

## التنبؤ بقيمة الكربون العضوي الكلي باستخدام الشبكة العصبونية الصنعية في تشكيلة الشيرانيش ضمن حقل العمر - حوض الفرات

أ.د. عودي صالحه أ.د. نضال ابراهيم م. علي سبله

الملخص:

يعتبر محتوى الكربون العضوي الكلي أهم البارامترات الجيوكيميائية والمؤشرات الحاسمة في تقييم الصخور المصدرية وإمكانية توليد الهيدروكربونات في أحواض البترول إضافة للدور المهم في تقييم صخور نفط الشيل، وعادةً ما يتم قياس هذا البارامتر عن طريق إجراء تحاليل مخبرية خاصة على عينات تُؤخذ أثناء الحفر من الصخر المراد دراسته وعادةً ما تكون العملية باهظة الثمن وتستغرق وقت وجهد، لذلك قمنا في هذا البحث باستخدام الشبكة العصبونية ذات الانتشار الخلفي للتنبؤ بالقيمة السابقة في تشكيلة الشيرانيش ضمن حقول العمر في حوض الفرات اعتماداً على القياسات البئرية الأساسية المتعلقة بالظاهرة والمقابلة لهذه القيم لما لهذه الشبكات قدرة عالية على التعامل مع العلاقات غير الخطية ( حيث إنّ الدراسات السابقة اعتبرت العلاقة بين القيم السابقة مع السجلات البئرية خطية بشكل مطلق )، حيث أظهرت استخدام هذه الشبكة الحصول على نتائج مرضية وجيدة وبدقة مقبولة وكما أظهرت أفضلية استخدامها وبشكل خاص في حالة التغييرات الحادة في التركيب الليتولوجي للصخر المدروس حيث لا ينفذ استخدام النماذج الرياضية التقليدية والتي افترضت العلاقات الخطية، على عكس الشبكات العصبونية والتي تستخدم أكثر من سجل بئري وتعكس التغييرات السابقة بشكل أكثر واقعية مما يعطي الدقة الأعلى .

الكلمات المفتاحية: كربون عضوي كلي، الشيرانيش، الشبكة العصبونية الصنعية

## **Predicting the value of total organic carbon using an artificial neural network in the Sheranesh Formation within the Al–Omar field – Euphrates Basin**

### **Abstract**

Total Organic Carbon (TOC) content is considered one of the most critical geochemical parameters and decisive indicators in evaluating source rocks and their potential for hydrocarbon generation in petroleum basins. It also plays a significant role in assessing shale oil formations. Typically, this parameter is measured through specialized laboratory analyses conducted on samples taken during drilling from the rock under study. This process is often expensive, time-consuming, and labor-intensive.

Therefore, in this research, we employed a backpropagation neural network to predict TOC values in the Sheranesh Formation within the Omar fields of the Euphrates Basin, based on basic well log measurements related to the phenomenon and corresponding to these values. Neural networks possess a high capability to handle nonlinear relationships—unlike previous studies that assumed a strictly linear relationship between TOC values and well logs.

The use of this neural network yielded satisfactory and reliable results with acceptable accuracy. It also demonstrated superiority, especially in cases of abrupt changes in the lithological composition of the studied rock, where traditional mathematical models based on linear assumptions fail. In contrast, neural networks utilize multiple well logs and reflect these variations more realistically, resulting in higher precision.

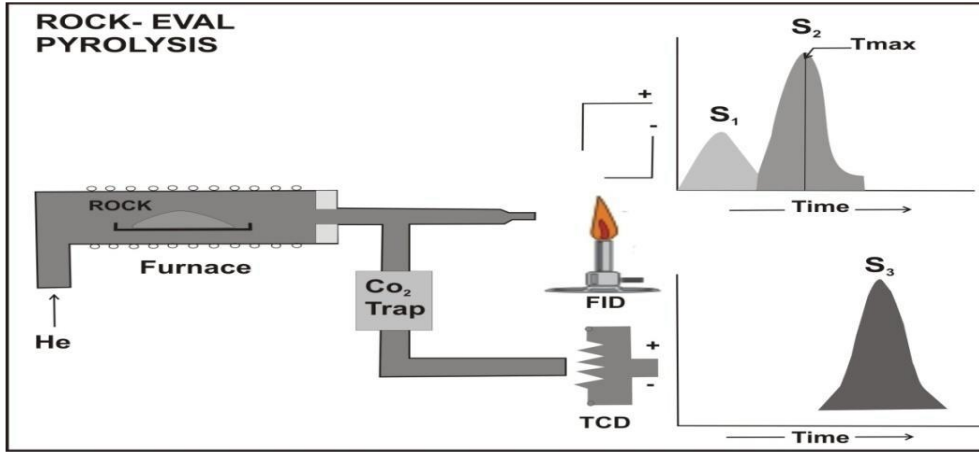
**Keywords:** total organic carbon, sheranesh, artificial neural network

**1-المقدمة :**

يندرج الهدف الأساسي للعمليات والدراسات الاستكشافية البتروولية الجيوكيميائية تحت إطار تأكيد وجود تجمعات بتروولية من عدم وجوده، وذلك عن طريق تحديد الاحتمالية البتروولية والطاقة على توليد وطرد البترول للصحور الرسوبية، ، وتعتبر كمية المادة العضوية ضمن الصخر الرسوبي بشكل أساسي أهم البارامترات الجيوكيميائية والأكثر استخداماً في عملية تقييم كفاءة الصخر كصخر أساس [1] ، ويتمّ التعبير عن هذه الوفرة ب TOC ( كمية الكربون العضوي الكلي ) كنسبة مئوية وزناً من الصخر .

ويتم الحصول على هذه القيمة السابقة ( وعلى البارامترات الجيوكيميائية عموماً) وبشكل مباشر عن طريق تحاليل مخبرية خاصة وهي بشكل أساسي اختبار التحلل الحراري ( البيروليز) الذي يُجرى على العينات الصخرية، ولكن لدى هذه الطريقة العديد من العيوب والقيود بأنها تقتصر على عدد قليل من العينات وتكاليف الاختبار الباهظة وخاصةً في الطبقات المعقدة ليتولوجياً والتي يستوجب تكثيف عدد العينات منها إضافةً للجهد والوقت المستغرق وخاصةً في الطبقات العميقة كما أنها تقتصر فقط على أماكن العينات وليست مستمرة على كامل طول البئر .

والشكل التالي يبين جهاز التحلل الحراري :



الشكل (1-1) مخطط توضيحي لجهاز التحلل الحراري

ويتم الحصول على البارامترات الجيوكيميائية جميعها من نتيجة تجربة التحلل الحراري للعينة الصخرية بتعريض هذه العينة لمصدر حراري وبدرجة متغيرة (متزايدة تدريجياً) من 200 إلى 550 درجة مئوية، حيث كمية المواد العضوية تتمثل بكل من المقدارين  $S_1, S_2$  اللذان يعبران عن كمية المواد الهيدروكربونية الكيروجينية والبيتومينية في الصخر  $t_{max}$  (درجة الحرارة القصوى الموافقة لخروج المواد الكيروجينية  $S_2$ ) وهي مؤشر لدرجة النضج وإضافة لتحديد نوع المواد العضوية باستخدام مخطط خاص يتم إنشاؤه بالاعتماد على  $S_1, S_2, TOC$

تمت في الدراسات السابقة محاولة لإيجاد علاقة بين السجلات البثرية وكمية المادة العضوية اعتماداً على بعض الخصائص الفيزيائية للمواد العضوية، حيث وضع العديد من الباحثين مجموعة من النماذج والعلاقات الرياضية التجريبية التي تربط بين TOC مع سجل بئري فردي أو أكثر التي ترتبط بالمادة العضوية وتتغير بتغير كميتها

ومن أهم هذه النماذج :

- نموذج شموكر وهستر الذي يعتمد على سجل الكثافة الظاهرية انطلاقاً من كثافة المادة العضوية المنخفضة نسبياً مقارنة بالصخور والمعادن الفلزية :

$$\text{العلاقة (1-1)} \dots\dots\dots \text{TOC\%} = (154,497/\rho) - 57,261$$

- نموذج ماير أدخل نسبة اليورانيوم مع الكثافة على اعتبار المادة العضوية تترسب معها نسبة من العناصر المشعة وخاصة اليورانيوم :

$$\text{العلاقة (1-2)} \dots\dots \text{TOC\%} = 0,049 W(U) + (-13,373) \rho + 36,735$$

ولم تلق هذه النماذج الانتشار الواسع بسبب الدقة غير الكافية لها في التنبؤ بالكربون الكلي ، حيث كان لهذه النماذج العديد من الإشكاليات وأهمها بأنها تقتصر على حالات خاصة ومحددة أي كانت بقابلية ضيقة جداً على التعميم وأنها تتأثر بالتغيرات الليتولوجية والمعدنية ضمن الصخر وبشكل كبير بسبب اعتماد أغلبها على سجل بئري واحد ( فمثلاً وجود عنصر الباربيت ضمن الصخر والذي يترسب مع المادة العضوية قد يؤثر سلباً على دقة القياس في النماذج التي تعتمد على الكثافة )، وأن هذه النماذج اعتبرت العلاقة بين السجلات البئرية وكمية الكربون الكلي خطية بشكل مطلق والعلاقة بينها أعقد من ذلك . [2]

ومع التطور العلمي وظهور نماذج التعلم الآلة والذكاء الصناعي وخاصة الشبكات العصبونية والتي كانت إحدى فروع الذكاء الاصطناعي والتي لها العديد من الخصائص الهامة والقدرة على التعامل مع المشكلات والعلاقات غير الخطية ، لذلك قمنا في هذا البحث باستخدام الشبكة العصبونية كأداة هامة في التنبؤ بالكربون العضوي الكلي ضمن واحدة من أهم التشكيلات الصخرية في حقل العمر ضمن حوض الفرات .

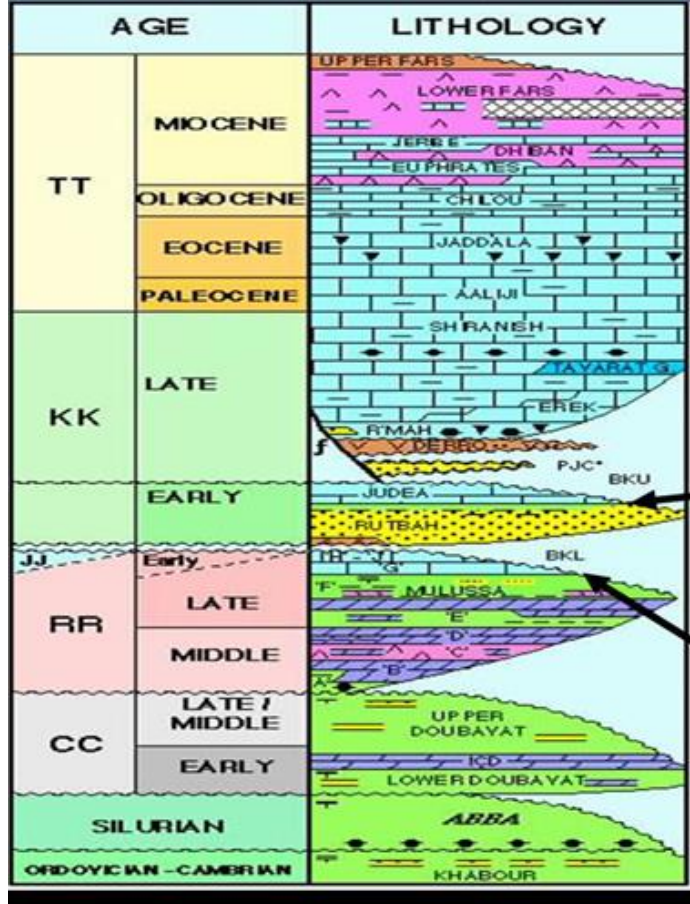
## 2- منطقة الدراسة :

حوض الفرات يقع في الجزء الشرقي من سوريا ضمن منطقة معقدة تكتونياً وهو أحد أهم الأحواض المنتجة للنفط في سوريا ، أكدت جميع الدراسات والمسوحات السيزمية والجيولوجية السابقة التي تناولت تشكل الحوض بأنه تشكل نتيجة النشاط التكتوني التبايدي الناجم بشكل أساسي عن حركة الصفائح ، حيث بالداية بدأ طور انهزامي قوي نسبياً زمن التورينيان-كونيساسيان واستمر طور

الانهدام حتى زمن السنتونيان زمن توضع الرماح ولكن بشدة أقل ثم أُتبع بطور انهدامي آخر ضعيف نسبياً زمن الكامبيان حتى أول الماستريختيان وهو زمن توضع تشكيلة الشيرانيش بجزأها السفلي وتم حدوث هبوط قوي بالحوض ناجم عن وزن وحجم وسماكة الرسوبيات الكبيرة لتشكيلة الشيرانيش ومعظم الدراسات أكدت توقف الحركات والنشاطات التكتونية بعد ذلك ، حيث توضعَت الشيرانيش بجزأها العلوي .

حيث توضعَت الشيرانيش ضمن حوض الفرات وبثخانة كبيرة وصلت لبضع مئات الأمتار ضمن أحداث تكتونية متنوعة أدت وبشكل طبيعي إلى تنوع بيئات الترسيب مما أدى أيضاً إلى تنوع واختلاف نوع المواد العضوية المترسبة وكميتها ضمن هذه التشكيلة وبالتالي ستختلف الطاقة التوليدية لهذه التشكيلة ضمن أجزاءها المختلفة.[3]

حيث وكما قُسمت لبيولوجياً إلى قسمين تم تقسيمها وبنتيجة دراستنا من الناحية الجيوكيميائية ( من ناجية المحتوى العضوي بشكل خاص ) إلى قسمين أيضاً ، ومن الناحية الليتولوجية فهي تتألف من الحجر الجيري المارلي مع وجود نسبة صغيرة من الغضار وخاصةً في جزءها السفلي. والشكل التالي يبين العمود البيولوجي

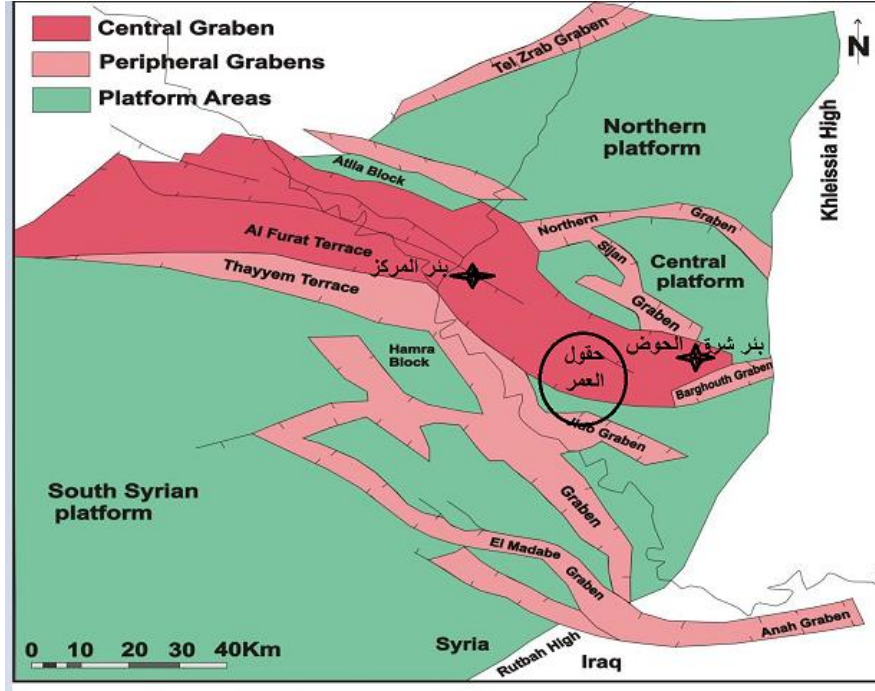


الشكل (1-2) العمود الليتولوجي لحوض الفرات

- وتم اختيار حقل العمر ضمن حقول الحوض كأحد أهم الحقول المنتجة للنفط من أجل التنبؤ ودراسة قيمة الكربون العضوي وتم الاستعانة بأربع آبار من الحوض والتي أجريت عليها دراسات لتحديد TOC (بئر في مركز الحوض ، بئر في الجزء الشرقي من الحوض وبئرين في حقل العمر ) والشكل التالي يبين موقع هذه الآبار حيث تعبر المنطقة الحمراء عن الجزء الأساسي المركزي

التنبؤ بقيمة الكربون العضوي الكلي باستخدام الشبكة العصبونية الصناعية في تشكيلة الشيرانيش ضمن حقل العمر -حوض الفرات

للحوض واللون الأخضر يعبر عن الأجزاء الحدودية المحيطة بالحوض والمنطقة المتبقية باللون البرتقالي تشير للمناطق الطرفية المحيطة بالحوض



الشكل (1-3) موقع أبار الدراسة ضمن الحوض المدروس

### 3- هدف البحث :

التنبؤ بقيمة الكربون العضوي الكلي %TOC لتشكيلة الشيرانيش في حقل العمر ضمن حوض الفرات بهدف تقييم وضع هذه التشكيلة من حيث محتواها العضوي وأمالها البترولية كصخر مصدر

### 4- مواد البحث وطرائقه:

قمنا في هذا البحث ببناء شبكة عصبونية ذات انتشار خلفي BPANN للتنبؤ بالكربون الكلي العضوي وتمّ استخدام برنامج PYTHON لبناء وتدريب الشبكة السابقة ، مع الاستعانة بنتائج دراسة العينات المخبرية المتوفرة من أبار الدراسة .

### 5- الشبكة العصبونية الصناعية (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) والتي لها خاصية عصبية من حيث إنها تقوم بتخزين المعلومات التجريبية والعملية لتجعلها متاحة عن طريق ضبط الأوزان فالشبكات العصبونية 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 تعلّمها 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 يُطبق على الشبكة بهدف تنظيم قيم الخرج تنظيماً ملائماً للمشكلة المدروسة ( لذلك الاختيار الصحيح لهذا التابع يحسّن عمل الشبكة ودقة تنبؤها ) ، تختلف طريقة التعلّم في الشبكات فبعضها يتم تدريبها باستخدام خوارزميات تعتمد على الانحدار الخطي وهي شبكات وحيدة الطبقة غالباً وبعضها الآخر يتدرب باستخدام خوارزميات تعتمد على الاشتقاق اللوغاريتمي وتقانة راجعة أو غير راجعة لتحديث متغيرات الشبكة وتكون بنيتها متعددة الطبقات . [4]

### 6-القسم العملي:

#### أ- تجهيز العينات :

التنبؤ بقيمة الكربون العضوي الكلي باستخدام الشبكة العصبونية الصناعية في تشكيلة الشيرانيش ضمن حقل  
العمر - حوض الفرات

تم استخدام 153 عينة (قيمة لـ TOC) من الآبار الأربعة السابقة وبأعماق متباينة حيث تم الوصول لهذه القيم من النتائج المخبرية لتحلل الحراري التي أجرتها شركة شل على هذه التشكيلة باستخدام جهاز 6-ROCKEVAL المزود بوحدة قياس الكربون ، وكانت ولحسن الحظ قيم الكربون ضمن الآبار السابقة تتراوح من 1 حتى 7% وزناً من الصخر أي أنها تشمل جميع مجالات التقييم من الضعيف للممتاز كما نلاحظ ذلك وفق الجدول التالي :

جدول (1-1) تقييم الصخور الغضارية والكلسية تبعاً لكمية الكربون العضوي الكلي فيها

Interpretation of Total Organic Carbon (TOC) (based on early oil window maturity)		
Hydrocarbon Generation Potential	TOC in Shale (wt. %)	TOC in Carbonates (wt. %)
Poor	0.0-0.5	0.0-0.2
Fair	0.5-1.0	0.2-0.5
Good	1.0-2.0	0.5-1.0
Very Good	2.0-5.0	1.0-2.0
Excellent	>5.0	>2.0

حيث تم في الجدول السابق مقارنة بين تقييم الصخر غضاري والصخر كربوناتي وفق المحتوى العضوي

وتمت بعد ذلك مطابقة العمق لهذه العينات مقابل السجلات البئرية وتم الحصول على هذه القياسات البئرية بصيغتها الرقمية .

## ب\_ دراسة الحساسية واختيار المدخلات للشبكة :

تمت دراسة الحساسية عن طريق تحديد معامل الارتباط بين الكربون العضوي الكلي والسجلات البئرية الأساسية المتعلقة بالظاهرة والتي تم التأكيد عليها من خلال الدراسات السابقة بأنها سجلات أساسية تتأثر بالظاهرة السابقة وهذه القياسات ( الكثافة ، أشعة غاما ، زمن العبور الصوتي ، المقاومة الكهربائية ، المسامية النثرونية ) والجدول التالي يبين سبب اعتماد هذه السجلات وعلاقتها بالظاهرة :

الجدول (1-2) العلاقة بين TOC والسجلات البئرية الأساسية

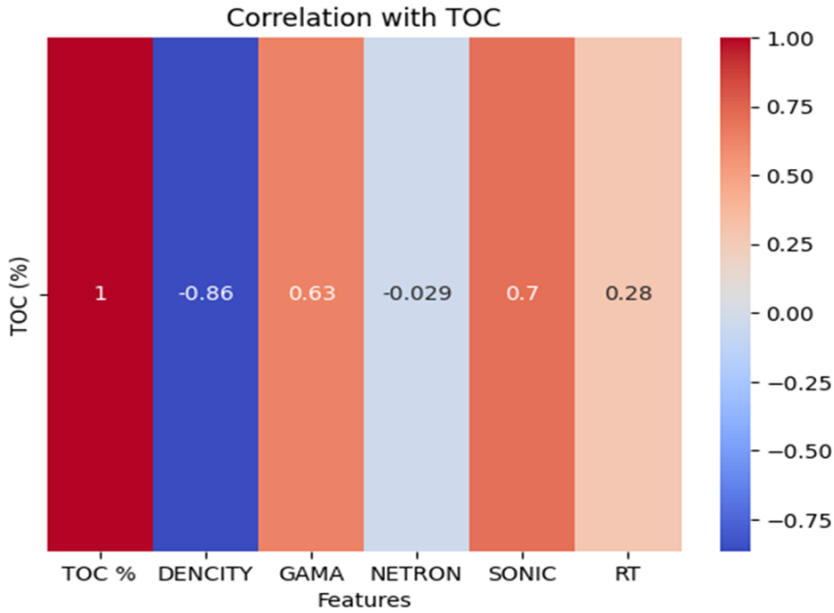
التأثير على الظاهرة	السجل البئري
تبلغ كثافة المادة العضوية ٠,٩ حتى ١,٦ غرام \ سم <sup>٣</sup> حسب النضج، بينما الفلز الصخري تبلغ كثافته وسطياً ٢,٧ غرام \ سم <sup>٣</sup>	الكثافة
يبلغ زمن العبور الصوتي في المادة العضوية ١٣٠ - ٢٣٠ ميكرو ثانية \ قدم وفي الكلس ٤٩ ميكرو ثانية \ قدم	القياس الصوتي
تحتوي المواد العضوية عموماً على عناصر مشعة وخاصةً اليورانيوم ترسب أثناء مرحلة الدياتينيز مع المادة العضوية	أشعة غاما
يؤدي مؤشر الهيدروجين العالي للمادة العضوية إلى ارتفاع قيمة السجل النيتروني بزيادة كمية المادة العضوية وكما أنه ومن مخطط فان كرفلن فإنه وبزيادة درجة نضج المادة العضوية خلال الكاتانينيز فسوف تتناقص النسبة الهيدروجين إلى الأكسجين	القياس النثروني
إنّ المواد العضوية هي مواد غير ناقلة كهربائياً وليس لها موصلية تُذكر أي لها مقاومة كهربائية عالية	المقاومية الكلية

وتمت دراسة الحساسية عن طريق علاقة معامل بيرسون :

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^N [(x_i - \bar{x}_i) - (y_i - \bar{y}_i)]}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x}_i)^2 \sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y}_i)^2}} \quad \text{العلاقة (1-3)}$$

حيث تشير قيم  $x_i$  إلى القياس البثري و  $y_i$  القيم المخبرية للكربون و  $n$  عدد العينات،  $\bar{x}$  متوسط السجلات البثرية و  $\bar{y}$  متوسط القيم المقاسة في المختبر.

وكانت النتيجة كالتالي وفق الشكل (1-3)



الشكل (1-4) معامل الارتباط بين toC والقياسات البثرية

وحيث لاحظنا الارتباط جيد وقوي في كل القياسات باستثناء القياس النيتروني كان الارتباط ضعيف ومن الممكن أن نفسّر ذلك لريماً لوجود كميات متفاوتة من المياه الطبقيّة ضمن الصخر المدروس والتي تسبب تفاوت في قيم القياس النيتروني الذي يتحسس بشكل أساسي لذرة الهيدروجين، لذلك تمّ الاستغناء عنه كمدخل واستخدام القياسات الأربعة المتبقية فقط .

### ج- بناء الشبكة :

- ليس هناك قانون ثابت لتحديد عدد طبقات الشبكة وعدد العصبونات في كل طبقة وكيفية الوصل بين الطبقات ، وإنّما يتبع ذلك لنوعية وضخامة وطبيعة المشكلة والظاهرة المدروسة وما يزال هذا التحديد يعتمد على التجريب بالرغم من الخوارزميات والفرضيات الموضوعّة ، بمعنى آخر يجب أنّ تخضع الشبكة لعدة تجارب تغيير وتعديل في بنيتها حتى يتم الوصول إلى البنية التي تعطي النتائج الأفضل [5].

-تمّ بناء شبكة عصبونية للتنبؤ ب TOC مكونة من : طبقة دخل مؤلفة من أربعة مدخلات وهي ( DENCITY GAMA- SONHC –RT ) وهي السجلات الأكثر ارتباطاً مع الظاهرة المدروسة .

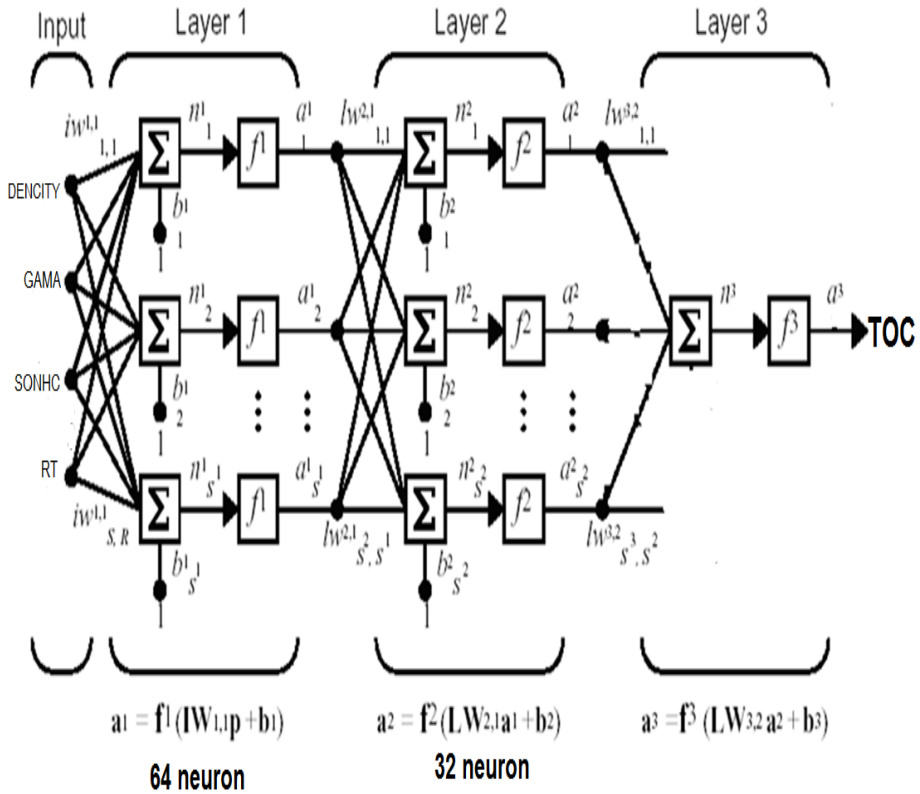
-أوزان الشبكة : تمّ اتباع نهجين بالعمل وكان الأول عن طريق إعطاء الشبكة أوزاناً بدائية تحمل طابعاً فيزيائياً وتمّ اختيار قيم ونتائج دراسة الحساسية كأوزان بدائية للشبكة وهذه الأوزان هي : 0,28 -0,7-0,63-0,86

أما الأسلوب الثاني في العمل فكان بتدريب الشبكة بطريقة عشوائية (أي الشبكة تنتج أوزاناً بشكل عشوائي دون أي توجيه فيزيائي )

-طبقتين خفيتين وبعدها عصبونات 64 عصبون للطبقة الأولى و32 عصبون للطبقة الثانية وعصبون واحد لطبقة الخرج حيث وفي مجال بحثنا تمّ التوصل مرجعياً وبعد التجارب المكثفة إلى أنّ طبقة

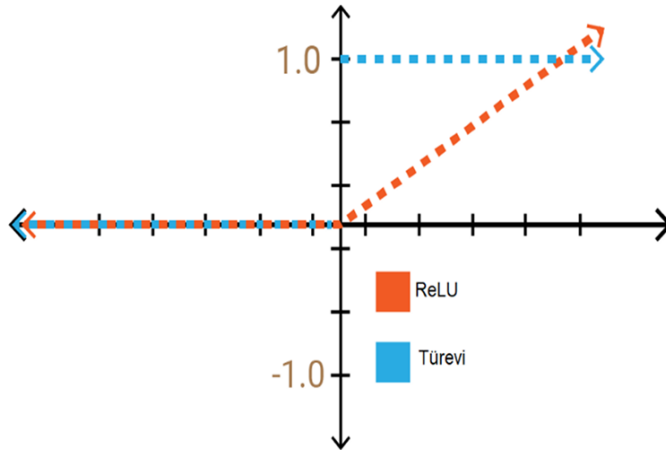
أو طبقتين خفيتين هي الأفضل من حيث الدقة الناتجة وتبسيط هيكلية الشبكة قدر الإمكان ، وإنّ عدد العصبونات أن يكون من مضاعفات الرقم 2 هو الأفضل من حيث دقة التنبؤ .

(F1-F2) تابعا التفعيل في الطبقتين الخفيات تم استخدام تابع التفعيل (RELU) ، F3 : تابع التفعيل في طبقة الخرج وهو sigmoid ، a هو شعاع الخرج وهي مصفوفة من عمود واحد، w هي مصفوفة الوزن وهي للطبقة الخفية الأولى مكونة من 64 سطر و 4 أعمدة وللثانية مكونة 32 سطر و 4 أعمدة ، b شعاع الإزاحة ومن الواضح أنّ الارتباط كلي بين الطبقات والشكل التالي يبين الهيكل الرياضي للشبكة المقترحة :



الشكل (1-5) البنية الرياضية للشبكة المقترحة

- تابع التفعيل Relu: من أكثر التوابع شيوعاً ووجب استعماله في حالتنا دون غيره من التوابع لأنه لا يُفضل استخدام في الشبكات متعددة الطبقات أي تابع أخر بسبب مشكلة تلاشي الانحدار حيث هذا التابع يتغلب على مشكلة تلاشي الانحدار ويكون التدريب أسرع . [4]



الشكل (1-6) شكل تابع التفعيل ريلو ومشتقه

-تم تقييم أداء الشبكة المقترحة عن طريق معامل الارتباط بين القيم الحقيقية والقيم المُنتبأ بها بواسطة الشبكة لعينات الاختبار والتدريب، والخطأ التربيعي لمتوسط الجذر التربيعي RMSE والذي يحسب الخطأ في كل مرة تدريب ويعيد ضبط الأوزان وفق آلية الانتشار الخلفي ويعطى بالعلاقة التالية:

$$NRMSE = \frac{\sqrt{\sum_{j=1}^N \frac{(x_j - y_j)^2}{N}}}{|y_{max} - y_{min}|} \quad \text{العلاقة (1-5)}$$

$x_j$ : القيم المتوقعة للشبكة .

$y_j$ : القيم المقاسة في المختبر .

$y_{max}$  : هي القيم القصوى المقاسة في المختبر

$y_{min}$  : هي الحد الأدنى للقيم المختبرية المقاسة

N : هي عدد العينات

### ج- تدريب الشبكة:

-تم الاعتماد في التدريب على طريقة الانتشار الخلفي لأن هذه الطريقة تربط بين الخطأ المرتكب مع الأوزان بشكل عددي وبالتالي كل وزن جديد معدّل يكون بخطأ أقل .

-وتمّ تقسيم البيانات كاملة بشكل عشوائي من كل الأبار السابقة إلى 80% للتدريب و20% للاختبار ،

-توصلنا لمعامل ارتباط بين عينات التدريب والعينات الحقيقية قدره 85% وفق نتيجة التدريب وذلك بعدد مرات تدريب بلغ 68 مرة وفق النهج الأول باختيار الأوزان ( اختيار أوزان توافق نتيجة دراسة الحساسية )، وتمّ الوصول لهذه القيمة (معامل الارتباط ) أيضاً وفق النهج الثاني ( الشبكة تنتج أوزاناً بشكل عشوائي ) بعدد مرات تدريب أعلى وبلغ 112 مرة مما يبين فائدة دراسة الحساسية ومساهمتها في تبسيط العمل وبشكل كبير .

وكانت قيم مصفوفة الوزن في طبقة الخرج بنتيجة التدريب وفق ذلك النهج كالتالي :

الجدول (1-3) قيم الأوزان النهائية بعد التدريب

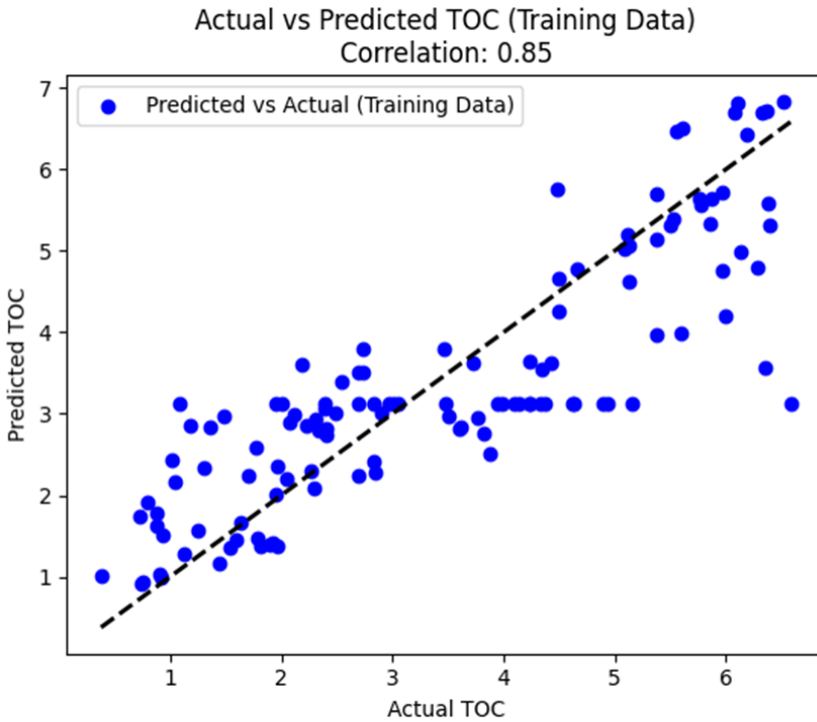
density	sonic	gama	Rt
0.849372	0.690904	0.644154	0.370616

نلاحظ محافظة قيم هذه الأوزان النهائية على تناسبها مع قيم الارتباطات مع القياس البثري (درجة الحساسية السابقة) ، حيث الارتباط الأعلى بقيّ محافظاً على تأثيره الأكبر كوزن ضمن

مصفوفة الأوزان للطبقة النهائية للشبكة بعد نهاية تدريبها (نلاحظ ذلك من الجدول السابق) والعكس بالعكس ،

-مما يبين فائدة دراسة الحساسية ومساهمتها في تبسيط العمل وبشكل كبير وأنها دراسة صحيحة وأعطت الشبكة الطابع الفيزيائي وتعبيرها الجيد عن الظاهرة المدروسة

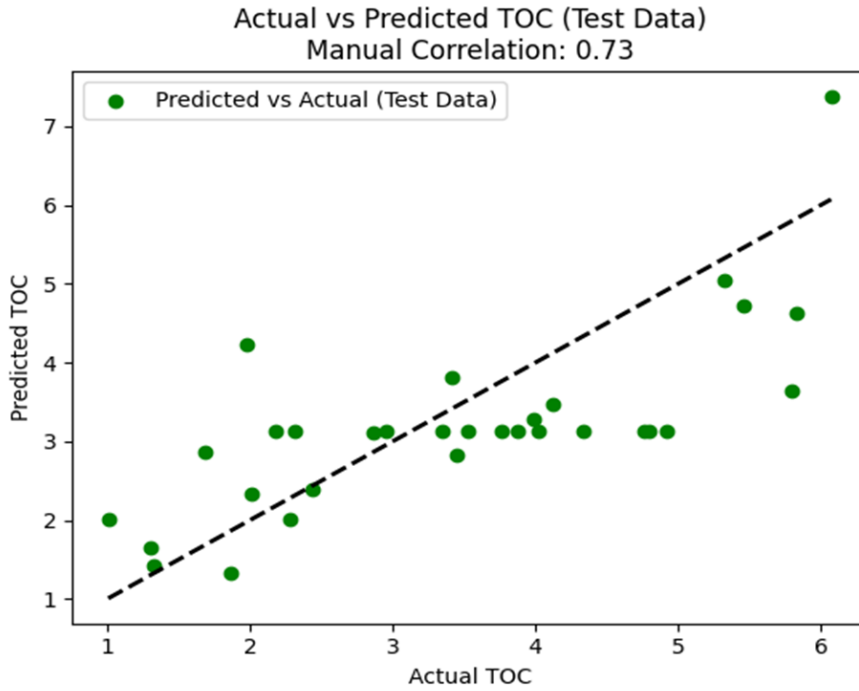
والشكل التالي: يبين دقة التدريب عن طريق معامل الارتباط بين القيم المُتنبأ بها بواسطة الشبكة أثناء التدريب وبين القيم الحقيقية



الشكل (1-7) معامل الارتباط بين القيم المُتنبأ بها بواسطة الشبكة أثناء التدريب وبين القيم الحقيقية

د- المصادقة على النموذج واختبار الشبكة :

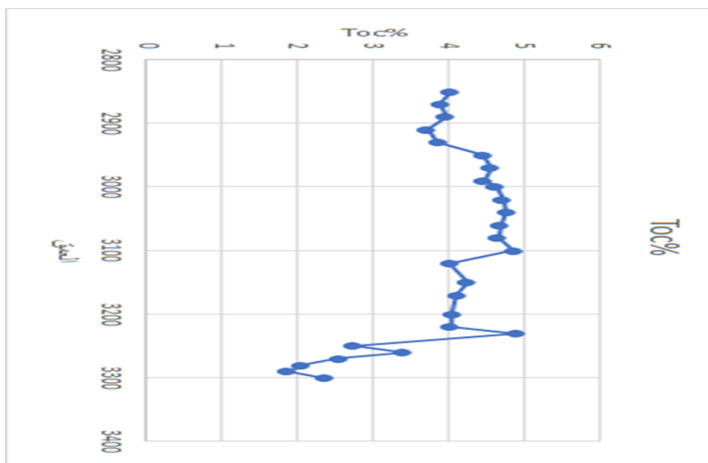
وتمّ ذلك عن طريق معامل الارتباط بين القيم الحقيقية والقيم المُتنبأ بها في الشبكة لبيانات الاختبار فكان معامل الارتباط 73% كما في المخطط التالي:



الشكل(8-1) معامل الارتباط بين القيم الحقيقية والقيم المُتنبأ بها في الشبكة لبيانات الاختبار

هـ- المحاكاة واستثمار الشبكة :

تمت عملية المحاكاة على بئرين من حقول العمر وهما العمر 102 والعمر 194 وكانت النتيجة كالتالي:

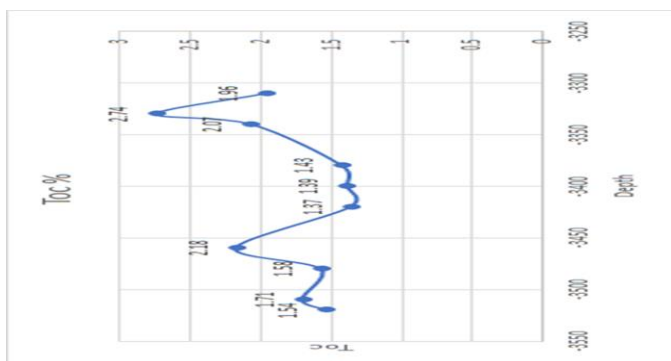


الشكل (9-1) قيم TOC المُتنبأ بها بواسطة الشبكة في القسم العلوي للشيرانيش في بئر العمر

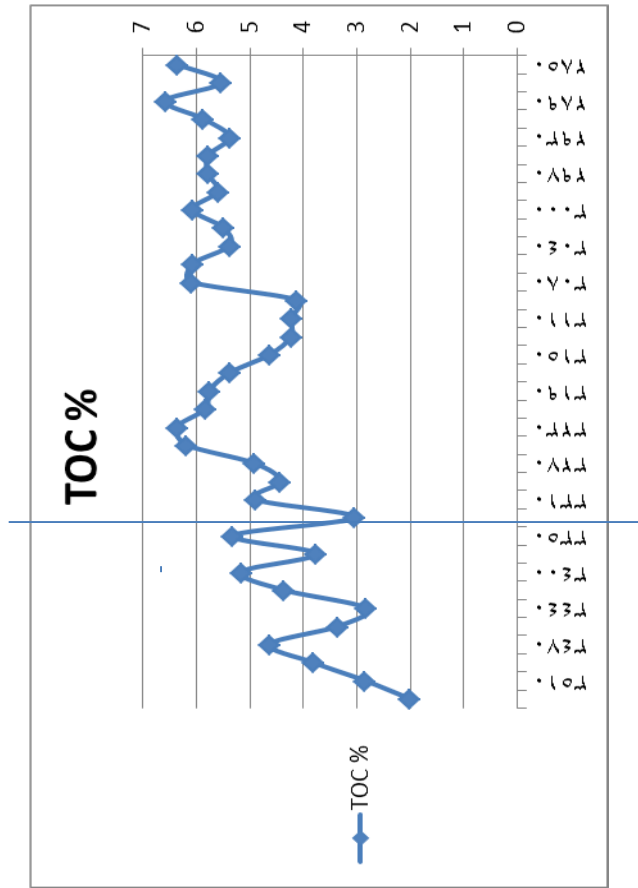
102

الشكل (10-1) قيم TOC المُتنبأ بها بواسطة الشبكة في القسم السفلي للشيرانيش في بئر العمر

102



التنبؤ بقيمة الكربون العضوي الكلي باستخدام الشبكة العصبونية الصناعية في تشكيلة الشيرانيش ضمن حقل العمر - حوض الفرات



الشكل (1-11) التنبؤ بـ toC في الجزء العلوي والسفلي للشيرانيش من بئر العمر 194

**النتائج والتوصيات :**

- 1- تمّ التوصل بنتيجة البحث إلى بناء شبكة عصبونية بدقة عالية وصلت إلى 85% .
- 2- نتيجة اختبار الشبكة على 20% من البيانات المتوفرة ككل على مستوى الحوض ( وليس على حقل واحد مستقل) والتي لم تُدرّب الشبكة عليها أعطت دقة جيدة ومقبولة لاستخدام الشبكة على حقول أخرى على مستوى الحوض المدروس ، وأيضاً ولحسن الحظ أنّ عينات التدريب

تواجدت بقيم شملت جميع مجالات الظاهرة المدروسة وبالتالي الشبكة تدرّبت على جميع مجالات التقييم ( من الضعيف إلى المحتوى الممتاز ) ، بالتالي إن العاملين السابقين أعطى الشبكة المقترحة قابلية أكبر للتعميم والاستخدام .

3- بنتيجة الدراسات المخبرية ونتائج محاكاة الشبكة العصبونية لاحظنا أن تشكيلة الشيرانيش في حقول العمر ومعظم حقول الحوض الأخرى مقسمة إلى جزأين أيضاً من الناحية الجيوكيميائية حيث تميّز الجزء العلوي بمحتوى عضوي واحتمالية بترولية أفضل من الجزء السفلي وهذا ما يعطى دليل على أن الشروط الترسيبية له أفضل من شروط الجزء السفلي ويعطي مؤشر على أن شروط حفظ المادة العضوية كان أفضل ومعدل الترسيب لهذا الجزء كان أقل ، مما يؤكد الدراسات السيزمية ونظرية تشكّل الحوض التي تحدّثت بأن الجزء السفلي ترّسب في ظل حركات تكتونية ( ضعيفة ) في حين الجزء العلوي ترّسب في ظل هدوء تكتوني نوعاً ما.

4- تمتاز هذه الطريقة بفائدة اقتصادية كبيرة من حيث أنها توفر الوقت والجهد وتوفر سرعة في العمل وبدقة جيدة ومقبولة وتعطي قيماً على كامل طول البئر وليس على مجالات من طول البئر ، لذلك ونظراً للدور الكبير لهذه الطرائق فإنه يُنصح باستخدامها وتطبيقها في الحقول السورية بشكل أوسع في مجالات هندسة البترول المختلفة الجيوكيميائية وغيرها من اختصاصات هندسة المخزون ، الإنتاج ، الحفر وغيرها من المجالات التي تقتضي استخدام النمذجة ويصعب استخدام الطرائق التقليدية فيها، كما يُنصح باختبار الشبكة السابقة على حقول أخرى ضمن الحوض والاستفادة منها أكثر وخاصة في الحقول والمناطق قيد الاستكشاف أو في إعادة تقييم حقول مكتشفة.

5- هناك مجال هام جداً ننصح باستخدام هذه الطريقة فيه وهو تقييم ودراسة صخور نفط الشيل لاحتياجها لعدد كبير من العينات للدراسة ، حيث تعد هذه الصخور مصدر مهم جداً للطاقة ، حيث ومن الممكن استخدام الشبكة المقترحة في دراسة هذه الصخور والتي تكون متوافقة ومشابهة

بالتركيب الليتولوجي مع تشكيلة الشيرانيش ، وخاصةً أنه لا توجد أية دراسة محلية لهذه الصخور  
رغم انتشارها والحاجة إليها .

#### المراجع:

- 1-Salha .A , Ibrahem .M ,2007- oil geology. Homs university publications.
- 2- Yosar f .et al , 2016 - determination of source rock potential using toc model log ngimbang formation . jurnal geosaintek, north east java basin.
- 3- Molen et al , 2006- structural evaluation of the central Euphrates garben . Syrian geological conference.
- 4- LiuY. H, Mehta. S, 2019- Hands-On Deep Learning Architectures with Python: Create deep neural networks to solve computational problems using TensorFlow and Keras.Packt Publishing Ltd.
- 5- Bahram.A , Saeid. N, AliKadkhodaie. I,2012- Artificial neural network modeling and cluster analysis for organic facies and burial history estimation using well log data: A case study of the South Pars Gas Field.Persian Gulf, Iran: Computers & Geosciences, 45, 261-269.