

التنبؤ بقياس المسامية النترونية باستخدام الذكاء الصناعي لبئر ATN-103 في حقل شمال عطا الله

محمد عيسى نعساني* . د. علي العجي** . د. ماجدة البكور***

الملخص

هدفت دراستنا من بواسطة تطبيق تقانة الشبكات العصبونية الصناعية إلى الحصول على قياس المسامية النترونية (NPHI) في بئر ATN-103؛ إذ إنّ القياس النتروني المنفذ قد تعرض لخلل أدى إلى عدم إظهاره لنتائج صحيحة. حدّدت بارامترات دخل الشبكة وهدف خرجها، وقسمت قاعدة البيانات للأبار المجاورة إلى بئر للتدريب، تم من بواسطته تدريب الشبكة التي قمنا بتنفيذها على برنامج التفسير IP-V3.5 للحصول على البنية المثلى للشبكة في الحصول على أدق النتائج، وتم بواسطة بئرين اختبار أداء الشبكة المدربة، وقرنت مخرجات هذه الشبكة مع القياسات النترونية المنفذة فيهما، وحسب الفارق بين القيمتين الذي تمثل قيم الخطأ في التنبؤ، وأخيراً عُممت الشبكة في البئر ATN-103 وكاننت النتائج عالية الدقة بنسبة (95%).

في أثناء الدراسة قيّمت التشكيلات كفيلاً باستخدام تقانات العروض التقاطعية المختلفة بهدف تحديد النمط الليثولوجي المسيطر في منطقة الدراسة، كما حدّد نمط توزيع الغضار في المكونات التي لوحظ فيها ازدياد المركبة الغضارية، بالاعتماد على مخططات (توماس-ستير). وبواسطة التقييم الكمي حسب حجم الغضار بالاعتماد على

* طالب ماجستير، قسم الجيولوجيا، كلية العلوم، جامعة دمشق، سورية.

** أستاذ مساعد في قسم الجيولوجيا، كلية العلوم، جامعة دمشق، سورية.

*** مدرس في قسم الذكاء الصناعي، كلية الهندسة المعلوماتية، جامعة الشام الخاصة، سورية.

منآنف الإشعاعفة الطبعفة المقاس، إضافة لآساب المسامفة الكلفة والفعالة، وآساب الإشباع المائف والآجم الكلف للماء فف القطاع النظفف والقطاع المغسول بءءف آءفءف آركفة الموائع.

الكلمات المفتاحفة: آقل شمال عطالء، قفاسات بئرفة، مسامفة، لباب صآرف، شبكة عصبونفة.

Prediction by measuring neutron porosity by using artificial intelligence for ATN-103 well in Atallah North Field

M.Essa Nassani* **Dr. Ali Alaji**** **Dr. M. Albakoor*****

Abstract

Our study, through the application of artificial neural networks technology, aimed at obtaining the NPHI measurement at the ATN-103 well, whereby the implemented neutron measurement had been subjected to a defect that did not show correct results, the network input parameters and its output target were determined, and a rule was divided The data for the wells adjacent to a training well, through which the network that we implemented was trained on the IP-V3.5 interpretation program to obtain the optimal network structure in obtaining the most accurate results, and through two wells the performance of the trained network was tested, and the results of this network were compared with the measurements The neutrinos executed in them, the difference between the two values representing the values of the prediction error was calculated, and finally the network was generalized in the ATN-103 well and the results were highly accurate (95%).

During the study, the formations were evaluated qualitatively using different cross-plots to determine the predominant lithological pattern in the study area and porosity in general, and the proportion of each of them, as we have identified the pattern of clay are placed in components in

* Master Student, Department Of Geology, Faculty Of Science, Damascus University, Syria.

** Associate Professor in the Department Of Geology, Faculty Of Science, Damascus University, Syria.

*** Lecturer in the Department Of Artificial Intelligence, Faculty Of Information Technology Engineering, Al - Sham Private University, Syria.

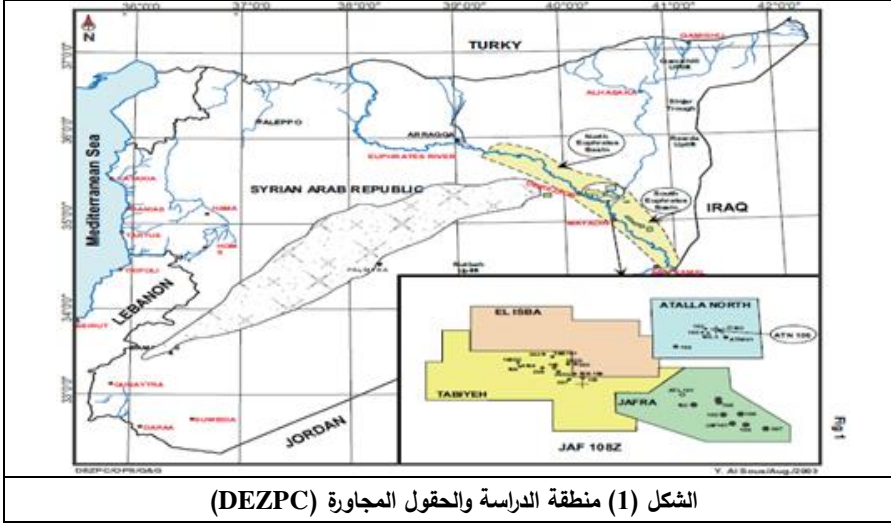
which the increase in the clay volume based on Thomas-Stepper. We have calculated by quantitative evaluation, the clay volume using Gama-Ray log and the total and effective, primary and secondary porosity, as well as water saturation and total water volume in the clean zone and flashed zone.

Keywords: ATN Fields, well logging, Porosity, Cores, Neural Network

المقدمة:

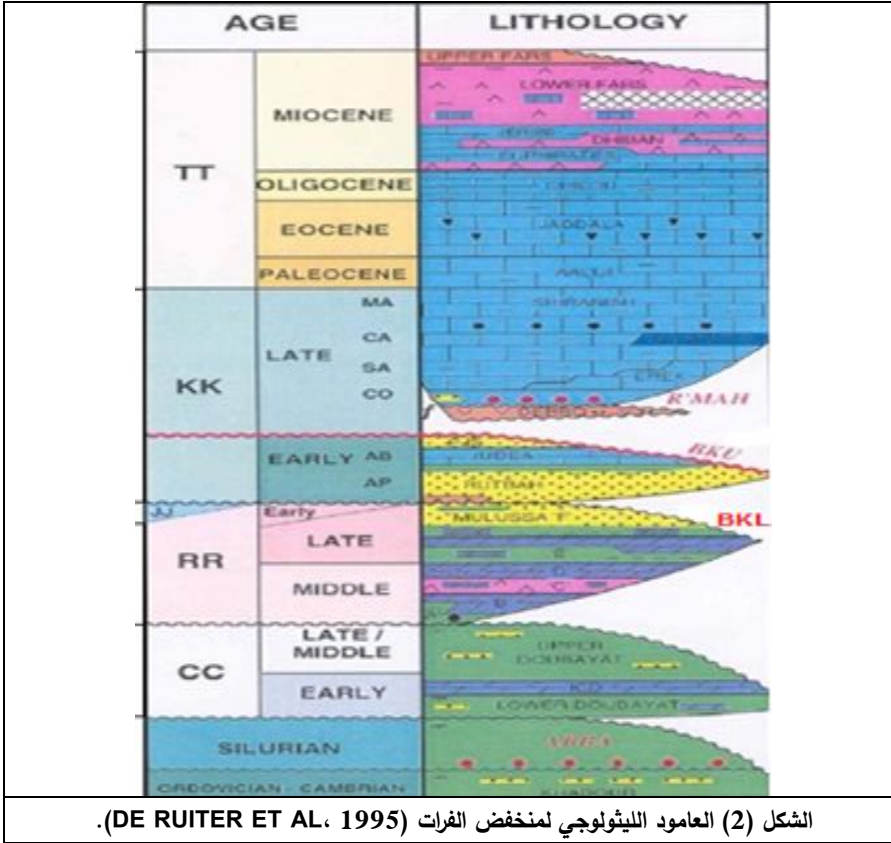
يعدّ الذكاء الصناعي من أحدث فروع العلوم والهندسة القائمة على خلق كيان ذكي يحاكي صفات الذكاء لدى الإنسان، كأسلوب التعامل مع المشاكل الرياضية الخطية وغير الخطية وطرائق حلها، والقدرة على التعلم واكتساب الخبرات، كما يعد أحد أهم فروع هندسة المعلوماتية التي تدرس تطوير الخوارزميات وتطبيقها في الحواسيب والروبوتات؛ لنقوم بشكلٍ تقريبي بمهامٍ مشابهةٍ للعمليات التي يقوم بها الإنسان، كالتعلم والاستنباط واتخاذ القرارات (Russell, S.J., Norvig, P. 2013). وقد أدت الثورة العلمية الكبيرة في مجال الذكاء الصناعي إلى توظيفه في العديد من المجالات العلمية الأخرى، لا سيما مجال القياسات البئرية، فأوجد العديد من طرائق التنبؤ بالحلول للعديد من المشكلات الأكثر تعقيداً التي كانت تواجه المفسرين، ومنها بعض القياسات المفقودة أو أجزاء منها لأسباب متعددة (Glover, 2012). إن إيجاد طرائق للحصول على هذه القياسات أمر ضروري، لذلك تركزت العديد من الدراسات على التنبؤ بالقياسات البئرية المفقودة، ومعظم الدراسات الحديثة اعتمدت على استخدام منظومات الذكاء الصناعي Artificial Intelligence (AI)، فيمكن من خلال هذه التقنيات التنبؤ بالمخرجات، والربط بينها وبين المدخلات بعلاقاتٍ لا خطية. وتأتي أهمية استخدامها في التنبؤ والتصنيف في الحصول على مجموعةٍ من النتائج المرغوبة بأرخص التكاليف، والتي تعدّ تعتبر ذات أهمية في الدراسات النفطية في الآونة الأخيرة. استنتج بواسطة الدراسة قياس المسامية النترونية في بئر ATN-103، باستخدام شبكة عصبونية صناعية، انطلاقاً من القياسات الجيوفيزيائية البئرية لأبار مجاورة في منطقة الدراسة باستخدام برنامج التفسيرات البتروفيزيائية IP-V3.5.

تم الاعتماد في دراستنا على المعطيات المأخوذة من حقل شمال عطالله، الذي يقع في حوض الفرات، يبين الشكل (1) منطقة الدراسة والحقول المجاورة.

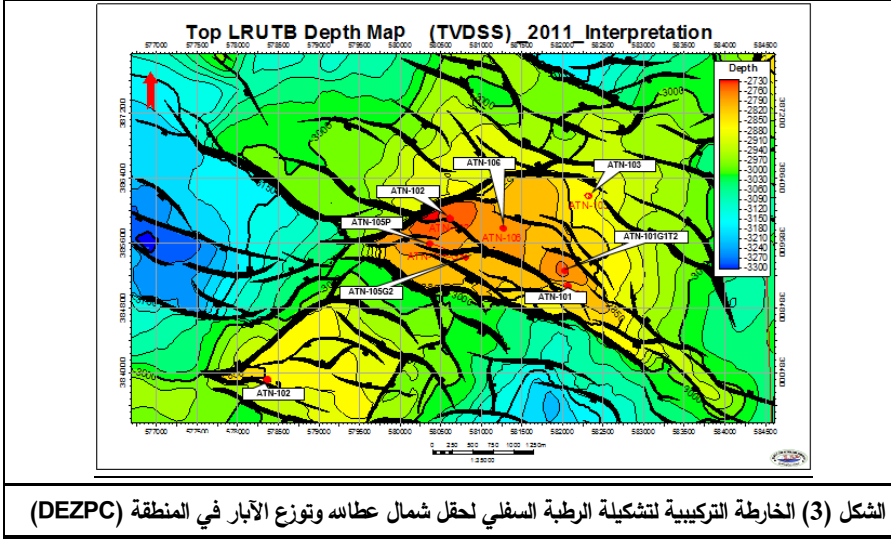


الشكل (1) منطقة الدراسة والحقول المجاورة (DEZPC)

تعد تشكيلة الرطبة العائدة للكريتاسي الأسفل الخزان الرئيس في حقل شمال عطالله، والمتوضعة بعدم توافق فوق تشكيلة الملوسا. تختلف سماكة الرطبة على امتداد منخفض الفرات من منطقة لأخرى، وتعد تشكيلة الرطبة بخواصها البتروفيزيائية وامتدادها في معظم حوض الفرات أهم التشكيلات الخازنة والمنتجة للنفط في تلك المنطقة، والتي تشكل جزئها السفلي الناتج عن انسحاب بحري وجزئها العلوي الناتج عن تجاوز بحري. تبدأ بشكل رئيس برسوبات من الحجر الرملي، وتنتهي بالشيل والتي غالباً ما يكون لها تأثير سلبي على إنتاجية التشكيلة من الهيدروكربون. هذا الخزان مغطى بطبقة الجوديا الأحدث عمراً، التي تعرضت إلى الحت والتعرية؛ لذلك لا يمكن الاعتماد عليها في منطقة الدراسة. لم تسجل تشكيلة الأرك مارل في الحقل؛ وذلك بسبب عدم ترسيبها أو حتها. الشكل (2) يبين العمود الليثولوجي لحوض الفرات.



تعرضت منطقة الحقل لعمليات تكتونية عدة، الفالق الرئيسي يتبع لاتجاهات فوالق حوض الفرات ذات الاتجاه شمال-غرب كما ترتبط بعض الفوالق الداخلية باتجاه فوالق التدمرية (شمال شرق-جنوب غرب) (DEZPC). اكتشف حقل شمال عطالله عام 1990 من قبل شركة (EHS)، وحفرت آبار عدة في الحقل بلغ عددها 9 آبار محفورة (6 منتجة للنفط، 2 مغلقين، وبئر واحد جاف).



1-المبدأ النظري:

• أنظمة الذكاء الاصطناعي Artificial Intelligence System

يهدف علم الذكاء الاصطناعي إلى فهم طبيعة الذكاء البشري عن طريق كتابة برامج حاسوبية قادرة على محاكاته. وتأتي أهمية استخدامها في التنبؤ والتصنيف وفي الحصول على مجموعة من النتائج المرغوبة، التي تعد ذات أهمية في الدراسات النفطية في الآونة الأخيرة. وهناك مجموعة من أنظمة الذكاء الاصطناعي مثل الشبكات العصبونية الصناعية والمنطق الترجيحي والخوارزميات الجينية، ويستفاد من هذه الطرائق في الحصول على مجموعة من النتائج المرغوبة التي تعد ذات أهمية كبيرة في الدراسات النفطية. فالذكاء الاصطناعي من الطرائق الحديثة في تفسير القياسات البئرية، والحصول على المعطيات ولا سيما الشبكات العصبونية الصناعية لحل المشكلات غير الخطية المعقدة.

• الشبكة العصبونية الصناعية (ANN) Artificial Neural Network

هي تقانات حسابية مصممة لمحاكاة الطريقة التي يؤدي بها الدماغ البشري مهمة محددة، وذلك بطرائق معالجة ضخمة مكونة من وحدات معالجة بسيطة، هذه

الوحدات عبارة عن عناصر حسابية تسمى عصبونات أو عقد (Neurons , Nodes)، والتي لها خاصية عصبية من حيث إنها تقوم بتخزين المعلومات التجريبية والعملية لتجعلها متاحة عن طريق ضبط الأوزان فالشبكات العصبونية ANN تتشابه مع الدماغ البشري في أنها تكتسب المعرفة بالتدريب وتخزن هذه المعرفة، باستخدام قوى وصل داخل العصبونات تسمى الأوزان. وتوصف الشبكة العصبونية حسب بنيتها، وطريقة تعلمها، وتابع التنشيط activation function المستخدم بها. تقسم من ناحية البنية إلى طبقات عدة: طبقة الدخل، وطبقات مخفية، وطبقة الخرج، وتابع التنشيط، الذي هو عبارة عن تابع رياضي يطبق على خرج الشبكة بهدف تنظيم قيم الخرج تنظيمًا موثماً للمشكلة المدروسة. تختلف طريقة التعلم في الشبكات، فبعضها يتم تدريبها باستخدام خوارزميات تعتمد على الانحدار الخطي، وهي غالباً شبكات وحيدة الطبقة، وثمة نمط آخر من التدريب يتم باستخدام خوارزميات تعتمد على الاشتقاق اللوغاريتمي، ويتقانة راجعة أو غير راجعة لتحديث متغيرات الشبكة؛ إذ تكون البنية هنا متعددة الطبقات (Karraz, G. 2006).

2 - الدراسات السابقة

- تقرير داخلي - دراسة هندسية خزنية لرسوبات تشكيلية الرطبة في منطقة الحقل (Atalla North 2009 study).
- تقارير نهائية للآبار المحفورة.
- دراسة سيزمية للحقل من خلال المعطيات السيزمية 3D.
- قام كل من (Huang, Z., Shimeld, J., Williamson, M., Katsube, J.,1996) بتقدير قيم النفاذية في حقل غاز فينتور في شرق كندا، باستخدام خوارزمية الانتشار العكسي، استخدمت خمسة آبار في حقل فينتور للحصول على النفاذية، واستخدمت بيانات أربعة آبار بوصفها قاعدة بيانات لتدريب الشبكة العصبونية، في حين اختير البئر الخامس لاختبار الشبكة، تم الحصول على قيم النفاذية وكانت

- قيمة معامل الارتباط الخطي $R=0.8$ بحيث تعبر القيمة 1 عن وجود تطابق كامل بين البيانات الحقيقية ونتائج اختبار الشبكة.
- استخدم كل من (HO, T.L., EHARA, S, 2007) الشبكات العصبونية والمنطق الترجيحي في التنبؤ بخصائص الخزانات النفطية.
 - قام كل من (Hsieh, B.-Z., Wang, CH.-W., Lin, Z.-SH.,2009) باختبار قدرة الشبكات العصبونية الصناعية في تقدير نسبة معامل القص إلى الانضغاطية؛ بحيث طبقت خوارزمية الانتشار العكسي للحصول على النتائج، فكان معامل الارتباط $R=0.97$.
 - استخدم كل من (Afify. W., Hassan, A.,2010) تقانة الشبكات العصبونية والمنطق الترجيحي للتنبؤ بالمسامية والنفاذية من القياسات البئرية.
 - قام كل من (Akhilesh K. Vermaa, Burns A. and others, 2012) باستخدام الشبكات العصبونية في التنبؤ بالخصائص الخزنية وفي النمذجة الخزنية.
 - استخدم (Sultan, M.Z.B., et al,2013) الشبكة العصبونية ذات الانتشار العكسي للحصول على قيم النفاذية في حقل غاز "هانبينغ" في شمال شرق بنغلادش، وقسم العينات المتوفرة إلى مجموعتين، استخدمت المجموعة الأولى في عملية تدريب الشبكات التي تمثل 74.2% من مجموع العينات، والباقي استخدمت لاختبار الشبكة، أثبتت الشبكة العصبونية المستخدمة قدرتها على إعطاء نتائج جيدة، وبلغت قيمة معامل الارتباط $R=0.81$.
 - قام (Salehi, M.M. et al., 2016) باستخدام شبكة عصبونية ذات الطبقات المتعددة لتقدير القياس الصوتي (DT) وقياس المقاومة العميقة (RD) والضحلة (RS) في حقل نفطي جنوب غرب إيران.
 - قامت (جلغه، ص. 2018) باستخدام الشبكات العصبونية في التنبؤ بالخصائص الخزنية لحقول "سازابا".

3- مواد البحث وطرائقه:

استُفيد من المعطيات المتوفرة في شركة دير الزور للنفط لإنجاز البحث، وتمثلت بالقياسات الجيوفيزيائية البئرية (Well Logs) التي كانت متوفرة بصيغة (Delis, Las).

4- تحضير البيانات للعمل على الشبكة العصبونية:

وفرت القياسات الجيوفيزيائية البئرية (قياس الإشعاع الطبيعي CGR، المقاومة العميقة RD، النترون NPHI، الكثافة RHOB، الصوتية DT).

اختير بئر للتدريب، وهو بئر ATN-101، وآبار الاختبار والبئر ATN-102، 106 ATN-، وبئر ATN-103 هو البئر المراد تعميم ناتج الشبكة عليه بوصفه هدفاً للقيم المتنبأ بها، وأربعة تسجيلات من القياسات الجيوفيزيائية البئرية، قياس الإشعاع الطبيعي (CGR)، قياس المقاومة العميقة (RD)، قياس الكثافة (RHOB)، وقياس الصوتية (DT) بوصفه دخلاً للشبكة العصبونية.

نُظمت مجموعة بيانات الدخل ضمن ملفات بصيغة txt؛ على أن يتضمن العمود الأول مقدار العمق، والعمود الثاني قياس الإشعاع الطبيعي (CGR)، ثم يليه المقاومة الكهربائية العميقة (RD) وقياس الكثافة (RHOB)، ثم قياس الصوتية (DT) على التوالي.

نُظمت بيانات الخرج التي تعبر عن قياس المسامية النترونية (NPHI) في كل من بئر التدريب وآبار الاختبار، تلك التي تعبر عن مجموعة بيانات الهدف للتنبؤ بمنحني المسامية النترونية، ووضعت ضمن ملف بصيغة txt، يتضمن العمود الأول مقدار العمق، ويقابله قيمة المسامية النترونية المقاسة عند ذلك العمق.

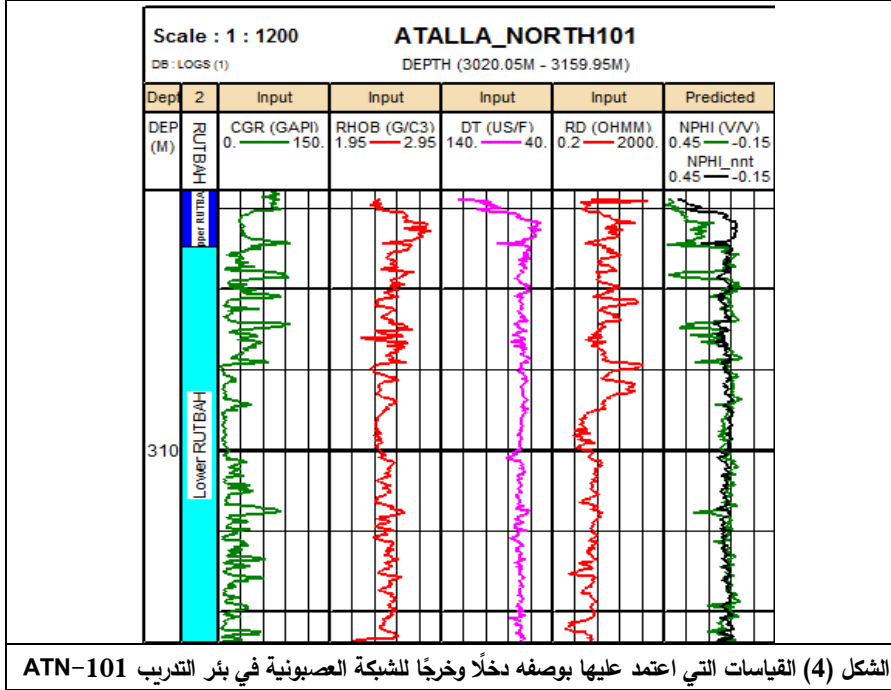
5- تحديد بنية الشبكة العصبونية:

حددت الدراسة عناصر دخل الشبكة؛ واعتمدت على العلاقة بين كل عنصر من عناصر دخل الشبكة مع قيمة المسامية النترونية في طبقة الخرج؛ إذ يعد كل من قياس الكثافة والصوتية من القياسات التي تستخدم لحساب المسامية باستخدام القياسات

الحيوفيزيائية البئرية، أما قياس المقاومة العميقة (RD) فهو بشكل ما يشير إلى مقاومة ونوع المائع الذي يملأ الفراغ المسامي، كما يرتبط قياس الإشعاع الطبيعي مع المقياس الحبيبي للرسوبيات، وبالتالي فإن المقاومة العميقة وقياس الإشعاع الطبيعي يرتبطان بعلاقة خفية مع الفراغ المسامي للصخر.

6 - تدريب الشبكة باستخدام مجموعة بيانات الدخل:

اعتمد تدريب الشبكة العصبونية، حتى الوصول إلى قيمة خطأ أصغري في بئر التدريب. يبين الشكل (4) القياسات التي اعتمد عليها بوصفها دخلاً وخرجاً للشبكة.



7 - حساب الخطأ والدقة في التنبؤ حسب شبكة البرنامج

حسبت قيم الخطأ عند كل قيمة من القيم الناتجة عن الشبكة العصبونية ANN، وذلك بطرح قيمة قياس المسامية النثرونية المقاسة في بئر التدريب من القيمة الناتجة عن

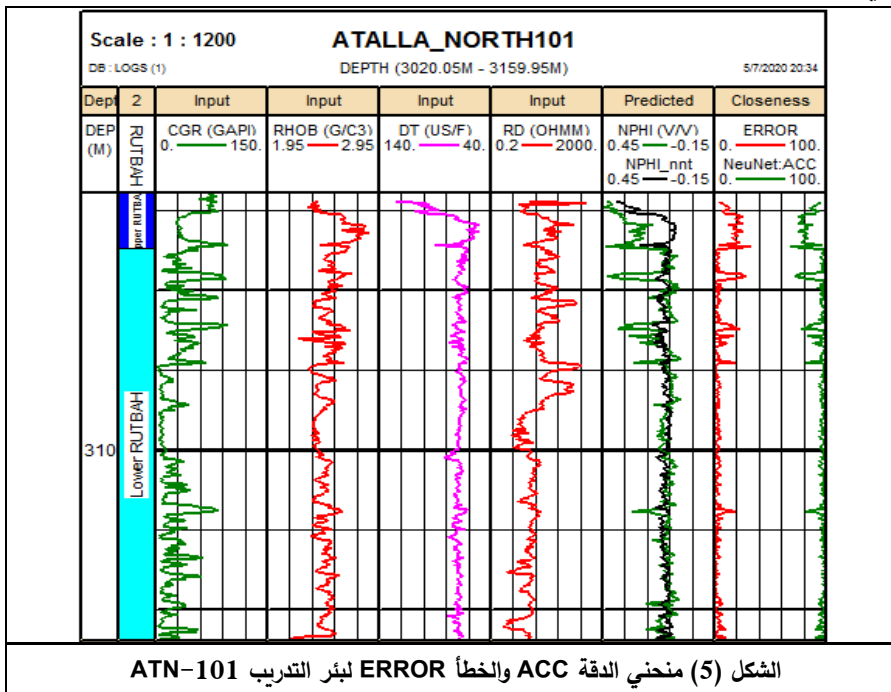
الشبكة العصبونية الصناعية ANN، فحصلنا على منحنى الخطأ ERROR حسب المعادلة:

$$\text{ERROR} = \text{abs}(\text{PhiN} - \text{predicted PhiN}) \quad (1)$$

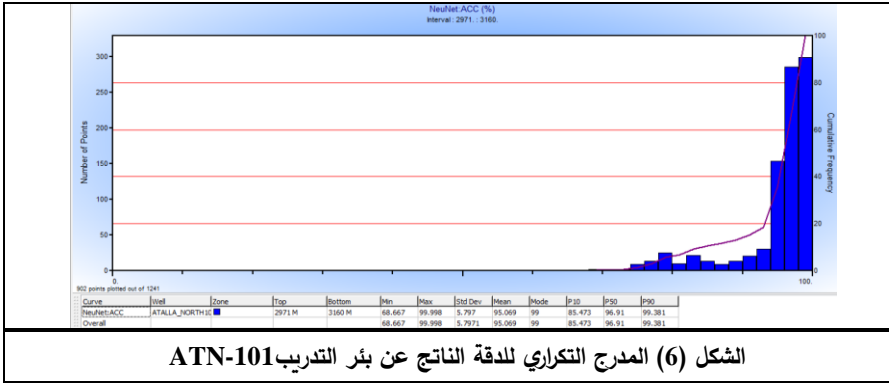
كما حسبت قيم دقة أداء الشبكة في الحصول على قيم المسامية النترونية، من خلال طرح قيمة الخطأ الناتجة من القيمة 100، فحصلنا على منحنى الدقة ACC من العلاقة:

$$\text{ACC} = 100 - \text{ERROR} \quad (2)$$

يوضح الشكل (5) منحنى الخطأ (ERROR) ومنحنى الدقة (ACC) الذي تم حسابهما بواسطة المعادلتين (1) و(2) في البئر الذي استخدمت لتدريب أداء الشبكة العصبونية في الحصول على قيم المسامية النترونية.



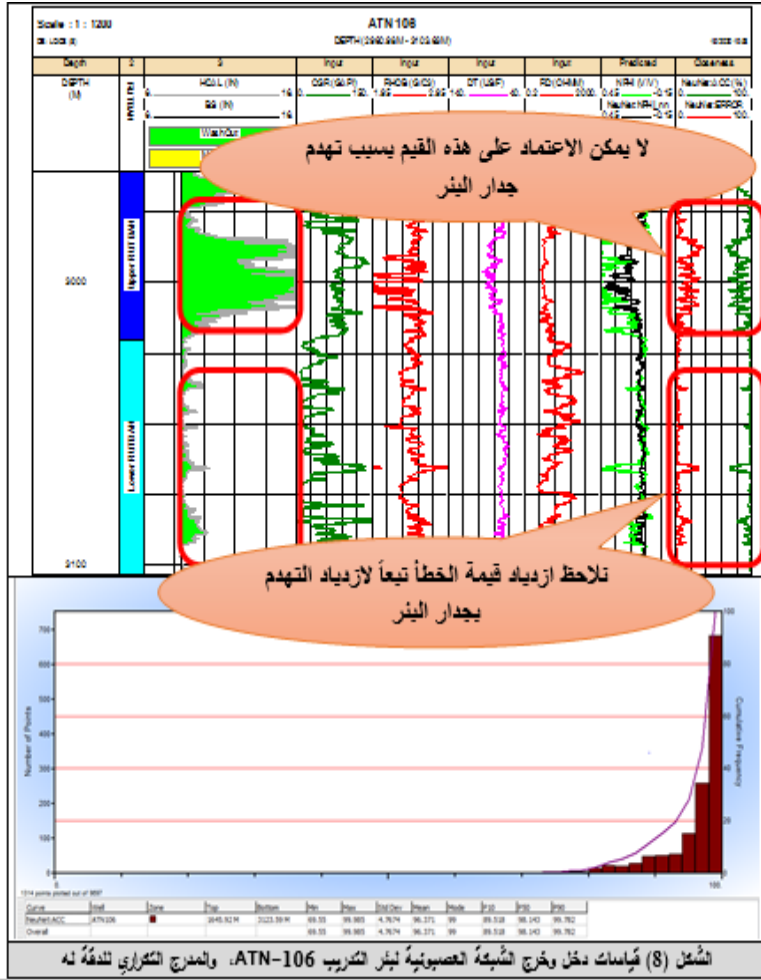
لتوضيح دقة أداء الشبكة في الحصول على النتائج أنشئ المدرج التكرار له (الشكل 6). بلغت قيمة الدقة الوسطية 94.9% في بئر التدريب ATN-101.



الشكل (6) المدرج التكراري للدقة الناتج عن بئر التدريب ATN-101

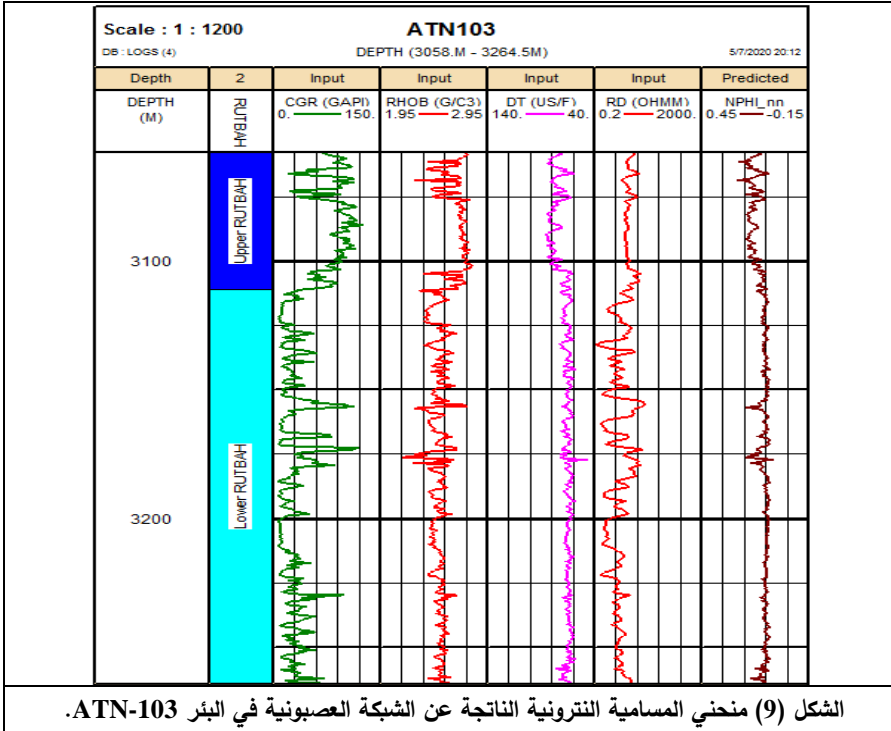
8 - اختبار أداء الشبكة باستخدام مجموعة بيانات الاختبار:

بعد أن دربت الشبكة العصبونية المقترحة للتبؤ بقيم المسامية النثرونية تم اختبار أدائها من خلال استخدام مجموعة القياسات الحيوفيزيائية البئرية لبئر الاختبار. يظهر الشكل (7) منحنيات دخل وخرج الشبكة لبئر الاختبار ATN-102 ومنحني الخطأ والدقة؛ إذ يبين المدرج التكراري أن دقة اختبار الشبكة عالية بلغت وسطياً 95.3%.



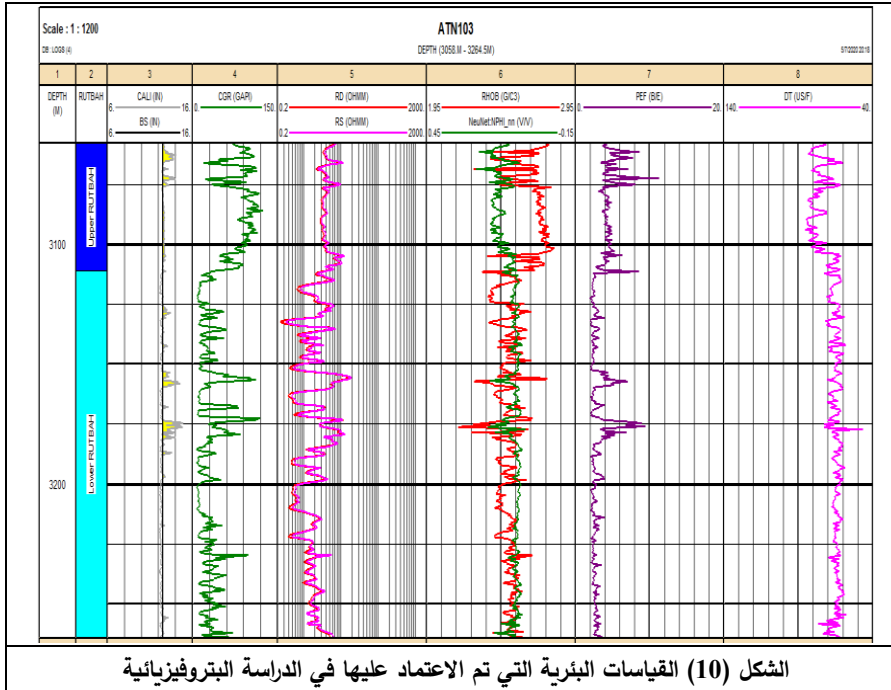
9- تعميم نتائج الشبكة على البئر ATN-103:

بعد أن اختبر الشبكة تبين أن قيمة الدقة الوسطية الناتجة عن تدريب الشبكة العصبونية واختبارها والحصول على نسب دقة عالية، وبالتالي الحصول على مسامية نترونية أقرب ما يمكن من المسامية النترونية المقاسة في كل من بئر التدريب وبئري الاختبار. وبناء على ذلك، أدخلت بيانات القياسات الجيوفيزيائية البئر ATN-103 المراد تعميم نتائج الشبكة عليه الذي لم يحصل فيه قياس نترون، متضمنة كامل المجال العمقي لتشكيلة الرطبة. عممت نتائج الشبكة على هذه البئر، وحصلنا (الشكل 9) على منحنى لقياس المسامية النترونية NPHI_nn في البئر ATN-103.



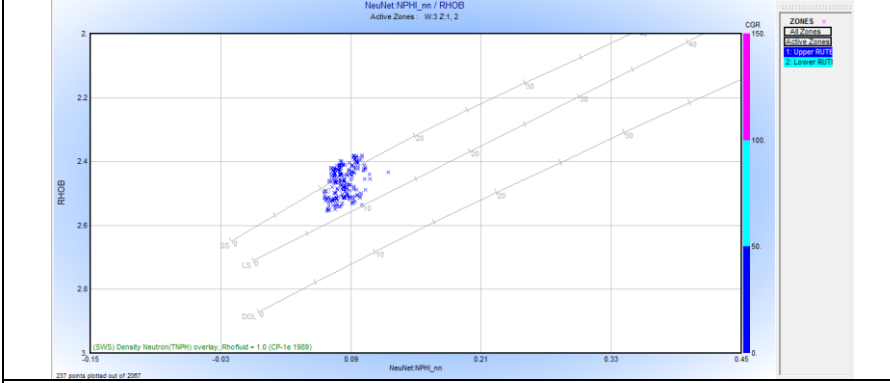
10 - وضع نموذج بتروفيزيائي لتشكيلة الرطبة من معطيات البئر ATN-103:

اعتمد على قياس أشعة غاما (GR) في حساب حجم الشيل فكلما زادت الإشعاعية هذا يدل على زيادة في حجم الشيل، ويساعد قياس المقاومة من تحديد نوع المائع في التشكيلات الصخرية (نפט، ماء)، ومن ثم تحديد الخط الفاصل بين الهيدروكربون والماء Water Oil Contact؛ بحيث تشير القيم العالية للمقاومة على نطاقات حاملة للهيدروكربون، في حين تشير النطاقات ذات المقاومة المنخفضة على احتوائها على إشباع مائي، كما يفيد المزوجة بين منحنى النترون والكثافة في تحديد نوع الإشباع (نفطي أو غازي). ويشير منحنى (PEF) إلى النمط الليثولوجي المسيطر في النطاقات المختلفة. والفرق بين قطر رأس الحفر (BS) وقطر البئر (Cal) يدل على التغير بجدار البئر، إذا كان $BS < Cal$ هذا يدل على تدهم في جدار البئر، أما إذا كان $BS > Cal$ فهذا سيعني تشكل كعكة طينة على جدار البئر.



الشكل (10) القياسات البئرية التي تم الاعتماد عليها في الدراسة البتروفيزيائية

أنشئ العرض التقاطعي لقياس النترون الناتج عن الشبكة العصبونية مقابل قياس الكثافة بهدف تحديد الليثولوجيا المسيطرة، ويظهر المخطط (الشكل 11) أن الليثولوجيا المسيطرة هي عبارة عن حجر رملي.



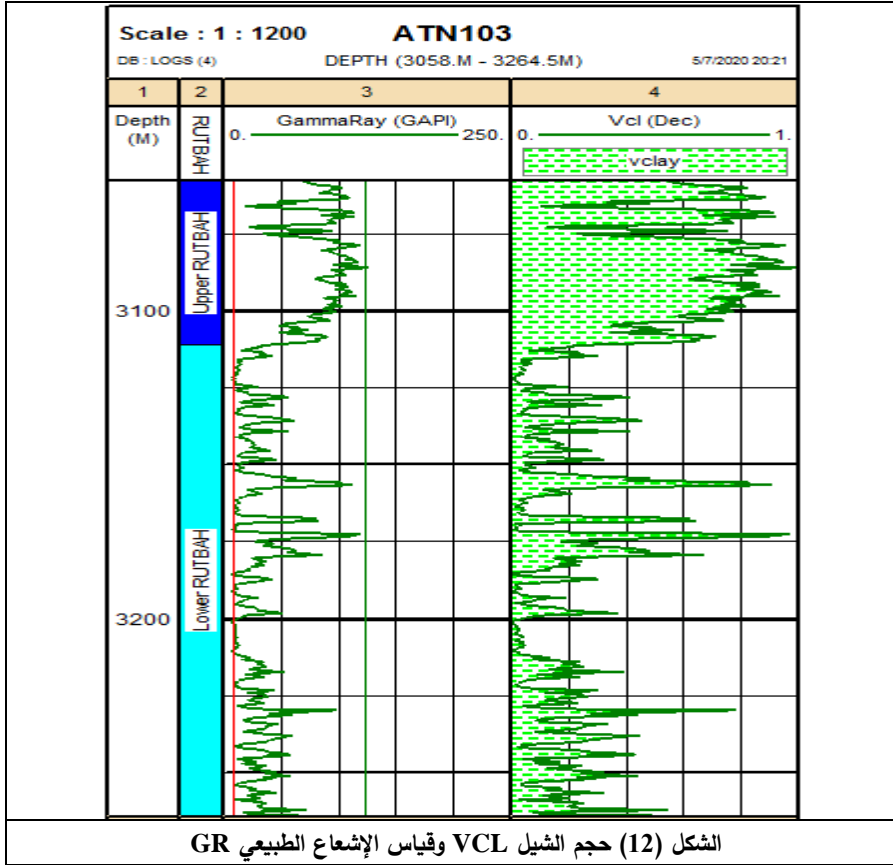
الشكل (11) العروض التقاطعية نترون-كثافة في البئر ATN-103

➤ حجم الغضار VCLAY:

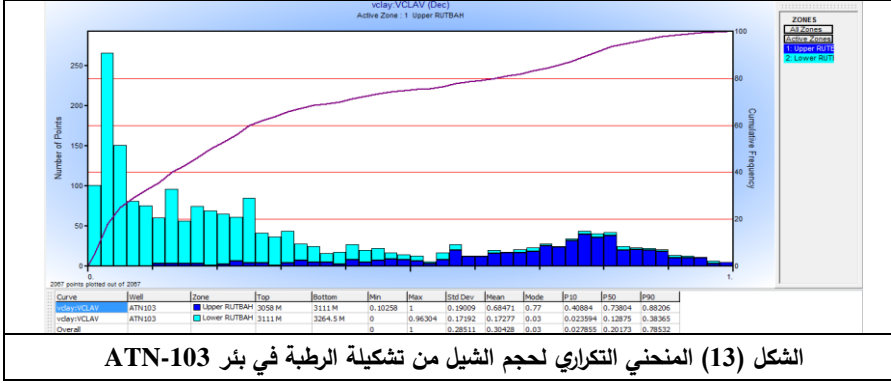
حُسب حجم الشيل باستخدام قياس (GR) من تحديد القيم (GRmax), (GRmin) لحساب دليل الإشعاعية الطبيعية (IGR).

$$IGR = Vsh = \frac{GR_{log} - GR_{min}}{GR_{max} - GR_{min}} \quad (9)$$

يوضح الشكل (12) قيمة الإشعاع الطبيعي وحجم الغضار في تشكيلة الرطبة.



بعد ذلك تم أنشئ المدرج التكراري لحجم الشيل (الشكل 13) لتشكيلة أعلى الرطوبة (URUT) تشكيلة أسفل الرطوبة (LRUT) في بئر ATN-103؛ إذ إنه يظهر القيمة الصغرى لحجم الشيل لتشكيلة أعلى الرطوبة 10% والقيمة العظمى له 100% والقيمة السائدة في معظم أجزاء التشكيلة هي 68%، أما في تشكيلة أسفل الرطوبة فإن القيمة الصغرى لحجم الشيل هي 0% والقيمة العظمى له 96% والقيمة السائدة في معظم أجزاء التشكيلة هي 17%.



الشكل (13) المنحني التكراري لحجم الشيل من تشكيلة الرطبة في بئر ATN-103

➤ المسامية porosity:

تعد المسامية واحدة من الخصائص الخزنزية الهامة التي يسعى مهندسو المخزون لتحديدها، وهي عبارة عن حجم الفراغات إلى الحجم الكلي للصخر، ونميز من حيث المنشأ بين نوعين من المسامية أولية، إذ تتشكل الفراغات في أثناء مرحلة تشكل الصخر، وثانوية؛ وهي التي تتشكل في مرحلة لاحقة من تكون الصخر. ويمكن التمييز بين نوعين من المسامية حسب جريان السوائل في الفراغات إلى مسامية فعالة؛ إذ تكون الفراغات متصلة مع بعضها، ويمكن بذلك استخراج السوائل من التشكيلة ومسامية غير فعالة لا تكون الفراغات متصلة، وبالتالي يكون من الصعب أو المستحيل إيجاد ممر لاستخراج السوائل من التشكيلة (Bateman, 1988).

يتم حساب المسامية الكلية من العلاقات الآتية (Schlumberger, 1989):

▪ في حال كانت الإشباع نفطية تعطى المسامية الكلية ϕ_T بالعلاقة:

$$\phi_T = \frac{\phi_N + \phi_D}{2} \quad (3)$$

▪ في حال كانت الإشباع غازية تعطى بالعلاقة:

$$\phi_T = \frac{\phi_N + 2\phi_D}{3} \quad (4)$$

حيث: ϕ_N المسامية النترونية، ϕ_D المسامية الكثافية

تُحسب قيم المسامية الفعالة بالاعتماد على القياسات التي تنفذ مخبرياً على عينات اللباب الصخري، أو من خلال استخدام علاقات رياضية تجريبية تطبق على القياسات الجيوفيزيائية البئرية (Ellis, D., Singer, J. 2008). وليس بالضرورة أن تتطابق القيم المحسوبة مخبرياً مع القيم الناتجة من العلاقات الرياضية المطبقة على القياسات الجيوفيزيائية البئرية أو تكون قريبة منها؛ لأن عينة اللباب تبقى عينة نقطية من التشكيلة بالإضافة للاختلاف بالشروط المكنية التي تطرأ على العينة.

$$\phi_e = \phi_t (1 - V_{sh}) \quad (5)$$

حيث: ϕ_e المسامية الفعالة، ϕ_t المسامية الكلية، V_{sh} حجم الغضار

- المسامية الكثافية ϕ_D :

من التسجيلات الكثافة ϕ_D يعطي قياس الكثافة الإجمالية ρ_b ، وتحسب قيمة المسامية من العلاقة الآتية:

$$\phi_D = \frac{\rho_{ma} - \rho_b}{\rho_{ma} - \rho_f} \quad (6)$$

حيث: ρ_{ma} كثافة الصخر. ρ_f كثافة سائل الحفر.

- المسامية النثرونية ϕ_N :

تُرسل النثرونات إلى التشكيلة وتفقد الطاقة القصوى عند اصطدامها مع النوى التي تكون كتلتها مساوية لكتلة الهيدروجين. تتباطئ النثرونات السريعة نتيجة اصطدامها بنوى الهيدروجين وهي الطريقة الأكثر استخداماً، وتعتمد القراءة على دليل الهيدروجين (HI) في التشكيلة (Gaymard and Poupon, 1968). ويكون قياس النثران ضمن مجال [0.15، 0.45] .

▪ يتم حساب قيمة المسامية النثرونية ϕ_N من العلاقة الآتية:

$$\phi_N = \frac{\phi - V_{cl} \times Neu_{cl} + Neu_{mat} + Exfact + Neu_{sal}}{Sxo + (1 - Sxo) \times Neu_{hy}} \quad (7)$$

حيث: Neu_{cl} قيمة قياس النثران للغضار.

Neu_{mat} قيمة قياس النترون للهيكل الصخري.

Neu_{sal} تصحيح الملوحة لسابرة النترون.

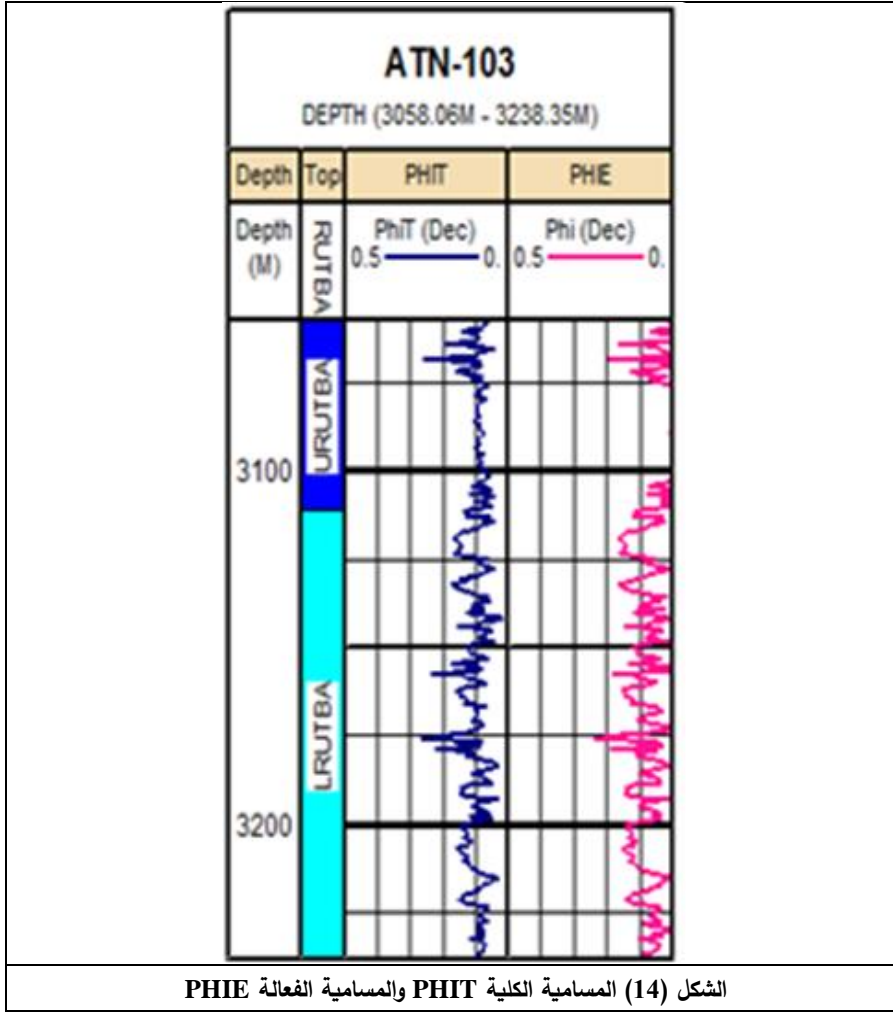
Neu_{hy} استجابة النترونية للهيدروكربون.

Exfact معامل تقييم السابرة النترونية.

يمكن أخذ المسامية النترونية ϕ_N من القياس مباشرةً في حال كانت السابرة مصححة.

$$\phi N = \phi Log \quad (8)$$

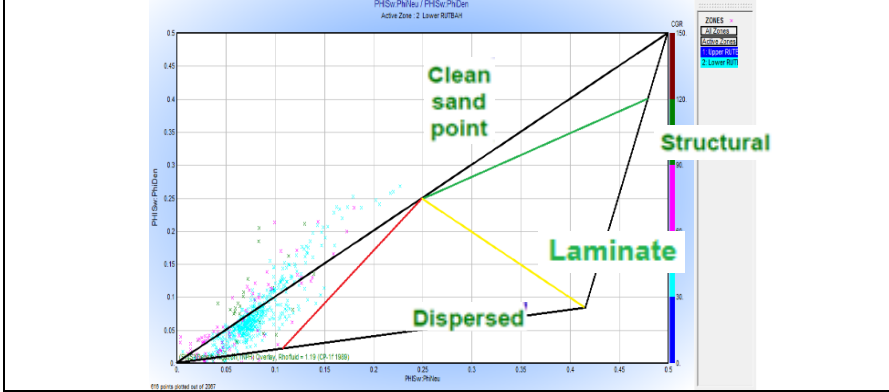
فبالتالي تأتي أهمية وجود قياس النترون لحساب المسامية الكلية، ولنمذجة الآبار أيضاً.



➤ نمط توضع الغضار:

حددت أنماط توضع الشيل استنادا إلى مخطط (Thomas-Stieber)، وهو عبارة عن عرض تقاطعي لقياس المسامية النثرونية (PhiNeu) مقابل المسامية الكثافية (PhiDen)، الذي يظهر أنماط توضع بدقة مقبولة. استخدم المخطط لتشكيل الرطبة

(الشكل 15) بعد عزل النقاط ذات الإشعاعية المنخفضة ($GR > 30$)، ويمكن ملاحظة أن نمط توزيع الشيل في البئر ATN-103 هو من النمط المبعثر؛ إذ يمثل الخط الأحمر الشيل المبعثر (Dispersed)، والأصفر الشيل الصفائحي (Laminated)، والخط الأخضر (Structural) الشيل الكتلي.

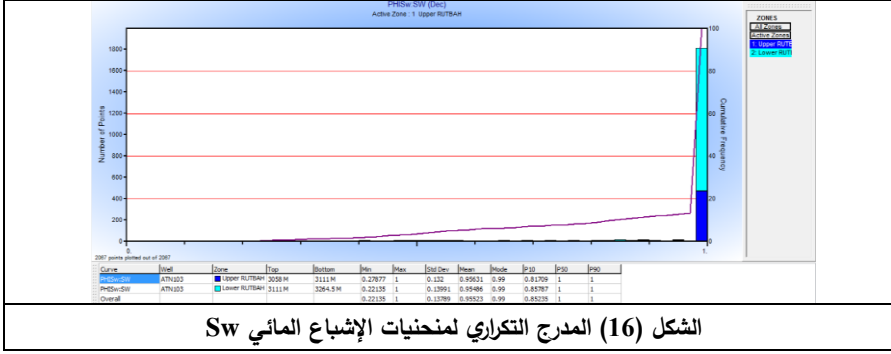


الشكل (15) مخطط (Thomas-Stieber) لتحديد نمط توزيع الشيل

حُسِبَ الإشباع المائي بعلاقة أرشي بالاعتماد على قيم كل من R_w و R_{mf} المحسوبة باستخدام مخططات "بيكت"، حيث أس السمته $m=2$ وثابت التعرج $a=1$ من أجل الصخور الكلسية وأس الإشباع $n=2$.

$$S_w = n \sqrt{\frac{a \cdot R_w}{\phi^m \cdot R_t}} \quad S_{xo} = n \sqrt{\frac{a \cdot R_{mf}}{\phi^m \cdot R_{xo}}} \quad (10)$$

بعد الحصول على منحنيات الإشباع المائي تم الحصول على المدرجات التكرارية لمنحنيات الإشباع المائي لتشكيلة الرطبة (الشكل 16) في البئر ATN-103، تتراوح قيم الإشباع المائي بين (22% - 100%).



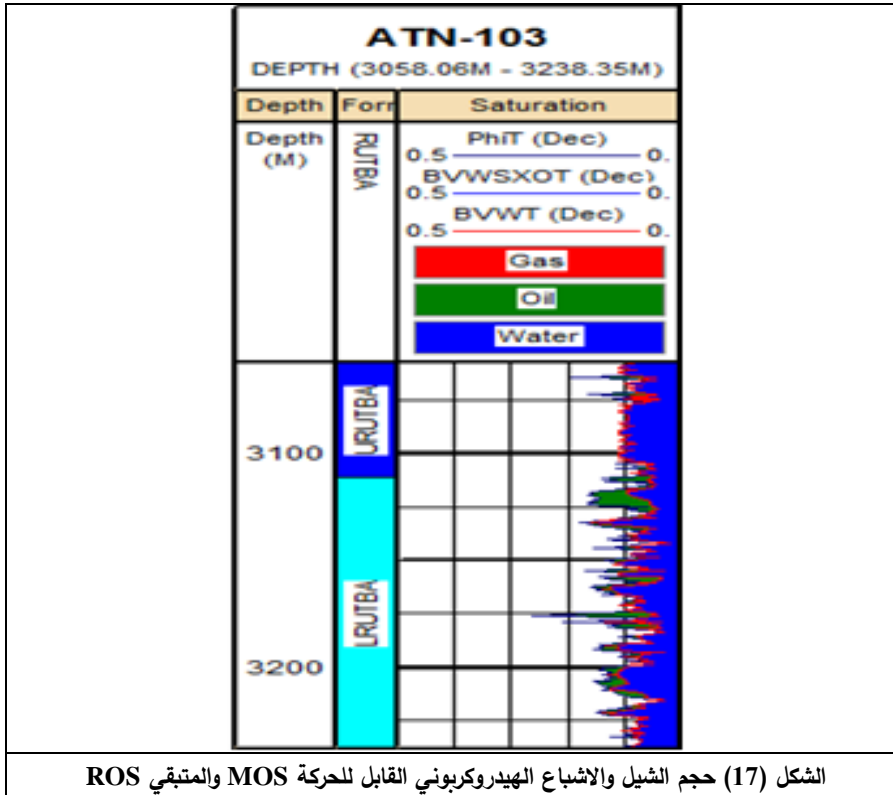
الشكل (16) المدرج التكراري لمنحنيات الإشباع المائي Sw

حُسب الإشباع الهيدروكربون القابل للحركة (MOS) والإشباع الهيدروكربوني غير قابل للحركة أو المتبقي (ROS) من العلاقات الآتية:

$$MOS = SXO - SW \quad (11)$$

$$ROS = 1 - SXO \quad (12)$$

يظهر الشكل (17) في المسار الأول العمق وفي المسار الثاني نطاقي تشكيلة الرطوبة العلوي والسفلي وفي المسار الثالث يظهر الإشباعات؛ إذ يمثل اللون الأزرق الإشباع المائي Sw، والأحمر الإشباع الغازي، والأخضر الإشباع النفطي.



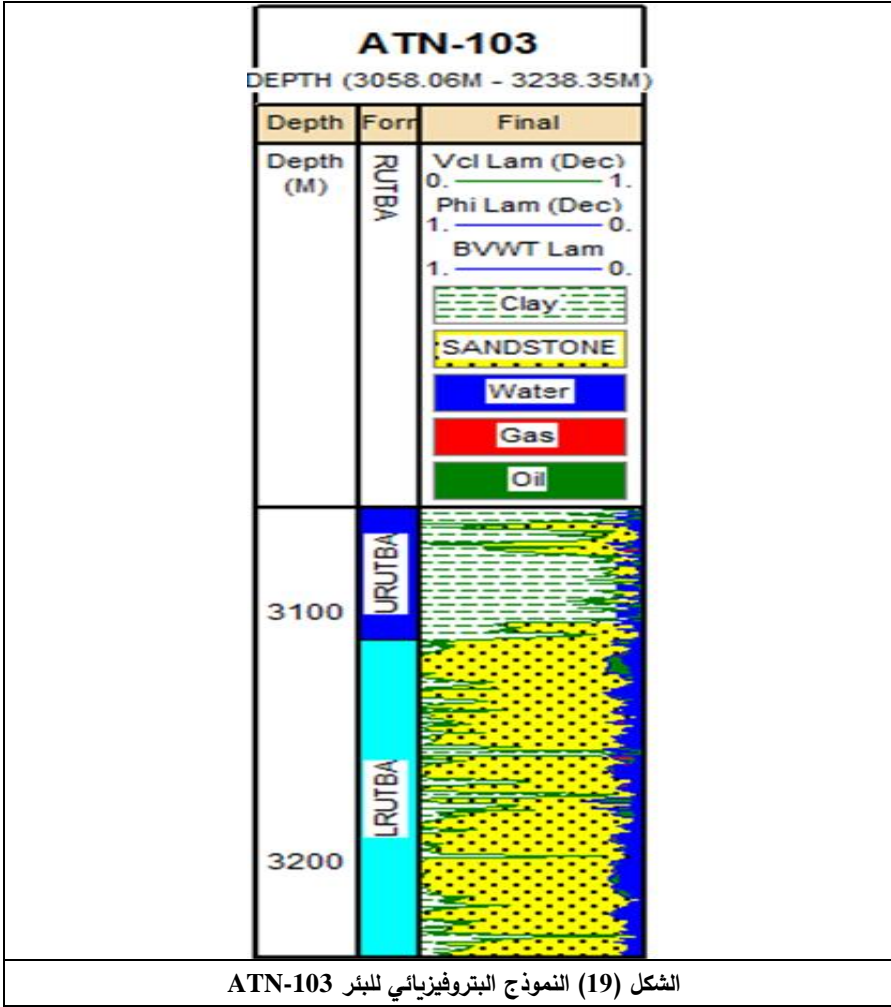
الشكل (17) حجم الشيل والاشباع الهيدروكربوني القابل للحركة MOS والمتبقي ROS

تم اقتراح نموذجين اعتماداً على طبيعة الصخور في منطقة الدراسة:

- النموذج الأول مؤلف من حجر رملي، غضار، ومن دون وجود إشباع مائي أو هيدروكربوني
- النموذج الثاني مؤلف من حجر رملي، غضار مع وجود إشباع مائي وهيدروكربوني وإن اختيار النموذج الثاني يحدث في حال تحققت الشروط الواردة في الجدول (1):

الجدول (1) الشروط المقترحة لبناء النموذج البتروفيزيائي					
Use	Value / Curve / Formula	Func	Value / Curve / Formula		Model
✓	VCLY:VCLAV	<=	0.3	and	
✓	SW_PHI:PHIE	>=	0.09	and	
✓	SW_PHI:SW	<=	0.5	Then	Model 2

تُطبق هذان النموذجان السابقان والشروط المبينة في الجدول للحصول على النموذج البتروفيزيائي للبئر ATN-103؛ إذ يظهر الشكل (19) المسار الأول يمثل العمق، والمسار الثاني يعبر عن نطاقي تشكيلة الرطوبة العلوي والسفلي، وفي المسار الثالث هو عبارة عن النموذج البتروفيزيائي الناتج، ونلاحظ أنّ الليثولوجيا السائدة هي عبارة عن حجر رملي وشيل بالإضافة إلى الإشبعات.



11- النتائج ورؤية مستقبلية:

إن الهدف الرئيسي من هذا البحث إيجاد منحنى قياس المسامية النترونية في بئر لم يؤخذ قياسه، وذلك باستخدام الشبكات العصبونية الصناعية باستخدام برنامج IP-V3.5، واتسمت هذه التقنية ببساطة العلاقات الرياضية المستخدمة وسرعتها في المعالجة. تمكنا

بهذه التقانة من تحقيق هدف البحث والتنبؤ بالقيم المطلوبة بدقة عالية بلغت قيمتها الوسطية 95%، ويعود السبب في عدم الحصول على تطابق كامل إلى تدهم (WASHOUT) في بعض أجزاء آبار التدريب والاختبار ما أثر بدوره سلباً في القياسات البئرية التي اعتمد عليها في التنبؤ، ومع ذلك كانت النسبة أقرب إلى التطابق الكامل، ما يجعل هذه الخوارزمية المطبقة في برنامج التفسيرات IP-V3.5 تمتاز بأهمية اقتصادية كبيرة، فيمكن استخدامها في استنتاج قيم أي قياس فُقد أو كان هنالك عوامل أو أسباب في أثناء تنفيذ القياس أدت إلى حدوث تشويش عليه في آبار أخرى، دون الحاجة لإجراء القياس مره أخرى. وفي حال فقدان قياس من قياسات الآبار غير المكسية وتعدّر تنفيذ القياس مرة أخرى بعد إكساء البئر، تعدّ هذه الطريقة مهمة جداً في التنبؤ به ونسبة دقة عالية. وعلى اعتبار أن هذا المجال لا يزال نقطة بحث مفتوحة، فإنه من الممكن في دراسات لاحقة أن نقوم بالتنبؤ بقيم المسامية الفعالة والنفاذية لآبار لم تؤخذ قياسات اللباب الصخري (Core) فيها في حقول نفطية مختلف في سورية، ومن ثم توفير الجهد والزمن، وتقليل المبالغ الهائلة للحصول على هذه القياسات أيضاً.

المراجع:

1. جلغه، ص. (2018). استخدام الشبكات العصبونية في التنبؤ بالخصائص الخزنوية لحقول سارابا، رسالة ماجستير، دمشق، الفصل 2، ص. 46.
2. Afify. W., Hassan, A., 2010. permability and porosity predication from Wireline logs using Neuro-Fuzzy technique. Abu Dhabi.
3. Akhilesh K., Verma. A., Cheadle. B. 2012. Porosity and Permeability Estimation using Neural Network Approach from Well Log Data.
4. Atalla North study 2009. Atalla north field (main horst) status and way forward.
5. Bateman, R.M. (1988). Introduction to well logging, GL401, Petroleum geology, IHRDC publishers, Boston-USA.
6. Bateman, R.M. (2012). Openhole Log Analysis and Formation evaluation, Second Edition, Society of Petroleum Engineers, USA, p. 667.
7. De Ruitter, R. S. C., Lovelock, P. E. R., Nabulsi, N. (1995): The Euphrates Graben of eastern Syria: A new petroleum province in the northern Middle East. In: Al-Husseini, M.I. (ed.). GEO 94: The Middle East Petroleum Geosciences, 1, Gulf PetroLink, Manama, Bahrain, pp. 357-368.
8. Ellis, D., Singer, J. (2008). Well logging for Earth scientists, second edition, P. 699.
9. Gaymard, R. and Poupon, A. 1968. Response of neutron and formation density logs IN hydrocarbon, bearing formation, pp. 3-12.
10. Glover, P. 2012. Petrophysics MSc Course Notes: Wire line logging, pp. 55-246.
11. HO, T.L., EHARA, S. (2007). Oil Reservoir Properties Estimation by Fuzzy-Neural Networks, Memoirs of the Faculty of Engineering, Kyushu University, Vol.67, No.3, pp. 118-139.
12. Hsieh, B.-Z., Wang, CH.-W., Lin, Z.-SH. (2009). Estimation of formation strength index of aquifer from neural networks, Computers & Geosciences, vol. 35, pp. 1933-1939.
13. Huang, Z., Shimeld, J., Williamson, M., Katsube, J. (1996). Permeability prediction with artificial neural network modeling in

- the Venture gas field offshore eastern Canada, research gate, article, Geophysics: vol. 61, no. 2, pp. 422-436.
14. Karraz, G. (2006). Electrocardiogram signal automatic analysis, Doctoral Thesis, University of Pavia, Italy, vol.7, pp. 75-83.
 15. Russell, S.J., Norvig, P. (2013). Artificial Intelligence a Modern Approach, third edition, New Jersey, vol.1, p. 1154.
 16. Salehi, M.M. et al. (2016). Estimation of the non-records logs from existing logs using artificial neural networks, Egypt, Egyptian Journal of Petroleum, pp. 5-9.
 17. Schlumberger, 1989. Log Interpretation Principles/Applications, vol. 5.
 18. Sultan, M. Z. B. , Howladar, M. F. (2013). Permeability Modeling from well logs using artificial neural networks, Bangladesh, Mechanical Engineering Research Journal, Vol. 9, pp. 100-103.