

**UNIVERSITE KASDI MERBAH – OUARGLA**

**FACULTÉ DES HYDROCARBURES, DES ÉNERGIES RENOUVELABLES ET DES  
SCIENCES DE LA TERRE ET DE L'UNIVERS**

**DEPARTEMENT DES SCIENCES DE LA TERRE ET DE L'UNIVERS**



## **Mémoire de Master Académique**

**Domaine : Sciences de la Terre et de l'Univers**

**Filière : Géologie**

**Spécialité : Géologie Pétrolière**

### ***THEME***

**Prédiction des paramètres pétrophysiques à l'aide des méthodes de  
l'intelligence artificielle, cas du réservoir TAGI champs de Chebet El-Nakhla  
bassin d'Oued M'Ya, sud-est de l'Algérie.**

Présenté par

✚ **SEKHER Khaled**

✚ **BOUTAGHANE Ayoub**

**Soutenu publiquement le 20/ 06 /2021 Devant le jury**

<b>Président :</b> HADDANE Abdenour	MCB	Univ. Ouargla
<b>Promoteur :</b> AMEUR-ZAIMECHE Ouafi	MCB	Univ. Ouargla
<b>Examineur :</b> KECHICHED Rabah	MCA	Univ. Ouargla

**Année Universitaire: 2020/2021**

# Remerciements

*Nous tenons à remercier en premier lieu DIEU le tout puissant et miséricordieux qui nous a donné la force et la patience d'accomplir ce*

*Modeste travail.*

*En second lieu, nous tenons à remercier vivement notre promoteur chargé du suivi notre travail : **Dr. AMEUR-ZAIMECHE Ouafi**, Pour leur encouragement, conseil et disponibilité.*

*Un grand merci aux membres de jury qui ont accepté d'examiner ce travail : **Dr.HADDANE Abdenour** qui m'a fait l'honneur de présider le jury de soutenance. **Dr. KECHICHED Rabah** d'avoir accepté d'examiner ce travail*

*Nous tenons à remercier les responsables de **SONATRACH Exploration** pour les dispositions qu'ils ont prises pour nous faciliter le travail.*

*Nous vifs remerciements aux membres de jury pour l'intérêt qu'ils ont porté à notre recherche en acceptant d'examiner notre travail et de l'enrichir par leurs propositions.*

*Enfin, nous tenons également à remercier nos enseignants du département du sience de la terre et l'univers. Nos amis et toutes les personnes qui nous ont aidés de près ou de loin à la réalisation de ce travail.*

## *Dédicace*

Je dédie ce fruit de tant d'années d'études :

A ceux qui ont sacrifié toute leurs vies pour mon bonheur, mon bien être  
et ma réussite, ma chère mère.

A mes chers frères

A toute ma famille du plus grands au plus petits.

A toutes les personnes chère à mon cœur : Sami, Younes, Sofiane, et  
Aymen.

A tous mes amis qui mon encouragé et soutenue tout le long de mon  
parcours.

A tous mes enseignants qui ont illuminés mon chemin toutes ces longues  
années.

A mon ami Ayoub qui ont été très coopérative et compréhensive tout le  
long de la réalisation de ce travail.

Et A tous ceux qui m'ont aidé de près ou de loin pour la réalisation de ce  
modeste travail.

Je vous dis a tous merci infiniment sans vous je ne serai pas devenu ce  
que je suis.

Khaled

## *Dédicace*

Je dédie ce fruit de tant d'années d'études :

A ceux qui ont sacrifié toute leurs vies pour mon bonheur, mon bien être  
et ma réussite, ma chère mère.

A mes chers frères

A toute ma famille du plus grands au plus petits.

A toutes les personnes chère à mon cœur : Ayoub, Hicham, Jaber,  
Chouchen

A tous mes amis qui mon encouragé et soutenue tout le long de mon  
parcours.

A tous mes enseignants qui ont illuminés mon chemin toutes ces longues  
années.

A mon ami khaled qui ont été très coopérative et compréhensive tout le  
long de la réalisation de ce travail.

Et A tous ceux qui m'ont aidé de près ou de loin pour la réalisation de ce  
modeste travail.

Je vous dis a tous merci infiniment sans vous je ne serai pas devenu ce que  
je suis.

Ayoub

## SOMMAIRE

RESUME .....	I
ABSTRACT .....	I
المُلخَص .....	I
LISTE DES FIGURES .....	II
LISTE DES TABLEAUX .....	III
LISTE DES ABREVIATIONS.....	IV
INTRODUCTION GENERALE .....	1

---

### CHAPITRE I: GEOLOGIE REGIONALE ET LOCALE DE LA ZONE D'ETUDE

---

INTRODUCTION .....	4
1. Situation géographique .....	5
1.1. Bassin d'Oued Mya.....	5
1.2. Localisation du puits CEN : .....	5
a) Chebet El Nakhla-3 (CEN-3).....	5
b) Chebet El Nakhla-2 (CEN-2).....	6
c) Chebet El Nakhla-S1 (CENS-1) .....	6
2. Situation géologique du bassin d'Oued Mya .....	7
2.1. Sur le plan stratigraphie .....	8
a) Le Paléozoïque.....	8
b) Le Mésozoïque.....	9
c) Le Cénozoïque .....	11
2.2. Plan structural : .....	12
3. Géologie Local (la zone d'étude).....	13
3.1. Système pétrolière.....	14
Conclusion .....	15

---

### CHAPITRE II : Synthèse Bibliographique sur les Méthodes de l'Intelligence Artificielle

---

INTRODUCTION .....	16
1. L'intelligence artificielle.....	16
2. Machine Learning .....	17
2.1. Apprentissage supervisé (régression et classificateur).....	17
2.1.1. Les algorithmes d'apprentissage supervisé : .....	17
2.2. Apprentissage non supervisé (partitionnement de données).....	18
2.2.1. Les algorithmes d'apprentissage non supervisé .....	19
2.3. Définition de l'apprentissage profond (Deep Learning) .....	19
2.3.1. Les réseaux de neurones biologiques.....	20

2.3.2. La structure d'un neurone .....	20
2.3.3. Les différents types de neurones.....	20
2.3.4. Réseaux de neurones artificiels.....	21
2. L'application de l'intelligence artificielle dans le domaine pétrolier .....	23
Conclusion .....	25

---

## CHAPITRE III : MATERIEL ET METHODES

---

INTRODUCTION .....	26
1. PREPARATION DE LA BASE DE DONNEES .....	26
1.1. Notion général sur les paramètres pétrophysiques (k, $\phi$ ).....	26
1.1.1. La porosité ( $\phi$ ) .....	26
1.1.2. La Perméabilité (k).....	28
1.1.3. La résistivité (R).....	28
1.1.4. La saturation (S).....	29
2. Méthode Analytique.....	29
2.1. Mesure direct (au laboratoire) (k, $\phi$ ).....	29
2.1.1. La Porosité ( $\phi$ ).....	29
2.1.2. La perméabilité (k).....	31
3. Méthode Empiriques (Indirectes).....	33
Généralités sur les diagraphies.....	33
3.1. Les diagraphies différées .....	34
3.1.1. Diagraphie nucléaire .....	34
3.1.2. Diagraphie sonique .....	37
3.1.3. Diagraphie électrique : .....	37
4. Les équations empiriques.....	39
5. ELABORATION DU MODELE PAR LES RESEAUX DE NEURONES .....	42
5.1. Les Phases.....	42
5.2. Critères de validation. ....	44
5.2.1. Les critères numériques .....	44
6. LOGICIELS UTILISE.....	46
Conclusion .....	48

---

## CHAPITRE IV : RESULTATS ET DISCUSSION

---

INTRODUCTION .....	49
1. Méthodologie .....	49
1.1. Statistique mono-varié : .....	49
1.2. Statistiques bi-variés (matrice de corrélation).....	50
1.3. Statistiques multi-variés Analyse en Composantes Principales (ACP) .....	52
2. Prédiction de la Porosité et la Perméabilité par des Différentes Techniques de l'Intelligence Artificielle .....	53
2.1. Prédiction de la Porosité .....	53
2.1.1. Application du modèle Hybride d'Algorithmes Génétiques et Régression Linéaire Multiple (AG-RLM) .....	53
2.1.2. Application des réseaux de neurones artificiels .....	55
2.1.3. Prédiction de la porosité par SVM avec data normalises.....	57
2.2. Comparaison entre la porosité réelle et la porosité estimée par les différentes techniques de l'intelligence artificielle .....	57
2.3. Prédiction de la Perméabilité .....	58
2.3.1. Application du modèle Hybride d'Algorithmes Génétiques et Régression Linéaire Multiple (AG-RLM) pour la prédiction de la perméabilité .....	58
2.3.2. Application du réseau de neurones artificiels pour la prédiction de la perméabilité ....	59
2.3.3. Application de Support Vector Machine (SVM) .....	61
2.4. Comparaison entre la perméabilité réelle et la perméabilité estimée par les différentes techniques de l'intelligence artificielle .....	62
Conclusion .....	63
CONCLUSION GENERALE.....	64
BIBLIOGRAPHIE.....	

## LISTE DES FIGURES

<b>Figure 1:</b> situation géographique d'Oued MYA (in WEC 2003, modifiée).....	5
<b>Figure 2:</b> plan de position du prospect chebet EL NAKHLA (CEN) (sonatrach, 2015).....	7
<b>Figure 3:</b> situation géologique du bassin d'Oued MYA.....	7
<b>Figure 4:</b> coupe litho stratigraphique type de bassin d'Oued Mya.....	11
<b>Figure 5:</b> résultats pétroliers des puits du périmètre de recherche ghardaïa II (abdous et al, 2007)....	13
<b>Figure 6:</b> les types de l'intelligence artificielle.....	16
<b>Figure 7:</b> les types de machine learning.....	17
<b>Figure 8:</b> la structure d'un neurone biologique.....	20
<b>Figure 9 :</b> les différentes géométries des neurones.....	21
<b>Figure 10 :</b> schéma représente l'architecture du modèle optimale mlp (touzet, 1992).....	22
<b>Figure 11:</b> mise en correspondance neurone biologique / neurone artificiel. ( <a href="https://smartstuartkim.wordpress.com/2019/01/27/history-of-neural-networks-1-perceptron/">https://smartstuartkim.wordpress.com/2019/01/27/history-of-neural-networks-1-perceptron/</a> ) .	23
<b>Figure 12:</b> schéma représente la porosité ( <a href="http://csenv.free.fr/expos%e9s/hydrog%e9ologie/chapitre_04.htm">http://csenv.free.fr/expos%e9s/hydrog%e9ologie/chapitre_04.htm</a> ).....	26
<b>Figure 13:</b> schéma illustratif d'une perméabilité ( <a href="http://www2.ggl.ulaval.ca/personnel/bourque/s3/eau.ds.roches.html">http://www2.ggl.ulaval.ca/personnel/bourque/s3/eau.ds.roches.html</a> ).....	28
<b>Figure 14 :</b> pompe volumétrique au mercure.....	30
<b>Figure 15 :</b> ultraporosimètre.....	31
<b>Figure 16 :</b> perméamètre.....	32
<b>Figure 17:</b> tableau illustrative de quelques mesures réelles de porosité et de perméabilité (P_CEN-2)	33
<b>Figure 18 :</b> schéma du principe de la sonde neutron.....	37
<b>Figure 19:</b> diagraphie (log sonique) ( <a href="https://www-ig.unil.ch/dia69f.htm">https://www-ig.unil.ch/dia69f.htm</a> ).....	37
<b>Figure 20 :</b> illustration montrant les enregistrements des diagraphies dans fichier extension .LAS ...	41
<b>Figure 21:</b> organigramme explicatif des méthodes pour la prédiction de porosité et perméabilité ....	47
<b>Figure 22:</b> cross-plots de la porosité avec les différents paramètres.....	51
<b>Figure 23:</b> cross-plots de la perméabilité avec les différents paramètres.....	51
<b>Figure 24:</b> cercle de corrélations de l'ACP sur l'ensemble de données.....	52
<b>Figure 25:</b> porosité réelle par rapport à la porosité estimée par AG-RLM.....	54
<b>Figure 26 :</b> porosité réelle par rapport à la porosité estimée par RNA.....	55
<b>Figure 27:</b> architecture de réseau de neurone appropriée pour la prédiction de la porosité.....	56
<b>Figure 28 :</b> porosité réelle par rapport à la porosité estimée par rna après normalisation.....	56
<b>Figure 29:</b> perméabilité réelle par rapport à la perméabilité estimée par AG-RLM.....	59
<b>Figure 30 :</b> architecture de réseau de neurone appropriée pour estimer la perméabilité.....	60
<b>Figure 31:</b> perméabilité réelle par rapport à la perméabilité estimée par RNA.....	61
<b>Figure 32 :</b> perméabilité réelle par rapport à la perméabilité estimée par SVM.....	62



## LISTE DES TABLEAUX

<b>Tableau 1:</b> Localisation CEN-3 .....	6
<b>Tableau 2:</b> Les Phases Tectoniques (Boudjemaa, 1987) .....	12
<b>Tableau 3:</b> Les Types D'interactions Selon L'energie Des Protons.....	36
<b>Tableau 4:</b> Illustratif Presente Les Valeurs Manquantes De Porosite De Permeabilite Coloree En Jaune Avec Les Enregistrements De Diagraphies (Meme Pas D'echantillonnage) ...	41
<b>Tableau 5 :</b> Statistiques De Porosite, Permeabilite Et Des Donnees De Diagraphies .....	49
<b>Tableau 6:</b> Matrice De Correlation (Porosite Et La Permeabilite Carotte) Et L'enregistrement Des Diagraphiques.....	50
<b>Tableau 7:</b> Comparaison Entre Les Performances De Les Quater Fonction De Svm.....	57
<b>Tableau 8:</b> Comparaison Entre Les Performances Des Differentes Techniques De L'intelligence Artificielle .....	58
<b>Tableau 9:</b> Criteres De Performance Pour Chaque Fonction De Svm Pour La Prediction De La Permeabilite.....	62
<b>Tableau 10 :</b> Criteres De Performance De La Permeabilite Pour Chaque Methode. ....	63

## LISTE DES ABREVIATIONS

<b>ACP</b>	Analyse en composantes principales
<b>AG-RLM</b>	hybride algorithmes génétiques avec la régression linéaire multiple
<b>CC (R2)</b>	Coefficient de corrélation
<b>CEN</b>	Chebet El Nekhla
<b>CNL</b>	compensated neutron log
<b>DRX</b>	Diffraction des rayons X
<b>DSN II</b>	dual-spaced neutron II tool
<b>DT</b>	Sonique ; US/F
<b>GR</b>	Gamma Ray
<b>I</b>	Courant électrique
<b>I A</b>	Intelligence Artificiel
<b>IA</b>	Ray index
<b>k</b>	La Perméabilité
<b>K/POTA</b>	Potassium
<b>Ke</b>	La Perméabilité efficace
<b>Kr</b>	La Perméabilité relative
<b>MAE</b>	Erreur absolue moyenne
<b>ML</b>	Machine Learning
<b>MLP</b>	Multi-layer perceptron
<b>MSFL</b>	Micro spherically focused resistivity; ohm
<b>NPHI</b>	Neutron ; P.U
<b>Pb</b>	Densité apparente dans la zone d'intérêt
<b>PE</b>	L'effet de photoélectrique
<b>QSAR</b>	Quantitative Structure-activity Relationship
<b>R</b>	Résistance (ohm)
<b>RBF</b>	Radial basic function
<b>RHOB</b>	Densité ; g/cm <sup>3</sup>
<b>Rlim</b>	Résistivité en zone propre
<b>RMSE</b>	Erreur Quadratique moyenne
<b>RNA</b>	Réseaux des Neurones Artificiels
<b>Rt</b>	Résistivité dans la zone d'intérêt
<b>RT10, RT90, RT60, RT30, RT20</b>	Résistivité
<b>S</b>	Surface
<b>SVM</b>	Support vector machine
<b>SW</b>	Saturation en eau
<b>TAG</b>	Trais Argileux Gréseux
<b>TAGI</b>	Trais Argileux Gréseux inférieur
<b>TAGI (L)</b>	Trias Argileux Gréseux inférieur Lower
<b>TAGI (M)</b>	Trias Argileux Gréseux Middel
<b>TAGI (U)</b>	Trias Argileux Gréseux Upper
<b>TAGS</b>	Trias Argileux Gréseux supérieur
<b>Tr/Thor</b>	Thorium
<b>U</b>	Tension(v)
<b>Ur/URAN</b>	Uranium
<b>φ1</b>	La Porosité primaire
<b>φ2</b>	La porosité secondaire
<b>"φDT"</b>	Porosité sonique dans la zone d'intérêt
<b>φt</b>	Porosité total
<b>φu</b>	Porosité effective Ou utile
<b>φ1</b>	La Porosité primaire

---

# **INTRODUCTION GÉNÉRALE**

---

### **Introduction générale**

Le Sahara Algérien a connu ces dernières années un important développement en matière de découvertes de nouveaux gisements d'hydrocarbures. Les hydrocarbures, première source d'énergie dans le monde, occupent une large place dans l'économie mondiale.

Le Bassin d'Oued Mya qui a connu ces dernières années des grandes découvertes surtout au niveau de Trias Argileux Gréseux Inferieur (T.A.G.I), constitue actuellement l'un des premiers objectifs de l'exploration pétrolière en Algérie.

Le structure chebet El Nakhla qui appartient aux Bloc 420a, ce Bloc a connait un effort d'exploration et de développement, grâce un énorme programme de forage destructif et carottant. La bonne exploitation des données (sismiques, carottes, diagraphies, ...etc.) va permettre une meilleure caractérisation du réservoir et parmi les paramètres les plus importants pour une meilleure caractérisation est l'estimation de la porosité et la perméabilité. Une estimation précise de ses paramètres, en particulier la perméabilité, est essentielle pour l'amélioration de la récupération de pétrole / gaz, la sélection du régime de production, l'optimisation de l'emplacement des puits, ainsi la porosité pour l'estimation des réserves en place, alors une sous ou sur estimation de ce dernier cause des grandes problèmes dans la rentabilité du gisement ([Newman & Martin, 1977](#) ; [Thomas & Pugh, 1987](#)).

Il est clair que le meilleur moyen pour une bonne caractérisation et évaluation des réservoirs pétroliers sont les mesures directes sur les carottes ; cependant la récupération de ses derniers n'est pas toujours intégrale, à cause des problèmes techniques et géologiques rencontrés surtout lors de l'opération du carottage et sa limitation en considérant le nombre des puits carottés dans le champ ([Dubois et al, 2007](#) ; [Ameur-Zaimeche, 2020](#)). D'autant plus, pendant la modélisation du réservoir, l'identification des lithofacies s'avère une phase très importante dans l'élaboration des modèles statiques et dynamiques. D'autre part pour qu'un réservoir soit économiquement rentable, deux propriétés essentielles doivent bien caractérisées et évaluées avec précision. Il s'agit de la capacité de stockage des hydrocarbures et de la transmissibilité des fluides (porosité-perméabilité). Ses paramètres sont jusqu'à ce jour, mesurés directement sur les carottes qui constituent le meilleur moyen pour avoir des données fiables.

Une autre alternative représentée par prédiction où diverses techniques et formules empiriques ont été suggérées dans la littérature pour la prédiction de ses propriétés à savoir par exemple : Wyllie–Rose, Timur, Kozeny-Carman à partir des diagraphies de puits (Jamialahmadi & Javadpour, 2000; Lim, 2005; Mohaghegh, 2005), mais elles restent limitées et peuvent entraîner des incertitudes très élevées impliquant des fausses évaluations des réserves en place, soit par une sous-estimation ou surestimation et par conséquent, cela va influencer sur l’aspect économique lié à l’investissement et le développement du gisement.

Au cours des deux dernières décennies, les techniques de l’intelligence artificielle telles que l’informatique neuronale, les arbres de décision et les génétiques algorithmes sont devenus des outils de plus en plus puissantes, et ils font une révolution dans l’ingénierie de pétrole et de gaz (Asoodeh & Bagheripour, 2012; Zargar et al., 2014 ; Dramsch, 2020), par ses capacités de résoudre les problèmes complexes survenant pendant les mesures, par exemple, une des logs incomplets, un stockage de données inapproprié ou des erreurs de mesure, des données manquantes dans les diagraphies ..etc.

L’objectif de mémoire de fin d’étude se focalise essentiellement sur la prédiction de la porosité et la perméabilité manquantes, en utilisant plusieurs techniques de l’intelligence artificielle (les réseaux de neurones artificielle, support vector machine, les algorithmes génétiques). Le principe repose sur une transformation des données aux informations et les informations en connaissances pour une bonne évaluation de notre réservoir.

Ces techniques vont employer les diagraphies de puits pour pallier le manque d’information, dans le réservoir TAGI de structure chebet El Nakhla du bassin de Oued M’ya dans trois puits (CEN-2 CEN-3 CENS-1), Ce dernier est un réservoir de type fluviatile très hétérogène et renferme des quantités importantes des hydrocarbures.

Cette mémoire est composée de quatre chapitres qui sont organisés de la façon suivante:

Afin d’arriver à cet objectif, il a été nécessaire d’effectuer les travaux suivantes :

**Chapitre I** : Ce premier chapitre comporte une présentation de la région d’étude, le cadre géologique régional du bassin de Oued Mya, la géologie locale du Structure chebet nekhla et la localisation des puits (CEN-2 CEN-3 CENS-1).

**Chapitre II :** Ce deuxième chapitre est subdivisé en deux parties. En premier, nous présenterons quelques notions générales sur l'intelligence artificielle. En deuxième partie, on présente l'application de cette technique dans le domaine de géologie. Plus précisément pour prédire les paramètres pétrophysiques (**porosité, perméabilité**).

**Chapter III :** Matériel et Méthodes comporte En premier, nous présenterons les différents méthodes de la mesure des paramètres pétrophysiques (porosité et perméabilité) La deuxième partie est consacrée pour la préparation de la base de données en se basant sur la description détaillée des carottes et la combinaison avec les diagraphies. La troisième partie les logiciels nous utilisant.

**Chapitre IV :** Résultats et Discussion la première partie est consacrée pour les traitements statistiques sur la base des données. La deuxième partie l'application des quelque algorithmes de l'intelligence artificielle : réseaux de neurones (ANN), support Vector machine (SVM) et régression multiples pour prédiction de la porosité et perméabilité. La troisième partie comporte une analyse qualitative (visualisation des logs), et quantitative (analyse statistique sur les résultats de prédiction), et une comparaison entre les résultats des deux méthodes et voir quelle est la plus performante.

Ce travail s'achève par une conclusion générale présentant les principaux résultats obtenus et une discussion portant sur les perspectives d'étude et recommander la meilleure méthode qui donne les meilleures résultats.

---

**CHAPITRE I**

**Géologie Régionale et Locale**

**De la zone d'étude**

---

## Introduction

La plate-forme saharienne appartient au Craton Nord-africain, elle comprend un socle précambrien sur lequel repose en discordance une puissante couverture sédimentaire, structurée au Paléozoïque en plusieurs bassins séparés par des zones hautes. En générale les réservoirs d'hydrocarbures sont liés au Paléozoïque et au Mésozoïque sur la plate-forme Saharienne.

La province triasique, dite province Nord orientale du Sahara, est située dans la partie septentrionale de la plate-forme saharienne. La superficie approximative de cette province est de 300 000 km<sup>2</sup>, elle fait l'objet de plusieurs études et contient les plus grandes découvertes en Algérie. Cette province est comprise entre le bassin du grand erg oriental à l'Est et la frontière tunisienne, la flexure Sud atlasique au Nord et le grand erg occidental à l'Ouest. Au Sud elle est limitée par le domaine d'existence des formations triasiques. C'est une ligne sinueuse qui va de l'Est du bassin du Béchar jusqu'au Nord du bassin d'Illizi.

La province triasique est un soubassement antécambrien, métamorphique constituant la plate-forme saharienne où les dépôts étalés du Paléozoïque seront affectés par la discordance hercynienne. Les formations du Trias par lesquelles débute le Mésozoïque sont donc discordantes sur le Paléozoïque. Les réservoirs d'hydrocarbures sont liés aux formations du Paléozoïque et du Mésozoïque (Djrafi.K, 2012).

Dans la moitié occidentale de cette province, les accumulations d'hydrocarbures découvertes à ce jour peuvent être regroupées en quatre :

- A l'Est, le gisement de Hassi Messaoud et ses périphéries,
- A l'Ouest, le gisement de Hassi R'mel,

Entre ces deux gisements géants, on distingue :

- La région d'Oued Noumer,
- L'axe de sillon d'Oued Mya.

Ce chapitre porte des notions sur la situation et le cadre régional et géologique de la région d'étude.



## 1. Situation géographique

### 1.1. Bassin d'Oued Mya

Oued Mya est un bassin de la plate-forme saharienne, correspondant à la partie occidentale de la province Triasique. Le bassin d'Oued Mya est situé dans la partie septentrionale de la plate-forme saharienne à environ 600 km au sud d'Alger, il couvre une superficie de 5300 km<sup>2</sup>, il se localise plus précisément dans la province centrale. Ce bassin est délimité par une latitude 31° 15' et 33° 00' Nord et une longitude 4° 28' et 5° 08' Est. Il est limité au Nord par la zone haute de DJEMAA-TOUGGOURT, au Sud par le Bassin de Mouydir, à l'Est par le haut structural d'Amquid-El Bioud-Hassi Messaoud et à l'Ouest par la voûte d'Allal

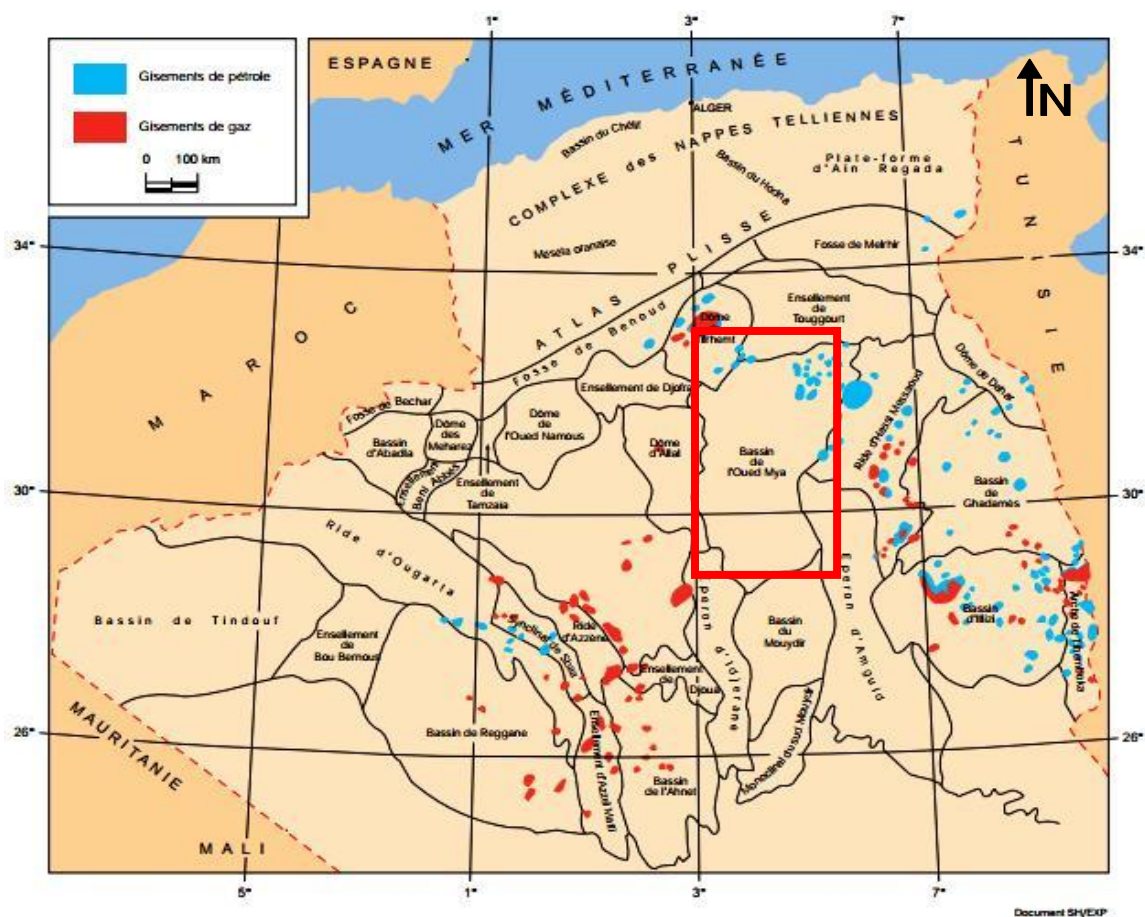


Figure 1: Situation géographique d'Oued Mya (In WEC 2003, modifiée)

### 1.2. Localisation du puits

#### 1.2.1. Chebet El Nakhla-3 (CEN-3)

Le puits **CHEBET EL NAKHLA -3** (CEN-3) est situé à 2.11 km à l'Est de puits CEN-1 et à 4.3 km du puits CEN-2.

La structure sur laquelle sont implantés les sondages CENS-1, CEN-2 et CEN-3 se situe à 27 Km à l'Ouest des gisements d'huile et condensat de Oued Noumer et Ait Kheir.

Le puits est accessible en prenant la route nationale N°49 sur 184.8km en allant d'Ouargla vers Ghardaïa puis tourner à droite vers la zone d'activité d'EL-ATTEF sur une distance de 1km. A partir de ce point suivre la piste sur une distance de 1 252 m.

**Tableau 1:** Localisation de CEN-3

Le puits est implanté au croisement de l'Inline7545 et de l'Xline 2623 du volume sismique 11-GHA-3D aux coordonnées suivantes : <b>Coordonnées UTM/Nord Sahara zone 31 :</b>	<b>Coordonnées Géographiques :</b>
X : 569571.550m	Longitude : 03°44'23.60961"E
Y : 3 586 650.161m	Latitude : 32°25'01.94540"N
<b>Altitude :</b>	
Zsol : 530.84m	Z table : 538.84m

### 1.2.2. Chebet El Nakhla-2 (CEN-2)

Le sondage Chebet El Nakhla-2 (CEN-2), que nous désirons estimer les paramètres Pétrophysiques du réservoir Trias Argileux Gréseux Inférieure (TAGI) se situe à 27km à l'ouest du gisement d'huile et de condensat d'Oued Noumer et à 11 km au sud de la ville de Ghardaïa, dans la partie centrale du bloc 420-a.

La plate-forme du puits CEN-2 se situe à une distance de 80 km à partir de la base 24 Février HMD vers Ouargla puis continue en direction de Ghardaïa sur une distance de 176 km à partir de la tournée à gauche et suit le tracé jalonné sur une distance de 04km.

### 1.2.3. Chebet El Nakhla-S1 (CENS-1)

Le sondage CENS-1 se situe à 5.4 km au Sud des puits CEN-1 et CEN-2 productifs d'huile et de gaz dans les grès du Trias T2A et T1B, Le puits a été implanté au croisement de l'Inline 3513 et de l'Xline 7471 du volume sismique 3D-MET-2014.

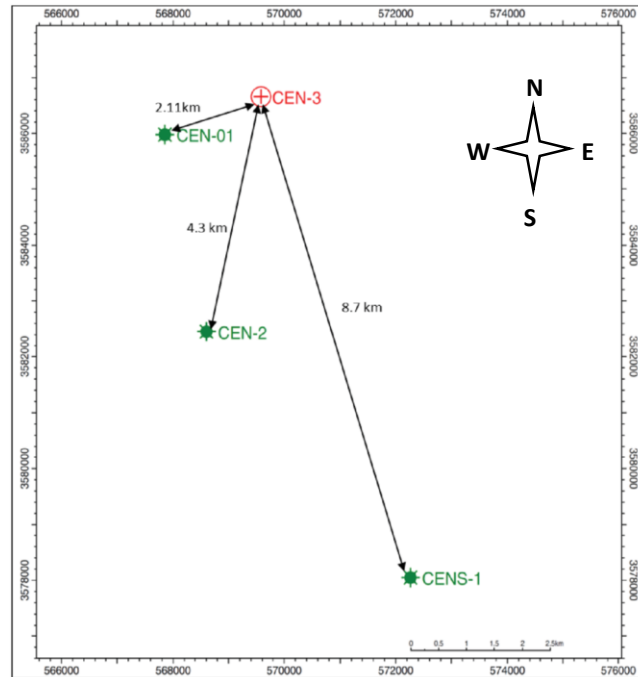


Figure 2: Plan de position du prospect Chebet El Nakhla (CEN) (Sonatrach, 2015)

## 2. Situation géologique du bassin d'Oued Mya

La dépression d'Oued Mya appartient à la plate-forme saharienne, dont elle ne constitue qu'un sous bassin intracratonique. Sa bordure Nord s'ennoie progressivement vers la flexure saharienne où l'existence d'un fossé très subsident au Mésozoïque donnera naissance à la chaîne péricratonique de l'Atlas saharien.

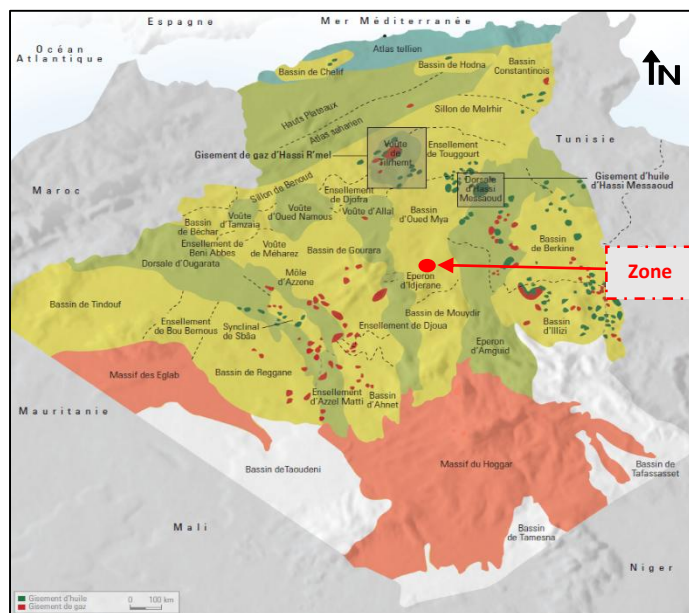


Figure 3: Situation géologique du bassin d'Oued Mya In WEC (SONATRACH -Géologie de l'Algérie-, 2005)

D'un point de vue régionale, la structure du champ Chebet El Nakhla (CEN) se situe dans le flanc SE du dôme de Hassi R'mel. Ce dernier représente un monoclinale sur lequel apparaissent localement des zones de replats ou gradins structuraux au profit desquels se développent des structures anticlinales greffées le plus souvent sur des accidents subméridiens.

La structure CEN est une structure anticlinale d'orientation N-S, de 08km de longueur et 03km de large. Sa superficie est de l'ordre de 15km<sup>2</sup> pour une fermeture structurale de 76m.

Le flanc Ouest de la structure présente un pendage relativement fort et est limité par une faille de direction N-S dont le rejet est de l'ordre de 70m. Son flanc Est présente un pendage plus faible lui donnant l'aspect d'un pli déjeté vers l'Ouest. Au sud elle est tronquée par une faille de direction NO-SE.

La terminaison Nord de la structure reste mal connue en raison de la difficulté de l'acquisition de données sismiques dans cette zone (proximité de zone d'habitation).

### 2.1. Sur le plan stratigraphie

La série se présente de bas en haut :

#### a) Le Paléozoïque

C'est une épaisse série sédimentaire formée essentiellement par des dépôts du Cambrien et d'Ordovicien, elle est fortement érodée.

##### ➤ *Le Cambrien*

Il est formé par un ensemble gréseux quartzitique à conglomératique, d'origine Continentale, rarement fossilifère. Son épaisseur moyenne est de 500 mètres. Il est subdivisé En quatre unités : R3, R2, R1 et une zone d'alternance

##### ➤ *L'Ordovicien*

Il comprend du bas en haut la succession suivante :

- ✚ Argiles d'El Gassi (Ep = 110m) : C'est une formation d'argile grise à noire, verte Indurée silteuse avec des intercalations centimétriques de grès fin.
- ✚ Grès d'El Atchane (Ep = 45m) : des grès blancs à gris, fin argileux.
- ✚ Quartzites Hamra (Ep = 100m) : des grès quartzitiques feldspathiques à grain très fin à moyen.
- ✚ Grés d'Ouargla (E p = 110m) : des grès fins quartzitiques grises claires avec des Passées d'argile noire.
- ✚ Argiles d'Azzel (E p = 50m) : des argiles gris foncée à noire riches en fossiles.

- ✚ Grès d'Oued Saret (Ep = 50m) : une succession de couches d'argiles grises à noires silteuses avec des grès blancs fins à moyens.
- ✚ Argiles conglomératiques (Ep = 80m) : une série d'argile intercalée par des niveaux Micro conglomératiques.
- ✚ Dalle de M'Kratta : quelques mètres de grès quartzitiques blancs, fins à moyens, avec Intercalation d'argiles. (Belaribi et Nehar, 2017)

## b) Le Mésozoïque

Il est considérablement développé dans la partie Nord du bassin d'Oued Mya, son épaisseur moyenne est de 3700 mètres.

Il est subdivisé en trois grandes unités :

### ➤ *Le Trias*

Défini par des dépôts volcano-détritiques et lagunaires, son épaisseur moyenne est de 35 mètres. Il est composé de bas en haut par la succession suivante :

- **Série inférieure (Trias Argilo-Gréseux Inférieur "TAGI") :**

Elle représente le terme de base du Trias et constitue le réservoir principal dans la partie centrale de la dépression. Elle est représentée par une alternance d'argile silteuse brune à verte et de grès blancs, brun-rouge à verdâtres, fins à grossiers et conglomératiques. L'épaisseur totale de la série inférieure est en moyenne de 50 à 70 m (variant de 0 m à plus de 90 m).

### ➤ **Les roches éruptives**

C'est une série andésitique fortement altérées et fissurées de couleur verte sombre. Cette formation joue le rôle d'une roche couverture pour les hydrocarbures de la série inférieure, son épaisseur moyenne est de 10m.

### ✓ **Le Trias Argilo-gréseux T1:**

Il comprend une alternance des grès et d'argiles brunes rouge, ferrugineuses au sommet.

Cette formation représente le réservoir secondaire de la région.

### ✓ **Le Trias Argilo-gréseux T2:**

Formé par des bancs de grès fins à moyens à ciment argileux avec des intercalations d'argiles brunes rouges, parfois dolomitiques d'origine fluviale.

➤ **Le Crétacé :**

C'est une série très puissante avec 1900 mètre d'épaisseur, sa base est composée par des Dépôts clastiques continentaux et son sommet par des sédiments halogènes d'origine marine et lagunaire.

Il est subdivisé en : Néocomien, Barrémien, Aptien, Albien, Cénomaniens, Turonien et

✓ **Le Trias Argileux:**

C'est un niveau d'argiles pâteuses et de silts de couleur rougeâtre, son épaisseur est relativement constante dans tout le secteur étudié, de l'ordre de 30 m.

✓ **Le Trias salifère**

C'est la clôture de toute la série argilo-gréseuse du Trias. Elle est constituée de sel blanchâtre, parfois rosâtre, intercalée par l'argile de couleur rouge, plastique et parfois salifère. Son épaisseur moyenne est de 45 mètre.

➤ **Le Jurassique**

C'est une série évaporitique à la base, devenant argilo-gréseuse vers le sommet, son épaisseur est de 1450 mètres en moyenne, comprenant les trois séries suivantes :

Le Lias : Il est Constitué de plusieurs ensembles lithologiques :

- ✚ Lias argileux : constitué par l'argile brune rouge salifère à intercalation de sel.
- ✚ Lias salifère S3 : sel massif avec des intercalations d'argile brun-rouge.
- ✚ Lias salifère (S1+S2) : anhydrite blanc avec des intercalations de sel massif incolore avec des passées d'argiles grises et brun-rouges élastiques.
- ✚ Lias dolomitique (Horizon B) : repère dolomitique de grande extension constitué de dolomie et de marne.
- ✚ Lias salifère : sel massif intercalé d'argile brun-rouge.
- ✚ Lias anhydritique : série anhydritique massive à passées de dolomie.
- ✚ Lias carbonaté et marneux.

Le Dogger :

Composé de deux unités :

- ✚ Dogger lagunaire : constitué d'anhydrites à passées de dolomie et d'argile, son épaisseur est de 110 m environ.
- ✚ Dogger argileux : argile rouge sableuse à intercalation de dolomie, son épaisseur est de l'ordre de 205 m.

Le Malm. :

Il s'agit d'une alternance d'argile, de dolomie et de grès, son épaisseur peut atteindre les 200m Sénonien. (Belaribi et Nehar, 2017)

**c) Le Cénozoïque**

Cet étage est discordant et incomplet peu épais de 8 à 36 mètre, subdivisée en deux unités :

➤ **Eocène**

Composé de calcaire dolomitique, d'anhydrite et d'argile.

**Mio-Pliocène**

Grés fin, sable avec des intercalations d'argile. (Belaribi et Nehar, 2017)

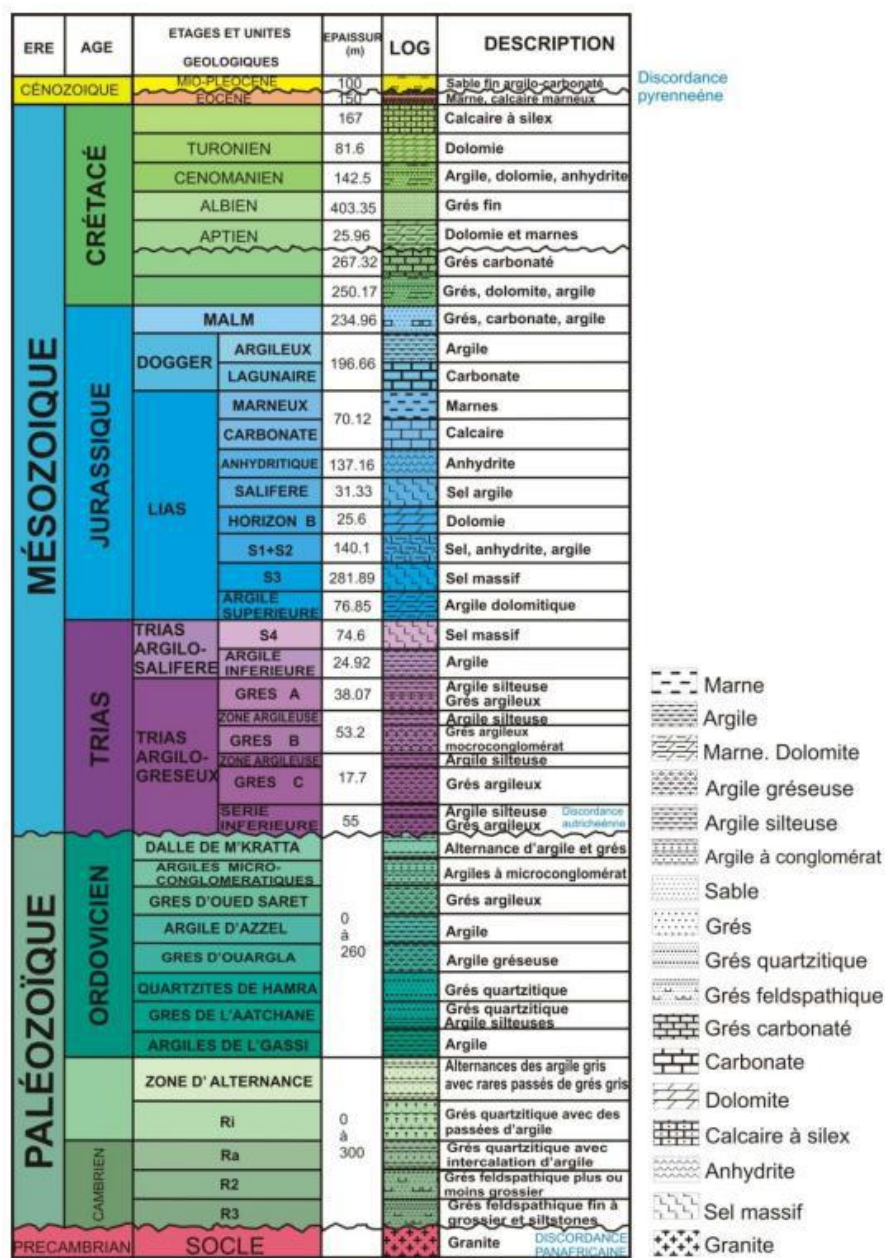


Figure 4: Coupe litho stratigraphique de bassin d'Oued Mya (Belaribi et Nehar, 2017)

## 2.2. Plan structural

Sur le plan structural, le bassin d'Oued Mya a été affecté principalement par les deux cycles orogéniques : **Hercynien et Alpin**. Le premier est caractérisé par des phases essentiellement compressives, et le second par des phases compressives et distensives favorisant une sédimentation très active (Boudjemaa, 1987). Des failles sont présents sillonnant la structure sont liées aux phases distensives. Ces failles ont débuté au Trias et ont pris fin à la fin du Miocène (Boudjemaa, 1987). (Tableau 2)

**Tableau 3:** Les phases tectonique (Boudjemaa, 1987)

Phase	Age	Type	Direction
Panafricaine		Compressive	Est-ouest
Cambro-ordovicienne	Cambro-ordovicienne	Distensive	NW-SE
Taconique	Ordovicien supérieur	Compressive	Nord-Sud
Calédonienne		Compressive	Est-Ouest
Dévonienne	Dévonien inférieur	Distensive	NW-SE
Hercynienne précoce		Compressive	Nord 40°
Hercynienne principale	Carbonifère sup-permien	Compressive	Nord 120°
Trias-lias		Distensive	NW-SE
Autrichienne	Crétacé terminal	Compressive	Est-Ouest
Eocène	Eocène	Compressive	Nord-sud
Miocène	Miocène	Compressive	N-S,NW-SE
Villafranchienne		Compressive	Nord-sud



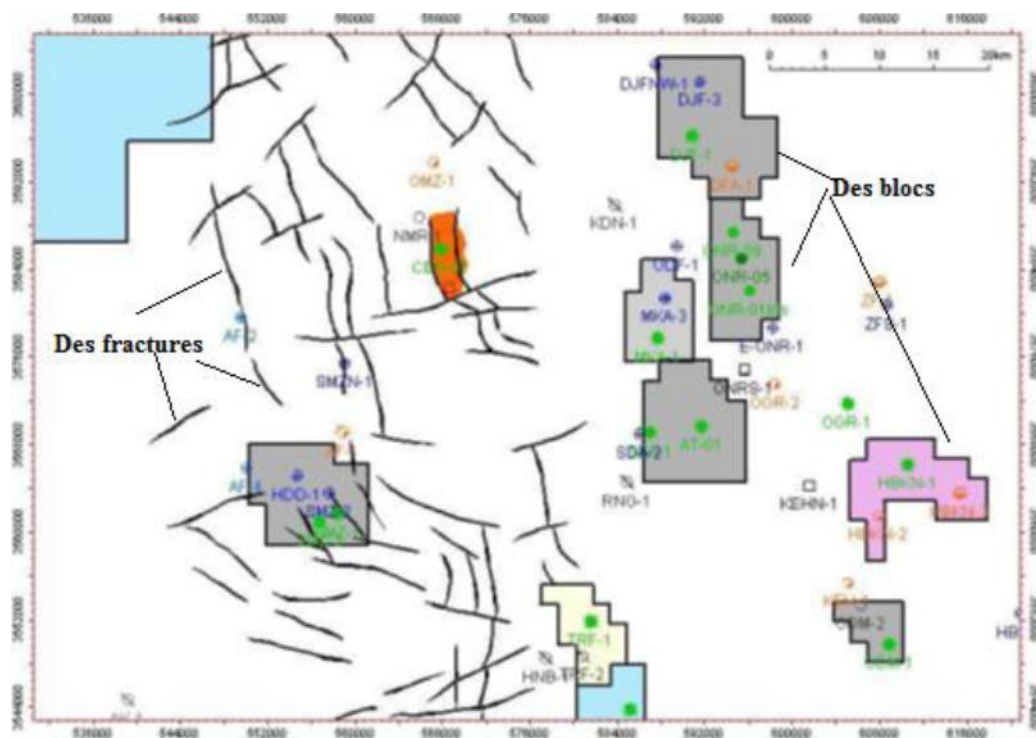


Figure 5: Résultats pétroliers des puits du périmètre de recherche Ghardaïa II (Abdous et al, 2007)

### 3. Géologie Locale (la zone d'étude)

Le prospect chebet El Nakhla-1 (CEN-1) est situé dans la partie centre du bloc 420a du périmètre de recherche Ghardaïa II. Ce dernier est situé sur le flanc nord-ouest du bassin Oued Mya.

Le bassin d'Oued Mya est limité au nord par le haut Djemââ-Touggourt, à l'est par le haut Agreb-Messaoud, à l'ouest par le haut Allal-Tilrhemt et s'ouvre vers le sud sur le bassin de Mouydir.

Dans ce périmètre, les dépôts paléozoïques, d'une épaisseur totale supérieure à 600m, sont représentés par les formations d'âge cambrien à dévonien inférieur et affectés par l'érosion hercynienne. Sur ces dépôts reposent en discordance angulaire les formations du Mésozoïque (Trias à Crétacé) d'une épaisseur totale de l'ordre de 2800m à 2950m. En surface affleurent les carbonates du Sénonien ou Turonien et dépôts du Mio-Pliocène.

Dans cette partie du bassin, les principaux éléments structuraux sont de direction NW-SE, N-S et NNE-SSW. La région est caractérisée par des failles normales et des anticlinaux asymétriques de faibles amplitudes.

### 3.1. Système pétrolière

#### ❖ Les principaux réservoirs et objectifs pétroliers dans la région

Sont constitués par les grès des niveaux triasiques T2A et T1B, déposés en milieu fluviatile de type braided, à influence estuarienne et éolienne. Leurs profondeurs dans le périmètre varient entre 2600m à 3000m. Les risques associés à ces réservoirs consistent en leurs variations de faciès dues à leur mode de dépôt et aussi en la possibilité de présence de ciment salifère ; notamment pour le réservoir T2A.

#### ❖ La couverture de ces réservoirs

Assurée par les évaporites du salifère S4 et du Lias. Les réservoirs gréseux et quartzitiques du Paléozoïque (Ri-Ra du Cambrien et Grès d'Oued Saret, Grès d'Ouargla, Quartzites de Hamra et Grès d'El Atchane de l'Ordovicien) constituent des objectifs pétroliers secondaires.

#### ❖ La roche mère

Principale est constituée par les argiles radioactives du Silurien, actuellement en phase à huile à l'est de la région et en phase à gaz au sud.

#### ❖ La génération et l'expulsion des hydrocarbures

A débuté au Jurassique et a atteint son maximum durant le Crétacé à début Tertiaire. L'alimentation des réservoirs se fait par failles et par migration latérale le long des drains constitués par les niveaux gréseux et perméables.

#### ❖ Le piégeage

Se fait essentiellement dans des structures anticlinales de faible amplitude. Des pièges mixtes par variation de faciès sont aussi développés dans le Trias.

## Conclusion

Le prospect chebet El Nakhla-1 (CEN-1) est situé dans la partie centre du bloc 420a du périmètre de recherche Ghardaïa II. Ce dernier est situé sur le flanc nord-ouest du bassin Oued Mya.

Le bassin d'Oued Mya est limité au nord par le haut Djemââ-Touggourt, à l'est par le haut Agreb-Messaoud, à l'ouest par le haut Allal-Tilrhemt et s'ouvre vers le sud sur le bassin de Mouydir.

Dans ce périmètre, les dépôts paléozoïques, d'une épaisseur totale supérieure à 600m, sont représentés par les formations d'âge cambrien à dévonien inférieur et affectés par l'érosion hercynienne. Sur ces dépôts reposent en discordance angulaire les formations du Mésozoïque (Trias à Crétacé) d'une épaisseur totale de l'ordre de 2800m à 2950m. En surface affleurent les carbonates du Sénonien ou Turonien et dépôts du Mio-Pliocène.

Dans cette partie du bassin, les principaux éléments structuraux sont de direction NW-SE, N-S et NNE-SSW. La région est caractérisée par des failles normales et des anticlinaux asymétriques de faibles amplitudes.

Les principaux réservoirs et objectifs pétroliers dans la région sont constitués par les grés des niveaux triasiques T2A et T1B, déposés en milieu fluvial, La couverture de ces réservoirs assurée par les évaporites du salifère S4 et du Lias La roche mère principale est constituée par les argiles radioactives du Silurien Le piégeage se fait essentiellement dans des structures anticlinales.

---

## **CHAPITRE II**

# **Synthèse bibliographique sur les méthodes d'intelligence artificielle**

---

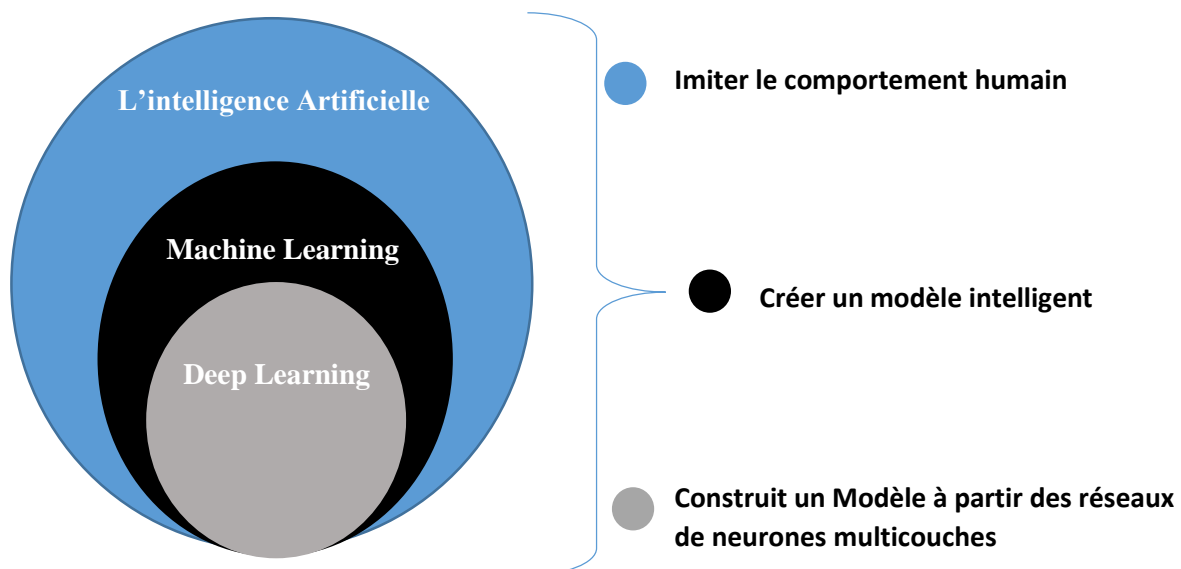
## Introduction

L'intelligence artificielle (IA) c'est l'étude des activités intellectuelles de l'homme pour lesquelles aucune méthode n'est a priori connue. L'IA s'intéresse à tous les cas où le traitement des informations ne peut être ramené à une méthode simple, précise, algorithmique, un algorithme est une suite d'opérations ordonnées, bien définies, exécutables sur un ordinateur, actuel, et qui permet d'activer à la solution en un temps raisonnable (minutes, heures, ou plus..., mais pas de siècle). L'IA est apparue en 1956, Il est pour but est de faire par une machine des tâches que l'homme accomplit en utilisant son intelligence.

Dans notre étude on a utilisé des méthodes d'Intelligence Artificiel, s'appelle les réseaux de neurones artificiels, support Vector machine, régression linéaire multiples combiné avec génétique algorithmes qui nous a permet d'estimer les paramètres pétrophysiques (porosité, perméabilité).

### 1. L'intelligence artificielle

Correspond à un ensemble de technologies « mises en œuvre en vue de réaliser des machines capables de simuler l'intelligence humaine », comme le raisonnement ou l'apprentissage. Le principal champ d'étude en Intelligence Artificielle s'appelle le Machine Learning. Il consiste à faire apprendre aux ordinateurs à exécuter trois types d'actions : prédire, classifier et regrouper.

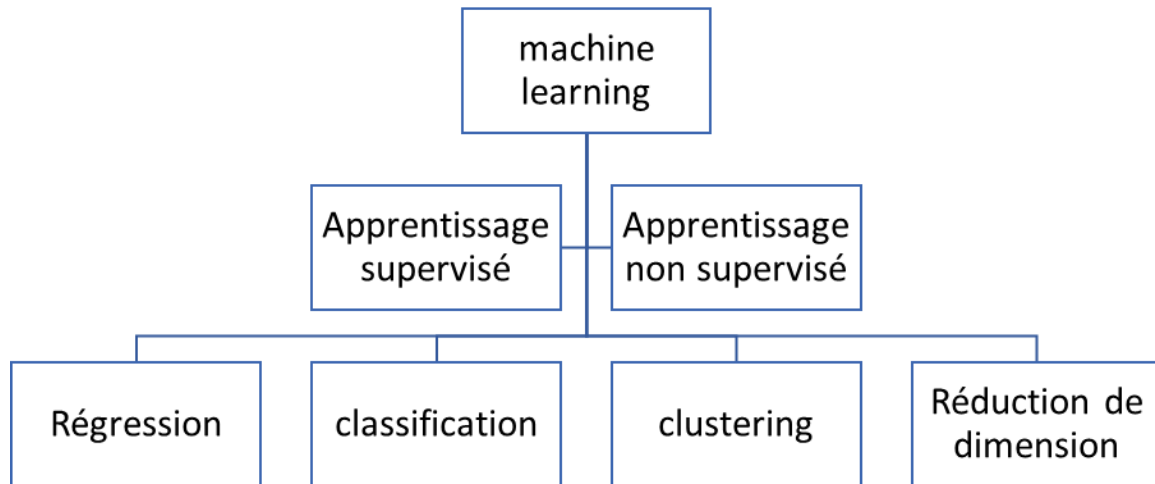


**Figure 6:** les types de L'intelligence Artificielle

## 2. Machine Learning

### 2.1. Apprentissage supervisé (régression et classificateur)

Cette branche du Machine Learning regroupe les tâches de régression et de



**Figure 7:** les types de machine Learning

classification et se base sur des données dites “labellisées” pour entraîner un modèle. Un label correspond à la variable souhaitée en sortie du modèle :

✚ Dans le cas d’une régression visant à prédire la quantité de stocks en inventaire, le label correspond à la quantité d’articles restants. Le label est une variable continue.

✚ Dans le cas d’un classificateur contrôlant la qualité de produits, il s’agit d’un label indiquant si l’article considéré est défectueux ou non, et précisant éventuellement la catégorie de défaut. Le label est une variable catégorielle.

Les méthodes d’apprentissage supervisé requièrent des exemples concrets dont les résultats (les valeurs du label) puissent être collectés.

#### 2.1.1. Les algorithmes d’apprentissage supervisé

Les modèles d’apprentissage supervisé demandent beaucoup de travail préparatoire aux data scientists. Les jeux de données en entrée doivent être étiquetés, tandis qu’il faut indiquer les paramètres de sortie, les résultats attendus. IL faut également ajuster la précision pendant le processus d’apprentissage.

**a. Régression linéaire**

Sans aucun doute possible, les algorithmes de régression linéaire sont les plus utilisés par les équipes de data science. Il s'agit d'effectuer des corrélations simples entre deux variables dans un jeu de données. Un ensemble d'entrées et les sorties correspondantes sont examinés et quantifiés pour montrer une relation, par exemple comment le changement d'une variable affecte une autre. Les régressions linéaires sont représentées sous forme de lignes sur un graphique.

**b. Machine à vector de support (SVM)**

Les machines à vecteurs de support ou SVM (Séparateurs à vastes marges) sont des algorithmes qui séparent les données en classes. Pendant l'entraînement, un SVM trouve une ligne qui sépare les données d'un jeu en classes spécifiques et maximise les marges (les distances entre les frontières de séparation et les échantillons les plus proches) de chaque classe. Après avoir appris les lignes de classification, le modèle peut ensuite les appliquer aux nouvelles données.

**c. Arbre de décision :**

Un algorithme d'arbre de décision représente graphiquement les données en branches pour montrer les résultats possibles de diverses actions. Il classifie et prédit les variables de réponse en fonction des décisions passées.

Cette méthode visuelle a fait ses preuves. Les résultats des arbres de décision sont faciles à expliquer. Les Citizen data scientists n'auront aucun mal à les interpréter. Les décisions et leurs impacts probables sur un résultat final sont aisément visibles, même lorsque les jeux de données en entrée s'avèrent incomplets.

**2.2. Apprentissage non supervisé (partitionnement de données)**

Il s'agit des problèmes de clustering. Contrairement à la classification, il n'y a pas de label pour ce type de problème : l'algorithme va diviser les données analysées en paquets, sans que ces paquets aient été préalablement définis. Cela permet de détecter des éléments rares ou de former des regroupements utiles. Un exemple de ce type d'application est celui du regroupement de documents par sujet, très utilisé pour l'extraction d'informations et pour les systèmes de recommandation.

### 2.2.1. Les algorithmes d'apprentissage non supervisé

#### Les algorithmes Apriori

Cet algorithme d'exploration de données cherche les affinités entre deux éléments d'un jeu de données afin d'identifier s'il y a une corrélation négative ou positive entre eux.

#### La répartition en K-moyennes (K-means)

L'algorithme K-means s'appuie sur une méthode itérative pour trier des points de données en groupes basés sur des caractéristiques similaires.

### 2.3. Définition de l'apprentissage profond (Deep Learning)

L'apprentissage profond (« Deep Learning») est un ensemble de techniques d'apprentissage automatique qui a permis des avancées importantes en intelligence artificielle dans les dernières années. Dans l'apprentissage automatique, un programme analyse un ensemble de données afin de tirer des règles qui permettront de tirer des conclusions sur de nouvelles données.

L'apprentissage profond est basé sur ce qui a été appelé, par analogie, des «réseaux de neurones artificiels», composés de milliers d'unités (les «neurones») qui effectuent chacune de petites opérations simples. Les résultats d'une première couche de «neurones» servent d'entrée aux calculs d'une deuxième couche et ainsi de suite. Par exemple, pour la reconnaissance visuelle, des premières couches d'unités identifient des lignes, des courbes, des angles... des couches supérieures identifient des formes, des combinaisons de formes, des objets, des contextes.

Les progrès de l'apprentissage profond ont été possibles notamment grâce à l'augmentation de la puissance des ordinateurs et au développement de grandes bases de données («big data»)

Avant de rentrer dans le détail de trois différents algorithmes utilisés en apprentissage profond pour différents cas d'usage on commence par définir simplement le modèle au cœur de l'apprentissage profond le «réseau de neurones».

On parle également d'architectures différentes de réseaux.



### 2.3.1. Les réseaux de neurones biologiques

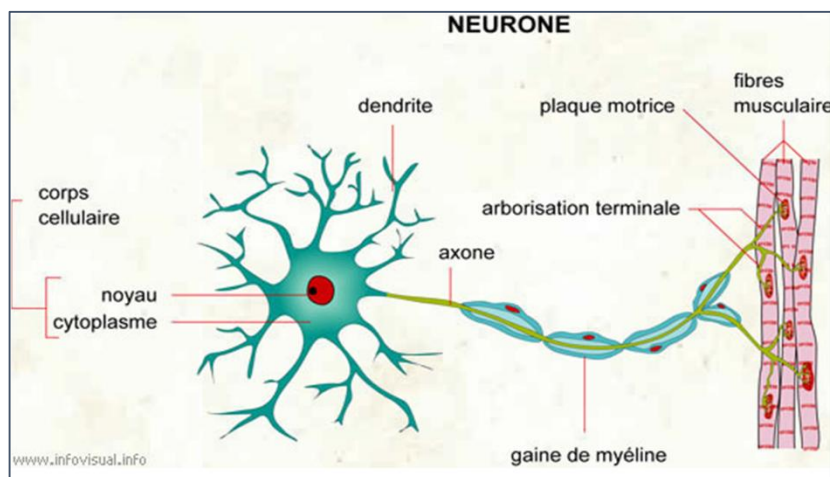
Le neurone biologique est une cellule vivante spécialisée dans le traitement des signaux électriques.

Les neurones sont reliés entre eux par des liaisons appelées axones. Ces axones vont eux-mêmes jouer un rôle important dans le comportement logique de l'ensemble. Ces axones conduisent les signaux électriques de la sortie d'un neurone vers l'entrée (synapse) d'un autre neurone. Les neurones font une sommation des signaux reçus en entrée et en fonction du résultat obtenu vont fournir un courant en sortie.

### 2.3.2. La structure d'un neurone

La structure d'un neurone se compose :

- ✚ **Neurone** : Cellule constituée d'un corps cellulaire, d'un axone et de dendrites composant l'unité fonctionnelle du système nerveux.
- ✚ **Le corps cellulaire ou soma** : Partie de la cellule nerveuse située entre l'axone et la dendrite.
- ✚ **Les dendrites** : Extension du cytoplasme de la cellule nerveuse.
- ✚ **L'axone** : Prolongement du neurone.
- ✚ **Noyau** : Partie centrale d'une cellule, contenant les chromosomes.



**Figure 8:** La structure d'un neurone biologique

(Schéma d'un neurone <https://perso.ensta-paris.fr>)

### 2.3.3. Les différents types de neurones

Basé sur des caractéristiques morphologiques, les neurones ont été classifiés dans les groupes suivants :

**a. Neurones Multipolaires**

Les neurones multipolaires sont les plus communs dans le cerveau et le cordon médullaire. Ils possèdent trois dendrites ou plus et un long axone partant du corps de cellules.

**b. Neurones Bipolaires**

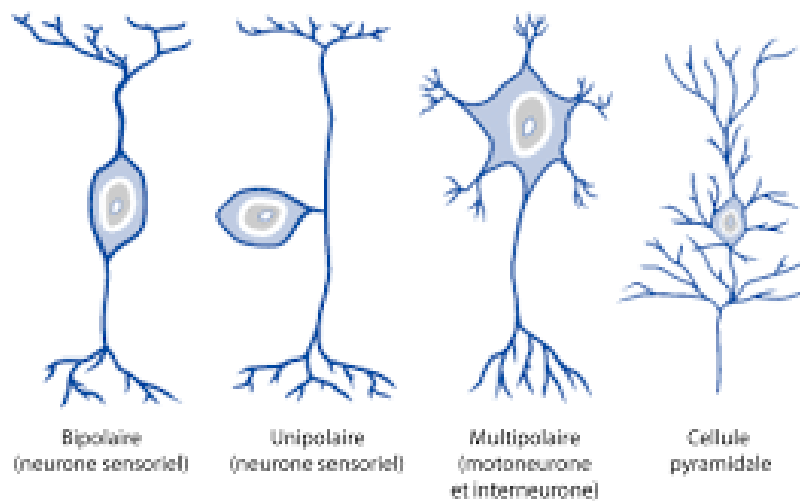
Dans des neurones bipolaires, deux processus, un sur chaque extrémité, résultent d'un corps ovale de cellules.

**c. Neurones Pseudo-Unipolaires**

Dans des neurones pseudo-unipolaires, un processus simple résulte du corps de cellules et se divise en deux branches.

**d. Neurones Unipolaires**

Les neurones unipolaires sont relativement rares dans les vertébrés. Dans des ces neurones, les dendrites résultent d'une extrémité du neurone, et un axone résulte de l'emplacement où les dendrites sont localisées.



**Figure 9 :** Les différentes géométries des neurones.

(<https://encrypted-tbn0.gstatic.com/images>)

**2.3.4. Réseaux de neurones artificiels**

Les réseaux de neurones, communément appelés des réseaux de neurones artificiels sont des imitations simples des fonctions d'un neurone dans le cerveau humain pour résoudre des problématiques d'apprentissage de la machine (Machine Learning).

Dans ce réseau, les neurones de la première couche reçoivent toutes les informations entrées, ceux de la deuxième reçoivent toutes les sorties des neurones de la première couche et ainsi de suite jusqu'au neurone de sortie qui reçoit celles de la dernière couche. Nous distinguons trois types de couches.

### 2.3.4.1. Principe du neurone artificiel

#### a) Architecture des réseaux de neurones

Ces derniers sont les plus utilisés dans le domaine de la modélisation et de la commande des procédés. Ils sont constitués d'un nombre fini de neurones qui sont arrangés sous forme de couches. Les neurones de deux couches adjacentes sont interconnectés par des poids.

L'information dans le réseau se propage d'une couche à l'autre, on dit qu'ils sont de type "feed-forward". Nous distinguons trois types de couches :

✚ **Couche d'entrée** : les neurones de cette couche reçoivent les valeurs d'entrée du réseau et les transmettent aux neurones cachés. Chaque neurone reçoit une valeur, il ne fait pas donc de sommation.

✚ **Couches cachées** : chaque neurone de cette couche reçoit l'information de plusieurs couches précédentes, effectue la sommation pondérée par les poids, puis la transforme selon sa fonction d'activation qui est en général une fonction sigmoïde. Par la suite, il envoie cette réponse aux neurones de la couche suivante.

✚ **Couche de sortie** : elle joue le même rôle que les couches cachées, la seule différence entre ces deux types de couches est que la sortie des neurones de la couche de sortie n'est liée à aucun autre neurone.

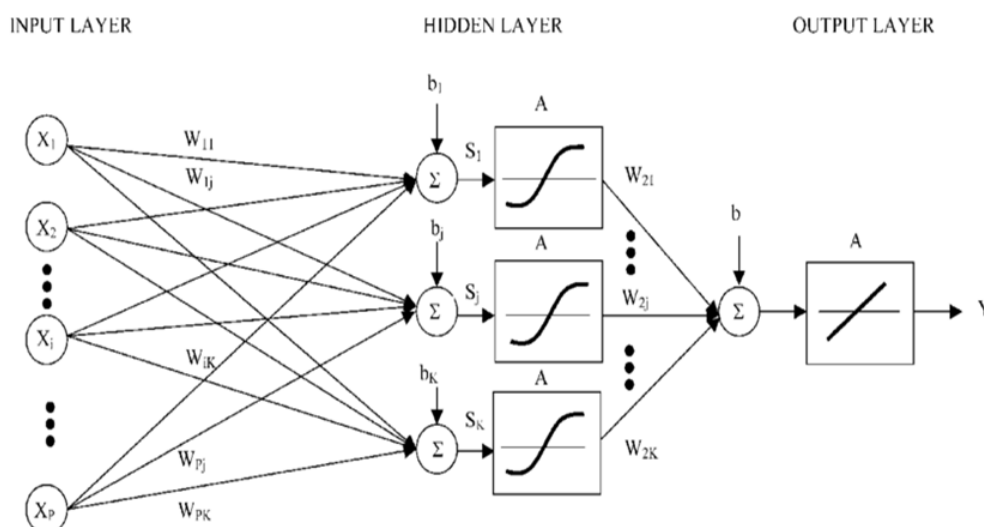
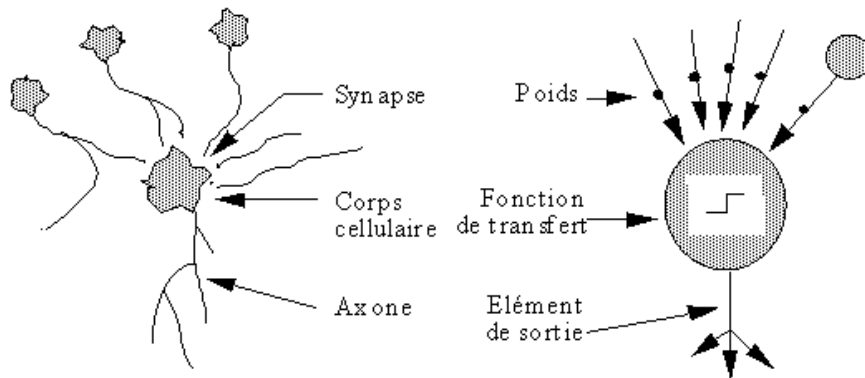


Figure 10 : Schéma représente l'architecture du modèle optimale MLP (Touzet, 1992)

La figure ci-dessous (Fig. 10) montre la structure d'un neurone artificiel. Chaque neurone artificiel est un processeur élémentaire. Il reçoit un nombre variable d'entrées en provenance des neurones amont. A chacune de ces entrées est associé un poids  $w$  (abréviation de Wight (poids en anglais) représentatif de la force de la connexion. Chaque processeur élémentaire est doté d'une sortie unique, qui se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones aval. A chaque connexion est associé un poids (Touzet, 1992).



**Figure 11:** Mise en correspondance neurone biologique / neurone artificiel.

(<https://smartstuartkim.wordpress.com/2019/01/27/history-of-neural-networks-1-perceptron/>)

## 2. L'application de l'intelligence artificielle dans le domaine pétrolier

Estimation du débit individuel des phases (eau, huile, gaz) en sortie des puits de pétrole de production polyphasique, et estimation de paramètres pétrophysiques comme :

### ❖ Porosité et Perméabilité

- ✚ Permeability prediction of porous media using a combination of computational fluid dynamics and hybrid machine learning methods."(Tian, Jianwei, et al, 2020) Dans cette étude, un procédé ML hybride a été proposé pour établir une relation non linéaire implicite entre les paramètres de la structure des pores et de la perméabilité. Pour la modélisation ML, une combinaison de réseau neuronal artificiel (RNA) et d'algorithme génétique (AG) a été proposée.
- ✚ Permeability prediction in argillaceous sandstone reservoir using fuzzy logic analysis a case study of Triassic sequences, Southern Hassi R'Mel Gas Field, Algeria (Baouche, Nabawy, 2021) Cette étude présente une méthode statistique pour analyser des ensembles des données pétrophysiques, y compris des données diagraphiques et des données des carottes, afin de discriminer les principaux réservoirs de grès argileux produisant du gaz triasique à Hassi R'Mel.

- ✚ "Permeability and porosity prediction using logging data in a heterogeneous dolomite reservoir : An integrated approach."(Zhang, Zhao, et al, 2021) Cette étude présente Cinq corrélations typiques de la perméabilité-porosité et six méthodes d'apprentissage automatique ont été appliquées sur la base des données (diagraphies et carottes) pour évaluer l'applicabilité et la performance de prédiction de différentes méthodes.
- ✚ "Multilayer perception neural network-based approach for permeability modelling in TAGI reservoir, case study from Sif Fatima oil field, Algeria." (Ameur Zaimeche, et al, 2019) L'estimation de la perméabilité est l'une des tâches les plus importantes dans la caractérisation des réservoirs pétroliers ; cependant la détermination traditionnelle de laboratoire de cette propriété est longue et très chère, Par conséquent, il est souhaitable de trouver une méthode de déterminer la perméabilité optimale. Beaucoup de recherche a été faite sur le problème d'estimation de la perméabilité par des moyens physiques qui est un processus assez complexe et cher ; Des formules empiriques nombreuses ont été découvertes par des scientifiques au cours des années (TimurTixier, Wyllie/Rose....) et des méthodes de régression ont été également employées.
- ✚ New insights into porosity determination using artificial intelligence techniques for carbonate reservoirs (Salaheldin, et al, 2018) La porosité des réservoirs de pétrole est considérée comme l'un des paramètres les plus importants de l'estimation des réserves car elle détermine le volume effectif de l'hydrocarbure stocké dans le réservoir. Sur la base de l'estimation de la réserve, le plan de développement peut être défini et géré.
- ✚ On the influence of porosity and pore size on AlSi17 alloy foam using artificial neural network (Dipen, et al, 2017) Dans la présente étude, la mousse à cellules fermées en alliage d'aluminium AlSi17 est fabriquée selon le procédé de fusion, en utilisant de la poudre de calcium comme agent épaississant et de l'hydrure de titane comme agent moussant, en ajoutant des particules de carbure de silicium à 10% en poids. L'effet de la taille et de la taille des pores sur le mécanisme de déformation dans des conditions de charge statique est étudié. En outre, les propriétés de la mousse fabriquée sont analysées à la fin du test.

**Conclusion**

Après cette recherche bibliographique, il apparaît clairement que les méthodes de l'intelligence artificielle ont une relation étroite avec la recherche et le développement dans le domaine pétrolier.

---

**CHAPTER III**  
**Matériel et Méthodes**

---

## Introduction

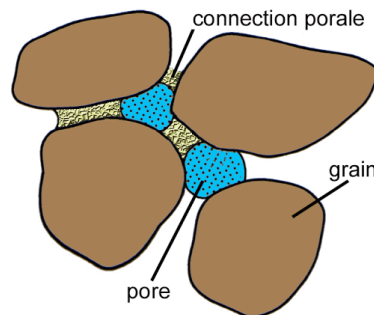
Dans ce chapitre, nous allons préparer la base de données que nous utiliserons pour estimer la porosité et la perméabilité à travers plusieurs méthodes d'estimation, méthode analytique, méthode empirique, (dites méthodes traditionnelles), ces dernières sont limitées par ce que ça coûte beaucoup de temps et provoque beaucoup d'erreurs. Il faut choisir une autre méthode plus efficace et plus fiable que les méthodes traditionnelles. Il s'agit d'une technologie d'intelligence artificielle (non conventionnelle), d'après la littérature cette méthode est économique et plus efficace. Ce chapitre se termine par une brève définition des logicielles que nous avons utilisés pour obtenir les résultats.

## 1. Préparation de la base de données

### 1.1. Notion général sur les paramètres pétrophysique ( $k$ , $\phi$ )

#### 1.1.1. La porosité ( $\phi$ )

La porosité est la propriété que possède une roche de présenter des vides, pores et fissures. Elle est définie comme étant le rapport du volume des vides sur le volume total de la roche. Elle est exprimée en pourcentage et désignée par la lettre  $\phi$ . Dans les formations peu consolidées, la porosité dépend de la distribution et de la taille des grains. Il existe plusieurs types de porosité. (K.Bendjerad, 2010)



**Figure 12:** Schéma représente la porosité  
([http://csenv.free.fr/expos%20s/hydrog%20ologie/chapitre\\_04.htm](http://csenv.free.fr/expos%20s/hydrog%20ologie/chapitre_04.htm))

#### a) La porosité totale ( $\phi_t$ )

C'est le rapport du volume total des espaces « vides » non occupés par des solides (Pores, fissures, cavités et fractures) existant parmi les éléments minéraux de la roche sur le volume total de celle-ci.



**b) La porosité totale incluse****✚ La Porosité primaire ( $\phi_1$ ) (inter- granulaire ou inter- cristalline)**

Elle correspond aux vides des grains (ou particules). Elle dépend largement de la forme et du classement des éléments solides. Cette porosité se rencontre surtout dans les roches clastiques. (K.Bendjerad, 2010)

**✚ La porosité secondaire ( $\phi_2$ )**

C'est une porosité de cavité produite par dissolutions, ou une porosité de fissure et de fracture que subit la roche sous l'action des contraintes provoquées par la tectonique. Cette porosité se rencontre le plus souvent dans les roches chimiques ou biochimiques. (K.Bendjerad, 2010)

**c) La porosité connectée :** Elle est égale au pourcentage du volume total des vides reliés entre eux dans la roche. Cette porosité peut être très inférieure à la porosité totale si les pores ne sont pas connectés, c'est à dire quand les fluides ne peuvent y circuler. (K.Bendjerad, 2010)

**d) La Porosité effective ou utile ( $\phi_u$ )**

La porosité effective représente la porosité accessible aux fluides libres à l'exception de la porosité non connectée et de l'espace occupé par l'eau absorbé et celle liée aux argiles.

C'est le rapport du volume des pores qui sont reliés entre eux au volume total de l'échantillon. En 1956, le VORSEN a classé la porosité comme suit :

- ✚ Faible si :  $\phi_u < 5\%$ .
- ✚ Médiocre si :  $5\% < \phi_u < 10\%$ .
- ✚ Moyenne si :  $10\% < \phi_u < 20\%$ .
- ✚ Bonne si :  $20\% < \phi_u < 30\%$ .
- ✚ Excellente si :  $\phi_u > 30\%$ . (K.Bendjerad, 2010)

**e) La porosité potentielle :**

Elle a exactement la même définition que la porosité connectée avec la condition que la Section des canalicules soit supérieure à une limite au-dessous de laquelle les fluides ne peuvent circuler. En effet, elle représente le pourcentage des espaces connectés par des passages suffisants pour que les fluides puissent circuler. (K.Bendjerad, 2010)

**f) La porosité résiduelle**

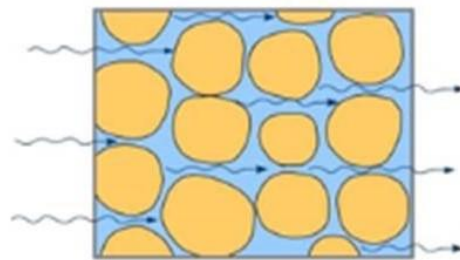
C'est le rapport du volume des pores qui ne communiquent pas entre eux au volume total de l'échantillon.

**g) La Porosité apparente**

On appelle porosité apparente la porosité que les diagraphies observent avant toute correction en particulier des effets des argiles qui ont comme on le sait une porosité importante mais non utile. (K.Bendjerad, 2010)

**1.1.2. La Perméabilité (k)**

La perméabilité (k) est la capacité de circulation d'un fluide (liquide ou gaz) dans la formation. C'est une mesure de la vitesse d'écoulement d'un fluide à travers une surface donnée de formation pour un gradient de pression donné à travers ses parois. Elle est exprimée en milli darcy (md). Contrairement à la porosité, la perméabilité dépend fortement de la taille des grains dans la roche. Les sédiments à gros grains ont une grande perméabilité, à grains fins, une basse perméabilité. (Schlumberger, 1993).



**Circulation de l'eau  
dans les interstices**

**Figure 13:** Schéma illustratif d'une perméabilité  
(<http://www2.ggl.ulaval.ca/personnel/bourque/s3/eau.ds.roches.html>)

**1.1.3. La résistivité (R)**

La résistivité d'une formation exprime son degré d'opposition au passage d'un courant électrique. Son unité est le « Ohm.m ». La résistivité d'une roche dépend de :

- ✚ La résistivité propre de l'eau de formation envahissant les pores et de la quantité de cette eau dans la roche.
- ✚ La texture de la roche (mode de répartition des pores, des argiles et des minéraux conducteurs). (k,djerafi 2012)

### 1.1.4. La saturation (S)

La saturation est l'aspect quantitatif du volume d'huile, gaz ou eau contenu dans une formation. C'est le rapport du volume occupé par l'un de ces fluides au volume total des pores de la roche. Elle est désignée par la lettre « S » et puisque c'est un rapport, elle est sans dimension, elle est cependant exprimée en %.

On a plusieurs types de saturation :

$s_w = V_w/V_p$  : Saturation en eau de la zone vierge.

$s_{hc} = V_{hc}/V_p$  : Saturation en huile.

$s_g = V_g/V_p$  : Saturation en gaz.

Avec :

$$S_w + S_{hc} + S_g = 100\% \quad \text{et} \quad V_w + V_{hc} + V_g = V_p$$

Tel que :

$V_w$  : Volume de l'eau.

$V_{hc}$  : Volume d'Huile.

$V_g$  : Volume de gaz.





$V_p$  : Volume des pores. (Y.assami. 2012).

## 2. Méthode Analytique

### 2.1. Mesure direct (au laboratoire) (k, $\phi$ )

#### 2.1.1. La Porosité ( $\phi$ )

##### a) Mesure du volume total :

-  Le volume total ( $V_t$ ) est déterminé grâce à une pompe volumétrique à mercure par le principe d'Archimède.
-  L'équipement est placé sous une hotte fermée, l'extraction doit être mise en marche avant, pendant et après chaque manipulation.
-  L'appareil doit être calibré avant chaque série de mesure.
-  Il consiste en la calibration du zéro, ensuite mesurer chaque fois un plug de volume total connu.

- ✚ Après une série de huit mesures, il faut vérifier l'appareil avec un des check plug ou le zéro.
- ✚ La valeur du volume total est reportée sur le logiciel Winpore qui permet le calcul de La Porosité.
- ✚ L'appareil est disposé dans un bac contenant de l'eau pour piéger le mercure qui tombe.
- ✚ de l'équipement ce mercure doit être récupéré, nettoyé puis réutilisé.

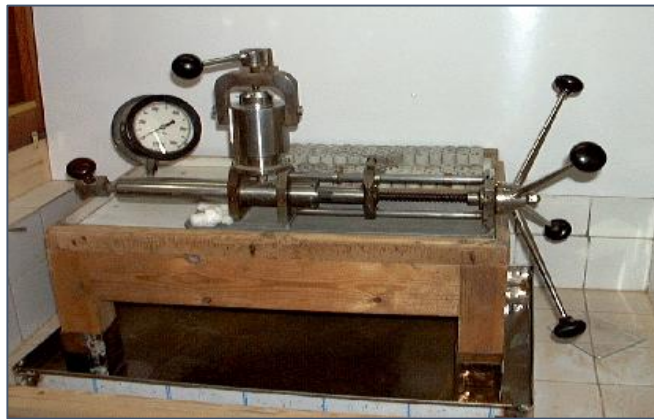


Figure 14 : Pompe Volumétrique Au Mercure

#### b) Mesure du volume solide :

$$V_p = V_t - V_s \quad (V_s : \text{volume solide})$$

Le volume solide est mesuré à l'aide d'un Ultra proximètre qui est basé sur la loi de BOYLE MARIOTTE ( $P_1.V_1 = P_2.V_2$ ), Le gaz utilisé est le hélium (He) (gaz inerte pas d'interaction avec les pores) à une pression de 200 psi (13,7 bar), une fois ces deux volumes déterminés, la porosité est calculer par un logiciel appelé WIN PORE.

D'après R.Coussé on dit souvent que la porosité est :

- ✚ Faible si  $\phi < 5\%$
- ✚ Médiocre si  $5\% < \phi < 10\%$
- ✚ Moyenne si  $10\% < \phi < 20\%$
- ✚ Bonne si  $20\% < \phi < 30\%$
- ✚ Excellent si  $\phi > 30\%$

### c) Mesure du grain densité :

Une balance électronique permet de peser le poids de l'échantillon, celui-ci est répertorié dans le programme de Winpore où le grain densité est calculé automatiquement sous la formule

- + La densité des grains = Poids / volume solide.
- + L'unité de mesure est le gramme / centimètre carré (Gr/cm<sup>3</sup>)



**Figure 15 : ULTRAPOROSIMÈTRE**

([https://img.directindustry.fr/images\\_di/photo-g/7217-3508963.webp](https://img.directindustry.fr/images_di/photo-g/7217-3508963.webp))

### 2.1.2. La perméabilité (k)

La procédure de mesure de cette propriété sur les plugs se fait selon la demande du client L'analyse s'effectue sur des échantillons de 1'' ou 1,5'' de diamètre sur 1,5'' de longueur. La mesure de perméabilité sous condition du laboratoire est réalisée sous une pression de confinement de 200 PSI ou 400 PSI. Il existe trois types de perméabilité :

**a) La perméabilité absolue (K)** : est celle qui s'applique à une formation donnée et au mouvement d'un fluide unique et homogène.

**b) La perméabilité efficace (Ke)** : décrit le mouvement d'une phase de fluide dans un environnement à plusieurs fluides. Par exemple, en présence d'un mélange huile-eau, il existe une perméabilité (efficace) à l'huile (Ko) et une autre à L'eau (Kw). La somme de deux perméabilités relatives est toujours inférieure ou égale à la somme des deux valeurs indépendantes.

**c) La perméabilité relative (Kr)** : est le rapport de la valeur efficace à la valeur absolue du paramètre. (Schlumberger, 1993).



**Figure 16 :** Perméamètre

( <https://www.testmak.com/uploads/Constant-Head-Permeability-Set.jpg> )

**a) Mode opératoire**

Sur le Perméamètre conventionnel, il consiste en :

- ✚ Sertissage de l'échantillon sous la pression voulue (200PSI).
- ✚ Application de la pression de gaz qui va traverser le plug (80PSI).
- ✚ Choix de l'orifice pour réguler l'écoulement laminaire à travers l'échantillon.
- ✚ Observation de la stabilisation de la hauteur d'eau sur le manomètre.
- ✚ Sur l'Ultraperméamètre, le logiciel Winperm donne la possibilité d'analyser l'effet

**Klinkenberg** à travers l'échantillon.

**b) Détermination de la Perméabilité :**

Il existe trois méthodes pour déterminer la perméabilité :

- ✓ dans les laboratoires à partir des carottes.
- ✓ d'après les Essais de Puits en cours de forage.
- ✓ en utilisant les données des diagraphies. (Schlumberger, 1993).

Compagnie : SH/ EXPLORATION					
Puits : CEN-2					
Carotte 4 : Echantillons à l'horizontale					
Intervalle : 2461,00 m à 2486,00 m					
Réservoir : SI & Grés d'Elatchane					
Echantillon N°	Profondeur (m)	Perméabilité (md)	Etat	Porosité (%)	G/Densité (g/cc)
1	2462.05	1154.159		16.18	2.68
2	2462.27	121.433		7.56	2.72
3	2462.66	104.491		9.26	2.66
4	2472.11	26.254		12.89	2.65
5	2472.80	70.885	Fissuré	4.82	2.65
6	2474.96	-	Cassé	4.27	2.58
7	2475.08	0.005		3.01	2.60
8	2475.41	-	Annulé	-	-
9	2475.76	0.007		6.61	2.64
10	2476.09	0.003		2.33	2.61
11	2476.59	120.148		6.33	2.68
12	2476.85	-	Cassé	6.68	2.66
13	2477.03	-	Annulé	-	-
14	2477.29	36.135		6.98	2.68

Figure 17: tableau illustrative de quelques mesures réelles de porosité et de perméabilité (P\_CEN-2)

### 3. Méthode Empiriques (Indirectes)

#### Généralités sur les diagraphies

La géophysique est la science qui étudie les caractéristiques des couches terrestres en fonction de la profondeur. Elle utilise toutes les méthodes quantitatives de la physique pour obtenir des informations sur les zones cachées du globe. La présence des hydrocarbures dans des formations profondes ne peut être vérifiée qu'après réalisation d'un puits pétrolier et la connaissance plus ou moins de certaines caractéristiques du réservoir. Le but de l'introduction des diagraphies est d'apporter une évaluation de ces caractéristiques Petrophysique.

Les diagraphies sont des techniques qui apportent immédiatement des informations inédites, en permettant notamment une différenciation qualitative des différentes unités lithologiques, la connaissance des fluides présents dans la formation et donc une évaluation de sa porosité. Aussi, elles rendent possible les corrélations puits à puits, donc le suivi d'un horizon lithologique entre les sondages, et donne une image en trois dimensions de la géologie du sous-sol. C'est pourquoi elles revêtent une telle importance qu'on ne peut plus concevoir de nos jours de synthèses géologiques sans exploitation des données diagraphiques.

On distingue deux catégories de diagraphies : les diagraphies instantanées et les diagraphies Différées. (O. Serra, 1997). Dans ce travail on s'intéresse aux diagraphies différées.

### 3.1. Les diagraphies différées

Sont des techniques géophysiques mises en œuvre à l'intérieur d'un forage. Elles consistent à l'enregistrement des paramètres physiques des roches en fonction de la profondeur. Le rayon d'investigation n'est pas beaucoup plus grand que celui du forage. Le résultat d'une diagraphie se présente sous la forme d'une courbe dans un système de coordonnées où la profondeur est indiquée sur un axe vertical orienté vers le bas et le résultat de la mesure (résistivité, densité, vitesse d'avancement...) est indiqué sur un axe horizontal. (O. Serra, 1997)

Il existe des relations étroites entre les paramètres physiques enregistrés et les paramètres géologiques. On peut définir un "faciès géophysique" qui est pour un niveau donné, la somme des caractéristiques vues par les diagraphies. Il en résulte que la modification d'un paramètre géologique doit se répercuter sur un ou plusieurs paramètres physiques. De même, une variation de paramètre physique aura une signification géologique. (O. Serra, 1997).

- ✓ Les outils de la diagraphie différée sont subdivisés selon le principe physique de base en :

- ✚ Diagraphie nucléaire
- ✚ Diagraphie sonique
- ✚ Diagraphie électrique.

#### 3.1.1. Diagraphie nucléaire

##### a) Diagraphie de radioactivité naturelle

Ces diagraphies mesurent la radioactivité naturelle des formations traversées par le forage. A cet effet, le capteur d'une sonde aux rayons Gamma est un détecteur à scintillation à l'iodure de sodium ou à l'iodure de césium. Cette radioactivité naturelle est liée aux trois Familles des isotopes des éléments radioactifs U238, Th232, K40. (F. Berkane, 2007)

#### Diagraphie de rayonnement gamma "GR"

Cette diagraphie permet de mesurer le comptage total des rayons gamma naturels émis par les Formations traversées par le forage, son unité de mesures est l'API. La mesure de la radioactivité naturelle sert à :

- ✚ La détermination des formations poreuses et perméables
- ✚ L'estimation du pourcentage d'argile des réservoirs



- ✚ Les corrélations entre sondages
- ✚ La détermination de la lithologie
- ✚ Les applications sédimentologies (analyses faciologique et séquentielles).

### Spectrométrie des rayons gamma

Elle permet l'enregistrement des concentrations spécifiques des pics des éléments radioactifs  $^{40}\text{K}$ ,  $^{232}\text{Th}$ ,  $^{238}\text{U}$ , ainsi que l'énergie de radiation du Th+K. c'est ainsi que cinq courbes sont mesurées. Il s'agit du SGR (énergie total en API), GCR (énergie de Th+K en API), U (concentration de l'uranium en PPM), Th (concentration de Thorium en PPM) et K (Concentration de Potassium en PPM). (F. Berkane, 2007) Son application permet :

- ✚ La détermination des formations poreuses et perméables
- ✚ L'estimation du pourcentage d'argile des réservoirs
- ✚ Détermination de la nature des argiles
- ✚ Définition des milieux de dépôt
- ✚ Détermination de la lithologie
- ✚ Etude de la diagenèse
- ✚ Corrélation

#### b) Diagraphie de Porosité

Pour l'estimation de la porosité utile des réservoirs ( $\emptyset_u$ ), on distingue trois outils à principe de fonctionnement distincts :

- ✚ Le Sonique.
- ✚ Le Densité.
- ✚ Le Neutron.

#### Diagraphie de densité

On soumet la formation à un rayonnement Gamma émis par une source spéciale  $^{60}\text{Co}$  Ou  $^{137}\text{Cs}$ . Les rayons Gamma sont des particules sans masse, se propageant à la vitesse de la lumière. Ces photons Gamma incidents entrent en collision avec la matière. Trois types d'interaction peuvent se produire, suivant l'énergie du photon incident : (F. Berkane, 2007)

- ✚ L'effet photoélectrique.
- ✚ L'effet Compton.
- ✚ L'effet de production de pair.

La mesure de densité est intéressante pour les géophysiciens. Elle aide à l'interprétation des mesures de gravité et associée à la mesure de la vitesse du son. Elle va permettre une Interprétation des profils sismiques à l'aplomb des sondages.

Elle permet également de détecter les zones à gaz et à calculer la porosité dans les formations argileuses et les formations à gaz.

**Tableau 4:** Les types d'interactions selon l'énergie des protons.

Types d'interactions	Valeurs d'énergie des protons
L'effet Compton	Energie entre 0.1 et 1 MeV
L'effet photoélectrique	Energie inférieur à 0.1 MeV
L'effet de production de pair	Energie supérieur au 1.01 MeV

### La Diagraphie de neutron (indice d'hydrogène)

Mesure de (ou) dépend surtout du nombre d'atomes d'hydrogène par l'unité de volume dans la formation.

Les courbes neutrons enregistrés sont en échelle qui varie entre 0,45 et 0,15%/m<sup>3</sup>. Les sondes utilisées généralement sont :

➤ DSN II (dual-spaced neutron II tool) :

Le DSN II est un outil neutron thermique conçu par Haliburton pour mesurer la porosité de la formation, il est combinable avec les sondes de densité pour fournir une indication sur la saturation en gaz et également avec les sondes soniques afin de fournir des indications sur la lithologie de la formation.

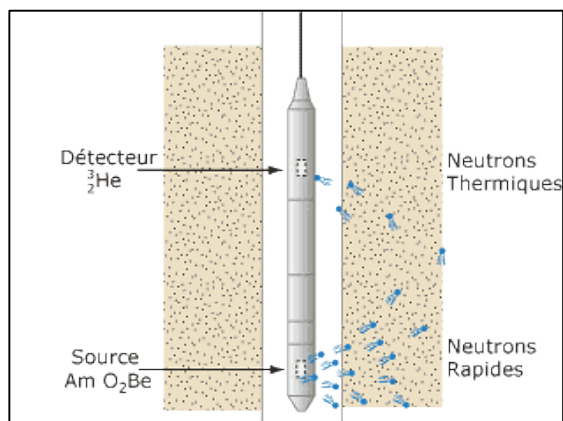
➤ CNL (compensated neutron log) :

A l'aide d'une source radioactive à base de Béryllium, la formation est soumise à un bombardement intense de neutron à grande énergie, le nombre de neutron thermique augmente avec la quantité d'hydrogène présente dans les fluides, d'où la notion d'indice hydrogène neutron (figure.18) donc sa mesure sera liée à celle de la porosité.

La mesure de l'indice d'hydrogène-neutron est utilisée pour :

- ✚ La mesure de la porosité neutron  $\phi_N$
- ✚ La différenciation des zones à gaz, zones à huile ou à eau
- ✚ La définition de la lithologie en combinaison avec d'autres diagraphies
- ✚ Les analyses sédimentologiques

 Corrélations

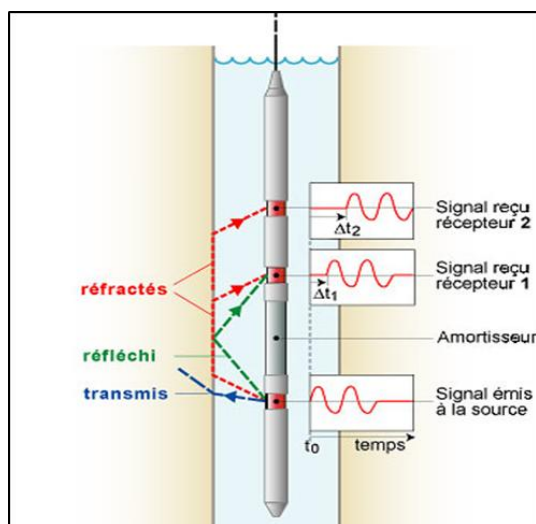


**Figure 18 :** Schéma du principe de la sonde neutron

(M. Hamadas et M.Chekkai, 2013)

### 3.1.2. Diagraphie sonique

Le sonique est un enregistrement en fonction de la profondeur du temps  $\Delta t$  mis par une Sonde compressionnelle sonique pour traverser un pied de formation. Connu comme l'intervalle du temps de transit, le  $\Delta t$  est l'inverse de la vitesse de l'onde compressionnelle. Cet intervalle de temps de transit pour une formation donnée dépend de sa lithologie et sa porosité. (M. Hamadas et M.Chekkai, 2013)



**Figure 19:** diagraphie (log sonique) (<https://www-ig.unil.ch/dia69f.htm>)

### 3.1.3. Diagraphie électrique :

#### a) Diagraphie de résistivité :

Selon leur principe de fonctionnement, les outils de résistivité sont classés en deux

Grandes catégories :

- ✚ Les outils à induction (courant induit).
- ✚ Les outils à latérolog (courant conduit).

L'utilisation de l'induction ou de latérolog dépend des particularités des sondages (la nature de la boue et sa salinité ainsi que la salinité de l'eau de formation). (S.Belarbi et N.Nehar, 2017)

### b) Diagraphie à induction

Un courant alternatif de haute fréquence et d'amplitude constante est envoyé à travers une bobine émettrice, celle-ci donne naissance à un champ magnétique, induisant ainsi un courant secondaire (courant de Foucault) dans les formations traversées. Ce dernier circule dans les formations suivant des boucles circulaires coaxiales à la bobine d'émission.

A ce courant de Foucault est associé un champ magnétique secondaire qui induit à son tour des signaux électriques dans les bobines réceptrices. L'intensité à la réception est essentiellement proportionnelle à la conductivité des formations traversées. (Belarbi & Nehar, 2017)

Les principales applications de la mesure de résistivité sont les suivantes :

- ✚ Mesure de la saturation en eau en hydrocarbures dans la zone vierge et la zone Lavée des formations réservoirs.
- ✚ On détermine à l'aide des microdispositifs et à l'aide des macrodispositifs et en introduit éventuellement quelques corrections à l'aide d'abaques.
- ✚ Calcul de la porosité en passant par le calcul du facteur de formation tel que :  $F = R_{xo}/R_w$  et par ailleurs :  $F = a / \phi_m$
- ✚ Calcul de la résistivité de l'eau interstitielle : connaissant la porosité, on détermine  $R_{md}$  à l'aide d'un microdispositifs et  $R_w$  à l'aide d'une macro dispositif donnant  $R_t$
- ✚  $F$  peut être déterminé à partir d'un sonique, d'une densité ou d'une combinaison neutron-densité
- ✚ Corrélation ; basé sur le principe de similitude, certains intervalles présentent la même figure diagraphique sur une épaisseur plus au moins grande
- ✚ Etude de la compaction des formations argilo-sableuses essentiellement l'évolution de la résistivité avec la profondeur
- ✚ Applications lithologique et sédimentaire : une étude approfondie de la résistivité peut apporter des informations lithologiques d'une part (argilosité par exemple) et sédimentologiques d'autre part (texture de la roche, évolution séquentielle)

- ✚ Détermination de l'épaisseur des bancs : le latérolog et surtout le microlatérolog et le microlog sont les meilleurs outils de détermination des limites de bancs et leur épaisseur (ech.1/200 et 1/500)

#### 4. Les équations empiriques

##### a) Porosité de densité(LDT) :

La densité globale de la formation est donnée par :

$$\rho_b = \rho_f \theta_d + \rho_{sh} V_{sh} + \rho_{ma} (1 - \theta_d - V_{sh})$$

$$\theta_d = (\rho_b - \rho_{ma}) / (\rho_f - \rho_{ma})$$

Avec :

$\rho_b$  : Densité globale lue en face du niveau étudié donnée en (g/cm<sup>3</sup>).

$\rho_{ma}$  : Densité de la matrice.

$\rho_f$  : Densité des argiles.

$V_{sh}$  : Volume d'argile.

$\Phi_d$ : Porosité donnée par les outils de densité.

On admet comme densité de matrice  $\rho_{ma}$  :

- Grés=2.65 g/cm<sup>3</sup>.
- Calcaire=2.71 g/cm<sup>3</sup>.
- Dolomie=2.87 g/cm<sup>3</sup>.
- Argile de 2.7 à 3 g/cm<sup>3</sup>. (K.Bendjerad, 2010)

La porosité de densité doit être corrigée de l'effet de l'argile par les formules suivantes :

$$\theta_{dc} = \theta_d - V_{sh} * \theta_{dsh}$$

Avec :

##### b) Porosité neutron(CNL) :

On bombarde la formation par des neutrons rapides. Elle est donnée par la formule

Suivante :

$$\log \phi_n = An + B$$

Elle doit être corrigée de l'effet d'argile par la relation suivante :

$$\begin{aligned}\phi_{nc} &= \phi_{ncal} - V_{sh} * \phi_{nsh} \\ \phi_{ncal} &= \phi_n + 0.04\end{aligned}$$

Tel que :

$\phi_{nsh}$ : Porosité Neutron lue en face des argiles.

$\phi_{dsh}$ : Porosité densité des argiles. (K.Bendjerad, 2010)

### c) Porosité sonique

Elle est calculée à partir de la relation de Wyllie, qui est donnée par :

$$\Delta t = \phi_f + \rho_{ma}(1 - \phi) + \Delta t_{ma}$$

$$\phi_s = \frac{\Delta t_{lu} - \Delta t_{ma}}{\Delta t_f - \Delta t_{ma}}$$

$\Delta t_{lu}$  : Temps de parcours de l'onde sonique en face des niveaux étudiés.

$\Delta t_{ma}$  : Temps de parcours de l'onde sonique dans la matrice.

$\Delta t_f$  : Temps de l'onde sonique dans le fluide.

Cette porosité doit être corrigée de l'effet d'argile par la formule suivante :

$$\phi_{sc} = \phi_s - V_{sh} * \phi_{ssh}$$

$\phi_{ssh}$ : Porosité sonique des argiles. (K.Bendjerad, 2010)

-CURVE INFORMATION												
#NMEM	.UNIT	API CODE		:DESCRIPTION								
#												
DEPT	.m											Depth Index
TENS	.lbf											Cable Tension
BS	.in											Bit Size
HDAR	.in											Hole Diameter from Area
GR_CAL	.gAPI											Calibrated Gamma Ray
AT10	.ohm.m											Array Induction Two Foot Resistivity A10
AT30	.ohm.m											Array Induction Two Foot Resistivity A30
AT20	.ohm.m											Array Induction Two Foot Resistivity A20
AT90	.ohm.m											Array Induction Two Foot Resistivity A90
SDEV	.deg											Sonde Deviation
DTSM	.us/ft											Delta-T Shear
DTCO	.us/ft											Delta-T Compressional
AT60	.ohm.m											Array Induction Two Foot Resistivity A60
#	DEPT	TENS	BS	HDAR	GR_CAL	AT10	AT30	AT20	AT90	SDEV	DTSM	DTCO
#	(6in)	(6in)	(6in)	(6in)	(SGT-N)	(AIT-M)	(AIT-M)	(AIT-M)	(AIT-M)	(GPIT-F)	(MAST-B)	(MAST-B)
#	(6in)	(6in)	(6in)	(6in)	(6in)	(3in)	(3in)	(3in)	(3in)	(6in)	(6in)	(6in)
~ASCII	2302.30680	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25
	2302.45920	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25
	2302.61160	-999.25	12.25000	12.25000	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25
	2302.76400	-999.25	12.25000	12.25000	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25
	2302.91640	-999.25	12.25000	12.25000	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25
	2303.06880	-999.25	12.25000	12.25000	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25
	2303.22120	-999.25	12.25000	12.25000	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25
	2303.37360	-999.25	12.25000	12.25000	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25
	2303.52600	-999.25	12.25000	12.25000	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25
	2303.67840	-999.25	12.25000	12.25000	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25
	2303.83080	-999.25	12.25000	12.25000	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25
	2303.98320	-999.25	12.25000	12.25000	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25
	2304.13560	-999.25	12.25000	12.25000	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25
	2304.28800	-999.25	12.25000	12.25000	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25
	2304.44040	-999.25	12.25000	12.25000	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25
	2304.59280	-999.25	12.25000	12.25000	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25
	2304.74520	-999.25	12.25000	12.25000	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25
	2304.89760	-999.25	12.25000	12.25000	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25
	2305.05000	-999.25	12.25000	12.25000	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25
	2305.20240	-999.25	12.25000	12.25000	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25
	2305.35480	-999.25	12.25000	12.25000	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25
	2305.50720	-999.25	12.25000	12.25000	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25
	2305.65960	-999.25	12.25000	12.25000	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25
	2305.81200	-999.25	12.25000	12.25000	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25
	2305.96440	-999.25	12.25000	12.25000	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25
	2306.11680	-999.25	12.25000	12.25000	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25	-999.25

Figure 20 : illustration montrant les enregistrements des diagraphies dans fichier extension .Las

Un total de 291 de mesures réels de porosité et de perméabilité (POR CORE, PERM CORE) qui ont été dérivées des trois puits carottés (CEN2 ,CEN3,CENS1) de réservoir de la zone de Chebet el Nakhla, avec leurs enregistrements diagraphiques : Profondeur (DEPTH), Neutron (TNPH), le Temps de Transit (DT), la Densité Apparente (RHOB)la Résistivité (RTO10, RTO90 ,RT60) le Gamma Ray classique (GR), Potassium (POTA), Thorium (THO), le Caliper (CALI) ; ainsi la porosité neutron (PHIE). Cette étape consiste à rassembler, combiner, structurer, organiser et voir homogénéité, la similarité des données afin de pouvoir les analyser dans le cadre de programmes d'informatique. Le (tableau.4) présente la problématique de notre mémoire qui ‘est (les valeurs manquantes)

Tableau 5: illustratif présente les valeurs manquantes de porosité de perméabilité colorée en jaune avec les enregistrements de diagraphies (même pas d'échantillonnage)

DEPT	GR	CALI	RT10	RT90	RT60	RT30	RT20	DT	RHOB	NPHI	PE	PERM	POR
2426,3604	48,5642	8,6013	180,4655	417,541	245,3363	183,57	219,9205	61,5274	2,4694	1,0348	3,339	25,690	5,14
2427,732	50,7848	8,6039	225,7399	371,8521	343,7584	212,596	216,3608	63,5251	2,4504	2,1719	3,2608		
2428,494	48,9524	8,6056	112,3041	149,6622	181,8216	132,8572	122,2427	63,2113	2,4565	2,2071	3,1285		
2429,7132	49,0779	8,5945	59,1712	64,5281	77,9898	71,5369	67,8289	64,0224	2,5076	3,0157	3,6507	40,865	4,32
2430,4752	44,0895	8,5852	47,3429	51,3548	57,4199	54,6315	52,673	65,2751	2,4584	3,1819	3,0799	397,821	18,78
2431,542	45,3479	8,5868	55,495	57,7969	61,938	60,252	59,0059	65,7654	2,4494	3,8397	3,102	885,211	21,21
2432,6088	43,2059	8,5888	90,1909	83,8799	89,7608	89,4323	89,8619	64,4744	2,4807	2,8497	3,3637		
2433,5232	42,8126	8,5923	62,9833	61,973	66,051	65,6403	67,0374	70,9769	2,3938	7,5335	5,2992		
2434,59	46,2381	8,5839	97,7227	104,386	105,3323	102,8423	100,1766	73,9665	2,3288	7,6167	4,5504	1247,402	21,15
2436,7236	76,8783	8,577	24,3527	30,8985	31,4576	29,2921	27,7274	82,2753	2,3835	17,8662	5,3552	16,841	18,21
2437,3332	38,2911	8,5689	103,0953	165,59	156,4165	144,1477	129,4113	78,7585	2,2219	11,5116	5,2606	11,361	15,40
2438,4	40,8999	8,5685	56,0471	120,6604	105,2724	89,4058	75,5308	80,4632	2,2508	16,9568	5,7881		
2439,4668	80,9883	8,6738	4,8529	7,5151	7,0173	6,0293	5,3804	82,9701	2,4419	16,549	7,2712		
2441,448	51,3404	8,5737	34,8418	67,666	60,1307	51,6833	44,9148	76,159	2,389	15,5495	7,7129	806,935	20,06
2442,5148	52,9251	8,5759	7,0046	9,1904	8,7013	8,1018	7,592	72,9632	2,4638	12,409	4,9512	515,218	20,69
2443,5816	63,4241	8,5752	8,1694	10,0433	9,696	9,2294	8,7843	66,166	2,6085	12,2026	5,4276	626,459	22,15
2444,496	54,4345	8,5636	14,7948	19,19	18,3313	17,4546	16,4052	80,8852	2,3235	15,7856	4,4954		
2445,5628	46,8857	8,5607	36,2277	41,6642	40,9318	39,0683	38,2291	74,1565	2,3889	13,1718	4,687	443,469	19,76
2446,6296	46,444	8,5545	64,7704	51,5031	52,5847	64,2495	71,7	80,0355	2,2396	15,1175	4,7118	357,431	20,45
2447,3916	45,9854	8,5547	79,0275	47,0359	46,9724	65,0094	80,0156	79,2778	2,2824	15,214	5,728	1962,494	21,83

## 5. Elaboration des modèles par les réseaux de neurones

### 5.1. Les Phases

Elles se subdivisent en sept étapes :

1. La collecte des données.
2. L'analyse des données.
3. La séparation des bases de données (apprentissage, validation, test).
4. Le choix de l'architecture du réseau de neurones.
5. L'apprentissage.
6. La validation.
7. Le test.

#### a) Collecte des données

L'objectif de cette étape est de recueillir des données, à la fois pour développer et valider le modèle. Le but est de rassembler un nombre de données suffisant pour constituer une base représentative nécessaire à la modélisation.

#### b) Analyse des données

Celle-ci consiste à détecter d'éventuelles valeurs douteuses de la base de données recueillies qui peuvent avoir une répercussion sur les résultats de la modélisation.

#### c) Séparation de la base de données

La base de données est scindée en trois parties, la première servant comme base d'apprentissage), et la seconde utilisée comme base de validation (performances du modèle) et la troisième pour (test). Il n'y a pas de règle pour déterminer ce partage de manière quantitative. Il résulte souvent d'un compromis tenant compte du nombre de données dont on dispose et du temps imparti pour effectuer l'apprentissage. Chaque base doit cependant satisfaire aux contraintes de représentativité de chaque classe de données, et doit généralement refléter la distribution réelle, c'est à dire la probabilité d'occurrence des diverses classes. (Ameur-Zaimeche. O, 2020 ; Ameur-Zaimeche, 2014)



#### d) Choix de l'architecture du réseau

Il existe un grand nombre de types de réseaux de neurones, avec pour chacun des avantages et des inconvénients. Le choix de architecture du réseaux peut dépendre:

- ❖ De la tâche à effectuer (classification, association, contrôle de processus, ...)
- ❖ De la nature des données (données présentant des variations au cours du temps).

Ce choix est aussi fonction de la maîtrise, ou de la connaissance que l'on a de certains Réseaux, ou encore du temps dont on dispose pour tester une architecture prétendue plus performante.

#### e) Apprentissage du réseau de neurones

La plupart des modèles de réseaux de neurones requièrent un apprentissage. Plusieurs types d'apprentissages peuvent être adaptés à un même type de réseau de neurones. Les critères de choix sont souvent la rapidité de convergence, ou les performances de généralisation.

#### f) Validation

Une fois le réseau de neurones entraîné, il est nécessaire de le tester sur une base de données différente de celle utilisée pour l'apprentissage. Ce test permet d'apprécier les performances du modèle élaboré. Si ces performances ne sont pas satisfaisantes, il faudra soit modifier l'architecture du réseau, soit modifier la base d'apprentissage. La démarche expérimentale exige cependant une étape de validation avant toute utilisation. Elle est en effet nécessaire, pour vérifier la fiabilité de la représentation interne du réseau. Elle consiste en fait à simuler l'utilisation du réseau. (Ameur-Zaimeche. O, 2020 ; Ameur-Zaimeche, 2014)

Cette validation est effectuée à l'aide de couples entrées-sorties, autres que ceux utilisés lors de l'apprentissage. Évidemment, le réseau étant par définition un outil d'interpolation, les valeurs des entrées et des sorties de ces couples, tout comme celles des entrées fournies lors de l'utilisation, appartiennent aux mêmes intervalles que celles des expériences qui ont servi à l'apprentissage.

La validation consiste alors à fournir au réseau de neurones les entrées de ces couples, à partir desquelles il calcule (grâce aux poids définis à l'apprentissage) les sorties correspondantes.

Ce qui permet de constater l'erreur commise par le réseau de neurones. Cette étape de validation est particulièrement utilisée lors de l'ajustement d'un réseau de neurones à la situation à modéliser, puisqu'il quantifie l'erreur commise.

Elle est donc systématiquement réalisée à chaque test effectué lors de la détermination de l'architecture optimale et des autres paramètres (fonction d'activation par exemple) ; Il s'agit d'une évaluation de l'erreur de généralisation. La différence entre l'erreur d'apprentissage et l'erreur de généralisation représente une mesure de la qualité de l'apprentissage effectué.

L'erreur de généralisation dépend avant tout de trois paramètres :

- ✚ Le nombre d'exemples utilisé pour l'apprentissage
- ✚ La complexité du problème sous-jacent
- ✚ L'architecture du réseau.

Les approches statistiques de la généralisation sont l'un des domaines d'investigation majeur pour optimiser les performances de l'apprentissage des réseaux de neurones.

### g) Test

En réalité il n'y a pas grande différence entre la validation et le test puisque il réalise la même opération, Seulement la phase de validation est utilisée aussi pour éviter le problème de sur apprentissage (Overfitting) et augmenter la capacité de généralisation du modèle. Pendant l'arrêt de l'apprentissage du modèle, on constate que l'erreur totale sur la partie validation cesse de se dégrader, donc à ce point-là l'apprentissage est stoppé ce qui s'appelle l'Early- Stopping en Anglais.

### 5.2.Critères de validation.

Une fois le modèle construit se pose alors la question s'il rend fidèlement compte de l'échantillon. Pour cela, la modélisation nécessite des critères de validation sur la base desquels, le concepteur juge les performances finales du modèle qui sera retenu. Certains sont numériques et d'autres graphiques. [Willmott CJ \(1981,1982\).in I. Ladlani et al. \(2012\).](#)

#### 5.2.1. Les critères numériques

##### a) Le coefficient de détermination ( $R^2$ )

Celui-ci évalue le degré d'association entre deux variables et juge de la qualité de l'ajustement des valeurs observées et calculées :

$$R^2 = \left[ \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_{iobs} - \bar{Y}_{obs})(Y_{ical} - \bar{Y}_{cal})}{\sigma_{obs} \cdot \sigma_{cal}} \right]^2$$

Avec :

$Y_{iobs}$  : Valeur observée.

$Y_{ical}$  : Valeur calculée par le modèle.

$\bar{Y}_{obs}$  : Moyenne de la variable observé.

$\bar{Y}_{cal}$  : Moyenne de la variable calculée.

$N$  : est le nombre de points.

Un coefficient de détermination proche de l'unité signifie que le modèle élaboré est très efficace.

#### b) Erreur Quadratique Moyenne, Root Mean Square Error (RMSE)

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (Y_{iobs} - Y_{isim})^2}$$

Quand le RMSE est proche de zéro signifie que le modèle est très bon.

#### c) Erreur Absolue Moyenne, Mean Absolute Error (MAE)

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |Y_{iobs} - Y_{isim}|$$

Lorsque le MAE est proche de zéro signifie que le modèle est très bon.

#### d) Coefficient de Corrélation (CC)

$$CC = \frac{\frac{1}{N} \sum (Y_{iobs} - Y_{isim})(Y_{iobs} - Y_{isim})}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum (Y_{iobs} - Y_{isim})^2} \sqrt{\frac{1}{N} \sum (Y_{iobs} - Y_{isim})^2}}$$

Un CC proche de 1 signifie que le modèle est très bon.

## 6. Logiciels utilisés

### a) Logiciel « EXCEL »

Ce logiciel qui est un tableur a été utilisé essentiellement pour la saisie et la gestion des fichiers des données. Les fichiers de données diagraphie de tout le réservoir ont été faits au préalable à l'aide de ce logiciel. En générale, il a été utilisé pour certains calculs et aussi pour qu'ils soient bien adapter à tout traitement statistique et se mettre en liaison avec Matlab.

### b) Logiciel "MATLAB"

MATLAB est un logiciel scientifique interactif orienté au calcul vectoriel et matriciel avec une puissante librairie de visualisation. On peut résoudre des problèmes de calcul très complexes d'une façon simple et rapide comparée aux langages de programmation traditionnels. Le nom MATLAB est dérivé de l'anglais MATrix LABoratory Ce logiciel comporte une Toolbox relatifs aux réseaux de neurones artificielles qui a été utilisée dans la programmation.

### c) Logiciel "STATISTICA"

STATISTICA propose une large gamme d'outils d'analyse statistique, de gestion et de représentation des données. À partir de l'importation de bases de données ou de tableaux issus d'enquêtes et sondages, vous pouvez établir des statistiques descriptives, calculer des probabilités, réaliser des typologies grâce aux outils d'exploration multivariée. Vous disposez également de nombreux outils de modélisation et d'une large palette d'outils de représentation graphique : histogrammes, graphiques en 2D ou séquentiels en 3D, tracés matriciels, etc. Plus de 14000 fonctions statistiques et graphiques accessibles en Visual Basic. Richesse fonctionnelle et convivialité sont les maîtres mots de ce logiciel professionnel mais accessible à tous.

### d) BuildQSAR

BuildQSAR a été conçu pour aider le praticien QSAR dans la tâche de construire et d'analyser des modèles quantitatifs par analyse de régression. La partie principale du programme est un tableur, dans lequel l'utilisateur peut saisir l'ensemble de données composé par la définition de la structure des composés, un ou plusieurs types de valeurs d'activité biologique et de nombreuses propriétés physico-chimiques. Le programme dispose d'une banque de données externe, qui comprend les valeurs de nombreux paramètres de

substituants connus. Les tâches courantes pouvant être exécutées par le programme sont les suivantes modèles linéaires, quadratiques et bilinéaires, (b) analyse graphique, (c) analyse de corrélation et, (d) test d'hypothèse. BuildQSAR peut également : (e) construire des sous-ensembles de l'ensemble de données qui incluent des groupes de composés choisis par l'utilisateur , (f) créer de nouvelles variables, dérivées de celles existantes, et créer de nombreux types de variables indicatrices ,(g) construire des ensembles de données directement à partir de la banque de données en sélectionnant les substituants et les variables qui s'y trouvent ,(h) effectuer une sélection de variables par recherche systématique et algorithme génétique ,(i) effectuer une validation croisée de modèles spécifiques ,(j) éliminer les valeurs aberrantes et analyser le modèle résultant et d'autres.

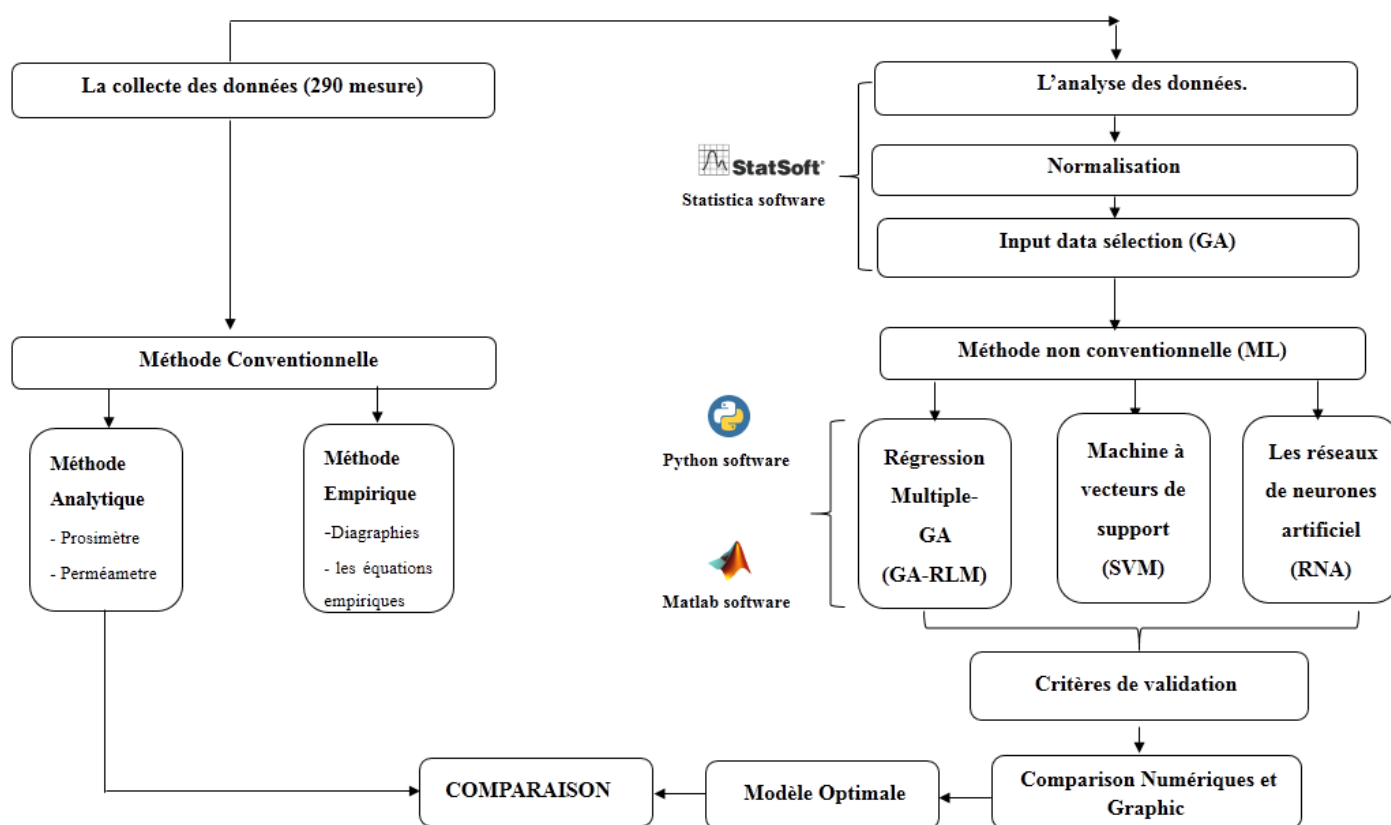


Figure 21: Organigramme explicatif des Méthodes pour la prédiction de porosité et perméabilité

## **Conclusion**

Dans ce présent chapitre nous avons présenté, le matériel et le méthodes utilisé pour estimer les paramètres pétrophysiques dans le champs de Chebet Nekhla, en utilisant les diagraphies classiques couplant avec les mesures réel au laboratoire, nous avons proposé quelques techniques de machine Learning en utilisant les softs (Excel, Statistica, Qsar), qui sont couramment utilisés), (**la figure.21**), résume l'ensemble des étapes effectués pour arriver à prédire les paramètres manquantes avec les meilleures indices de performances.

---

# **Chapitre IV**

## **Résultats et Discussion**

---

## Introduction

Dans le présent chapitre on va effectuer des traitements statistiques sur la base des données, Cette étape consiste à rassembler, combiner, structurer, organiser et voir homogénéité, la similarité des données afin de pouvoir les analyser dans le cadre de programmes d'informatique.

Dans la deuxième parties de cette chapitre on va appliquer et comparer les performances de trois algorithmes de l'intelligence artificielle qui sont (Support Vector machine, régression linéaire multiples combinée avec génétiques algorithmes, et les réseaux de neurones artificiels) sur les données de diagraphies pour prédire la porosité et la perméabilité dans le réservoir du Trias argileux Gréseux Inferieur du champ chebet nekhla de Bassin Oued Mya.

## 1. Méthodologie

### 1.1.Statistique mono-variée

Les analyses mono-variée, permettent de déterminer les paramètres statistiques de la distribution de chaque variable comme la moyenne ; le mode. L'homogénéité ou l'hétérogénéité des données peuvent être reconnues grâce à la courb ou l'histogramme.

Le traitement statistique a été effectué sur l'ensemble la porosité et la perméabilité mesurés au laboratoire et tous les enregistrements diagraphies des puits carottés, les résultats obtenus du traitement statistique sont présentés dans le tableau.5.

**Tableau 6** : Statistiques de porosité, perméabilité et des données de diagraphies

DESCRIPTIVE STATISTICS								
	Valid N	Mean	Median	Mode	Frequency	Minimum	Maximum	Std.Dev.
PERM	268	1030,83	540,72	1120,00	3	0,04	7187,82	1295,59
POR	290	16,11	19,09	Multiple	2	1,37	28,62	7,058
DEPT	290	2450,32	2445,56	Multiple	2	2372,10	2549,34	40,28
GR	290	47,42	40,09	33,11	2	17,18	146,03	24,77
CALI	290	8,52	8,55	Multiple	3	8,38	9,08	0,081
RT10	290	77,57	7,14	,7196000	2	0,48	1281,07	191,19
RT90	290	135,43	4,50	2000,00	4	0,23	2000,00	367,81
RT60	290	121,36	4,73	2000,00	2	0,23	2000,00	340,02
RT30	290	94,41	5,15	Multiple	1	0,27	1950,94	264,57
RT20	290	82,62	6,18	Multiple	1	0,33	1756,15	221,09
DT	290	75,92	77,95	Multiple	1	60,25	94,93	7,21
RHOB	290	2,36	2,33	Multiple	2	2,10	2,70	0,12



D’après les résultats mon-variés sur l’ensemble des data, la perméabilité avec un étendu varie de Min=0.003 mD, Max=7187.823 mD, avec une variance de 1295.592 (mD) <sup>2</sup>. Pour la porosité min=1.375 %, max= 28.624 %, avec une variance de 7.058 (%) <sup>2</sup>.

**1.2. Statistiques bi-variés (matrice de corrélation)**

Le calcul de la matrice de corrélation a été faite sur l’ensemble des données de diagraphies avec de porosité et de perméabilité des puits disponibles et La matrice de corrélation a montré que la porosité (POR CORE) est corrélée positivement avec NPHI(CC=0,4679), PE (CC=0,26) , DT (CC=0,546), et négativement avec GR (CC= - 0 ,02663), CALI (CC= -0,16) , ROHB (CC= -0,5765), et la perméabilité est corrélée positivement avec DEPT (CC=0,1601) ,DT (CC=0,3037) ,NPHI (CC=0,2483), et négativement avec CALI (CC= -0,2307), ROHB (CC= -0,4077), GR (CC= -0 ,3211).

**Tableau 7:** Matrice de corrélation (porosité et la perméabilité carotte) et l’enregistrement des diagraphiques.

Parameters	Means	Std.Dev.	DEPT	GR	CALI	RT10	RT90	RT60	RT30	RT20	DT	RHOB	NPHI	PE	PERM	POR
DEPT			1.00	0.07	-0.55	0.23	-0.39	-0.36	-0.33	-0.32	-0.14	0.11	0.06	0.15	0.16	-0.02
GR				1.00	0.23	-0.16	-0.16	-0.17	-0.16	-0.16	0.15	0.59	0.22	0.19	-0.32	-0.27
CALI					1.00	0.17	0.19	0.18	0.17	0.17	0.03	0.20	-0.13	0.25	-0.23	-0.16
RT10						1.00	0.90	0.91	0.95	0.98	0.17	-0.29	-0.03	0.05	0.07	0.160
RT90							1.00	0.98	0.93	0.91	0.19	-0.29	0.00	-0.06	0.11	0.15
RT60								1.00	0.96	0.93	0.18	-0.28	-0.01	-0.05	0.13	0.14
RT30									1.00	0.98	0.16	-0.27	0.00	-0.01	0.10	0.14
RT20										1.00	0.17	-0.28	-0.01	0.03	0.08	0.15
DT											1.00	-0.57	0.85	0.010	0.30	0.55
RHOB												1.00	-0.39	0.02	-0.41	-0.67
NPHI													1.00	-0.02	0.25	0.47
PE														1.00	-0.18	0.02
PERM															1.00	0.56
POR																1.00

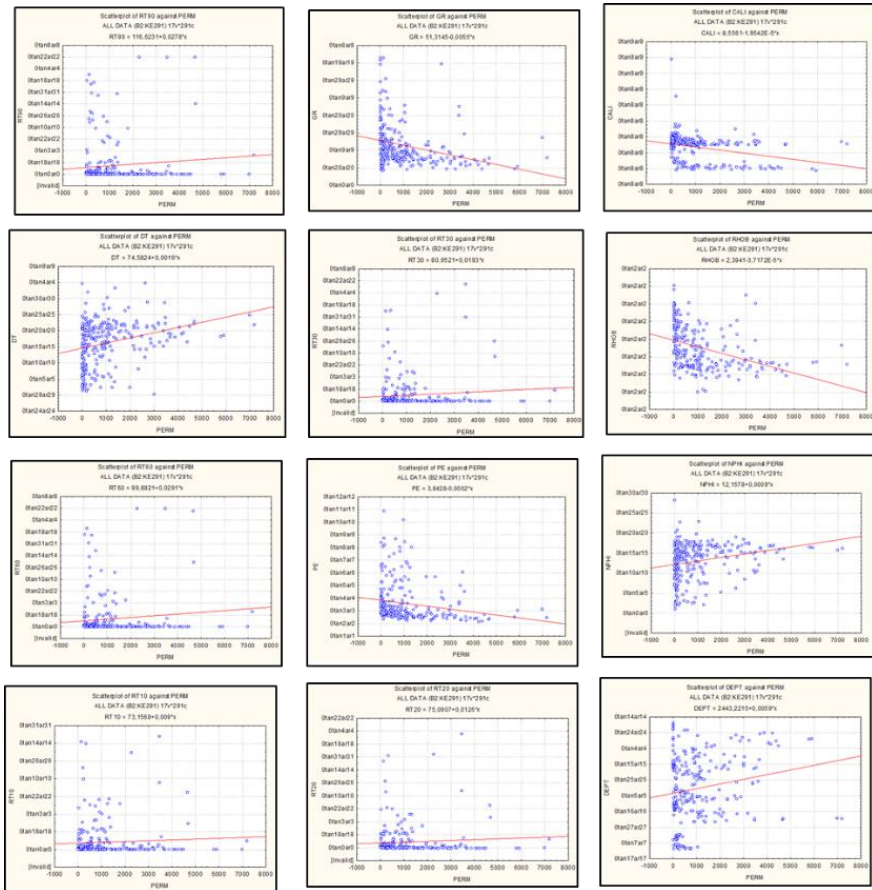


Figure 22: Cross-plots de la porosité avec les différents paramètres

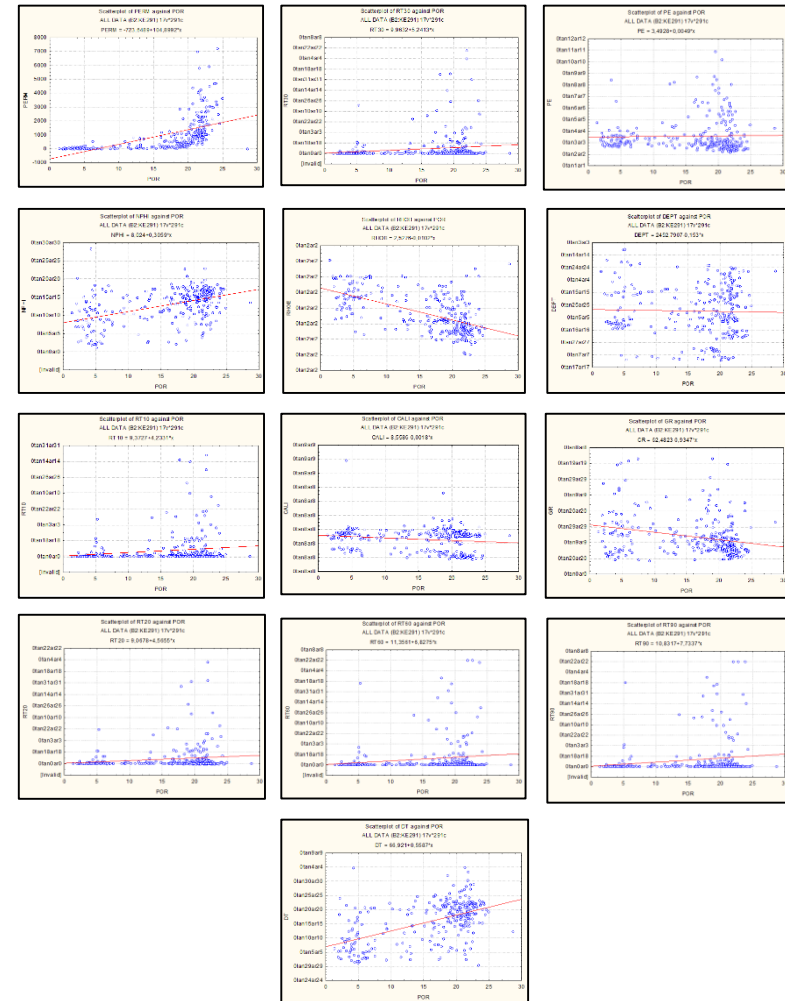


Figure 23: Cross-plots de la perméabilité avec les différents paramètres

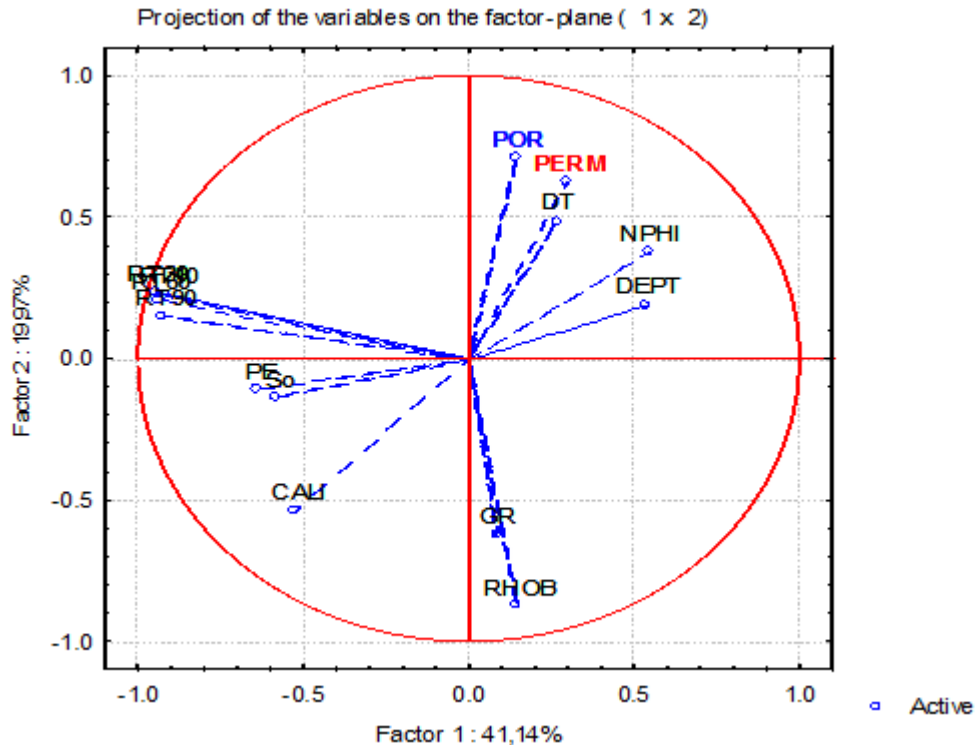
Pour une meilleure visualisation graphique de la porosité et la perméabilité mesurée avec les différents paramètres les cross-plots (**Figure.22**) ont été établies, pour la porosité il y a une certaine corrélation avec les paramètres surtout DT, RHOB, NPHI, mais pour la perméabilité il y a une absence totale de corrélation significatif (**Figure. 23**)

**1.3.Statistiques multi-variés Analyse en Composantes Principales (ACP)**

Elle a été introduite par (Pearson, 1901), et développée indépendamment par (Hotelling, 1933). Comme beaucoup des méthodes multivarié, elle n'a pas été largement utilisée jusqu'à l'avènement des ordinateurs électroniques.

Les cercles de corrélation dans le plan des axes F1 et F2 qui représentent une Variance cumulée de 61.11 (%) (F1 =41.14%, F2 =19.97 %

Une association constituée de (PORE CORE) et DT, NPHI, DEPT Ces paramètres sont corrélés Positivement avec le facteur F1 et le facteur F2 et d'autre association constituée des résistivités (pole électrique) : RT10, RT90, Ces paramètres sont corrélés négativement avec le facteur F2 et le facteur F1 et la troisième association constituée de (PER CORE) et DT, NPHI, DEPT Ces paramètres sont corrélés négativement avec le facteur F1 et le facteur F2.



**Figure 24:** Cercle de corrélations de l'ACP sur l'ensemble de données

## **2. Prédiction de la Porosité et la Perméabilité par des Différentes Techniques de l'Intelligence Artificielle**

### **2.1.Prédiction de la Porosité**

La porosité est considérée comme l'un des paramètres les plus importants dans l'estimation des réserves de pétrole et de gaz, car elle détermine le volume effectif des hydrocarbures stockés dans le réservoir. Certainement sur la base des réserves en place, le plan de développement et la gestion du gisement peuvent être définis. (Ameur-Zaimeche, et al, 2020)

La porosité peut être déterminée par les méthodes directes au laboratoire mais elle reste dépendante de la disponibilité des carottes, le temps et très coûteuse. Cependant, elle peut également être estimée indirectement à partir des diagraphies classiques telles que la densité, neutron, sonique et résonance magnétique, malgré cela il y a beaucoup d'incertitude dans l'estimation de la porosité à partir de diagraphies ce qui implique sur les réserves en place, soit par une sous-estimation ou surestimation qui provoque des grandes problèmes dans l'investissement et le développement du gisement. (Ameur-Zaimeche. O, 2020)

Alors la prédiction de la porosité à partir les diagraphies en utilisant les différentes approches de l'intelligence artificielle (IA) et validées avec les valeurs mesurées au laboratoire est le meilleur moyen pour déterminer une valeur précise de la porosité dans tout le réservoir, même dans les puits qui sont totalement non carottés.

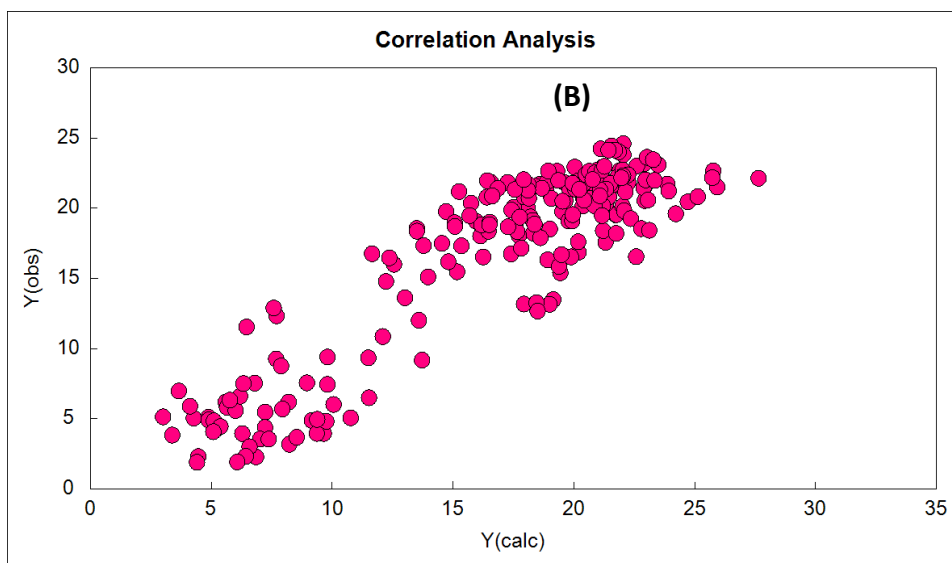
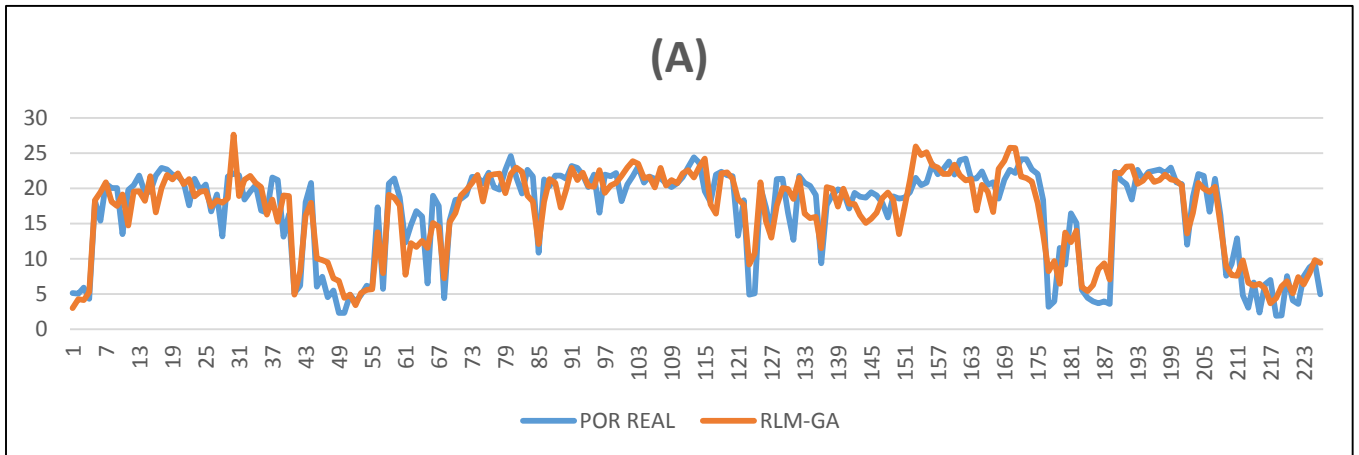
L'objectif de notre étude est d'évaluer des outils d'IA tels que l'algorithme génétique combinée avec la régression linéaire multiple (GA-RLM), le réseau de neurones artificiels (RNA), le support machine vectorielle (SVM) pour prédire le réservoir porosité basée sur les données diagraphies et de 290 mesures de porosité réelle au laboratoire.

#### **2.1.1. Application du modèle Hybride d'Algorithmes Génétiques et Régression Linéaire Multiple (AG-RLM)**

Dans le cadre de notre travail, l'approche hybride algorithmes génétiques avec la régression linéaire multiple (AG-RLM) a été appliquée sur l'ensemble de 12 paramètres de la base de données pour la prédiction et la sélection des variables explicatifs les plus influencés sur la prédiction de la porosité dans le réservoir de TAGI. L'équation de (AG-RLM) a été reportée sur la relation suivante.

**POR**= + 0.7950 ( $\pm$  0.0559) **DT**- 0.0998 ( $\pm$  0.0161) **GR** + 0.6123 ( $\pm$  0.2589) **PE** - 16.1473 ( $\pm$  5.3452) **CALIP** - 0.0002 ( $\pm$  0.0019) **RT10**+ 95.8090 ( $\pm$  45.3934)

Les performances de cette technique entre la porosité réelle et la porosité estimée par (AG-RLM) sont :  $R^2=0.90415$ , **RMSE**=2.81271, **MAE**=2.2657



**Figure 25:** Porosité réelle par rapport à la porosité estimée par AG-RLM.

❖ **La sélection des variables par génétique**

Cette méthode non seulement prédictive mais aussi sert à la sélection des variables les plus significatifs pour estimer la porosité, les variables sélectionnés par (AG-RLM) sont : le (GR) gamma ray, le Caliper (CALI), l'effet de photoélectrique (PE) et Delta-t (DT), la résistivité (RT10).

Ces paramètres qu'il faut les prendre en considération comme des variables explicatifs et les appliquées avec d'autres techniques de l'intelligence artificielle, afin d'améliorer les performances et minimiser le maximum l'erreur.

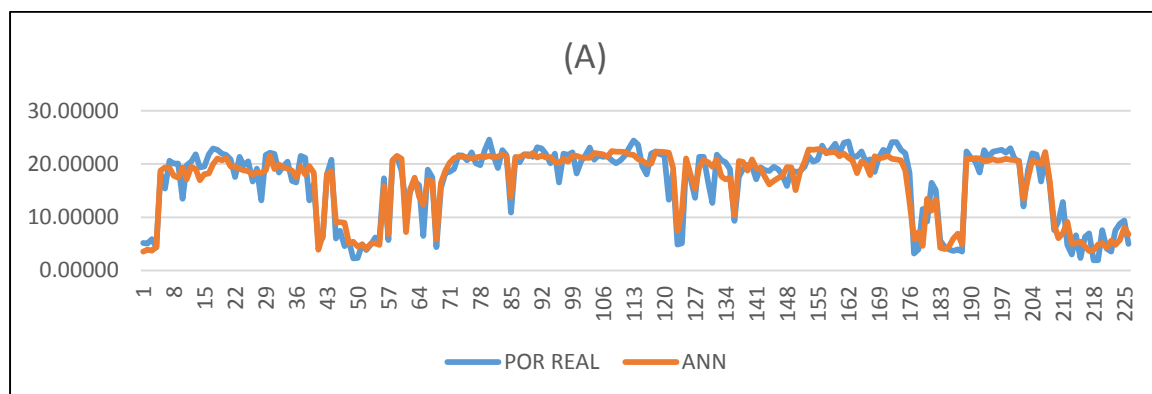
### 2.1.2. Application des réseaux de neurones artificiels

Le modèle des réseaux de neurones proposé pour la prédiction de la porosité est basé sur la sélection des variables par la méthode (AG-RLM) qui sont le (GR) gamma ray , le Caliper (CALI), l'effet de photoélectrique (PE) et Delta-t (DT) , la résistivité (RT10) comme des variables explicatifs, et on les compare par les modèles qui utilisent les diagraphies classiques comme input (Jaafari & Moghadam, 2012; Singh et al., 2015 ; Baouche & baddari, 2017 ; Ahmadi, 2019).

Pour la base de données est subdivisée aléatoirement en trois parties, 70% des données sont utilisées pour la phase d'apprentissage et 15% pour la validation et 15% pour test. L'architecture du réseau de neurone proposé est composée d'une couche d'entrée constituée de 5 variables explicatives qui sont les diagraphies (DT, GR, PE, CALI, RT10) et une seule couche cachée, constituée de 8 neurones. La couche de sortie est constituée d'un seul neurone qui est le variable a expliqué (la porosité)

#### a) Prédiction de la porosité par RNA avant normalisation

Les performances de cette technique entre la porosité réelle et la porosité estimée par (RNA) sont :  $R^2=0.93521$ ,  $RMSE=2.33306$ ,  $MAE=1.8218$



**Figure 26 :** Porosité réelle par rapport à la porosité estimée par RNA.

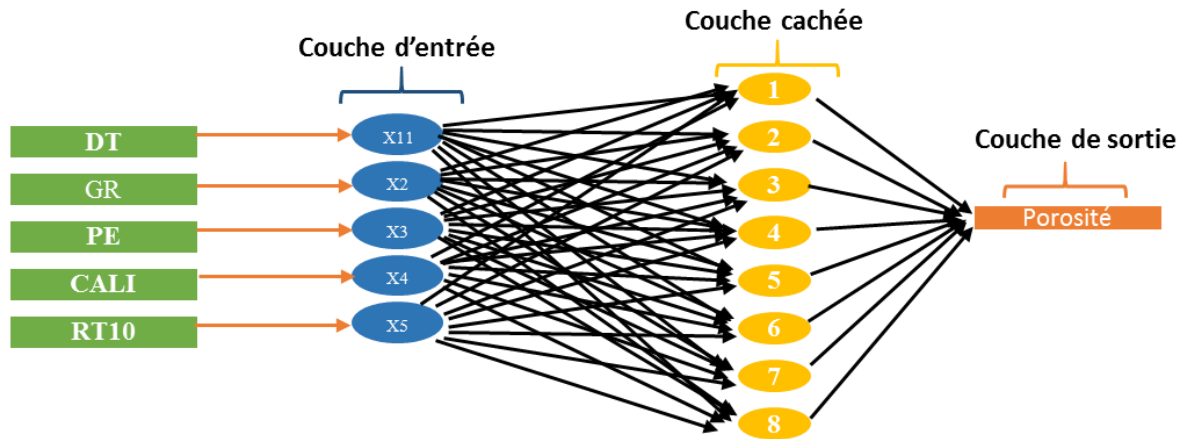


Figure 27: Architecture de réseau de neurone approprié pour la prédiction de la porosité.

❖ Normalisation des données

Dans ce travail, la normalisation des données a lieu en utilisant les valeurs maximales et minimales des données d’après (Vaferi et al, 2011), pour améliorer la convergence du réseau de neurones.

$$Xi = \frac{(Xi - Xmin)}{Xmax - Xmin}$$

Telle que Xi est la valeur originale du paramètre, Xi ,, est la valeur normalisée de Xi, X min et X max sont les valeurs minimale et maximale de Xi, respectivement.

b) Prédiction de la porosité par RNA avec data normalises

Les performances de cette technique entre la porosité réelle et la porosité estimée par (RNA) sont :  $R^2=0.9373$ ,  $RMSE=0.34795$ ,  $MAE=0.2692$

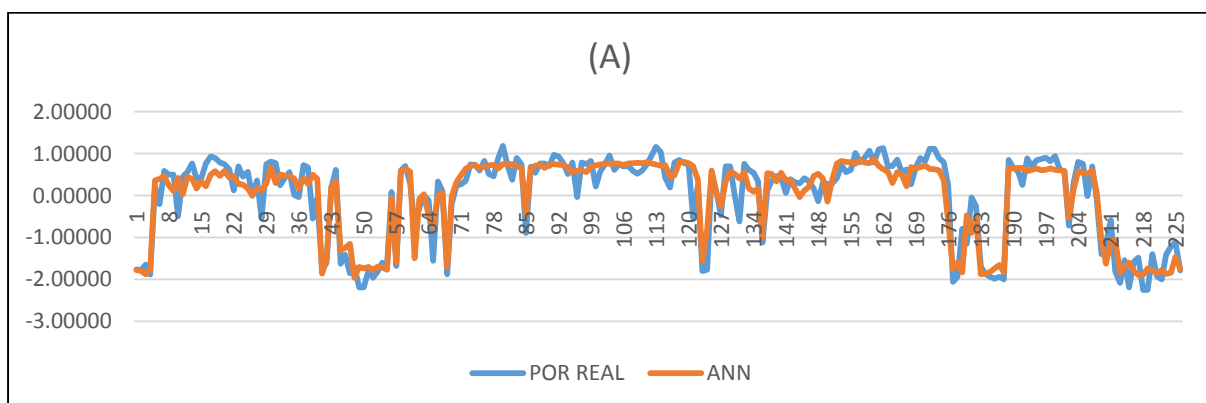


Figure 28 : Porosité réelle par rapport à la porosité estimée par RNA après normalisation.

### 2.1.3. Prédiction de la porosité par SVM avec data normalises

Pour l'élaboration du modèle prédictif de porosité par la méthode SVM, on a utilisé les variables sélectionnées par (AG) et les data normalisée , avec la technique d'évaluation N Cross Validation (Leave One Out), pour le choix des paramètres du noyau nous nous somme basés sur des tentatives d'amélioration (Trial and Error) à chaque fois on change les paramètres de noyau et de vérifier les performances numériques entre la porosité carotte avec simulé et prendre le noyau le plus approprié pour l'estimation de la porosité.

Les performances de cette technique entre la porosité réelle et la porosité estimée par SVM (Radial basic fonction) sont :  $R^2=0.91513$ ,  $RMSE=0.34795$ ,  $MAE=0.3173$

Le tableau ci-dessous montrant une comparaison numérique enter les performances de la quater fonction de SVM, d'apert les résultats on peut dire que la fonction la plus performant c'est le BRF

**Tableau 8:** comparaison entre les performances de les quater fonction de SVM

TYPE KARNEL	$R^2$	RMSE	MAE
LINIARE	0.8910	0.43801	0.3509
RADIAL BASIC FUNCTION	0.91513	0.40639	0.3173
POLYNOMIAL	0.62661	0.84341	0.6552
SIGMOIDIALE	0.90299	0.43191	0.3456

### 2.2.Comparaison entre la porosité réelle et la porosité estimée par les différentes techniques de l'intelligence artificielle

Cette section présente une comparaison numérique entre la porosité mesurée au laboratoire avec les résultats simulés des trois approches appliquées qui sont : les réseaux de neurones, Support Vector machine et régression linéaire multiples. Le tableau (7) résume les performances de chaque méthode.

D'après le tableau ci-dessous (7), il apparait clairement que les résultats du RNA donnent le meilleur coefficient de corrélation entre de la porosité réelle et la porosité simulée ( $R^2=0.937$ ) et la plus fiables que les autres techniques.



**Tableau 9:** comparaison entre les performances des différentes techniques de l'intelligence artificielle

Méthodes	R <sup>2</sup>	RMSE	MAE
(AG-RLM)	0.90415	2.81271	2.2657
RNA	0.9373	0.34795	0.2692
(SVM) RADIAL BASIC FUNCTION	0.91513	0.40639	0.3173

### 2.3.Prédiction de la Perméabilité

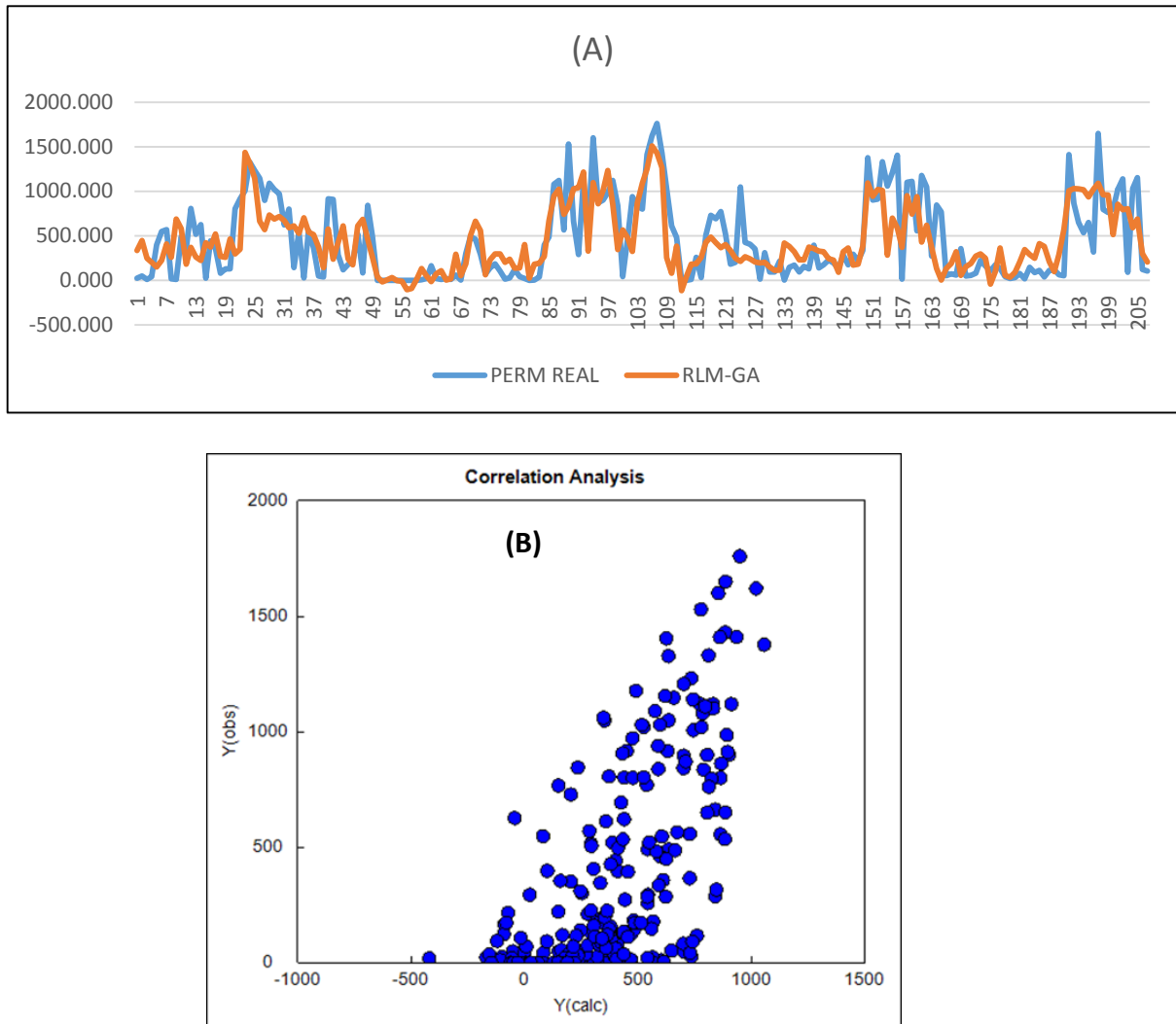
La perméabilité est l'un des paramètres les plus importants et les plus difficiles dans la caractérisation des réservoirs pétroliers, car elle ne peut pas être directement mesurée par la technologie actuelle de diagraphie, malgré cela, elle doit être estimée avec précision pour une production optimale de pétrole et du gaz. La perméabilité peut être obtenue à partir une méthode directe au laboratoire sur des échantillons de carottes par l'injection d'air sec ou par les méthodes des essais de puits. Ces méthodes ont un coût très élevé et prennent beaucoup de temps.

En raison de l'importance de ce paramètre, on propose trois méthodes de l'intelligence artificielle qui sont (l'algorithme génétique combinée avec la régression linéaire multiple (GA-RLM), et les réseaux de neurones artificiels, Support Vector machine) pour la prédiction de la perméabilité dans le réservoir hétérogène (TAGI) à partir de 290 points données de diagraphie et de perméabilité mesurés.

#### 2.3.1. Application du modèle Hybride d'Algorithmes Génétiques et Régression Linéaire Multiple (AG-RLM) pour la prédiction de la perméabilité

Dans le cadre de notre travail, l'approche hybride algorithmes génétiques avec la régression linéaire multiple (AG-RLM) a été appliquée sur l'ensemble de 12 paramètres de la base de données pour la prédiction et la sélection des variables explicatifs les plus influencés sur la prédiction de la perméabilité dans le réservoir de TAGI.

Les variables sélectionnés par (AG-RLM) sont : le (GR) gamma ray, Depth (DEPTH), l'effet de photoélectrique (PE) et Delta-t (DT), la résistivité (RT60).L'équation de (AG-RLM) a été reportée sur la relation suivante.



**Figure 29:** Perméabilité réelle par rapport à la Perméabilité estimée par AG-RLM.

$$\mathbf{PPERM} = + 2.7904 (\pm 1.2985) \mathbf{DEPTH} - 14.4734 (\pm 30.3535) \mathbf{PE} + 34.5325 (\pm 6.6500) \mathbf{DT} - 0.0662 (\pm 0.1794) \mathbf{RT60} - 9.3677 (\pm 1.9029) \mathbf{GR} - 8473.1761 (\pm 3263.7082)$$

Les performances de cette technique entre la porosité réelle et la porosité estimée par (AG-RLM) sont :  $\mathbf{R}^2=0.75014$ ,  $\mathbf{RMSE}=295.125$ ,  $\mathbf{MAE}=219.0839$

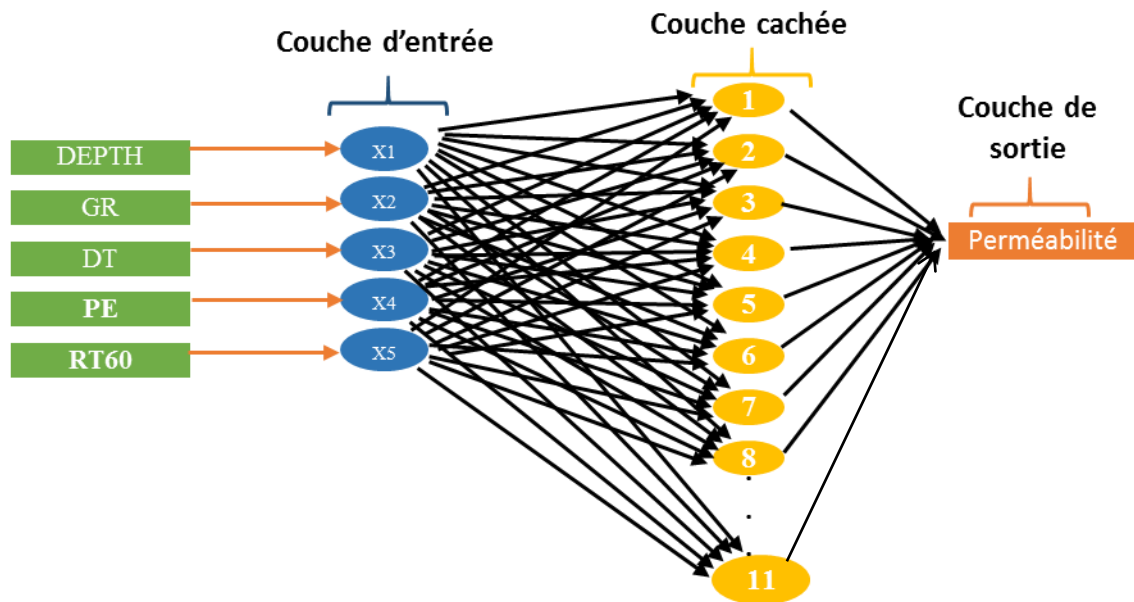
### 2.3.2. Application du réseau de neurones artificiels pour la prédiction de la perméabilité

#### ❖ Avec data normalisée

Le modèle de réseau de neurones proposé pour la prédiction de la perméabilité est de type perceptron multicouche, appliqué sur l'ensemble de la base de données normalisée pour toutes les données des 3 puits carottés (CEN-2, CEN-3, CENS-1).

La base de données est subdivisée aléatoirement en trois parties, 70% des données sont utilisées pour la phase d'apprentissage et 15% pour la validation et 15% pour test.

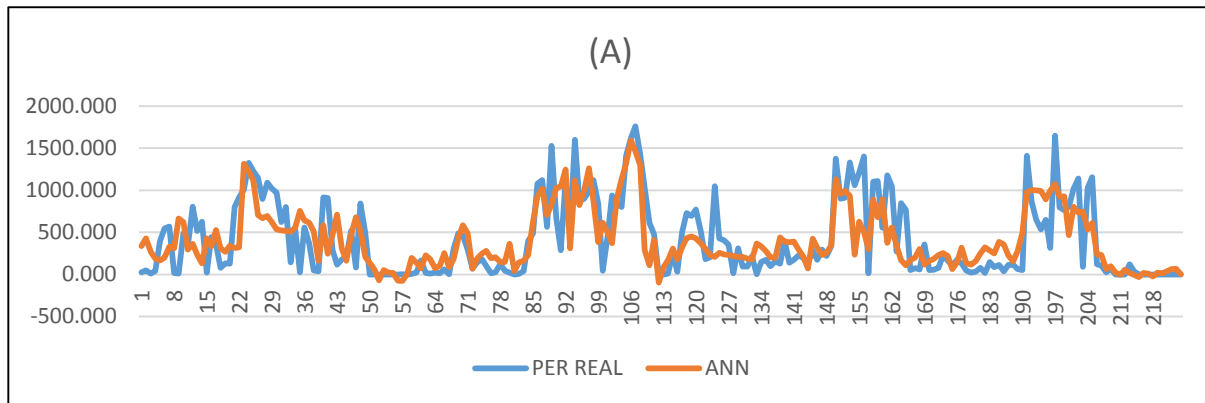
Pour l'architecture du réseau de neurone proposé est composé d'une couche d'entrée constituée de 5 variables explicatives qui sont sélectionnée par le génétique algorithme (DEPT, DT, RT60, GR, PE. Une seule couche cachée, constituée de 11 neurones. La couche de sortie est constituée d'un seul neurone qui est le variable a expliqué (la perméabilité)



**Figure 30 :** Architecture de réseau de neurone approprié pour estimer la perméabilité.

On remarque que la perméabilité mesurée expérimentalement sur les carottes (réelle) au laboratoire et la perméabilité calculé par RNA avec la topologie MLP (5-11-1) (Figure. 31). Montrent une faible corrélation avec la perméabilité au laboratoire. Cette méthodologie peut être appliquée dans d'autres réservoirs gréseux et des puits voisins.

Les performances de cette technique entre la perméabilité réelle et la perméabilité estimée par (RNN) sont :  $R^2=0.74613$ ,  $RMSE=296.634$ ,  $MAE=220.4286$



**Figure 31:** Perméabilité réelle par rapport à la perméabilité estimée par RNA

Pour tester et comparer l'efficacité des réseaux de neurones dans la prédiction de la perméabilité on a choisit autre technique de l'intelligence artificielle qui est largement appliqué pour estimer la perméabilité qui sont support vector machine.

Les résultats suivants montrent les performances pour cette technique.

### 2.3.3. Application de Support Vector Machine (SVM)

On a proposé la méthode de SVM pour estimer la perméabilité dans le réservoir de TAGI, comme une autre technique de l'intelligence artificielle qui repose sur un algorithme d'apprentissage supervisé basé sur la théorie d'apprentissage statistique, grâce à sa large utilisation dans l'estimation la perméabilité avec succès surtout dans les réservoirs carbonatés moyennement hétérogènes (Ahmadi, 2019).

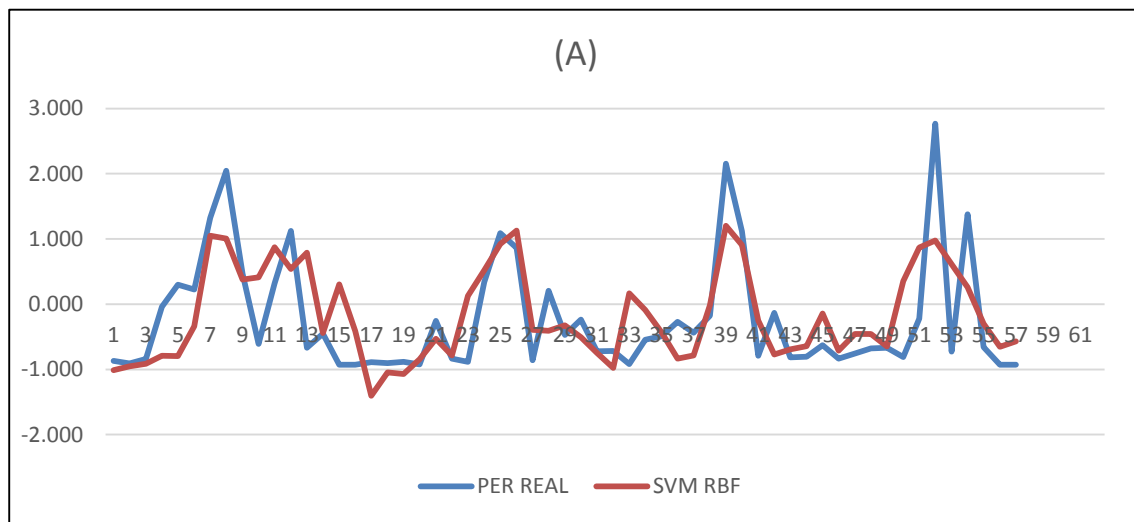
Pour l'élaboration du modèle prédictif de perméabilité par la méthode SVM, on a utilisé l'ensemble de la base de données composé de 5 variables qui sont sélectionnées par le génétique algorithme, avec la technique d'évaluation N Cross Validation (Leave One Out), pour le choix des paramètres du noyau nous sommes basés sur des tentatives d'amélioration (Trial and Error) à chaque fois on change les paramètres de noyau et de vérifier les performances numériques entre la perméabilité carotte avec simulé et prendre le noyau le plus approprié pour l'estimation de la perméabilité.

Les performances de cette méthode sont faibles sont :  $R^2=0.68029$ ,  $RMSE=0.64137$ ,  $MAE=0.4754$

**Tableau 10:** Critères de performance pour chaque fonction de SVM pour la prédiction de la perméabilité.

TYPE KARNEL	R <sup>2</sup>	RMSE	MAE
LINIARE	0.60617	0.71645	0.5728
POLYNOMIAL	0.63781	0.73672	0.5644
RADIAL BASIC FUNCTION	0.68029	0.64137	0.4754
SIGMOIDIALE	0.59651	0.72184	0.5762

La figure (32) montre une faible corrélation entre la perméabilité réel avec la perméabilité SVM, dans notre cas elle du réservoir hétérogène elle ne donne pas une grande performance.



**Figure 32 :** Perméabilité réelle par rapport à la perméabilité simulée par SVM

**2.4.Comparaison entre la perméabilité réelle et la perméabilité simulée par les différentes techniques de l’intelligence artificielle**

Cette section présente une comparaison numérique entre la Perméabilité mesurée au laboratoire avec les résultats simulés des trois approches appliquées qui sont : les réseaux de neurones, Support Vector machine et régression linéaire multiples. Le tableau (10) résume les performances de chaque méthode.

D’après le tableau ci-dessous, il apparaît clairement que les résultats des algorithmes génétiques avec la régression linéaire multiple (AG-RLM) et la plus fiables que les autres techniques malgré il est faible par ce que dans notre cas elle du réservoir hétérogène elle ne donne pas une grande performance.

**Tableau 11** : Critères de performance de la perméabilité pour chaque méthode.

Méthodes	R <sup>2</sup>	RMSE	MAE
(AG-RLM)	0.75014	295.125	219.0839
RNA	0.74613	296.634	220.4286
(SVM) RADIAL BASIC FUNCTION	0.68029	0.64137	0.4754

## Conclusion

Dans notre étude, nous avons utilisé des différentes techniques de l'intelligence artificielle pour estimer la porosité et perméabilité dans le réservoir hétérogène TAGI champs de Chebet Nekhla.

- ❖ Pour estimer la porosité, trois techniques différentes de l'intelligence artificielle (AG-RLM, RNA, SVM) ont été évaluées dans le réservoir TAGI, sur la base des diagraphies disponibles et de 290 mesures réelles de porosité qui ont été utilisées pour entraîner et tester les modèles. Les résultats montrent que les résultats du RNA donnent le meilleur coefficient de corrélation entre de la porosité réelle et la porosité simulée ( $R^2=0.9373$ ).
- ❖ Pour la perméabilité la technique AG-RLM est plus fiable par rapport aux autres, donnent le meilleur coefficient de corrélation entre de la perméabilité réelle et la perméabilité simulée ( $R^2=0.75014$ ). malgré il est faible par ce que dans notre cas elle du réservoir hétérogène elle ne donne pas une grande performance.

---

# **CONCLUSION GENERALE**

---

### **Conclusion générale**

Le bassin d'Oued Mya est limité au nord par le haut Djemââ-Touggourt, à l'est par le haut Agreb-Messaoud, à l'ouest par le haut Allal-Tilrhemt et s'ouvre vers le sud sur le bassin de Mouydir. Le prospect chebet El Nakhla (CEN) est situé dans la partie centre du bloc 420a du périmètre de recherche Ghardaïa II. Ce dernier est situé sur le flanc nord-ouest du bassin Oued Mya.

Dans ce périmètre, les dépôts paléozoïques, d'une épaisseur totale supérieure à 600m, sont représentés par les formations d'âge cambrien à dévonien inférieur et affectés par l'érosion hercynienne. Sur ces dépôts reposent en discordance angulaire les formations du Mésozoïque (Trias à Crétacé) d'une épaisseur totale de l'ordre de 2800m à 2950m. En surface affleurent les carbonates du Sénonien ou Turonien et dépôts du Mio-Pliocène.

Dans cette partie du bassin, les principaux éléments structuraux sont de direction NW-SE, N-S et NNE-SSW. La région est caractérisée par des failles normales et des anticlinaux asymétriques de faibles amplitudes.

Les principaux réservoirs et objectifs pétroliers dans la région sont constitués par les grès des niveaux triasiques T2A et T1B, déposés en milieu fluviatile. La couverture de ces réservoirs assurée par les évaporites du salifère S4 et du Lias. La roche mère principale est constituée par les argiles radioactives du Silurien. Le piégeage se fait essentiellement dans des structures anticlinales. Le réservoir TAGI connu par sa grande hétérogénéité, représente la zone d'étude et l'objectif de cette mémoire qui focalise sur l'application efficace des techniques de l'intelligence artificielle pour résoudre les problèmes qui nous reconnecteront durant les mesures de la porosité et la perméabilité manquantes. A l'issue de cette thèse, les principaux résultats sont :

#### **Prédiction de la porosité et la perméabilité :**

Pour estimer la porosité, trois techniques différentes de l'intelligence artificielle (AG-RLM, RNA, SVM) ont été évaluées dans le réservoir TAGI, sur la base des diagraphies disponibles et de 290 mesures réelles de porosité qui ont été utilisées pour entraîner et tester les modèles. Les principaux résultats se résument en ce qui suit :

1. L'intégration de l'AG-RLM, RNA, SVM a été faite pour déterminer la porosité à partir des données de diagraphies. Les résultats montrent que les résultats du RNA donnent le meilleur coefficient de corrélation entre la porosité réelle et la porosité simulée ( $R^2=0.9373$ ). Cependant, la méthode SVM montre les performances de cette technique par



rapport les autres méthodes, alors que SVM peut être recommandée pour prédire la porosité dans tous les autres puits du champ avec une grande fiabilité.

2. Le modèle des réseaux de neurones proposé pour la prédiction de la porosité basé sur la sélection des variables par la méthode (AG-RLM) a été comparé par les modèles à partir de la littérature récente (Jaafari & Moghadam, 2012 ; Singh et al, 2015 ; Baouche & baddari, 2017 ; Ahmadi, 2019).

3. La méthode l'AG-RLM implique le gain du temps de calcul, de l'argent dépensé pour la projection des opérations de carottage si coûteuses.
4. Pour estimer la perméabilité la technique AG-RLM est plus fiable par rapport aux autres, donnent le meilleur coefficient de corrélation entre de la perméabilité réelle et la perméabilité simulée ( $R^2=0.75014$ ). malgré il est faible par ce que dans notre cas elle du réservoir hétérogène elle ne donne pas une grande performance.

Ces méthodes présentent les avantages suivants :

- Le gain économique car ils sont moins coûteuses par rapport les mesures au laboratoire.
- La simulation des paramètres des réservoirs par les techniques de l'intelligence artificielle présent un intérêt rapide quant au gain du temps.

### **Recommandations et perspectives**

A l'issue de cette étude, l'application des différentes techniques de l'intelligence artificielle, pour résoudre des problèmes complexes est très encourageante, et peut encore minimiser les mesures de laboratoire, une pré-exploitation des data disponibles, par ses méthodes peuvent valoriser d'avantage les connaissances des réservoirs.

Dans le domaine de l'ingénierie des réservoirs, les mathématiques et l'outil informatique sont le locomotif de la modélisation qui ne cessent pas à évoluer d'un jour à l'autre avec des nouvelles approches (combinaison, intégration, hybridation,...). Il faudrait suivre l'actualité des nouveaux techniques et de les appliquer pour résoudre les problèmes de réservoir, pour une meilleure optimisation et évaluation des potentialités en hydrocarbures de notre sous-sol, et même l'état a focalisé sur l'intelligence artificielle de l'appliquer pour une nouvelle ère dans le développement de l'industrie de pétrole en Algérie.

---

# **BIBLIOGRAPHIE**

---

## BIBLIOGRAPHIE

**Abdous et al, 2007** : Géologie de l'Algérie. Well Evaluation Conference. Contribution de Sonatrach Division Exploration, Centre de Recherche et Développement et Division Petroleum Engineering et Développement

**Ahmadi, 2019**: Development of machine learning methods for estimating permeability and porosity of oil reservoirs via petro-physical logs, *Petroleum* (2019), doi: 10.1016/j.petlm.2019.06.002

**Ameur Zaimeche, et al, 2019** : cours Séminaire relatif aux Problèmes d'exploration des hydrocarbures.

**Ameur-Zaimeche, et al, 2020** : Lithofacies prediction in non-cored wells from the Sif Fatima oil field (Berkine basin, southern Algeria): A comparative study of multilayer perceptron neural network and cluster analysis-based approaches, *Journal of African Earth Sciences*, Volume 166, 2020, 103826, ISSN 1464-343X, <https://doi.org/10.1016/j.jafrearsci.2020.103826>.

**Ameur-Zaimeche, 2014** : Modélisation et reconstitution des facies non carottés à l'aide des méthodes statistiques multivariées du réservoir trias argileux gréseux inférieur (TAGI) application au champ de SIF Fatima bassin de – berkine . Diplôme de Magister. Université Kasdi Merbah – Ouargla.

**Ameur-Zaimeche, 2020** : Modélisation géologique des réservoirs pétroliers à l'aide des méthodes de l'intelligence artificielle, cas du bassin de berkine, sud-est de l'Algérie. Thèse doctorat. Université Kasdi Merbah – Ouargla

**Asoodeh, & Bagheripour, 2012**: Prediction of compressional, shear, and stoneley wave velocities from conventional well log data using a committee machine with intelligent systems. *Rock mechanics and rock engineering*, 45(1), 45-63.

**Assami, 2012** : Y.ASMI (Apport des mesures de pression de MDT dans l'optimisation De production de réservoir cambro-ordovision De champ du Hassi Messaoud).Diplôme Master. Université KASDI MERBAH Ouargla.

**Baouche, & Beddari, 2017**: Prediction of permeability and porosity from well log data using the nonparametric regression with multivariate analysis and neural network, Hassi R'Mel Field, Algeria. *Egyptian journal of petroleum*, 26(3), 763-778.

**Baouche, & Nabawy, 2021**: Permeability prediction in argillaceous sandstone reservoirs using fuzzy logic analysis: A case study of Triassic sequences, Southern Hassi R'Mel Gas Field, Algeria. *Journal of African Earth Sciences*, 173, 104049

**Bbelarbi & Nehar, 2017** :S. BELARIBI et N. NEHAR (Apport de la diagraphie dans L'étude spatio-temporelle du réservoir TAGI (cas du bassin de Haoud Berkaoui). Diplôme Master Université BEKR Belkaid. Tlemcen.

**Belarbi & Nehar, 2017** :S. BELARIBI et N. NEHAR (Apport de la diagraphie dans l'étude spatio-temporelle du réservoir TAGI (cas du bassin de Haoud Berkaoui). Diplôme Master Université BEKR Belkaid. Tlemcen.

**Bendjerad, 2010** : K. BENDJERAD (l'évaluation Du réservoir ordovicien de la structure de Garet EL Gufoul dans le bassin de l'Ahnet). Diplôme Master. Université Boumerdes

**Bendjerad, 2010** : K. BENDJERAD (l'évaluation Du réservoir ordovicien de la structure de Garet EL Gufoul dans le bassin de l'Ahnet). Diplôme Master. Université Boumerdes

**Berkane, 2007** : F.BERKANE (Influence de la salinité sur les résultats de diagraphie dans le F6 Tinrhert (Bassin d'Illizi) Diplôme Master Université de science et de technologie Houari Boumediene.

**Boudjemaa (1987)** : Evolution structurale du bassin pétrolier (Triasique) de Sahara Nord Oriental (Algérie). Thèse doctorat. Université de Pierre et Marie Curie. Paris IV.

**Dipen, et al, 2017**: On the influence of porosity and pore size on AlSi17 alloy foam using artificial neural network, *Ciência & Tecnologia dos Materiais*, Volume 29, Issue 2, 2017, Pages 14-21, ISSN 0870-8312.

**Djerafi, 2012** : k. DJERAFI (les réservoirs pétroliers et la production mondiale du pétrole et du gaz). Diplôme Master. Université Boumerdes.

**Djerafi, 2012** : k. DJERAFI (les réservoirs pétroliers et la production mondiale du pétrole et du gaz). Diplôme Master. Université Boumerdes.

**Dramsch, 2020**: 70 years of machine learning in geoscience in review. *Advances in Geophysics*. <https://doi.org/10.1016/bs.agph.2020.08.002>

**Dubois, et al, 2007**: Comparison of four approaches to a rock facies classification problem. *Computers and Geosciences*, 33(5), pp.599–617. <https://doi.org/10.1016/j.cageo.2006.08.011>

**Hamadas & Chekkai, 2013** : M.HAMADAS et M.CHEKKAI (Evaluation pétrophysiques et simulation par fracturation hydraulique des réservoirs cambro-ordoviciens de la région de In Amenas Bassin d'Illizi) Diplôme Master. Université Boumerdes.

**Hanaa, et al, 2017**: **Neural** networks for the prediction of polymer permeability to gases, *Journal of Membrane Science*, Volume 541, 2017, Pages 541-549, ISSN 0376-7388.

**Ja'fari, & Moghadam, 2012**: Integration of ANFIS, NN and GA to determine core porosity and permeability from conventional well log data. *Journal of Geophysics and Engineering*, 9(5), 473-481.

**Jamialahmadi, 2000**: Relationship of permeability, porosity and depth using an artificial neural network. *J. PetrolSci. Eng.* 26 (1-4), 235-239. [http://dx.doi.org/10.1016/S0920-4105\(00\)00037-1](http://dx.doi.org/10.1016/S0920-4105(00)00037-1).

**Khazani & Bennana ,2016**: Caractéristiques pétrophysiques du réservoir Triasique du champ de Benkahla Sud (Bassin Haoud Berkaoui). Dipl. Master Professional. Université Tlemcen.

**Ladlani, & Houichi, 2012**: Modeling of daily reference evapotranspiration (ET<sub>0</sub>) in the north of Algeria using generalized regression neural networks (GRNN) and radial basis function neural networks (RBFNN): comparative study. *Meteorol Atmos Phys* 118:163–178.

**Lim, J.-S., 2005:** Reservoir properties determination using fuzzy logic and neural networks from well data in offshore Korea. *J. Petrol. Sci. Eng.* 49 (3-4), 182-192. <http://dx.doi.org/10.1016/j.petrol.2005.05.005>.

**Mohaghegh, 2005:** Recent developments in application of artificial intelligence in petroleum engineering. *J. Petrol. Technol.* 57 (4), 86-91.

**Newman, & Martin, 1977:** Equipment and experimental methods for obtaining laboratory compression characteristics of reservoir rocks under various stress and pressure conditions. SPE paper no. 6855, 52nd Annual Technical Conference of SPE, Denver, Colorado, October 9-12, 1977.

**Salaheldin, et al, 2018:** New insights into porosity determination using artificial intelligence techniques for carbonate reservoirs, *Petroleum*, Volume 4, Issue 4, 2018, Pages 408-418, ISSN 2405-6561.

**Schlumberger (1993) :** séminaire d'interprétation des diagraphies

**Serra, 1997 :** O, SERRA- diagraphie différées (base d'interprétation)

**Singh, et al, 2016:** A general approach for porosity estimation using artificial neural network method: a case study from Kansas gas field. *Studia Geophysica et Geodaetica*, 60(1), 130-140.

**Sonatrach, 2015:** Division d'exploration, rapport d'implantation CEN-3

**Thomas, et al, 1987:** Statistical analysis of accuracy and reproducibility of standard core analysis. *Proceeding of Society of Core Analysis*, Paper no. 8701.

**Tian, & Jianwei, et al, 2020:** Permeability prediction of porous media using a combination of computational fluid dynamics and hybrid machine learning methods." *Engineering with Computers* (2020) : 1-17

**Touzet, 1992 :** Les Réseaux de Neurones Artificiels – Introduction au Connexionnisme.

**Vaferi, et al, 2011:** Automatic recognition of oil reservoir models from well testing data by using multi-layer perceptron networks. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 77, 254-262.

**WEC :** (Well Evaluation Conférences). (2005) – Géologie de l'Algérie.

**WEC:** (Well Evaluation Conférences). (2003) – Géologie de l'Algérie.

**Willmott, 1981:** On the validation of model. *Phys Geogr* 2:184–194.

**Zargar, et al, 2014:** Fuzzy Modeling of Volume Reduction of Oil Due to Dissolved Gas Run off and Pressure Release. *Journal of Petroleum Exploration and Production Technology*, DOI: 10.1007/s13202-014-0099-9.

**Zhang, et al, 2021:** "Permeability and porosity prediction using logging data in a heterogeneous dolomite reservoir: An integrated approach." *Journal of Natural Gas Science and Engineering* 86 (2021) : 103743

الهدف من هذه المذكرة يركز على تقدير المسامية والنفاذية الغير متاحة، باستخدام العديد من تقنيات الذكاء الاصطناعي بالاعتماد على بيانات التسجيلات الجيوفيزيائية للآبار. تم الأخذ كمثال تطبيقي، الممكن الترياسي الطيني الحصى السفلي الغير متجانس الواقع في حقل شبة النخلة بحوض واد ميا، جنوب شرق الجزائر. تم استعمال التكامل بين الخوارزمية الجينية مع الانحدار الخطي المتعدد، الشبكة العصبية الاصطناعية، دعم ناقلات الآلات، من أجل تقدير قيمة المسامية بالاعتماد على بيانات التسجيلات الجيوفيزيائية للآبار، النتائج المسجلة أوضحت أن الشبكة العصبية الاصطناعية أعطت أعلى ارتباط خطي بين المسامية الحقيقية والمسامية المقدرة ( $R^2=0.9373$ ). بالرغم من ذلك طريقة دعم ناقلات الآلات أيضا أعطت فعالية كبيرة مقارنة بالتقنيات الأخرى ولذلك نوصي باستعمال تقنية دعم ناقلات الآلات من أجل تقدير المسامية في الآبار الأخرى في هذا الحقل. فيما يخص تقدير النفاذية أوضحت تقنية الخوارزمية الجينية مع الانحدار الخطي المتعدد فعالية أكبر مقارنة بالطرق الأخرى بمعدل ارتباط خطي بين النفاذية الحقيقية والنفاذية المقدرة ( $R^2=0.75014$ ) بالرغم من أن القيمة المقدرة ضعيفة وهذا يعود لعدم تجانسية الخزان. تؤكد نتائج هذه الأطروحة فعالية أدوات الذكاء الاصطناعي في التشخيص الجيد للمكامن البترولية، بما في ذلك تلك غير المتجانسة، مما يوفر الوقت والجهد من ناحية. وتقلل من تكلفة عمليات الحفر والقياسات المخبرية من ناحية أخرى.

**كلمات المفتاح:** المسامية / النفاذية الممكن الترياسي الطيني الحصى السفلي، الذكاء الاصطناعي التسجيلات الجيوفيزيائية، واد ميا، الجزائر.

## RESUMÉ

L'objectif de cette mémoire est focalisé sur l'estimation de la porosité et la perméabilité manquantes en utilisant plusieurs techniques de l'intelligence artificielle à l'aide des diagraphies de puits cas du réservoir hétérogène du Trias Argileux Gréseux Inférieur du champ de Chebet Nekhla bassin d'oued Mya sud-est de l'Algérie. L'intégration de l'AG-RLM, RNA, SVM a été faite pour déterminer la porosité à partir des données de diagraphies. Les résultats montrent que les résultats du RNA donnent le meilleur coefficient de corrélation entre de la porosité réelle et la porosité simulée ( $R^2=0.9373$ ). Cependant, la méthode SVM montrent les performances de cette technique par rapport les autres méthodes, alors que SVM peut être recommandée pour prédire la porosité dans tous les autres puits du champ avec une grande fiabilité. Pour la perméabilité la technique AG-RLM est plus fiable par rapport aux autres, donnent le meilleur coefficient de corrélation entre de la perméabilité réelle et la perméabilité simulée ( $R^2=0.75014$ ). Malgré il est faible par ce que dans notre cas elle du réservoir hétérogène elle ne donne pas une grande performance. Les résultats de cette mémoire confirment l'efficacité des outils de l'intelligence artificielle pour la prédiction des paramètres pétrophysiques (porosité ; perméabilité) des réservoirs hétérogènes avec des performances notables ce qui permettent un gain de temps d'une part et elle totalement économique d'autre part, car elle minimise le temps des mesures au laboratoire. « Gain de temps gain d'argents »

**Mots-clés :** Porosité / perméabilité, TAGI, Intelligence artificielle, Diagraphies, Chebet Nekhla, Algérie.

## ABSTRACT

The objective of this thesis focused on the estimation of the missing porosity and permeability using several techniques of artificial intelligence based on well-logging data of the heterogeneous reservoir of the Lower Triassic shaly Sandstone case of the Chebet Nekhla oil field basin of Oued Mya southeast of Algeria. The Integration of GA-MLR, ANN, SVM, was done to determine porosity from well-logging data. The results show that the ANN results give the best correlation coefficient between real porosity and simulated porosity ( $R^2=0.9373$ ). However, the SVM method shows the performance of this technique in comparison to other methods, according to that SVM can be recommended to predict porosity in all other wells in this oil field with high reliability. For permeability the GA-MLR technique is more reliable in comparison to the other methods, gives the best correlation coefficient between real permeability and simulated permeability ( $R^2=0.75014$ ). Despite, it is low value and that due to the heterogeneity of our reservoir. It does not give a high performance. The Results of this thesis confirm the efficiency of artificial intelligence tools for predicting petrophysical parameters (porosity, permeability) even they are heterogeneous and they show high performances. The used techniques allow gain of time on the one hand, and to minimize the time of laboratory measurements on the other hand. «Gain time gain money »

**Keywords:** Porosity / permeability, TAGI, Artificial Intelligence, well Logging, Chebet Nekhla, Algeria.