

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

CARACTERISATION PETROLIERE DE RESERVOIR SIEGENIEN A L'AIDE DES
METHODES MACHINE LEARNING, APPLICATION AU CHAMP DE
- WADI EL TEH -
BASSIN DE BERKINE OUEST

Présenté par

DADI MOHIEDDINE
KHELADI ABDELKADER

Soutenu publiquement le

Devant le jury :

Président : Dr. SATOUH Adel	MCB	Univ. Ouargla
Promoteur : Dr. AMEUR-ZAIMECHE Ouafi	M.A.A	Univ. Ouargla
Examineur : Pr. ZEDDOURI Aziez	Professeur	Univ. Ouargla
Co-Promoteur : Dr. DOGHMANE Mohamed Zinelabidine	Docteur	Expl. Sonatrach

Année Universitaire : 2020/2021

Dédicace

C'est avec toute mon affection que je dédie ce modeste travail:

A celui qui m'a donné vie et qui m'as apporté sans cesse son amour, mon père.

A ma très chère mère qui m'a apporté sans cesse amour, soutien et encouragement ; et qu'elle trouve ici l'expression de mes vives reconnaissances.

A toute la famille KHELADI

A mes chers frères

A tous mes amis.

A tous ceux qui ont été et nous encouragent encore à continuer le chemin de la science...

KHELADI Abdelkader

Dédicaces

Je dédie ce travail à mes chers parents et leur souhaite à tous les deux

santé et longue vie,

A mes frères et sœurs, chacun en son nom,

A ma chère épouse,

Au cadeau le plus précieux que le Tout Miséricordieux m'a fait, ma

filie.

A toute la famille DADI et BENSEGHIER.

DADI Mohieddine

REMERCIEMENTS

En premier lieu, nous tenons à remercier "Allah" pour nous avoir donné la force afin d'achever ce modeste travail.

*Nous adressons aussi nos sincères remerciements aux membres du jury qui ont accepté d'examiner ce travail : **Dr. SATOUH Adel** qui nous a fait l'honneur de présider le jury de soutenance. **Pr. ZEDDOURI Aziez** d'avoir accepté d'examiner ce travail, ils trouveront ici, l'expression de notre considération et de notre respect.*

*Nous tenons également à remercier vivement notre promoteur **Dr. AMEUR ZAIMECHE Ouafi**, une personne qui nous inspire le plus grand respect et qui n'a épargné ni temps ni efforts pour nous aider et la patience qu'il nous a accordé de satisfaire notre curiosité et de nous aider dans notre travail par leurs précieux conseils, réponses et recommandations.*

*Nos remerciements vont à **Dr. DOGHMANE Mohamed Zinelabidine**, notre Co-Promoteur pour ses conseils et ses orientations, sa disponibilité et sa confiance qui nous a accordé.*

Et toutes les personnes qui ont contribué de près ou de loin au bon déroulement de ce travail ; qu'elles voient en ces mots l'expression de notre gratitude pour leur présence, pour leur dévouement et pour l'aide inestimable qu'elles nous ont apporté tout au long de ce parcours. Un petit bout de chemin certes, mais un grand enrichissement.

Liste des Figures

Figure I.1	Réponse diagraphiques : Faciès argileux.....	06
Figure I.2	Réponse diagraphiques : Faciès gréseux.....	06
Figure I.3	Réponses diagraphiques , Alternance de grès et argiles.....	06
Figure I.4	Radioactivité des principales roches sédimentaires.....	09
Figure I.5	Principe de fonctionnement de la sonde sonique.....	11
Figure I.6	Résistivité équivalente et normale des solutions ioniques (Abaque 2).....	12
Figure I.7	Détermination de la salinité en équivalent NaCl d'une solution (Abaque 1).....	13
Figure I.8	Détermination de R_w par la méthode Graphique (Abaque GEN-9 Schlumberger)...	14
Figure II.1	Schéma bloc de l'apprentissage supervisé	20
Figure II.2	Structure neurone biologique (Chantal Proulx)	22
Figure II.3	Déférentes géométries des neurones	22
Figure II.4	Architecture du modèle optimale MLP pour l'estimation des paramètres pétrophysiques	24
Figure III.1	Coupe Nord Ouest-Sud Est passant par le Bassin de Berkine.....	28
Figure III.2	Plan de position des puits de la zone étude WADI EL TEH	29
Figure III.3	Colonne stratigraphique type de la zone d'étude Wadi El Teh.....	34
Figure III.4	Carte positionnement des Puits dans la zone d'étude Wadi El Teh.....	38
Figure III.5	Spectral Gamma Log sur carotte n°02 du sondage PUIITS-1.....	39
Figure III.6	Spectral Gamma Log sur carotte n°03 du sondage PUIITS-1.....	40
Figure III.7	Spectral Gamma Log de la carotte n°05 du sondage PUIITS-2.....	41
Figure III.8	Spectral Gamma Log de la carotte n°02 du sondage PUIITS-3.....	42
Figure III.9	Spectral Gamma Log de la carotte n°03 du sondage PUIITS-4.....	43
Figure III.10	ELAN de l'interprétation diagraphique pour le PUIITS-1 dans le Siegénien.....	46
Figure III.11	ELAN de l'interprétation diagraphique pour le PUIITS-2 dans le Siegénien.....	47
Figure III.12	ELAN de l'interprétation diagraphique pour le PUIITS-3 dans le Siegénien.....	48
Figure III.13	ELAN de l'interprétation diagraphique pour le PUIITS-4 dans le Siegénien.....	49
Figure IV.1	Cross-Plots de la Perméabilité avec les différents paramètres.....	55
Figure IV.2	Cross-Plots de la porosité avec les différentes paramètres.....	56
Figure IV.3	Cercle de Corrélations de l'ACP sur l'ensemble de données.....	58
Figure IV.4	La Porosité carotte par rapport a la Porosité estimée par RLM.....	59
Figure IV.5	Prédiction de la Porosité carotte par les Réseaux de Neurones Artificiels.....	60
Figure IV.6	Architecture de réseau de neurone appropriée pour la prédiction de la porosité.....	61

Figure IV.7	La porosité carotte (POR Core) par rapport à la porosité estimée par SVM.....	62
Figure IV.8	Comparaison entre la porosité carotte et porosité simulée par les différentes techniques	63
Figure IV.9	La Perméabilité carotte par rapport a la perméabilité estimée par RLM.....	64
Figure IV.10	Architecture de réseau de neurone appropriée pour la prédiction de la perméabilité.....	65
Figure IV.11	Prédiction de la perméabilité carotte par les Réseaux de Neurones Artificiels (ANN)...	66
Figure IV.12	La perméabilité carotte par rapport à la perméabilité estimée par SVM.....	67
Figure IV.13	Comparaison entre la perméabilité carotte et perméabilité simulée par les différentes techniques	68
Figure IV.14	Organigramme explicatif des étapes suivies de la prédiction de porosité et perméabilité	69

Liste des Tableaux

Tableau III.1	Résultats et qualités réservoirs du Trias Argilo-Gréseux Inférieur (TAGI).....	37
Tableau III.2	Carottes prélevées au niveau de réservoir Siegénien.....	38
Tableau III.3	Mesures de saturation de la carotte n°02 du Sondage PUIITS-1.....	39
Tableau III.4	Mesures de saturation de la carotte n°03 du Sondage PUIITS-1.....	40
Tableau III.5	Mesures de saturation de la carotte n°05 du Sondage PUIITS-2.....	41
Tableau III.6	Mesures de saturation de la carotte n°02 du Sondage PUIITS-3.....	42
Tableau III.7	Mesures de saturation de la carotte n°03 du Sondage PUIITS-4.....	43
Tableau III.8	Diagraphies enregistrées dans les puits de la zone d'étude.....	44
Tableau III.9	Paramètres d'interprétation diagraphique.....	44
Tableau IV.1	Statistiques mono variées de porosité, perméabilité et des données de diagraphies.....	53
Tableau IV.2	La matrice de corrélation (Porosité, Permeabilité carotte).....	54
Tableau IV.3	Paramètres des réseaux de neurones élaborés.....	60
Tableau IV.4	Critères de performance de la porosité pour chaque technique.....	63
Tableau IV.5	Paramètres des réseaux de neurones élaborés.....	65
Tableau IV.6	Critères de performance de la perméabilité pour chaque méthode.....	67

LISTE DES ABREVIATIONS

ML	Machine Learning
AI	Intelligence artificiel
RMSE	Erreur quadratique moyenne (Root Mean Square Error)
CNC	Neutron
GR	Gamma Ray
DT	Sonique
ANN	Réseaux de Neurones Artificiels
SVM	SUPPORT VECTOR MACHINE
M2R	Résistivité
TAGI	Trias Argileux Gréseux inferieur
TAGS	Trias Argileux Gréseux inferieur Supérieur
MLR	Régression Linéaire Multiple
LWD	Logging While Drilling
MAE	Mean Absolute Error
Δt_{lu}	Temps de parcours du trajet de l'onde sonique
Δt_{ma}	Temps de parcours du trajet de l'onde sonique dans la matrice.
$\Phi_S Sh$	Porosité sonique des argiles.
Φ_{nsh}	Porosité neutron lue en face des argiles.
LLd	Latéolog Deep
LLs	Latéolog Shallow
CAL	Caliper
PERM CORE	Perméabilité carotte
POR CORE	Porosité carotte
ZDEN	Densité (Formation bulk density)
ACP	Analyse en Composantes Principales
CC	Coefficient de Corrélation
MLP	Multilayer perceptron

SOMMAIRE

DEDICACES	I
REMERIEMENTS	III
LISTE DES FIGURES	IV
LISTE DES TABLEAUX	V
LISTE DES ABREVIATIONS	VI
INTRODUCTION GENERALE	01
CHAPITRE I : LA PETROPHYSIQUE – DEFINITIONS ET GENERALITE	
I.1 Introduction.....	03
I.2 Définition des diagraphies.....	03
I.2.1 Les paramètres pétrophysiques (porosité, perméabilité, facies).....	04
I.2.2 Les types de porosité.....	07
I.2.3 Méthodes conventionnelles de calcul de porosité.....	07
I.3. Les enregistrement des diagraphies.....	09
I.3.1 Diagraphies nucléaires.....	09
I.3.2 Diagraphies Soniques.....	10
I.3.3 Diagraphies de résistivité.....	11
I.4. Interprétation des diagraphies.....	13
I.4.1 Interprétation qualitative.....	13
I.4.2 Interprétation quantitative.....	14
I.4.3 Problème liée à l'estimation de porosité dans Berkine Ouest.....	15
I.4.4 Solution actuelle et sa limitation.....	15
I.5 Conclusion.....	16
CHAPITRE II : MACHINE LEARNING – BASE THEORIQUE -	
II.1 Introduction.....	17
II.2 Description général de la machine Learning.....	17
II.3 Historique de développement.....	18
II.3.1 Evolution des algorithmes.....	18
II.3.2 Application de ML dans l'interprétation Pétrophysique.....	19
II.3 Apprentissage supervisé et non supervise de la ML.....	19
II.4 Les réseaux de neurones biologiques	21
II.4.1 La structure d'un neurone.....	21

II.4.2 Les différents types de neurones.....	22
II.5 Réseaux de neurones artificiels.....	23
II.6 Méthodologie proposée de l'étude.....	24
II.6.1 Les Réseaux de Neurones Artificiels ANN	24
II.6.2 Régression Linéaire Multiple.....	26
II.6.3 Critères de validation.....	26
II.7 Conclusion.....	27
 CHAPITRE III : PRESENTATION DE LA REGION D'ETUDE WADI EL TEH	
III.1 Introduction.....	28
III.2 Les réservoirs Target de la région.....	29
III.2.1 Aspect Géologique.....	29
III.2.2 Aspect pétrolier et réservoir de la zone d'étude Wadi El Teh	35
III.3 Évaluation de réservoir Siegénien dans la zone d'étude WADI EL TEH.....	37
III.3.1 Carottes prélevées de réservoir Siegénien.....	38
III.3.2 Interprétation des diagraphies du réservoir Siegénien.....	44
III.4 Les modèles Quantifélicité des Puits.....	46
III.4.1 Puits-1.....	46
III.4.2 Puits-2.....	47
III.4.3 Puits-3.....	48
III.4.4 Puits-4.....	49
III.5 Conclusion.....	50
 CHAPITRE IV: PREDICTION DE LA POROSITE ET DE LA PERMEABILITE	
IV.1 Introduction.....	52
IV.2 Analyses et préparation des données.....	52
IV.2.1. Statistiques Monovariées.....	52
IV.2.2 Statistiques Bi-variés (Matrice de corrélation)	53
IV.2.3. Statistiques Multi-variés Analyse en Composantes Principales (ACP).....	57
IV.3 Prédiction de la Porosité par des différentes techniques de Machine Learning.....	58
IV.3.1 Prédiction de la Porosité par la Régression Linéaire Multiple (RLM).....	59
IV.3.2 Prédiction de la porosité par les Réseaux de Neurones Artificiels (ANN)...	60
IV.3.3 Prédiction de la porosité par SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM).....	61

IV.3.4 Comparaison entre la porosité carotte et la porosité simulée par (MLR, ANN, SVM).	62
IV.4 Prédiction de la Perméabilité par des différentes techniques de Machine Learning	63
IV.4.1 Prédiction de la Perméabilité par la Régression Linéaire Multiple (MLR)....	64
IV.4.2 Prédiction de la Perméabilité par les Réseaux de Neurones Artificiels (ANN)	65
IV.4.3 Prédiction de la perméabilité par SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)...	66
IV.4.4 Comparaison la perméabilité carotte et la perméabilité simulée par (MLR, ANN, SVM).	67
IV.5 Conclusion.....	69
CONCLUSION GENERALE	70
REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES	73

المُلخَص

RESUME

ABSTRACT

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Introduction Générale

L'optimisation de l'exploitation des gisements implique une maîtrise des caractéristiques pétrophysiques des roches réservoirs. Ces dernières constituent un milieu poreux naturel à écoulement monophasique à polyphasique.

Dans un réservoir considéré, la porosité et la perméabilité sont la base d'une accumulation et aussi de mobilité des fluides. Cependant plusieurs paramètres peuvent contrôler ses caractéristiques.

La zone d'étude Wadi El Teh, localisée dans le bloc (440c) sur une superficie globale de 294 Km².

Le champ de Wadi El Teh est connu par des problèmes de la récupération des carottes à cause des problèmes géologiques (hétérogénéité du réservoir Siegénien, présence des alternances argile grès) et techniques rencontrés durant l'opération de carottage, ce qui résulte des lacunes des données pétrophysiques.

L'évaluation et caractérisation du réservoir peuvent être définies comme l'acte de construire un modèle de réservoir qui intègre toutes les caractéristiques du réservoir qui sont pertinentes pour sa capacité à stocker des hydrocarbures. Mais il s'agit des problèmes empêchant la détermination de la porosité par exemple : problèmes techniques au cours du forage, perte du carottage, le coût élevé des carottages et la nature du milieu de dépôt, et avec la limitation des méthodes actuelles à résolues ces problèmes.

Dans cette étude on utilise les méthodes de la Machine Learning pour la prédiction et estimation de la porosité et de la perméabilité manquante par utilisation des données des diagraphies et mesures sur carotte au niveau du réservoir Siegénien de la zone étude Wadi El Teh, Berkine Ouest.

Objectifs du mémoire

L'objectif de ce travail consiste à trouver des modèles adéquats de prédiction de la porosité et perméabilité par l'utilisation des méthodes de la Machine Learning.

Organisation du mémoire

Ce travail a été structuré comme suit :

Le chapitre I : Définitions et présentations des paramètres pétrophysiques et différents types de porosité, perméabilité et faciès, est abordé les problèmes liés à l'estimation des paramètres pétrophysiques,

Chapitre II : Ce chapitre est subdivisé en trois parties : définitions et généralité sur la Machine Learning, les différents types d'apprentissage, et en finissent par la Méthodologie proposée de l'étude.

Chapitre III : Ce chapitre comporte une présentation de la région d'étude Wadi El Teh bassin Berkine ; et évaluation pétrophysique (mesures sur carottes avec gamma ray spectral) et interprétation des diagraphies du réservoir Siegénien

Chapitre IV Conclut ce travail par l'application des méthodes ML et différents résultats qualitatifs, quantitatives et prédiction de la porosité et perméabilité par méthodes Machine Learning avec une comparaison entre la porosité et perméabilité carotte et la perméabilité simulée par (MLR, ANN, SVM).

La conclusion générale va reprendre tous les résultats obtenus avec des recommandations.

CHAPITRE I

LA PÉTROPHYSIQUE

- DÉFINITIONS ET GÉNÉRALITÉ -

I.1. Introduction

La présence des hydrocarbures dans les réservoirs ne peut être prouvée qu'après d'un forage et qu'après la connaissance de certaines caractéristiques et paramètres pétrophysiques, en effet, des enregistrements des diagraphies réalisées.

Pour obtenir ces informations et d'après des enregistrements réalisés on peut connaître:

Profondeur, épaisseur des formations.

Lithologie et volume d'argile.

La saturation en huile, gaz et eau.

Estimation de la perméabilité et porosité.

Détection des zones à haute pression.

I.2 Définition des diagraphies

La diagraphie « carottage électrique », en anglais : - Well Log-, est un enregistrement des caractéristiques des formations géologique traversées par un sondage en fonction de la profondeur.

Le principe de la méthode consiste à mesurer des paramètres quelconques à l'aide d'une sonde (outil) descendue dans le puits au bout d'un câble qui en plus du moyen mécanique sert aussi du support pour la transmission des signaux entre l'outil en profondeur et l'unité d'enregistrement en surface.

Notons que les diagraphies sont déterminantes pour l'efficacité de l'exploration pétrolière, elles permettent de confirmer ou infirmer les indices décelés durant les phases préliminaires de sismique de surface et de forage. Si les indications sont favorables, elles seront suivies par des phases d'essais des puits (afin de tester les capacités de production du puits étudié).

D'une manière générale, il existe deux types de diagraphies :

a. Les diagraphies instantanées

Ce sont des diagraphies enregistrées en cours de forage (LWD : Logging While Drilling) donnant ainsi des informations sur :

- La teneur en hydrocarbure et/ou eau ;
- La vitesse d'avancement du trépan de forage;

- La porosité et densité ;
- La perméabilité.

Actuellement, on utilise des cabines géologiques informatisées qui donnent les différents paramètres en temps réel. Ces derniers sont utiles pour la surveillance géologique du sondage.

b. Les diagraphies différées

Ce sont des enregistrements effectués à l'arrêt du forage en trou ouvert ou tubé, après retrait des tiges de forage du puits, les principales informations recueillies de ces diagraphies sont essentiellement :

- La résistivité et le potentiel spontané ;
- La radioactivité naturelle (contenu en Potassium, Thorium et Uranium) ;
- La vitesse du son ;
- La densité de la formation, sa porosité, sa perméabilité
- La température de boue de forage ;
- Les paramètres géométriques, comme le diamètre du sondage ainsi que la déviation et l'azymite.
- Le pendage de la formation ;
- La constante électrique ;
- Les principaux minéraux constituent la matrice de formation.

I.2.1. Les paramètres pétrophysiques:

I.2.1.1 La porosité (Φ)

La porosité est définie comme étant le rapport du volume des vides (pores) sur le volume total de la roche, elle est exprimée en pourcentage et elle dépend de la distribution et de la taille des grains (**O. Serra, 1979**).

I.2.1.2 La perméabilité

La perméabilité d'une roche caractérise son aptitude à permettre l'écoulement des fluides contenus dans son espace poreux. Ce dernier ne permet pas le déplacement des fluides que dans la mesure où ses pores sont reliés entre eux; on dit alors que la roche est perméable (**Perrodon, 1985**). Les types de perméabilité sont :

Perméabilité spécifique ou absolue : c'est la perméabilité mesurée avec un seul fluide in situ, par exemple : la perméabilité à l'air, la perméabilité à l'eau, la perméabilité à l'huile.

Perméabilité effective : quand un fluide existe dans la porosité de la roche (à une saturation différente de la saturation irréductible minimale), le résultat de la mesure de la perméabilité à l'aide d'un deuxième fluide est appelé perméabilité effective pour ce fluide.

Perméabilité relative : c'est le rapport de la perméabilité effective sur la perméabilité spécifique. La perméabilité relative à un fluide donné varie en fonction directe de la saturation de ce fluide dans la roche et s'exprime en pourcentage de déplacement d'un fluide par rapport à l'autre (Monicard, 1965).

Henry Darcy réalisa une série d'expériences sur l'écoulement de l'eau dans une couche filtrante de sable. Loi améliorée de Darcy est donnée par l'équation :

$$Q = \frac{(P_1 - P_2) SK}{\mu L} \text{-----(1)}$$

- Q : Volume d'eau écoulé par unité de temps [cm^3/s en unités CGS]
- P_1 : Pression entrante [atm en unités CGS]
- P_2 : Pression sortante [atm en unités CGS]
- S : Surface de la couche filtrante [cm^2 en unités CGS]
- k : Perméabilité [milli darcy en unités CGS]
- μ : Viscosité du fluide [centipoise en unités CGS]
- L : Longueur sur laquelle s'effectue l'écoulement [cm en unités CGS].

I.2.1.3 Le Faciès : L'analyse des faciès diagraphiques consiste en premier lieu à identifier les électrofaciès principaux et en second lieu à étudier les litho-faciès et leurs arrangements spatio-temporels.

Pour l'ensemble des sondages étudiés, les enregistrements diagraphiques (Gamma Ray et sonique) nous ont permis de définir trois types d'électrofaciès, il s'agit de :

1. Electrofaciès I : Les mesures enregistrées (Gamma Ray= 115 à 140 API, Sonic = 70 à 75 $\mu\text{s}/\text{ft}$) évoquent la présence d'argile. Comme démontrée en (Figure I.1)

2. Electrofaciès II : Les faciès diagraphiques correspond essentiellement à des grès (Figure I.2), les mesures enregistrées sont : GR= 30 à 40 API et DT entre 60 à 70 $\mu\text{s}/\text{ft}$

3. Electrofacies III : Les valeurs de GR et de DT permet d'identifier une alternance de grès et d'argiles (Figure I.3). En ce qui concerne les grès, les valeurs enregistrées pour le GR sont de l'ordre de 40 API. Par contre, les argiles montrent des valeurs de GR de l'ordre de 130 API. Par ailleurs, les valeurs du DT sont 45 $\mu\text{s}/\text{ft}$ pour les grès et 65 $\mu\text{s}/\text{ft}$ pour les argiles.



Figure I.1.-Réponse diagraphiques : Faciès argileux.

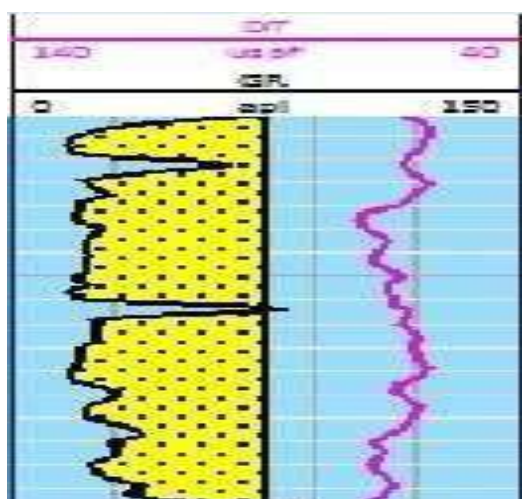


Figure I.2 -Réponse diagraphiques : Faciès gréseux.

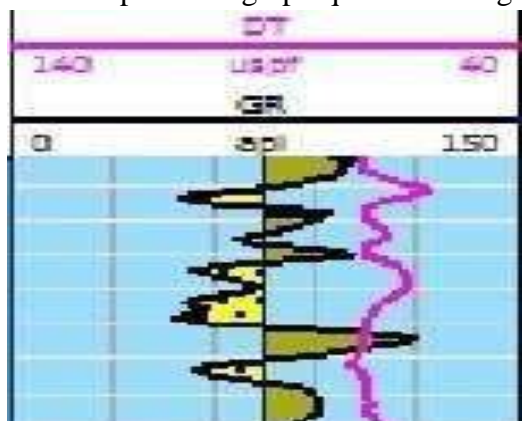


Figure I.3 -Réponses diagraphiques : Alternance de grès et argiles.

I.2.2 Les types de porosité :

- **La porosité totale** Φ_t : C'est le rapport du volume total des vides (pores) existant sur le volume total de roche. Elle inclut :

a. **Porosité primaire** Φ_1 (**intergranulaire**) : correspond aux vides entre grains, et dépend la forme et du classement des éléments solides.

b. **Porosité secondaire** Φ_2 : correspond à la cavité, fissure et fracture que subit la roche sous l'action des contraintes provoquées par la tectonique.

$$\Phi = \frac{V_p}{V_t} \times 100 = \frac{(V_t - V_s)}{V_t} \times 100 \text{ -----(2)}$$

- Φ : porosité [%].

- V_t : volume total (ou apparent) de l'échantillon [m^3].

- V_p : volume des vides (ou pores) entre les grains solides [m^3].

- V_s : volume réel des grains [m^3].

- **La porosité connectée** : c'est le pourcentage du volume total des vides connectés 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 pas circuler.

- **La porosité effective ou utile** Φ_U : cette représente la porosité accessible aux fluides libres à l'exception de la porosité non connectée et de l'espace occupé par l'eau absorbée et celle liée aux argiles.

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

Faible si : $\Phi < 5 \%$.

Médiocre si : $5 \% < \Phi < 10 \%$.

Moyenne si : $10 \% < \Phi < 20 \%$.

Bonne si : $20 \% < \Phi < 30 \%$.

Excellente si : $\Phi > 30 \%$.

I.2.3 Méthodes conventionnelles de calcul de porosité

La porosité est ici calculée à partir des Logs de neutron, densité et sonique :

- **Porosité Sonique** : Elle est calculée à partir de la relation suivante dite formule de Wyllie :

$$\Phi_S = (\Delta t_{lu} - \Delta t_{ma}) / (\Delta t_f - \Delta t_{ma}) \text{-----}(3)$$

Δt_{lu} : Temps de parcours du trajet de l'onde sonique en face du niveau étudié.

Δt_{ma} : Temps de parcours du trajet de l'onde sonique dans la matrice.

Δt_f : Temps de parcours du trajet de l'onde sonique dans le fluide.

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

$$\Phi_{SC} = \Phi_S - V_{Sh} \Phi_{S sh} \text{-----}(4)$$

$\Phi_{S sh}$: Porosité sonique des argiles.

- **Porosité Neutron** : directement lue sur le Log neutron et doit être corrigée de l'effet d'argile par l'équation suivante :

$$\Phi_{nc} = \Phi_{ncal} - V_{Sh} \Phi_{nsh} \text{-----}(5)$$

Φ_{nsh} : Porosité neutron lue en face des argiles.

- **Porosité de Densité** : est calculé l'équation suivante :

$$\Phi_d = (\rho_b - \rho_{ma}) / (\rho_f - \rho_{ma}) \text{-----}(6)$$

ρ_f : Densité globale lue en face du niveau étudié (g/cm³).

ρ_{ma} : Densité de la matrice.

ρ_f : Densité fluide .

Φ_d : Porosité donnée par les outils de la densité.

La porosité de densité doit être corrigé de l'effet de l'argile par la formule suivante :

$$\Phi_{dc} = \Phi_d - V_{Sh} \Phi_{dsh} \text{-----}(7)$$

Φ_{dsh} : La porosité de densité des argiles, V_{Sh} : Volume d'argile.

I.3. Les enregistrements des diagraphies

I.3.1 Diagraphie nucléaires (GAMMA RAY) :

Les diagraphies font un usage intensif de la mesure de la radioactivité dans les forages. Les logs nucléaires ont en effet un grand avantage, ils peuvent être enregistrés en trous ouverts ou tubés, vides ou remplis de n'importe quel type de fluide (*MI (Diagraphies (Rayonnement gamma- p 85))*). Les plus couramment utilisés sont le gamma ray, qui est une mesure de la radioactivité naturelle. Le log gamma-gamma et le log neutron qui sont des mesures de radioactivité provoquée. La diagraphie nucléaire la plus simple, le gamma ray, est une mesure de la radioactivité naturelle existant dans certaines roches (Figure I.4) radioactivité des principales roches sédimentaires, (*D. Chapellier*). Ce log apporte des informations lithologiques ; il met bien en évidence les charbons, les évaporites et surtout les niveaux d'argiles qui constituent souvent les limites des réservoirs dans le sous-sol.

D'autre part, le log gamma permet d'estimer le pourcentage d'argile Vsh dans les formations sableuses. Contrairement au log P.S. qui a la même fonction, il peut être utilisé dans les forages tubés, en présence de boues résistantes et dans les forages remplis d'air (*MI (Diagraphies (Rayonnement gamma- p85))*).

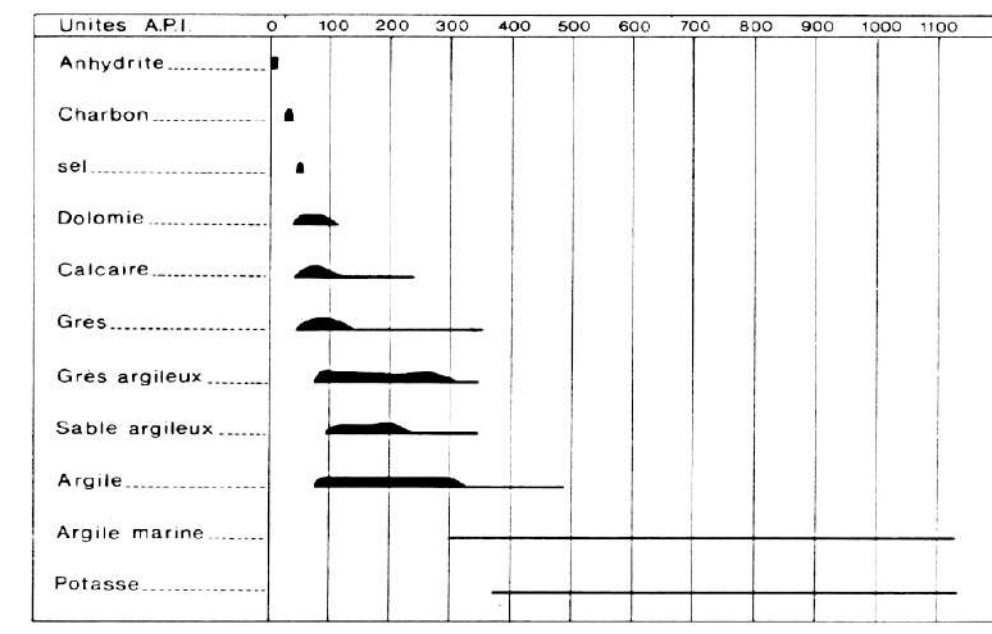


Figure I.4: Radioactivité des principales roches sédimentaires.

En fait les principales roches réservoirs peuvent être classées selon leur degré de radioactivité comme suivant :

Roches à radioactivité élevée :

- Granites potassiques et roches en décollant,
- Certains sables et grès riches en minéraux accessoires à uranium et thorium,
- Phosphates,
- Evaporites potassiques,
- La plupart des argiles,
- Schistes noirs.

Roches à radioactivité moyenne :

- Grès et sables,
- Gneiss.

Roches à radioactivité faible :

- Calcaires et dolomies,
- Charbons en général,
- Evaporites sans potassium, halite, anhydrite,
- Roches basiques et ultrabasiques.

I.3.2 Diagraphies Soniques : La diagraphie sonique est basée sur l'étude de la propagation dans les roches d'ondes acoustiques générées par l'outil de diagraphie. La mesure de la vitesse de propagation de ces ondes et de leur atténuation apporte des renseignements sur les propriétés mécaniques des roches traversées. La propagation d'ondes acoustiques dépend en effet des propriétés élastiques des formations composant le sous-sol (*MI Diagraphies (LE LOG SONIQUE P 117)*).

Le paramètre mesuré est la vitesse de propagation des ondes P.

Dans la pratique, le sonique log mesure le temps de transit ΔT entre deux récepteurs, d'ondes longitudinales envoyées dans la formation (Figure I.5).

Souvent le système utilisé comporte deux émetteurs et deux récepteurs couplés, ceci pour pouvoir corriger les décalages dans les temps de parcours, les effets de cave et le

décentrement de l'outil. Le temps de transit ΔT entre les deux récepteurs se mesure en microsecondes par pied, $\mu\text{s}/\text{pied}$.

Le ΔT est enregistré en échelle linéaire.

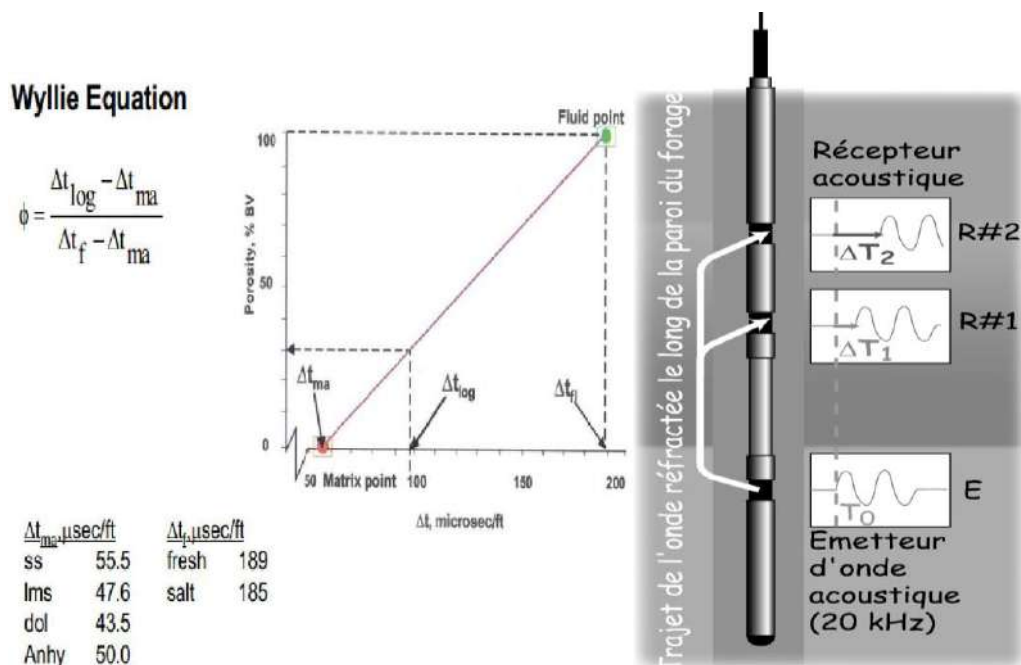


Figure I.5 : Principe de fonctionnement de la sonde sonore

La profondeur d'investigation du sonique n'est pas très élevée, c'est un outil qui mesure dans la zone lavée. Le temps de parcours mesuré sera la moyenne globale des temps de parcours dans la roche et dans le fluide.

I.3.3 Diagraphies de résistivité :

Parmi les paramètres mesurés par les outils de diagraphie, il en est un qui intervient à maintes reprises: la résistivité électrique des roches. La résistivité électrique des roches R , est dans la plupart des cas de type électrolytique, c'est à dire que les roches conduisent le courant électrique grâce au fluide qu'elles contiennent. On peut dire que la résistivité électrique d'une roche dépend essentiellement :

- De la qualité de l'électrolyte, c'est à dire de la résistivité du fluide d'imbibition R_w et par conséquent, de la quantité de sels dissous.
- De la quantité d'électrolyte contenue dans l'unité de volume de la roche, c'est-à-dire de la porosité ϕ , et mode de distribution de l'électrolyte.

Selon leur principe de fonctionnement, les outils de résistivité sont classés en deux grandes catégories, à savoir :

1. Les outils à induction (courant induit).
2. Les outils à latérolog (courant conduit).

a) **La qualité de l'électrolyte:** La résistivité d'un électrolyte dépend de sa teneur en ions, la mobilité des ions en solution. Or la mobilité varie, il en résulte que la résistivité d'une eau dépend non seulement de la quantité de sel dissous, mais encore de leur nature. La quantité de sel en solution s'exprime en grammes par litre : $1 \text{ g/l} = 1000 \text{ ppm}$, $1 \text{ mg/l} = 1 \text{ ppm}$ (Chapellier D. (*Diagraphie de pétrole P14*)).

Pour caractériser l'eau, on utilise souvent la notion de salinité équivalente. C'est la salinité en NaCl qui provoquerait une résistivité égale à celle de l'eau considérée (Chapellier D. *Diagraphie de pétrole P14*).

La contribution d'un sel à la résistivité d'une solution dépend de la concentration de ce sel et de la salinité totale.

Si l'on connaît la salinité d'une eau et sa composition on peut, grâce à l'abaque 2 (Figure I.6), obtenir les coefficients qui permettront de passer de divers sels à l'équivalent NaCl. Il est malheureusement impossible de connaître la composition chimique de l'eau en partant de sa résistivité. Cependant il existe un abaque 1 (Figure I.7), qui permet, à partir de la valeur de la résistivité et de la température, de trouver la salinité en équivalent NaCl d'une solution.

La résistivité d'un électrolyte dépend aussi de sa température.

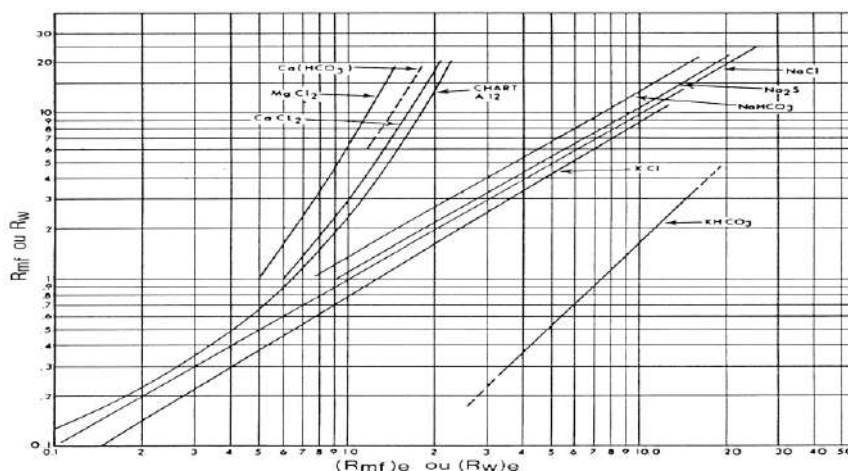


Figure I.6: Résistivité équivalente et normale des solutions ioniques (Abaque 2).

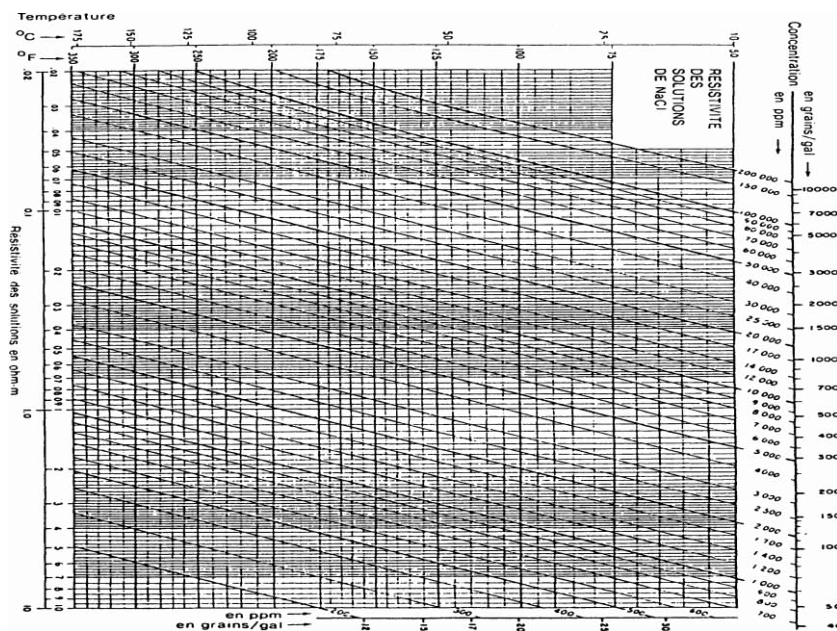


Figure I.7: Détermination de la salinité en équivalent NaCl d'une solution (Abaque 1).

b) Présentation de l'enregistrement

L'enregistrement des résistivités se fait sur la marge droite du log. Elle est en échelle logarithmique, on y trouve les différentes courbes de résistivité selon leur rayon d'investigation.

Dans le cas du DLL on trouve :

1. La courbe LLd, latérolog deep à rayon d'investigation, relativement profond.
2. La courbe LLs, latérolog shallow à rayon d'investigation, relativement proche.

I.4 Interprétation des diagaphies

I.4.1 Interprétation Qualitative

On définit le volume d'investigation d'une sonde gamma ray comme étant le volume sphérique centré sur le détecteur, dont proviennent 99 % des photons gammas détectés. Ce volume n'a pas de limites bien marquées, il dépend de l'instrument, du fluide de forage, du diamètre du trou, de la présence du tubage, de la densité de la roche...etc. Le rayon de la sphère d'investigation varie entre 20 cm pour les formations denses telles que la dolomie, jusqu'à 90 cm dans des lignites.

Alors, le log gamma va être influencé par :

- Le diamètre du trou : Il est évident que lorsque le détecteur de rayons gammas se trouve en face d'une cave, il ne mesure pas autant de rayons gammas. Cette diminution sera d'autant plus forte que la densité de la boue est élevée.

- Le tubage : le log gamma peut s'enregistrer en trou tubé. L'acier du tubage joue le rôle d'écran, de telle sorte que l'activité mesurée n'est pas comparable aux mesures faites en trou ouvert. Les corrections à apporter pour le diamètre du trou, la densité de la boue et l'épaisseur du tubage sont données par différentes abaques. Ils permettent de normaliser toutes les mesures de radioactivité naturelle effectuées dans les sondages.

I.4.2 Interprétation Quantitative

a. Détermination du volume d'argile : Le volume d'argile est calculé par la formule de l'équation (8)

$$V_{sh} = (GR_{lu} - GR_{min}) / (GR_{max} - GR_{min}) \text{-----(8)}$$

GR_{min}: GR lu en en face du banc de grès le plus propre du réservoir.

GR_{max}: GR lu en face d'une argile non cavée.

b. Détermination de la résistivité de l'eau de formation: Il existe plusieurs méthodes de détermination de « Rw » parmi ces méthodes, celles des échantillons qui sont dites méthode des tests de résistivité. Elle consiste en la récupération d'un échantillon de l'eau de formation à partir des diagraphies. Cet échantillon est utilisé en laboratoire pour définir sa salinité S (ppm) et sa température T. L'utilisation de l'abaque GEN-9 de Schlumberger nous permet de déterminer la résistivité d'eau de formation Rw (Figure I.8)

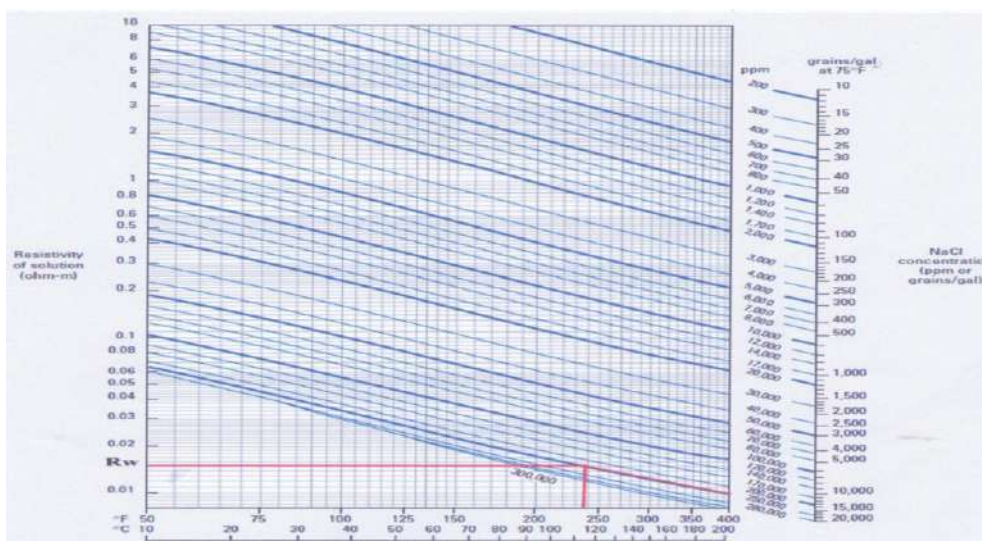


Figure I.8: Détermination de **Rw** par la méthode Graphique (Abaque GEN-9 Schlumberger).

I.4.3 Problème liée à l'estimation de porosité dans Berkine Ouest

La porosité et la perméabilité sont des paramètres essentiels dans l'évaluation et développement du gisement pétrolier, mauvaise estimation de la porosité utilisée dans le calcul des réserves en place cause des grandes problèmes dans la rentabilité du gisement, et que le meilleur moyen d'avoir une bonne caractérisation de ses propriétés est le mesure direct et réel sur carottes au laboratoire, cependant les carottes n'ont pas toujours disponibles à cause des problèmes techniques et géologiques rencontrés durant le carottage, et des intervalles non carottées dans le but de réduire le coût du forage.

Autres problèmes influent sur l'estimation de la porosité sont des problèmes techniques durant le forage comme (les pertes de la boue, coincements des outils Logging, Sidetrack et des mauvaises conditions trou).

D'autre côté, le problème d'hétérogénéité des réservoirs, et que la récupération des carottes dans les réservoirs est difficile, à cause de coincement dû à la présence des argiles gonflantes, ces derniers caractérise une complexité du milieu de dépôt, alternance argile-grès, d'ailleurs la plupart des corrélations ne sont appropriées que pour l'estimation de la perméabilité et porosité Grès, sables non consolidés et milieux poreux relativement homogènes (*Newman & Martin, 1977 ; Thomas & Pugh, 1987*) et la plupart des formules proposées incluent des données statiques sur les propriétés physiques des roches, tandis que la perméabilité est une variable dynamique et son estimation d'une plus grande confiance nécessite un historique de production instantané (*Dullien, 1992*). Cependant, avoir des données dynamiques peut nécessiter plus de temps et également des coûts plus élevés (*Byrnes 1994*).

I.4.4 Solution actuelle et sa limitation :

Actuellement, des méthodes et mesures utilisés pour estimation les paramètres pétrophysiques d'un réservoir :

A - Mesures directs (mesures sur carotte): sont des mesures faites sur une carotte au niveau de laboratoire, et à partir de cette carotte on peut calculer : la porosité, perméabilité et saturation.

Les avantages de carotte :

- Détermination de l'aspect lithologique, stratigraphique, structurale et sédimentologique d'un réservoir,
- Détermination les paramètres et caractéristiques pétrophysiques d'un réservoir (porosité, perméabilité et saturation)

Les inconvénients de cette méthode :

- Problèmes techniques durant le carottage, comme le coincement de carottier et de non récupérer de la carotte.
- Le coût élevé d'une opération de carottage,
- Perte des parties et mètres de la carotte durant l'acheminement d'une carotte.
- Mauvaises conditions de la conservation d'une carotte influente sur la fiabilité des paramètres pétrophysiques.

I.5. Conclusion

Dans ce chapitre on a bien défini les diagraphies et son importance pour détermination des paramètres pétrophysiques des réservoirs et l'estimation des réserves en place des hydrocarbures ; parmi ces paramètres essentielles est la porosité. Ce dernier se déterminé par des mesures et des essais sur carottes, mais certains problèmes empêchent la détermination de la porosité par exemple : problèmes techniques au cours de forage, perte du carottage, le coût élevé des carottages et la nature du milieu de dépôt, et avec la limitation des méthodes actuelles à résolues ces problèmes, afin de donner des estimations bien précis des paramètres pétrophysiques. Pour cela on a proposé d'utiliser des nouveaux modèles et méthodes de la Machine Learning qui sera détaillé dans chapitre II.

CHAPITRE II

MACHINE LEARNING

-BASE THEORIQUE-

II.1 Introduction :

La Machine Learning est une discipline qui s'intéresse aux procédés, méthodes qui permettent à une machine de réaliser des tâches relevant de l'intelligence humaine (apprentissage, dialogue, raisonnement, compréhension du langage, comparaison ...etc.).

Les avantages :

- Opportunités relatives à la résolution de problèmes,
- La rapidité de prise de décision,
- L'augmentation de l'efficacité, à la réduction des coûts, etc...

Dans cette étude on a utilisé l'une des méthodes de l'intelligence artificielle, c'est la Machine Learning, qui nous permet de reconstituer ou estimer des paramètres pétrophysiques, spécialement la porosité dans les intervalles non carottés ou à des mauvaises qualités des données.

II.2 Description général de la Machine Learning

La Machine Learning (apprentissage automatique, apprentissage artificiel ou apprentissage statistique) est un champ d'étude de l'intelligence artificielle qui se fonde sur des approches mathématiques et statistiques pour donner aux ordinateurs la capacité d'« apprendre » à partir de données, c'est-à-dire d'améliorer leurs performances à résoudre des tâches sans être explicitement programmés pour chacune. Plus largement, il concerne la conception, l'analyse, l'optimisation, le développement et l'implémentation de telles méthodes.

Machine Learning comporte généralement deux phases :

- La première consiste à estimer un modèle à partir de données, appelées observations, qui sont disponibles et en nombre fini, lors de la phase de conception du système. L'estimation du modèle consiste à résoudre une tâche pratique, telle que traduire un discours, estimer une densité de probabilité, reconnaître la présence d'un chat dans une photographie ou participer à la conduite d'un véhicule autonome. Cette phase dite « d'apprentissage » ou « d'entraînement » est généralement réalisée préalablement à l'utilisation pratique du modèle.
- La seconde phase correspond à la mise en production : le modèle étant déterminé, de nouvelles données peuvent alors être soumises afin d'obtenir le résultat correspondant à la tâche souhaitée. En pratique, certains systèmes peuvent poursuivre leur apprentissage une

fois en production, pour peu qu'ils aient un moyen d'obtenir un retour sur la qualité des résultats produits.

II.3 Historique de développement

II.3.1 Evolution des algorithmes

La Machine Learning n'est pas une nouvelle technologie, le premier réseau neuronal artificiel, appelé « Perceptron », a été inventé en 1958 par le psychologue américain Frank Rosenblatt.

Au départ, Perceptron devait être une machine, et non un algorithme. En 1960, il a été utilisé pour le développement de la machine de reconnaissance d'images « Mark 1 Perceptron ». Mark 1 Perceptron a été le premier ordinateur à utiliser des réseaux neuronaux artificiels (ANN) pour simuler la réflexion humaine et apprendre par essais et erreurs.

Entre 1950 et 2020, beaucoup de choses ont changé. Les ressources informatiques sont désormais largement disponibles en tant que matériel et logiciel, le calcul de haute performance étant accessible. Haute qualité des logiciels pour l'apprentissage automatique sont largement disponibles via le mouvement des logiciels libres et open-source, en concurrence pour l'utilisation de leurs frameworks d'apprentissage automatique open source (*Tensorflow*, *Pytorch*, *CNTK2*) et des développements indépendants atteignant de larges applications telles que *scikit-learn* (*Pedregosa et al., 2011*) et *xgboost* (*Chen & Guestrin, 2016*). (Ameur-zaimche ouafi, 2020)

Les modèles de la Machine Learning, statistiques et mathématiques ont une longue histoire en géoscience. Des modèles de Markov ont été utilisés pour décrire la sédimentologie dès les années 1970 (*Schwarzacher, 1972*) et l'utilisation des k-moyennes en géoscience dès 1964 (*Preston et al., 1964*). En géophysique, les applications des NN pour effectuer une évolution sismique étaient publiés dans les années 80 (*Zhao et al. (1988)*). Les premières méthodes basées sur les arbres étaient principalement utilisées géologie économique et géophysique d'exploration pour la cartographie de prospectiviste avec Les arbres de décisions (DT) (*Newendorp, 1976 ; Reddy et al., 1991*). SVM a été appliqué dès le début à classification AVO Li et al., 2004 et délimitation des faciès géologiques pour l'analyse hydrologique (*Tartakovsky, 2004*).

II.3.2 Application de ML dans l'interprétation pétrophysique

Les modèles de Machine Learning peuvent être considérés comme une série de transformations de données à partir d'un espace à un autre espace, d'un point de vue géométrique, pour la tâche de caractérisation d'un réservoir, les mesures brutes (par exemple acoustiques, électriques, nucléaires et magnétiques) sont transformées avec des équations physiques ou empiriques en propriétés du réservoir (par exemple, porosité et perméabilité).

Des nombreuses études ont montré des résultats de l'application de la Machine Learning modèles pour améliorer la caractérisation du réservoir.

L'application de modèles de la Machine Learning est facilitée par le processus de numérisation dans l'industrie pétrolière et gazière.

Certaines études ont appliqué des modèles de Machine Learning pour bien interpréter automatiquement les Logs (*Shao et al., 2019 ; Wu et al., 2018*). Les Log de puits sont interprétés à l'aide de réseaux de neurones et des techniques d'inversion de données pour obtenir des propriétés physiques, par exemple : (*Wong et al., 1995*) ont classé les données de diagraphie en différents lithofaciès suivis par l'estimation de la porosité et de la perméabilité à l'aide de réseaux neuronaux génétiques.

La détermination de la lithologie à partir des diagraphies de puits a été effectuée par *Chang et al. (Chang et coll., 1997)* dans des unités de roche ordovicienne dans le nord du Kansas en utilisant la mémoire associative floue neurale réseau.

D'autres utilisent des modèles de Machine Learning pour générer des Log (*Akinnikawe et al., 2018*). Ces tâches impliquent généralement un simple problème de régression. Le neural artificiel. Le modèle de réseau est une sélection populaire pour ces tâches en raison de sa flexibilité. Par exemple, (*Elkatatny et coll. 2016*) a appliqué des réseaux de neurones artificiels pour prédire la densité apparente et de la porosité des neutrons.

II.3 Apprentissage supervisé et non supervisé de la ML

a. Apprentissage supervisé

La machine Learning supervisé est une technologie élémentaire mais stricte. Les opérateurs présentent à l'ordinateur des exemples d'entrées et les sorties souhaitées, et l'ordinateur recherche des solutions pour obtenir ces sorties en fonction de ces entrées. Le but recherché est que l'ordinateur apprenne la règle générale qui mappe les entrées et les sorties.

La machine Learning supervisé peut être utilisée pour faire des prédictions sur des données indisponibles ou futures (on parle de « modélisation prédictive »). L'algorithme essaie de développer une fonction qui prédit avec précision la sortie à partir des variables d'entrée – par exemple, prédire la valeur d'un bien immobilier (sortie) à partir d'entrées telles que nombre de pièces, année de construction, surface du terrain, emplacement, etc. (www.talend.com/fr/resources/what-is-machine-learning)

La machine Learning supervisé peut se subdiviser en deux types :

- **Classification** – La variable de sortie est une catégorie.
- **Régression** – La variable de sortie est une valeur spécifique.

Les principaux algorithmes de la Machine Learning supervisé sont les suivants : forêts aléatoires, arbres décisionnels, méthode du k plus proche voisin (k-NN), régression linéaire, classification naïve bayésienne, machine à vecteurs de support (SVM), régression logistique et boosting des gradients.

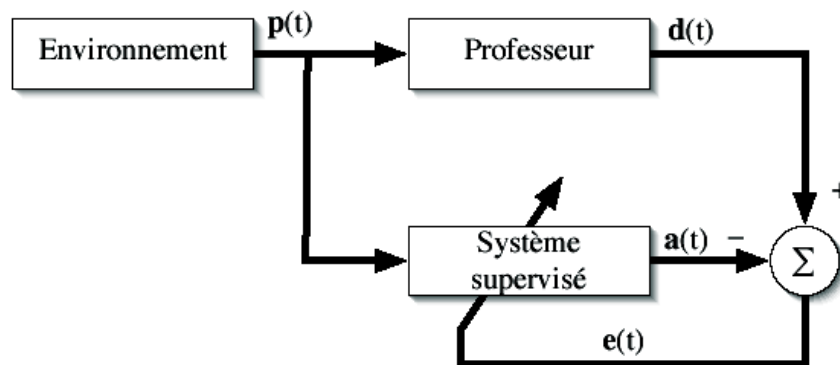


Figure II.1 - Schéma bloc de l'apprentissage supervisé

b. Apprentissage non supervisé

Dans la Machine Learning sans supervision, l'algorithme est laissé à lui-même pour déterminer la structure de l'entrée (aucun label n'est communiqué à l'algorithme). Cette approche peut être un but en soi (qui permet de découvrir des structures enfouies dans les données) ou un moyen d'atteindre un certain objectives. Cette approche est également appelée « apprentissage des caractéristiques ».

Un exemple de Machine Learning sans supervision est l'algorithme de reconnaissance faciale prédictive de Facebook, qui identifie les personnes sur les photos publiées par les utilisateurs.

Il existe deux types de machine Learning sans supervision :

- **Clustering** : L'objectif consiste à trouver des regroupements dans les données.
- **Association** : L'objectif consiste à identifier les règles qui permettront de définir de grands groupes de données.

Les principaux algorithmes de la Machine Learning sans supervision sont les suivants : K-Means, clustering/regroupement hiérarchique et réduction de la dimensionnalité.

II. 4 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. (*Ameur-zaimèche ouafi 2020*)

II.4.1 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.
- **L'axone** : Prolongement du neurone.
- **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.
- **Noyau**: Partie centrale d'une cellule, contenant les chromosomes.

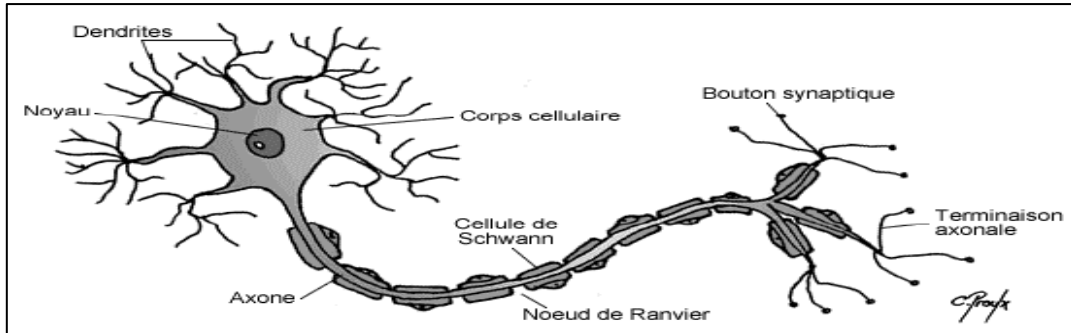


Figure II.2 Structure neurone biologique (Chantal Proulx)

II.4.2 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.

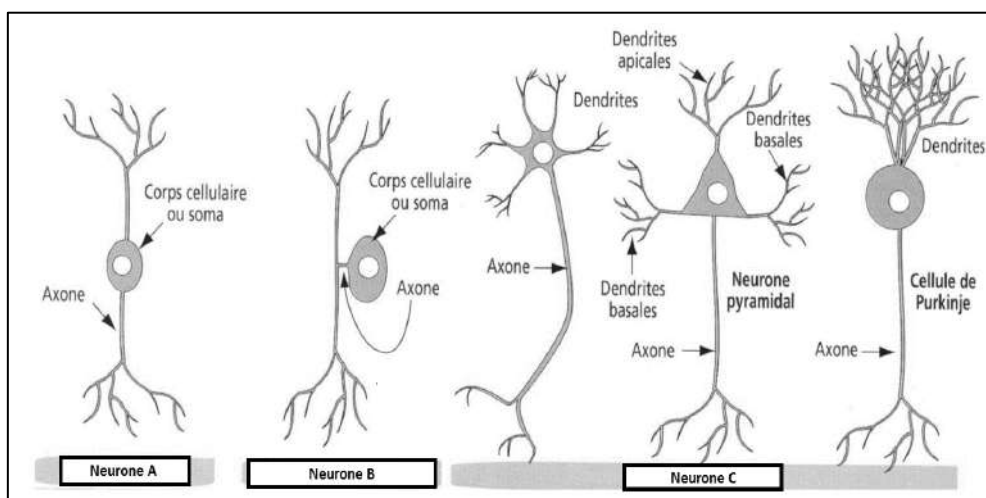


Figure II.3 Différentes géométries des neurones

II.5 Réseaux de neurones artificiels

Depuis une cinquantaine d'années, les chercheurs en informatique s'inspirent de la biologie dans le but de réaliser des constructions capables de résoudre divers problèmes complexes. La nature a depuis longtemps forgé le premier processeur (l'A.D.N1), des outils d'optimisation puissants, ainsi que des structures de calcul massivement parallèles possédant de formidables capacités d'adaptation comme notre cerveau. En effet, la centaine de milliards de neurones (connectés chacun à parfois plus de dix mille autres de manière tridimensionnelle) de notre cerveau a de quoi attirer l'attention des informaticiens (Yuste & Tank ,1996 in Romain ,2003).

II.5.1. Principe du neurone artificiel

L'Architecture des réseaux de neurones 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.

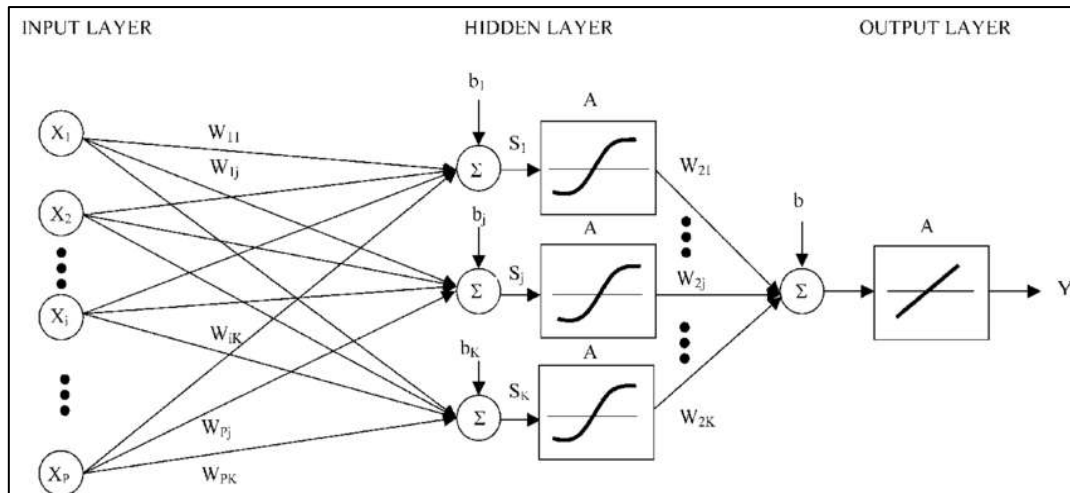


Figure II.4 Architecture du modèle optimale MLP pour l'estimation des paramètres pétrophysiques

II.6 Méthodologie proposé de l'étude

II.6.1 Les Réseaux de Neurones Artificiels ANN

Les réseaux de neurones sont une des composantes importantes du domaine de l'intelligence artificielle. Les réseaux de neurones « artificiels », pour les différencier des réseaux de neurones biologiques, sont composés de neurones artificiels simples, petites fonctions mathématiques, qui permettent, montés en réseau de former des fonctions complexes très utiles. Par analogie aux neurones biologiques, les neurones artificiels ont pour but de reproduire des raisonnements « intelligents » d'une manière artificielle (*Ameur-zaimèche Ouafi, 2020*).

C'est une méthode appliquée pour estimer la porosité et la perméabilité dans les intervalles non carottés, l'approche de ANN est une approche biologique.

Pour toute conception de modèle, la sélection des entrées doit prendre en compte deux points principaux :

- La dimension intrinsèque du vecteur des entrées doit être aussi petite que possible, en d'autres termes, la représentation des entrées doit être la plus compacte possible, tout en conservant pour l'essentiel la même quantité d'information, et en gardant à l'esprit que les différentes entrées doivent être indépendantes.

Toutes les informations présentées dans les entrées doivent être pertinentes pour la grandeur que l'on cherche à modéliser : elles doivent donc avoir une influence réelle sur la valeur de la sortie.

Pour estimer et calculer les paramètres (porosité et perméabilité) dans les intervalles non carottés et où il y a un manque de données, on utilise les données de diagraphies comme des entrées (in put), et les paramètres utilisés dans la sortie sont la porosité carotte et perméabilité carotte a estimés.

- **Elaboration du modèle par les réseaux de neurones :**

- a. **Collecte des données:** c'est l'étape de préparer et rassembler un nombre de données suffisant pour construire une bonne base de données pour 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, la deuxième utilisée comme base de validation (performances du modèle) et la troisième pour (test).
- 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 l'architecture du réseau 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 en 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.

- g. **Test :** En réalité il n'est y a pas grande différence entre la validation et le test puisqu'il réalise la même opération, sseulement 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'arrête 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 *Early Stopping* en Anglais.

II.6.2 Régression Linière Multiple

L'algorithme de régression linéaire est un algorithme d'apprentissage supervisé c'est-à-dire qu'à partir de la variable cible ou de la variable à expliquer (Y), le modèle a pour but de faire une prédiction grâce à des variables dites explicatives (X) ou prédictives (*website : actuaia.com/tutoriel/concepts machine Learning*)

$$Y = ax_1 + bx_2 + cx_3 + \dots + K + \varepsilon \text{ où } f(X) = aX + b \dots\dots\dots(01)$$

Avec :

- Y , la variable cible, aléatoire dépendante
- a, \dots, K les coefficients (pente et ordonnée à l'origine) à estimer
- $X = (x_1, \dots, x_q)$, la variable explicative, indépendante
- ε , une variable aléatoire qui représente l'erreur

L'avantage de l'algorithme de régression linéaire est sa simplicité d'interprétation et sa facilité de calcul. Par contre, le data scientist veillera à bien vérifier qu'il existe une relation linéaire entre les paramètres d'entrée et celle de sortie.

II.6.3 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).*

- **Erreur Quadratique Moyenne, Root Mean Square Error (RMSE) :**

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n (Y_{i\text{obs}} - Y_{i\text{sim}})^2} \dots\dots\dots(02)$$

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

- **Coefficient de Corrélation (CC) :** calculer par l'équation suivant :

$$CC = \frac{\frac{1}{N} \sum (Y_{i\text{obs}} - Y_{i\text{sim}})(Y_{i\text{obs}} - Y_{i\text{sim}})}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum (Y_{i\text{obs}} - Y_{i\text{sim}})^2} \sqrt{\frac{1}{N} \sum (Y_{i\text{obs}} - Y_{i\text{sim}})^2}} \dots\dots\dots(03)$$

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

II.7 Conclusion :

À l'issue de ce chapitre on a acquis une idée sur la machine Learning, description et son historique de développement; et évolution des algorithmes.

La machine Learning est subdivisée en deux : Apprentissage supervisé et autre non supervisé,

Comme on peut citer les différentes étapes et méthodes de la Machine Learning utilisées pour prédiction de la porosité et perméabilité :

- Régression Linéaire Multiple (MLR) ;
- Réseaux de Neurons Artificiels (ANN) ;
- SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM).

L'application de ces méthodes pour prédiction de la porosité et perméabilité sera bien détaillés dans le chapitre IV.

CHAPITRE III

PRESENTATION DE LA REGION

D'ETUDE

- WADI EL TEH -

III.1 Introduction :

Le bassin de Berkine est occupé une superficie environ de 120000 km² .

Ce bassin est de type intracratonique, s'étend en partie, dans les territoires tunisien et libyen, où il prend différentes appellations Bassin de Hamra, Bassin de Ghadamès.

Est limité par des zones hautes associées à une flexure de grande amplitude qui présentent des longueurs d'onde atteignant plusieurs centaines de kilomètres (**Figure III.1**).

Il est limité :

- Au Nord, par le Môle de Dahar de direction Est-Ouest qui correspond à une zone haute qui se situe dans le prolongement oriental de la voûte Tlrhem - Môle de Talemzane.
- À l'Ouest, par le môle d'Amguid - El Biod de direction subméridienne qui correspond au trend structural majeur Gassi Touil - Rhourde El Baguel.
- Au Sud, par le Môle d'Ahara correspondant en surface au plateau de Tinhert.
- À l'Est, par le bassin de Syrte, en Libye.

Et pour la région d'étude Wadi El Teh, se situe dans le centre du bassin de Berkine et cette région est caractérisée par une topographie dunaire importante qui peut atteindre 300 m d'hauteur par endroit.

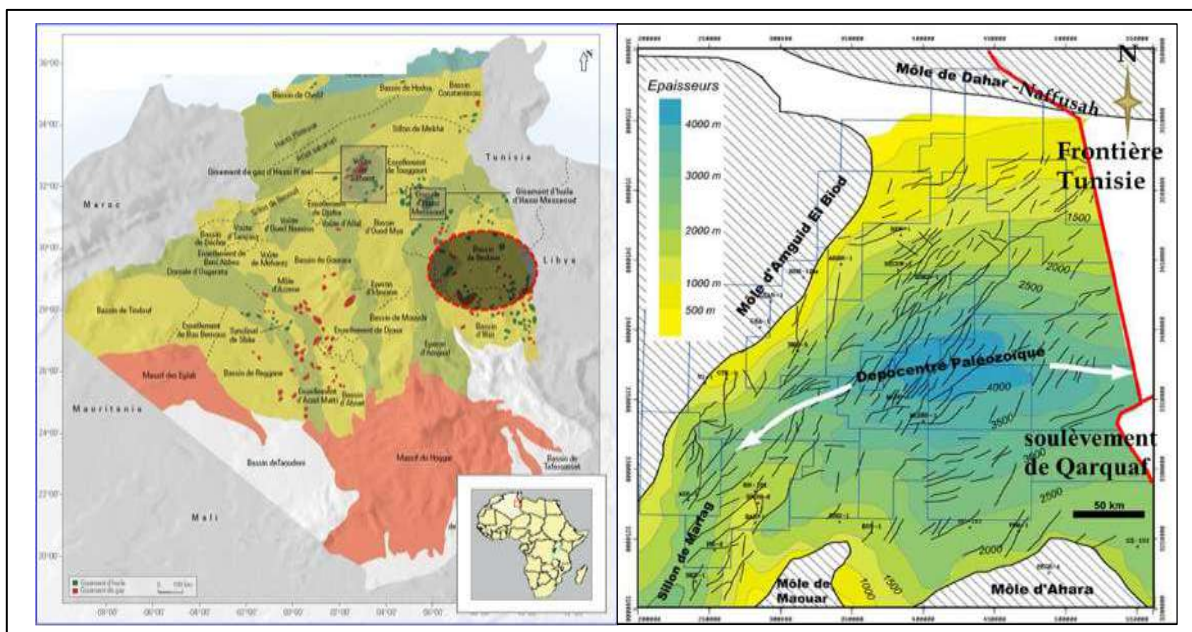


Figure III.1.: Coupe Nord Ouest-Sud Est passant par le Bassin de Berkine (WEC, 2007)

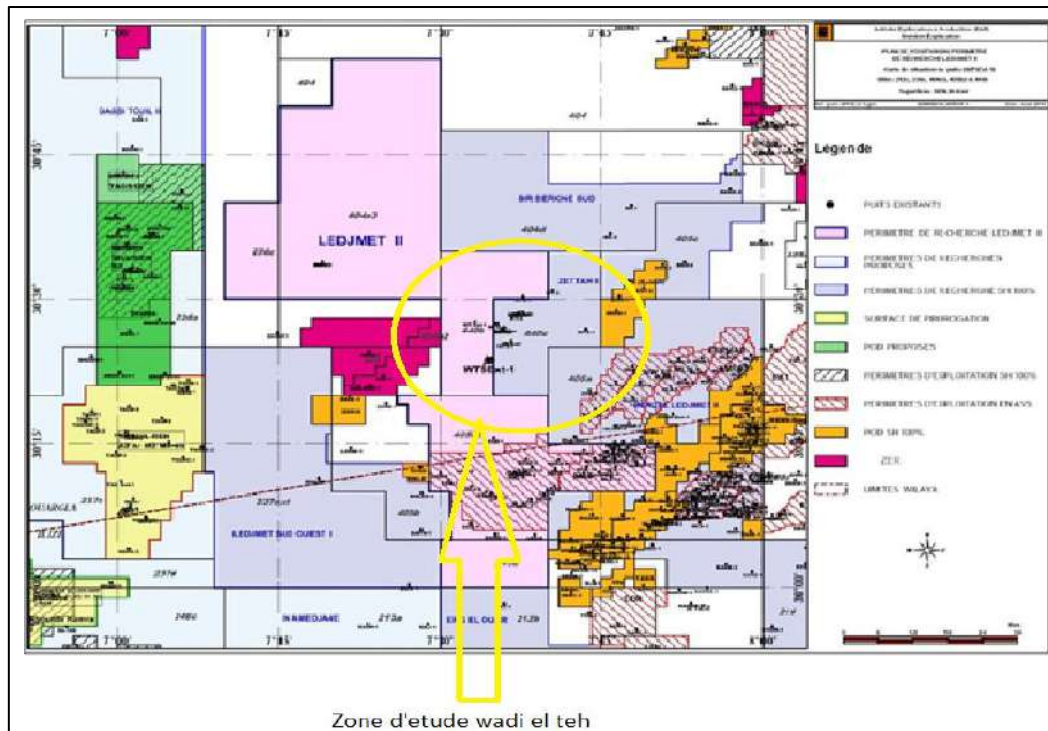


Figure III.2 : Plan de position des puits de la zone étude WADI EL TEH. (Document Sonatrach)

III.2 Les réservoirs Target de la zone d'étude Wadi El Teh :

III.2.1 Aspect Géologique :

a. Aspect Structurale de la zone d'étude : Y compris des différentes phases tectoniques et les plus importantes sont :

- La phase hercynienne précoce viséenne de direction N140° et la phase post Namurien de direction N120°. Ces deux phases sont responsables des mouvements compressifs ayant engendré la plupart des structures orientées Nord-Est / Sud-Ouest.
- La phase de distension Trias-Lias, de direction Nord-Ouest / Sud-Est, est responsable de la création des failles Nord-Est / Sud-Ouest et des variations latérales des épaisseurs des formations de part et d'autre de ces failles.
- La phase compressive autrichienne et la phase transgressive atlasique, dites alpines, sont responsables de la réactivation en compression ou en distension de certaines structures hercyniennes.

Seule la phase de distension Trias-Lias semble marquer la région de Wadi El Teh.

b. Aspect stratigraphique

La région de Wadi El Teh est constituée d'une série paléozoïque érodée sur sa partie sommitale, où on retrouve une forte diminution d'épaisseur des dépôts du Carbonifère, sous la discordance hercynienne et le non dépôt des formations permienes (Figure III.2).

Les séries méso-cénozoïques sont discordantes sur le Paléozoïque et sont caractérisées par d'épaisses séries évaporitiques, dont le Lias forme une couverture régionale pour les réservoirs triasiques.

Le Mésozoïque est surmonté par une couverture d'âge Mio-Pliocène peu développée.

Sur le profil de corrélation passant par les puits WT-3, WT-5, WT-1, WT-4 et WTS-1, il est nettement mis en évidence l'amincissement du Famménien sous la discordance hercynienne.

c. La litho stratigraphie de la région

Mio-Pliocène : Sable blanc, translucide et jaunâtre, localement rosâtre, moyen, grossier à très grossier, avec des traces de calcaire blanc-beige, dur, microcristallin et de rares fines passées de grès gris-beige, fin à moyen, subarrondi, silico-carbonaté, bien consolidé.

Sénonien carbonaté : Calcaire dolomitique, gris-blanc, gris beige, microcristallin, localement fossilifère, argileux et dolomitique avec de fines passées de dolomie beige, cristalline, dure, d'anhydrite blanche et gypse translucide et fibreux à intercalations de dolomie-calcaire et calcaire-dolomitique.

Sénonien Anhydritique : Calcaire et calcaire dolomitique, gris à gris blanchâtre, microcristallin, dur et passées d'argile, avec passées d'anhydrite blanche, cristalline et d'argile verte et brunâtre, dolomitique, tendre vers la base.

Sénonien Salifère : Sel blanc à translucide avec passées d'argile brune, légèrement salifère, tendre à pâteuse et de rares passées d'anhydrite blanche, cristalline et de dolomie beige, cristalline et dure.

Turonien : Alternance de calcaire blanc et gris-clair, microcristallin, crayeux avec argile grise, carbonatée, pyriteuse par endroits, tendre à indurée, silteuse, de dolomie beige, cristalline, moyennement dure et des marnes gris-vert, tendres à pâteuses.

Cénomanién : Alternances d'argile grise à brun-rouge, plastique à indurée, silteuse, de sel, blanc, translucide et de calcaire dolomitique, gris-blanc, tendre à moyennement dur, légèrement

dolomitique, passant parfois à des marnes, du sel blanc, de l'anhydrite blanche à grise, dure à pulvérulente, de la dolomie beige, microcristalline, dure, parfois anhydritique et argileuse.

Albien : Grés gris à beige, parfois vert, très fin à fin, parfois grossier, à ciment argileux à argilo-carbonaté, friable avec passées d'argile versicolore, silto-sableuse, tendre et de dolomie argileuse, brunâtre et compacte. Traces de lignite vers la base.

Aptien : Alternance d'argile, gris vert blanchâtre, tendre et de dolomie beige, blanc-beige, gris-blanc, microcristalline, moyennement dure à dure.

Barrémien : Alternance de grès gris-vert, parfois beige, brun, fin à très fin, localement moyen à grossier, à ciment argileux et argile brun-rouge, silteuse à silto-sableuse, tendre, localement indurée avec présence de lignite.

Néocomien : Argile brun-rouge, gris verdâtre, localement anhydritique silto-sableuse, tendre à indurée, légèrement carbonatée, tendre avec passées de grès brun-rouge, beige, fin à très fin, siliceux à silico-argileux, friable. Traces de pyrite et de lignite.

Malm : Alternance d'argile versicolore, pâteuse, silteuse, localement anhydritique, tendre à indurée, avec de fines passées dolomitique et silts tendres et de grès fin à très fin, à ciment argileux et silico-carbonaté, friable, présence d'anhydrite. Traces de pyrite et de lignite, de marne grise et pâteuse.

Dogger Argileux : Argile versicolore, tendre à indurée, silto-sableuse, légèrement dolomitique, parfois argile verte. Passées d'anhydrite blanche, pulvérulente, de calcaire beige-gris, argileux et de grès gris, brun-rouge et très fin. Traces de pyrite.

Dogger Lagunaire : Argile brun-rouge et grise, silto-sableuse, tendre à indurée, parfois plastique à indurée, localement anhydritique et légèrement carbonatée. Passées de grès gris-blanc, gypsifère, de dolomie, gris-brunâtre, argileuse et calcaire gris blanc et argileux. Traces de lignite.

Lias Anhydritique : Alternance d'argile grise-foncé et verdâtre, tendre à indurée, légèrement dolomitique et de dolomie grise à brune, cryptocristalline, parfois de calcaire gris blanc, dur avec passées d'anhydrite blanche et pulvérulente. Présence de sel blanc, translucide et rosâtre, massif.

Lias Salifère : Sel massif translucide, rose et blanc par parfois à passées d'argile brun-rouge, gris vert, tendre à pâteuse, légèrement salifère et de dolomie beige, microcristalline.

Horizon « B »: Alternance de calcaire dolomitique, blanc à gris blanc, microcristallin et argileux, brun-rouge, tendre et de dolomie beige, microcristalline, dure, passées d'anhydrite blanche, pulvérulente à la base.

Lias S1+S2: Sel blanc et rosâtre, translucide, massif à fines passées d'argile grise à brun rouge, tendre à indurée, parfois feuilletée, légèrement salifère. Présence d'anhydrite blanche, microcristalline, dure et pulvérulente.

Lias S3 : Sel massif, blanc à rosâtre, translucide, massif et amorphe, à microcristallin et cryptocristallin, induré, localement anhydritique avec une fine passée d'argile rougeâtre et brune, localement silteuse et anhydrite blanche dolomitique et légèrement indurée, salifère.

Trias Argileux : Alternance d'argile brun-rouge et verdâtre, indurée à tendre, silteuse, feuilletée avec grès brun rougeâtre à blanc, très fin à silteux, modérément à bien classé, moyennement à bien consolidé, surtout compact et argileux, rarement dolomitique et anhydritique.

Trias Argilo-Gréseux Supérieur (TAGS) : Grès blanc-beige, fin à moyen, siliceux à silico-argileux, sub-anguleux, friable à moyennement consolidé, à ciment anhydritique et argileux. Intercalations d'argile brun-rouge et grisâtre, tendre à indurée, rarement gris-noir, indurée, silteuse et anhydritique.

Trias Carbonaté : Argile brun rouge et grise à gris verdâtre, tendre à pâteuse, silteuse, parfois indurée avec passées de grès grisâtre, fin à très fin, légèrement carbonaté avec de rares fines passées de silt anhydritique, de calcaire dolomitique, blanc et tendre. Présence d'anhydrite blanche et pulvérulente.

Trias Argilo-Gréseux Inférieur TAGI : Grès blanc à gris beige et gris vert, fin et moyen à grossier, sub-anguleux à bien arrondi, à ciment siliceux de nourrissage parfois à ciment argileux à argilo-siliceux, plus ou moins induré. Intercalant des argiles et argiles silteuses, gris-vertes à rouge-brunes, silteuses et indurées.

Famménien : Argile gris foncé à noir, indurée, fessile à laminée, légèrement carbonatée et micacée, avec traces de pyrite ; rares nodules et de fines passées de grès gris-brun à gris foncé, fin à très fin. Rares traces de dolomie argileuse, gris brun et rares traces de calcaire argileux, blanc à gris clair.

Frasnien : Argile noire à gris foncé, indurée, compacte, localement laminée, légèrement marneuse, pyriteuse et traces de dolomie. Passage de calcaire blanc à gris clair, argileux et microcristallin, légèrement dolomitique.

Givétien/Eifélien : Argile gris clair à gris foncé, indurée, silteuse, micacée avec passées de grès gris clair, fin à moyen, siliceux, mal classé et calcaire dolomitique blanchâtre à beige cryptocristallin.

Emsien (F4) : Alternance : d'argile grise, fissile, laminée, silteuse et gréseuse, légèrement carbonatée avec traces de pyrite et micas avec des grès gris clair, indurés parfois friables, très fin à fin, localement moyens, avec un ciment argileux et siliceux. Traces de micas, de pyrite.

Siegénien : Grès gris blanc, verdâtre, parfois rouge, fin à moyen, à ciment silico-argileux, bien consolidé, avec intercalations d'argile gris clair à verdâtre, indurée, silteuse, micacé, traces de pyrite.

Gédinnien: Grès brun rouge à gris clair, moyen, dur par fois friable, bien classé, argileux.

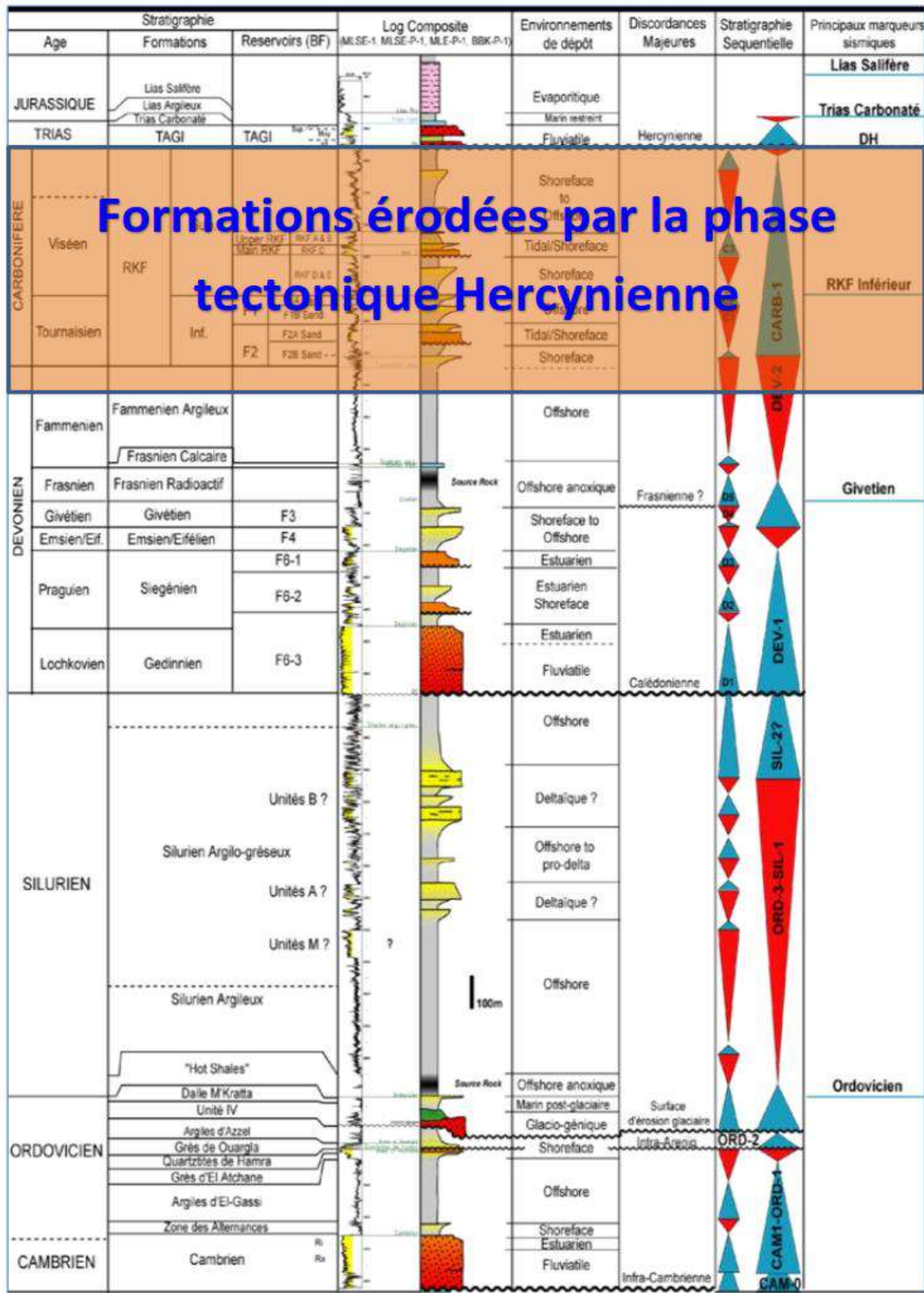


Figure III.3 : Colonne stratigraphique type de la zone d'étude Wadi El Teh

(Document Sonatrach)

III.2.2 Aspect pétrolier et réservoir de la zone d'étude Wadi El Teh :

III.2.2.1 Roches mères :

Les principales roches mères du bassin de Berkine sont les argiles radioactives riches en matière organique du Silurien basal et du Frasnien.

La roche mère frasnienne présente une épaisseur de plus de 100 m dans la région et présente un carbone organique total de 8 à 14 % et la roche mère silurienne présente un carbone organique total de 2 à 17 %.

Les limites d'affleurement sous discordance hercynienne de la formation frasnienne se situent à l'extrême ouest du bloc 440c. Le pic de génération d'huile a été atteint au cours du Crétacé inférieur à moyen.

La roche mère silurienne est à l'origine de la génération du gaz et de l'huile légère au niveau des zones Wadi El Teh avec un carbone organique total qui varie entre 2 et 17 %, où le pic d'huile aurait été atteint au Carbonifère et au Jurassique moyen.

Les voies de migration et les systèmes de charge des pièges dans la région sont complexes, mais les hydrocarbures se sont mis en place à la faveur de deux mécanismes :

- Verticalement à la faveur des failles et/ou contacts directs réservoir/roche-mère;
- Latéralement (favorisé par un contact direct TAGI / Frasnien) et par cheminement et migration à travers le drain TAGI.

III.2.2.2 Pièges pétroliers

Les pièges pétroliers sont des structures géologiques qui emmagasinent les hydrocarbures ils sont de trois types :

- a. Les pièges structuraux : qui correspondent à des structures géologiques permettant l'accumulation comme les plis et les failles.
- b. Les pièges stratigraphiques : correspondent à des zones de variation latérale de faciès, à des biseaux stratigraphiques sous discordance et à des barrières diagenétiques et/ou à lentilles sableuses.
- c. Les pièges mixtes : combinent les structures géologiques et lithologiques, comme les diapirs de sel.

III.2.2.3 Roches couvertures:

Une roche couverture situé au –dessus de la roche réservoirs fait office d'une fermeture hermétique et empêche le pétrole et le gaz naturel de continuer à remonter. Sont ceux de :

- a. La couverture des réservoirs Cambriens : La couverture de ces réservoirs est assurée par les argiles d'El Gassi.
- b. Les couvertures des réservoirs ordoviciens: Les argiles typiques de l'Ordovicien et les argiles siluriennes peuvent assurer la couverture des grès de ces réservoirs et fournir une étanchéité aux accumulations, à l'exception de là où celles-ci ont été érodées par l'orogénèse hercynienne.
- c. Les couvertures des réservoirs dévoniens : Les argiles intra-formations du Carbonifère et du Dévonien assurent la couverture des réservoirs dévoniens, il s'agit des argiles du Frasnien et du Famennien. Les réservoirs de l'Ordovicien et du Cambrien sont couverts par les argiles d'El Gassi. La fermeture latérale est assurée par le rejet vertical des failles associé au trend structural.
- d. Les couvertures de réservoir TAGI est assurée par les argiles du Trias carbonaté et du Lias argileux et par les sels du S3, S2 et S1.

III.2.2.4. Roches réservoirs:

Une roche réservoir est une roche suffisamment poreuse et perméable, capable de contenir et laisser circuler des hydrocarbures. Il s'agit de grès, sables, carbonates, dolomites ou de roches fracturées. La porosité des roches réservoirs est comprise en générale entre 5 à 30% du volume total de la roche. Les principaux réservoirs du bassin sont ceux du Trias, du Carbonifère, du Dévonien inférieur, de l'Ordovicien et du Cambrien.

a. Trias Argileux Gréseux Inférieur (TAGI):

Le réservoir TAGI est composé de niveaux gréseux d'origine fluviale, séparés par des niveaux argileux de plaine d'inondation. La distribution des épaisseurs varie de 44 à 63 m, contrôlée par des failles et régies par la paléo-topographie hercynienne de la région.

Le réservoir TAGI, repose sur la surface de la discordance hercynienne. La roche couverture est assurée par les argiles du Trias carbonaté ou par le Trias salifère.

Les résultats pétroliers du réservoir TAGI du Wadi El Teh sont résumés dans le tableau III.1

Tableau III.1 : Résultats et qualités réservoirs du Trias Argilo-Gréseux Inférieur (TAGI).

Puits	Net Pay (m)	Porosité (%)	SW (%)	Résultats pétroliers
A1	2.5	7.1	23.8	Intervalle : 3707-3742 m, 7m ³ /h d'huile + gaz Intervalle : 3708-3748 m, 14 m ³ /h d'huile + gaz
A2	8	12	45	Intervalle : 3721-3728 m, Huile : 4.06 m ³ /h et Gaz : 1172.72 m ³ /h avec un GOR : 282 m ³ /m ³ Intervalles : 3721-3728m et 3701-3711m, récupéré eau salée d=1.25 S : 313 g/l.
A3	3	8-13	15	À hydrocarbures par diagraphies (non testé)
A4	13	12	30	Huile et gaz (non éruptifs)
A6	11	13	15	Intervalle : 3678-3689 m, Huile : 20.19 m ³ /h et Gaz: 8221.64 m ³ /h avec un GOR: 372.82m ³ /m ³ .

b. Le réservoir Silurien argileux gréseux (SAG) : Le Silurien argilo-gréseux connu sous la nomenclature SAG, correspond à une sédimentation type marin, constitue l'un des principaux objectifs de recherche actuelle dans la partie centre du bassin. Il est caractérisé par une porosité entre 8 et 12 % et une perméabilité bonne, cette série produit de l'huile et du gaz à condensat dans les zones plus proches (Gassi Touil).

c. Les réservoirs Dévonien inférieur : Le Gédinnien, le Siegénien et l'Emsien considérés comme objectif secondaire, correspondent à une sédimentation fluviatile à marine. Les niveaux réservoirs sont des grès massifs et des alternances de Grès et Argile, caractérisés par une porosité entre 8 et 20 % et une perméabilité bonne.

d. Le Dévonien moyen : Défini par l'Eifelien et correspond à des Grès de bas niveau marin (LST), se présentent localement dans la région d'El Merk et produisent du gaz sec.

e. Dévonien Supérieur : Ces niveaux gréseux d'âge Strunien sont productifs dans les bordures ouest et centrale du bassin (Exemple : la zone de EL MERK).

III.3 Évaluation de reservoir Siegénien dans la zone d'étude Wadi El Teh

Le réservoir Siegénien F6 est constitué d'une alternance d'argile et de bancs métriques de Grès, est d'une épaisseur totale qui dépasse 250 m.

Pour évaluer et interpréter le réservoir Siegénien F6 de la zone d'étude Wadi El Teh (périmètre Ladjmet II (Bloc 440b, 440c)) on a choisi quatre puits dénommés : Puits-1, Puits-2, Puits-3 et Puits-4, et sont représentées sur la carte de la (Figure III.4).

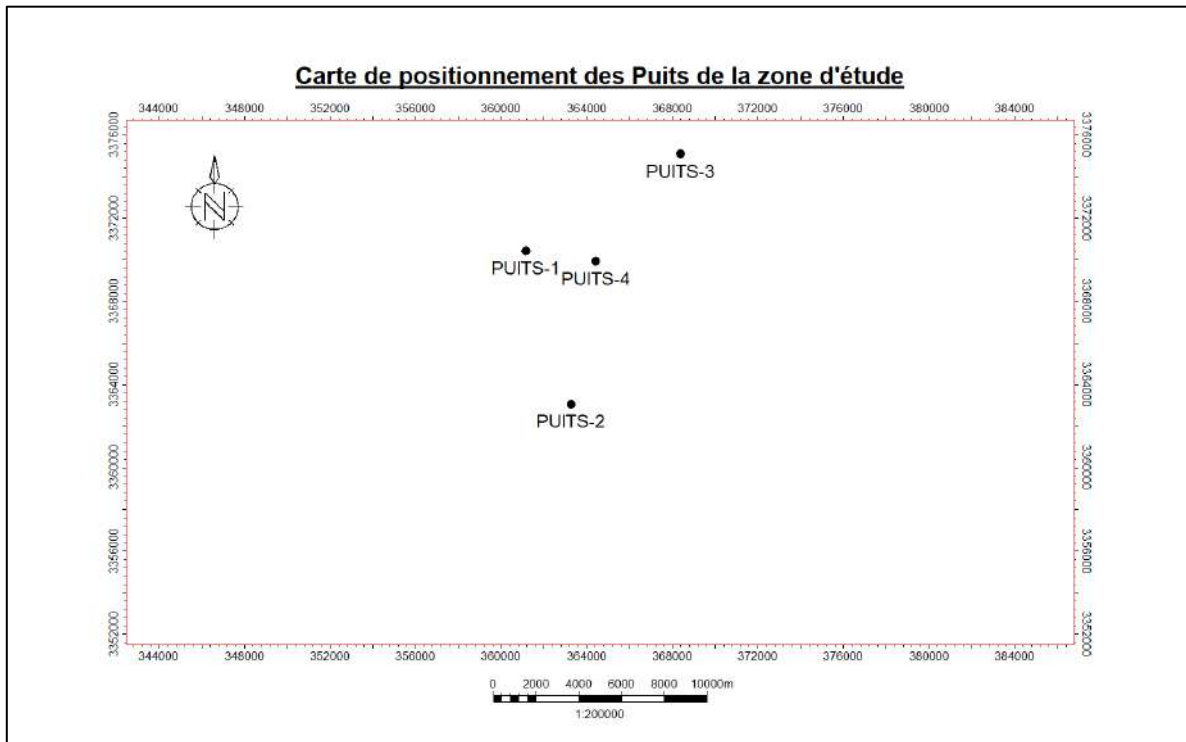


Figure III.4 : Carte positionnement des Puits dans la zone d'étude Wadi El Teh.

III.3.1. Carottes prélevées de réservoir Siegénien :

Tableau III.2 : Carottes prélevées au niveau de réservoir Siegénien

PUITS	Carotte N°	Intervalle(m)	Récupération(%)	Indices (F1-F2)	Etages
PUITS-1	02	4233 - 4251	18 m soit 100 %	Blanchâtre à violette	Siegénien
	03	4490 - 4508	18 m soit 100 %	Néant	Siegénien
PUITS-2	05	4300 - 4318	18 m soit 100 %	Blanchâtre à Jaune pâle	Siegénien
PUITS-3	02	4232 – 4250	18 m soit 100 %	Jaune pâle	Siegénien
PUITS-4	03	4298 – 4316	18 m soit 100 %	Néant	Siegénien

III-3-1-1 Les données et mesures sur Carottes :

- PUITIS-1 :

- **Carotte n°02 :** intervalle carotté 4233– 4251 m, récupération 18 m.

a. Gamma ray Spectral de carotte n°02

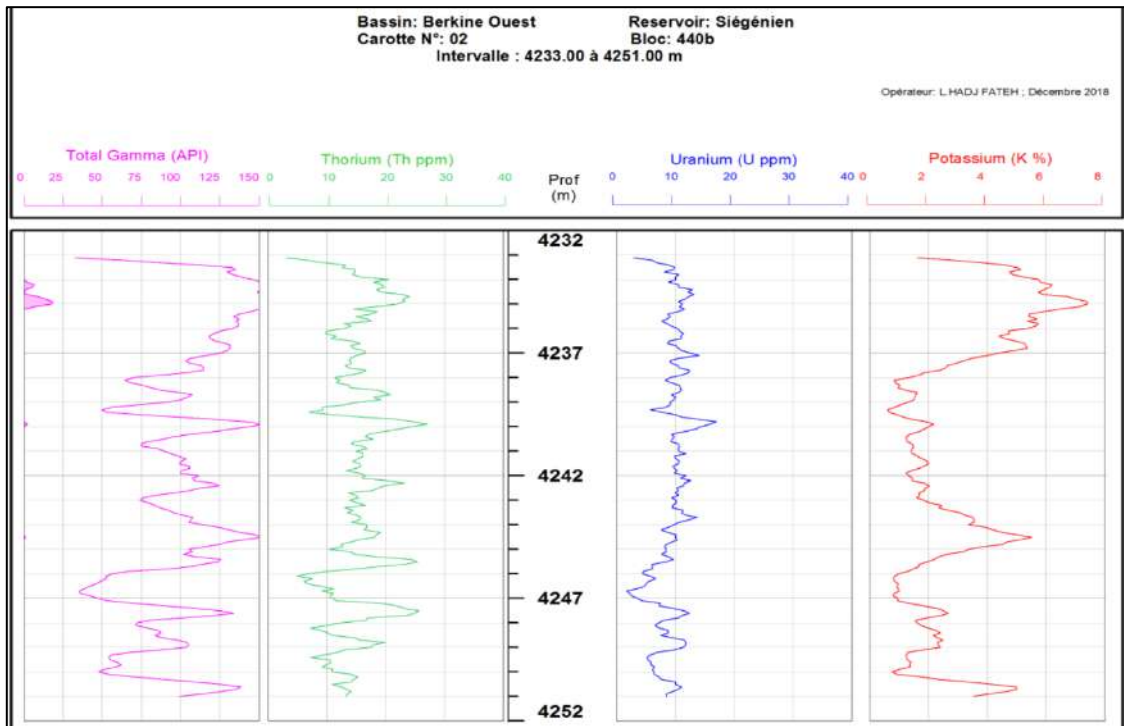


Figure III.5 Spectral Gamma Log sur carotte n°02 du sondage PUITIS-1

b. Mesures pétrophysiques sur carotte n°02 :

Tableau III.3 Mesures de saturation de la carotte n°02 du Sondage PUITIS-1

Profondeur (m)	Perméabilité (mD)	Porosité Mesurée %	G/Densité (g/cc)	Sw (%)	So (%)	Sg (%)
4237.61	0.028	3.53	2.75	28.01	10.77	61.22
4238.68	0.168	10.53	2.85	23.05	17.81	59.15
4239.20	1.110	14.22	2.77	13.95	32.03	54.02
4240.41	0.217	8.68	2.83	23.79	38.33	37.87
4241.61	0.841	13.00	2.82	5.83	32.06	62.11
4242.35	1.330	3.98	2.86	5.75	46.94	47.32
4245.00	2.860	16.28	2.68	41.49	10.92	47.59
4246.45	0.961	13.70	2.68	41.41	15.26	43.34
4247.73	0.034	7.92	2.87	25.73	14.70	59.57
4248.41	0.012	5.44	2.81	48.49	15.05	36.46
4249.58	0.078	7.65	2.76	37.82	17.40	44.78
4250.71	0.010	4.58	3.04	51.38	12.84	35.78

- **Carotte n°03** : intervalle carotté 4490– 4508 m , récupération 18 m,

a. Gamma ray Spectral de carotte n°03

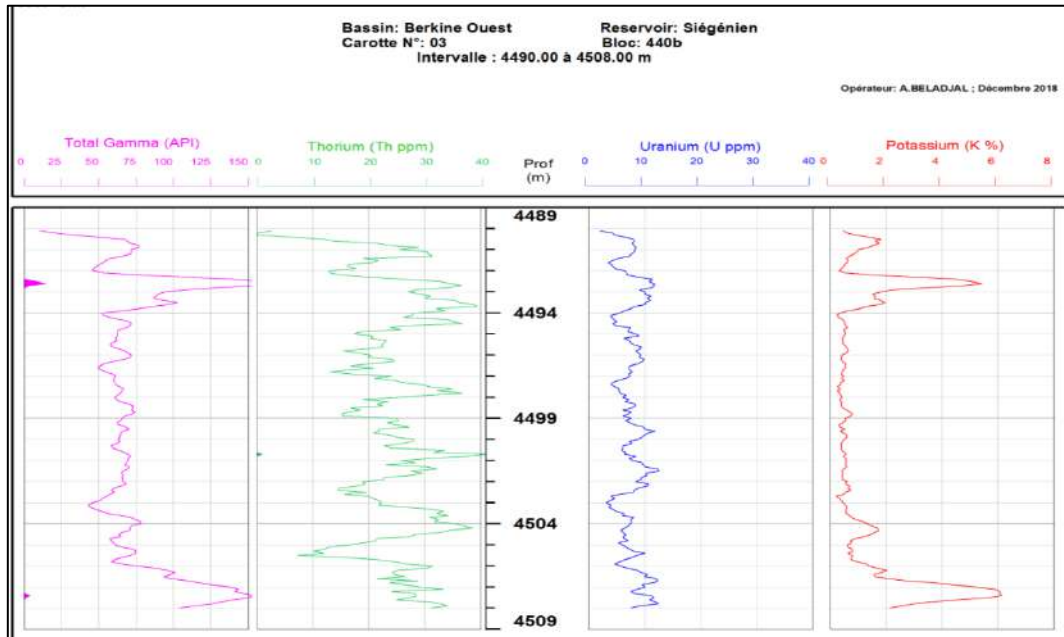


Figure III.6 Spectral Gamma Log sur carotte n°03 du sondage PUITES-1

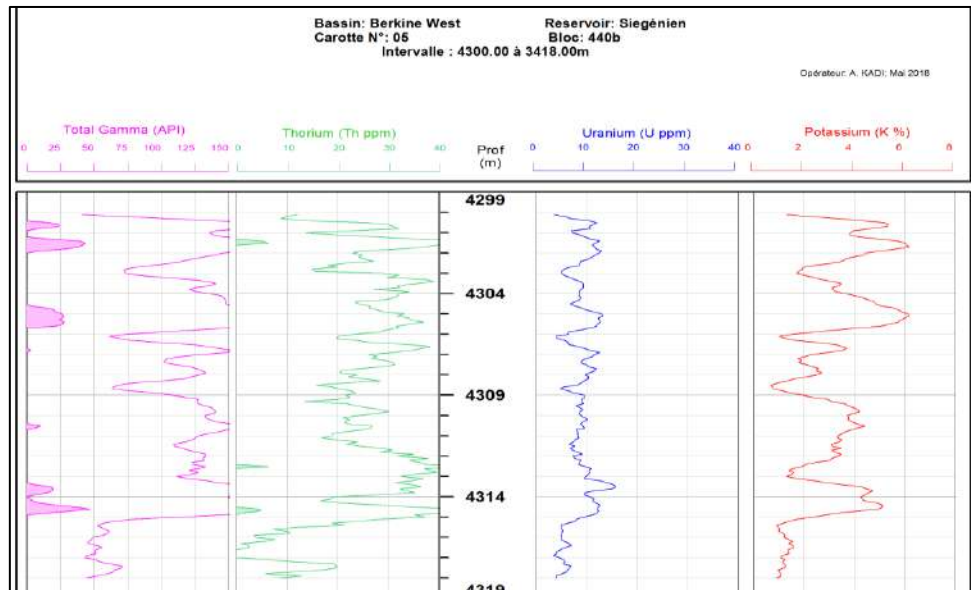
b. Mesures pétrophysiques sur carotte n°03 :

Tableau III.4 Mesures de saturation de la carotte n°02 du Sondage PUITES-1

Profondeur (m)	Perméabilité (mD)	Porosité Mesurée %	G/Densité (g/cc)	Sw (%)	So (%)	Sg (%)
4490.21	1.240	7.36	2.69	32.34	7.66	60.01
4491.66	0.026	7.67	2.71	22.66	3.78	73.56
4493.62	0.084	5.48	2.81	32.58	3.80	63.62
4495.34	0.028	7.87	2.74	11.97	7.70	80.33
4496.53	0.022	5.62	2.75	10.53	9.03	80.44
4497.30	0.021	8.28	2.75	13.17	5.76	81.07
4498.90	0.057	9.27	2.77	17.77	4.94	77.30
4499.51	0.032	8.71	2.76	23.22	6.25	70.53
4500.62	0.017	6.81	2.75	27.35	3.80	68.86
4502.52	0.018	2.70	2.81	16.80	10.08	73.12
4503.61	0.012	4.34	2.74	28.04	7.01	64.95
4504.38	0.048	5.40	2.72	29.14	12.00	58.86

- **PUITS-2 :**

- **Carotte n°05:** intervalle carotté 4300 –4318 m, récupération 18 m.

a. Spectral Log sur carotte n°05**Figure III.7** Spectral Gamma Log de la carotte n°05 du sondage PUIITS-2**b. Mesures pétrophysiques sur carotte n°05 :****Tableau III.5** Mesures de saturation de la carotte n°05 du Sondage PUIITS-2

Profondeur (m)	Permeabilité (mD)	Porosité (%)	G/Densité (g/cc)	Saturation Eau (%)
4302.32	0.024	10.24	2.79	12.86
4303.71	1.46	1.96	2.74	92.48
4305.87	0.063	8.72	2.87	9.30
4308.31	0.037	9.22	2.80	13.23
4311.07	0.842	4.61	2.78	74.07
4312.27	0.012	5.43	2.79	48.16
4315.34	0.044	5.47	2.66	29.58
4316.65	11.3	5.44	2.66	14.88
4317.44	0.091	9.42	2.73	28.97

- PUIITS-3 :

- Carotte n°02 : intervalle carotté 4232 –4250 m, récupération 18 m.

a. Spectral Log sur carotte n°02

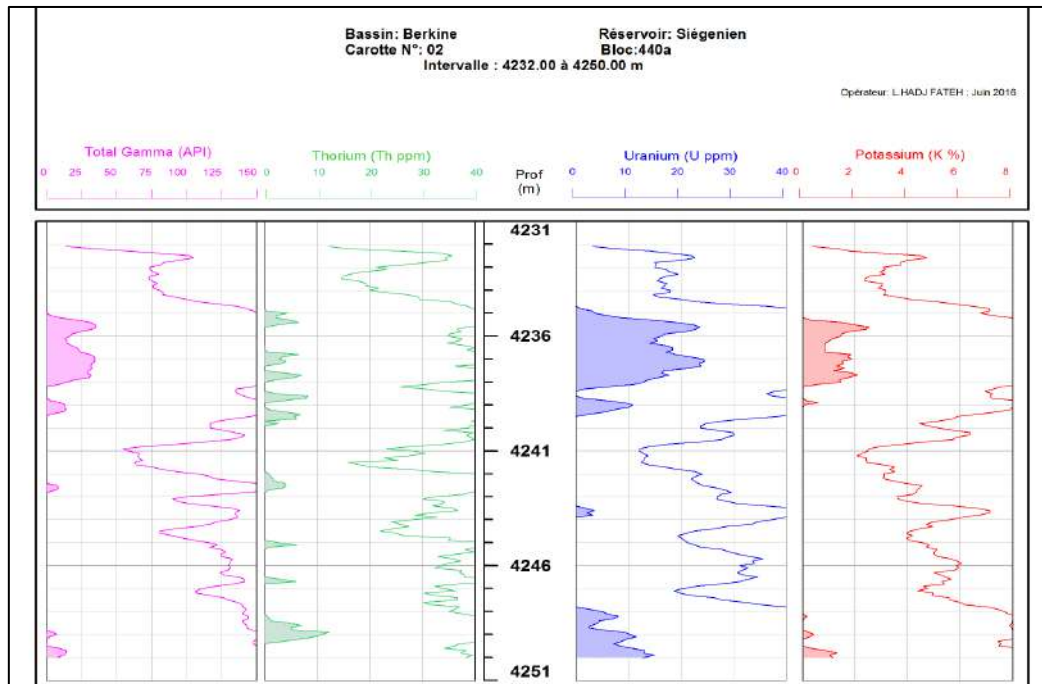


Figure III.8 Spectral Gamma Log de la carotte n°02 du sondage PUIITS-3

b. Mesures pétrophysiques sur carotte n°02 :

Tableau III.6 Mesures de saturation de la carotte n°02 du Sondage PUIITS-3

profondeur (m)	Perméabilité (mD)	Porosité (%)	G/Densité (g/cc)	Saturation Eau (%)
4233.25	0.508	5.82	2.96	74.87
4234.10	1.594	13.90	2.79	9.64
4239.66	5.610	18.07	2.76	4.53
4240.48	0.204	4.34	2.80	15.09
4241.42	-	3.77	2.76	57.03
4245.68	0.095	1.33	2.78	annulée
4246.77	0.533	4.28	2.69	45.64

- PUIITS-4 :

- Carotte n°03: intervalle carotté 4298 – 4316 m, récupération 18 m,

a. Spectral Log sur carotte n°03

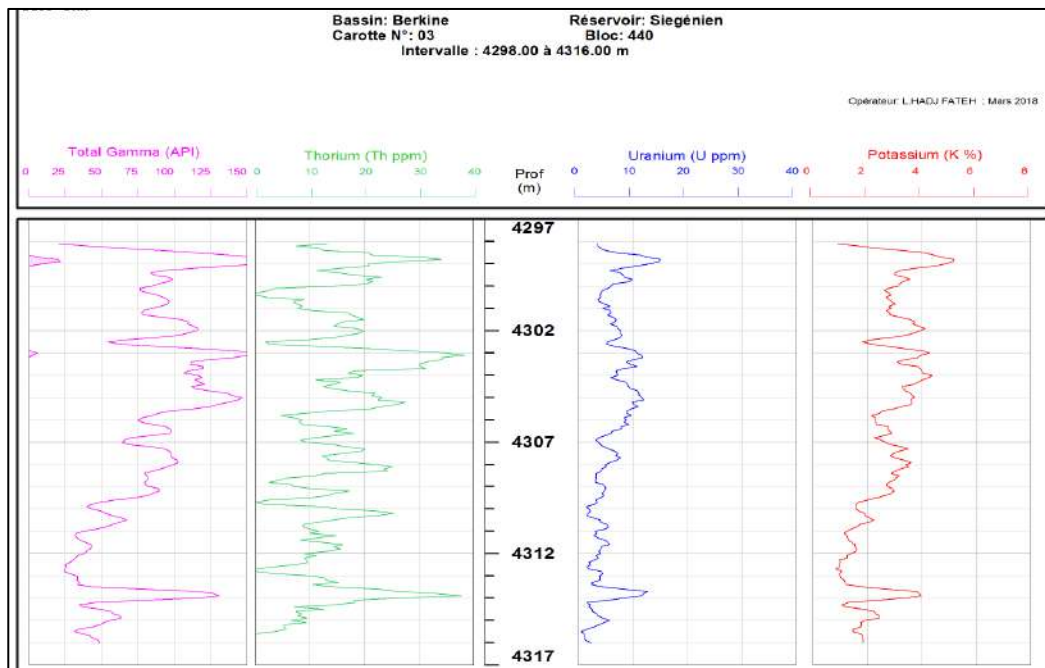


Figure III.9. Spectral Gamma Log de la carotte n°03 du sondage PUIITS-4

b. Mesures pétrophysiques sur carotte n°03 :

Tableau III.7 Mesures de saturation de la carotte n°03 du Sondage PUIITS-4

Profondeur (m)	Perméabilité (mD)	Porosité (%)	G/Densité (%)	Saturation Eau (%)	Saturation huile (%)	Saturation gaz
4298.95	0.0106	3.46	2.66	41.88	27.92	30.19
4301.95	-	5.92	2.66	37.83	34.05	28.12
4302.39	0.0263	4.61	2.67	48.80	29.28	21.92
4304.82	0.0423	6.71	2.66	13.54	57.16	29.30
4305.57	0.0607	7.85	2.64	15.19	40.51	44.30
4306.58	0.0666	7.67	2.64	12.84	38.52	48.64
4307.26	0.1142	7.99	2.65	10.03	42.11	47.86
4308.47	0.0809	8.02	2.64	12.58	35.93	51.50
4309.49	0.0787	8.61	2.64	6.97	33.45	59.58
4310.67	0.1221	7.47	2.65	8.66	34.64	56.69
4311.44	0.6117	7.34	2.65	5.85	21.93	72.22
4312.65	0.1771	6.78	2.64	8.79	54.92	36.29
4313.42	0.0690	5.78	2.65	13.95	29.90	56.15
4315.56	0.0552	7.60	2.63	7.03	19.92	73.06

III.3.2 Interprétation des diagraphies du réservoir Siegénien

L'interprétation a pour but l'évaluation des caractéristiques pétrophysiques et la détermination de la nature des fluides contenus dans le réservoir du Siegénien, ces interprétations réalisées par Sonatrach en effort propre.

III.3.2.1 Diagraphies enregistrées

Les opérations des diagraphies sur les quatre puits sont représentées dans le tableau III.8

Tableau III.8 : Diagraphies enregistrées dans les puits de la zone d'étude.

Puits	Phase	Diagraphie	Observation
PUITS-1	8''1/2	DSL-GR-XMAC-CAL/ OH-ZDL-CN-GR	Les diagraphies sont de bonne qualité
PUITS-2	8''1/2	GR-ACRT-BSAT-ICT-CSNG	Les diagraphies sont de bonne qualité
PUITS-3	8''1/2	GR-SONIC-CALIPER-INDUCTION, RCI	Les diagraphies sont de bonne qualité
PUITS-4	8''1/2	AIT -DSI -EMS-GPIT-GR.	Les diagraphies sont de qualité moyenne à bonne

III.3.2.2 Paramètres d'interprétation :

Les paramètres d'interprétation de réservoir Siegénien dans les puits : Puits-1, Puits-2, Puits-3 et Puits-4 sont récapitulées dans le Tableau III.9

Tableau III.9: Paramètres d'interprétation diagraphique

Puits	Re-servoir	Intrvalle (m)	GR min (API)	GR max (API)	DT _{ma} µs/ft	DT _{sh} µs/ft	ρ _{bsh} (g/cc)	Φ _{Ns} _h (%)	Rw (Ohm.m)	Salinité (g/l)
PUITS-1	Siegénien	4234-4596	32	150	52	69	2.69	25	0.01	300
PUITS-2		4302.5-4594	30	150	-	70	-	-	0.01	300
PUITS-3		4230- 4500	12	168	-	80	-	-	0.012	300
PUITS-4		4259-4624	28	150	53	80	-	-	0.01	300

III.3.2.3 Résultats d'interprétation

L'interprétation des diagraphies sur réservoir Siegénien montre :

- **PUITS-1** : De 4234 à 4596 m, épaisseur : 362 m

Les bancs gréseux poreux (Phie moy =10%), au top de ce réservoir (4239.5m - 4241.5m)/ (4254m - 4255.5m) sembleraient être à hydrocarbures sur une hauteur utile de 4m avec une saturation moyenne en eau de 20%. Le CMR en face de ces deux bancs montre une perméabilité modérée de 10mD. Vers la base, les bancs gréseux très poreux (4432.5 - 4435m) / (4445.5 - 4547.5m) / (4449.5 - 4451m)/ (4467.5 - 4469 m) / (4473 - 4477.5 m) sont aussi à hydrocarbures avec des saturations en eau qui varient de 40 % à 62% et des porosités moyennes de 15%. Le DST réalisé dans ces intervalles gréseux a produit 10.8m³/h de condensât, 9466m³/h de gaz, et 0.35m³/h d'eau salée (d=1.17, S=259g/l) sous la duse 32/64. Ceci confirme l'interprétation des diagraphies. Le reste de ce réservoir est compact ou aquifère.

- **PUITS-2** : De 4302.5 à 4594 m, épaisseur : 291.5 m

Le Siégénien-F6, dans ses deux parties basale et sommitale, est à hydrocarbure avec des paramètres pétrophysiques médiocres.

- **PUITS-3** : De 4230 à 4500 m, épaisseur : 270 m

D'après l'interprétation des diagraphies et le résultat du RCI, il apparaît que: le top de ce réservoir (4230-4421 m) est compact. L'intervalle compris entre 4409 m et 4424 m paraît être à eau, en absence de phénomène de basses résistivités. La base de ce réservoir (4477-4485 m) présente des saturations à hydrocarbures (Sw= 40%) et une porosité moyenne de 11%.

- **PUITS-4** : De 4259 à 4624 m, épaisseur : 365 m

Le Top du Siegénien (4263-4373m) paraît aussi être à hydrocarbures mais présentant des caractéristiques pétrophysiques médiocres.

III.4. Les modèles Quanti Elan des puits

III.4.1. PUITES-1 :

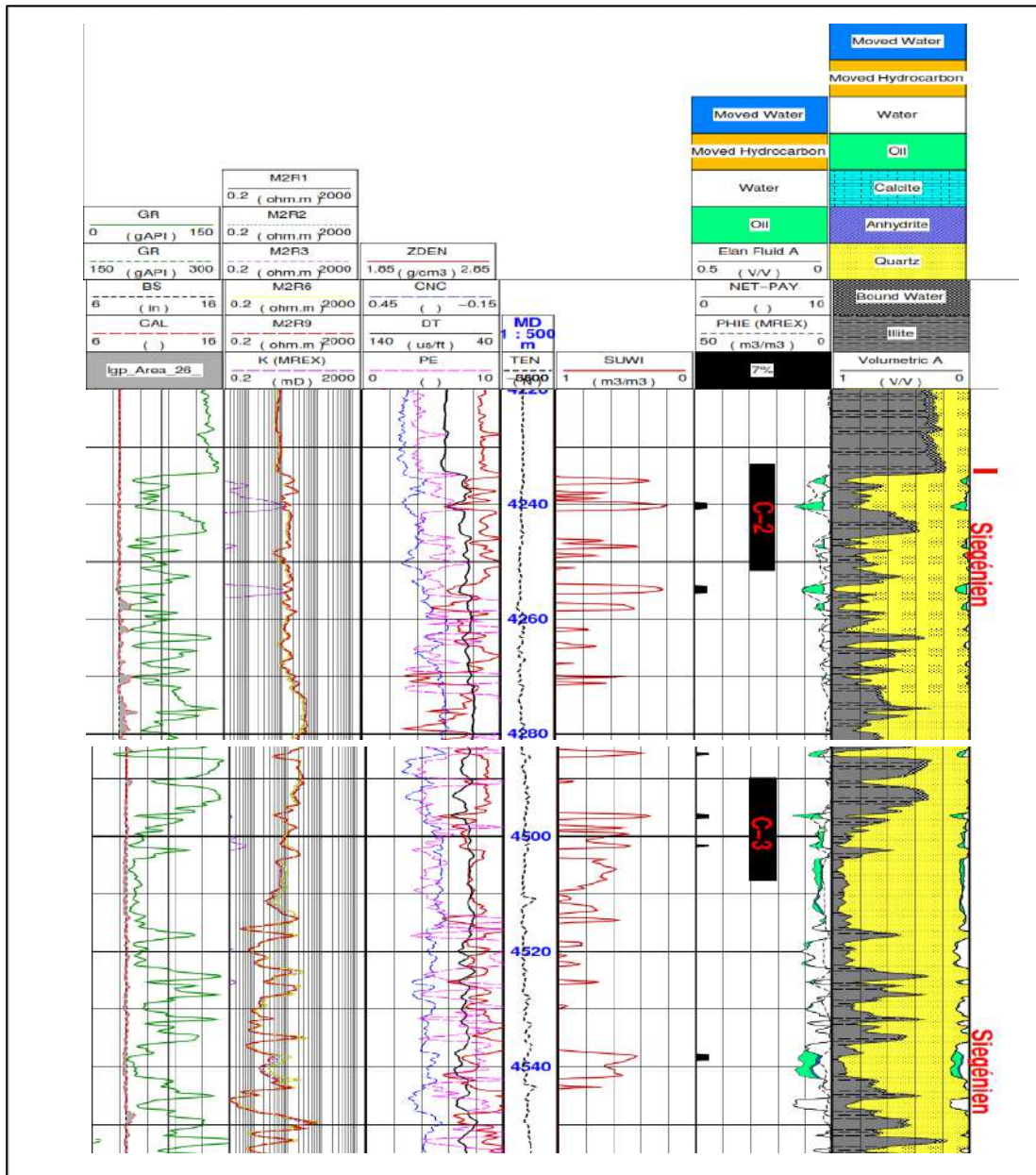


Figure III.10 : ELAN de l'interprétation diagraphique pour le PUITES-1 dans le Siegénien (Document Sonatrach 2018)

III.4.2. PUIITS-2 :

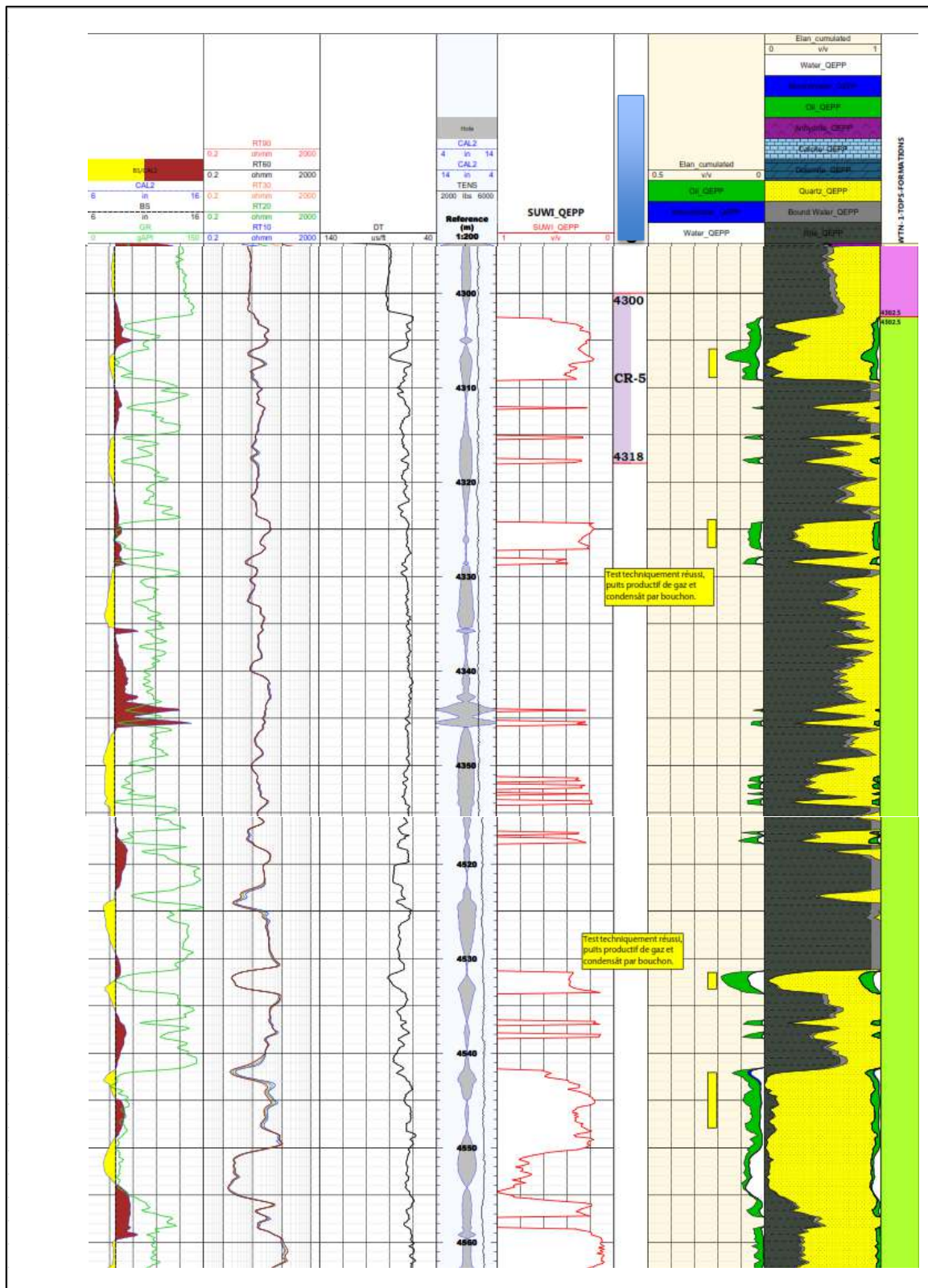


Figure III.11 : ELAN de l'interprétation diagraphique pour le PUIITS-2 dans le Siegénien

(Document Sonatrach 2018)

III.4.3. PUIITS-3 :

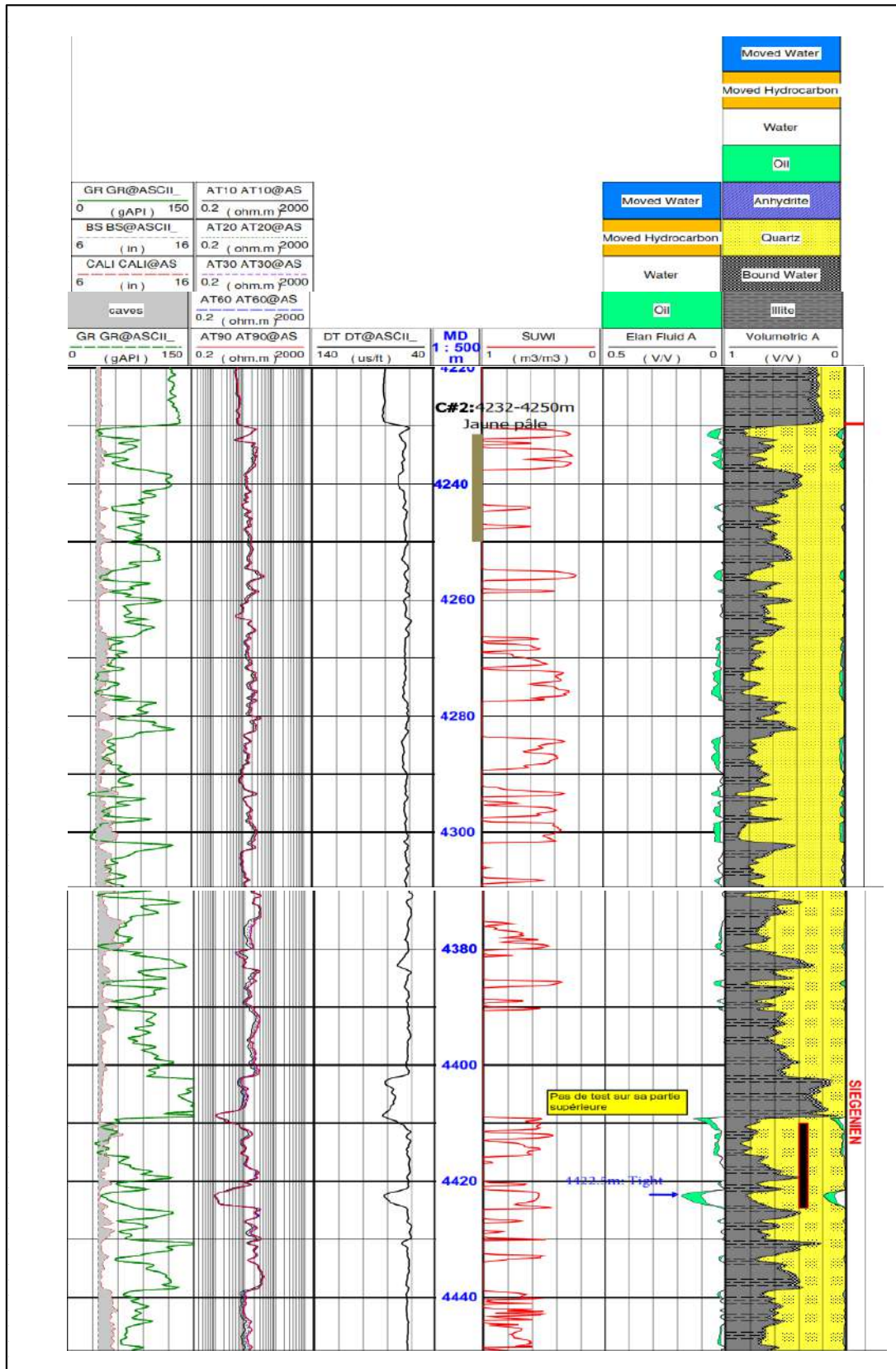


Figure III.12 : ELAN de l'interprétation diagraphique pour le PUIITS-3 dans le Siegénien

(Document Sonatrach 2016)

III.4.4. PUIITS-4 :

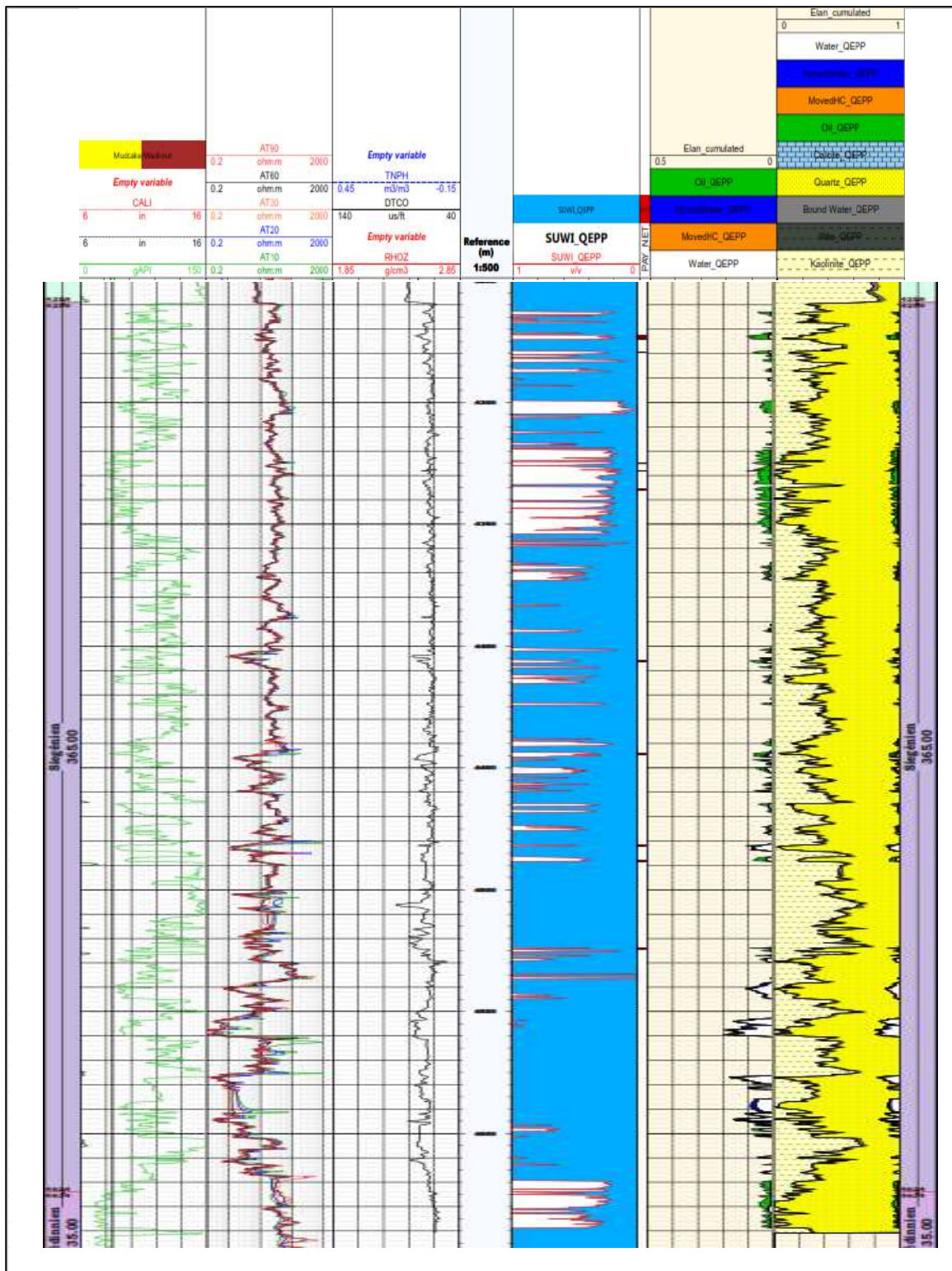


Figure III.13 : ELAN de l'interprétation diagraphique pour le PUIITS-4 dans le Siegenien

(Document Sonatrach 2018)

III.5 Conclusion :

La zone d'étude Wadi El Teh, localisée dans le périmètre de recherche Zettah II, sur une superficie globale de 294 Km² avec un permis de recherche 100 % SONATRACH. Le périmètre de recherche Zettah II, se situe dans le Nord Est du bassin de Berkine, caractérisé par une topographie dunaire importante qui peut atteindre 300 m d'hauteur. L'image structurale actuelle de la région a été héritée par différentes phases tectoniques ayant affecté le bassin, les plus importantes sont :

- La phase hercynienne précoce viséenne;
- La phase compressive autrichienne et la phase transgressive atlasique;
- La phase de distension Trias-Lias;

La colonne stratigraphique reconnue est conforme au découpage régional, elle est représentée par des dépôts du Paléozoïque, du Mésozoïque et Cénozoïque.

Deux roches réservoirs et objectifs pétroliers sont définis dans le bassin de Berkine. Il s'agit des formations gréseuses du Silurien et du Dévonien (Paléozoïque) et du Trias productif d'huile et de gaz.

Le réservoir de Siegénien considéré comme objectif principale, correspondent à une sédimentation fluviale à marine. Les niveaux réservoirs sont des Grès massifs et des alternances de Grès et Argile et d'une épaisseur qui dépasse 250 m, ce réservoir est caractérisé par une porosité variée entre 8 et 20 % et une perméabilité bonne.

Les roches couvertures sont représentées par les argiles de l'Emsien et du Dévonien supérieur et moyen.

On a choisi pour l'évaluation de réservoir de Siegénien quatre puits dénommés : Puits-1, Puits-2, Puits-3 et Puits-4. Dont cinq carottes ont été prélevés dans le réservoir Siegénien.

Des mesures directes pétrophysiques sur carotte et Gamma Ray Spectral ont été fait au niveau du laboratoire et ces données avec les diagraphies on va les utiliser dans Chapitre IV pour prédiction de la porosité et perméabilité des intervalles non carottés.

En matière de résultats, l'interprétation des diagraphies sur réservoir de Siegénien montre que:

- Puits-1 présente un intérêt pétrolier dans le réservoir Siegénien sur une hauteur cumulée de 6m avec une porosité de 10 à 15%.

- PUITS-2 Le Siegénien, dans ses deux parties basale et sommitale, est à hydrocarbure avec des paramètres pétrophysiques médiocres.
- PUIITS-3 La base de réservoir Siegénien présente des saturations à hydrocarbures $S_w = 40\%$ et une porosité moyenne de 11%.
- PUIITS-4 le Siegénien parait être à hydrocarbures avec des caractéristiques pétrophysiques médiocres

CHAPITRE IV

PREDICTION DE LA POROSITE ET DE LA PERMEABILITE

IV.1 Introduction :

Dans le présent chapitre on va appliquer et comparer les performances de trois algorithmes de la Machine Learning (Support Vector machine, Régression linière multiple et les Réseaux de Neurones Artificiels) sur les données de diagraphies pour prédire de la porosité et perméabilité dans le réservoir du Siegénien du champ de WADI EL TEH bassin de Berkine Ouest.

IV.2 Analyses et préparation des données

Un total de 30 de mesures réels de porosité et de perméabilité (PERM CORE, POR CORE) qui ont été dérivées des deux (02) puits carottés (PUITS-1 et PUIITS-3) de réservoir Siegénien de la zone d'étude Wadi El Teh, avec leurs enregistrements diagraphiques : Profondeur (DEPTH), Caliper (CAL), Temps de Transit (DT), Gamma Ray (GR), Potassium (K), Résistivité (M2R1, M2R2, M2R3, M2R6, M2R9), Thorium (TH), Uranium (U), Neutron (CNC), Photo électrique (PE) et Densité (ZDEN), ces préparations des données sont pour objective de structurer, organiser et voir l'homogénéité des données afin de pouvoir les analyser dans le cadre de programmes d'informatique.

- EXCEL et STATISTICA: sont des logiciels qui on a utilisé pour préparation des données, calcules statistiques, interprétation et visualisation.

IV.2.1. Statistiques Monovariées :

Ce traitement permet de déterminer les paramètres statistiques de la distribution des variables étudiées (paramètres de position centrale et de dispersion) sur l'ensemble de la porosité et la Perméabilité mesurés directement au laboratoire. Aussi les enregistrements des diagraphies des puits carottés, les résultats obtenus sont présentés dans le tableau IV-1

Tableau IV.1 Statistiques mono variées de porosité, perméabilité et des données de diagraphies.

Paramètres	Valid N	Mean	Median	Min	Max	Variance	Std.Dev
DEPTH	30	4344,731	4248,074	4233,215	4504,33	16191,7	127,247
CAL	30	8,555	8,504	8,388	8,943	0,02	0,1502
DT	30	65,568	64,288	60,859	77,181	15,46	3,9315
GR	30	85,008	75,844	47,245	140,683	637,07	25,2403
K	30	1,634	0,982	0,347	4,496	1,40	1,1835
M2R1	30	13,994	13,773	4,370	26,565	28,17	5,3077
M2R2	30	14,640	14,278	4,502	28,142	35,06	5,9209
M2R3	30	15,096	14,820	4,616	29,732	38,88	6,2352
M2R6	30	15,584	15,339	4,723	30,599	40,85	6,3916
M2R9	30	15,590	15,343	4,711	30,580	40,60	6,3719
TH	30	15,223	15,614	9,904	20,183	9,39	3,0635
U	30	2,456	2,356	0,940	4,151	0,86	0,9285
CNC	30	19,380	19,692	11,305	25,682	17,14	4,1403
PE	30	5,444	5,415	3,450	8,060	1,50	1,2255
ZDEN	30	2,693	2,708	2,383	2,849	0,01	0,1053
PERM COR	30	0,593	0,081	0,010	5,610	1,33	1,1521
POR CORE	30	7,892	7,506	1,334	18,067	17,34	4,1637

Les résultats mono variés sur l'ensemble des données, montre que la perméabilité carotte varie entre Min = 0.010mD et Max =5.610 mD, avec une variance de 1,33 . et pour la porosité carotte Min=1.334% et Max=18.067% avec une variance de 17,34.

IV.2.2 Statistiques Bi-variés (Matrice de corrélation) :

Le traitement statistique bivarié consiste à étudier deux variables aléatoires en même temps, et de définir la liaison entre eux à l'aide de plusieurs paramètres dont la covariance, le coefficient de corrélation simple et la régression linéaire simple.

Les résultats de matrice de corrélation indiquent sur le tableau IV.2 montre que la porosité (POR CORE) est corrélée positivement avec DT (CC=0.16), GR= (CC=0.06), K (CC=0.09), TH (CC=0.08), U (CC=0.01), CNC (CC=0.17) et ZCOR (CC=0.06). Et négativement avec Depth (CC= -0,26), CAL, Résistivités (M2R1, M2R2, M2R3, M2R6, M2R9), PE et ZDEN.

Pour la perméabilité (PERM CORE) le coefficient de corrélation est négatif avec DEPTH et PE, et positif avec les autres paramètres.

Tableau IV.2 La matrice de corrélation (Porosité, Permeabilité carotte).

	DEPT	CAL	DT	GR	K	M2R1	M2R2	M2R3	M2R6	M2R9	TH	U	CNC	PE	ZCOR	ZDEN	PERM COR	POR CORE
DEPT	1	-0.37	0.14	-0.07	0.12	-0.21	-0.22	-0.22	-0.24	-0.24	-0.42	0.14	-0.57	-0.26	-0.1	-0.47	-0.34	-0.26
CAL		1	-0.21	0.13	0.13	0.5	0.54	0.56	0.58	0.58	-0.05	0.09	0.05	0.53	0.71	0.28	0.24	-0.02
DT			1	0.15	0.34	-0.37	-0.32	-0.29	-0.29	-0.29	0	0.11	0.3	-0.28	-0.24	-0.64	0.1	0.16
GR				1	0.92	0.26	0.32	0.35	0.34	0.34	0.49	0.5	0.2	-0.46	0.15	0.44	0.35	0.06
K					1	0.26	0.33	0.36	0.36	0.36	0.2	0.52	0.06	-0.44	0.25	0.19	0.35	0.09
M2R1						1	0.98	0.96	0.96	0.96	-0.06	0.25	-0.04	0.17	0.6	0.48	0.14	-0.08
M2R2							1	1	0.99	0.99	-0.04	0.25	-0.01	0.21	0.66	0.48	0.18	-0.03
M2R3								1	1	1	-0.02	0.27	0.01	0.21	0.67	0.47	0.19	-0.02
M2R6									1	1	-0.03	0.27	0.03	0.22	0.68	0.47	0.19	-0.003
M2R9										1	-0.03	0.27	0.02	0.22	0.68	0.47	0.19	-0.002
TH											1	-0.2	0.56	-0.2	-0.13	0.42	0.12	0.08
U												1	0.06	-0.35	0.03	0.23	0.19	0.01
CNC													1	0.18	-0.11	0.28	0.06	0.17
PE														1	0.51	0.05	-0.06	-0.02
ZCOR															1	0.19	0.14	0.06
ZDEN																1	0.12	-0.09
PERM COR																	1	0.7
POR CORE																		1

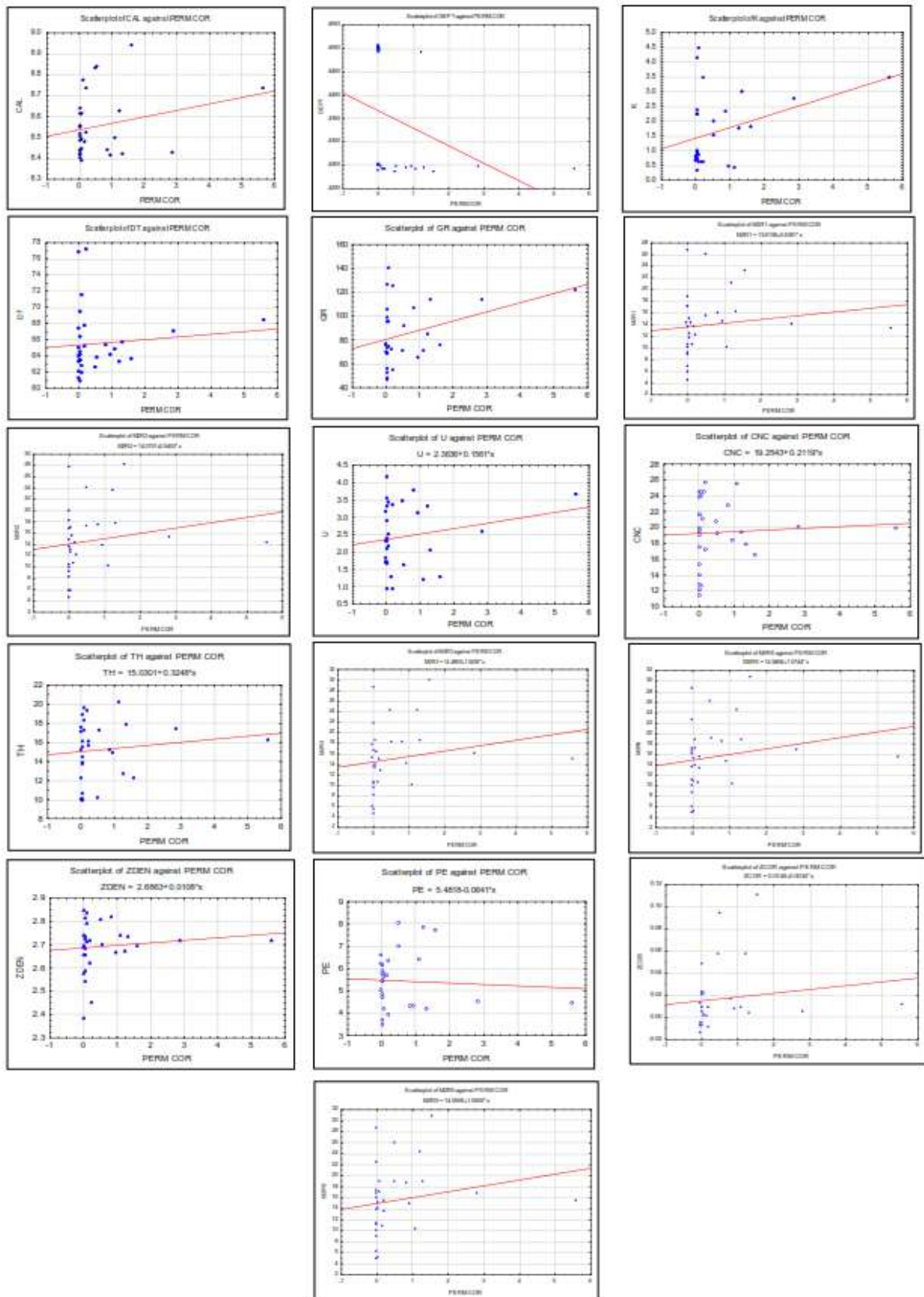


Figure IV.1 Cross-Plots de la Perméabilité avec les différents paramètres.

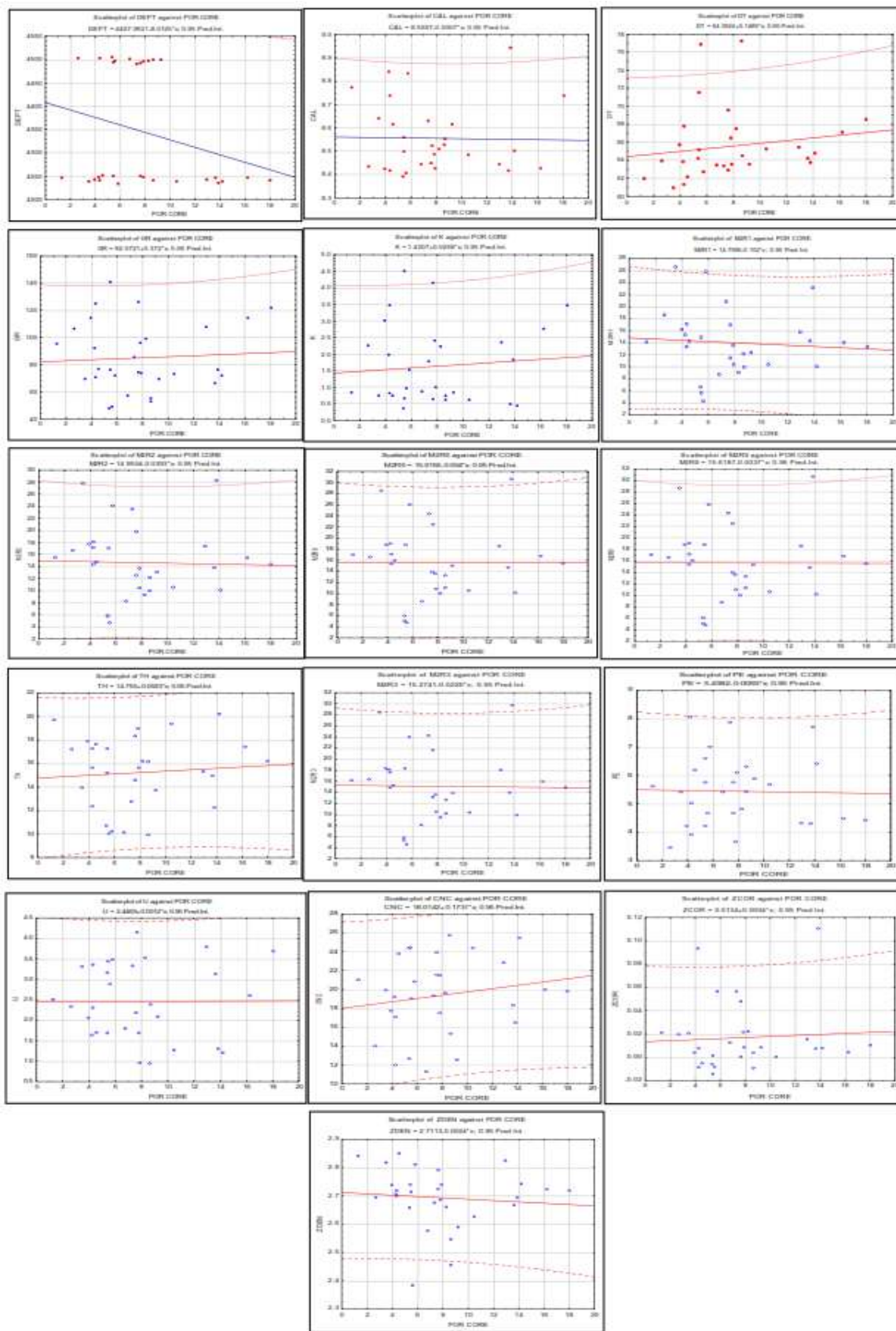


Figure IV.2 Cross-Plots de la porosité avec les différentes paramètres

Pour une meilleure visualisation graphique de la porosité et la perméabilité mesurée avec les différents paramètres les Cross-Plots (Figure IV.1 et IV.2.) ont été réalisés,

- Pour la porosité Figure II.2 est corrélée avec les paramètres (PERM COR, CNC, TH, ZDEN, GR)
- Pour la perméabilité (Figure II.1) est corrélé aussi avec (POR COR, ZDEN, CNC, TH, U, K, GR).

IV.2.3. Statistiques Multi-variés Analyse en Composantes Principales (ACP):

Les techniques d'analyse de données qui sont des méthodes de statistique descriptive multi-dimensionnelles peuvent être rangées en deux grandes familles: les méthodes factorielles et les méthodes de classification.

- **Les méthodes factorielles** utilisent des calculs d'ajustement qui font appel à l'algèbre linéaire et produisent des représentations graphiques où les objets à décrire deviennent des points sur un axe ou dans un plan. Elles se proposent de fournir des représentations synthétiques (cercles de corrélation) de vastes ensembles de valeurs numériques, parmi ces méthodes : Analyse en Composantes Principales (ACP) (*Mezghache, 2004*).
- **Les méthodes de classification** mettent en jeu une formulation et des calculs algorithmiques et elles produisent des classes ou familles de classe permettant de grouper et de ranger les objets à décrire.

Les cercles de corrélation dans le plan des axes Factor 1 et Factor 2 qui représentent une écart type cumulée de **54.49 %** (Factor 1 = 37.03 % et Factor 2 = 17.46 %) (Figure II.3) montrent :

Une convergence entre les paramètres (POR COR, PERM COR, TH, CNC, U, ZDEN, K et GR) qui sont corrélés positivement avec les facteurs 1 et 2. Et même chose pour la perméabilité.

On note aussi une association constituée des résistivités (M2R1, M2R2, M2R3, M2R6 et M2R9).

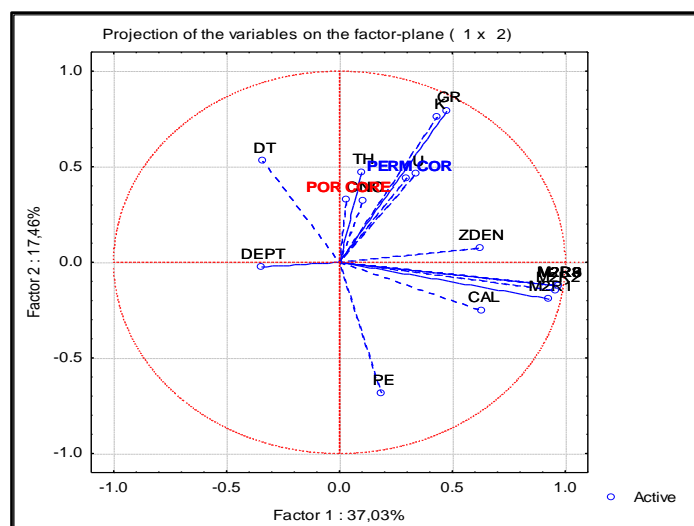


Figure IV.3 Cercle de Corrélations de l'ACP sur l'ensemble de données.

En déduire à partir de l'ACP d'existence une relation linéaire de porosité et perméabilité avec certain paramètre de diagraphies, mais avec autre non.

Cela est nécessaire à trouver une relation non linéaire entre ces paramètres, en appliquant les différentes techniques de l'intelligence artificielle (Support Vector Machine, et les Réseaux de Neurones Artificiels).

IV.3 Prédiction de la Porosité par des différentes techniques de Machine Learning

La porosité peut être déterminée par les méthodes directes au laboratoire mais elle reste dépendante de la disponibilité des carottes. Cependant, elle peut également être estimée indirectement à partir des diagraphies, malgré cela il y a beaucoup l'incertitude dans l'estimation de la porosité, 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.

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 dans tout le réservoir, même dans les puits qui ne sont pas non carottés.

L'objectif de notre étude est d'évaluer des outils de la Machine Learning tels que la Régression Linéaire Multiple (RLM), Réseau de Neurones Artificiels (ANN), Support

Machine Vectorielle (SVM), et pour prédire le réservoir porosité basée sur les données diagraphies et de 30 mesures de porosité réelle au laboratoire.

IV.3.1 Prédiction de la Porosité par la Régression Linéaire Multiple

Dans le cadre de notre travail, la régression linéaire multiple (RLM) a été appliquée sur l'ensemble de 15 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 Siegénien.

L'équation de (RLM) a été reportée sur la relation suivante:

POROSITE = - 0,0153 (± 0,0261) DEPTH - 11,5895 (± 24,7574) CAL - 0,2685 (± 2,2517) DT - 0,3057 (± 0,6318) GR + 6,0972 (± 10,9357) K - 3,2903 (± 3,8808) M2R1 + 11,9130 (± 18,2200) M2R2 - 14,4935 (± 22,6386) M2R3 - 6,4405 (± 55,3034) M2R6 + 12,3144 (± 60,0634) M2R9 + 1,0480 (± 2,4438) TH + 2,3963 (± 5,0347) U + 0,0574 (± 1,4479) CNC + 0,2486 (± 4,6134) PE - 15,0863 (± 75,9963) ZDEN + 222,1407 (± 383,8855)

Les performances de cette technique entre la porosité réelle et la porosité estimée par (RLM) sont : $R^2 = 0.6459$, RMSE= 3.1252 et MAE= 2.3611.

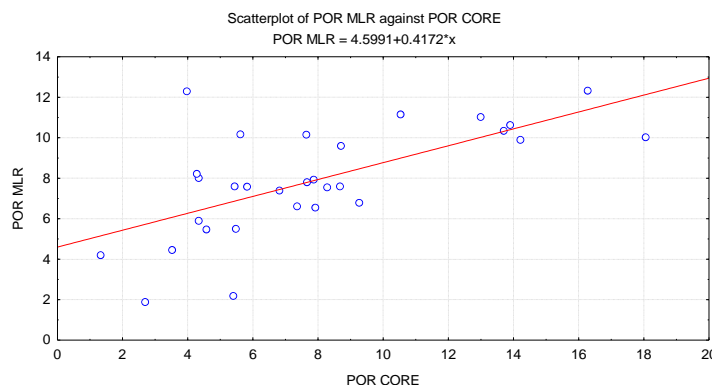
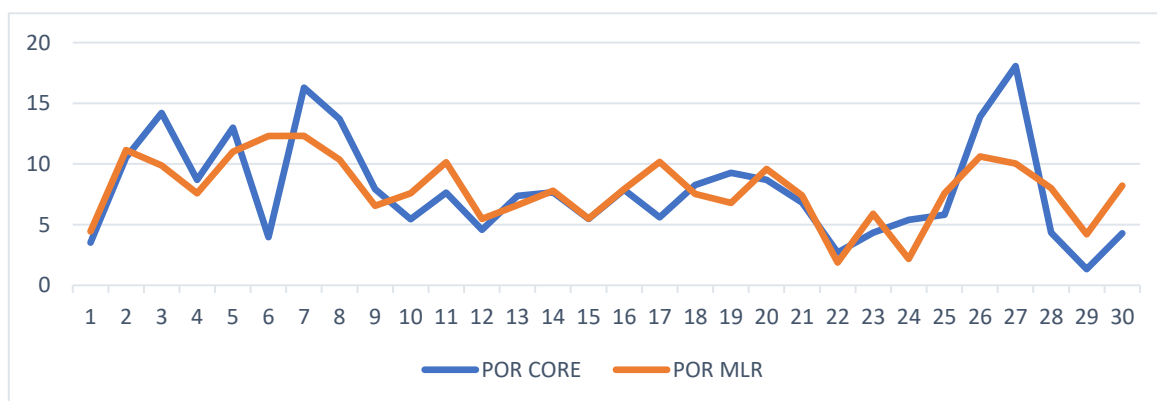


Figure IV.4 La Porosité carotte par rapport a la Porosité estimée par RLM.

La visualisation graphique (Figure VI.4) montre la capacité prédictive de la combinaison de la Régression Linéaire Multiple (RLM) pour estimer la porosité dans le réservoir de Siegénien.

IV.3.2 Prédiction de la porosité par les Réseaux de Neurones Artificiels :

Ce modèle est utilisé pour la prédiction de la porosité et est basé sur la sélection des variables par la méthode (Régression Linéaire Multiple RLM) et on a 12 variables : DEPTH, DT, GR, K, M2R1, M2R2, M2R9, TH, U, CNC, PE et ZDEN, et on les compare par les modèles qui utilisent les diagraphies classiques comme input (*Baouche, Tahar Aifa & baddari, 2017*).

L'architecture du réseau de neurone proposé (Figure VI.5) est composée d'une couche d'entrée (input) constituée de 12 variables explicatives, et une seule couche cachée (Hide), constituée de 11 neurones avec une fonction de transfère sigmoïdale. La couche de sortie est constituée d'un seul neurone c'est la porosité.

Tableau IV.3 Paramètres des réseaux de neurones élaborés

Index	Net. Name	Training Perf.	Test Perf.	Training Error	Test Error	Training Algorithm	Hidden activation	Output activation
1	MLP 12-11-1	0,965905	0,771858	0,001889	0,038292	BFGS 28	Exponential	Exponential

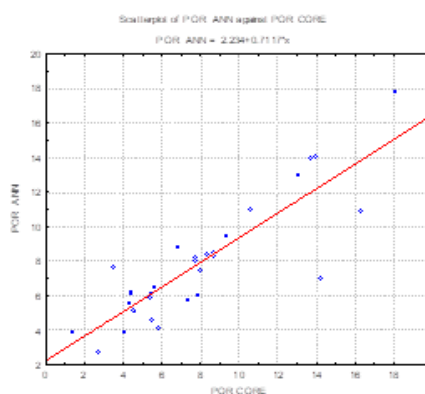
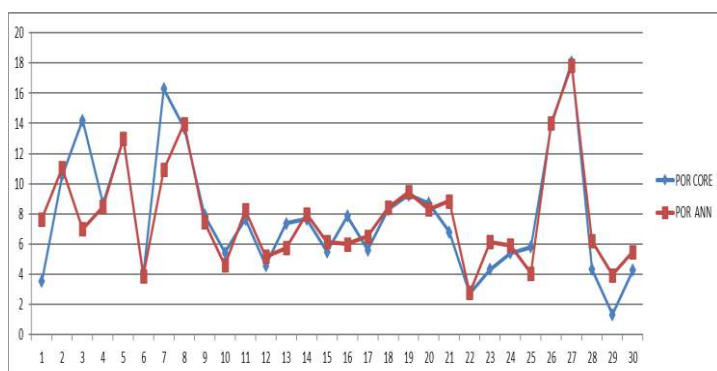


Figure IV.5 Prédiction de la Porosité carotte par les Réseaux de Neurones Artificiels (ANN)

Les performances de cette technique entre la porosité réelle et la porosité estimée par (ANN) sont: $R^2 = 0.965905$, $RMSE = 2.0817$ et $MAE = 1.2894$.

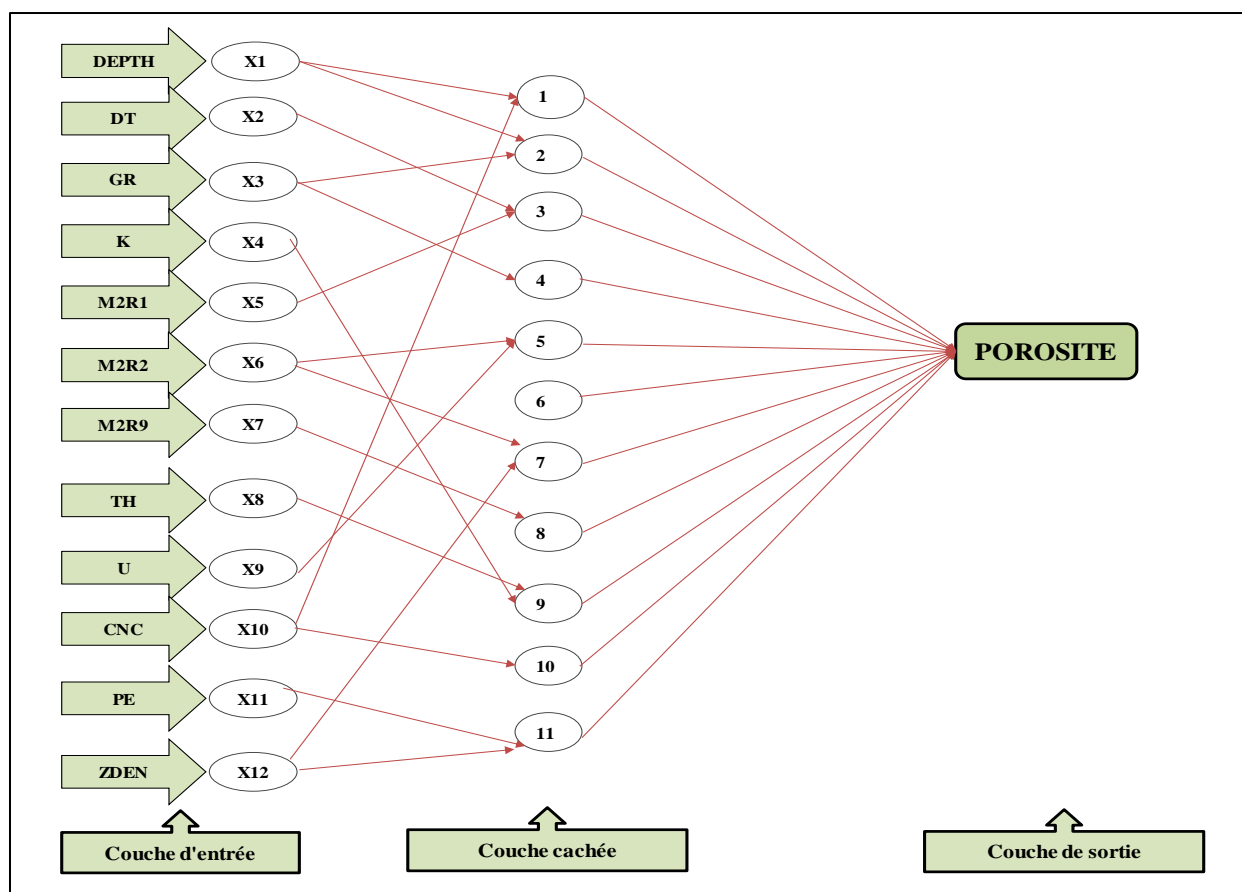


Figure IV.6 Architecture de réseau de neurone appropriée pour la prédiction de la porosité

Nous observons sur le graphe (**Figure IV.6**) une superposition presque totale entre la courbe de la porosité carotte (POR Cor) avec les résultats des Réseaux de Neurones Artificiels ANN par l'architecture (12-11-1) (**Figure IV.5**).

Et on déduit du (Tableau IV.3) que l'architecture (MLP (12-11-1)) est la plus fiable pour la prédiction de la porosité.

IV.3.3 Prédiction de la porosité par SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) :

Pour le but d'établir un modèle prédictif de porosité par la méthode SVM, on a utilisé les variables sélectionnées par (RLM), 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 porosité carotte avec simulé et prendre le noyau le plus approprié pour l'estimation de la porosité.

Parmi les meilleurs paramètres du modèle élaboré sont de type 1 SVM : **Fonction de base radiale** ($R^2= 0.5109$, RMSE= 3.7272 et MAE= 2.5966).

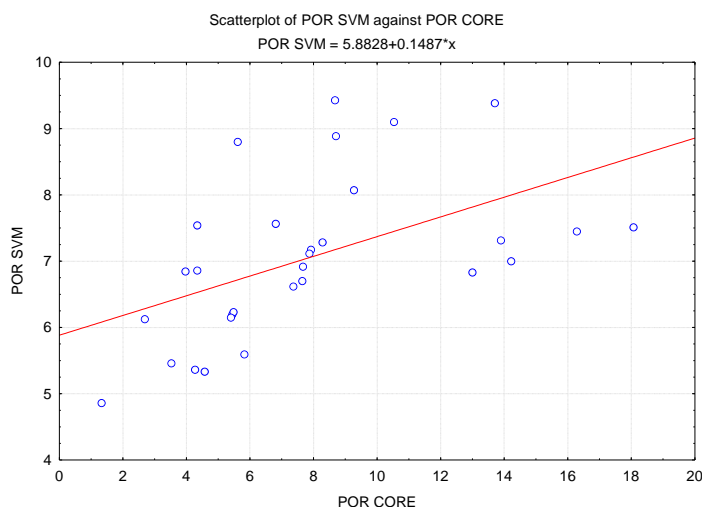
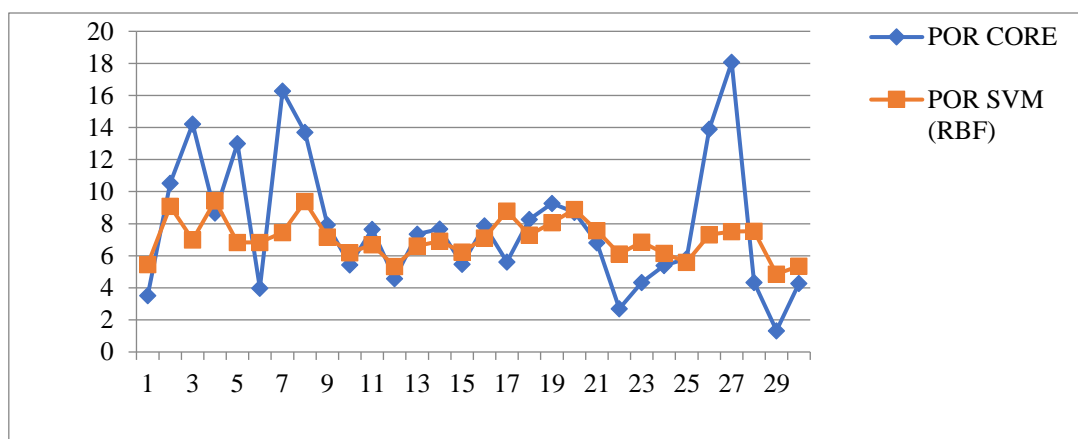


Figure IV.7 La porosité carotte (POR Core) par rapport à la porosité estimée par SVM

On observe généralement sur (Figure IV.7) que la porosité carotte non concorde bien avec la porosité estimée par SVM.

Dans ce cas-là, la méthode SVM elle ne donne pas une idéale performance.

IV.3.4 Comparaison entre la porosité carotte et la porosité simulée par (MLR, ANN et SVM)

Dans cette partie nous allons fait une comparaison numérique par des indices de performances (R^2 , RMSE et MAE) et graphique (boites à moustaches (Box Plot), régression) entre la porosité carotte et résultats simulés des différentes approches appliquées qui sont : Régression Linéaire Multiple (MLR), les Réseaux de Neurones Artificiels (ANN) et Support Vector Machine (SVM).

Tableau IV.4 Critères de performance de la porosité pour chaque technique

TECHNIQUES	R ²	RMSE	MAE
MLR	0,6459	3,1252	2,3611
SVM	0,5109	3,7272	2,5966
ANN	0,96590	2,0817	1,2894

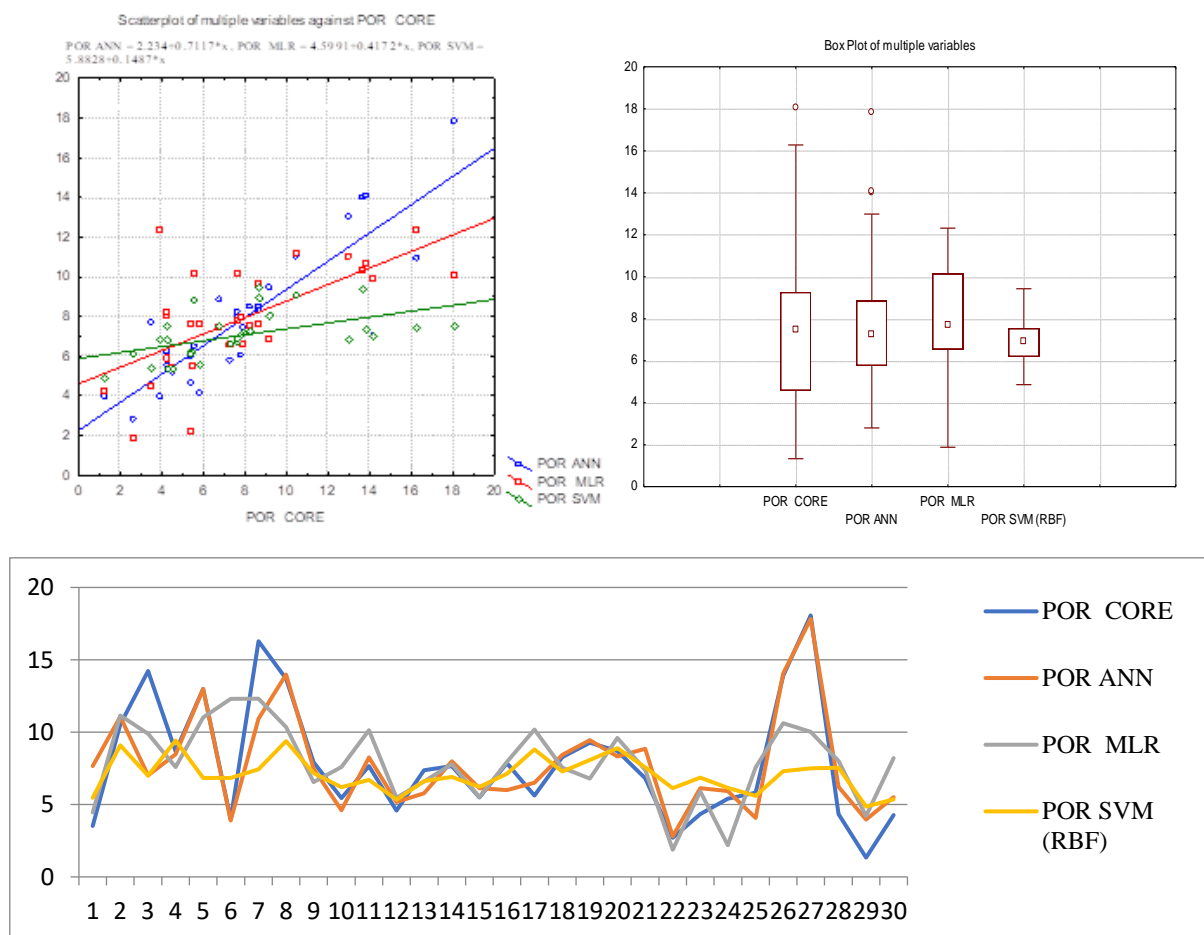


Figure IV.8 Comparaison entre la porosité carotte et porosité simulée par différentes techniques

D’après la **Figure IV.8** et le **tableau IV.3**, les techniques Régression Linéaire Multiple (MLR) et Réseaux de Neurons Artificiels (ANN) ont montré l’efficacité pour la prédiction de la porosité dans le réservoir Siegénien et avec des résultats très proches.

IV.4 Prédiction de la Perméabilité par des différentes techniques de Machine Learning

Pour prédiction de la perméabilité on propose trois méthodes d’intelligence artificiels : Régression Linéaire Multiple MLR, Réseaux de Neurons Artificiels ANN et Support Vector Machine SVM).

IV.4.1 Prédiction de la Perméabilité par la Régression Linéaire Multiple (MLR)

Cette méthode est appliquée sur l'ensemble de 15 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 Siegénien.

L'équation de (RLM) a été reportée sur la relation suivante:

$$\text{PERMÉABILITÉ} = -0,0064 (\pm 0,0068) \text{DEPTH} - 1,9835 (\pm 6,4217) \text{CAL} + 0,1614 (\pm 0,5841) \text{DT} - 0,0698 (\pm 0,1639) \text{GR} + 1,6188 (\pm 2,8366) \text{K} - 0,5430 (\pm 1,0066) \text{M2R1} + 2,9459 (\pm 4,7260) \text{M2R2} - 3,2258 (\pm 5,8721) \text{M2R3} - 4,8616 (\pm 14,3449) \text{M2R6} + 5,7154 (\pm 15,5795) \text{M2R9} + 0,3464 (\pm 0,6339) \text{TH} + 0,9239 (\pm 1,3059) \text{U} - 0,2037 (\pm 0,3756) \text{CNC} + 0,5931 (\pm 1,1966) \text{PE} + 2,4835 (\pm 19,7123) \text{ZDEN} + 24,4460 (\pm 99,5741)$$

Les performances de cette technique entre la perméabilité carotte et la perméabilité estimée par (RLM) sont : **R² = 0.6985, RMSE= 0.8106 et MAE= 0.5310.**

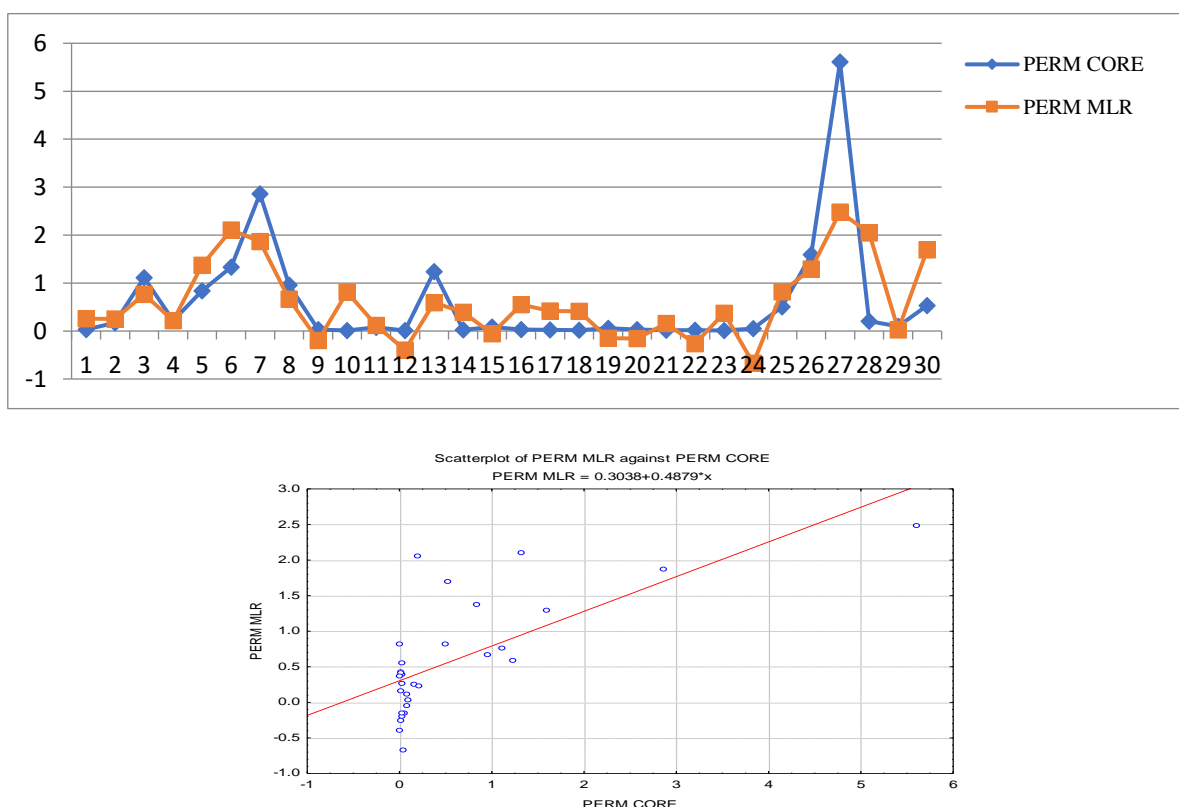


Figure IV.9 La Perméabilité carotte par rapport a la perméabilité estimée par RLM.

La Figure IV.9 montre une relative capacité prédictive de la combinaison de la Régression Linéaire Multiple (RLM) pour estimer la perméabilité dans le réservoir de Siegénien.

IV.4.2 Prédiction de la Perméabilité par les Réseaux de Neurones Artificiels (ANN) :

La méthode ANN utilisable pour la prédiction de la perméabilité sur la base de sélection des variables par la méthode RLM. Les variables sont : DEPTH, DT, GR, K, M2R1, M2R2, M2R9, TH, U, CNC, PE et ZDEN, et on les compare par les modèles qui utilisent les diagraphies classiques comme couche d'entrée.

L'architecture du réseau de neurone proposé (Figure IV.10) est composée d'une couche d'entrée (input) constituée de 14 variables explicatives, et une seule couche cachée, constituée de sept (7) neurones avec une fonction de transfère sigmoïdale. La couche de sortie est constituée d'un seul neurone c'est la perméabilité.

Tableau IV.5 Paramètres des réseaux de neurones élaborés :

Index	Net. Name	Training Perf.	Test Perf.	Train- ing Error	Test Error	Training Algo- rithm	Error fun- ction	Hidden activa- tion	Output activa- tion
10	MLP 14-7-1	0,954	0,927	0,0026	0,00332	BFGS 32	SOS	Expon- ential	Expon- ential

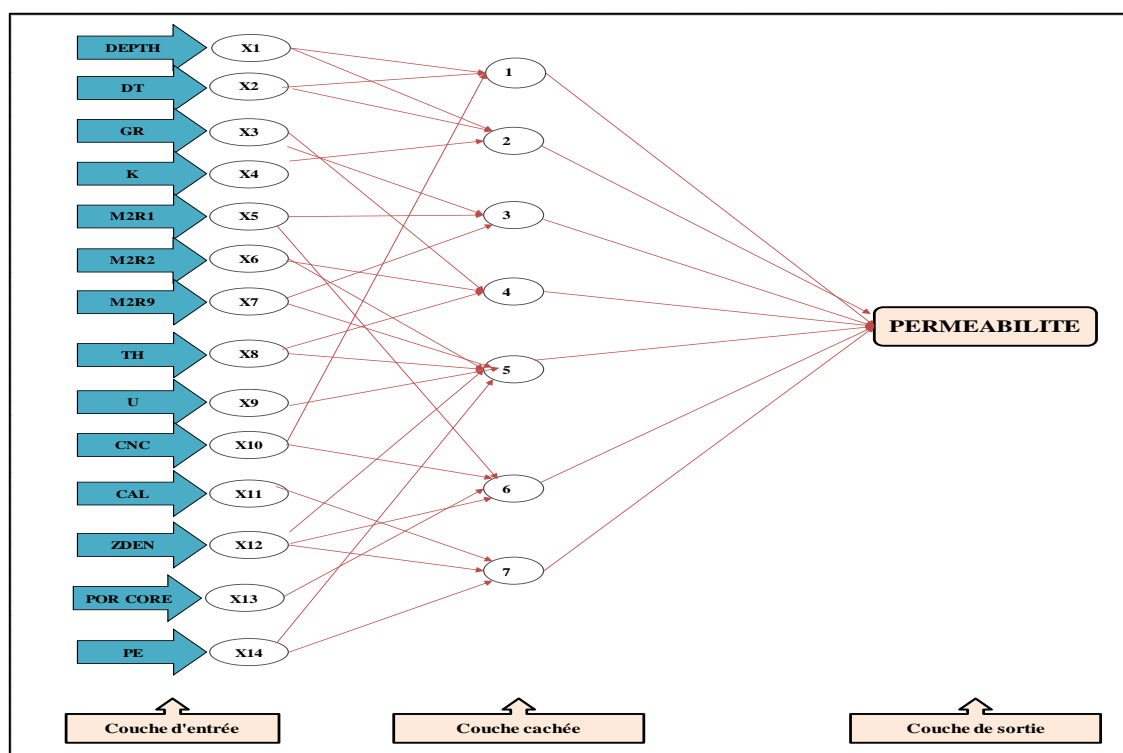


Figure IV.10 Architecture de réseau de neurone appropriée pour la prédiction de la perméabilité.

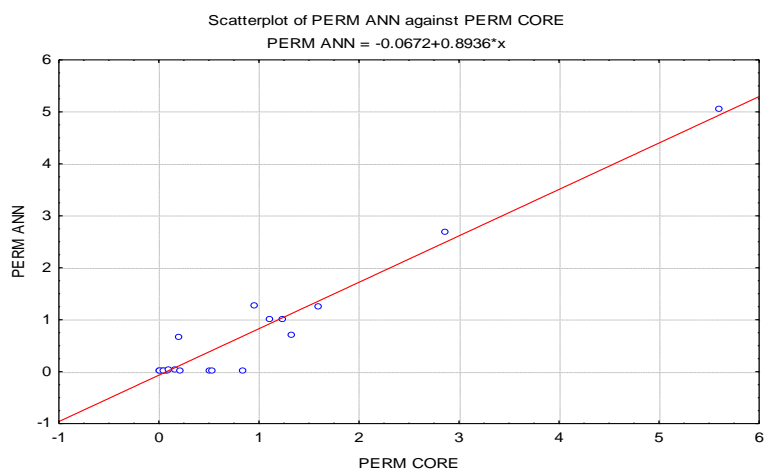
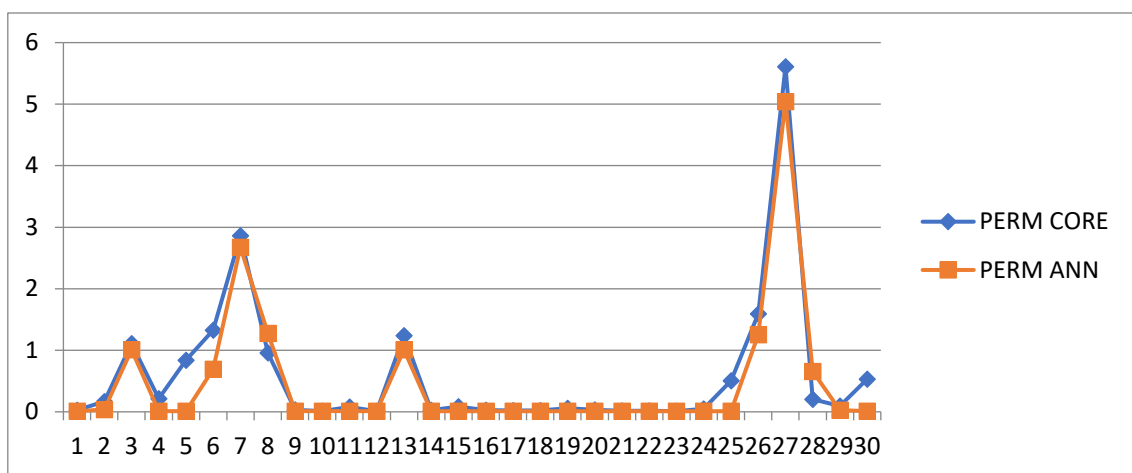


Figure IV.11 Prédiction de la perméabilité carotte par les Réseaux de Neurones Artificiels (ANN)

Les performances de cette technique entre la perméabilité réelle et la perméabilité estimée par (ANN) sont: $R^2 = 0.95362$, $RMSE = 0.2906$ et $MAE = 0.1815$.

La Figure IV.11 montre une superposition totale entre la courbe de la perméabilité carotte avec les résultats des Réseaux de Neurones Artificiels ANN par l'architecture (14-7-1) (Figure IV.10).

IV.4.3 Prédiction de la perméabilité par SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) :

Les meilleurs paramètres du modèle élaboré sont de type 1 SVM : **Fonction de base radiale** ($R^2 = 0.4824$, $RMSE = 1.0342$ et $MAE = 0.4839$).

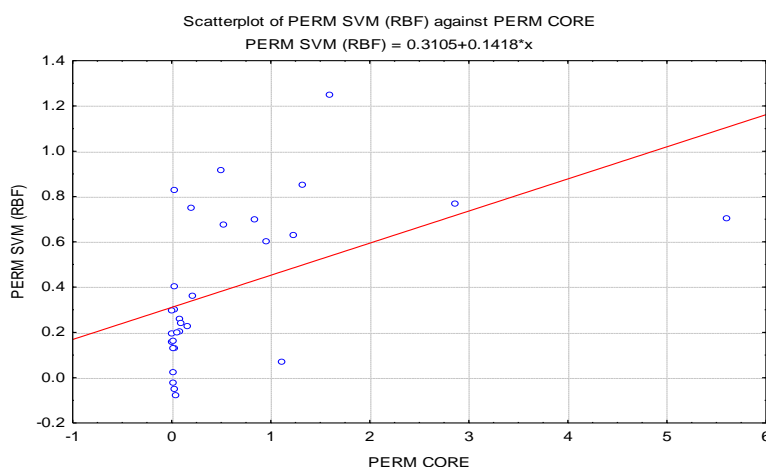
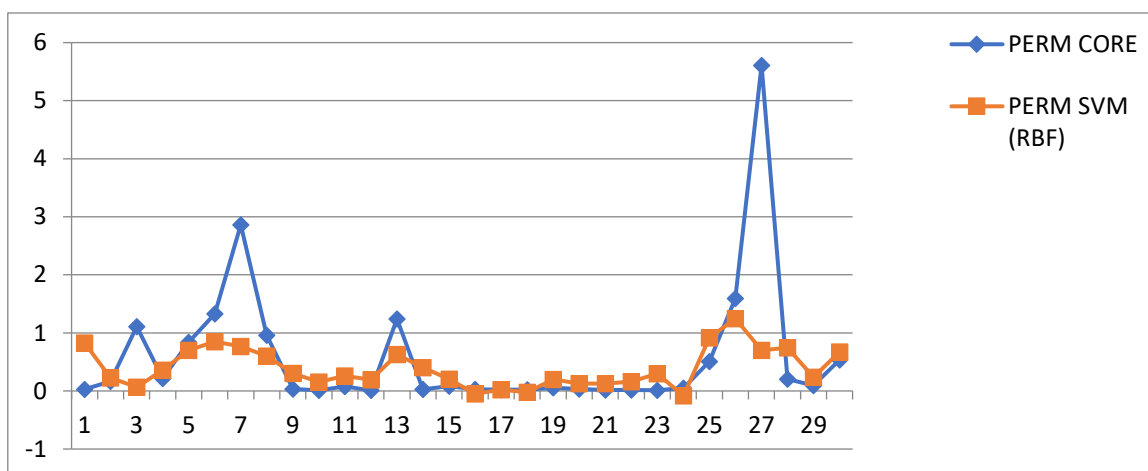


Figure IV.12 La pperméabilité carotte par rapport à la perméabilité estimée par SVM.

On observe généralement sur (Figure IV.12) une concordance moyenne avec la perméabilité estimée par SVM. Cette méthode SVM ne donne pas des bonnes performances.

IV.4.4 Comparaison entre la perméabilité carotte et la perméabilité simulée par (MLR, ANN, SVM) :

Tableau IV.6 Critères de performance de la perméabilité pour chaque méthode :

Méthodes	R ²	RMSE	MAE
MLR	0.6985	0.8106	0.5310
SVM	0.4824	1.0342	0.4839
ANN	0.95362	0.2906	0.1815

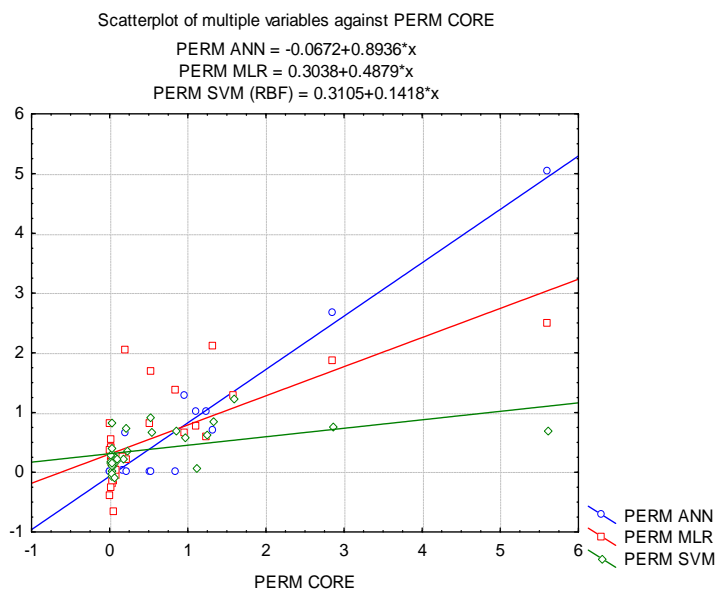
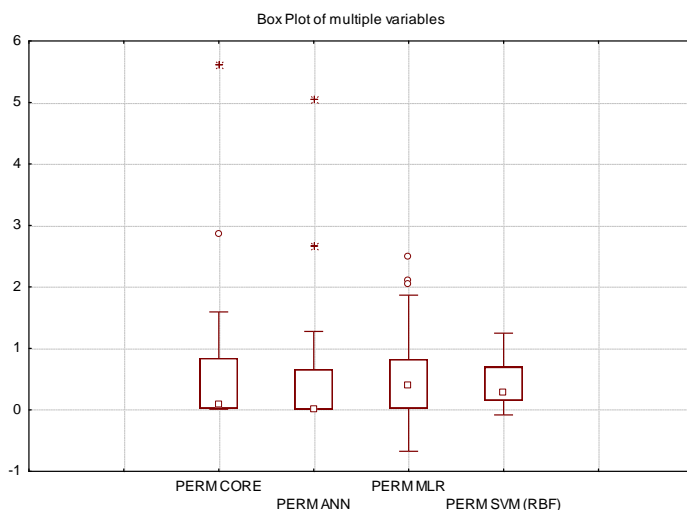
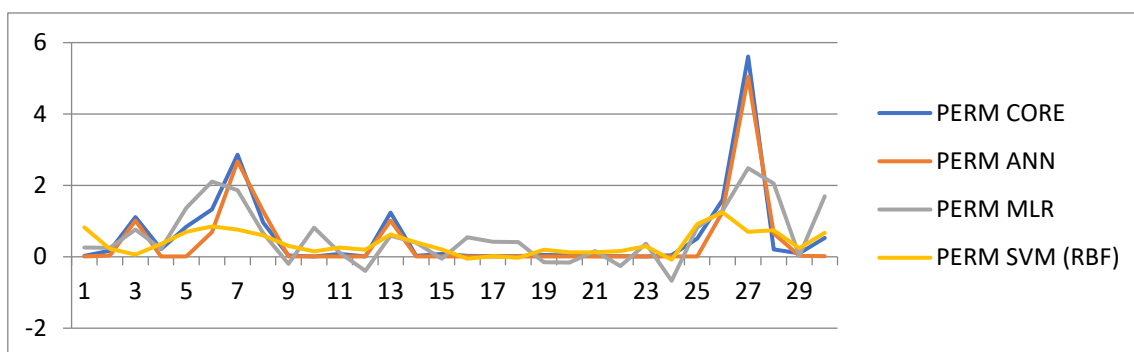


Figure IV.13 Comparaison entre la perméabilité carotte et perméabilité simulée par les différentes techniques

La Figure IV.13 (Box-plots et les régressions) montre que les résultats de la méthode ANN est la plus fiables pour la prédiction de la perméabilité dans le réservoir Siegénien dans le champ Wadi El Teh.

IV.5 CONCLUSION

En dessous l'organigramme explicatif des étapes de la prédiction de la porosité et de la perméabilité,

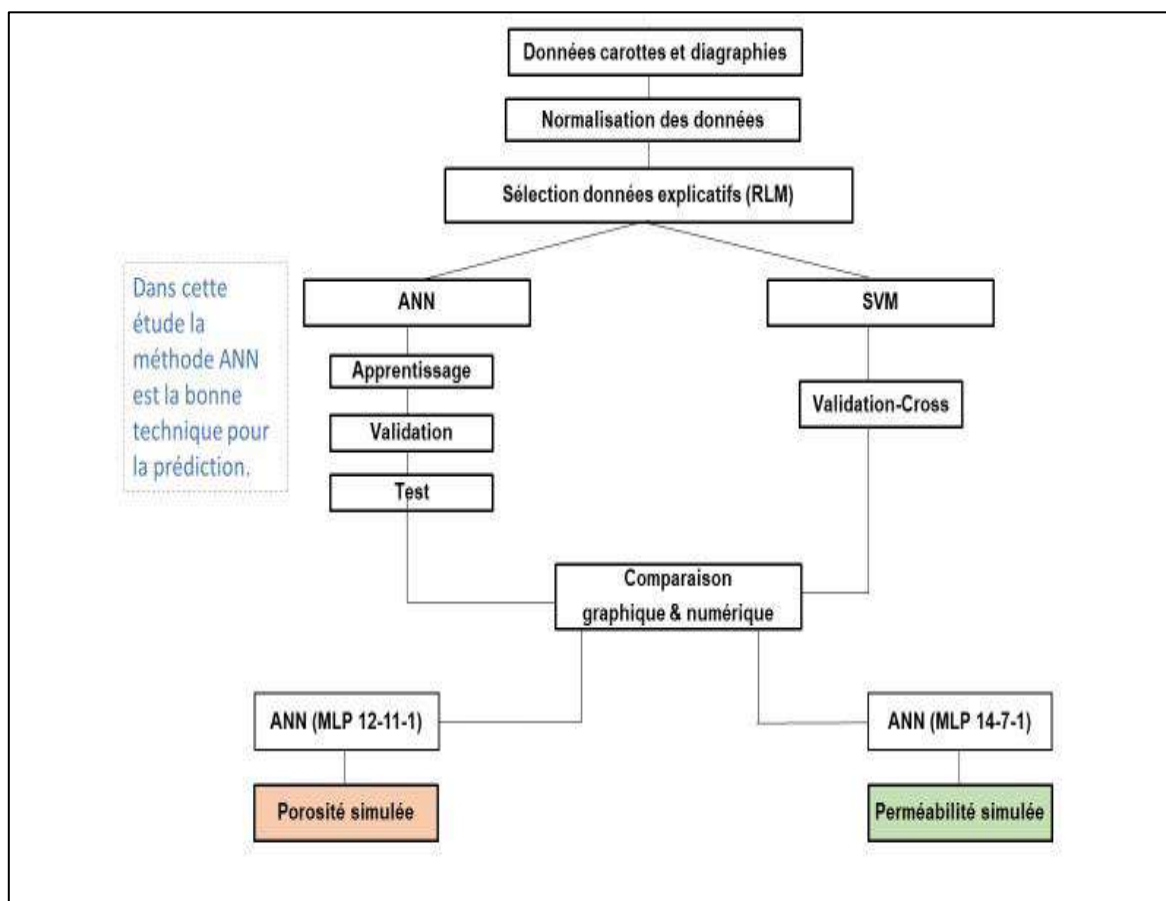


Figure IV.14 Organigramme explicatif des étapes suivies de la prédiction de porosité et perméabilité

CONCLUSION GÉNÉRALE

Conclusion Générale

Le périmètre de recherche Zettah II, se situe dans le Nord Est du bassin de Berkine, caractérisé par une topographie dunaire importante qui peut atteindre 300 m d'hauteur. L'image structurale actuelle de la région a été héritée par différentes phases tectoniques ayant affecté le bassin, les plus importantes sont :

- La phase hercynienne précoce viséenne;
- La phase compressive autrichienne et la phase transgressive atlasique;
- La phase de distension Trias-Lias;

La colonne stratigraphique reconnue est conforme au découpage régional, aussi représentée par des dépôts du Paléozoïque, du Mésozoïque et Cénozoïque.

Le réservoir de Siegénien de la zone d'étude Wadi El Teh, correspondent à une sédimentation fluviale à marine avec une épaisseur de +/- 250 m, ce réservoir est caractérisé par une porosité variée entre 8 et 20 % et une perméabilité bonne.

L'interprétation des diagraphies du réservoir Siegénien montre que :

- PUIITS-1 : présente un intérêt pétrolier dans le réservoir Siegénien sur une hauteur cumulée de 6m avec une porosité de 10 à 15%.
- PUIITS-2 : dans la partie basale et sommitale, est à hydrocarbure avec des paramètres pétrophysiques médiocres.
- PUIITS-3 : aux bases de réservoir Siegénien présente des saturations à hydrocarbures $S_w = 40\%$ et une porosité moyenne de 11%.
- PUIITS-4 : le Siegénien paraît être à hydrocarbures avec des caractéristiques pétrophysiques médiocres.

L'objectif de cette étude est d'estimer les paramètres pétrophysiques d'un réservoir dans les intervalles non carottés.

Des problèmes techniques durant le forage et non récupération des carottes empêchent l'estimation de la porosité et perméabilité aussi le cout élevé si on prendre en consécration le budget total d'un forage, ce que nous conduise à trouver autre techniques et méthodes moins couteuses pour récupérer ces données, et permet ces méthodes la ML.

Afin d'estimé les paramètres pétrophysiques (porosité et perméabilité pour les intervalles non carottés) et évaluation de réservoir Siegénien par des méthodes de la machine Learning, on a choisi quatre puits dénommés : Puits-1, Puits-2, Puits-3 et Puits-4, dont cinq carottes ont été prélevés dans ce réservoir et avec ces mesures pétrophysiques et Gamma Ray Spectral.

Parmi des méthodes ML adoptées pour prédire la porosité et perméabilité: la régression linéaire multiple (MLR), réseaux de neurones artificiels (ANN), SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM).

Les résultats de la méthode MLR montre la capacité prédictive de la combinaison de cette méthode à estimer la porosité et perméabilité dans le réservoir de Siegénien, avec une performance ($R^2 = 0.6459$, RMSE= 3.1252 et MAE= 2.3611 pour la porosité) et ($R^2 = 0.95362$, RMSE= 0.2906 et MAE= 0.1815 pour la perméabilité)

Concernant la méthode SVM elle ne donne pas une bonne performance et ne concorde pas avec la porosité et perméabilité estimées.

Par contre la méthode ANN avec l'architecteur (MLP (12-11-1) porosité), (MLP (14-7-1) perméabilité) est la plus fiable pour la prédiction de la porosité et la comparaison entre la porosité simulée par ces méthodes et celle de carotte confirme que ANN est le bon choix pour la prédiction.

En général, ces méthodes présentent plusieurs avantages, par exemple, elles permettent de réduire le coût de réalisation d'un puits, en particulier le carottage, et permettent également de réduire le NPT, par ailleurs, elles nous aident également à récupérer les données perdues.

Recommandations :

- Il est nécessaire de travail pour développer des algorithmes spécifiques aux réservoirs comme Siegénien, TAGI, etc...
- Introduire la Machine Learning et ses techniques dans les processus de l'interprétation et l'évaluation des réservoirs.
- Falloir d'utiliser ML pour résoudre les problèmes de forage.
- En raison de la crise sanitaire mondiale et de la baisse du prix du baril, il nous est devenu nécessaire d'utiliser des technologies modernes, dont l'intelligence artificielle, dans le forage et la production pétrolière.

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

Références Bibliographiques

- **Akinnikawe et al.,2018:** *synthetic well log generation using machine learning techniques*
- **Ameur-zaimeche ouafi 2014 :** *modélisation et reconstitution des facies non carottés a l'aide des méthodes statistiques multivariees du réservoir trias argileux greseux inferieur (tagi) application au champ de sif fatima bassin de –berkine*
- **Ameur-zaimeche ouafi 2020 :** *modélisation géologique des réservoirs pétroliers a l'aide des méthodes de l'intelligence artificielle, cas du bassin de berkine, sud-est de l'algérie*
- **Baouche, Tahar Aifa & Baddari, 2017 :** *intelligent methods for predicting nuclear magnetic resonance of porosity and permeability by conventional well-logs: a case study of saharan field*
- **Chang et coll.,1997 :** *prospect and development for petroleum well logging science in china*
- **Chapellier d. :** *Diagraphies appliquées à l'hydrologie ,*
- **Chen & Guestrin, 2016 :** *Order gradient boosting for conditional random fields. in proceeding of 18th artificial intelligence and statistics conference (aistats'15)*
- **Document SCHLUMBERGER:** *Log Interpretation Charts, 2009.*
- **Dullien,1992 :** *An experimental study of secondary oil migration.*
- **Elkatatny et al., 2016 :** *New approach to evaluate the equivalent circulating density (ecd) using artificial intelligence techniques*
- **GH Newman, JC Martin 1977 :** *Equipment And Experimental Methods For Obtaining Laboratory Compression Characteristics Of Reservoir Rocks Under Various Stress And Pressure Conditions*
- **Monicard, 1965 :** *Caractéristiques des roches réservoirs, analyse des carottes*
- **Newendorp, 1976 ; reddy et al., 1991).** *probabilistic reconstruction of geologic facies*
- **Pedregosa et al., 2011 :** *Machine learning in python.*
- **Rapports d'interprétation des diagraphies (Sonatrach DOE)**
- **Rapports mesures saturation sur carotte (Sonatrach DOE)**

- *Schwarzacher, 1972) the semi-markov process as a general sedimentation model*
- *SERRA O. (1979) : Diagraphie différées (Tome 1) « Interprétation des données diagraphiques ». Edition. SNEAP ELF PAU-France.*
- *Shao et al., 2019 ; Wu et al., 2018: Carbonate log interpretation models based on machine learning techniques*
- *Tartakovsky, 2004 : dependency-based neural network for relation classification*
- *website : actua.com/tutoriel/concepts machine Learning*
- *Willmott CJ (1981,1982).in I. Ladlani et al. (2012) : Some comments on the evaluation of model performance*
- *Wong et al., 1995: Estimation of lateral wall movements in braced excavations using neural networks*
- *Yuste, & tank, d.w., 1996. dendritic integration in mammalian neurons, a century after cajal, neuron*
- *Zhao et al. (1988). 70 years of machine learning in geoscience in review*
- *Rapport d'implantation puits (Sonatrach DOE)*
- *WEC (2007): « La géologie pétrolière de l'Algérie ». Sonatrach – Schlumberger Well, Evaluation Conference - Algérie 2007,*

الملخص

يعتبر توصيف الخزان خطوة مهمة وحاسمة للغاية في أنشطة التنقيب عن البترول وكذلك الانتاج و التسويق. لأن نتائجه توفر استنتاجاً حاسماً حول ربحية المكن وكفاءة آبار الاستكشاف. يعد مكن (Siegenien) أحد أهم الخزانات في حقل بركين بالجزائر ، حيث يتم حفر العديد من الآبار من أجل تعزيز إنتاجيته وتوسيع مرحلة الإنتاج في المقام الأول. ومع ذلك ، نظراً لزيادة أعماق الحفر والمشكلات الفنية الأخرى مثل الصخر الزيتي المنتفخ ، والضغط المرتفع و الحرارة العالية ، وعدم توفر المصادر المشعة و التكلفة المرتفعة لبعض العمليات... إلخ ، لا يمكن ضمان بيان الكثافة النيوترون وبالتالي يتم حساب المسامية من البيانات الصوتية. في كثير من الحالات تمثل هذه المسامية الصوتية المسامية الفعالة لأن الخزان غير مكسور. ومع ذلك إذا كانت المسامية الثانوية موجودة ، فإن المسامية التي تم الحصول عليها من البيان الصوتي ستكون مختلفة ، وبالتالي سيكون هناك تقدير مفرط لاحتياطيات البترول. علاوة على ذلك ، لا يمكن معالجة وظائف أدوات أخذ العينات الصخرية والسائلة ، بسبب المشكلات المذكورة سابقاً. من ناحية أخرى ، شهدت تطبيقات الذكاء الآلي تطوراً هائلاً وناجحاً في السنوات القليلة الماضية. يعتبر حلاً متقدماً للعديد من المشكلات المعقدة في العديد من المجالات بما في ذلك مجال تقييم الخزان. لذلك ، فإن الهدف من هذه الأطروحة هو استخدام الذكاء الآلي من أجل حساب المسامية و السماحية في حالة عدم إمكانية تسجيل قياس كثافة النيوترونات؛ ثم تدريب الخوارزمية المقترحة بناءً على بيانات المسامية الأساسية لأربعة آبار في حقل بركين غرب (وادي التاه) ، ثم يتم اختبارها والتحقق من صحتها في بئر آخر حيث لا يتوفر سوى على سجل و بيان صوتي. من المتوقع أن توفر خوارزمية الذكاء الآلي (الاصطناعي) على نتائج أكثر موثوقية للحالة الإشكالية الموصوفة

كلمات المفتاح: المسامية الصوتية ، المسامية الفعالة ، الصخر الزيتي ، الذكاء الآلي ، بيانات المسامية الأساسية ؛ حقل بركين غرب.

RESUMÉ

La caractérisation du réservoir est une étape très importante et cruciale dans l'exploration pétrolière ainsi que les activités de production et de commercialisation, car ses résultats fournissent une conclusion décisive sur la rentabilité du réservoir et l'efficacité des puits d'exploration et d'exploitation. Le réservoir de Siegenien est l'un des réservoirs les plus importants dans champ de Berkine en Algérie, où de nombreux puits sont en cours de forage afin d'améliorer sa productivité et d'étendre la phase de production en premier lieu. Cependant, en raison de l'augmentation des profondeurs de forage et d'autres problèmes techniques tels que les Argiles gonflantes , haute pression HP et haute température HT, l'indisponibilité des sources radioactives et le coût élevé de certaines opérations... etc, le Log densité neutron ne peut pas être enregistré et la porosité est donc calculée à partir des diagraphies soniques. Dans de nombreux cas, cette porosité sonique représente la porosité effective car le réservoir n'est pas fracturé. Cependant si une porosité secondaire existe, la porosité obtenue à partir du log sonique sera différente et donc il y aura une surestimation des réserves pétrolières. De plus, les jobs de MDT et carottage ne peuvent pas être traités en raison des problèmes mentionnés précédemment. D'autre part, les applications de ML ont connu un développement énorme et réussi au cours des dernières années. Il est considéré comme une solution avancée à de nombreux problèmes complexes dans de nombreux domaines, y compris le domaine de l'évaluation des réservoirs. Par conséquent, l'objectif de cette thèse est d'utiliser Machine Learning (ML) afin de calculer la porosité et la perméabilité dans le cas où la mesure de la densité neutron ne peut pas être enregistrée; L'algorithme proposé a été entraîné sur la base des données de porosité carotte et perméabilité carotte de quatre puits du champ de Berkine (Wadi El Teh), puis testé et validé dans un autre puits où seul le log sonique est disponible. L'algorithme ML devrait fournir des résultats plus fiables pour la problématique décrit.

Mots-clés : Porosité Sonique ; Porosité effective ; Perméabilité carotte, Argiles gonflantes ; Machine Learning ; Porosité carotte ; Champ de Berkine Ouest.

ABSTRACT

The characterization of the reservoir is a very important and crucial step in petroleum exploration as well as production and marketing activities, as its results provide a decisive conclusion on the profitability of the reservoir and the efficiency of the exploration and wells. operation. The Siegenien reservoir is one of the most important reservoirs in the Berkine field in Algeria, where many wells are being drilled in order to improve its productivity and extend the production phase in the first place. However, due to the increase in drilling depths and other technical problems such as swelling clays, high pressure HPHT, the unavailability of radioactive sources and the high cost of certain operations, the Log neutron density cannot be recorded and the porosity is therefore calculated from the sonic logs. In many cases, this sonic porosity represents the effective porosity because the reservoir is not fractured. However, if a secondary porosity exists, the porosity obtained from the sonic log will be different and therefore there will be an overestimation of the oil reserves. Additionally, MDT and coring jobs cannot be processed due to the previously mentioned issues. On the other hand, applications ML have experienced huge and successful development in recent years. It is considered to be an advanced solution to many complex problems in many fields, including the field of tank assessment. Therefore, the objective of this thesis is to use ML in order to calculate the porosity and the permeability in the case where the measurement of the neutron density cannot be recorded; The proposed algorithm was trained on the basis of core porosity and core permeability data from four wells of the Berkine West field (Wadi El Teh), then tested and validated in another well where only the sonic log is available. The artificial intelligence algorithm (Machine Learning) should provide more reliable results for the problem described.

Keywords: Sonic porosity, effective porosity, permeability core, Swelling shale, Machine learning, core porosity data; Berkin Ouest field.