

مدل‌سازی سنگ‌شناسی در میدان گازی پارس جنوبی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

پژوهش‌نفت

سال بیست و یکم
شماره ۶۶
صفحه ۲۲-۱۲، ۱۳۹۰

محمد امین دزفولیان^{۱*} و محسن اکبریورشیرازی^۲

۱- دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات تهران، باشگاه پژوهشگران جوان

۲- دانشگاه صنعتی امیرکبیر، دانشکده مهندسی صنایع

Dezfoolian@rocketmail.com

چکیده

مغزه‌گیری از تعدادی چاه بدون توجه به اندازه میدان نفتی، برای به دست آوردن اطلاعات کلی از منطقه، امری ضروری و غیرقابل اجتناب می‌باشد. مغزه‌گیری از تمام چاه‌ها در یک میدان بزرگ بسیار پرهزینه است. بنابراین، یافتن راهی برای گریز از این هزینه بالا ضروری به نظر می‌رسد. این پژوهش به مدل‌سازی شبکه‌های عصبی مصنوعی، به منظور استفاده از نگاره‌های چاه برای تخمین لیتولوژی در یکی از مخازن میدان گازی پارس جنوبی اختصاص دارد. در این تحقیق، از یک شبکه عصبی سه لایه با الگوریتم پس انتشار خطا (BP) و الگوریتم آموزش لوبزبرگ-مارکوآرت، برای تخمین سنگ‌شناسی استفاده شده است. نگاره‌های نوترون، چگالی، پرتو گاما و اثر فتوالکتریک (PEF) به صورت ورودی شبکه در نظر گرفته شده است. در این تحقیق، داده‌های مربوط به چهار چاه در میدان پارس جنوبی مورد استفاده قرار گرفته است. از داده‌های دو چاه (چاه‌های SPF_1 و SPF_2) که دارای آنالیز مغزه بودند برای آموزش شبکه، اعتبارسنجی و آزمون استفاده شد و سپس شبکه طراحی شده جهت تخمین سنگ‌شناسی دو چاه دیگر (چاه‌های SPF_3 و SPF_4) مورد استفاده

قرار گرفت و با داده‌های مغزه آن‌ها مقایسه گردید. سنگ‌های مورد بررسی عبارتند از: دولومیت، آهک، آهک دولومیتی، دولومیت آهکی، انیدریت، شیل، آهک شیلی و دولومیت شیلی. مقدار میانگین مربعات خطا (MSE) برای چاه SPF_3 برابر $0/087$ و برای چاه SPF_4 برابر $0/098$ می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: سنگ‌شناسی، چاه پیمایی، مغزه، شبکه عصبی مصنوعی، مخزن هیدروکربوری

مقدمه

بسیاری از چاه‌های حفاری شده دارای مغزه نمی‌باشند و یا مغزه‌گیری تنها در قسمتی از چاه صورت گرفته است. همچنین استفاده از نمودارهای چاه پیمایی جهت تعیین پارامترهای پتروفیزیکی و سنگ‌شناسی می‌تواند هزینه‌های اکتشافی را به میزان زیادی کاهش دهد. در این مطالعه سعی بر آن بوده که با استفاده از داده‌های چاه پیمایی، سنگ‌شناسی مخزن انجام گیرد.

بعدی زمین‌شناسی بهره گرفتند [۱۰ و ۱۱]. همچنین Zhou و همکارانش از مدل شبکه عصبی در تخمین لیتولوژی در ماسه سنگ‌ها استفاده نمودند [۱۲]. Chang و همکارانش از شبکه عصبی خود سازمانده کوهونن^۳ جهت شناسایی رخساره‌های سنگی استفاده کردند [۱۳]. Briquet و همکاران نیز از شبکه خود سازمانده برای تخمین لیتولوژی استفاده نمودند [۱۴].

هدف از این مطالعه که بر روی یکی از مخازن میدان گازی پارس جنوبی انجام شده عبارتست از کاربرد از روش نوین شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین لیتولوژی سنگ مخزن با استفاده از نمودارهای پتروفیزیکی در چاه‌هایی که از آنها مغزه‌گیری نشده است.

طراحی شبکه عصبی پس انتشار

شبکه‌های عصبی، سیستم‌های پردازش موازی هستند که برای تشخیص الگوهای بسیار پیچیده در بین داده‌ها به کار می‌روند. یک شبکه عصبی مصنوعی یک سیستم پردازش اطلاعات است که دارای برخی مشخصه‌های مشترک با شبکه‌های عصبی بیولوژیکی است. لذا هر شبکه از مجموعه‌ای از نرون‌ها که به صورت خاصی چیده شده‌اند، تشکیل شده است. اصلی‌ترین قسمت یک شبکه عصبی، نرون‌ها و خطوط ارتباط بین آنها می‌باشد. یک شبکه عصبی چند لایه از یک لایه ورودی، یک یا چند لایه میانی و یک لایه خروجی تشکیل شده است.

شبکه عصبی پس انتشار، نوعی یادگیری با ناظر و مبتنی بر اصلاح خطا است. قانون پس انتشار خطا برای آموزش شبکه‌های عصبی چند لایه پیش‌خور که عموماً شبکه‌های چند لایه پرسپترون (MLP) هم نامیده می‌شوند، مورد استفاده قرار می‌گیرد. شاخص اجرایی، میانگین مربعات خطا می‌باشد که در چارچوب یادگیری با ناظر، با زوج داده‌های یادگیری زیر قرار می‌گیرد:

$$\{(p^1, t^1), (p^2, t^2), \dots, (p^l, t^l)\} \quad (1)$$

در حالی که p^i بردار ورودی شبکه و t^i خروجی (پاسخ) مطلوب شبکه است. پس از اعمال ورودی $p(k)$ (کامین الگو)

یکی از ره‌یافت‌های جدید در صنعت نفت و گاز، استفاده از شبکه عصبی مصنوعی است که قابلیت‌های بسیار زیادی دارد. توانایی روش شبکه عصبی در یادگیری از راه تجربه و سپس قابلیت تعمیم‌پذیری برای حل مسائل جدید، موجب برتری این روش بر سایر روش‌ها شده است [۱]. شبکه‌های عصبی آموزش داده شده، قادر به تخمین پارامترهای اساسی مخزن از جمله سنگ‌شناسی و رخساره‌های سنگی با استفاده از داده‌های چاه‌نگاری با دقت بالا می‌باشند [۲ و ۳]. برخی از متداول‌ترین کاربردهای شبکه‌های عصبی در مهندسی نفت عبارتند از: تعیین تخلخل، تراوایی، موقعیت چاه‌ها، میزان اشباع سیال، سنگ‌شناسی و شبیه‌سازی مخزن [۴]. متداول‌ترین الگوریتم استفاده شده برای آموزش شبکه‌های عصبی چند لایه پیش‌خور، روش پس انتشار (BP) است. شبکه‌هایی که از این الگوریتم برای یادگیری استفاده می‌کنند، اصطلاحاً شبکه‌های پس انتشار نامیده می‌شوند. شبکه پس انتشار، یک شکل از یادگیری تصحیح خطا است که سعی دارد با حداقل کردن مقدار یک تابع خطا، ورودی‌های داده شده را بر خروجی‌ها منطبق نماید [۵]. شاخص ارزیابی برای این شبکه‌ها، میانگین مربعات خطا^۲ می‌باشد.

در سال‌های اخیر روش‌های ریاضی فازی و شبکه عصبی مصنوعی در حل برخی از مسائل زمین‌شناسی به کار گرفته شده است. کدخدایی و همکارانش از منطق فازی جهت تخمین تراوایی و تیپ سنگی با استفاده از داده‌های چاه‌پیمایی استفاده کردند که این مطالعه در مخزن گازی کنگان واقع در میدان پارس جنوبی صورت پذیرفت [۶]. رضایی و همکارانش از سیستم‌های هوشمند برای تخمین سرعت امواج برشی با استفاده از داده‌های پتروفیزیکی استفاده کردند [۷]. طاهری منطق فازی را جهت طراحی مدل اکتشافی برای داده‌های دورسنجی در اکتشاف نفت به کار برد [۸]. Shiwei و همکارانش برای تخمین ضخامت مخزن نفتی، شبکه عصبی را مورد استفاده قرار دادند [۹]. Cuddy، Hambalek و Gozalez از منطق فازی به منظور تخمین تراوایی و طبقه‌بندی رخساره‌های سنگی در چاه‌هایی که فاقد مغزه بودند استفاده نموده و از نتایج حاصل از تطابق زمین‌شناسی چاه‌ها و ساخت مدل سه

1. Back Propagation
2. Mean Square Error (MSA)
3. Kohonen Self-Organizing

$$b_i^1(k+1) = b_i^1(K) - \alpha \frac{\partial \hat{F}(k)}{\partial b_i^1(k)} \quad (۸)$$

برای توقف تکرار الگوریتم BP از قاعده زیر می‌توان استفاده نمود:

قاعده توقف: در صورتی که میانگین مربعات خطا در هر سیکل کمتر از مقدار از پیش تعیین شده باشد و یا این که میزان تغییرات در پارامترهای شبکه پس از هر تکرار خیلی کوچک باشد، الگوریتم متوقف می‌گردد [۱۵].

زمین شناسی منطقه مورد مطالعه

پارس جنوبی در واقع ادامه پلانچ^۱ شمال شرقی منطقه عظیم گازی قطر است که تحت نام گنبد شمالی قطر^۲ شناخته می‌شود. این منطقه دارای امتداد شمال شرقی- جنوب غربی بوده که خود یکی از برجستگی‌های موجود از بالا آمدگی ناحیه‌ای موسوم به کمان پارس جنوبی- قطر^۳ است. دامنه جنوب شرقی نسبت به دامنه شمال غربی کم شیب‌تر بوده و پلانچ شمالی پارس جنوبی در داخل آب‌های ایران شدیداً گسله می‌باشد که سیستم گسله با جهت شمالی جنوبی در نقشه‌های لرزه‌نگاری قابل مشاهده است. میدان مزبور وسعتی حدود ۶۰۰۰ Km² را شامل می‌شود. کمان پارس جنوبی - قطر، حوضه پارس جنوبی را به دو بخش شمال غربی و جنوب شرقی تقسیم نموده است. برجستگی مزبور خود توسط یک فرورفتگی از روند عمومی تاقدیس بسیار عظیم گوار^۴ در شبه جزیره عربستان جدا شده است و در جهت شمال نیز به کمر بند چین خوردگی زاگرس^۵ که به‌عنوان یک ساختار شناخته شده کوه‌زایی اواخر آپسین مرکب از تاقدیس‌های عظیم نوع Wale Back می‌باشد، محدود می‌گردد.

داده‌های مورد استفاده در این مقاله، متعلق به چاه‌های حفاری شده در سازندهای کربناته کنگان و دالان مربوط به یک مخزن میدان گازی پارس جنوبی است. سازند کنگان به سه بخش کنگان فوقانی، بخش K_۱ و بخش K_۲ تقسیم

1. Plunge
2. Qatar North Dome
3. Qatar South Pars Arch
4. Ghavar
5. Zagross Fold Belt

به شبکه، سیگنال خطا در خروجی نرون زام از لایه خروجی (لایه L) در لحظه k یا تکرار k ام، از روی رابطه (۲) به دست می‌آید:

$$e_j(k) = t_j(k) - a_j(k) \quad (۲)$$

شاخص اجرایی یا به عبارتی مشخصه‌ای که تعداد خطای شبکه را به صورت یک اسکالر برمی‌گرداند، مجموع مربعات خطا انتخاب شده است که برای تکرار k ام به صورت رابطه (۳) محاسبه می‌شود:

$$\hat{F}(k) = \sum_{j=1}^{S_L} e_j^2(k) \quad (۳)$$

در رابطه بالا S_L تعداد نرون‌ها در لایه L می‌باشد. در عمل از شاخص معرفی شده در رابطه (۴) برای تنظیم پارامترهای شبکه استفاده می‌شود.

$$\hat{F}(k) = \sum e_j^2(k) = e^T(k) \cdot e(k) \quad (۴)$$

در این روابط پارامترهای شبکه یا به عبارتی ماتریس‌های وزن و بردارهای بایاس طوری تنظیم می‌شوند که مجموع مربعات خطای لحظه‌ای $\hat{F}(k)$ ، می‌نیمم گردد. در رابطه (۴) بردار خطای e از طریق رابطه زیر محاسبه می‌شود.

$$e(k) = t(k) - a(k) \quad (۵)$$

مسئله کاهش مربعات خطا یک مسئله می‌نیمم‌سازی است، که از منطق الگوریتم تقریبی بیشترین کاهش، استفاده می‌کند. در این الگوریتم در صورت وجود اعداد Q تا الگو (تعداد زوج داده‌های یادگیری)، میانگین مربعات خطا از رابطه (۵) محاسبه می‌شود.

$$\hat{F}_{av}(k) = \frac{1}{Q'} \sum_{l=1}^{Q'} \hat{F}(l) = \frac{1}{Q'} \sum_{l=1}^{Q'} e^T(l) \cdot e(l), Q' \leq Q \quad (۶)$$

در رابطه (۶) شاخص‌های \hat{F} و \hat{F}_{av} تابعی از پارامترهای شبکه می‌باشند. برای یک مجموعه داده‌های یادگیری، \hat{F}_{av} معیاری است که میزان آموزش شبکه MLP از مجموعه داده‌های یادگیری را نشان می‌دهد. تنظیم پارامترهای شبکه نیز متناسب با سیگنال‌های خطا انجام می‌گیرد.

اگر شاخص واقعی F می‌نیمم گردد، جمع جبری تغییرات پارامترهای شبکه حول کل داده‌های یادگیری، تقریب خوبی از تغییر واقعی را ارائه می‌دهد. بدین صورت که:

$$W_{ij}^1(k+1) = W_{ij}^1(K) - \alpha \frac{\partial \hat{F}(k)}{\partial W_{ij}^1(k)} \quad (۷)$$

نیمه‌سخت و ریز بلور، تشکیل شده است. بخش‌های میانی و زیرین K_3 را نیز دولومیت‌های قهوه‌ای، خاکستری و تا حدی بلورین به همراه انیدریت سفید تا شیری رنگ تشکیل داده‌اند. خصوصیات سنگ‌شناختی بخش K_4 به این صورت است که بخش بالایی آن شامل دولومیت‌های کرم و بعضاً خاکستری با سختی متوسط به‌همراه لایه‌های نازک انیدریت سفید رنگ و سنگ آهک‌های رسی کرم و نیمه‌سخت می‌باشد. در این قسمت سنگ آهک‌های قهوه‌ای روشن و بلورین با بافت دانه شکری و متخلخل با منشا آلی و اوولیتی نیز مشاهده می‌شود.

در بخش میانی تا زیرین K_4 ، دولومیت‌های آهکی قهوه‌ای روشن تا تیره به صورت نیمه‌سخت تا سخت به‌همراه سنگ آهک‌های سفید کدر، نرم و گچی و تا حدی رسی با لایه‌های بسیار نازک انیدریتی وجود دارد. در نهایت سنگ‌شناسی بخش نار را انیدریت‌های سفید به صورت نرم و بی شکل و بعضاً بلورین همراه با لایه‌های نازکی از دولومیت رسی قهوه‌ای تیره و خاکستری تیره به حالت سخت تا خیلی سخت و بلورین تشکیل داده است [۱۷].

منابع داده‌ها

چاه‌پیمایی از ابزارهای کارآمدی است که به شناسایی ویژگی‌های پتروفیزیکی مخازن، کمک فراوانی می‌کند. داده‌هایی که در این مقاله مورد استفاده قرار گرفته، عبارتند از: نگارهای اشعه گاما، چگالی، نوترون و اثر فتوالکتریک و آنالیز و توصیف مغزه^۱ مربوط به سازند مخزنی.

بدون شک یکی از مهم‌ترین بخش‌های مربوط به ایجاد و توسعه شبکه‌های عصبی، انتخاب داده‌ها است. نخستین مسأله، بررسی صحت داده‌های انتخاب شده براساس گزارش‌ها می‌باشد. در صورتی که در گزارش‌های مربوط به مغزه، قید شده باشد که شرایط گرفتن مغزه غیراستاندارد بوده و تغییرات ثانویه‌ای حین عملیات مغزه‌گیری و انتقال ایجاد شده است (مثلاً شکستگی مغزه حین عملیات) داده مربوطه کنار گذاشته می‌شود. ممکن است بنا به دلایلی مانند ریزش دیواره چاه، در قسمت‌هایی از چاه یک یا

می‌شود. سازند دالان نیز به سه بخش K_3 ، K_4 و بخش نار تقسیم می‌گردد. این سازندها با سن تریاس - پرمین در بخش‌های وسیعی از خلیج فارس به صورت سازندهای مخزنی شناخته شده‌اند. سازند دالان شامل دولومیت، واحد انیدریتی نار، شیل‌های سبز تا سبز خاکستری، آهک‌های دولومیتی تا دولومیت است. در این بین دالان بالایی دارای خصوصیات مخزنی است. سازند کنگان با سن تریاس زیرین در مقاطع تحت‌الارضی به دو واحد در پایین و بالا تقسیم‌بندی می‌شود. واحد پایینی این سازند، با توجه به گسترش رخساره‌های اوولیتی و تخلخل قالبی، دارای خواص مخزنی (تخلخل و تراوایی) خوبی است. اما واحد بالایی که دارای ضخامت بیشتری است، معمولاً خواص مخزنی خوبی ندارد [۱۶].

لیتولوژی و خصوصیات سنگ‌شناختی منطقه مورد مطالعه

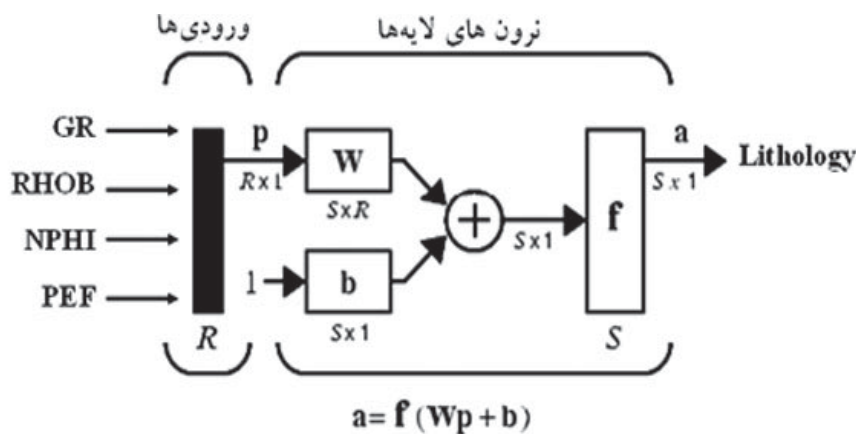
خصوصیات سنگ‌شناسی بخش کنگان فوقانی شامل دولومیت‌های خرمایی روشن به صورت نیمه‌سخت با بافت دانه شکری می‌باشد. در بخش بالایی کنگان فوقانی لیتولوژی به صورت شیل‌های سبز و تا حدودی آهکی به همراه لایه‌های نازکی از انیدریت سفید رنگ می‌باشد. آهک‌های رسی سفید نرم و نیمه‌سخت، بخش زیرین کنگان فوقانی را تشکیل داده‌اند. سنگ‌شناسی بخش K_1 را می‌توان به این صورت بیان نمود: در بخش بالایی K_1 تناوبی از دولومیت‌های آهکی کرم و خاکستری روشن، ریز بلور و نیمه‌سخت به همراه لایه‌های نازک انیدریتی و سنگ آهک‌های ورقه‌ای سفید وجود دارد. در بخش میانی K_1 ، آهک‌ها به‌صورت اوولیتیک با بافت دانه‌ای و متخلخل حفره‌ای بوده و در بخش زیرین K_1 آهک‌ها به صورت سفید، نرم و رسی می‌شوند.

بخش K_2 به صورت تناوبی از سنگ آهک‌های کرم و خاکستری روشن با سختی متوسط و ریز بلور به‌همراه دولومیت‌های قهوه‌ای روشن به حالت نیمه‌سخت تا سخت می‌باشد. بخش فوقانی K_3 از سنگ آهک‌های خاکستری روشن تا کرم، نیمه‌سخت و بعضاً رسی با رنگ خاکستری به‌همراه لایه‌های دولومیت آهکی قهوه‌ای روشن

طراحی شبکه عصبی برای تخمین لیتولوژی و توصیف الگوریتم آن

در طراحی شبکه، نگارهای پرتو گاما، چگالی، نوترون و اثر فتوالکتریک متغیرهای ورودی و داده‌های مغزه نیز به عنوان خروجی‌های مطلوب در نظر گرفته می‌شود. شکل ۱ نشان‌دهنده شبکه طراحی شده می‌باشد که دارای چهار ورودی پرتوگاما (GR)، چگالی (RHOB)، نوترون (NPHI) و اثر فتوالکتریک (PEF) است. p بیانگر ورودی‌های شبکه، R تعداد ورودی‌ها، W بردار وزن‌های متناظر هر یک از ورودی‌ها، b مقدار بایاس اضافه شده، S نرون‌های لایه میانی، f تابع انتقال و a خروجی شبکه می‌باشد. از داده‌های دو چاه SPF_1 و SPF_2 مربوط به سازندهای کربناته کنگان و دالان، برای طراحی شبکه و آموزش آن استفاده شده است. به این منظور داده‌ها به سه دسته تقسیم می‌شوند: داده‌های آموزش، داده‌های اعتبارسنجی و داده‌های آزمون. حدود ۶۰٪ داده‌ها جهت آموزش، ۲۰٪ برای اعتبارسنجی و ۲۰٪ هم جهت آزمون شبکه استفاده شد. از داده‌های آموزش برای تعیین وزن‌ها استفاده می‌شود. داده‌های اعتبارسنجی در حین آموزش مورد استفاده قرار می‌گیرند، اما در تعیین وزن‌ها نقش مستقیمی ندارند. وظیفه داده‌های اعتبارسنجی نظارت بر قابلیت تعمیم^۱ شبکه به موازات آموزش شبکه می‌باشد.

تعدادی از نگارها را نداشته باشیم که این داده‌ها نیز حذف می‌شوند. در مرحله آماده‌سازی داده‌ها، ابتدا باید داده‌های غلط (مقادیر ۹۹۹/۲۵- در داده‌های رقومی نمودارهای چاه‌پیمایی)، مقادیر تکرار شده^۱ و محدوده‌هایی که اختلاف مقادیر نمودار کالیپر و قطر سرمته در آنها بیشتر از ۱/۵ اینچ می‌باشد (این فواصل نشان دهنده نواحی ریزشی در دیواره چاه است)، حذف گردد. سپس به منظور پردازش داده‌ها، ابتدا عمل تطابق عمق بین نمودارها^۲ و همچنین تطابق عمق بین نمودارها و مغزه^۳ صورت می‌گیرد. در ادامه با یافتن عمق‌های متناظر مغزه از روی داده‌های نمودار و قرار دادن آنها در مقابل مقادیر مغزه، عمل پردازش داده‌ها انجام می‌شود. این مطالعه با استفاده از داده‌های نمودارهای چاه‌پیمایی و مغزه مربوط به چهار چاه میدان گازی پارس جنوبی صورت گرفته است. از داده‌های دو چاه (چاه‌های SPF_1 و SPF_2) برای آموزش شبکه، اعتبارسنجی و آزمون استفاده شد و پس از مدل‌سازی، شبکه جهت تخمین لیتولوژی ۲ چاه دیگر مخزن (چاه‌های SPF_3 و SPF_4) مورد استفاده قرار گرفت و با داده‌های واقعی حاصل از مغزه این چاه‌ها مقایسه گردید. برای هر کدام از لیتولوژی‌های مورد بررسی که از مغزه به دست آمده، یک کد در نظر گرفته شده و هر یک از لیتولوژی‌ها با یک عدد نشان داده می‌شود. این اعداد در حین آموزش به عنوان خروجی مطلوب به شبکه داده می‌شوند.



شکل ۱- شبکه طراحی شده با R ورودی و S نرون لایه مخفی (در تحقیق R برابر ۴ و S برابر ۳۶ می‌باشد)

1. Log Tail
2. Depth Shifting
3. Depth Matching
4. Generalization

این دسته داده به شبکه آموزش دیده که ضرایب وزن مطلوب آن تعیین شده است، وارد شده و خروجی آن‌ها محاسبه می‌گردد و در نهایت با مقادیر اصلی مقایسه می‌شود. در صورتی که خطای داده‌های آزمون میزان مطلوبی داشته باشد، کار به اتمام رسیده است. تکنیکی که در آموزش شبکه به ویژه در مواردی که داده‌های محدودی در اختیار است، می‌تواند مفید باشد، تکنیک جابه‌جایی^۱ است. در این تکنیک پس از آموزش شبکه، از وزن‌های حاصل به عنوان وزن‌های اولیه دور دوم آموزش شبکه استفاده می‌شود و در عین حال در این دور جدید آموزش، جای داده‌های آموزش و اعتبارسنجی عوض می‌شود. یعنی داده‌های اعتبارسنجی قبلی به عنوان داده‌های آموزش جدید و داده‌های آموزش قبلی به جای داده‌های اعتبارسنجی فعلی استفاده می‌گردد. تعداد بهینه نرون‌های میانی با روش سعی و خطا به دست می‌آید. یعنی با شروع از تعداد کم نرون‌های میانی و سپس افزایش تدریجی آن‌ها و بررسی روند تغییرات خطا، تعداد بهینه مشخص می‌شود. در این پژوهش، شبکه‌ای که به کار می‌رود، دارای ۴ نرون ورودی (نگارهای پرتو گاما، چگالی، نوترون و اثر فتوالکتریک)، ۳۶ نرون میانی و یک نرون خروجی (لیتولوژی) است.

همگرایی خطا در طول آموزش شبکه به تعداد مثال‌های به کار رفته برای آموزش شبکه بستگی دارد. اگر تعداد الگوها و یا تعداد نرون‌های لایه میانی کم باشد، شبکه نمی‌تواند ارتباط موجود بین ورودی‌ها و خروجی‌ها را به درستی فرا گیرد. علاوه بر آن، اگر تعداد نرون‌های لایه میانی از حد لازم بیشتر باشد، شبکه شروع به حفظ کردن الگوها می‌کند، به طوری که در مرحله آموزش خوب ولی برای داده‌های آزمون ضعیف عمل نموده و قابلیت تعمیم‌پذیری ندارد.

در شکل ۲، منحنی میانگین مربعات خطا بر حسب تعداد تکرار برای ترکیب داده‌های چاه‌های SPF_1 و SPF_2 رسم شده است. پس از چندین مرحله تکرار، خطای شبکه می‌نیم می‌شود، به طوری که اگر آموزش شبکه باز هم ادامه پیدا کند، خطای مجموعه آموزشی شروع به بالا رفتن می‌کند و شبکه، الگوها را حفظ خواهد کرد.

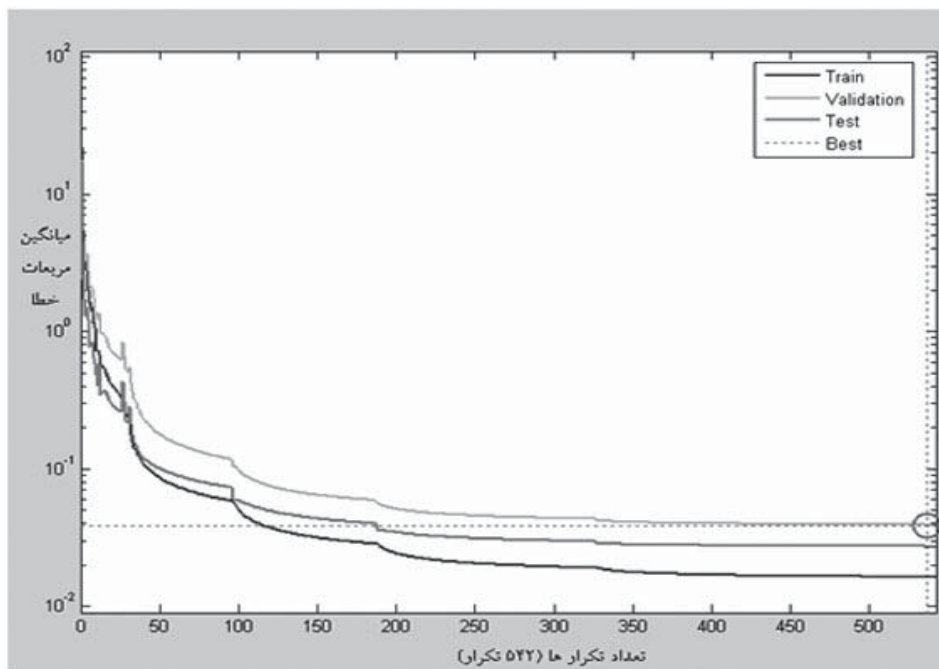
برنامه‌نویسی نهایی با استفاده از نرم‌افزار MATLAB انجام می‌پذیرد. در قالب این برنامه، ابتدا ماتریس‌های ورودی و خروجی به صورت مجموعه آموزشی به شبکه اعمال می‌شوند. برای کارایی بیشتر شبکه، داده‌ها قبل از آموزش شبکه، پردازش می‌شوند.

مقادیر اولیه پارامترهای شبکه هم به‌طور تصادفی در بازه کوچکی انتخاب شده و سپس با اجرای برنامه شبکه با داده‌های آموزشی، آموزش می‌بیند و پارامترهای تنظیم شده نهایی را در اختیار کاربر قرار می‌دهد. این که چه تعداد الگو برای آموزش شبکه کافی است و آیا حد آستانه‌ای وجود دارد که با داده‌های پایین‌تر از آن شبکه کارا نباشد، جواب روشنی ندارد و به پیچیدگی مسأله و کیفیت داده‌ها وابسته است. بعد از آنکه همه داده‌های آموزش یک دور کامل به شبکه ارائه شدند، با استفاده از وزن‌های حاصل، داده‌های اعتبارسنجی وارد شبکه شده و مقادیر لیتولوژی آنها محاسبه می‌شود. مقادیر محاسبه شده توسط شبکه برای داده‌های آموزش و داده‌های اعتبارسنجی با مقادیر اصلی مقایسه شده و مقادیر خطای داده‌های آموزش و اعتبارسنجی محاسبه می‌گردد.

این خطاها (خطای داده‌های آموزش و اعتبارسنجی) بعد از هر دور کامل ارائه داده‌های آموزش به شبکه مجدداً محاسبه می‌شود. مشاهده می‌گردد که از یک مرحله به بعد خطای داده‌های اعتبارسنجی افزایش می‌یابد. این بدان معناست که شبکه قدرت تعمیم خود را رفته رفته از دست می‌دهد و به حفظ کردن داده‌های آموزشی می‌پردازد، بدون آنکه قادر به دریافت ارتباط صحیح بین داده‌های ورودی و خروجی باشد. لذا پس از آنکه شبکه بعد از دفعات متوالی، خطای اعتبارسنجی بیشتری تولید نمود، فرآیند آموزش متوقف شده و وزن‌های مربوط به کمترین خطای اعتبارسنجی، به عنوان بهترین نتیجه مربوط به آموزش در نظر گرفته می‌شود. در صورتی که میزان خطاها مطلوب نباشد، لازم است دور جدیدی از آموزش آغاز گردد.

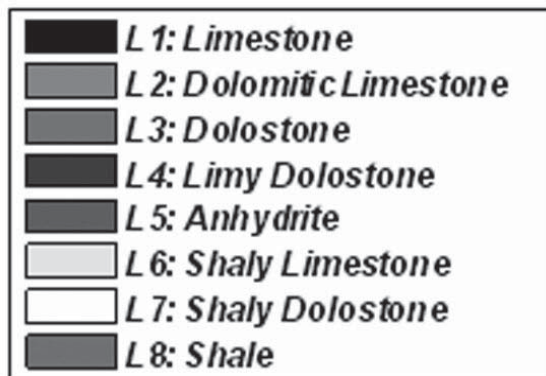
پس از آنکه خطای مربوط به داده‌های آموزشی و داده‌های اعتبارسنجی به میزان مطلوب رسید، از داده‌های آزمون که تا این مرحله از کار مورد استفاده قرار نگرفته‌اند، برای سنجیدن نهایی قابلیت تعمیم شبکه استفاده می‌شود.

1. Shuffling



شکل ۲- منحنی تغییرات میانگین مربعات خطا در برابر تعداد تکرارهای انجام شده در حالت های آموزش، اعتبار سنجی و آزمون

شکل ۲ نشان داده شده است. در شکل ۳ کد لیتولوژی های منطقه مورد مطالعه آورده شده است.



شکل ۳- کد لیتولوژی های منطقه مورد مطالعه

در شکل های ۴ و ۵ لیتولوژی حاصل از خروجی شبکه برای چاه های SPF_3 و SPF_4 با لیتولوژی واقعی به دست آمده از مغزه بر حسب عمق مقایسه شده است. لازم به ذکر است که لیتولوژی در این اشکال به صورت کدهای ۱ تا ۸ مشخص شده اند که به ترتیب بیانگر: آهک، آهک دولومیتی، دولومیت، دولومیت آهکی، انیدریت، آهک شیلی، دولومیت شیلی و شیل می باشند. که توضیح کدها در شکل ۳ نمایش داده شده است.

1. Levenberg-Marquardt

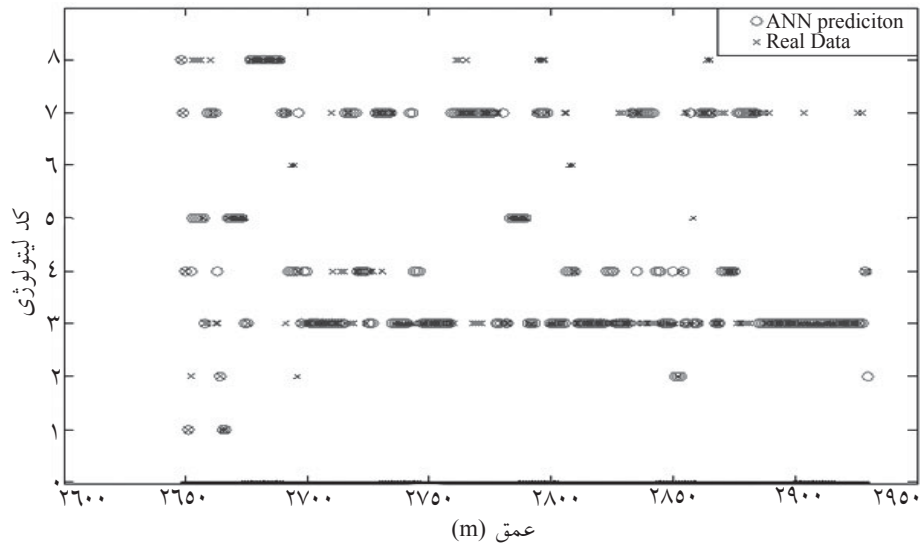
مدل سازی سنگ شناسی سنگ مخزن

تابع عملکرد انتخاب شده برای داده های آموزشی، MSE می باشد. برای آموزش شبکه از الگوریتم لوبنبرگ-مارکوآرت^۱ با تابع Trainlm استفاده شده است. زیرا خطای الگوریتم LM با سرعت بیشتری نسبت به سایر الگوریتم ها کاهش می یابد.

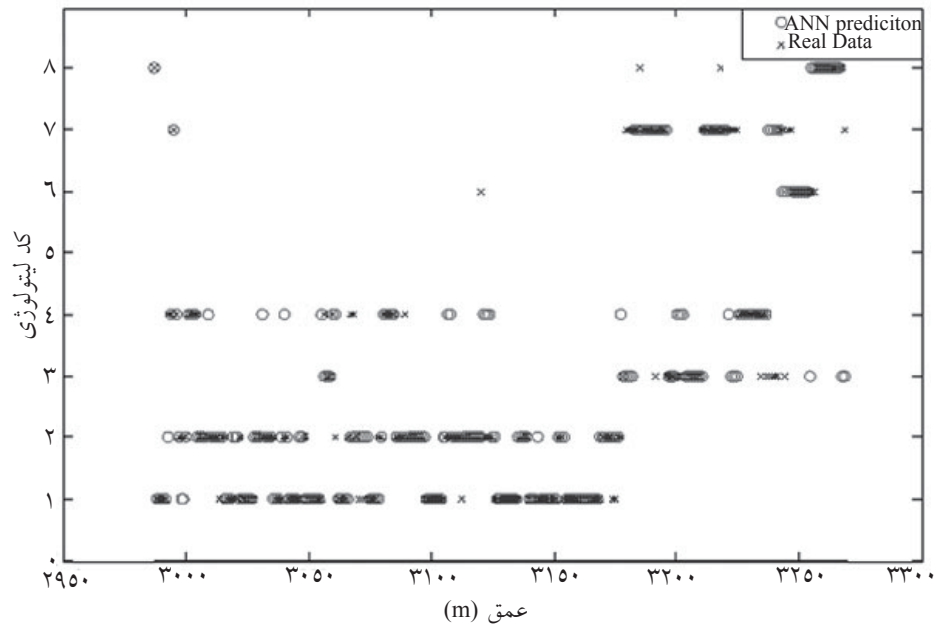
در این تحقیق، داده های مربوط به چهار چاه در میدان پارس جنوبی مورد استفاده قرار گرفته است. به این صورت که از داده های دو چاه (چاه های SPF_1 و SPF_2) که دارای آنالیز مغزه بودند جهت مدل سازی شبکه عصبی استفاده شد و پس از آن، شبکه طراحی شده جهت تخمین سنگ شناسی ۲ چاه دیگر (چاه های SPF_3 و SPF_4) در یک محدوده ۲۸۰ متری مورد استفاده قرار گرفت و با داده های مغزه این چاه ها مقایسه گردید.

با در نظر گرفتن روش ها و موارد ذکر شده در قسمت های قبلی، نتایج به دست آمده به شرح زیر می باشد:

در صورتی که از نگارهای پرتوگاما، چگالی، نوترون و اثر فتوالکتریک به عنوان ورودی شبکه استفاده شود، MSE داده های آموزشی برابر ۰/۰۱۸ و MSE داده های اعتبار سنجی برابر ۰/۰۴۰ و MSE داده های آزمون نیز برابر ۰/۰۲۹ می باشد که تغییرات MSE در برابر تعداد تکرارها در



شکل ۴- مقایسه لیتولوژی تخمینی توسط شبکه عصبی با لیتولوژی واقعی حاصل از مغزه مربوط به چاه SPF₃



شکل ۵- مقایسه لیتولوژی تخمینی توسط شبکه عصبی با لیتولوژی واقعی حاصل از مغزه مربوط به چاه SPF₄

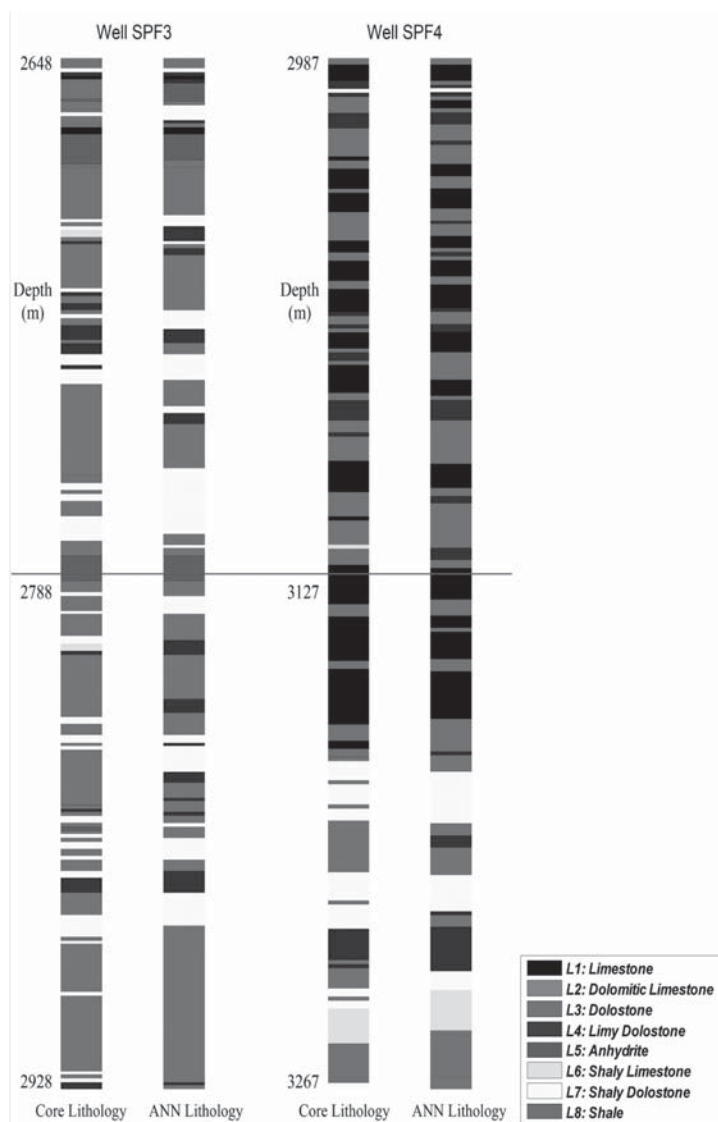
تخمین درست شبکه می‌باشد و نشان می‌دهد که عمق تخمین زده شده توسط شبکه عصبی مطابق با خواص سنگ‌شناسی است که از آنالیز مغزه به دست آمده است. با توجه به اینکه عمده ضربدرها درون دواپر قرار گرفته‌اند، می‌توان گفت که شبکه از قدرت بالایی جهت تفکیک لیتولوژی برخوردار است و توانسته تخمین مناسبی از سنگ‌شناسی دو چاه ارائه دهد.

در این اشکال، لیتولوژی حاصل از مغزه به شکل ضربدر و لیتولوژی تخمین زده شده توسط شبکه عصبی به شکل دایره نشان داده شده است و لیتولوژی متناظرش برای هر عمق که از مغزه و تخمین شبکه به دست آمده، به صورت یک کد نشان داده شده است.

نقاطی که در آنها ضربدرها (لیتولوژی واقعی) درون دایره لیتولوژی تخمینی شبکه عصبی قرار گرفته، نشان‌دهنده

که باعث افزایش دقت شبکه گردید، آموزش شبکه با انواع سنگ شناسی های مخزن مورد مطالعه و با داده های نسبتاً زیاد است. دارا بودن خاصیت غیرخطی باعث می شود که شبکه عصبی رابطه بین پارامترهای ورودی و خروجی را به خوبی تشخیص دهد. مهم ترین مسأله در استفاده از این روش، انتخاب مناسب الگوهای آموزشی است. همچنین در روش شبکه های عصبی مصنوعی از آنجا که نرون های لایه ورودی تابعی از عوامل مؤثر بر خروجی اند، باید در گزینش متغیرهای ورودی مانند نگارهای اشعه گاما، چگالی و نظایر آن، طوری عمل نمود که اکثر عوامل مؤثر بر خروجی که در اینجا سنگ شناسی است، را شامل گردد.

در شکل ۶ ستون سنگ شناسی تخمین زده شده توسط شبکه عصبی با ستون واقعی به دست آمده از داده های مغزه، نسبت به عمق برای دو چاه SPF_3 و SPF_4 رسم شده است. با دقت در این شکل، مشخص می شود که شبکه توانسته تا حد قابل قبولی لیتولوژی هر دو چاه SPF_3 و SPF_4 را به درستی تخمین بزند و تطابق خوبی میان سنگ شناسی واقعی و مقدار تخمین زده شده برقرار است. در جدول ۱ میانگین مربعات خطا برای تخمین سنگ شناسی در هر دو چاه SPF_1 و SPF_2 ارائه شده است. این اعداد نشان می دهد که خطای شبکه نسبتاً پایین می باشد و شبکه توانسته با قدرت بالایی سنگ شناسی چاه ها را طبقه بندی نموده و صحت مورد قبولی داشته باشد. یکی از مهم ترین دلایلی



شکل ۶- مقایسه لیتولوژی تخمین زده شده توسط شبکه عصبی مصنوعی (ANN) نسبت به لیتولوژی واقعی حاصل از مغزه در ۲ چاه SPF_4 و SPF_3

جدول ۱- میانگین مربعات خطای تخمین سنگ‌شناسی به تفکیک چاه‌ها

مقدار MSE تخمین سنگ‌شناسی برای چاه SPF_3	مقدار MSE تخمین سنگ‌شناسی برای چاه SPF_4
۰/۰۸۷	۰/۰۹۸

نتیجه‌گیری

در این مقاله، مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی به منظور استفاده از نگارهای چاه برای تخمین سنگ‌شناسی در میدان پارس جنوبی ایران صورت گرفت. با توجه به این که در تعداد معدودی از چاه‌ها، مغزه‌گیری انجام می‌گیرد و یا ممکن است به دلایلی در قسمت‌هایی از چاه مغزه وجود نداشته و یا تخریب شده باشد، لذا با در اختیار داشتن شبکه آموزش دیده مطلوب، می‌توان به تخمین سنگ‌شناسی در چاه‌هایی که صرفاً نگار دارند، اقدام کرده و سنگ‌شناسی آن چاه و یا قسمت‌های فاقد مغزه را شبیه‌سازی نمود. نتایج به‌دست آمده نشان می‌دهد که استفاده از شبکه عصبی برای تخمین لیتولوژی با استفاده از داده‌های لاگ امکان‌پذیر است و مدل شبکه عصبی با موفقیت برای پیش‌بینی لیتولوژی به‌کار رفت. در این تحقیق شبکه‌ای با الگوریتم پس انتشار خطا (BP) سه لایه و الگوریتم آموزش لونیبرگ-مارکوآرت، در محیط برنامه‌نویسی MATLAB برای تخمین سنگ‌شناسی مخزن در میدان پارس جنوبی مورد استفاده قرار گرفت. نگارهای پرتو گاما، چگالی، نوترون و اترفتوالکتریک به عنوان ورودی شبکه و سنگ‌شناسی مخزن مورد مطالعه به عنوان خروجی شبکه لحاظ گردید. مقدار MSE (میانگین مربعات خطا) جهت تخمین سنگ‌شناسی برای دو چاه SPF_3 و SPF_4 محاسبه گردید. لازم به ذکر است که این چاه‌ها دارای آنالیز مغزه بوده و مقدار میانگین مربعات خطا، حاصل مقایسه لیتولوژی به‌دست آمده از شبکه عصبی مصنوعی طراحی شده و داده‌های مغزه

می‌باشد. نتایج نشان می‌دهد که دقت شبکه عصبی طراحی شده بالا بوده و لیتولوژی تخمین زده شده به لیتولوژی حاصل از آنالیز مغزه (لیتولوژی واقعی) نزدیک است.

تشکر و قدردانی

بدین وسیله لازم می‌دانند از آقایان مهندس صدقی پور و مهندس فرخ‌شاد از شرکت نفت و گاز پارس و جناب آقای مهندس خوش‌بخت از پژوهشگاه صنعت نفت تشکر و قدردانی به عمل آید.

علائم و نشانه‌ها

L : بردار ورودی شبکه

U : خروجی (پاسخ) مطلوب شبکه

$e_j(k)$: سیگنال خطا در خروجی نرون j ام

$t_j(k)$: عنصر j ام از بردار جواب مطلوب متناظر با بردار

ورودی $p(k)$

$a_j(k)$: عنصر j ام از بردار پاسخ شبکه متناظر با بردار ورودی

$p(k)$

S_L : تعداد نرون‌ها در لایه L

$F(k)$: شاخص اجرایی

$F_{av}(k)$: شاخص اجرایی میانگین

Q : تعداد کل الگوها (تعداد زوج داده‌های یادگیری)

Q' : تعداد الگوهای انتخابی

$W(k)$: وزن k امین الگو

$b(k)$: بردار بایاس k امین الگو

- [1] Mohaghegh S.D., "Chevron A., Gaskari R., Siegfried R., *Determining In-Situ Stress Profiles From Logs*", SPE., 90070, 2004.
- [2] Dubois K., Geoffrey C., Bohling S., "Comparison of four approaches to a rock facies classification problem", Computers & Geosciences., Vol. 33, pp. 599-617, 2007.
- [3] Siripitayananon P., Chen H., Hart B.S., *A New Technique for Lithofacies Prediction: Back-Propagation Neural Network*, Association for Computing Machinery., Inc, 2001.
- [4] Nikravesh M., "Soft computing-based computational intelligent for reservoir characterization", Expert Systems with Applications., Vol. 26, pp. 19-38, 2004.
- [5] Nikravesh M., Aminzadeh F., "Mining and fusion of petroleum data with fuzzy logic and neural network agents", Journal of Petroleum Science and Engineering., Vol. 29, pp. 221-238, 2001.
- [6] Kadkhodaie Ilkhchi A., Rezaee M.R., Moallemi S.A., "A fuzzy logic approach for estimation of permeability and rock type from conventional well log data: an example from the Kangan reservoir in the Iran Offshore Gas Field", Journal of Geophysics and Engineering. Vol. 3, pp. 356-369, 2006.
- [7] Rezaee M.R., Kadkhodaie A., Barabadi A., "Prediction of shear wave velocity from petrophysical data utilizing intelligent systems: An example from a sandstone reservoir of Carnarvon Basin, Australia", Journal of Petroleum Science and Engineering., Vol. 55, pp. 201-212, 2007.
- [8] Taheri S.R., "Remote sensing, fuzzy logic and GIS in petroleum exploration", SPE., 101040, 2006.
- [9] Shiwei Y., Kejun Z., Fengqin D., "A dynamic all parameter adaptive BP neural networks model and its application on oil reservoir prediction", Applied mathematics and computation., Vol. 195, pp. 66-75, 2008.
- [10] Hambalek N., Gozalez R., "Fuzzy logic applied lithofacies and permeability forecasting", SPE., 81078, 2003.
- [11] Cuddy S.L., "Lithofacies and permeability prediction from electrical logs using fuzzy logic", SPE., 65411, 2000.
- [12] Zhou Z.H., Chen Z.Q., Chen S., *Neural networks based lithology identification, Proceedings of the International Conference on Intelligent Information Processing.*, Beijing, China, pp. 139-142, 2000.
- [13] Chang H., Kopaska C., Chen H., "Identification of lithofacies using Kohonen self-organizing maps", Computers & Geosciences., Vol. 28, pp. 223-229, 2002.
- [14] Briquieu L., Gottlieb-Zeh S., Ramadan M., Brulhet J., "Inferring lithology from downhole measurements using an unsupervised self-organising neural network: study of the Marcoule silty clayish Unit", C. R. Geoscience., Vol. 334, pp. 331-337, 2002.
- [15] Matlab User's Guide, Neural Networks Toolbox for use with Matlab, by the Math Works, Ins., 2010.
- [۱۶] شرکت نفت و گاز پارس، گزارش نهایی حفاری و زمین شناسی میدان گازی پارس جنوبی، مدیریت مهندسی نفت و گاز، ۱۳۸۲.
- [۱۷] شرکت نفت و گاز پارس، گزارشات تکمیلی چاه‌های مورد مطالعه و نتایج عملیات مغزه گیری، بخش زمین‌شناسی و ژئوفیزیک، ۱۳۸۶.