikiversity.org/wiki/R%C3%A9seaux_de_neurones/Avantages_et_possibilit%C3%A9s#:~:text=Les%20r%C3%A9seaux%20de%20neurones%20ont,d'aucune%20information%20au%20pr%C3%A9alable.](#)

[58] :

[https://www.google.com/url?sa=i&url=https%3A%2F%2Fdatascientest.com%2Ffonctionnement-des-reseaux-neurones&psig=AOvVaw3XYEOUKAt8kA-a3opzo5Vx&ust=1717725283134000&source=images&cd=vfe&opi=89978449&ved=0CAQQjB1qFwoTCMD9wMfvxYYDFQAAAAAdAAAAABAE](#)

- [59] : <https://merehead.com/fr/blog/avantages-inconvenients-larchitecture-reseau-neuronal/>
- [60] : https://fr.wikipedia.org/wiki/Classification_na%C3%AFve_bay%C3%A9sienne
- [61] : https://fr.wikipedia.org/wiki/Th%C3%A9or%C3%A8me_de_Bayes
- [62] : <https://mrmint.fr/naive-bayes-classifier>
- [63] : <https://konfuzio.com/fr/naive-bayes/>
- [64] : [Mémoire de fin d'étude.pdf](#)
- [65] : M. Moghranie, " Segmentation coopérative et adaptative d'images multi composantes : application aux images CASI ", Thèse de doctorat en science à l'université De Rennes 1, 2007.
- [66] : A.Nakib, "Conception de méta heuristiques d'optimisation pour la segmentation d'images : Application à des images biomédicales ", Thèse de doctorat en science à l'université Paris 12-Valde De Marne,2008.
- [67] : [https://www.researchgate.net/publication/374902666_Les_Systemes_Multi-Agents -
Support de cours](https://www.researchgate.net/publication/374902666_Les_Systemes_Multi-Agents_-_Support_de_cours)
- [68] : [IA3.pdf](#)
- [69] : <https://www.journaldunet.fr/intelligence-artificielle/guide-de-l-intelligence-artificielle/1501293-agent-intelligent-definition-et-exemples/>
- [70] : https://turing.cs.pub.ro/auf2/html/chapters/chapter1/chapter_1_1_2.html
- [71] : <https://fineproxy.org/fr/wiki/agent-architecture/>
- [72] : <https://24pm.com/component/tags/tag/architecture-d-agents>
- [73] : <http://tele-ens.univ-oeb.dz/moodle/mod/resource/view.php?id=86737>
- [74] : https://www.google.com/url?sa=i&url=https%3A%2F%2Fmedium.com%2Fbig-data-cloud-computing-and-distributed-systems%2Freactive-architecture-i-5652f944f8fb&psig=AOvVaw1IPv7j5dU49u2dQJ9M72je&ust=1717780434954000&source=images&cd=vfe&opi=89978449&ved=0CAQQjB1qFwoTCJDd2_e8x4YDFQAAAAAdAAAAABAE
- [75] : https://www.google.com/url?sa=i&url=https%3A%2F%2Fwww.researchgate.net%2Ffigure%2FArchitecture-deliberative_fig4_280791077&psig=AOvVaw1TLUL5VWUowPMxAaSAehTr&ust=1717779115

[411000&source=images&cd=vfe&opi=89978449&ved=0CAQQjB1qFwoTCODnwoG4x4YDFQ](https://www.google.com/search?q=411000&source=images&cd=vfe&opi=89978449&ved=0CAQQjB1qFwoTCODnwoG4x4YDFQAAAAAdAAAAABAE)

[AAAAAdAAAAABAE](https://www.google.com/search?q=AAAAAdAAAAABAE)

[76] : Ferber, J. (1999). **Multi-Agent Systems: An Introduction to Distributed Artificial Intelligence**. Addison-Wesley.

[77] : Wooldridge, M., & Jennings, N. R. (1995). **Intelligent agents: Theory and practice**. The Knowledge Engineering Review, 10(2), 115-152.

[78] : Weiss, G. (Ed.). (1999). **Multiagent Systems: A Modern Approach to Distributed Artificial Intelligence**. MIT Press.

[79] :

https://www.google.com/url?sa=i&url=https%3A%2F%2Fyahiko.developpez.com%2Ftutoriels%2Fintroduction-interpolation%2F%3Fpage%3Dpage_7&psig=AOvVaw0kzpPAAIpoCCSVmA-5_e53&ust=1717785497841000&source=images&cd=vfe&opi=89978449&ved=0CAQQjB1qFwoTCLj_8uTPx4YDFQAAAAAdAAAAABAJ

[80] : Stoer, J., & Bulirsch, R. (2002). **Introduction to Numerical Analysis**. Springer.

[81] : Atkinson, K. E. (1989). **An Introduction to Numerical Analysis**. John Wiley & Sons.

[82] : Burden, R. L., & Faires, J. D. (2010). **Numerical Analysis**. Brooks/Cole, Cengage Learning.

[83] : [Cours-Intelligence-artificielle-53 AA Jijel.pdf](#)

[84] : 15 bibliothèques python pour la science des données que vous devez connaître, mon coach data

[85] : Google colab-your first colab notebook, tutorialspoint