

## بر آورد مقدار کربن آلی کل با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در میدان نفتی بینک، استان بوشهر

نوشته: محمد جعفر محمدزاده\*، حمید آقابابایی\*، آینور ناصری\*

\* دانشکده مهندسی معدن، دانشگاه صنعتی سهند، تبریز، ایران

### Application of Neural Network in Estimating Total Organic Carbon, Binak Oil Field, Bushehr Province

By: M. J. Mohammadzadeh\*, H. Aghababaei\* & A. Naseri \*

\*Faculty of Mining Engineering, Sahand University of Technology, Tabriz, Iran

تاریخ دریافت: ۱۳۸۵/۰۹/۱۹ تاریخ پذیرش: ۱۳۸۶/۰۲/۳۱

#### چکیده

مقدار کربن آلی کل (Total Organic Carbon) موجود در سنگ منشأ هیدروکربن یکی از پارامترهای حائز اهمیت در ارزیابی آن است. این پارامتر نه تنها در مطالعات ژئوشیمیایی هیدروکربن مورد استفاده قرار می‌گیرد، بلکه در بررسی میزان گسترش سنگ منشأ نیز نقش بسزایی دارد به گونه‌ای که با افزایش TOC، احتمال حضور سنگ منشأ افزایش می‌یابد و کاهش آن بیانگر عدم گستردگی سنگ منشأ در یک ژرفای معلوم است. بنابراین وجود روشی که بتواند به برآورد هر چه بهتر آن کمک کند، لازم است. شبکه‌های عصبی مصنوعی یکی از روشهای عددی حل مسئله است که با الگو برداری از عملکرد شبکه‌های عصبی زیست‌شناختی به تحلیل مسائل پرداخته و اقدام به برآورد، رده‌بندی و ... می‌کند.

این مقاله با هدف معرفی ساختار و چگونگی عملکرد شبکه‌های عصبی، اقدام به برآورد مقدار مواد آلی کل موجود در سنگ منشأ هیدروکربن در میدان نفتی بینک با استفاده از اطلاعات چاه‌پیمایی می‌کند. نتایج حاصل، بیانگر این مطلب است که شبکه پرسپترون چند لایه (Multi-Layer Perceptron) بهترین شبکه‌ای بود که برای برآورد استفاده شد که دارای یک لایه میانی با ۶ گره و نوع الگوریتم آموزشی پس انتشار مومنتم باتابع تحریک تانژانتی بود. پس از آموزش شبکه، مقدار خطای برآورد ۰/۰۰۱۳ حاصل شد. پس از آن، داده‌های آموزشی و غیر آموزشی آزموده شدند و در نهایت مقایسه بین مقادیر TOC واقعی و برآورد انجام گردید که نتیجه مطلوب ۰/۹۹۵۶  $R=$  حاصل شد. در پایان، تحلیل حساسیت روی پارامترهای مؤثر در برآورد انجام گردید و بر اساس آن، پارامتر تخلخل نوترونی (NPHI) به عنوان مؤثرترین و حساس‌ترین پارامتر و DT به عنوان پارامتری با کمترین حساسیت مؤثر در برآورد شناخته شدند.

**کلیدواژه‌ها:** برآورد TOC، شبکه‌های عصبی، سنگ منشأ هیدروکربن، مواد آلی، بینک.

#### Abstract

The amount of total organic carbon (TOC) is one of the most important parameter in evaluating hydrocarbon source rock. This parameter is not only used for hydrocarbon geochemical studies but also plays an important role in evaluating the extension of hydrocarbon source rock. As the increase in TOC may indicate the presence of source rock, the depletion of TOC reveals no extension of source rock in a certain depth. Therefore the need for a powerful tool in this aspect is essential. One of the linear methods for solving such problem is artificial neural network, a biologically inspired computing method which has an ability to learn; self adjusted and are trained, capable of classification, image processing and different problem analysis, with an attempt to estimate.

This paper presents the features and framework for application of neural network in estimating TOC for hydrocarbon source rock in Binak oil field, Bushehr province, using well log data.

The results of this study reveal that Multi-Layer Perception (MLP) is the optimum network which was used for TOC estimation. MLP topology was a hidden layer with 6 nodes, back propagation momentum learning algorithm and tangent activation function. After training is completed, the estimated error calculated as 0.0013, and then the network performance was tested upon training and testing data. Ultimately the predicted TOC values were compared with the actual one which showed a reliable network performance (R=0.9956). Finally the sensitivity analysis was attempted on effective parameters and based on neutron porosity parameter (NPHI) found to be as the most sensitive, and the sonic travel time (DT), the least sensitive parameters in estimating TOC

**Key words:** TOC estimation, Neural network, Hydrocarbon source rock, Organic, material, Binak

## مقدمه

سامانه پویا و غیر خطی است که از تعداد زیادی واحد پردازنده به نام نرون و اتصالات بین نرونها (رشته‌های سیناپسی) تشکیل شده و قادر به شبیه‌سازی فرایندهای ویژه‌ای از یادگیری انسانی است (Callan, 1999; Parker, 1985 & Menhaj, 2000). در حقیقت، یک سامانه موازی پردازشگر اطلاعات پراکنده است که برای حل مسائلی به کار می‌رود که فرمول حل آنها ناشناخته است و مدل علت و معلول یا برای آنها وجود ندارد و یا ابهام قابل ملاحظه‌ای در آن دیده می‌شود. علت نبود روابط لازم برای تشریح این مسائل، این است که چنین مسائلی به طور کامل و بدون ابهام شناخته نشده‌اند. امروزه شبکه‌های عصبی ابزار قدرتمندی در زمینه علوم مختلف همچون برآورد، شناسایی الگو، رده‌بندی و غیره به کار می‌روند.

ساختار شبکه‌های عصبی به صورت لایه‌ای است و از یک لایه ورودی، یک لایه خروجی و یک یا چند لایه میانی تشکیل شده‌اند. هر لایه شامل تعدادی گره (node) یا نرون (neuron) است که گره‌ها به وسیله شبکه و با وزنهای متفاوت به هم مربوط شده‌اند (شکل ۱). بر اساس نحوه اتصال گره‌ها به یکدیگر، شبکه‌های عصبی را به دو گروه شبکه‌های با تغذیه پیش‌رو (Feed Forward Networks) و شبکه‌های با تغذیه برگشتی (Feedback Networks) تقسیم‌بندی می‌کنند (Schowig, 1996; Yang, 2004). برای حل هر مسئله‌ای شبکه عصبی سه مرحله آموزش، اعتبار سنجی و آزمون را طی می‌کند.

آموزش (Training) فرایندی است که در آن شبکه می‌آموزد تا الگوی موجود در ورودیها را (که به صورت مجموعه داده‌های آموزشی است)، بشناسد. پس از طراحی و آموزش شبکه، به آزمودن مجموعه داده‌هایی که از میان همان دسته داده مربوط به آموزش شبکه و جدا از آنها است، پرداخته

سنگ منشأ سنگ ریزدانه غنی از ماده آلی است که قادر است در اثر تکامل گرمایی، تولید هیدروکربن نماید. یکی از روشهای ارزیابی سنگ منشأ استفاده از روشهای آزمایشگاهی است. در این راستا، با استفاده از سه روش کلی سنگ‌نگاری آلی، تجزیه شیمیایی و ارزیابی گرمایی می‌توان به ویژگیهای سنگ منشأ، همچون مقدار و نوع ماده آلی و درجه بلوغ ماده آلی دست یافت. برای اندازه‌گیری مقدار کل کربن آلی TOC در سنگ منشأ دو روش وجود دارد. روش اول که امروزه کمتر استفاده می‌شود، سوزاندن مستقیم نمونه است. در این روش پس از پودر کردن و شستن نمونه با اسید کلریدریک برای از بین رفتن کربنات، نمونه در مجاورت اکسیژن و در شرایط اتمسفری در دمای حدود ۱۰۰۰ °C سوزانده می‌شود و CO<sub>2</sub> حاصل از سوختن مواد آلی، مقدار کربن آلی را مشخص می‌کند (رضایی، ۱۳۸۰).

روش دوم، اندازه‌گیری کربن آلی با استفاده از پیرولیز (Pyrolyse) است که نسبت به روش قبلی دقیق‌تر است. با تجزیه نمونه با استفاده از دستگاه پیرولیز راک-اول (Rock evel) مقدار کل کربن آلی (TOC) که بر حسب درصد وزنی است بر اساس پیکهای S<sub>1</sub> (میلی گرم هیدروکربن در هر گرم سنگ)، S<sub>2</sub> (میلی گرم هیدروکربن در هر گرم سنگ در دمای بین ۳۰۰ و ۶۰۰ °C) و S<sub>4</sub> (میلی گرم CO<sub>2</sub> در هر گرم سنگ) برآورد می‌شود. به طور کلی، TOC برابر مجموع کربن پیرولیز شده و کربن باقیمانده (Residual Carbon) است:

$$TOC = \left( \frac{S_4}{10} \right) + \left( \frac{S_1 + S_2}{10} \right) \times 0.82$$

کار بر شبکه‌های عصبی مصنوعی، با الهام از عملکرد مغز انسان، و از آنجا آغاز شد که دانشمندان دریافتند مغز بشر به گونه‌ای کاملاً متفاوت از رایانه‌های رقومی مرسوم، محاسبات را انجام می‌دهد. شبکه عصبی یک



بمباران نوترونی اندازه گیری می شود و پارامتر اندازه گیری شده، شاخص هیدروژن برای یک نوع سنگ (مانند ماسه سنگ) از یک سازند است. NPHI برای شناسایی نوع سنگ، ارزیابی تخلخل و شناسایی گاز از مایع (همراه با نمودار RHOB) به کار برده می شود.

• نمودار صوتی (DT): واحد آن میکروثانیه بر فوت است. در این نمودار تغییرات سرعت انتشار امواج صوتی در ژرفا اندازه گیری می شود. این نمودار برای برآورد تخلخل در یک ساز غیر رسی، برای شناسایی نوع سنگ (همراه با نمودارهای نوترون و چگالی) مفید است.

• نمودار چگالی (RHOB): واحد آن گرم بر سانتی متر مکعب است. در این نمودار چگالی کلی سنگ با انجام بمباران با پرتو گاما اندازه گیری می شود و مقدار آن معمولاً بین ۲ تا ۳ گرم بر سانتی متر مکعب است. RHOB برای برآورد تخلخل در زونهای هیدروکربن دار یا سازندهای رس دار و برای شناسایی مایع از گاز (توأم با لاگ نوترونی) به کار می رود.

• نمودار گاما (GR): واحد آن API است. در این نمودار، پرتوزایی سنگها اندازه گیری می شود برای تعیین همبستگی ژرفاها و واحدهای زمین شناسی، شناسایی زونهای تمیز از زونهای رسی و ارزیابی مقدار شیل سازندها به کار برده می شود.

• نمودار مقاومت (ILD, ILM): واحد اندازه گیری آنها اهم است. ILd برای اندازه گیری کل ذخیره به ما می دهد. این نمودار برای کسب اطلاعات در مورد مقدار آب موجود در سنگ، تخلخل و درجه اشباع؛ طبیعت و درصد رس و دیگر کانیها و بافت سنگ مفید است. ILM نیز برای اندازه گیری Ri (بخشهای آغشته شده سازند) در ژرفای متوسط به کار برده می شود.

نمودارهای مذکور به عنوان ورودی شبکه هستند. نوع شبکه به کار رفته MLP و شامل یک لایه میانی با ۹ گره است (شکل ۴). الگوریتم آموزش پس انتشار مومنتم بوده و تابع تحریک برای لایه های میانی و لایه خروجی تانژانتی است.

### بحث و نتیجه

منطقه مورد مطالعه، میدان نفتی بینک، در نقشه ۱:۱۰۰۰۰۰ زمین شناسی جنوب باختری ایران بین بندر گناوه و بندر دیلم در استان بوشهر قرار گرفته و محور تاقدیس این ساختار دارای امتداد شمال باختر - جنوب خاور بوده و سنگ منشأ آن سازند کزدمی است. در این مطالعه نتایج حاصل از تخمین TOC سنگ منشأ با استفاده از شبکه عصبی ارائه شده است. شبکه های عصبی مصنوعی در حقیقت از رفتار شبکه های عصبی زیستی الگوبرداری می کنند و با در نظر

می شود (اعتبار سنجی). پس از اینکه ضریب اطمینان خوبی از پاسخها حاصل شد، آزمون به کل شبکه که شامل مجموعه داده هایی که جزو آموزش نبوده اند، تعمیم داده می شود و از این راه با در نظر داشتن یک خطای مجازی، پیش بینی انجام می گیرد.

پرسپترون یکی از الگوهای شبکه عصبی است که برای مدل سازی یک نرون به کار می رود و پایه و اساس با ارزشی برای بسیاری از الگوریتمهای آموزشی نظارت شده سطح بالاتر و پیچیده تر است و در حقیقت یک شبکه دو لایه پیشرو همانند شکل ۲ است که دسته آموزشی برای آن شامل دسته ای از بردارهای ورودی همراه با بردارهای هدف دلخواه آنها است. بردارهای ورودی از دسته آموزشی حدود پیوسته ای از مقادیر را به خود می گیرند و بردارهای هدف از دسته آموزشی، مقادیر دو دویی (Binary) هستند. پس از آموزش، شبکه دسته ای از ورودیهای پیوسته را پذیرا شده و خروجیهای دو دویی دلخواه را تولید می کند.

به تدریج مدل های پرسپترون توسعه یافتند که شبکه های پرسپترون چند لایه (MLP) در این مقاله، یکی از آنها است. MLP شامل چندین پرسپترون ساده است که به طور ساختار سلسه مراتبی، یک شکل پیشخورد با یک یا چند لایه میانی بین لایه های ورودی و خروجی را شکل می دهد (شکل ۳). الگوریتمهای آموزشی متفاوتی در MLP به کار گرفته می شود که عمومی ترین آن پس انتشار (Back propagation) است.

مطالعات آماری، در مهندسی نفت جایگاه ویژه ای دارد. اما با توجه به اینکه نیاز به دقت بیشتر در محاسبات و برآورد پارامترهای اساسی مخازن نفتی است، بنابر این وجود ابزاری قدرتمند با عملکرد سریع و عدم نیاز به فرضیات پیچیده آماری، لازم و ضروری است. برای رسیدن به این هدف، استفاده از شبکه های عصبی می تواند سودمند باشد.

باتوجه به اهمیت پارامتر TOC در مطالعات ژئوشیمیایی هیدروکربن، ارزیابی سنگ منشأ، بررسی میزان گسترش آن در ژرفاهای مختلف و تعیین سنگ شناسی آن، در این تحقیق از شبکه های عصبی پرسپترون چند لایه (MLP) برای برآورد مقدار کل مواد آلی موجود در سنگ منشأ میدان نفتی بینک استفاده شده است که در آن اطلاعات ورودی داده های چاه پیمایی نمودارهای صوتی، تخلخل نوترونی، نمودار چگالی، نمودار گاما و نمودار مقاومت هستند.

### مواد و روش

در این مطالعه به منظور برآورد TOC، از نمودارهای چاه پیمایی استفاده شده است. به طور خلاصه می توان گفت که:

• نمودار تخلخل نوترونی (NPHI): در این نمودار واکنش سنگ در برابر

SGR, RHOB و ثابت ماندن مقدار TOC با افزایش DT است.

### نتیجه گیری

در مطالعه انجام شده روی میدان نفتی بینک، برآورد حاصل از شبکه عصبی برای TOC با سطح اطمینان ۹۵٪ انجام گرفته است. برآورد انجام شده نتیجه بهینه‌ای با مقدار خطای مجاز ۰/۰۱۳ بود. در نهایت، تحلیل حساسیت روی این برآورد انجام شد و بر اساس آن، پارامتر NPHI بیشترین حساسیت را در برآورد TOC داشته و روند افزایشی نسبت به آن دارد. پارامتر DT کمترین حساسیت (تقریباً صفر) را در برآورد TOC دارد که مؤید و نشان‌دهنده این مطلب است که DT عملاً در برآورد TOC هیچ تأثیری نداشته و نبود آن خللی در برآورد انجام شده ایجاد نمی‌کند.

با این اطلاعات، می‌توان مقدار TOC را در جایی که نمونه‌برداری انجام نشده یا در جاهایی که نمونه‌برداری دچار خطا و مشکل شده است، به دست آورد. در نهایت با در نظر گرفتن مقدار TOC می‌توان به ارزیابی کل سنگ منشأ پرداخت.

از این روش نه تنها در برآورد پارامترهای سنگ منشأ، بلکه در برآورد ویژگی‌های سنگ مخزن نفتی نیز می‌توان بهره جست به طوری که با برآورد ذخیره می‌توان بلوک بندی و تعیین مدل سه بعدی آن را انجام داده و به استحصال آن پرداخت.

### سپاسگزاری

بدینوسیله نویسندگان تشکر و قدردانی خود را از ریاست محترم اکتشافات غیرلرزه‌ای شرکت ملی نفت، جناب آقای دکتر سیدهاشم طباطبایی اعلام می‌دارند.

گرفتن یک سری ورودی و انجام عملیات روی آنها، خروجیهای مطلوبی بایک خطای قابل قبول ارائه می‌کند. امتیازهای این روش به شرح زیر است: (۱) این روش سریع است.

(۲) نیاز به مدل‌سازی، حل معادلات پیچیده و در نظر گرفتن فرضیات خاصی ندارد.

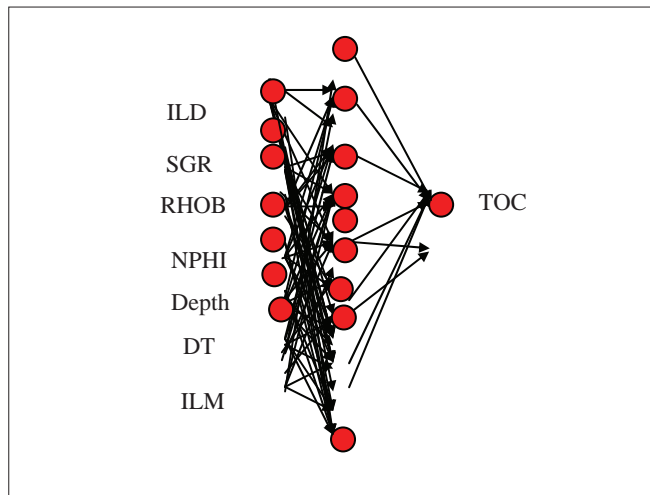
(۳) توانایی کاربرد برای انواع مسائل برآوردی، رده بندی، شناسایی الگو و ... را دارد.

(۴) نتیجه برآورد حاصل از آن نیز مطلوب است.

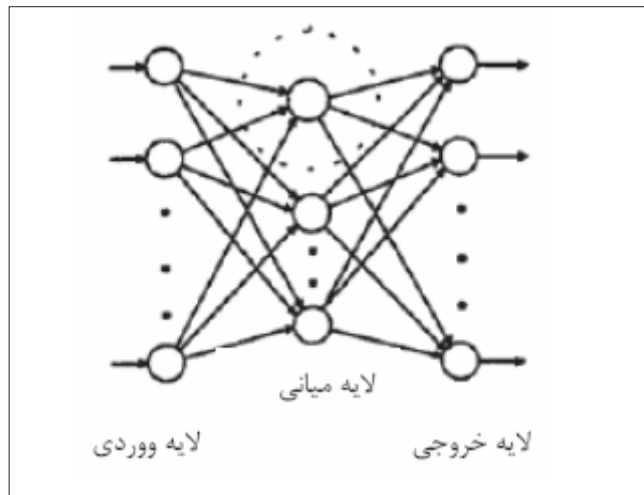
(۵) امروزه در کلیه علوم مهندسی کاربرد فراوانی دارد.

در این بررسی برآورد انجام شده با سطح اطمینان ۹۵٪ است. شکل ۵ نمودار خطا بر حسب دوره آموزشی را نشان می‌دهد و چنانکه دیده می‌شود، مقدار خطا در دوره ۱۲۵۰ به مقدار ثابت ۰/۰۱۳ رسیده است. با در نظر گرفتن این مقدار خطای آموزشی، آزمودن شبکه روی داده‌های آموزشی و اعتبارسنجی و آزموده نشده انجام گرفته و نتایج حاصل به صورت شکل‌های ۸ تا ۱۶ نشان داده شده است. در نهایت، تحلیل حساسیت روی پارامترهای مؤثر در برآورد TOC انجام گرفته است و نتایج حاصل به صورت شکل‌های ۹- الف تا ۹- ه بیان شده است. بر اساس شکل ۹- الف پارامتر NPHI بیشترین تأثیر را در این برآورد دارد و پس از آن RHOB در برآورد مؤثر است. تنها پارامتری که حساسیتی در این برآورد از خود نشان نمی‌دهد، پارامتر DT است و این بدان معنی است که حتی اگر نمودار DT هم وجود نداشته باشد، باز هم برآورد انجام شده نتیجه مطلوبی خواهد داشت.

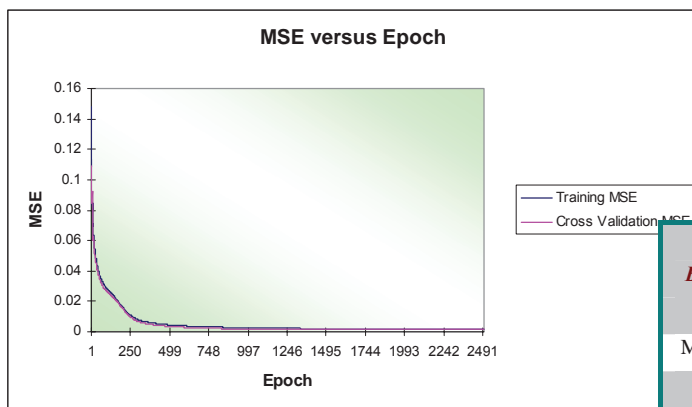
نتایج حاصل از تحلیل حساسیت در شکل‌های ۹- ب تا ۹- ه نشان داده شده است. نتایج به دست آمده بیانگر روند افزایشی مقدار TOC با افزایش NPHI و Depth و روند کاهشی پارامتر TOC با افزایش ILd, ILM,



شکل ۲- ساختار شبکه عصبی به کار رفته در برآورد TOC میدان نفتی

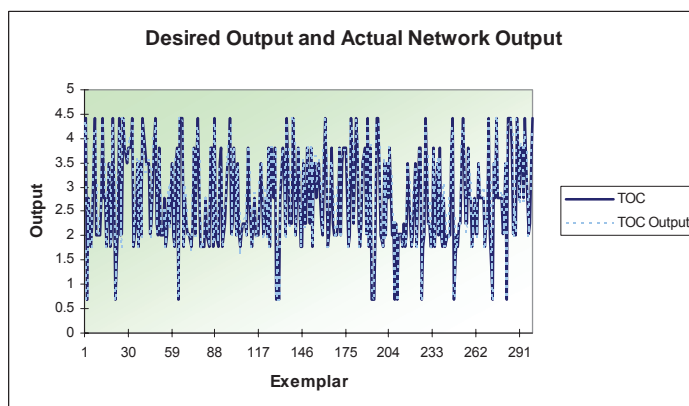


شکل ۱- ساختار یک شبکه عصبی (Callan,1999)



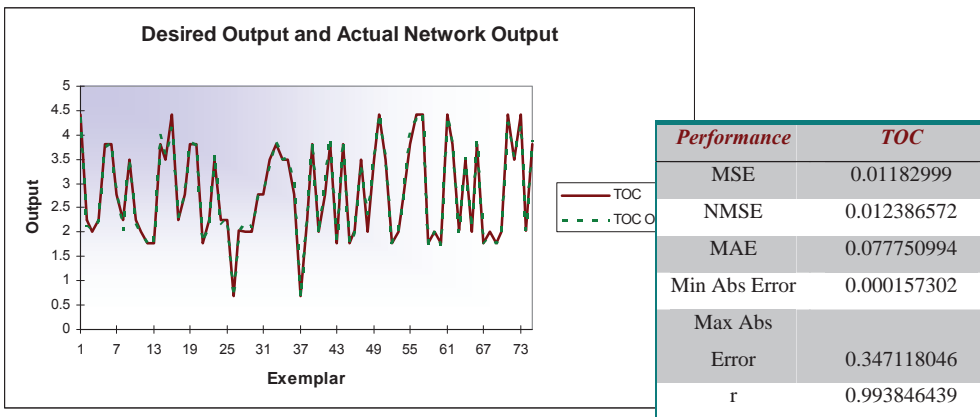
	Training	Cross Validation
<b>Best Networks</b>		
Epoch #	2500	2500
Minimum MSE	0.00131413	0.001377469
Final MSE	0.00131413	0.001377469

شکل ۳- نمودار خطا بر حسب دوره آموزشی

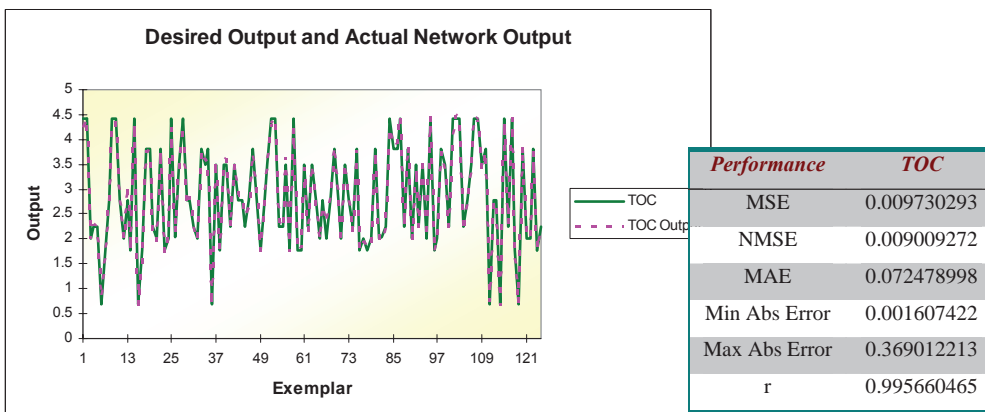


Performance	TOC
MSE	0.011282651
NMSE	0.011526439
MAE	0.073301315
Min Abs Error	0.000466179
Max Abs Error	0.523127883
r	0.994305079

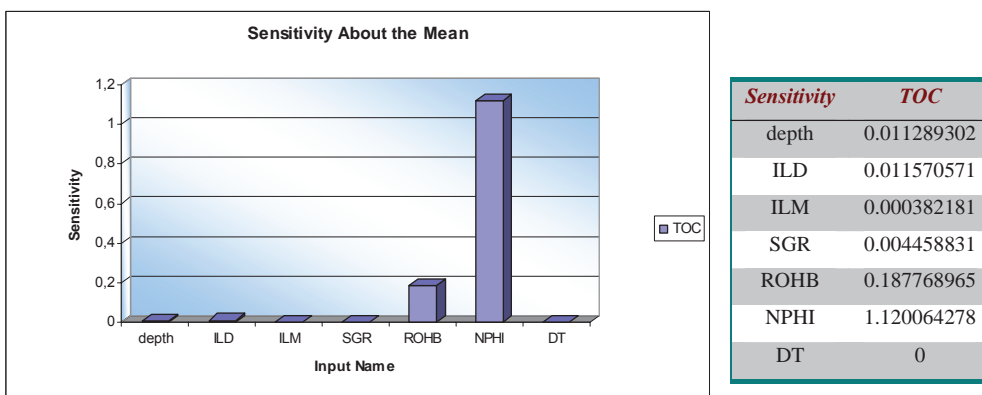
شکل ۴- آزمودن شبکه برای داده‌های آموزش داده شده



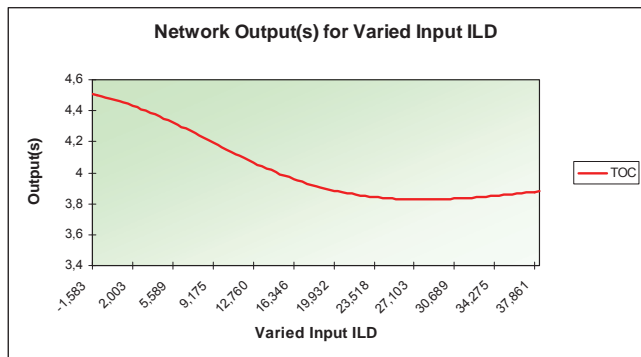
شکل ۵- آزمون شبکه برای داده‌های اعتبارسنجی



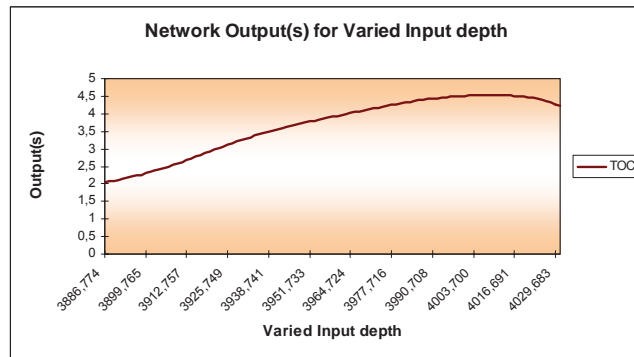
شکل ۶- آزمون شبکه برای داده‌های تست نشده



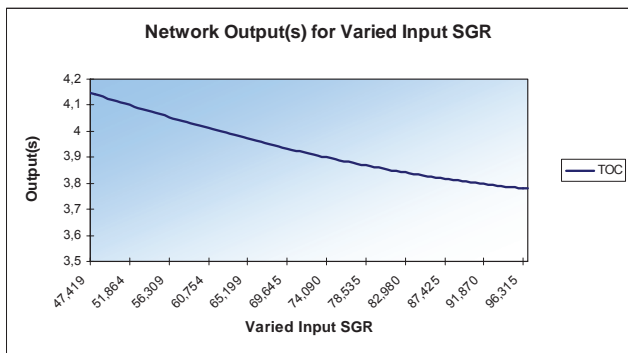
شکل ۷- الف) تحلیل حساسیت انجام شده روی پارامترهای مؤثر در برآورد



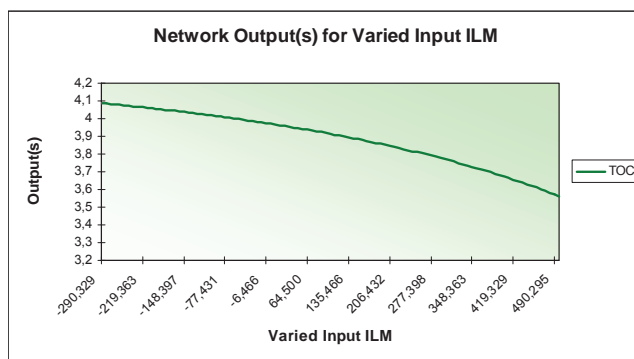
شکل ۷-پ) تغییرات TOC نسبت به ILD



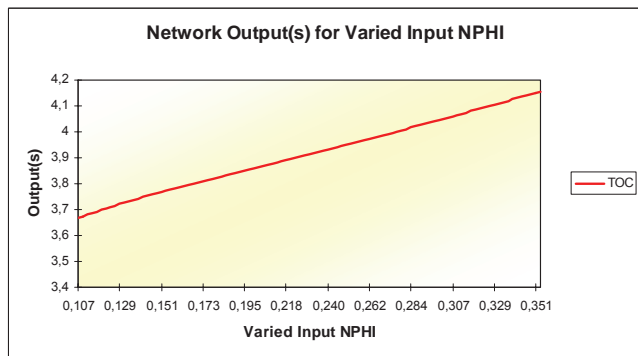
شکل ۷-ب) تغییرات TOC نسبت به ژرفا



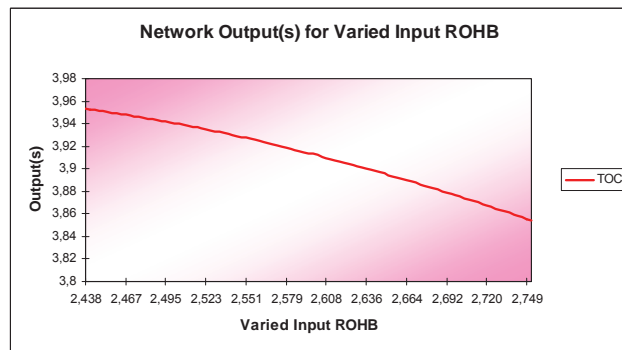
شکل ۷-د) تغییرات TOC نسبت به SGR



شکل ۷-ج) تغییرات TOC نسبت به ILM

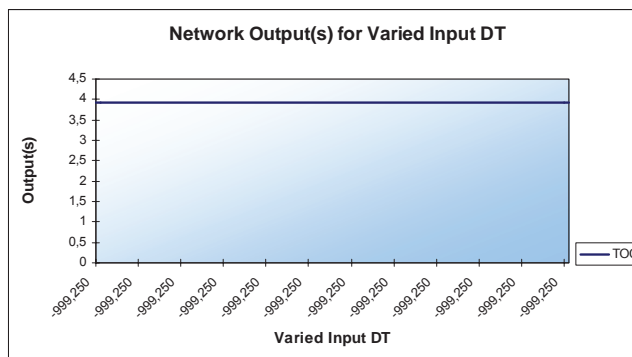


شکل ۷-ز) تغییرات TOC نسبت به NPHI



شکل ۷-ر) تغییرات TOC نسبت به ROHB





شکل ۷-۵) تغییرات TOC نسبت به DT

### کتابنگاری

- جلالی، م. ر.، ۱۳۵۶ - چینه شناسی حوضه زاگرس (جنوب غرب ایران). ترجمه گزارشهای ۱۰۷۲ و ۱۲۴۹. انتشارات مرکز آموزش و برنامه ریزی نیروی انسانی اکتشاف و تولید ۱۱۰-صفحه.
- رضایی، م. ر.، ۱۳۸۰ - زمین شناسی نفت. انتشارات علوی. ۲۵۰ صفحه.
- مرادزاده، ع.، قوامی ریایی، ر.، ۱۳۸۲ - چاه پیمایی برای مهندسين. انتشارات دانشگاه شاهرود. ۲۴۵ صفحه.
- ناصری، آ.، ۱۳۸۵ - بررسی و تفسیر وضعیت مخزنی افق آسماری ساختمان نفتی بینک با استفاده از اطلاعات ژئوفیزیکی و چاه پیمایی با بکارگیری شبکه‌های عصبی مصنوعی. پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی سهند، ۲۲۰ صفحه.

### References

- Callan, R., 1999- The essence of neural networks. Southampton Institute. Perentic Hall Europe.P.200
- Huang, Z. and Williamson, M. A., 1994 - Geological pattern recognition and modeling with a general regression neural network. Canadian Journal of exploration geophysics, Vol.30.No.1, P.60-68.
- Menhaj, M. B., 2000 - Fundamentals of neural networks. Tehran Polytechnics University .vol.1.P.716
- Parker, D. B., 1985- Learning –Logic: Casting the cortex of the human brain in Silicon, MIT, Cambridge, MA. Technical Report TR-47.
- Pirson, S. J., 1963- Handbook of well log analysis for oil and gas formation evaluation. Prentice-Hall International, Inc.London, pp: 200
- Schlumberger., 1972- Log interpretation principles.Vol 1.1972 Edition.
- Schowig, B., Band Day., R., 1996- Artificial intelligence in the Petroleum industry.
- Yang, Y., Aplin, A. C. and Larter, S. R., 2004 - Quantitative assessment of mudstone lithology using petrophysical wireline logs and artificial neural networks. EAGE/Geological Science of London .Vol 10 2004. Pp.141-151.