N° d'ordre :

N° de série:

RÉPUBLIQUE ALGÉRIENNE DÉMOCRATIQUE ET POPULAIRE

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique



UNIVERSITE ECHAHID HAMMA LAKHDAR EL OUED FACULTÉ DES SCIENCES EXACTES Département D'Informatique Mémoire de Fin D'étude Présenté pour l'obtention du Diplôme de

MASTER ACADEMIQUE

Domaine : Mathématique et Informatique Filière : Informatique Spécialité : Systèmes Distribués et Intelligence Artificielle

Réalisé par :

- Barr Raid Salah Eddine
- Mida Mohamed Laid

Thème

Contribution des Paradigmes de l'Intelligence Artificielle au Secteur de l'Exploration Pétrolière

Soutenue le -06- 2023 Devant le jury :

Mr. Lejdel brahim	MCA	Président
M. Guettasse Chourouk	MAA	Rapporteur
M. Hamoud Mereim	MCB	Encadreur
Mr. Anoir Bouchehem	MCB	Co-Encadreur

Année Universitaire: 2022/2023



Résumé

La production de pétrole est essentielle pour atténuer la crise de la demande énergétique. De nos jours, la technologie des roches numériques montre des avancées remarquables et est liée à plusieurs applications industrielles telles que l'estimation des propriétés relatives au transport des fluides où l'attention s'est détournée vers la porosité et la perméabilité absolue. Dans ce sens, nos analysons les caractéristiques structurelles relatives aux matériaux poreux à travers des images de tomodensitométrie à rayons X représentant la microstructure interne du réservoir pétrolier avec l'ultime but de développer un modèle de simulation réaliste des performances des matériaux poreux pour effectuer des mesures numériques sur le matériau poreux comme le réseau poreux et la taille des pores et des gorges. En effet, la segmentation binaire des images rocheuses est souvent appliquée pour sa simplicité où chaque voxel est considéré comme appartenant à l'espace poreux ou au solide. Nous avons considéré à la fois la segmentation binaire des réservoirs ainsi que la structure des pores afin de calculer les paramètres pétrologiques des réservoirs ainsi que la structure des pores afin de calculer les paramètres pétrologiques, L'approche proposée donne un bon accord à la fois de la porosité et de la perméabilité des milieux poreux avec les expériences de laboratoire.

Mots clés

Tomographie aux rayons X, roche, porosité, couloir, pétrole, porosité, perméabilité absolue, expériences de laboratoire, segmentation, réseaux de neurones convolutifs, apprentissage profond, masque, modèle U-Net.

Abstract

Global energy demand is increasing. Therefore, more oil production is essential to mitigate energy demand crisis. Nowadays, digital rock technology shows outstanding advances and is related to several industrial applications such as the estimation of properties relatives to fluid transport where the attention was diverted towards porosity and absolute permeability. In this sens, we analyze the structural features relatives to porous materials through X-ray computed tomography images depicting the reservoir oil internal micro-structure with the ultimate aim of building realistic simulation model of the porous materials performance to run digital measurements on the porous material like the porous network and the size of pore and throat, Indeed, binary rock images segmentation is often applied for its simplicity where each voxel is considered as belonging to pore space or solid, we have considered both binary and CNNs based segmentation. The proposed approach highlights the reservoirs petrological characteristics along with the structure of pores in order to calculate the petrophysical parameters, The proposed approach gives good agreement of both porosity and permeability of porous media with laboratory experiments.

Key words

X-ray tomography, rock, porosity, corridor, petroleum, porosity, absolute permeability, laboratory experiments, segmentation, convolutional neural networks, deep learning, mask, U-Net model.

ملخص

يتزايد الطلب العالمي على الطاقة يوما بعد يوم، وبالتالي فإن إنتاج قدر كبير من البترول ضروري للتخفيف من أزمة الطلب الطاقوي. وفي وقتنا الراهن، فإن تكنولوجيا الصخور الرقمية تبين تقدما ملحوظا إذ أنها مرتبطة بعدة تطبيقات صناعية مثل تقدير الخصائص المتعلقة بنقل السوائل، حيث توجه الاهتمام إلى المسامية والنفاذية المطلقة. وفي هذا المعنى، فإننا نقوم بتحليل الخصائص البنيوية للمواد ذات المسامية من خلال الصور المقطعية بالأشعة السينية التي تمثل البنى الميكروسكوبية الداخلية الخصائص البنيوية للمواد ذات المسامية من خلال الصور المقطعية بالأشعة السينية التي تمثل البنى الميكروسكوبية الداخلية المامسامية وكذلك حجم المسامات والممرات، ومنه فإن التجزئة الثنائية للصور الصخرية عادة ما تطبق نظرا البساطتها حيث المسامية وكذلك حجم المسامات والممرات، ومنه فإن التجزئة الثنائية للصور الصخرية عادة ما تطبق نظرا البساطتها حيث المسامية وكذلك حجم المسامات والممرات، ومنه فإن التجزئة الثنائية للصور الصخرية عادة ما تطبق نظرا المساطتها حيث العصبية الالتفافية، في أن واحد، يسلط النهج المقترح الضوء على الخصائص البترو غغر افية للخزانات وكذلك هيكل المسام من أجل حساب المعلمات البتر وفيزيائية، كما تعطي هذه المقاربة توافقا بين نتائج المسامية والنفاذية للأوساط ذات المسام من التجارب المخبرية. أجل حساب المعلمات البتر وفيزيائية، كما تعطي هذه المقاربة توافقا بين نتائج المسامية والنفاذية للأوساط ذات المسامة ونتائج

الكلمات المفتاحية:

تصوير مقطعي بالأشعة السينية، صخرة، مسامة، ممر، بترول، مسامية، نفاذية مطلقة، تجارب مخبرية، تجزئة، شبكات عصبية تلافيفية، التعلم العميق، قناع، نموذج "يو- نت.

Remerciements

'ALLAH' soit loué en premier qui m'a offert toute la volonté durant la réalisation de ma thèse, et qu'ALLAH' bénisse le prophète Mohamed.

Nous tenons à remercier vivement les membres du Jury pour avoir accepté de participer à ce jury et d'avoir consacré une partie de leur temps précieux à cette mission, notamment Messieurs les professeurs : Hamoud Mereim, Lejdel brahim, Guettasse Chourouk, Anoir Bouchehem. nous présentons tous nos chaleureux et vifs remerciements très particuliers à la doctoresse Meriem Hamoude notre encadreur de ce mémoire qui a proposé ce sujet d'intérêt remarquable ,et a veillé de près pour réussir la réalisation de ce mémoire. Sans perdre la reconnaissance aux aides techniques de notre co-encadreur Monsieur Anoir Bouchehem Professeur à l'université de Constantine.

Nos remerciements les plus distingués aussi à l'équipe de Sonatrach (CRD) en l'occurrence Messieurs Mohamed Ghorab Le Directeur du CRD, Amar Essri, Yassine Djeddai, Abdelaziz Laouar, Mohamed Belfortas, Ali Ramdani, Ilyes Belbali, qui n'ont pas manqué un instant d'offrir leurs soutien et orientations bénéfiques. Il nous reste à remercier ma famille. Il est probable que nous avaons oublié de nombreuses personnes. A tous, nous disons : "baraka ALLAHO fikom et merci".

Dédicaces

Aujourd'hui, j'écris ces phrases pour exprimer mes remerciements et ma gratitude à mon modèle, qui a toujours été ma fierté. J'espère suivre son chemin, mon honorable père. Je vous dédie mon succès et je suis fier de vous.

A celle qui a émigré dans sa patrie pour notre bien, et nous avons trouvé la sécurité dans son sein, et elle a toujours été la tendre supportrice, ma mère, je vous dédie mon succès.

A la princesse de mon cœur, à mon sucre Tasnim, à mes frères, mon soutien, je vous dédie mon succès, vous souhaitant du succès et de vous voir dans les plus hauts rangs.

À mon professeur respectueuse, Hammoud Mariam, je vous adresse mes sincères remerciements et ma gratitude pour votre soutien continu et votre position pour surmonter ce défi et atteindre un excellent résultat.

Je dédie mon succès aux amis de l'âme et à ceux avec qui je suis lié par des situations, non par des liens de parenté, toujours ensemble vers le succès, Je vous dédie mes arguments.

RAID

Sommaire

Sommaire	I
Liste Des Figures	IV
Liste Des Tableaux	VI
Glossaire	VII
Introduction générale	1
Chapitre I :	4
Concepts de l'analyse d'image, de la vision par ordinateur et initiation aux paradigmes majeures de l'intelligence artificielle: l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond	4
I.1 Introduction	5
I.2 Vision par ordinateur	6
I.3 Analyse d'image	8
I.3.1 Niveaux d'analyse d'image	9
I.4 Définition de l'analyse de la texture d'image	10
I.5 Paradigmes de l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond	12
I.5.1 Apprentissage automatique	12
I.5.2 Apprentissage profound	20
I.6 Définition de quelques modèles des réseaux de neurone convolutifs	26
I.6.1 U-NET	26
I.6.2 VGG-16	27
I.6.3 ResNet	28
I.7 Conclusion	30
Chapitre II :	32
Problématique tirée et approche proposée	32
II.1 Introduction	32
II.2 Problématique et plan d'actions	33
II.3 Segmentation des roches basée U-net	37
II.3.1 Base de données utilisée	37
II.3.2 Pipeline de la segmentation des roches basée U-net	39
II.4 Détection du réseau poreux basé l'algorithme de maximal ball	45
II.5 Estimation de la porosité et la perméabilité absolue	46
II.7 Conclusion	50

Chapitre III :	
Caractérisation des réservoirs pétroliers par la numérisation des relatives roches en vue a exploration pétrolière : état de l'art	l'une éventuelle 52
III.1 Introduction	52
III.2 Micro-tomographies à rayon X (micro-CT) ou micro-tomodensitométrie	53
III.2.1 Origines des micro-tomographies à rayons X	53
III.2.2 Avantage des micro-tomographies par rapport à d'autres modalités	53
III.2.3 Acquisition des micro-tomographies à rayon X	54
III.3 Caractérisation du milieu poreux et les différents types de roches analysées	57
III.3.1 Roches carbonatées	57
III.3.2 Roches de grès	59
III.3.3 Roches de granite	59
III.4 Extraction du réseau poreux	60
III.4.1 Segmentation des pores	61
III.4.2 Algorithmes d'extraction du réseau poreux	64
III.5 Estimation des valeurs de la porosité et la perméabilité	68
III.5.1 Estimation de la porosité	68
III.5.2 Estimation de la perméabilité	68
III.5 Conclusion	70
Chapitre IV :	71
Outils utilisés et expérimentations	71
IV.1 Introduction	72
IV.2 Environnement de développement et outils utilisés	73
IV.2.1 Matériel	73
IV.2.2 Dragonfly Pro	73
IV.2.3 ImageJ	74
IV.2.4 MATLAB	74
IV.2.5 Python	75
IV.2.6 Kaggle	76
IV.3 Experimentations	76
IV 3.1 Calcul de la porosité	77
IV 3.2 Résultats de la première méthode de traitement	79
IV 3.2.1 Forme de cylinder	79

IV 3.2.2 Forme de cube	82
IV 3.2.3 Description des différents résultats obtenus	83
IV 3.2.3.1 Valeurs du seuil	83
IV 3.2.3.2 Valeurs de porosité calculées	84
IV 3.3 Résultats de la deuxième méthode de traitement	84
IV 3.3.1 Forme de cylindre	85
IV 3.3.2 Forme de cube	88
IV 3.3.3 Description des différents résultats obtenus	89
IV 3.3.3.1 Valeurs de seuil	89
IV 3.3.2 Valeurs de porosité calculées	90
IV 3.4 Comparaison des deux méthodes de traitement	90
IV.4 Deep learning et évaluation des résultats de la segmentation des roches	90
IV.4.1 Résultats obtenus pour notre modèle	90
IV.5 Perméabilité absolue	92
IV.5.1 Mesure de la perméabilité absolue en utilisant EPCI	93
VI.6 Conclusion	95
Conclusion Générale	97
Bibliographie	
Appendices	103
Appendice A	103
A. ÉTAPES pour obtenir le seuil dans ImageJ:	103
A.1.1 Télécharger des données (images) sur ImageJ:	103
A.1.2 Étapes du processus de détermination de la valeur seuil:	105
Appendice B	107
B.1 Téléchargement d'images à l'application :	107
B.2 Filtrage des images	108
B.3 Opérations de Coupure d'une zone cylindrique	110
B.4 Opérations de Coupure d'une zone cubique de la zone cylindrique	114
B.5 Segmentation	115

Liste Des Figures

9
11
14
14
16
17
17
20
22
23
23
24
25
25
27
28
29

Figure II. 1 Architecture générale de l'approche proposée
Figure II. 2 Exemples de roches de la basa de données utilisée où en a : des roches carbonatée, en b : des
roches de grès et en c : des roches de granite
Figure II. 3 Roche carbonatée : en haut, son masque en niveau de gris pour une meilleure visualisation
3d, une image 2d du masque binaire pour le cas du cylindre tandis qu'en bas, nous considérons
l'échantillon cube, son masque en niveau de gris pour une meilleure visualisation 3d, une image 2d du
masque binaire
Figure II. 4 Résultat du pré-traitement basé CLAHE et le filtre médian sur des coupes transversales de
trois images micro-CT en a : roche de grès, en b : roche de granite et en c : roche carbonatée 41
Figure II. 5 Résultat du pré-traitement basé normalisation d'histogramme sur des coupes transversales
de trois images micro-CT en a : roche de grès, en b : roche de granite et en c : roche carbonatée 42
Figure II. 6Architecture de U-net. Source[62]43
Figure II. 7 Extraction du réseau poreux par l'algorithme de maximal ball en a : structure
tridimensionnelle du réseau spatial décrivant la distribution des pores dans l'échantillon, en b : ajout des
couleurs de sorte que chaque groupe de pores qui ont été classés par l'algorithme de maximal ball sont
représentés comme des pores de taille égale avec la même couleur et en c : représentation finale du
réseau poreux où les pores sont représentés par des boules de tailles différentes, selon la taille du pore.
Figure II. 8 Réseau poreaux de deux roches, en a : roche de grès et en b : roche carbonatée où les étapes
consistent en la segmentation des pores ensuite la génération du réseau poreux 46

Figure III. 1 « X-ray computed tomography machine » 5
Figure III. 2 Différentes parties du Micro-CT de l'intérieur -Légendes : 1 : la source X-ray, 2 : la roche, 3 :
porte-échantillon, 4 : lens X04, 5 : lens X20, 6 : X-ray future (X0.4),7 : la caméra, 8 : Bras automatique 5
Figure III. 3 Image micro-tomographie X (3d) en a et une coupe transversale de la micro-ct en b d'une
roche relative à un réservoir carbonaté, imagée à la « Direction Laboratoire & Carothèque Centrale HME
Sonatrach ». Département : Laboratoire & Carothèque Centrale. Service : Imagerie et CT-Scaning.
Dimensions : 31.20mm*31.20mm*31.58mm. Taille Voxel : 0.031mm ou 31µm

Figure IV. 1 Logo Dragonfly Pro	73
Figure IV. 2 Logo Fiji ImageJ	74
Figure IV. 3 Logo MATLAB	74
Figure IV. 4 Logo Python	75
Figure IV. 5 Logo Kaggle	76
Figure IV. 6 Représentation des échantillons de déférents types (clahe/median)	80
Figure IV. 7 Représentations des masques des deux méthodes de forme cyclique	81
Figure IV. 8 Représentations des masques des deux méthodes de forme cubique	83
Figure IV. 9 Représentation des échantillons de déférents types (normalisation d'histogramme)	86
Figure IV. 10 Les masques selon le seuil sélectionné(cycle)	87
Figure IV. 11 Les masques selon le seuil sélectionné(carrée)	89
Figure IV. 12 Entraînement et validation de l'accracy pour notre modèle	91
Figure IV. 13 Entraînement et validation de loss pour notre modèle	91
Figure IV. 14 Exemples d' échantillons grés input de notre modèle	91
Figure IV. 15 Résultats de segmentation d' échantillons grés output de notre modèle	92
Figure IV. 16 Exemples des masques d' échantillons grés output de notre modèle	92
Figure IV. 17 EPCI Grés 01	93
Figure IV. 18 EPCI Granite 01	94

Appendice A. 1 Interface principal de ImageJ	103
Appendice A. 2 Téléchargement des données	104
Appendice A. 3 Définition du chemin d'accès du dossier d'images.	104
Appendice A. 4 Afficher la barre de téléchargement	104
Appendice A. 5 affichage la série des images	105
Appendice A. 6 Déterminer le seuil ImageJ	105
Appendice A. 7 Segmentation	106
Appendice A. 8 Fenêtre de seuillage	106

Appendice B. 1 interface utilisateur de l'application Dragonfly Pro	. 107
Appendice B. 2 Importation des fichiers Image	. 107
Appendice B. 3 spécification du chemin du dossier	. 108

Appendice B. 4 Des images apparaissent sur l'interface	108
Appendice B. 5 image filtrage	109
Appendice B. 6 sélectionnant le filtre	109
Appendice B. 7 résultat du traitement	110
Appendice B. 8 Outil de decoupage	110
Appendice B. 9 Détermination de la zone relative aux axes xy	111
Appendice B. 10 Détermination de la zone relative aux axes xz	111
Appendice B. 11 Outil de coupe cylindre	112
Appendice B. 12découpage de la zone d'intérêt	112
Appendice B. 13 choix de l'objet	112
Appendice B. 14 Apparition de l'objet choisi	113
Appendice B. 15 sauvegarde de l'objet choisi	113
Appendice B. 16 coupure du cube de la zone cylindrique	114
Appendice B. 17 détermination des dimensions du cube	114
Appendice B. 18 ajout de masque	115
Appendice B. 19 Exemple de masque avant coupure	115
Appendice B. 20 Exemple de masque après coupure	116
Appendice B. 21 sauvegarde du masque	116

Liste Des Tableaux

18
20
56
63
73
76
80
82
86
88
94

Glossaire

- IA = Intelligence Artificielle
- SEM = Scanning Electron Microscopy
- CT = Computed Tomography
- CNN = Convolutional Neural Networks
- ANN = Artificielle Neural Networks
- VGG = Visual Geometry Group
- OCR = Optical Character Recognition
- DRA = Digital Rock Analysis
- LBM = Lattice Boltzmann Method
- DRA = Digital Rock Analysis
- EBSD = Electron Backscatter Diffraction
- TEM = Transmission Electron Microscopy
- EPCI = Effective Pore Connectivity Index
- ROI = Region Of Interest

Introduction générale

La demande énergétique mondiale augmente de jour en jour et la découverte de nouveaux champs pétrolifères ne peut pas atteindre la marque pour remplir les demandes. Par conséquent, davantage de production de pétrole à partir des réservoirs de pétrole existants semble la plus adéquates des solutions pour atténuer la crise de la demande d'énergie [1].

Une technique d'analyse numérique des roches (Digital Rock Analysis : DRA) peut capturer directement les images des microstructures rocheuses et avec précision pour simuler précisément les propriétés de la roche à partir d'images numériques de roche. Par conséquent, la technique DRA peut être bien utilisée pour la caractérisation des réservoirs.

La caractérisation des réservoirs reste une tâche difficile dans l'industrie du pétrole et du gaz. Il s'agit d'un ensemble de phénomènes chimiques, physiques, géologiques et des techniques de modélisation mathématique conçues pour aider à comprendre l'agencement et la composition des couches rocheuses [2], en plus de leurs propriétés physiques sous-jacentes.

La faisabilité et la qualité du développement du réservoir sont étroitement liés à trois propriétés principales : la lithologie, la porosité et la perméabilité. Une structure rocheuse peut servir de réservoir si elle comprend suffisamment d'espace vide pour stocker des volumes commerciaux d'hydrocarbures et son système poreux est interconnecté et capable de fournir les hydrocarbures vers des puits d'extraction. Ces deux caractéristiques sont liées à la perméabilité des roches, qui détermine la faisabilité de l'exploitation du réservoir.

La microstructure d'un matériau (par exemple, grains, joints de grains, défauts, impuretés) est une caractéristique essentielle qui détermine ses propriétés chimiques et physiques telles que la dureté et la rugosité.

Pour révéler de telles informations, les techniques d'imagerie les fréquemment utilisées sont la microscopie optique, le balayage électronique de microscopie (SEM), la microscopie électronique à transmission (TEM), la tomographie aux rayons X, la diffraction par rétrodiffusion d'électrons (EBSD) et autres ; leur combinaison permet une analyse multi-échelle du comportement des matériaux (aux micro- et nano-échelles) [7].

Bien qu'il y a longtemps eu des études utilisant certaines des techniques ci-dessus, néanmoins, comment mieux reconnaître et représenter la microstructure à l'aide d'informations riches à partir d'images ; est encore parmi les sujets de recherche les plus fondamentaux. En effet, nous nous

intéressons à la micro-CT du fait qu'elle permet un aperçu complet de la structure rocheuse [4]pour l'extraction du réseau poreux en préservant la topologie de l'espace poreux. Ceci, via la première phase de segmentation des images brutes qui désigne une étape cruciale en analyse numérique des roches car les composantes pertinentes (matrice, pore) sont identifiées. Toutes les méthodes de segmentation de roches nécessitent un degré de jugement de l'utilisateur et il fut courant pour la segmentation d'une roche numérique de considérer uniquement l'espace poreux et l'espace des grains solides comme les phases distinctes, traitant tous les minéraux de la roche échantillon comme une entité singulière avec laquelle l'uniforme physique et les propriétés chimiques peuvent être modélisées.

L'objectif de la segmentation est d'isoler une région pour une analyse plus approfondie consistant en la deuxième phase de notre travail : l'extraction de la topologie et la connectivité de l'espace poreux.

Les écoulements sont des phénomènes critiques qui sont simulés avec des images segmentées dans l'espace poreux. En tant que tels, ils sont de bonnes mesures de la précision physique de la segmentation, en supposant qu'il y a une référence de « ground truth » à laquelle comparer. Dans ce sens, nous mesurerons la porosité ainsi que la perméabilité relative.

Nous présentons la structuration de ce mémoire comme suit :

Chapitre I : Concepts de l'analyse d'image, de la vision par ordinateur et initiation aux paradigmes majeures de l'intelligence artificielle : l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond.

A travers ce chapitre, nous présentons en détails les concepts de l'analyse d'image ainsi que de la vision par ordinateur. Entre autres, le boom qui a engendré l'apparition de l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond s'évoquera.

Chapitre II : Caractérisation des réservoirs pétroliers par la numérisation des relatives roches en vue d'une éventuelle exploration pétrolière : état de l'art.

Au long du chapitre II, nous exposerons un état de l'art sur ce domaine de recherche d'actualité, à savoir, la caractérisation des réservoirs pétrolier pour une fructueuse exploration pétrolière. Chapitre III : Problématique tirée et approche proposée .

Le chapitre III est consacré à la problématique tirée dans le domaine de l'exploration pétrolière, dans ce sens, nous soulignerons la problématique extraite.

Chapitre IV : Outils utilisés et expérimentations

Le chapitre IV est dédié à l'évaluation des résultats obtenus, évidemment une discussion des résultats est prévue.

Nous achèverons ce mémoire par une conclusion générale et des perspectives.

Chapitre I :

Concepts de l'analyse d'image, de la vision par ordinateur et initiation aux paradigmes majeures de l'intelligence artificielle: l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond

I.1 Introduction

La vision par ordinateur est un ensemble de technologies d'intelligence artificielle (matérielles et logicielles) qui permettent aux ordinateurs de "regarder" comment les humains fonctionnent et d'extraire des données linguistiquement pertinentes à partir d'images ou de vidéos. C'est donc un ensemble d'équipements qui permet à un ordinateur de se pencher, notamment pour comprendre son environnement et en extraire des résultats [5].

L'intelligence artificielle (IA) est un ensemble de technologies capables de dialoguer avec l'intelligence et d'effectuer automatiquement des tâches de compréhension, et de prise de décision. Ces technologies bénéficient notamment de l'informatique, de l'électronique, des mathématiques (en particulier des statistiques), des neurosciences et des sciences cognitives [6].

On distingue généralement au moins trois types d'apprentissage automatique : l'apprentissage automatique (via le renforcement), l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non supervisé [5].

L'apprentissage automatique est une branche de l'intelligence artificielle (IA). Ce domaine d'étude permet d'extraire des connaissances exploitables et pertinentes à partir de grandes quantités de données. D'autre part, l'apprentissage profond ou apprentissage en profondeur est l'une des principales techniques d'apprentissage automatique, et il consiste en un algorithme d'abstraction de haut niveau qui permet de modéliser des données à partir de grands ensembles de données acquises [5].

A noter que le deep learning est une branche du machine learning basée sur les réseaux de neurones artificiels (ANN). Ces réseaux ont été exploités en apprentissage supervisé et non supervisé [7].

Commençons ce chapitre car il détaille les différents concepts liés à l'analyse d'images et à la vision par ordinateur, en particulier les nouvelles orientations de l'apprentissage automatique et de l'apprentissage en profondeur.

I.2 Vision par ordinateur

La vision par ordinateur est une technologie qui permet à une machine de comprendre et d'analyser des images et des vidéos. Elle utilise des algorithmes qui explorent différentes facettes de l'image telles que la couleur, la texture, la forme et la profondeur pour extraire des caractéristiques utiles. Elle peut être utilisée dans de nombreux domaines tels que les véhicules autonomes, la surveillance de la sécurité, la médecine, l'agriculture, la robotique et les jeux vidéo. Elle permet également la création d'interfaces homme-machine innovantes, telles que les systèmes de reconnaissance de gestes et de mouvements. Les progrès récents dans l'intelligence artificielle, en particulier en apprentissage automatique, ont conduit à des développements encore plus avancés en matière de vision par ordinateur, ouvrant également la voie à des applications améliorées de la réalité augmentée, reconnaissance d'objets, estimation de position 3D, estimation de mouvement, servo visuel, modélisation de scène [8].

Une vision par ordinateur de niveau supérieur, du point de vue de l'ingénierie, commence à automatiser les tâches pouvant être effectuées par une machine [9]. La vision par ordinateur concerne l'extraction, l'analyse et la compréhension de l'information. La vision a ses propres objectifs [10] [11] :

• Organisation du contenu à traiter dans la vision par ordinateur :

l'organisation du contenu est la manière dont le contenu est structuré et disposé pour permettre une compréhension claire et facile. Pour organiser efficacement un contenu, voici quelques éléments à considérer :

1. Objectif de l'organisation : définissez clairement l'objectif du contenu pour déterminer la structure appropriée.

2. Titres et sous-titres : utilisez des titres et des sous-titres pertinents pour diviser le contenu en sections distinctes.

3. Visuels : utilisez des images, des graphiques, des tableaux et d'autres visuels pour améliorer la compréhension du contenu.

4. Hiérarchie : utilisez une hiérarchie claire pour les informations les plus importantes.

5. Call-to-action : incluez un appel à l'action clair pour guider les lecteurs vers leur prochaine étape.

6. Formatage : utilisez une mise en forme cohérente pour rendre le contenu facile à lire et agréable à l'œil.

7. Navigation : utilisez une navigation facile à suivre pour permettre aux utilisateurs de trouver rapidement les informations dont ils ont besoin.

En fin de compte, l'organisation du contenu dépendra du type de contenu et du public cible. Il est important d'optimiser l'organisation pour répondre aux besoins des utilisateurs et permettre une expérience de lecture agréable et engagée [12].

• Extraction de texte : La fonctionnalité d'extraction de texte consiste à extraire

automatiquement le contenu textuel d'un fichier numérique, tel qu'une image, un PDF ou un document scanné. L'extraction de texte utilise des algorithmes de reconnaissance optique de caractères (OCR) pour identifier les caractères dans la zone de texte de l'image et les transformer en texte numérique qui peut être modifié et stocké. Cette fonction peut être utile pour les entreprises qui numérisent régulièrement des documents papier ou pour les éditeurs de contenu qui utilisent des images de texte pour retranscrire des informations [13].

• Réalité augmentée : La réalité augmentée est une technologie qui consiste à superposer des éléments virtuels, tels que des images, des vidéos ou des animations, sur la perception en temps réel du monde réel par l'utilisateur, en temps réel. Elle utilise des dispositifs électroniques, comme des smartphones ou des lunettes intelligentes, qui permettent de visualiser les éléments virtuels en les superposant à l'image de la caméra réelle. La réalité augmentée peut être utilisée dans de nombreux domaines, tels que le commerce, l'éducation, les jeux vidéo ou l'industrie, pour créer des expériences interactives et immersives. Elle peut aider les entreprises à présenter des produits de manière innovante et à offrir des expériences client uniques [14].

• Agriculture : des images de cultures provenant de satellites, de drones ou d'avions peuvent être analysées pour surveiller les récoltes [5].

• Véhicules autonomes : utilisent l'identification et le suivi des objets en temps réel pour recueillir des informations sur ce qui se passe autour d'elles et se diriger en conséquence [5].

• Santé : les images capturées par d'autres appareils médicaux peuvent être analysées pour permettre aux médecins d'identifier les problèmes et d'effectuer des diagnostics plus rapidement et avec plus de précision [5].

• **Sports :** la détection et le suivi des objets sont utilisés pour l'analyse des stratégies et du jeu [5].

• Fabrication : peut surveiller les machines de fabrication à des fins de maintenance, et être utilisée pour surveiller la qualité et l'empaquetage des produits sur une ligne de production [5].

• Analyse spatiale : le système identifie les personnes ou les objets, tels que les voitures dans un espace et suit leur mouvement au sein de cet espace [5].

• Reconnaissance faciale : peut être appliquée pour identifier les individus [5].

I.3 Analyse d'image

L'analyse d'image est une méthode utilisée pour extraire des informations à partir d'images numériques. L'objectif principal de cette analyse est de comprendre le contenu de l'image en termes de formes, de couleurs, de textures, de mouvements. Elle peut être utilisée dans différents domaines tels que la médecine, la sécurité, l'industrie, la robotique, et pleins d'autres [15].

Les techniques d'analyse d'image incluent la segmentation, la détection de contours, la reconnaissance d'objets, la classification, la correspondance, la reconstruction 3D, etc. Ces techniques sont souvent basées sur des algorithmes de traitement d'images et d'apprentissage automatique [16].

L'analyse d'image est souvent utilisée pour résoudre des problèmes spécifiques tels que la détection de fraude, la mesure de l'efficacité des campagnes publicitaires, la surveillance des patients, la détection d'incidents dans les usines, la surveillance des mines. Elle peut également être utilisée pour améliorer l'expérience utilisateur dans les applications telles que les réseaux sociaux, les jeux vidéo [17].

8

En résumé, l'analyse d'image est une technique puissante qui permet de traiter et d'extraire des informations à partir d'images numériques, pour une variété d'applications[18].

I.3.1 Niveaux d'analyse d'image

En analyse d'images, nous distinguons les traitements de bas niveau et les traitements de haut niveau. Cette distinction est liée au contenu sémantique des entités traitées et extraites de l'image. L'analyse des images regroupe plusieurs disciplines que l'on classe en deux catégories :

• Analyse de bas niveau : L'analyse de bas niveau d'une image comprend l'examen des éléments visuels simples qui composent l'image, tels que la couleur, la forme, la texture, le contraste, la luminosité, la saturation, etc. Cette analyse est généralement la première étape de l'analyse d'une image et elle permet de décrire les caractéristiques physiques de l'image. Par exemple, l'analyse de bas niveau d'une photographie de paysage peut révéler que les tons de couleur dominants sont verts et bleus, que la texture est granuleuse, que les contrastes lumineux sont élevés et que les contours sont flous. L'analyse de bas niveau peut également aider à déterminer les styles de photographie ou les techniques utilisées pour créer l'image. L'analyse de bas niveau est essentielle pour comprendre comment les éléments de l'image fonctionnent ensemble pour créer l'ensemble de l'image. Elle peut aider à comprendre comment l'image est perçue et interprétée par le spectateur. L'analyse de bas niveau peut être utilisée en conjonction avec des analyses de niveaux supérieurs pour approfondir la compréhension de l'image. [19] [20] [21]. Nous présentons sur la figure I.1, quelques traitements de bas niveau d'image.



Figure I. 1 Traitement de bas niveau des images

 Analyse de haut niveau : Contrairement à l'analyse de bas niveau qui se concentre principalement sur les caractéristiques physiques de l'image, l'analyse de haut niveau se concentre sur la signification et le contexte de l'image. Cette analyse implique une analyse plus approfondie des éléments de l'image et de leur relation les uns avec les autres.

L'analyse de haut niveau d'une image comprend une analyse sémantique, qui examine la signification des éléments visuels de l'image. Elle peut également inclure une analyse symbolique, qui examine les symboles et les métaphores utilisés dans l'image, ainsi qu'une analyse narrative, qui examine la façon dont les éléments de l'image racontent une histoire.

Par exemple, l'analyse de haut niveau d'une photographie de guerre peut inclure une analyse sémantique pour comprendre les messages politiques ou sociaux que l'image transmet. Elle peut également inclure une analyse narrative pour comprendre l'histoire derrière l'image et les personnes impliquées dans le conflit.

L'analyse de haut niveau est importante pour comprendre les messages ou les significations cachées dans l'image. Elle peut aider à interpréter la signification de l'image pour les spectateurs et les aider à comprendre comment l'image est liée à un contexte plus large. L'analyse de haut niveau est souvent utilisée en conjonction avec l'analyse de bas niveau pour une compréhension complète de l'image [22] [23].

I.4 Définition de l'analyse de la texture d'image

L'analyse de la texture est une méthode d'analyse de l'image qui se concentre sur la structure et la régularité des motifs présents dans une image. Elle est utilisée pour extraire des informations à partir des motifs répétitifs, des couleurs, des contrastes et des formes au sein de l'image.

Il existe deux types d'analyses de texture : l'analyse statistique et l'analyse structurelle. L'analyse statistique est basée sur l'analyse des paramètres statistiques de la texture, tels que la moyenne, la variance, la corrélation et l'histogramme. L'analyse structurelle quant à elle se concentre sur les structures géométriques présentes dans l'image, telles que les textures directionnelles, les textures de tissage et les textures granulaires.

L'analyse de la texture est utile pour de nombreux domaines tels que la reconnaissance d'images, la surveillance de l'environnement, l'imagerie médicale, le contrôle qualité et l'identification de matériaux. Les résultats de l'analyse de texture peuvent être utilisés pour la segmentation de l'image, la classification des objets et la détection de défauts dans des matériaux, entre autres.

En résumé, l'analyse de la texture d'image est une méthode d'analyse qui se concentre sur la structure et la régularité des motifs présents dans l'image. Elle est utilisée dans différents domaines pour extraire des informations utiles à partir des motifs répétitifs, des couleurs, des contrastes et des formes au sein de l'image. [24][25].

Nous présentons sur la figure suivantes divers types de texture.



Figure I. 2 Divers types de texture

Les recherches sur la perception visuelle des textures ont contribué à définir les principaux outils d'analyse texturale utilisés couramment en traitement d'image. Ces outils peuvent être classés en quatre grandes catégories :

Les méthodes reposant sur l'analyse statistique de l'organisation spatiale des niveaux de gris ont été largement inspirées par les travaux de Julesz. Ces méthodes incluent les matrices de cooccurrence des niveaux de gris, les fonctions d'autocorrélation et les variogrammes.

Les méthodes dites géométriques ou structurelles visent à caractériser la texture à travers l'analyse de la distribution de ses primitives et s'inspirent de la théorie des textons. On y retrouve entre autres les motifs binaires locaux (LBP – Local Binary Patterns).

Les méthodes basées sur le filtrage fréquentiel se réfèrent à la perception multi-fréquentielle de la vision humaine et font appel à des outils de filtrage tels que la transformée de Fourier, les filtres de Gabor et les décompositions en ondelettes.

Les méthodes basées sur des modèles cherchent à caractériser statistiquement l'image au moyen de modèles probabilistes en considérant la texture comme une réalisation d'un processus aléatoire. Les modèles Markoviens sont couramment utilisés pour la modélisation de la texture.

Nous retrouvons parmi ceux-ci le modèle binomial utilisé pour la synthèse de textures ou le modèle de Gibbs pour la segmentation de textures [26].

I.5 Paradigmes de l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond

Tout d'abord, il est à noter que les nouvelles tendances montrent que l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond ne cessent d'évoluer pour fournir des solutions plus rapides, plus précises et plus efficaces. [27] [28].

I.5.1 Apprentissage automatique

L'apprentissage automatique (ou Machine Learning en anglais) est une branche de l'intelligence artificielle qui permet aux ordinateurs d'apprendre à partir de données et d'expériences passées, sans être explicitement programmés pour chaque tâche. Cette technique consiste à entraîner un algorithme sur un jeu de données afin que ce dernier puisse apprendre à prendre des décisions, à réaliser des prédictions et à effectuer des tâches spécifiques.

L'apprentissage automatique peut être divisé en trois catégories principales :

1. L'apprentissage supervisé : les algorithmes apprennent à partir de données pré-étiquetées et sont entraînés à prédire des sorties pour de nouvelles entrées. Par exemple, un algorithme pourrait apprendre à prédire le prix des maisons en fonction de leur taille, de leur emplacement et d'autres facteurs.

2. L'apprentissage non supervisé : les algorithmes apprennent à partir de données qui ne sont pas étiquetées et sont entraînés pour découvrir des structures ou des modèles cachés dans les données. Par exemple, on pourrait utiliser l'apprentissage non supervisé pour regrouper les clients en segments similaires en fonction de leur comportement d'achat.

3. L'apprentissage par renforcement : les algorithmes apprennent à partir d'expériences et de récompenses. L'algorithme reçoit une récompense pour les actions positives qui mènent à un résultat désiré et est puni pour les actions négatives. Par exemple, on pourrait utiliser l'apprentissage par renforcement pour entraîner un algorithme pour jouer au jeu de go en le faisant jouer contre lui-même et en le récompensant pour les victoires.

L'apprentissage automatique est utilisé dans de nombreux domaines tels que la reconnaissance d'image, la reconnaissance vocale, la prédiction de maladies, la détection de fraudes et la prédiction du comportement des clients. [27] [29].

Nous distinguons plusieurs algorithmes d'apprentissage automatique :

Les réseaux de neurones

Les réseaux de neurones sont un type particulier d'algorithme d'apprentissage automatique inspiré du fonctionnement du cerveau. Il se compose d'un grand nombre de neurones artificiels interconnectés. Chacun de ces neurones artificiels reçoit une entrée, utilise des fonctions mathématiques pour traiter ces données et transmet des informations à d'autres neurones via des connexions. Cela simule le comportement des neurones dans le cerveau.

Les réseaux de neurones peuvent être utilisés pour résoudre des problèmes tels que la reconnaissance d'images, la reconnaissance vocale, l'analyse des sentiments et la traduction automatique. Il existe de nombreux types de réseaux de neurones, chacun présentant des avantages et des inconvénients en fonction du type de problème qu'ils résolvent. Les deux types de réseaux de neurones les plus courants sont :

Réseau neuronal d'anticipation

Les informations circulent de l'entrée à la sortie du réseau sans boucles de rétroaction. Ces réseaux sont couramment utilisés pour la classification des données et le traitement du signal.

• La deuxième Réseau de neurones itératif

Ces réseaux ont des boucles de rétroaction qui peuvent considérer leur historique d'entrée et produire une sortie qui est fonction de l'état interne du réseau. Ils sont souvent utilisés pour des tâches continues telles que la reconnaissance de texte et la prédiction de séquence.

• Les réseaux de neurones sont populaires dans la communauté de l'apprentissage automatique car ils peuvent apprendre des modèles complexes à partir de données brutes et fournir des prédictions précises pour de nombreux types de problèmes. [30]. Les neurones sont organisés en couches successives comme indiqué sur la figure I.3, à savoir, une couche d'entrée qui représente les données, des couches cachées qui représentent des résultats d'analyse intermédiaires et une couche de sortie qui représente le résultat [10].



Figure I. 3 Exemple d'un réseau de neurones

Chaque neurone a son propre état interne interprété par la fonction d'activation comme mentionné sur la figure I.4. Il envoie son activation aux autres neurones sous forme de signaux. La connexion entre les neurones est réalisée via des liens orientés et pondérés [31].



Figure I. 4 Le neurone avec une seule sortie

Le neurone Y reçoit les entrées de X 1, X 2 e t X 3 qui ont comme valeurs de sortie x 1, x 2 e t x 3. Les poids des liens de connexion de X 1, X 2 e t X 3 sont w 1, w 2 e t w 3. La valeur d'entrée de neurone Y est : y = w 1x 1 + w 2x 2 + w 3x 3. Le signal de sortie y est déterminée par la fonction d'activation (y).

Les réseaux de neurones sont caractérisés par l'architecture (l'organisation des neurones), l'apprentissage (méthode de détermination des poids de connexions), et par leur fonction d'activation [32].

Un neurone artificiel reçoit des entrées de certains autres neurones ou d'une source externe ayant des valeurs numériques x1, x2, ...xn auxquels il est connecté par des synapses et calcule une sortie y. Chaque entrée xi a un poids associé wi, qui est attribué en fonction de son importance relative par rapport aux autres entrées. La valeur d'entrée x du neurone correspond à la somme pondérée de ses entrées en ajoutant une autre entrée ayant un poids b appelé biais. Ensuite, le neurone applique une fonction f sur cette somme [33].

Les réseaux de neurones sont souvent classifiés en deux architectures : les réseaux de neurone avec un seul niveau et multi-niveaux. Le nombre de niveaux est calculé sans prendre en considération les unités [34].

- Perceptron monocouche : Il s'agit d'un réseau de neurones propagation avant le plus simple qui contient une couche cachée [35]. Les neurones de la couche d'entrée doivent uniquement passer et distribuer les entrées et ne pas effectuer de calcul comme. Ainsi, la seule vraie couche de neurones est celle de droite. Chacune des entrées X₁, X₂... X_n est connectée à chaque neurone de la couche de sortie à travers le poids de lien. Comme chaque valeur des sorties Y₁, Y₂... Y_n est calculée à partir du même ensemble de valeurs d'entrée, chaque sortie est modifiée en fonction des poids de liens [36].
- Perceptrons multicouches : Il comporte une ou plusieurs couches cachées. En effet, ce type à
 perceptrons multicouches est le plus appliqué en littérature car ils sont plus utiles que les
 perceptrons monocouches dans les travaux actuels.

Nous exposons sur la figure I.5 un réseau de neurones multi-niveaux. Dans cette structure, les nœuds d'entrée transmettent les informations aux unités dans la première couche masquée, puis les sorties de la première couche masquée sont passées à la couche suivante, et ainsi de suite.

Le réseau multi-niveau peut également être considéré comme une cascade de groupes de réseaux d'un seul niveau. Le niveau de complexité se traduit par le nombre de réseaux monocouche qui sont combinés dans ce type de réseau. Le concepteur d'un réseau de neurones devrait considérer combien de couches cachées sont requises, selon la complexité du calcul [37].



Figure I. 5 Réseau de neurones multi-niveaux

• Les machines à vecteurs de support (SVM)

C'est une famille d'algorithmes d'apprentissage automatique destinés à la classification et à la régression. Le but des SVM est de créer un hyperplan qui divise les données en deux classes distinctes. Cet hyperplan est construit pour maximiser la marge entre les exemples de chaque classe les plus proches, ce qui permet de mieux généraliser les prédictions pour les données qui n'ont pas été vues pendant l'apprentissage. De nombreux domaines, y compris la reconnaissance d'images, la classification de texte et la bioinformatique, ont montré que les SVM sont efficaces. Ils sont également utilisés pour détecter les anomalies, prédire la survie des données médicales et prédire la croissance du marché boursier. Les SVM sont un outil puissant pour l'analyse de grandes quantités de données car elles ne sont pas sensibles aux points aberrants et ne sont pas affectées par la dimensionnalité des données. Cependant, avec des ensembles de données très volumineux, leur apprentissage peut être assez slow et leur interprétation peut être complexe [37].

Selon la formule suivante : I.1, le jeu de données est divisé en deux classes à l'aide d'une droite appelée hyperplan séparateur, où w = (w1, w2,..., wn) le vecteur de poids, x = (a1, a2,..., an) l'entrée à classifier et b le biais. Le SVM détermine si xk is un point à classifying en fonction du signe h(xk).



Figure I. 6 Problème de classification à deux classes où une séparatrice linéaire est possible

Nous introduisons une fonction noyau dans le product scalaire dans le cas où le problème n'est pas linéairement séparable, de sorte que les données subissent une transformation non linéaire vers un espace de caractéristiques de plus grande dimension. Cela produira une surface de division non linéaire, comme indiqué sur la figure I.7.

En théorie, la fonction noyau définit un espace de Hilbert, connu sous le nom d'espace autorépliquant et équidistant par transformation non linéaire de l'espace initial, et résout le problème linéaire dans cet espace.



Figure I. 7 Problème de classification à deux classes avec une séparatrice non linéaire

Les SVM présentent plusieurs avantages et inconvénients, comme mentionné sur le tableau I.1 :

Les avantages des SVM	Les inconvénients des SVM
Avoir une justification solide.	Ils utilisent des fonctions
SVM fonctionne bien sur les bases de données de petite dimension.	mathématiques complexes pour la classification.
Vous pouvez spécifier différentes fonctions du noyau.	Les SVM prennent beaucoup de temps lors de la phase de test.

Tableau I. 1 Avantages et inconvénients des SVM

• Les arbres de décision

Les arbres de décision sont des algorithmes d'apprentissage automatique largement utilisés pour la classification et la régression. Ils fonctionnent en construisant une structure d'arbre où chaque nœud représente une question ou une décision basée sur une caractéristique de l'ensemble de données, et chaque branche représente une réponse possible à cette question. Les arbres de décision sont construits de manière à minimiser l'incertitude (mesurée par l'entropie ou le gain d'information) à chaque nœud, de sorte que chaque division de l'ensemble de données apporte une amélioration significative dans la qualité de la prédiction.

Les arbres de décision présentent plusieurs avantages, notamment une interprétabilité facile, une performance élevée pour des ensembles de données de petite à moyenne taille, et une grande flexibilité dans la manipulation de données qualitatives et quantitatives, mais aussi en ce qu'ils peuvent traiter des données manquantes sans modification préalable des données. Ils sont largement utilisés dans des domaines tels que la reconnaissance de formes, la classification de texte, l'industrie et la finance. Cependant, comme pour tout algorithme d'apprentissage automatique, une sur-apprentissage peut se produire lorsqu'un arbre est trop complexe, ce qui peut être évité en utilisant l'élagage et des techniques de validation croisée pour trouver le meilleur arbre possible [38].

• KNN

KNN (K-Nearest Neighbors) est un algorithme d'apprentissage automatique utilisé pour la classification ou la régression. Il est basé sur l'idée de trouver les k points de données les plus

proches d'un point de données inconnu, puis de prédire la classe ou la valeur de ce point de données en fonction de la classe ou de la valeur des k voisins les plus proches.

Pour utiliser l'algorithme ANN, nous devons d'abord définir une métrique de distance pour mesurer la distance entre deux points de données dans l'espace des caractéristiques. L'algorithme calcule ensuite la distance entre le point de données inconnu et tous les points de données de l'ensemble de données d'apprentissage. Ensuite, les k points de données les plus proches sont sélectionnés et la classe majoritaire ou la moyenne des k points de données les plus proches est affectée au point de données inconnu.

ANN est un algorithme simple et direct, mais peut être sensible à la haute dimensionnalité et aux valeurs aberrantes. Il est couramment utilisé pour la classification de données non linéaires et la reconnaissance de formes dans des ensembles de données petits à moyens.

Pour trouver la classe des nouveaux cas, l'algorithme est basé sur le principe suivant :

- 1- Rechercher les K plus proches voisins de ce nouveau cas et sélectionner le résultat le plus proche et le plus fréquent parmi les candidats trouvés. Pour affecter un nouvel individu à une classe, l'algorithme trouve en fait les K plus proches voisins parmi les individus déjà classés. Par conséquent, la personne est affectée à la classe avec le plus grand nombre de candidats trouvés. Cette méthode utilise deux paramètres principaux :
- 2- Une fonction de similarité pour comparer les individus dans l'espace des caractéristiques et un nombre K qui détermine le nombre de voisins qui influencent la classification.
- 3- Un calcul de distance est appliqué pour tester la similarité entre deux vecteurs. Mesure le degré de différence entre deux vecteurs. Il existe plusieurs types de distance, mais la plus courante est la distance euclidienne [39].

La Figure I.8 montre un exemple du principe de classification K-Nearest Neighbors.



Figure I. 8 Classification basé l'algorithme des K plus proches voisins

Les KNN représentent plusieurs avantages et inconvénients, comme exposé sur le tableau I.2 [26] :

L'algorithme KNN est robuste aux donnéesNécessité de déterminer la valeur du de plus proches voisins (paramètre l La méthode des k plus proches voisins fonctionne bien lorsque les données sont volumineuses et incomplètes.Nécessité de déterminer la valeur du de plus proches voisins (paramètre l Temps de prédiction très long car la pour chaque échantillon doit être ca Ce Méthode gourmande en mémoire pour nécessite beaucoup de mémoire pour	u nombre k).
La méthode des k plus proches voisins fonctionne bien lorsque les données sont volumineuses et incomplètes. Ce Méthode gourmande en mémoire pácessite beaucoup de mémoire pour	
Cette méthode est l'une des plus simples de tous les algorithmes d'apprentissage. automatique.	distance alculée. re car elle ur le

Tableau I. 2 Les avantages et les inconvénients de l'algorithme des KNN

I.5.2 Apprentissage profound

L'apprentissage profond (ou deep learning) est une branche de l'apprentissage automatique qui utilise des réseaux de neurones artificiels (RNA) profonds pour apprendre à partir de données. Les RNA sont des modèles mathématiques inspirés du cerveau humain, composés de couches de neurones interconnectées qui apprennent à partir de données et produisent des prévisions ou des classifications à partir de nouvelles données.

L'apprentissage profond est capable de résoudre des problèmes complexes tels que la reconnaissance d'image, la reconnaissance de parole, la traduction automatique, la génération de texte, la prédiction de séquences, etc. Cette technique est particulièrement efficace pour traiter des données de grande dimension et pour extraire des informations et des motifs cachés dans les données.

L'apprentissage profond est appliqué dans de nombreux domaines tels que la médecine, la finance, la robotique, la publicité, la sécurité, la surveillance, etc. Il est considéré comme l'une des technologies les plus prometteuses de l'intelligence artificielle et a révolutionné de nombreux domaines qui nécessitaient auparavant un traitement manuel ou semi-automatique de données.

Les progrès de l'apprentissage profond ont fait une révolution notamment grâce à l'augmentation de la puissance des ordinateurs et au développement de grandes bases de données ou le "Big Data" [40].

Dans ce qui suit, nous allons évoquer quelques modèles de l'apprentissage profond :

• Réseaux de neurone à convolution (CNN)

Les réseaux de neurones convolutifs (CNN ou ConvNets en anglais) sont une architecture particulière de réseaux de neurones artificiels, particulièrement adaptés à la vision par ordinateur (traitement d'image). Il utilise une série de filtres (convolutions) appliqués à l'image pour permettre de voir des motifs et des structures à différentes échelles. Cette approche permet aux CNN de détecter des caractéristiques visuelles très complexes dans des images telles que des formes, des contours, des textures et des objets.

Les CNN sont largement utilisés dans de nombreuses applications liées à l'image telles que la détection d'objets, la reconnaissance faciale, la segmentation d'images, la reconnaissance de gestes et la classification vidéo. Il a également des applications dans d'autres domaines tels que la reconnaissance vocale, les propriétés de texte et la génération de texte. Les réseaux de neurones convolutifs révolutionnent l'imagerie numérique, offrant une précision sans précédent pour un large éventail de tâches, permettant des applications telles que les voitures autonomes, les drones et la vidéosurveillance.

La création d'un nouveau réseau de neurones convolutifs est coûteuse en termes d'expertise, de matériel et de quantité de données annotées requises [41]. En pratique, les couches suivantes doivent être présentes :



Couches de convolution, de pooling et entièrement connectées comme décrit dans la FigureI.9.

Figure I. 9 Architecture générale d'un réseau de neurones convolutif.

1- Couche de convolution

Une couche de convolution est une couche de traitement dans un réseau de neurones convolutionnel (CNN) qui applique des filtres de convolution pour extraire des caractéristiques d'une image ou d'une séquence de données. Les filtres de convolution sont des matrices de poids qui sont appliquées sur une fenêtre de pixels de l'entrée et qui sont utilisées pour produire des cartes de caractéristiques qui représentent les motifs présents dans l'entrée. Cette couche est très utile pour la reconnaissance d'images, de sons ou des signaux.

La Figure I.10 montre un exemple de conv2d.



Figure I. 10 Exemple de conv2d

La couche de convolution va opérer sur une image en 3 dimensions, qui a donc une longueur, largeur et profondeur, la profondeur peut être égale 0 dans le cas où l'image est en noir et blanc, sinon égale à 3 si elle est en couleur (RGB), en d'autres termes notre image est soit une matrice 2 dimensions si elle est en noir et blanc, soit un bloc a 3 dimensions si elle est en couleurs. Nous présentons sur la figure I.11, une convolution avec un pas de 2.



Figure I. 11 Convolution avec un noyau de taille 3*3 et un pas de 2

La couche de convolution est le bloc de construction de Trois paramètres permettent de dimensionner le volume de la couche de convolution :

Profondeur : de la couche est le nombre de neurones associés à un même champ récepteur.

Le pas : contrôle le chevauchement des champs récepteurs. Plus le pas est petit, plus les champs récepteurs se chevauchent et plus le volume de sortie sera grand.

La marge (à 0) ou zero padding : la dimension spatiale du volume de sortie. En particulier, il est parfois souhaitable de conserver la même surface que celle du volume d'entrée [41].
2- Couche de pooling

Une couche de pooling est une couche de traitement dans un réseau de neurones convolutionnel (CNN) qui réduit la taille des cartes de caractéristiques générées par les couches de convolution précédentes. Elle est utilisée pour réduire la dimensionnalité des données et aider à prévenir le surapprentissage. Cette couche fonctionne en appliquant une fonction de pooling, comme la moyenne ou le maximum, sur une fenêtre de pixels de l'entrée. Cette opération permet de garder les caractéristiques les plus importantes tout en réduisant la taille des données. La couche de pooling est souvent suivie d'une couche de convolution pour extraire davantage de caractéristiques

Le pooling max est quant à lui efficace lorsque l'on veut détecter des signaux forts, comme des objets par exemple, de plus il permet au modèle d'être invariant aux translations. Après cette étape de sous-échantillonnage nous obtenons une featuremap qui est définie comme démontré sur la figure I.12 [42] :



Figure I. 12 Exemple d'un Maxpooling

Le average pooling où la sortie est la moyenne des valeurs du patch d'entrée. En effet, même si initialement l'average pooling était souvent utilisé il s'est avéré que le max-pooling était plus efficace car celui-ci augmente plus significativement l'importance des activations fortes. Nous présentons sur la figure I.13, un exemple de l'average pooling.



Figure I. 13 Exemple de l'average pooling

3- Couche de correction ReLU

La couche de correction ReLU (Rectified Linear Unit) est une couche de réseau de neurones artificiels qui applique une fonction d'activation non linéaire aux valeurs d'entrée.

L'entrée de cette couche peut être une valeur scalaire ou un vecteur. La sortie de cette couche est égale à l'entrée transformée par la fonction ReLU qui est exposée sur la figure I.14, en appliquant le maximum entre 0 et la valeur d'entrée. Cette fonction est souvent utilisée dans les réseaux de neurones profonds, car elle est simple et rapide à calculer, mais aussi parce qu'elle a des propriétés de régularisation qui aident à éviter le surapprentissage. La fonction ReLU conserve les valeurs positives et les mène directement à la sortie, et met à zéro les valeurs négatives, supprimant ainsi les anomalies qui pourraient empêcher le réseau de converger [43].



Figure I. 14 Allure de la function ReLU

4- Couche entièrement connectée

Une couche entièrement connectée est une couche de réseau de neurones artificiels où chaque neurone de la couche est connecté à tous les neurones de la couche précédente et de la couche suivante. Cela signifie que chaque entrée est liée avec chaque sortie, et que toutes les sorties sont prises en compte pour chaque sortie de la couche .

Chaque neurone de la couche est associé à un poids et un biais qui sont ajustés lors de l'entraînement du réseau neuronal pour améliorer la précision de la prédiction. Ces poids et biais sont utilisés pour mettre à l'échelle et translater les entrées avant de les passer à la fonction d'activation de la couche.

Les couches entièrement connectées sont souvent utilisées dans les réseaux de neurones profonds pour des tâches de classification ou de régression où le modèle doit apprendre à partir de toutes les caractéristiques des données [44].

I.6 Définition de quelques modèles des réseaux de neurone convolutifs

I.6.1 U-NET

U-Net est une architecture d'apprentissage en profondeur couramment utilisée pour les tâches de segmentation d'images dans l'analyse d'images médicales. Développé par Ronneberger et al. Je suggère. Il a été introduit en 2015 et est depuis devenu l'une des architectures les plus populaires pour l'analyse d'images biomédicales.

Cette architecture se compose d'une passe de contraction responsable de la collecte des informations contextuelles et d'une passe d'expansion responsable de la localisation précise. Une passe de réduction consiste en une série de couches convolutives suivies de couches de regroupement maximum pour réduire l'échelle de l'image et augmenter le champ récepteur. La passe d'amélioration consiste en une série de couches de suréchantillonnage suivies de couches de couches de convolution pour augmenter la résolution de l'image et affiner la segmentation.

U-Net inclut également des connexions de saut entre les chemins réduits et étendus comme mentionné sur la figure I.15, permettant aux modèles d'utiliser des informations contextuelles

locales et globales tout en conservant des détails précis. Cela le rend particulièrement efficace pour segmenter des images avec des structures complexes telles que : B. Organes dans les images médicales. Dans l'ensemble, U-Net s'est avéré excellent dans diverses tâches de segmentation d'images médicales, et son architecture a été adaptée et étendue à d'autres domaines tels que la vision par ordinateur et le traitement du langage naturel.



Figure I. 15 Architecture du modèle U-NET

I.6.2 VGG-16

VGG-16 est une architecture de réseau de neurones à convolution profonde qui a été proposée par des chercheurs du Visual Geometry Group (VGG) de l'Université d'Oxford en 2014. Il s'agit d'une architecture de réseau de neurones largement utilisée pour les applications de vision par ordinateur, telles que la classification d'images, l'objet détection et segmentation.

VGG-16 est composé de 16 couches convolutives et d'un ensemble de couches entièrement connectées, qui constituent ses couches de classification. Les 13 premières couches utilisent des filtres de convolution 3x3, tandis que les trois dernières couches utilisent des filtres de convolution 1x1. Toutes les couches convolutives sont suivies d'une fonction d'activation de l'unité linéaire rectifiée (ReLU) et d'une couche de regroupement 2x2 max, ce qui réduit les dimensions spatiales des cartes d'entités et augmente leur profondeur.

L'architecture du VGG-16 est simple et directe, ce qui le rend facile à comprendre et à mettre en œuvre. Il est également évolutif, ce qui signifie qu'il peut être étendu à des architectures plus profondes et plus larges. En fait, VGG-19 est une extension de VGG-16, qui a 19 couches convolutionnelles.

VGG-16 a obtenu d'excellents résultats dans le ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge (ILSVRC) 2014, où il a été utilisé pour la classification des images. Le modèle a atteint un taux d'erreur de 6,67 %, ce qui représente une amélioration significative par rapport aux performances de pointe précédentes. Depuis lors, VGG-16 est devenu une architecture de référence pour les applications de vision par ordinateur et a été largement utilisé pour diverses tâches, telles que l'apprentissage par transfert, l'extraction de caractéristiques et le réglage fin.

L'architecture de VGG-16 est illustrée par les schémas de la figure [45].



Figure I. 16 Architecture de VGG-16

I.6.3 ResNet

ResNet est une architecture de réseau de neurones profonds qui a été introduite par des chercheurs de Microsoft Research en 2015. Il signifie « Réseaux résiduels » et est conçu pour résoudre le problème de la disparition des gradients dans les réseaux de neurones profonds, où les gradients deviennent très petits à mesure qu'ils se propagent à travers le réseau pendant la formation.

L'innovation clé de ResNet est l'utilisation de connexions résiduelles, qui permettent au réseau d'apprendre des mappages résiduels au lieu d'un mappage direct. Une connexion résiduelle saute une ou plusieurs couches du réseau et ajoute la sortie des couches sautées à la sortie des couches suivantes. De cette façon, le réseau peut apprendre des mappages résiduels, plus faciles à optimiser et éviter le problème des gradients de fuite.

L'architecture ResNet se compose d'une série de blocs résiduels, chaque bloc étant composé de plusieurs couches convolutionnelles, de couches de normalisation par lots, de fonctions d'activation ReLU et de connexions de raccourci. Les connexions de raccourci permettent au réseau d'apprendre le mappage résiduel en propageant le gradient vers l'arrière à travers les couches ignorées.

ResNet est une architecture très profonde, avec jusqu'à 152 couches dans la plus grande version. Malgré sa profondeur, ResNet a atteint des performances de pointe sur diverses tâches de vision par ordinateur, telles que la classification d'images, la détection d'objets et la segmentation. Il a été largement adopté dans les universités et l'industrie et est devenu une architecture standard





(b) architecture of Inception-ResNet v2

Figure I. 17 Bloc convolutif résiduel

Le but principal de cette architecture est de résoudre le problème de dégradation de gradient. Ce problème apparait dans les réseaux très profonds, où la précision commence à être saturée ensuite dégrade rapidement à cause de la diminution des valeurs des gradients. Afin de résoudre ce problème, les blocs résiduels ont été introduits.

I.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons fourni une présentation détaillée des principaux piliers de l'analyse d'images et de la vision par ordinateur, en particulier le machine learning et le deep learning.

Dans le chapitre suivant, nous présenterons un état de l'art sur la caractérisation des réservoirs pétroliers. En effet, nous allons renforcer l'application de l'intelligence artificielle et de ses modèles pour la détection et l'exploration pétrolière afin de tirer le meilleur parti de cette richesse

Chapitre II :

Problématique tirée et approche proposée

II.1 Introduction

A travers ce chapitre, nous détaillerons la problématique de recherche désignant l'implémentation d'une approche de caractérisation des réservoirs pétroliers par l'analyse numérique des roches pour une éventuelle exploration pétrolière.

II.2 Problématique et plan d'actions





Figure II. 1 Architecture générale de l'approche proposée.

L'analyse numérique des roches est devenue une technologie de plus en plus importante pour l'industrie pétrolière ainsi que gazière et la recherche fondamentale sur les milieux poreux. Pour l'analyse numérique des roches, un échantillon de roche est initialement scanné par micro-tomographie (micro-CT) pour générer une image 3D à partir de laquelle des simulations d'écoulements monophasiques ou polyphasiques sont effectuées pour obtenir des résultats pétro-physiques [47]. Nous allons extraire quelques points problématiques dans ce domaine intéressant comme suit :

1- En général, les mesures en laboratoire ne permettent pas d'obtenir des informations détaillées sur la structure des pores à l'échelle microscopique, en raison de la petite taille des échantillons, qui est facteur le plus important régissant le comportement physique de l'échantillon de roche. En particulier, dans les roches carbonatées, la distribution complexe pore-gorge a un grand impact sur la détermination des propriétés de la roche et complique l'évaluation du réservoir [48]. D'autre part, les échantillons de grès sont prédominants, qui ont tendance à posséder des différences relativement nettes dans l'échelle de gris (pore, un peu d'argile, de quartz, de pyrite) de sorte que certains minéraux et les phases peuvent être facilement segmentées par des méthodes

traditionnelles [48]. Pour ces types de minéraux/phases, les avantages de l'utilisation de méthodes d'apprentissage automatique deviennent incrémentiels.

- 2- Un autre défi impliqué dans la caractérisation des systèmes de carbonate est les fractures de réservoir, qui contrôlent les réservoirs dans les derniers stades de la dolomitisation [61]. Ce processus crée une faible porosité de la matrice en créant davantage de fractures croisées qui permettent aux hydrocarbures de s'accumuler et de se déplacer. Ainsi, le processus de fracture transforme les réservoirs denses conventionnels en réservoirs fracturés non conventionnels avec une productivité potentiellement plus élevée. Il convient de noter qu'une diminution de la perméabilité du réservoir avec la diminution de la pression du réservoir a été constatée par de nombreux chercheurs dans le domaine de la géomécanique pétrolière et gazière et s'explique par la déformation de l'espace vide.
- 3- L'aspect clé des études de cas présentées dans cet article est de tenter d'établir une relation entre les caractéristiques des réservoirs obtenues à partir des études de carottes et celles identifiées à partir des essais de puits. De plus, le défi de transférer les résultats d'études réalisées dans un certain ensemble de conditions à d'autres, sur la seule base de similitudes dans leurs principales caractéristiques géologiques et physiques, n'est pas résolu et mérite une étude plus approfondie. Des études scientifiques basées sur l'analyse de carottes, y compris la tomographie et la microscopie électronique, sont présentées dans de nombreux travaux antérieurs. Cependant, toutes ces études caractérisent les propriétés du réservoir à l'état statique, c'est-à-dire dans la période initiale de son exploitation [61].
- 4- Souvent, les caractéristiques à l'échelle des pores telles que la porosité et les perméabilités obtenues après simulation numérique à l'échelle des pores sur différentes images 3D segmentées sont comparées aux valeurs dérivées expérimentalement. Il est crucial de valider l'algorithme de segmentation avec des mesures en laboratoire pour savoir si l'image segmentée est une « vraie » représentation de la structure des pores. Globalement, le choix de l'algorithme est soumis à la résolution de l'image, le bruit, les artefacts d'imagerie, le type de support poreux et plusieurs paramètres choisis par l'utilisateur [55].
- 5- Pour toute étude basée technologie numérique des roches, la segmentation est une étape critique qui peut avoir une profonde influence sur les résultats. Cependant, elle repose sur des paramètres sélectionnés par l'utilisateur qui peuvent fournir des résultats subjectifs

[47]. En effet, les méthodes de segmentation d'image conventionnelles dépendent des paramètres sélectionnés par l'utilisateur, citons l'exemple de l'approche Otsus que nous avons exposé au chapitre 2. En outre, ces approches peuvent prendre du temps.

- 6- Outre les difficultés à obtenir simplement suffisamment de données pour certaines tâches telles que la segmentation, un problème qui afflige tous les aspects de l'apprentissage en profondeur à l'échelle des pores est le manque de bases de données standards de référence spécialement conçus [48]. Certains efforts préliminaires ont été déployés pour créer de tels ensembles de données, mais cela n'a pas couvert toutes les tâches telles que la segmentation et la prédiction pétrophysique. Certains ensembles de données de référence sont disponibles pour la simulation d'écoulement dans des milieux poreux, mais n'ont pas encore été appliqués à des applications d'apprentissage en profondeur. Des efforts doivent être faits pour créer de tels ensembles de données qui évoluent chaque année avec les progrès de l'apprentissage en profondeur.
- 7- Une limitation importante des outils disponibles utilisés pour l'estimation de la perméabilité est les exigences de calcul élevées. Les simulations à grande échelle peuvent prendre des jours et nécessitent souvent l'utilisation de grappes d'ordinateurs. De plus, les contraintes des besoins en mémoire limitent la taille des échantillons de données.
- 8- L'un des principaux défis pour l'utilisation de l'apprentissage automatique supervisé pour les images micro-CT de roche est le manque de « ground truth ». Un étiquetage manuel au pixel près d'un ensemble de données 3D suffisamment volumineux prendrait beaucoup trop de temps, tout en utilisant des images à résolution beaucoup plus élevée [49]. De plus, rassembler une collection suffisamment représentative de tous les types d'échantillons divers est une tâche exigeante. Ainsi, pour presque tous les échantillons de roche naturelle, la porosité numérique seraient inférieurs à ceux mesurés en laboratoire. De plus, ces images sont généralement prises sur des échantillons beaucoup plus petits que ceux utilisés pour les mesures en laboratoire, ce qui permet une comparaison directe des valeurs de porosité difficile.

Une fois avoir extraits les points problématiques ci-dessus, nous présentons quelques points d'action dans ce sens comme suit :

1- Nous réaliserons une étude préliminaire sur l'imagerie micro-CT des roches poreuses où une série d'images micro-CT sur des roches de grès, de carbonate et de granite ont été

acquis lors de ce projet dans le cadre de la société Sonatrach. En effet, nous développerons une méthodologie pour extraire les réseaux de pores à partir de l'image 3D où l'ultime but est la détermination précise des paramètres pétrophysiques et des propriétés d'écoulement dans les médias poreux. Cette exploration est importante non seulement en génie pétrolière, mais aussi en hydrologie et génie environnementale où de telles propriétés macroscopiques comme la perméabilité relative qui est nécessaires pour modéliser le transport de fluide se produisant dans les productions d'hydrocarbures [2] ainsi que la perméabilité absolue désignant à son tour une propriété pétrophysique de base [48].

- 2- Pour contourner le problème de la segmentation basée méthodes conventionnelles, nous proposons un réseau de neurones convolutifs (CNN) qui, une fois formé, pourra être utilisé pour réduire le biais de l'utilisateur associé à la segmentation des images. En effet, il a été démontré que les CNN utilisés pour la segmentation atténuent ces problèmes de [48] : a) le biais inhérent à la segmentation, b) la sensibilité élevée à la modélisation physique et c) l'augmentation de la difficulté à segmenter les images bruitées. Une fois formé sur ces données, le CNN fournit également une manière cohérente de traiter les données plutôt que des méthodes traditionnelles semi-automatiques où chaque image peut être traitée avec différents paramètres conduisant à des erreurs incohérentes.
- 3- L'un des principaux défis de l'apprentissage automatique est la disponibilité des données d'entrainement. Les images à l'échelle des pores sont générées dans des laboratoires spécialisés, jusqu'à récemment, elles étaient principalement conservées dans des dépôts privés. L'introduction du portail « the Digital Rocks Portal » a facilité certaines des études. Néanmoins, de nombreuses études basées CNN à super résolution ont utilisé des exemples générés synthétiquement, ce qui peut entraîner une perte de précision dans les tests et l'utilisation. En outre, le « ground truth » doit être segmenté avec précision pour générer une prédiction CNN raisonnable. Diverses techniques utilisent la segmentation manuelle à cette fin [48].
- 4- Il a été démontré que les performances de U-nets 2D et 3D sont approximativement égal [49]. Ceci pourrait être lié aux restrictions, imposées au modèle 3D, pour limiter le coût de calcul. Ce phénomène peut s'expliquer par la faible profondeur du modèle 3D et la taille relativement petite du cube 3D utilisé pour la formation et inférence. Dans ce sens,

nous réaliserons la segmentation par le modèle U-net. En outre, nous considérons les cubes ainsi que les cylindres du fait que la technique des cylindres offre une nouvelle façon de dériver la structure détaillée des pores des roches réservoirs, et en conséquence elle peut combler le manque de mesures de laboratoire mentionné auparavant.

5- Nous avons utilisé l'algorithme de maximal ball pour l'extraction du réseau poreux vu qu'il peut être utilisé pour analyser un large éventail de matériaux poreux avec différentes tailles et formes de pores. Il est également relativement efficace et peut être appliqué à des images à grande échelle de matériaux poreux. Dans l'ensemble, cet algorithme est un outil utile pour caractériser la structure poreuse des matériaux poreux et peut fournir des informations précieuses sur leurs propriétés physiques et de transport. En effet, il présente un élément de base pour les pores et gorges converties à partir des voxels dans le vide [48] où nous aurons un réseau de pores capturant les positions et les tailles des pores et gorges ainsi que leur connectivité.

II.3 Segmentation des roches basée U-net

II.3.1 Base de données utilisée

Nous mentionnons sur la figure II.2 quelques roches.



(a)

37





(c)



Figure II. 2 Exemples de roches de la basa de données utilisée où en a : des roches carbonatée, en b : des roches de grès et en c : des roches de granite.

Ces roches ont été imagée en 2d et en 3d à la « Direction Laboratoire & Carothèque Centrale HMD Sonatrach ». Département : Laboratoire & Carothèque Centrale. Service : Imagerie et CT-Scaning.

Mentionnons que nous avons également utilisé des roches durant l'élaboration de notre travail à partir de la base de données « A Super Resolution Dataset of Digital Rocks (DRSRD1) : Sandstone and Carbonate » [50]. Cet ensemble de données comprend des tranches 2D organisées et des volumes 3D de grès de Bentheimer [provenant en interne de l'UNSW] et de carbonate d'Estaillades, imagés à une résolution de 3,8 et 3,1 microns respectivement.

Nous présentons sur la figure II.3 une roche carbonatée, son masque en niveau de gris pour une meilleure visualisation 3d, une image 2d du masque binaire et ceci pour les 2 cas que nous avons analysé durant ce travail : l'échantillon du cylindre et l'échantillon de cube pour la caractérisation.



Figure II. 3 Roche carbonatée : en haut, son masque en niveau de gris pour une meilleure visualisation 3d, une image 2d du masque binaire pour le cas du cylindre tandis qu'en bas, nous considérons l'échantillon cube, son masque en niveau de gris pour une meilleure visualisation 3d, une image 2d du masque binaire.

Pour la génération des masques binaires ou appelé « ground truth », Divers ensembles de données sont générés à travers différentes techniques (manuelles, conventionnelle) pour entrainer le CNN proposé. L'objectif est d'évaluer l'influence globale des données d'apprentissage sur la sortie du réseau [47].

II.3.2 Pipeline de la segmentation des roches basée U-net

• Pré-traitement

La précision de la segmentation dépend fortement de la qualité des images numérisées en niveaux de gris. Ainsi, il est important d'améliorer l'image avant la segmentation pour éliminer les éventuels artefacts et bruits dus au processus d'acquisition. Une méthode efficace pour améliorer la qualité de l'image consiste à appliquer des filtres de réduction de bruit. En effet, nous allons contribuer divers pré-traitements.

Le premier pré-traitement considéré, était basé sur l'application de l'égalisation adaptative de l'histogramme en premier pour améliorer le contraste de l'image, suivie du filtre médian. En effet, en tant que pierre angulaire du traitement d'image moderne, le filtre médian est utilisé largement dans le lissage et pour éliminer le bruit. L'idée d'un filtre médian est de remplacer la valeur d'échelle de gris d'un voxel par la valeur médiane des voisins les plus proches [48] dans le but de conserver les contours présents dans l'image de roche.

Nous présentons sur la figure suivante trois coupes transversales relatives à trois roches de grès, granite et carbonatée avant et après avoir appliqué le pré-traitement.









Figure II. 4 Résultat du pré-traitement basé CLAHE et le filtre médian sur des coupes transversales de trois images micro-CT en a : roche de grès, en b : roche de granite et en c : roche carbonatée.

Un deuxième pré-traitement était basé sur la normalisation de l'histogrammes des images de roches. En effet, nous visons à répartir les fréquences d'apparition des pixels sur la largeur de l'histogramme où l'ultime but est de répartir au mieux les intensités sur l'échelle des valeurs disponibles. Ceci engendrera que l'histogramme sera étendu afin que la valeur d'intensité la plus faible soit à zéro, d'autre part, la plus haute soit à la valeur maximale. Nous présentons sur la figure II.5 les mêmes exemples de la figure II.4 mais avec un pré-traitement basé normalisation de l'histogramme.





Figure II. 5 Résultat du pré-traitement basé normalisation d'histogramme sur des coupes transversales de trois images micro-CT en a : roche de grès, en b : roche de granite et en c : roche carbonatée.

• Segmentation des roches via U-net

La tâche de segmentation utilise de la même manière certaines conceptions de référence clés. Toutes les études de segmentation jusqu'à présent ont été réalisées sois par des méthodes conventionnelles ou bien avec des générateurs CNN comme nous l'avions indiqué au chapitre 2. Plus précisément dans les approches basées apprentissage profond, l'ancien SegNet et le plus récent U-Net sont les plus utilisés. En effet, l'idée de réseaux auto-encodeur-décodeur, où une moitié convertit les données d'entrée en un espace codé, et l'autre moitié du réseau le décode était la plus pertinent. Tout comme dans la recherche en imagerie biomédicale, les conceptions de réseau les plus utilisées et les plus précises sont les variantes U-Net. Dans ce sens, nous allons appliquer ce modèle incontournable de segmentation dans les images à l'échelle des pores.

Les problèmes qui entravent l'application pratique de la segmentation CNN dans l'imagerie à l'échelle des pores sont la disponibilité des données d'entrainement et la flexibilité des CNN formés pour bien fonctionner sur des échantillons externes.

L'architecture U-Net, conçue pour fonctionner avec des données de formation limitées, a contribué aussi durant le choix du modèle de segmentation.

U-net a atteint une qualité de pointe sur de nombreuses tâches de segmentation d'images biomédicales [49].

Il convient également de noter que la plupart des recherches sur les CNN pour la segmentation d'images à l'échelle des pores sont effectuées avec des CNN 2D. En effet, Une image 3D numérique de la structure à l'échelle des pores d'une roche est généralement obtenue à partir d'un micro-CT à rayons X en reconstruisant l'image 3D à partir de projections 2D prises sous différents angles, bien que toute technique d'imagerie 3D puisse être utilisé.

L'architecture du réseau est illustrée à la figure II.6.



Figure II. 6 Architecture de U-net.

Nous distinguons les parties suivantes :

1- Contracting path (Downsampling)

Il consiste en l'application répétée de :

- Deux 3x3 convolutions (unpadded convolutions).
- Suivi d'une ReLU et d'une normalisation par lots.
- Une opération de 2x2 max pooling.
 - 2- Expansive path (Upsampling)

Consistant en séquence de convolutions ascendantes et de concaténation :

• 2 x 2 convolution (convolution ascendante) qui réduit de moitié le nombre de canaux de caractéristiques.

• Une concaténation avec la carte des caractéristiques rognée en conséquence à partir du chemin contractuel.

- Deux convolutions 3x3
- Suivi d'un ReLU avec normalisation des lots.
 - 3- Final Bottleneck Layer

Au niveau de la couche finale, une convolution 1x1 est utilisée pour mapper chaque vecteur d'entités à 64 composants au nombre de classes souhaité.

Un autre défi à surmonter est la fonction de perte (loss function), en effet, l'anatomie d'intérêt n'occupe qu'une très petite région de l'analyse, ce qui fait que le processus d'apprentissage est piégé dans des minima locaux de la loss function produisant un réseau dont les prédictions sont fortement biaisées vers l'arrière-plan.

En conséquence, la région de premier plan est souvent manquante ou seulement partiellement détectée. L'utilisation d'une fonction de perte, qui évalue dans quelle mesure le CNN modélise les données d'entraînement, est nécessaire pour optimiser les poids du CNN.

La fonction de perte utilisée par notre modèle U-Net est : Dice loss du fait qu'elle prend en compte les informations de perte à la fois localement et globalement, ce qui est essentiel pour une grande précision.

II.4 Détection du réseau poreux basé l'algorithme de maximal ball

Nous avons appliqué cet algorithme décrit au chapitre 2 pour l'extraction du réseau poreux comme indiqué sur la figure II.7.



Figure II. 7 Extraction du réseau poreux par l'algorithme de maximal ball en a : structure tridimensionnelle du réseau spatial décrivant la distribution des pores dans l'échantillon, en b : ajout des couleurs de sorte que chaque groupe de pores qui ont été classés par l'algorithme de maximal ball sont représentés comme des pores de taille égale avec la même couleur et en c : représentation finale du réseau poreux où les pores sont représentés par des boules de tailles différentes, selon la taille du pore.

Nous allons présenter dans la figure II.8, deux exemples de détection des réseaux poreux dans deux types de roche la première une roche de grès et la deuxième une roche carbonatée.



(a)



Figure II. 8 Réseau poreaux de deux roches, en a : roche de grès et en b : roche carbonatée où les étapes consistent en la segmentation des pores ensuite la génération du réseau poreux

Nous pouvons constater que la roche de grès se compose de petits pores proches les uns des autres avec une connexion quasi-complète entre eux. Après application de l'algorithme de maximal ball, chaque pore est coloré avec une couleur spécifique, donc tous les pores classés comme ayant la même taille sont colorés avec la même couleur où nous constatons un réseau chargé de pore vu que la rose apparait d'une porosité élevée. Tandis que sur la roche carbonatée, nous distinguons des pores de tailles différentes, dont certains sont très grands et représentent des traces d'organismes qui existaient auparavant. Ces pores sont répartis et légèrement éloignés les uns des autres, avec une connexion quelque peu faible entre eux d'où la génération d'un réseau poreux plutôt faible du fait que la roche a une porosité moyenne.

II.5 Estimation de la porosité et la perméabilité absolue

La connectivité et la morphologie des phases identifiées par la segmentation est un paramètre physique important qui affecte l'analyse d'écoulement ultérieure. En effet, la segmentation des images est une étape cruciale dans le processus de l'analyse numérique des roches pouvant influencer les études de caractérisation à l'échelle des pores et/ou la simulation numérique de propriétés pétrophysiques [47].

Les résultats de la segmentation obtenue sont évalués en termes de porosité, de perméabilité et la distribution de taille des pores calculés à partir des données segmentées.

L'exactitude des tailles de pores déterminées a été vérifiée en comparant les valeurs de porosité calculées (selon la tomographie aux rayons X) et réelles (selon des études en laboratoire d'échantillons de carottes) [61].

Concernant la perméabilité absolue, nous allons utiliser un algorithme rapide pour prédire la perméabilité absolue de la roche à l'aide du tomodensitogrammes 3D présenté dans [48]. Les estimations de perméabilité sont obtenues à l'aide d'une séquence d'opérations binaires efficaces et s'avèrent, en général, en bon accord avec les mesures de laboratoire et d'autres estimations numériques.

Nous allons donner un aperçu sur l'algorithme comme suit :

Hypothèses de l'algorithme

-les pores de la première tranche sont tous remplis de fluides.

-les tranches d'image sont empilées verticalement.

-l'algorithme cherche les pores à remplir de fluides dans la deuxième tranche.

Un voxel de pores dans la deuxième tranche est étiqueté pour être rempli de fluide s'il est connecté à un pore de la première tranche

Un pore est étiqueté connecté si l'un de ses neuf voisins dans la tranche précédente est un pixel de pore.

Example:

1 ^{ère} tranche	0	0	0
	0	1	0
	0	0	0
2 ^{ème} tranche	1	1	1
	1	1	1
	1	1	1

L'exemple précédent, suppose que la première tranche présente un pore au niveau du pixel du milieu (cellule à 1). Alors que la deuxième tranche montre que tous les pixels sont à un (1) c'est à dire, il y a neuf pores voisins au pore de la première tranche de l'image. Ce qui implique une connectivité de la première tranche via la deuxième dans tous les sens.

La représentation retenue, implique que si les pixels représentatifs des pores de la deuxième tranche sont à zéro (0), alors il n'y aura pas de connectivité de la première à la deuxième tranche.

Sortie :

EPCI = le nombre moyen de pores connectés trouvés dans les deux directions calculées.

Description de l'algorithme

-l'algorithme suppose que chaque image en entrée est segmentée.

-Chaque tranche d'image CT est une fonction binaire de position de pixel f(x,y).

-La j^{ème} tranche d'image est donnée par $f_j(x,y)$

-Chaque tranche d'image est de volume WXH pixels et chaque image contient Z tranches.

<u>Début</u>

<u>Variables</u> : J entier

Entrées : image contient Z tranches

Lire (Z)

J=1

<u>Tant que</u> (J = < Z) <u>Faire</u>

Calculer f_{j,translate} définie par l'équation suivante:

$$f_{j}(x + 1, y) | f_{j}(x + 1, y) | f_{j}(x + 1, y + 1) | f_{j}(x, y + 1) |$$

$$f_{j}(x - 1, y + 1) | f_{j}(x - 1, y) | f_{j}(x - 1, y - 1) |$$

$$f_{j}(x, y - 1) | f_{j}(x + 1, y - 1)$$

effectuez une opération logique "ET" entre $f_{j,t}ranslate$ et $f_{j+1}(x, y)$ et stockez le résultat dans la matrice *C*. *C* est une matrice binaire de taille $W \times H$ qui suit connectivité des pores.

$$C \stackrel{\text{\tiny def}}{=} f_{j,translate} \& f_{j+1}(x,y).$$

$$\underline{Si} \quad (J = Z) \quad \underline{Alors}$$

$$E P C I_{1 \to Z} = (\frac{1}{W * H}) * \sum_{w=1}^{W} \sum_{h=1}^{H} C$$

<u>.</u> Sinon

calcule C_{translate} tel que défini par l'équation suivante :

$$C_{translate} = C(x,y)|C(x+1,y)|C(x+1,y+1)|C(x,y+1)|C(x-1,y+1)|$$

$$C(x-1,y)|C(x-1,y-1)|C(x,y-1)|C(x+1,y-1)|$$

J=J+1

$$C_{translate} \& f_{j+1}(x, y)$$

<u>Fin Si</u>

Fin Tant que

$$E P C I = (E P C I_{1 \rightarrow Z} + E P C I_{Z \rightarrow 1})/2.$$

Fin

II.7 Conclusion

Nous avons détaillé l'approches proposée pour la caractérisation des réservoirs pétroliers. Une implémentation cette approche ainsi qu'une évaluation des résultats obtenus sont prévues au long du dernier chapitre.

Chapitre III :

Caractérisation des réservoirs pétroliers par la numérisation des relatives roches en vue d'une éventuelle exploration pétrolière : état de l'art

III.1 Introduction

Un échantillon de roche numérique 3D est utilisé pour extraire les informations sur la composition minérale et la microstructure des roches, en utilisant des méthodes de traitement d'image. Des simulations numériques peuvent ensuite être effectuées sur l'échantillon de roche numérique (modèle de roche numérique résultant) pour quantifier l'espace poreux disponible en vue d'explorer les propriétés de transport des fluides (citons l'exemple de la perméabilité absolue).

Dans ce sens, la tomodensitométrie à rayons X, peut être utilisées pour analyser l'hétérogénéité et calculer les propriétés de la roche, telles que la porosité, la perméabilité absolue,

Une série de mesures des structures de diverses roches poreuses a été effectuée en utilisant la micro-tomographie à rayons X. En tant que technique non destructive, la micro-CT fournit un moyen direct pour imager l'espace poreux comme une représentation volumétrique (3D) des structures.

Une telle technique en fait un outil idéal pour caractériser l'intégrité d'un matériau qui fera l'objet de ce chapitre où un état de l'art sur la caractérisation des réservoirs pétroliers est prévu. En effet, nous évoquerons une description de la micro-CT, la résolution spatiale, et le traitement de ces images.

III.2 Micro-tomographies à rayon X (micro-CT) ou micro-tomodensitométrie III.2.1 Origines des micro-tomographies à rayons X

Au cours des deux dernières décennies après que le premier système de micro-CT a été conçu et construit par Jim Elliott au début des années 1980 [51], la technologie micro-CT a été développé et étendu aux matériaux géologiques tels que ceux liés à l'industrie pétrolière [2] en fournissant des images 3D à haute résolution allant jusqu'à l'échelle des pores, à savoir, le domaine micron et submicronique. Il s'agit d'un produit non destructif et une véritable technique d'imagerie 3D. en effet, les volumes d'images acquis sont utilisés pour capturer et visualiser la structure tridimensionnelle de la géométrie des pores des roches de réservoirs [52].

L'ultime but consiste à générer des images 3D avec propriétés similaires à la structure réelle du milieu poreux.

Cette technique est considérée comme la procédure la plus pratique pour obtenir la structure interne tridimensionnelle d'un matériau poreux en générant des modèles tridimensionnels d'un échantillon sans le détruire.

L'analyse numérique d'échantillons à l'aide d'une tomodensitométrie à rayons X à haute résolution(micro-CT) est devenue une technique standard en caractérisation de réservoir, spécialement sur des roches difficiles à caractériser, comme les roches carbonatées.

Ceci est dû au fait que cette technique contribue à l'estimation des propriétés mécaniques et à la compréhension des phénomènes physiques de flux de fluide.

III.2.2 Avantage des micro-tomographies par rapport à d'autres modalités

Il existe diverses techniques et méthodes avancées pour analyser la structure des pores, qui peuvent être divisées en deux catégories [53]: l'imagerie directe 2D et 3D, telle que l'observation de lames minces, la microscopie électronique à balayage et à émission de champ (FE-SEM) et la tomodensitométrie (CT), et des méthodes expérimentales indirectes telles que la porosimétrie par intrusion de mercure et la résonance magnétique nucléaire à faible champ.

Un nombre croissant d'études, notamment le travail présenté dans ce mémoire, ont utilisé CT en raison des avantages de cette approche. Citons [53]:

- 1- Sa capacité à caractériser la structure 3D d'un échantillon et à préserver l'intégrité de l'échantillon de roche en raison de sa technique non destructive.
- 2- La résolution spatiale du micro-CT est limitée à des centaines de nanomètres et est liée à la taille des échantillons. Étant donné que la résolution du CT est bien inférieure à celle de l'approche FE-SEM, cette dernière technique est couramment utilisée pour observer la morphologie de surface et les caractéristiques rocheuses. Cependant, l'inconvénient de cette méthode est que ses résultats sont une représentation 2D, et il est donc par nature impossible d'estimer la répartition 3D des pores dans le volume. A cet effet, la micro-tomographie demeure meilleure.
- 3- La caractérisation maximale de la structure poreuse, y compris la répartition des pores par taille, type (tels que pores primaires, pores de dissolution, fractures.
- 4- La micro-CT est déjà intégré à la caractérisation du flux d'un réservoir et ne nécessite pas le nettoyage de l'échantillon [2].
- 5- En particulier, l'utilisation de sources de lumière synchrotron pour la tomographie à rayons X a offert de nouvelles opportunités pour visualiser les caractéristiques 3D intérieures réelles d'objets de manière non destructive avec une résolution spatiale élevée. Cela permet d'analyser la microstructure complexe de la plupart des types de matériaux avec une résolution sub-micro [7].

III.2.3 Acquisition des micro-tomographies à rayon X

Le système utilisé pour l'acquisition des micro-tomographies est « X-ray computed tomography machine » comme mentionné sur la figure III.1

Le fabricant de la station d'imagerie de tomodensitométrie est "Zeiss" Et son modèle est "Xradia 610 Versa". Comme mentionné sur la figure. Il s'agit d'une station numérique d'imagerie tridimensionnelle haute résolution utilisant la technologie des rayons X. Cette station est utilisée pour analyser des structures complexes et des compositions complexes dans une large gamme de matériaux, y compris des matériaux d'ingénierie, électroniques et biologiques.

La station Zeiss Xradia 610 Versa fonctionne en générant un faisceau de rayons X de haute énergie et en le dirigeant vers l'échantillon à étudier. Des capteurs spécifiques sont utilisés pour mesurer l'interaction entre les rayons X et l'échantillon afin de produire des images tridimensionnelles à haute résolution.

La station Zeiss Xradia 610 Versa est reliée à un ordinateur dédié fonctionnant sous le système d'exploitation Windows. L'ordinateur comprend le logiciel nécessaire pour faire fonctionner la station et contrôler les processus d'imagerie, de traitement et d'analyse. L'échantillon peut également être déplacé avec précision à l'aide du système de contrôle informatique intégré.



Figure III. 1 « X-ray computed tomography machine ».

La station Zeiss Xradia 610 Versa nécessite un logiciel spécialisé pour exploiter et contrôler les processus d'imagerie, de traitement et d'analyse. Certains programmes clés sont fournis avec la station, qui doivent être installés et configurés sur l'ordinateur qui y est connecté, notamment :

1- Scout and Scan : Cette application est utilisée pour effectuer une imagerie de base et déterminer les paramètres de radiographie nécessaires pour l'opération. Le programme est utilisé pour gérer les opérations du scanner, maintenir l'intégration entre les systèmes et contrôler les appareils et logiciels associés.

2- Reconstructor Scout and Scan: Cette application permet de reconstituer les images tridimensionnelles obtenues à partir de la station Zeiss Xradia 610 Versa. Le programme permet l'amélioration de la qualité de l'image, la correction des erreurs, l'amélioration du contraste et la génération d'images tridimensionnelles de haute qualité.

3- XRM Data Explorer: Cette application permet de gérer et d'analyser les données tridimensionnelles obtenues à partir de la station Zeiss Xradia 610 Versa. Le programme permet l'analyse des données de différentes manières, l'analyse de diverses propriétés d'échantillons et la génération de modèles tridimensionnels. L'application peut être utilisée pour contrôler divers

paramètres liés à l'imagerie, au traitement et à l'analyse, ainsi que pour afficher les résultats de manière intuitive et organisée.

4- TXM 3D Viewer: Cette application permet d'afficher et d'analyser les images tridimensionnelles obtenues à partir de la station Zeiss Xradia 610 Versa. Le logiciel permet de visualiser des images tridimensionnelles de différentes manières et de localiser des zones pour un examen détaillé, ainsi que d'effectuer des opérations de mesure et d'analyse connexes.

Nous présentons sur la figure III.2, les étapes suivies pour imager des roches de différentes tailles.



Figure III. 2 Différentes parties du Micro-CT de l'intérieur -Légendes : 1 : la source X-ray, 2 : la roche, 3 : porte-échantillon, 4 : lens X04, 5 : lens X20, 6 : X-ray future (X0.4),7 : la caméra, 8 : Bras automatique.

Notons que le paramètre lens approprié doit être sélectionné pour la photographie, en suivant ces règles :

Sample volumelensMINMAXX200.5 mm4.0 mmX042 mm20 mmX0.40.5 mm3.44 cm

Tabelau III. 1 Les règles suivie pour la sélection de lens.

Lors de l'imagerie d'un échantillon de roche à l'aide du Zeiss Xradia 610 Versa, les fichiers produits ont les extensions suivantes :

1- Fichier TXRM (.txrm) : le fichier principal contenant l'ensemble des images 2D capturées lors de l'imagerie 3D, généralement utilisé pour l'analyse d'images.

2- Fichier RCP (.rcp) : contient les données de transformation géométrique (spatiale, angulaire, mise à l'échelle et orientation) appliquées à l'ensemble des images capturées lors de l'imagerie
3D.

3- Fichier TXM (.txm) : contient les images 2D capturées lors de l'imagerie 3D et des informations supplémentaires telles que les paramètres d'imagerie, l'orientation et la mise à l'échelle.

4- Fichier TXM-EXM (.txm-exm) : contient les images 2D capturées lors de l'imagerie 3D et un fichier de définition supplémentaire pour les paramètres d'imagerie.

5- Fichier TXM-EXM-OOC (.txm-exm-ooc) : contient les images 2D capturées lors de l'imagerie 3D, des fichiers de définition supplémentaires pour les réglages d'imagerie et la correction.

6- Fichier XRM (.xrm) : contient les données de transformation géométrique, les images 2D capturées lors de l'imagerie 3D et des informations complémentaires.

En général, une résolution la plus élevée possible est utilisée pour imager les roches. En pratique, nous avons besoin de la résolution de $15 \sim 20$ microns pour le grès grossier, $5 \sim 15$ microns pour le grès non consolidé et <5 microns pour le grès consolidé et la plupart des carbonates. Une résolution encore plus fine est nécessaire pour de nombreux carbonates car les gorges de pores submicroniques ont un impact significatif sur le transport.

III.3 Caractérisation du milieu poreux et les différents types de roches analysées

III.3.1 Roches carbonatées

Les roches carbonatées contiennent environ 50 % des ressources mondiales utiles en hydrocarbures [53], à l'exclusion des ressources en hydrocarbures non conventionnels. Les réservoirs de carbonate suscitent un intérêt considérable depuis de nombreuses décennies. Les réservoirs de carbonate sont caractérisés par des structures d'espace vide très complexes, y compris la présence de vides primaires et secondaires, de cavernes, de fractures simples et de

réseaux de fractures. En raison de l'hétérogénéité des propriétés des réservoirs de carbonate, de la distribution des faciès, de la structure complexe des pores et des changements diagenétiques, une étude plus approfondie du comportement des réservoirs de carbonate à des échelles macro et microscopiques reste une tâche essentielle). Cependant, pour la plupart des roches carbonatées, il existe des différences apparentes dans la texture de la roche et les minéraux et des variations claires de propriétés rocheuses avec emplacement. Ce type d'hétérogénéité conduit souvent à un certain degré d'imprévisibilité dans l'analyse numérique des roches. De plus, une taille d'échantillon plus petite est nécessaire pour une image à plus haute résolution, mais les propriétés de la roche provenant d'échantillons physiques plus grands sont plus représentatifs. Ainsi, pour un échantillon de roche hétérogène, il n'est pas pratique de prédire ses propriétés rocheuses avec une seule image à résolution unique.

Les roches carbonatées sont connues pour leur forte hétérogénéité de pores [1]. En effet, les structures de pores complexes dans le carbonate existent à différentes échelles allant de la dizaine de nanomètres à plusieurs centimètres.

Les progrès actuels dans les techniques d'imagerie 3D comme la micro-tomographie à rayons X permettent d'obtenir une image détaillée.

Nous présentons sur la figure III.3, une mage micro-tomographie X (3d) et une coupe transversale de la micro-ct, d'une roche relative à un réservoir carbonaté



Figure III. 3 Image micro-tomographie X (3d) en a et une coupe transversale de la micro-ct en b d'une roche relative à un réservoir carbonaté, imagée à la « Direction Laboratoire & Carothèque Centrale HMD Sonatrach ». Département : Laboratoire & Carothèque Centrale. Service : Imagerie et CT-Scaning. Dimensions : 31.20mm*31.20mm*31.58mm. Taille Voxel : 0.031mm ou 31µm

III.3.2 Roches de grès

Lorsque le grès contient du pétrole qui peut être extrait par une technologie connue, on parle de réservoir de grès. En effet, les grès sont un type de roche important pour l'industrie pétrolière car l'espace poreux entre les grains peut former un réservoir pour les accumulations commerciales d'hydrocarbures.

La majeure partie de la production pétrolière prolifique et en fait la plupart des champs pétrolifères géants se trouvent dans les grès. Les grès présentent généralement des perméabilités primaires élevées ainsi que des caractéristiques de perméabilité secondaire.

Les roches de grès sont principalement composées de grains de sable et peuvent également contenir des vides et des fissures. Les roches de grès se caractérisent par leur porosité souvent élevée, permettant au pétrole et au gaz de les traverser relativement facilement, ce qui en fait un bon endroit pour stocker et extraire le pétrole et le gaz. De plus, les bords des grains de sable sont plus clairs dans les roches gréseuses que dans les roches carbonatées.

Nous présentons sur la figure III.4, une image micro-tomographie X (3d) et une coupe transversale de la micro-ct d'une roche relative à un réservoir de grés.



Figure III. 4 Image micro-tomographie X (3d) en a et une coupe transversale de la micro-ct en b d'une roche relative à un réservoir de grés imagée à la « Direction Laboratoire & Carothèque Centrale HMD Sonatrach ». Département : Laboratoire & Carothèque Centrale. Service : Imagerie et CT-Scaning. Dimensions : 24.25 mm*24.25 mm*22.39 mm. Taille Voxel : 0.026 mm ou 26 μm

III.3.3 Roches de granite

Il existe de nombreuses occurrences d'hydrocarbures dans les granites et autres roches du socle. Certains sont à une échelle suffisamment grande pour constituer des gisements de pétrole commerciaux. En effet, leur origine mérite donc d'être étudiée. Nous présentons sur figure II.5,
une image micro-tomographie X (3d) et une coupe transversale de la micro-ct d'une roche relative à un réservoir de granite



Figure III. 5 Image micro-tomographie X (3d) en a et une coupe transversale de la micro-ct en b d'une roche relative à un réservoir de granite imagée à la « Direction Laboratoire & Carothèque Centrale HMD Sonatrach ». Département : Laboratoire & Carothèque Centrale EMD Sonatrach ». Département : Laboratoire & Carothèque Centrale. Service : Imagerie et CT-Scaning. Dimensions : 22.54 mm*2254 mm*22.78 mm. Taille Voxel : 0.022 mm ou 22 μm

III.4 Extraction du réseau poreux

Les modèles de réseaux poreux qui simulent un écoulement à deux et trois phases peuvent prédire les propriétés d'écoulement multi phase, telles que la perméabilité relative, une fois la géométrie des pores est connue. En effet, une phase de segmentation des roches est préalable dans ce sens pour l'obtention des pores. A cet effet, la segmentation des pores joue un rôle crucial dans le réseau poreux résultant [1].

L'espace poreux d'une roche est représenté par un réseau de pores (correspondant aux plus grands espaces vides) et les gorges (les ouvertures étroites reliant les pores) avec des géométries paramétrées comme mentionné sur la figure III.6, à travers lesquelles un écoulement multiphase peut être simulé en résolvant le flux et le déplacement multiphase de manière semi-analytique [51].



Figure III. 6 Schématisation des pores et des gorges.

III.4.1 Segmentation des pores

La segmentation des images est devenue un sujet de recherche en plein essor dans le domaine des sciences des matériaux pour caractériser les microstructures [7]. Elle désigne une tâche non triviale de traitement d'image qui peut conduire à un ensemble de segments (ou contours) pour détecter des particules simples, des grains, des pores, des minéraux ou des défauts [7].

Certaines tâches de segmentation typiques incluent l'identification des phases matérielles, la détection de la taille et de la forme des particules, des grains et des fibres. Il est clair que des précautions doivent être prises pour assurer la performance de la segmentation qui détermine le traitement ultérieur des images et l'analyse des relations structure-propriété dans les matériaux. La segmentation d'image est généralement considérée comme une tâche non triviale et difficile dans les applications pratiques, et elle peut être subjective et couteuse en termes de temps.

Il est courant que la segmentation d'une roche numérique ne considère que l'espace des pores et l'espace des grains solides comme des phases distinctes. Les techniques de segmentation d'image utilisées en analyse numérique des roches vont du simple seuillage, la segmentation adaptative locale aux méthodes basées sur des marqueurs à plusieurs étapes. Toutes ces méthodes nécessitent un degré de jugement de l'utilisateur et un biais ultérieur dans le réglage manuel de chaque étape [54], nous les détaillons comme suit :

- Les seuils globaux peuvent être choisis manuellement ou automatiquement [55]. Le choix manuel du seuil introduit de la subjectivité dans l'expérience utilisateur. Nous distinguons des techniques de seuillage global automatisées basées sur la forme des histogrammes tels que Otsu (Otsu, 1979) et k- means clustering qui ont montré les résultats les plus précis [55]. Cependant, il existe encore des éléments de subjectivité de l'utilisateur nécessaires au contrôle qualité du processus de segmentation.
- L'améliorations grâce à une segmentation adaptative locale a été suggérées utilisant des informations locales du niveau de gris du voxel. Ces techniques peuvent être exigeantes en termes de calcul. L'histogramme bimodal suggère que l'image contient deux pics représentant respectivement le vide et le solide [51]. Une valeur de seuil est choisie à la vallée pour diviser l'image en deux phases où la fonction de seuil fournie dans ImageJ a démontré sa performance. En effet, le logiciel WEKA est utilisé dans l'imagerie des pores en tant que plugin pour ImageJ et désigne l'une des premières applications de l'IA à atteindre une utilisation pratique dans de telles tâches. Un seuillage automatique est

intégré dans ImageJ que nous appliquons pour sélectionner la valeur de seuillage, qui est une procédure itérative basée sur l'algorithme isodata (Ridler et Calvard, 1978). En bref, cet algorithme divise l'image en objets et en background en prenant un seuil initial ; puis les moyennes des pixels au niveau ou en dessous du seuil et des pixels ci-dessus sont calculés. Les moyennes de ces deux valeurs sont calculées, le seuil est incrémenté et le processus est répété jusqu'à ce que le seuil soit supérieur à la moyenne composée, qui est donnée par:

Seuil = (moyenne du background + moyenne des objets) /2.

Si le seuillage automatique n'est pas satisfaisant par l'inspection visuelle, un ajustement minime sera effectué manuellement pour minimiser les voxels de grain irréel dans le vide et les trous dans les grains.

Malgré les nombreuses techniques de segmentation disponibles, il n'existe pas de segmentation objective en l'absence du ground truth pour la comparaison. La disponibilité de bases de données d'images à grande échelle a conduit à un besoin toujours croissant de développer des techniques basées apprentissage automatique pour segmenter automatiquement les images. Au cours de la dernière décennie, des efforts considérables ont été déployés pour développer des architectures d'apprentissage automatique et d'apprentissage profond pour la segmentation d'images ; en particulier, les réseaux de neurones convolutifs ont gagné en popularité. Les réseaux de neurones convolutifs (CNN) construits dans un cadre d'apprentissage en profondeur ont été utilisés dans une variété de problèmes basés sur l'image. Spécifiques à l'analyse numérique des roches, les CNN ont été utilisés pour la super résolution et la segmentation binaire et multi-minérale. Des approches plus générales utilisant l'apprentissage automatique ont également réussi à prédire les propriétés pétrophysiques à partir d'images, notamment la perméabilité, la porosité, la surface et d'autres paramètres morphologiques. Nous présentons sur le tableau III.2 un état de l'art sur l'incorporation de l'apprentissage profond à la segmentation et la caractérisation des pores.

Référence	Base de données utilisée	Contribution	Evaluation des performances
[56]	Images (CT) de grès	L'architecture U-Net, conçue pour fonctionner avec des données limitées d'apprentissage, est utilisée pour développer les modèles et la perméabilité du volume généré par les images segmentées est calculée et comparée à la segmentation du ground truth.	Acc = 90–98%
[57]	Berea sandstone	Un algorithme d'encodeur automatique convolutif est mis en œuvre pour améliorer la segmentation des images numériques de roche (une segmentation multi-minérale 2D d'images de grès est considérée).	Acc = 96%
[58]	Mt. Simon sandstone	Une approche réalisant l'apprentissage avec LeNet- 5 sur un ensemble d'images micro-CT en niveaux de gris pour une segmentations en 3 phases (pore, minéral haute densité, minéral basse densité) obtenues par une segmentation basée watershed sur des images SEM.	Acc = / %
[59]	Huit paires d'images de cinq spécimens de sable et de grès.	Une étude testant la segmentation 2D et 3D d'images micro-CT reconstruites bruyantes de divers grès basée U-net a été réalisée en cartographiant un ensemble de données de reconstructions bruyantes en niveaux de gris de faible qualité avec des segmentations binaires obtenues à partir d'une segmentation manuelle plus précise.	Acc = 95 %
[60]	Mt. Simon Sandstone	Segmentation des images micro-ct de roches basée U-Net et U-ResNet	Acc = 95%

Tabelau III. 2	Approches basée	s apprentissage p	rofond pour la	segmentation des p	ores.

III.4.2 Algorithmes d'extraction du réseau poreux

Il existe plusieurs techniques qui peuvent être utilisées pour créer des représentations en 3D des espaces poreux réels ou synthétiques [51]. Cependant, simuler directement l'écoulement de fluides à l'aide de ces images, en particulier pour un écoulement à phases multiples, est impraticable sans avoir au préalable trouvé un réseau équivalent. Des efforts visant à extraire des réseaux de pores à partir d'images 3D génériques et arbitraires sont en cours depuis plus d'une décennie. Nous allons détailler les algorithmes de la littérature pour extraire les réseaux poreux des images 3D [51].

• Balayage multi-orientation

Le balayage multi-orientation est une technique couramment utilisée pour extraire le réseau de pores à partir d'images 3D de milieux poreux. Cette méthode implique la segmentation de l'image en une représentation binaire et son balayage à diverses orientations. À chaque orientation, une série de plans parallèles est définie pour identifier les pores et leur connectivité. La méthode attribue des étiquettes uniques aux pores qui croisent chaque plan et vérifie leur connectivité à travers les différents plans pour obtenir le réseau de pores final.

Zhao et al. En 1994 ont d'abord proposé cet algorithme [51], qui utilise des plaques superposées provenant de différentes directions pour identifier les minima locaux qui représentent les pores. Baldwin et al. en1996 et Liang et al. En 2000 ont ensuite utilisé le concept de plaques d'orientation pour déterminer le rayon hydraulique le long du squelette de l'espace de pores. Cela a été réalisé en pré-définissant le squelette du milieu poreux à l'aide d'algorithmes d'amincissement et en le scannant avec des plaques d'orientation pour extraire le réseau de pores.

Bien que le balayage multi-orientation soit une méthode robuste qui peut extraire des réseaux de pores de milieux poreux complexes et hétérogènes, elle peut être coûteuse en termes de calcul en raison du grand nombre de rotations d'image requises. De plus, la méthode peut générer des réseaux de pores non uniques en fonction de l'orientation de l'image initiale et de la direction de balayage. Nous présentons sur la figure II.7, le principe de cette approche.



Figure III. 7 Coupes séquentielles planes d'un milieu poreux capturées à partir de différentes directions où les sections ont été obtenues par balayage multi-orientation, comprenant trois orientations orthogonales [(a)-(c)], des orientations diagonales [(d)-(i)], quatre balayages en coin à coin [(j)], et des sections séquentielles vues à partir d'une direction en coin à coin [(k)].

La méthode de balayage multi-orientation utilise une série de plaques parallèles orientées dans différentes directions pour identifier les pores et leur connectivité. Cette méthode est utilisée pour extraire un réseau de pores à partir d'une image 3D d'un milieu poreux. Cependant, elle peut générer des réseaux de pores non-uniques en fonction de l'orientation de l'image initiale et de la direction de balayage.

• Algorithmes basés sur l'axe médian

Les méthodes basées sur l'axe médian sont utilisées pour extraire le réseau de pores à partir d'une image 3D d'un milieu poreux. Ces méthodes transforment l'espace de pore en un axe médian, qui est une représentation réduite de l'espace de pore agissant comme un squelette topologique qui court le long du milieu des canaux de pore. L'axe médian peut être obtenu en utilisant un algorithme d'amincissement ou un algorithme de combustion d'espace de pore, qui érode l'espace de pore des surfaces de grains jusqu'à ce que la combustion de différentes directions se termine dans un voxel. Un nombre de combustion est enregistré pour chaque voxel sur l'axe médian, ce qui définit le rayon de la plus grande sphère inscrite centrée sur ce voxel.

La partition de l'espace de pore peut être validée le long du squelette pour décider des gorges de pore en identifiant des minima locaux le long des branches et des corps de pore aux nœuds. Cependant, il peut être difficile d'identifier les pores de manière non équivoque à l'aide de l'axe médian, car des processus de nettoyage doivent être effectués pour éliminer les détails insignifiants sur le squelette en raison de la sensibilité intrinsèque de l'algorithme au bruit dans les images numérisées, en particulier sous forme de bosses sur la surface. De plus, l'axe médian englobe normalement plus d'un croisement, et divers algorithmes de fusion doivent être développés pour élaguer raisonnablement le squelette et fusionner les croisements ensemble tout en évitant des nombres de coordination irréalistes.

Dans l'ensemble, les méthodes basées sur l'axe médian préservent mathématiquement la topologie de l'espace de pore et peuvent extraire le réseau de pore de milieux poreux complexes et hétérogènes. Cependant, ils nécessitent des étapes de post-traitement approfondies pour obtenir des résultats précis, et l'identification des pores peut être difficile.

• Algorithmes basés sur le diagramme de Voronoi

Les algorithmes basés sur le diagramme de Voronoi sont couramment utilisés dans les processus géologiques pour extraire les réseaux de pores à partir d'images de matériaux granulaires. L'algorithme consiste à tesselliser l'espace des pores à l'aide de polyèdres de Voronoi, où les voxels avec des voxels voisins provenant de quatre grains ou plus différents sont identifiés comme des pores, et les arêtes des polyèdres consistent en des voxels avec des voxels voisins provenant de trois grains différents qui définissent les liaisons entre les pores. Cette approche s'est avérée efficace dans la simulation à l'échelle des pores.

Delurue en 2002 [51] a développé une méthodologie qui utilise le diagramme de Voronoi pour trouver le squelette à partir d'images 3D afin de partitionner l'espace des pores. La méthode consiste à sélectionner des graines sur la bordure des grains et des vides pour créer des segments discrets. Ensuite, le squelette est extrait en fonction d'une sélection de branches de Voronoi après que le diagramme de Voronoi soit généré sur la base de ces segments prédéfinis. Les ouvertures

locales sont calculées le long du squelette pour trouver la distribution de taille des pores. Des sphères maximales non chevauchantes sont définies pour diviser l'espace des pores en sousobjets, qui sont finalement classés en nœuds et en liens pour les réseaux de pores. La conductivité équivalente a été comparée avec succès à la conductivité hydraulique mesurée expérimentalement dans un sol saturé.

Cependant, la topologie du réseau de pores généré par le modèle de Delurue est de mauvaise qualité par rapport au réseau de Berea généré par Bakke en 2003 lorsqu'il est appliqué à un échantillon de grès Berea testé par Okabe et Blunt en 2004. Par conséquent, il est nécessaire de raffiner davantage les algorithmes basés sur le diagramme de Voronoi pour améliorer l'exactitude de la topologie du réseau de pores. La figure III.8 démontre le principe de Voronoi.



Figure III. 8 Processus d'extraction de squelette, réalisé en sélectionnant certaines branches dans le diagramme de Voronoï en fonction des points de graine (représentés en noir). Dans le squelette résultant, les points A et C doivent être conservés tandis que le point B doit être supprimé.

• Algorithme de Maximal ball

L'algorithme maximal ball est une méthode de calcul utilisée pour estimer la taille et la forme des pores à l'intérieur d'un matériau poreux. Il est couramment utilisé dans le domaine de l'analyse des milieux poreux et repose sur le concept de sphères inscrites maximales.

L'algorithme fonctionne en analysant l'image 3D du matériau poreux et en identifiant les emplacements des centres des sphères maximales inscrites qui peuvent s'adapter à chaque pore.

Ces sphères sont également appelées "maximal ball". Le diamètre de chacune représente la taille du pore.

Pour trouver les maximal ball, l'algorithme commence par la plus grande sphère possible qui peut s'adapter à l'espace poreux. Il réduit ensuite progressivement la taille de la sphère jusqu'à ce qu'elle ne puisse plus s'adapter au pore. Ce processus est répété pour chaque emplacement dans le matériau poreux jusqu'à ce que toutes les maximal ball aient été identifiées.

III.5 Estimation des valeurs de la porosité et la perméabilité

III.5.1 Estimation de la porosité

Les images de l'espace vide et des sections de tomographie permettent une comparaison visuelle et une évaluation des changements dans l'échantillon. La carte de porosité reflète le résultat intégral des mesures automatiques et du comptage des pores [61], c'est-à-dire les ouvertures de pores accumulées dans le volume de l'échantillon. Le bord de la région, à partir duquel la carte de porosité est déterminée, est sélectionné en fonction de la visibilité et dépend de l'orientation dominante des vides dans un échantillon particulier. Un pore est défini comme une large zone d'espace poreux séparée des autres pores par une surface limite, c'est-à-dire une gorge, qui forme une restriction dans l'espace poreux. Le rayon du pore est défini comme le rayon de la plus grande sphère pouvant tenir entièrement dans le pore, et le rayon de la gorge est défini comme le rayon de la plus grande sphère centrée sur la gorge. Nous divisons l'espace poreux en régions de pores distinctes, et chaque voxel de pores dans l'image est attribué à un pore unique. Notez que cette séparation ne peut être effectuée que pour les macropores qui sont clairement résolus dans l'image ; ainsi, les micropores avec une résolution inférieure ne peuvent pas être pris en compte dans cette analyse.

III.5.2 Estimation de la perméabilité

Comprendre l'écoulement des fluides et le transport de masse dans les milieux poreux sont cruciaux pour les applications géologiques et d'ingénierie [62], comme l'assainissement des contaminants, performance de la pierre de construction, récupération du pétrole, hydrologie, séquestration du CO2 et production d'énergie géothermique. En effet, la perméabilité est le paramètre clé pour comprendre l'écoulement des fluides.

En tant que caractéristique importante de milieu poreux, la perméabilité mesure la capacité d'un fluide à se déplacer à travers un espace poreux [63].

La mesure de la perméabilité comprend diverses approches, citons :

- Expériences en laboratoire. En effet, la méthode standard pour le calcul de la perméabilité est par perméamétrie[2] où quelques exigences doivent être remplies pour que l'estimation soit précise, tels que la pression confinée et l'état de l'échantillon, qui doit être préalablement nettoyé. Le principal inconvénient de cette méthode est le temps nécessaire au nettoyage de l'échantillon avec un temps moyen de 100 à 120 jours pour les échantillons de roche présalifère.
- La perméabilité ne dépend que de la structure des pores à l'intérieur des gorges. L'équation de Kozeny-Carman [62], une formule semi-empirique, donne un bon accord de la perméabilité estimée des médias poreux avec des expériences de laboratoire et est largement utilisé dans le domaine de l'écoulement des fluides. Cependant, des paramètres tels que la tortuosité et la constante de Kozeny-Carman sont différents d'un échantillon à l'autre et nécessitent des étapes supplémentaires pour se rapprocher. La détermination de ces paramètres peut être complexe et avec incertitude. L'idée essentielle de l'équation de Kozeny-Carman est qu'il existe une correspondance (ou une fonction) entre plusieurs caractéristiques conçues basées sur la géométrie 3D de l'espace poreux et la valeur de perméabilité. Évidemment, cette fonction est considérée très complexe et difficile à acquérir. Une modélisation à l'échelle des pores et modèles de réseaux de pores où des images numériques de roche, telles que des images de micro tomographie (micro-CT) avec des structures de pores détaillées à l'échelle microscopique sont nécessaires. Une autre approche développée pour calculer la perméabilité à partir d'images CT. La méthode de Boltzmann (LBM) est couramment utilisée pour déduire la perméabilité des roches à partir de simulations de fluides [52]. La LBM modélise le système fluide comme un groupe de particules discrètes avec des vitesses variées. Ces particules entrent en collision et circulent sur un réseau discret au niveau microscopique. Les estimations de perméabilité obtenues à l'aide de LBM se sont avérées en bon accord avec les mesures de laboratoire standard.

III.5 Conclusion

L'analyse numérique des roches (DRA) suivant les techniques d'imagerie numérique peut être utilisée pour imager des microstructures rocheuses détaillées et simuler les propriétés de la roche, telles que la porosité et la perméabilité, pour la caractérisation du réservoir. Dans ce sens, nous allons extraire et détailler la problématique de ce travail dans le chapitre à venir.

Chapitre IV :

Outils utilisés et expérimentations

IV.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous présenterons les expériences menées sur notre modèle pour prouver son efficacité dans la détection des pores présents dans les échantillons de roches extraites du réservoir, afin d'essayer de calculer la valeur de la porosité et la perméabilité. Nous commencerons d'abord par détailler l'environnement de développement et les outils utilisés. Ensuite, nous présenterons l'évaluation des résultats obtenus en fonction des résultats expérimentaux que nous avons obtenus du laboratoire, puis évaluerons l'approche proposée pour détecter les pores (U-Net modèle).

IV.2 Environnement de développement et outils utilisés

IV.2.1 Matériel

Nom de pc	Processeur	Système d'exploitation	Mémoire (RAM)	Carte graphique
MSI GF75	Intel(R) Core(TM) i5-9300H	Windows 10	16,0 Go	Nvidia 1050Ti
Thin	CPU @ 2.40GHz	Professionnel		

Tableau VI. 1 Caractéristique de matériel de programmation

IV.2.2 Dragonfly Pro



Figure IV. 1 Logo Dragonfly Pro

Dragonfly Pro est une application avancée d'analyse de données en 3D acquises par diverses technologies telles que la microscopie électronique et les rayons X. C'est la dernière version renommée de Visual SI Advanced. Dragonfly Pro se distingue par des techniques de visualisation avancées et une amélioration de la qualité de l'image, qui permettent aux utilisateurs d'explorer, d'analyser et de mesurer facilement et de manière flexible les caractéristiques des données. Dragonfly Pro offre des fonctionnalités telles que la détermination de la forme, de la surface, du volume, de la couleur, l'analyse quantitative étendue, la segmentation histographique 2D et le moteur graphique impressionnant. Dragonfly Pro prend également en charge la programmation en Python pour personnaliser le traitement des données et la visualisation, avec une gamme complète de courtes vidéos de formation personnalisées. Dragonfly Pro est facile à utiliser, permettant aux utilisateurs d'analyser et de modifier les données rapidement et facilement tout en ayant un contrôle total sur le traitement et la visualisation avec des outils avancés. Une version d'essai gratuite est disponible pour explorer et expérimenter les avantages de l'application.[64]

IV.2.3 ImageJ



Figure IV. 2 Logo Fiji ImageJ

ImageJ est un logiciel libre et open source pour le traitement et l'analyse d'images scientifiques et médicales. Il a été développé par le département de traitement d'images médicales de l'Institut national de la santé américain (NIH) et est utilisé dans de nombreuses applications scientifiques et médicales, notamment l'analyse d'images biologiques, tissulaires et microscopiques, le traitement d'images médicales, l'imagerie médicale et l'analyse statistique d'images. ImageJ prend en charge différents formats d'image, tels que DICOM, TIFF, BMP, JPEG, PNG, et d'autres. Les outils et techniques avancées disponibles dans ImageJ comprennent l'amélioration de la qualité d'image, l'analyse, l'édition, la détermination de formes, de surfaces et de volumes, l'analyse de couleurs, le flux cellulaire, l'analyse d'images tridimensionnelles, et d'autres applications. [65]

IV.2.4 MATLAB



Figure IV. 3 Logo MATLAB

MATLAB est un environnement de programmation et un langage de haut niveau conçu pour effectuer des opérations de calcul et de graphisme. MATLAB aide les ingénieurs et les scientifiques à résoudre des problèmes complexes de manière facile et efficace, car le logiciel prend en charge les opérations de calcul numérique, scientifique, statistique, l'analyse de données, la visualisation de graphiques, la modélisation mathématique et bien plus encore.

MATLAB propose une large gamme de fonctions prêtes à l'emploi, ainsi que la possibilité de créer des fonctions personnalisées, ce qui en fait l'outil idéal pour l'analyse de données et la manipulation de systèmes complexes. De plus, MATLAB offre de nombreux outils graphiques pour afficher les résultats de manière intuitive et facilement compréhensible.

MATLAB comprend également un puissant moteur de calcul accessible via une interface de programmation d'applications (API), ce qui permet aux utilisateurs d'étendre les capacités du logiciel et de développer leurs propres outils personnalisés.

MATLAB est utilisé dans de nombreux domaines tels que l'ingénierie, la physique, l'économie, la statistique, les sciences informatiques, l'analyse financière et de nombreuses autres applications. [66]

IV.2.5 Python



Figure IV. 4 Logo Python

Python est un langage de programmation open source développé et maintenu par une communauté mondiale d'utilisateurs et de développeurs. Python est connu pour sa facilité d'utilisation et sa flexibilité, et peut être utilisé dans différents domaines tels que le développement web, l'intelligence artificielle et le calcul scientifique.

Python a été développé pour offrir un environnement de programmation puissant et efficace aux développeurs, avec un accent sur la lisibilité et la facilité d'utilisation. Python prend en charge de nombreuses fonctionnalités utiles telles que la programmation orientée objet et la programmation fonctionnelle, et est considéré comme un langage de programmation polyvalent qui permet aux développeurs de développer facilement des logiciels complexes.

La vaste bibliothèque Python comprend de nombreux outils et bibliothèques utiles pour le développement de logiciels, tels que NumPy, Pandas, Django, Flask, et bien d'autres. Python est également connu pour son support de nombreux systèmes d'exploitation tels que Windows, Linux et macOS.

Python est utilisé dans de nombreux domaines, notamment le développement web, le calcul scientifique, l'apprentissage automatique, le développement de jeux, les applications financières, l'analyse de données et bien d'autres. [67]

IV.2.6 Kaggle



Figure IV. 5 Logo Kaggle

Kaggle est la plus grande communauté en ligne de data scientists et de machine learners du monde. Elle propose une plateforme de compétitions en ligne, où les entreprises et les organisations peuvent héberger des défis de data science pour la communauté de Kaggle.

Kaggle propose également une gamme de ressources d'apprentissage, notamment des cours, des tutoriels et des ensembles de données publics. Elle héberge également un forum actif où les membres de la communauté peuvent poser des questions et partager des connaissances.

L'objectif de Kaggle est de rassembler les data scientists du monde entier pour résoudre des problèmes du monde réel grâce à l'apprentissage automatique et à l'analyse de données. Kaggle a été fondée en 2010 et a été acquise par Google en 2017. [68]

Tableau VI. 2 caractéristique de Kaggle

Nom d'éditeur	RAM	GPU Memoiry	Disk
Kaggle Editeur	13 GB MAX	14.8GB MAX	73GB MAX

IV.3 Experimentations

Nous avons utilisé dans notre étude trois types de roches que nous rencontrons souvent dans différentes couches de la terre.

- Le premier type est la roche grés, qui se caractérise par sa texture granulaire avec des grains de sable de différentes tailles. Les pores de cette roche sont généralement bien développés et de tailles variables, ce qui lui confère une porosité élevée.
- Le deuxième type est le granite, qui se caractérise par sa texture cristalline avec des minéraux tels que le quartz, le feldspath et le mica. Cette roche a une structure plus compacte avec des pores moins nombreux et de petites tailles. Par conséquent, sa porosité est généralement plus faible par rapport au grés.

• Le troisième type est la roche carbonatée, qui se caractérise par sa composition principalement constituée de carbonate de calcium. Cette roche peut avoir une texture variée, allant du calcaire dense au calcaire poreux. Les pores dans les roches carbonatées peuvent être formés par des vides laissés par des coquilles d'organismes marins ou par des fissures dues à la dissolution chimique. La porosité de la roche carbonatée peut varier en fonction de sa composition et de sa texture.

Pour le traitement d'image qui garantit les meilleurs résultats possibles, nous avons utilisé deux méthodes.

La première méthode consiste à utiliser deux types de filtres, le "clahe" (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization) et le "median". Nous avons commencé par appliquer le filtre "clahe" une fois pour améliorer le contraste et la visibilité des détails dans l'image. Ensuite, nous avons appliqué le filtre "median" six fois pour réduire le bruit et lisser l'image.

La deuxième méthode consiste à utiliser la "normalisation" comme seule méthode de traitement. La normalisation des images permet d'ajuster les niveaux de luminosité et de contraste pour faciliter l'analyse ultérieure.

Après la phase de traitement d'image et l'obtention des images finales, nous avons commencé à calculer les seuils pour chaque type d'échantillon que nous avions. Pour obtenir les seuils, nous avons utilisé l'algorithme Otsu intégré à l'application Dragonfly Pro, ainsi que l'application ImageJ pour obtenir la valeur du seuil par défaut qu'elle fournit. L'algorithme Otsu est largement utilisé pour la segmentation d'image en souillant automatiquement les niveaux de gris. Nous avons choisi ImageJ et Otsu en raison de leur utilisation répandue par la plupart des chercheurs dans ce domaine.

Les explications des applications ImageJ et Dragonfly Pro sont disponibles dans l'Appendice A et l'Appendice B, respectivement.

IV 3.1 Calcul de la porosité

le premier cas : la section transversale d'un échantillon complet (cylindre)

Tout d'abord, il faut préciser que chaque section transversale du cylindre doit avoir une forme circulaire et que le cadre contenant le cercle doit être carré.

Maintenant, nous devons expliquer deux règles de base pour obtenir un résultat précis.

- a) La première règle est que la longueur du côté d'un carré est égale au diamètre du cercle (c'està-dire que la circonférence du cercle est tangente à tous les côtés du carré).
- b) La deuxième règle est que le centre du cercle est le même que le centre du carré.

Après avoir obtenu le masque pour toutes les sections transversales et représenté les pores avec la valeur 255, c'est-à-dire la couleur blanche, et représenté les particules (partie solide) avec la

valeur 0, c'est-à-dire la couleur noire, nous pouvons maintenant calculer la porosité dans le volume cylindrique complet.

Maintenant, en utilisant des opérations arithmétiques simples et logiques, nous trouverons ce qui suit :

- L'aire du carré = (côté du carré) × (côté du carré) = $a \times a = a^2$
- L'aire du cercle = $\pi \times (rayon du cercle)^2 = \pi \times r^2$

Nous savons que le diamètre du cercle est égal au côté du carré (qui est "a"), donc le rayon (r) est égal à (a/2).

• Donc, le rayon du cercle (r) = a/2.

Au lieu d'utiliser "r", nous pouvons utiliser (a/2) pour l'aire du cercle :

• Aire du cercle = $\pi \times ((a/2)^2) = \pi \times (a^2/4)$

Maintenant, calculons le rapport de l'aire du cercle et l'aire du carré :

• Rapport de l'aire du cercle à l'aire du carré = (Aire du cercle) / (Aire du carré)

$$=(\pi \times (a^2/4))/(a^2)=\pi/4$$

Maintenant, donnons la valeur numérique précise du ratio :

• Rapport de l'aire du cercle à l'aire du carré = $\pi/4 \approx 3,14159/4 \approx 0,7854$

Par conséquent, la valeur du rapport en tant que valeur numérique précise avec des décimales est 0,7854 ou 78,54% en tant que valeur proportionnelle.

La valeur de la porosité de chaque section est la somme des pixels blancs divisée par (la somme totale de tous les pixels dans la zone entière multipliée par la valeur 0.7854).

Le résultat final de la porosité totale (porosité moyenne de toutes les sections transversales) est obtenu en additionnant toutes les valeurs de porosité des sections transversales, puis en les divisant par le nombre total de sections transversales.

le deuxième cas : l'échantillon cubique prélevé à partir de l'échantillon complet (sections transversales de forme carrée)

Le calcul de la porosité dans le cas de la section transversale carrée est très simple et se fait comme suit :

Après la création du masque, on divise la somme des pixels blancs dans la section par la somme totale de tous les pixels dans la même section. Ensuite, on calcule la moyenne des valeurs en additionnant tous les résultats obtenus et en les divisant par le nombre total de sections transversales dans l'échantillon.

IV 3.2 Résultats de la première méthode de traitement

IV 3.2.1 Forme de cylinder

Les images suivantes représentent un ensemble de sections prélevées à partir d'échantillons rocheux extraits d'un gisement pétrolier. Le groupe "A" représente un échantillon de grès, le groupe "B" représente le granite, et le groupe "C" représente la roche carbonatée.

La première chose que nous remarquons dans les images est un changement radical, qui se manifeste par une variation de couleurs, appelée contraste. Cela est visible dans certaines zones, en particulier celles entourant les pores, ainsi que l'apparition de nombreux autres détails indésirables qui peuvent influencer la valeur du seuil et les résultats du calcul de la porosité ultérieurement.

• Résultats du traitement sur différents types d'échantillons :





(a')









Figure IV. 6 Représentation des échantillons de déférents types (clahe/median)

Remarque : (a) représente le grès avant le traitement et (a') représente le même grès après le traitement. (b) représente le granite avant le traitement et (b') représente le même granite après le traitement. (c) représente la roche carbonatée avant le traitement et (c') représente les mêmes roches carbonatées après le filtrage.

Dans ce type de traitement, nous avons observé une augmentation notable de la taille des pores, ainsi que l'apparition de nombreux détails qui peuvent causer une confusion affectant considérablement le calcul de la valeur du seuil.

Le tableau suivant présente les valeurs seuil et les valeurs de porosité correspondantes par rapport aux valeurs de porosité de référence que nous avons obtenues en laboratoire.

Numéro	Nom de	Otsu		ImageJ		Valeur de	
d'echantillon	l'echantillon	Seuil	porosité	Seuil	porosité	porosite en laboratoire	
01	Grés 01	112	14.73	114	15.29	10.95	
02	Grés 02	106.58	10.51	107	10.51	6.9	
03	Grés 03	116.54	15.47	116	15.15	7.5	
04	Grés 04	105.59	30.81	104	28.26	14.41	
05	Grés 05	120.53	31.16	121	31.16	24.33	
06	granite 01	143.11	56.23	141	47.30	<1	
07	granite 02	184.28	42.46	166	16.35	3	
08	carbonatée 01	137.77	50.53	136	47.23	5.76	

(Échantillon en forme de cylindre)

Après avoir obtenu les valeurs des seuils et calculé la porosité de chaque seuil, puis les avoir comparées à la porosité obtenue en laboratoire, nous avons constaté une différence évidente et des résultats divergents. Cela est dû à plusieurs détails qui sont apparus après le traitement. Les images suivantes représentent la forme du masque créé en fonction du seuil obtenu par les deux méthodes.



(a)

(a')



(b)

(b')

(b")



Figure IV. 7 Représentations des masques des deux méthodes de forme cyclique

Remarque : (a) représente le grès 01 après traitement, (a') représente le masque selon le seuil donné par ImageJ, et (a'') est le masque selon le seuil donné par Otsu. (b) représente le granite 02 après traitement, (b') représente le masque selon le seuil donné par ImageJ, et (b'') est le masque selon le seuil donné par Otsu. (c) représente la roche carbonatée 01 après traitement, (c') représente le masque selon le seuil donné par ImageJ, et (c'') est le masque selon le seuil donné par ImageJ, et (c'') est le masque selon le seuil donné par ImageJ, et (c'') est le masque selon le seuil donné par ImageJ, et (c'') est le masque selon le seuil donné par Otsu.

IV 3.2.2 Forme de cube

Le tableau IV.4 présente tous les résultats.

Tableau VI. 4 Valeurs seuil après l'application du filtre Clahe et filtre Median

Numéro	uméro Nom de		su	Ima	Valeur de	
d'échantillon	l'échantillon	Seuil	Porosité	Seuil	Porosité	porosité en
			calculée		calculée	laboratoire
01	Grés 01	78.69	7.29	114	15.14	10.95
02	Grés 02	70.72	3.85	108	10.62	6.9
03	Grés 03	80.68	6.58	98	10.10	7.5
04	Grés 09	119.53	22.98	116	22.34	/
05	granite 02	90.64	2.31	154	3.92	3
06	carbonatée 01	66.74	25.06	117	69.67	5.76

(Échantillon en forme de cube)

Dans le cas où un échantillon cubique est prélevé à partir de l'échantillon complet (sections transversales de forme carrée).



(a')

(a")



Figure IV. 8 Représentations des masques des deux méthodes de forme cubique

Remarque : (a) représente le grès 01 après traitement, (a') représente le masque selon le seuil donné par ImageJ, et (a'') est le masque selon le seuil donné par Otsu. (b) représente le granite 02 après traitement, (b') représente le masque selon le seuil donné par ImageJ, et (b'') est le masque selon le seuil donné par Otsu. (c) représente la roche carbonatée 01 après traitement, (c') représente le masque selon le seuil donné par ImageJ, et (c'') est le masque selon le seuil donné par Otsu.

IV 3.2.3 Description des différents résultats obtenus

IV 3.2.3.1 Valeurs du seuil

- Dans le cas des coupes transversales du cylindre, on constate que les valeurs de seuil obtenues par les deux méthodes, "ImageJ et OTSU", sont toutes deux proches dans tous les cas, en notant que la valeur fournie par OTSU est généralement inférieure à celle fournie par ImageJ.
- Dans le cas des coupes transversales du cube, nous remarquons que les valeurs de seuil obtenues par les deux méthodes, "ImageJ" et "Otsu", sont nettement différentes,

atteignant souvent le double dans certains cas. De plus, une observation persiste relative à la valeur fournie par Otsu qui demeure toujours plus basse que le seuil fourni par ImageJ.

IV 3.2.3.2 Valeurs de porosité calculées

- Dans le cas du cylindre (échantillon complet), nous remarquons que la valeur de la porosité que nous avons calculée est supérieure aux résultats de porosité en laboratoire pour tous les échantillons. Cela est dû à l'impact du processus de traitement, en particulier du filtre "clahe" qui augmente le contraste, ce qui entraîne l'apparition de nouveaux détails qui perturbent le calcul de la valeur du seuil correcte. Cela est particulièrement évident dans les échantillons de granit, qui sont considérés comme faiblement poreux, voire non poreux. En raison de cette approche de traitement, nous avons obtenu des valeurs incorrectes et donc des résultats erronés également.
- Dans le cas du cube, on remarque que la valeur de la porosité que nous avons calculée est supérieure aux résultats de porosité en laboratoire pour tous les échantillons. Cela est dû à l'effet du processus de traitement, notamment du facteur de filtrage "clahe" qui augmente le contraste, ce qui entraîne l'apparition de nouveaux détails qui entravent le calcul de la valeur seuil correcte. Cela est particulièrement évident dans les échantillons de granit, qui sont peu poreux voire non poreux. En raison de cette approche de traitement, nous avons obtenu des valeurs incorrectes et donc des résultats erronés.

IV 3.3 Résultats de la deuxième méthode de traitement

Dans la deuxième méthode de traitement, le processus de normalisation est effectué pour plusieurs raisons importantes, notamment :

1. Élimination des effets indésirables : tels que les variations inhomogènes d'éclairage ou le bruit causé par les vibrations ou les interférences. La normalisation est utilisée pour unifier et éliminer ces effets afin d'obtenir une image plus claire et uniforme.

2. Amélioration des détails importants : les images peuvent contenir des détails importants qui doivent être clairement distingués, en particulier pour calculer la valeur du seuil. En utilisant la normalisation, il est possible d'améliorer le contraste de ces détails et de les rendre plus clairs, ce qui permet de déterminer précisément le seuil.

3. Comparaison uniforme : lors de la mesure de la valeur du seuil sur un ensemble d'images, il est important que les conditions soient égales pour obtenir une comparaison précise. En utilisant la normalisation, les images sont unifiées de manière à avoir les mêmes caractéristiques fondamentales, ce qui permet de comparer les valeurs extraites avec précision.

4. Uniformisation de la plage dynamique : le calcul du seuil concerne la distinction entre les valeurs faibles et élevées dans l'image. En utilisant la normalisation, il est possible d'ajuster la plage des valeurs dans l'image de manière à être appropriée pour le calcul du seuil, sans perte ni distorsion des informations.

En général, la normalisation est utilisée sur les images pour améliorer leur qualité et garantir des conditions stables pour le calcul précis et cohérent de la valeur du seuil. La normalisation aide également à éliminer les effets indésirables et à améliorer les détails.

IV 3.3.1 Forme de cylindre



Résultats du traitement sur différents types d'échantillons: •





(b)

(b')



Figure IV. 9 Représentation des échantillons de déférents types (normalisation d'histogramme)

Remarque : (a) représente le grès avant le traitement et (a') représente le même grès après le traitement. (b) représente le granite avant le traitement et (b') représente le même granite après le traitement. (c) représente la roche carbonatée avant le traitement et (c') représente les mêmes roches carbonatées après le traitement .

Comme mentionné précédemment, la raison pour laquelle nous avons choisi le processus de normalisation est qu'il préserve les caractéristiques fondamentales qui nous permettent d'estimer correctement la valeur du seuil. Nous pouvons constater que la taille des pores n'a jamais changé et qu'aucun nouveau détail n'a été observé pour affecter le processus de calcul du seuil.

Le tableau suivant présente les valeurs de seuil pour chaque application, la valeur de seuil que nous avons choisie comme correcte, ainsi que les valeurs de porosité de référence obtenues en laboratoire. Il convient de noter que cette fois-ci, nous n'avons pas calculé la porosité pour chaque seuil, mais nous avons estimé une valeur unique que nous avons jugée appropriée.

Le tableau IV.5 présente les résultats obtenus.

Tableau VI. 5 Valeurs de porosité et de seuil après l'application du processus de normalisation

					-	
					La valeur de la	Valeur de
Numéro	Nom de	Otsu	ImageJ	La valeur de	porosité en	porosité en
d'échantillon	l'échantillon			seuil	fonction du seuil	laboratoire
a centantenion	reenantinon			Sean	Torrectorr du seun	laboratoric
				sélectionnée.	sélectionnée.	
01	Grés 01	120.53	186	186	10.85	10.95
02	Grés 02	122.52	190	190	6.88	6.9
03	Grés 03	117.54	177	177	7.85	7.5
04	Grés 09	125.51	129	129	23.46	/
05	granite 02	109.57	203	130	2.17	3
	-					
06	carbonatée 01	105.59	180	155	7.99	5.76

Après avoir défini les valeurs de seuil et calculé la porosité, puis les avoir comparées à la porosité obtenue en laboratoire, nous avons obtenu des résultats très similaires pour le grès en particulier. Cependant, pour le granit et la roche carbonatée, nous avons dû ajuster la valeur du seuil. Il est également important de mentionner que l'imagerie de la roche carbonatée n'était pas parfaite, ce qui a affecté le résultat du seuil . Les images suivantes montrent le masque créé en fonction du seuil sélectionné.



(a)

(a')



(b)

(b')

(b')



Figure IV. 10 Les masques selon le seuil sélectionné(cycle)

Remarque :(a) représente le grès 01, (a') représente le grès 01 après traitement, et (a") est le masque selon le seuil sélectionné. La forme (b) représente le granite 02, (b') représente le granite 02 après traitement, et (b") est le masque selon le seuil sélectionné. La forme (c) représente le calcaire 01, (c') représente le calcaire 01 après traitement, et (c") est le masque selon le seuil sélectionné.

IV 3.3.2 Forme de cube

Le tableau IV.6 présente tous les résultats obtenus.

Tableau VI. 6 Valeurs de porosité et de seuil après l'application du processus de normalisation

Numéro d'échantillon	Nom de l'échantillon	Otsu	ImageJ	La valeur de seuil	La valeur de la porosité en	Valeur de porosité en
				sélectionnée.	fonction du seuil	laboratoire
					sélectionné.	
01	Grés 01	182.79	188	188	11.67	10.95
02	Grés 03	188.26	190	190	7	6.9
03	Grés 04	172.32	176	176	9.8	7.5
04	Grés 09	125.51	129	129	23.46	/
05	granite 02	220.14	221	50	0.32	3
06	carbonatée 01	200	180	140	4.34	5.76

(échantillon sous forme de cube)

• Les images suivantes montrent le masque créé en fonction du seuil sélectionné.





Figure IV. 11 Les masques selon le seuil sélectionné(carrée)

Remarque ; A) représente le grès 01 après traitement, (A') représente le masque selon le seuil sélectionné. La forme (B) représente le granit 02 après traitement, (B') représente le masque selon le seuil sélectionné. La forme (C) représente le calcaire 01 après traitement, (C') représente le masque selon le seuil sélectionné.

IV 3.3.3 Description des différents résultats obtenus

IV 3.3.3.1 Valeurs de seuil

- En ce qui concerne les images des coupes transversales du cylindre, on peut observer que les valeurs de seuil obtenues par les deux méthodes, "ImageJ et OTSU", restent nettement divergentes. Cependant, il est clair que le seuil obtenu par ImageJ est correct par rapport aux résultats expérimentaux.
- Dans le cas des coupes transversales du cube, nous constatons que les valeurs de seuil obtenues par les deux méthodes, "ImageJ" et "Otsu", sont très proches.

IV 3.3.3.2 Valeurs de porosité calculées

- Dans le cas du cylindre (échantillon complet), nous remarquons que la valeur de la porosité que nous avons calculée est presque identique aux résultats de porosité en laboratoire.
- Dans le cas du cube, on peut remarquer que la valeur de la porosité que nous avons calculée est assez proche des résultats de porosité en laboratoire, mais pas avec la même précision que lorsque nous avons calculé la porosité sur l'échantillon complet.

IV 3.4 Comparaison des deux méthodes de traitement

Après avoir comparé les résultats obtenus à partir des deux méthodes de traitement principales, nous pouvons conclure que la deuxième méthode, c'est-à-dire la normalisation, est la plus efficace, ce qui confirme les raisons précédemment citées.

IV.4 Deep learning et évaluation des résultats de la segmentation des roches

Nous avons entraîné un modèle d'intelligence artificielle (apprentissage profond) basé sur des réseaux de neurones afin de reconnaître les pores dans les roches. Nous avons sélectionné un ensemble d'images sur lesquelles nous allons le former, en utilisant les masques correspondants (normalisation) que nous avons obtenus à partir de la méthode de traitement que nous avons

IV.4.1 Résultats obtenus pour notre modèle







Figure IV. 13 Entraînement et validation de loss pour notre modèle

• Voici des exemples des résultats du segmentation des images :



Figure IV. 14 Exemples d'échantillons grés input de notre modèle



Figure IV. 15 Résultats de segmentation d' échantillons grés output de notre modèle



Figure IV. 16 Exemples des masques d' échantillons grés output de notre modèle

IV.5 Perméabilité absolue

A ce niveau, nous allons entamer la prise en charge dans notre travail un nouveau paramètre qui caractérise le comportement des roches porteuses de pétrole. Ce paramètre est la perméabilité qui décrit l'écoulement du pétrole à travers les pores des roches. Pour cela , nous nous sommes basés sur le travail de [52] dont l'algorithme utilisé est décrit dans le chapitre III.

Notre apport consiste à appliquer l'algorithme EPCI et à comparer les résultats obtenus en introduisant nos propres donnés(images que nous avons segmentées).

IV.5.1 Mesure de la perméabilité absolue en utilisant EPCI

Au laboratoire, nous avons calculé la perméabilité absolue de deux échantillons de roches. Nous allons maintenant mesurer l'efficacité de l'outil nouvellement utilisé pour calculer la perméabilité absolue (EPCI) en le comparant aux résultats en laboratoire.

• L'échantillon de Grés 01

EPCI Calculation		-	□ ×						
Effect	ive Pore Connec	ctivity Index Calcu	lation						
nı] ٤	put Segmented Data	a vector of 8-bit entries describing the segmented image.							
	D:\A_MY DATA\1) 0.027mm 10.95poro Grés 0	1\cyl raw norma\raw.raw Open							
	nx 1172 ny 1	172 nz 722							
	Pore Value (0 or 1	1) 1							
	Compute EPCI								
⊓R€	esults								
	Porosity =	0.085205							
	Running Time =	305.3264s							
	PCIT->B =	0.00026573							
	PCI B->T =	0.0003662							
	EPCI =	0.00031596							

Figure IV. 17 EPCI Grés 01

• l'échantillon Shale 01

承 EPCI Calculatio	on —	□ ×							
Effec	ctive Pore Connectivity Index Calcu	lation							
	Input Segmented Data Enter the segmented file. A binary file that includes a vector of 8-bit entries describing the segmented image.								
	D:\A_MY DATA\8) granit 1\cyl raw norma\raw.raw Open								
	nx 1221 ny 1221 nz 821								
	Pore Value (0 or 1)								
	Compute EPCI								
	Results								
	Porosity = 0.0013344								
	Running Time = 358.661s								
	PCI T->B = 0								
	PCI B->T = 0								
	EPCI = 0								

Figure IV. 18 EPCI Granite 01

Indices pour le calcul de perméabilité

Dans le travail [52], les autours ont proposé un algorithme qui donne des indices directifs pour le calcul de la perméabilité.

Les sorties (outputs) de l'algorithme en terme de valeurs epci sont en relation avec la perméabilité de la manière suivante:

1. Étant donné que le premier échantillon a une valeur EPCI plus élevée, cela indique qu'il est probablement plus perméable.

2. Si vous disposez d'échantillons supplémentaires, vous pouvez développer une équation linéaire pour estimer la perméabilité : Y = a X + b, où X est l'indice EPCI et Y est la perméabilité estimée.

Numéro d'échantillon	Nom de l'échantillon	Perméabilité (EPCI)	Perméabilité en laboratoire
01	Grés 01	0.00031596	0.2 (d)
02	Shale 01	0	0.000017(d)

Tableau VI. 7 dresse les résultats obtenus

VI.6 Conclusion

Nous avons vu dans ce chapitre la partie expérimentations qui sert à mettre en place nos connaissances requises où nous avons évoqué dans un premier temps l'environnement de développement et les outils utilisés à savoir : kaggle, Dragonfly Pro,ImageJ, Matlab, Python,...etc.

Ensuite, nous avons effectué les pré-traitements des images suivant deux façons distinctes telles que : filtres «CLAHE et Median» et normalisation d'histogramme.

A l'issue de cette étape, nous avons procédé par une comparaison des résultats des deux méthodes où nous avons conclu les meilleurs résultats obtenus suivant la méthode de normalisation d'histogramme.

Ces derniers résultats nous ont amené à adopter le méthode de normalisation pour construire les masques manuellement. Ces derniers et les images normalisés sont les entrées pour notre modèle d'apprentissage «U-Net».

L'entrainement du modèle a produit des apprentissages servant à dérouler les tests.

Les résultats obtenus ont été discutés comme ci-dessus mentionnés.
Conclusion Générale

La technologie d'analyse numérique des roches devient de plus en plus attrayante aujourd'hui grâce au développement des méthodes d'acquisition et de traitement d'images .

Les images numériques d'échantillons de roche, telles que celles obtenues par microtomographie 3D à rayons X, sont couramment utilisées pour l'analyse numérique des propriétés physiques des échantillons. En effet, les caractéristiques capturées à l'échelle micrométrique permettent de caractériser avec précision la structure poreuse des roches réservoirs de manière non invasive et de manière non destructive, de sorte que les échantillons peuvent ensuite être utilisés expérimentalement ou autrement .

Après traitement et segmentation, ces roches numériques segmentées sont utilisées telles qu'elles pour l'analyse des propriétés de transport des fluides par simulation numérique à l'échelle des pores, par exemple perméabilités relatives, l'écoulement monophasique, évaluation des méthodes de récupération assistée du pétrole, le suivi des particules, calculs de modules d'élasticité et conductivité électrique, le transport réactif et l'écoulement multiphasique.

L'ultime but de ce travail était de numériser l'espace poreux et la matrice minérale des roches naturelles pour l'obtention des estimations de diverses propriétés macroscopiques des roches.

Concernant la tâche spécifique de segmentation des images CT, de multiples défis et incertitudes existent. La disponibilité limitée d'images segmentées enregistrées et les dépenses liées à l'obtention d'un ensemble de données vaste et large couvrant différents types de roches est un facteur qui influence la manière dont la segmentation par CNN est effectuée . Ainsi, un problème majeur qui afflige la segmentation des CNN dans l'analyse numérique des roches est le manque de données disponibles sur une large gamme d'échantillons et l'absence d'un ensemble de données de référence. Il est problématique que ces études en segmentation soufrent de l'utilisation d'ensembles de données disparates, ce qui rend beaucoup plus difficile de tirer des conclusions entre les résultats obtenus par différentes études.

Le principal inconvénient des méthodes de test de base en laboratoire pour la caractérisation des réservoirs est l'incapacité de déterminer les paramètres de filtration au niveau macro en raison de la petite taille des échantillons. Dans ce sens, le workflow proposé peut produire une estimation de la porosité ainsi que la perméabilité absolue en quelques secondes. En effet, l'enjeu majeur revient au fait que ceci pourrait aider les spécialistes à se faire une idée sur le comportement du réservoir beaucoup plus rapidement que la méthodologie du laboratoire.

Suite à nos expérimentations, nous pouvons conclure que les méthodes de segmentation conventionnelles ou celle plu moderne basée CNN offrent un moyen fiable et cohérent de segmenter les données numériques de roche pour les analyses pétrophysiques ultérieures.

Nous concluons que l'ensemble du pipeline de segmentation et les modèles d'apprentissage automatique devraient être minutieusement conçu. Nous désignons les directions prometteuses suivantes pour les travaux futurs :

- La segmentation par les études CNN a été limitée à des types de roches spécifiques et à des configurations minérales spécifiques en raison de l'absence d'un ensemble de données universel largement étiqueté.
- L'amélioration de la précision de la segmentation avec les CNN a été principalement limitée par un manque de données de haute qualité .
- Outre les difficultés à obtenir simplement suffisamment de données pour certaines tâches telles que la super résolution et la segmentation, un problème qui afflige tous les aspects de l'apprentissage en profondeur à l'échelle des pores est le manque d'ensembles de données de référence standard spécialement conçus. Certains ensembles de données de référence sont disponibles pour la simulation d'écoulement dans des milieux poreux, mais n'ont pas encore été appliqués à des applications d'apprentissage en profondeur. Des efforts doivent être faits pour créer de tels ensembles de données qui évoluent chaque année avec les progrès de l'apprentissage en profondeur.
- En règle générale, les données du même échantillon sont utilisées pour l'entrainement, le test et la validation. Bien que cela permette d'effectuer une segmentation de l'échantillon en question, il est difficile de se prononcer sur la capacité de généralisation. Le réseau formé peut fonctionner parfaitement ou échouer complètement sur une image d'un autre échantillon, qui est différent par minéralogie, paramètres d'acquisition d'images, distribution d'intensité.

Bibliographie

[1] SUN, Huafeng; BELHAJ, Hadi; BERA, Achinta. New insight of correlation between digital rock analysis and petrographic study for rock type classification within carbonate reservoir transition zone. Arabian Journal of Geosciences, 2021, 14: 1-13.

[2] DOS ANJOS, Carlos Eduardo Menezes, et al. Permeability estimation on raw micro-CT of carbonate rock samples using deep learning. Geoenergy Science and Engineering, 2023, 211335.

[3] ZHANG, Guo-Xu, et al. Machine learning-facilitated multiscale imaging for energy materials. Cell Reports Physical Science, 2022, 101008.

[4] DA WANG, Ying, et al. Deep neural networks for improving physical accuracy of 2D and 3D multi-mineral segmentation of rock micro-CT images. Applied Soft Computing, 2021, 104: 107185.

[5]. SALEM, REZZAG MOHCEN. MASTER ACADEMIQUE.

[6]. YOUSEF, Abbes, ZINEDDINE, Djemai Mohamed, et al. Développement et évaluation d'une nouvelle approche D'exploration des sous graphes sous plateforme big data. 2019.

[7].DIF, Nassima. L'apprentissage profond pour le traitement des images. 2020. Thèse de doctorat. Djillali Liabes University.

[8].SLAOUI, SOUAD, BELGHITI, KARIMA, et SANDY, KEBIR. GENDER ISSUES IN DEVELOPMENT & DIASPORA.

[9].BOUKHARI, Ilyes. Intégration et exploitation de besoins en entreprise étendue fondées sur la sémantique. 2014. Thèse de doctorat. ISAE-ENSMA Ecole Nationale Supérieure de Mécanique et d'Aérotechique-Poitiers..

[10].MOREAU, Valentine. Méthodologie de représentation des impacts environnementaux locaux et planétaires, directs et indirects-Application aux technologies de l'information. 2012. Thèse de doctorat. Ecole Nationale Supérieure des Mines de Saint-Etienne..

[11].HOMEZ, Florian, DESMET, Quentin, et BELLFLAMME, Paul. Quel avenir pour les écosystèmes des GAAM à l'heure de l'avènement du Cloud et de la 5G.

[12].TURCO, Gilbert et COLTIER, Danielle. Des agents doubles de l'organisation textuelle: les marqueurs d'intégration linéaire. Pratiques, 1988, vol. 57, no 1, p. 57-79..

[13].SALAH, Saci et SYLIA, Nait Larbi. Annotation des anciens manuscrits arabes numérisés et Extraction de métadonnées. 2016. Thèse de doctorat. Université Mouloud Mammeri..

[14].CHATEAU, François. La réalité augmentée appliquée à bord des navires..

[15].GARDEUX, FREDERIC et MARSOT, JACQUE. Dispositifs de protection par vision. Analyse paramétrique de descripteurs d'images permettant de détecter les altérations d'une texture connue (mire). 2005. Thèse de doctorat. Institut National de Recherche et de Sécurité (INRS)..

[16].AMAR, Abada et RABAH, Ouachem. Segmentation d'images de la Kinect. 2016. Thèse de doctorat. Université Mouloud Mammeri..

[17].EZRATTY, Olivier. Les avancées de l'intelligence artificielle. Mars, 2016..

[18].HAMLAOUI, Halima. Images térahertz et infrarouges pour le contrôle de la qualité intérieure du fruits de dattier. 2020..

[19].BENAZZOUZ, Mourtada. analyse intelligente des images médicales: application aux images microscopiques de cytologie. 2014. Thèse de doctorat. PhD thesis, Université d'Aboubekr belkaid-Tlemcen..

[20].CALOZ, Régis et COLLET, Claude. Précis de télédétection-Volume 3: Traitements numériques d'images de télédétection. PUQ, 2001..

[21].NACER, Charane et ZAHIZ, Boualili. Application d'ACP à la fusion d'image médicale. 2017. Thèse de doctorat. Université Mouloud Mammeri..

[22].CESARI, Jocelyne. Être musulman en France: Associations, militants et mosquées. Karthala Editions, 1994.

[23].ST-VINCENT, Marie, VÉZINA, Nicole, BELLEMARE, Marie, et al. L'intervention en ergonomie. Éditions Multimondes, 2011.

[24].PAULHAC, Ludovic. Outils et méthodes d'analyse d'images 3D texturées: application à la segmentation des images échographiques. 2009. Thèse de doctorat. Université François Rabelais-Tours..

[25].CLAUDON, Nicolas. Classification automatique des diatomées: une approche par les motifs des structures internes. 2007. Thèse de doctorat. Université du Québec à Trois-Rivières.

[26].REGNIERS, Olivier. Méthodes d'analyse de texture pour la cartographie d'occupations du sol par télédetection très haute résolution: application à la fôret, la vigne et les parcs ostréicoles. 2014. Thèse de doctorat. Bordeaux..

[27].MEROUA, Rizi, SOUMIA, Maazaoui, et SOUMIA, Zertal. Une Nouvelle approche basée deep learning pour la classification deservices cloud. 2021.

[28].SEKKIL, Hicham Mohamed et MEBROUKI, Mahmoud. L'utilisation de l'IA dans les systèmes embarqués pour le développement des options automatiques des voitures intelligentes. 2021. Thèse de doctorat. Directeur: M. MEGNAFI Hichem/Co-Directeur: Melle. Imane NEDAJR..

[29].MENASERIA, Niama, LAKHDARI, Chaima, et HIDOUCI, Adenane. Techniques de machine learning. 2022..

[30].DJOKHRAB, Ala Eddine. Planification et Optimisation de Trajectoire d'un Robot Manipulateur à 6 DDL par des Techniques Neuro-Floues. 2015. Thèse de doctorat. Université Mohamed Khider-Biskra..

[31].AMIROUCHE, Harouz. Reconstitution de Défauts Complexes avec la Méthode des Réseaux de Neurones. Application pour l'EvaluationNon Destructive. 2015. Thèse de doctorat. Université Mouloud Mammeri..

[32].GERMAIN, Mathieu. L'estimation de Distribution À L'aide D'un Autoencodeur. 2015. Thèse de doctorat. Université de Sherbrooke..

[33].DEGHDEGH, Tarek, BOULAHDID, Aymen, et al. Investigation d'un classifieur basé sur un réseau de neurones à impulsions. 2021. Thèse de doctorat. Université jijel.

[34].LABIAD, Ali. Sélection des mots clés basée sur la classification et l'extraction des règles d'association. 2017. Thèse de doctorat. Université du Québec à Trois-Rivières..

[35].MEZAACHE, Hatem. Les réseaux de Neurones formels Et Les systèmes Neuro-Flous Pour l'apprentissage par renforcement. 2008. Thèse de doctorat. Université de Batna 2..

[36].ABDELATIF, Chamekh. Reconnaissant automatique des fruitsa partir d'images naturelles en utilisant l'apprentissage automatique..

[37].BOURAHMANI, Nadjet, BOUZERKOULA, Chahira, et ABDALLAH EL HADJ, Abdallah. Etude et modélisation des équilibres liquide-vapeur mélange binaire. 2017.

[38].HOUCINE, M. Ablaoui et NAIMA, Mme Djelloul. Sarah BENAYED..

[39].BELLAHMER, Hacene. Implémentation et évaluation d'un modèle d'apprentissage automatique pour l'estimation de la valeur marchande de propriétés immobilières. 2020. Thèse de doctorat. Université Mouloud Mammeri.

[40].VINCENT, Pascal. Modèles à noyaux à structure locale. 2004..

[41].BELAID, Boualem. Prédiction des manifestations publiques à l'aide de réseaux de neurones artificiels. 2021. Thèse de doctorat. Université Mohamed el-Bachir el-Ibrahimi Bordj Bou Arréridj Faculté de Mathématique et Informatique..

[42].MASSOUDA, BEN CHIKH. Algorithmes d'Alignement d'Image à Base de Réseaux de Neurones Convolutionnels (CNN). 2021. Thèse de doctorat. Faculté des Sciences et Technologies.

[43].NACERDINE, Larbi. Segmentation d'images avec le deep learning. 2018. Thèse de doctorat. Université Mouloud Mammeri..

[44].HAKIM, Belhadjer et BRAHIM, Sarouer. Classification des images avec les réseaux de neurones convolutionnels. 2018. Thèse de doctorat. Université Mouloud Mammeri..

[45].ZERZAIHI, Hani, ZAROUR, Fouad, et al. Reconnaissance d images par les réseaux de neurones convolutifs. 2020. Thèse de doctorat. University of Jijel.

[46].HACENE, Djebarri et GHANIA, Khebrache. Détection de piétons pour la navigation en sureté des véhicules inteligents. 2014. Thèse de doctorat. Université Mouloud Mammeri.

[47] NIU, Yufu, et al. Digital rock segmentation for petrophysical analysis with reduced user bias using convolutional neural networks. Water Resources Research, 2020, 56.2: e2019WR026597.

[48] DA WANG, Ying, et al. Deep learning in pore scale imaging and modeling. Earth-Science Reviews, 2021, 215: 103555.

[49] VARFOLOMEEV, Igor; YAKIMCHUK, Ivan; SAFONOV, Ilia. An application of deep neural networks for segmentation of microtomographic images of rock samples. Computers, 2019, 8.4: 72.

[50] https://www.digitalrocksportal.org/projects/211

[51] DONG, H. Micro-CT Imaging and Pore Network Extraction, Imperial College, London. 2007. PhD Thesis. PhD dissertation.

[52] SUN, Huafeng; AL-MARZOUQI, Hasan; VEGA, Sandra. EPCI: A new tool for predicting absolute permeability from computed tomography images A new tool for predicting absolute permeability. Geophysics, 2019, 84.3: F97-F102.

[53] LI, Jun; HUSSAINI, Syed Rizwanullah; DVORKIN, Jack. Permeability-porosity relations from single image of natural rock: subsampling approach. Journal of Petroleum Science and Engineering, 2020, 194: 107541.

[54] DA WANG, Ying, et al. Physical accuracy of deep neural networks for 2d and 3d multimineral segmentation of rock micro-ct images. arXiv preprint arXiv:2002.05322, 2020.

55[55] SINGH, Ankita, et al. Rock characterization using gray level co occurrence matrix: An objective perspective of digital rock statistics. Water Resources Research, 2019, 55.3: 1912-1927.

[56] AR RUSHOOD, Ibrahim, et al. Segmentation of X-ray images of rocks using deep learning. In: SPE Annual Technical Conference and Exhibition. OnePetro, 2020.

[57] KARIMPOULI, Sadegh; TAHMASEBI, Pejman. Segmentation of digital rock images using deep convolutional autoencoder networks. Computers & geosciences, 2019, 126: 142-150.

[58] NIU, Yufu, et al. Digital rock segmentation for petrophysical analysis with reduced user bias using convolutional neural networks. Water Resources Research, 2020, 56.2: e2019WR026597.

[59] VARFOLOMEEV, Igor; YAKIMCHUK, Ivan; SAFONOV, Ilia. An application of deep neural networks for segmentation of microtomographic images of rock samples. Computers, 2019, 8.4: 72.

[60] DA WANG, Ying, et al. Physical accuracy of deep neural networks for 2d and 3d multimineral segmentation of rock micro-ct images. arXiv preprint arXiv:2002.05322, 2020.

[61] MARTYUSHEV, Dmitriy A., et al. Study of void space structure and its influence on carbonate reservoir properties: X-ray microtomography, electron microscopy, and well testing. Marine and Petroleum Geology, 2023, 151: 106192.

[62] HONG, Jin; LIU, Jie. Rapid estimation of permeability from digital rock using 3D convolutional neural network. Computational Geosciences, 2020, 24.4: 1523-1539.

[63] GÄRTTNER, Stephan, et al. Estimating permeability of 3D micro-CT images by physicsinformed CNNs based on DNS. Computational Geosciences, 2023, 27.2: 245-262.

[64] https://pages.zeiss.com/Support.html

[65] COLLINS, Tony J. ImageJ for microscopy. Biotechniques, 2007, 43.S1: S25-S30. [66]

[67] https://www.mathworks.com/products/matlab.html

[68] https://www.kaggle.com/

Appendices

Appendice A

A. ÉTAPES pour obtenir le seuil dans ImageJ:

Il convient de noter que les images que nous utilisons dans ce projet sont des images aux niveaux de gris codées en 8 bits.

Après avoir ouvert l'application, l'interface utilisateur de l'application apparaît comme suit :



Appendice A. 1 Interface principal de ImageJ

A.1.1 Télécharger des données (images) sur ImageJ :

Pour importer une série de coupes transversales 2D, allons dans File->Import->Image Sequence.



Appendice A. 2 Téléchargement des données

Une simple fenêtre de dialogue apparaîtra qui aide l'utilisateur à sélectionner le dossier contenant les données et affiche d'autres informations telles que le nombre de photos dans le dossier, puis appuyez sur OK.

🛃 Impo	ort Image Sequence	<
Dir:	NG_cyl_filtred(clache X1 +median X6) + normalisation) Browse drag and drop target]
Type: Filter:	default 💌	
Start	enclose regex in parens	
Count	722	
Step: Scale:	100 %	
IF S □ U □ 0	iort names numerically Ise virtual stack Ipen as separate images	
	OK Cancel Help	

Appendice A. 3 Définition du chemin d'accès du dossier d'images.

L'interface de l'application initiale réapparaîtra avec une barre de chargement. Si la barre de chargement apparaît en progression comme dans la figure suivante, nous sommes sur la bonne voie.

💷 (Fiji Is Just) ImageJ	_		×
File Edit Image Process Analyze Plugins Window Help			
	9 8	8	≫
334/722 Click	here to	o search	
nombre d'images téléchargées.	rre de (chargem	nent

Appendice A. 4 Afficher la barre de téléchargement

Après avoir fini de télécharger les images, une nouvelle fenêtre apparaîtra affichant la série d'images importées, où l'image numéro un dans le dossier sera celle qui apparaîtra en interface.



Appendice A. 5 affichage la série des images

A.1.2 Étapes du processus de détermination de la valeur seuil:

Pour convertir une image en niveaux de gris en une image en noir et blanc (espace de pores et phase solide), accédons à Image->Adjust->Threshold. Une valeur de seuil est automatiquement sélectionnée par Image en fonction de l'algorithme isodata (Ridler et Calvard, 1978). Une inspection visuelle est nécessaire pour s'assurer que la segmentation est approximativement correcte avant d'appliquer la valeur à l'image globale. L'image résultante est constituée de pixels noirs (0) et blancs (255). Il est important de reformuler les phrases pour éviter tout risque de plagiat scientifique. []



Appendice A. 6 Déterminer le seuil ImageJ

En cliquant sur le seuil, les images sont converties en noir et blanc pour ressembler à un masque des images d'origine, avec l'affichage d'une petite fenêtre contenant la graduation itérative et la valeur du seuil. C'est ce que nous appelons la segmentation.

On note qu'il est possible de changer la valeur du seuil si la valeur choisie par l'image n'est pas satisfaisante.



Appendice A. 7 Segmentation.



Appendice A. 8 Fenêtre de seuillage.

Appendice B

Dans cette annexe, nous aborderons l'utilisation de l'application Dragonfly Pro à travers différents étapes et processus, allant du téléchargement des images au filtrage, la segmentation, la découpe de la forme cylindrique et la forme cube, et la création de masques...

Après avoir ouvert l'application, nous trouverons l'interface utilisateur suivante :



Appendice B. 1 interface utilisateur de l'application Dragonfly Pro

B.1 Téléchargement d'images à l'application :

Afin de télécharger des images sur l'application, nous suivrons ces étapes : File -> Import image files...



Appendice B. 2 Importation des fichiers Image



Appendice B. 3 spécification du chemin du dossier

Une fois le téléchargement terminé, l'image qui sera affichée sera celle qui se trouve au milieu de la série d'images.



Appendice B. 4 Des images apparaissent sur l'interface

B.2 Filtrage des images

Afin de filtrer les images, nous choisissons l'option Workflows parmi les options de la barre supérieure et suivons les étapes suivantes Workflows -> Image Filtering



Appendice B. 5 image filtrage

La fenêtre suivante apparaît

Main	
 Image Fi 	ltering X
Operations ———	
Import Image Files	Load Ops Save Ops
- 1. CLAHE	- x
_Inputs	II
IMG (1)	[
Outputs	[]
IMG (1)-CLAHE	
Options Clip: 0,01 🛱 Kernel size: 100 🛱 Bins: 256 🛱	Advanced options
Auto-collapse Ops	
Compute Selected Preview	
Output	
Add Output	Apply 🔻
IMG (1)-CLAHE 🔹 Cr	eate Dataset 🔹 🛛 🗴

Appendice B. 6 sélectionnant le filtre

En sélectionnant le filtre à appliquer, nous choisissons l'objet (input) sur lequel nous allons appliquer le filtre, et nous attribuons un nom à l'objet après le filtrage, sachant que le nom du filtre sera ajouté au nom de l'objet (input) si nous n'avons pas nommé la sortie (output). Nous pouvons également modifier certaines des options affichées dans la fenêtre des options. Ensuite, appuyons sur "Apply" et le nouvel objet apparaîtra dans la fenêtre de droite



Appendice B. 7 résultat du traitement

Remarque: Il est possible d'appliquer une série de filtres consécutifs à l'objet de sorte que les sorties du premier filtrage deviennent les entrées du deuxième processus de filtrage.

B.3 Opérations de Coupure d'une zone cylindrique

Dans le cas où nous voudrions choisir un zone cylindrique spécifique en raison de la présence de bruit, nous suivrons les étapes suivantes :

Dans la barre d'outils de gauche, sélectionnons " Shapes (create a cylinder) "indiqué par la flèche



Appendice B. 8 Outil de decoupage

Un anneau représentant les limites de la région cylindrique sur l'axe xy sera affiché comme suit :



Appendice B. 9 Détermination de la zone relative aux axes xy

Assurons-nous de sélectionner la zone sur tous les axes avec précision en modifiant les axes tels que la sélection de l'axe xz.



Appendice B. 10 Détermination de la zone relative aux axes xz

Nous voyons un outil qui s' ajoute à la barre d'outils droite, sappelé CylindreN*



Appendice B. 11 Outil de coupe cylindre

Pour découper la zone d'intérêt, appuyons sur le bouton droit de la souris et sélectionnons "EXTRACT STRUCTURE GRID..."



Appendice B. 12découpage de la zone d'intérêt

Une petite fenêtre apparaîtra à partir de laquelle nous pourrons choisir le nom de l'objet choisi et à partir de quel objet d'origine nous le couperons, car si nous avons beaucoup d'objets, il y aura de la confusion et des résultats indésirables.

Cho	oose a Name and a Dataset	\times
Name:		
Object:	001	•
	Image 001	
	Image	

Appendice B. 13 choix de l'objet

Une fois terminé, le nouvel objet apparaîtra avec les autres objets.



Appendice B. 14 Apparition de l'objet choisi

Pour enregistrer le nouvel objet, plaçons le curseur dessus et appuyons sur le bouton droit de la souris et choisissons exporter puis images ... et précisons où nous allons enregistrer la nouvelle sortie (images).



Appendice B. 15 sauvegarde de l'objet choisi

B.4 Opérations de Coupure d'une zone cubique de la zone cylindrique

Pour couper une partie cubique de l'intérieur du cylindre, Plaçons le curseur sur l'objet cylindrique et appuyons sur le bouton droit de la souris puis, suivons ces étapes : Modify and Transform -> Crop...



Appendice B. 16 coupure du cube de la zone cylindrique

Nous serons dirigé vers une nouvelle fenêtre où nous sélectionnerons les coordonnées du cube, ou nous pouvons déplacer les axes en vert qui apparaissent à côté de l'objet. Après avoir défini les dimensions, appuyons sur le bouton Appliquer, comme illustré dans le Figure suivante.



Appendice B. 17 détermination des dimensions du cube

Le nouvel objet cube apparaîtra avec les autres objets. Enregistrons les images découpées représentant le cube dans un nouveau dossier de la même manière que nous l'avons fait précédemment avec l'objet cylindrique.

B.5 Segmentation

La segmentation est le processus de conversion d'une image d'origine en une image binaire (masque), comme dans notre cas présent. Voici une explication des étapes de production du masque : À partir de la barre d'outils de gauche, sélectionnez "segment", puis choisissez l'option "define range" pour pouvoir définir manuellement le seuil. Il convient de noter qu'il est également possible de définir automatiquement le seuil en sélectionnant l'option "otsu lower" ou "otsu upper" en fonction des besoins. Ensuite, sélectionnons l'option "add to new" pour ajouter le masque.

File Workflows Artificial Intelligence Utilities Develope Main Segment
ROI Tools
Basic
New Clear Invert Undo
Act on all timesteps
_▼ Import
⊂ ▼ Range
Define range Lower Otsu Upper Otsu
Image: IMG (1)
Opacity:
Show histogram

✓ Selected range
0 Reset 94
Add Add to New Remove

Appendice B. 18 ajout de masque

Le masque ressemblera à ceci:



Appendice B. 19 Exemple de masque avant coupure

Pour découper uniquement la zone d'intérêt, nous allons diviser la forme cylindrique qui représente la partie correcte du cylindre, comme indiqué précédemment dans la section "**B.3 Couper une zone cylindrique**", en veillant à sélectionner la région en modifiant les axes pour obtenir de meilleurs résultats.

Le masque final ressemblera à ceci:



Appendice B. 20 Exemple de masque après coupure

Pour enregistrer le masque en tant qu'image binaire, procédez comme suit nous plaçons le curseur sur le nouveau masque et on appuie sur le bouton droit de la souris, puis Export -> ROI as Binary..., puis sélectionnons le dossier de sortie (images).



Appendice B. 21 sauvegarde du masque

Remarque : Lors de la création d'un masque pour la forme cubique, il ne faut pas définir de ROI .