

بررسی تأثیر نگار صوتی بر برآورد سنگ‌شناسی توسط نمودارهای حاصل از چاه توسط شبکه عصبی مصنوعی در یکی از مخازن میدان پارس جنوبی

محمد امین دزفولیان^۱

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

تاریخ دریافت: ۱۳۸۸/۰۸/۱۸ تاریخ پذیرش: ۱۳۸۹/۱۰/۰۶

چکیده

پیش‌بینی سنگ‌شناسی، مرحله‌ای اساسی در مهندسی نفت و ارزیابی سازند است. تحقیقی که در اینجا عرضه می‌شود، نوعی مدل‌سازی شبکه‌های عصبی مصنوعی، به منظور استفاده از نگارهای چاه برای برآورد سنگ‌شناسی در یکی از مخازن میدان پارس جنوبی است. در این تحقیق از دو شبکه با روش پس انتشار خطا (back propagation error; BP) سه لایه و الگوریتم آموزش لونیگ-مارکوآرت، برای برآورد سنگ‌شناسی، استفاده شده است. شبکه در حالت اول، نگارهای پرتو گاما، نوترون، چگالی و اثر فتوالکتریک (PEF) را به صورت ورودی به کار می‌برد، حال آن‌که در شبکه دوم نگار صوتی مربوط به این داده‌ها نیز به ورودی‌ها اضافه و نتایج در دو حالت مقایسه شده‌اند. با توجه به هزینه‌های بالای مغزه‌گیری از این روش می‌توان هزینه‌های مغزه‌گیری را کاهش داد. در این مقاله، از داده‌های مربوط به چهار چاه در میدان پارس جنوبی استفاده شده است، به این صورت که شبکه، ابتدا در یکی از چاه‌های مخزن (چاه C) که دارای تحلیل مغزه بود، آموزش داده شد و در چاه دیگر (چاه D) که داده‌های آن در آموزش شبکه سهمی نداشت، آزمایش شد و پس از اطمینان از کارایی آن، شبکه برای برآورد سنگ‌شناسی در دو چاه دیگر (چاه A و B) استفاده شد. سنگ‌های بخش بررسی شده عبارتند از: دولومیت، سنگ‌آهک، سنگ‌آهک دولومیتی، دولومیت آهکی، اندریت، شیل، سنگ‌آهک شیلی و دولومیت شیلی. در حالت اول مقدار میانگین مربعات خطا (mean square error; MSE) برای چاه A برابر ۰/۰۸۱ و برای چاه B برابر ۰/۰۹۴ به دست آمد، در صورتی که در حالت دوم و اضافه شدن نگار صوتی به دیگر ورودی‌ها مقدار میانگین مربعات خطا برای چاه A برابر ۰/۰۵۱ و برای چاه B برابر ۰/۰۶۳ شده است. بر اساس این مقایسه، مشخص شد که دقت مدل در حالت دوم بهبود قابل توجهی یافته و نگار صوتی توانسته است سنگ‌شناسی برآورد شده را به مقدار واقعی نزدیک‌تر کند.

کلیدواژه‌ها: سنگ‌شناسی، چاه‌نگاری، مغزه، شبکه عصبی مصنوعی، مخزن هیدروکربنی، نگار صوتی

*نویسنده مسئول: محمد امین دزفولیان

E-mail: dezfoolian@rocketmail.com

۱- مقدمه

و رخساره‌های سنگی (با استفاده از داده‌های چاه‌نگاری) با دقت بالا را دارند (Dubois et al., 2007; Siripitayanon et al., 2001). برخی از متداول‌ترین کاربردهای شبکه‌های عصبی در مهندسی نفت عبارتند از: تعیین تخلخل، تراوایی، موقعیت چاه‌ها، میزان اشباع سیال، سنگ‌شناسی و شبیه‌سازی مخزن (Nikravesh, 2004). متداول‌ترین الگوریتم استفاده شده در آموزش شبکه‌های عصبی چند لایه پیش‌خور، روش پس‌انتشار است. شبکه‌هایی را که از این الگوریتم برای یادگیری استفاده می‌کنند، اصطلاحاً شبکه‌های پس‌انتشار می‌نامند. شبکه پس‌انتشار شکلی از یادگیری تصحیح و خطاست که سعی دارد با کمینه کردن مقدار تابع خطا، ورودی‌های داده شده را بر خروجی‌ها منطبق کند (Nikravesh and Aminzadeh, 2001). شاخص اجرایی برای این شبکه‌ها، میانگین مربعات خطاست.

در سال‌های اخیر، روش‌های ریاضی فازی و شبکه عصبی مصنوعی، در حل برخی از مسائل زمین‌شناسی به کار گرفته شده‌اند. (Ouenes (2000 از شبکه عصبی و منطق فازی برای تعیین خواص مخزن ترک‌دار استفاده کرد. (Malallah & Nashawi (2005 از شبکه عصبی برای برآورد گرادیان شکاف مربوط به یک میدان نفتی، استفاده کردند. (Shiwei et al. (2008 شبکه عصبی را برای برآورد ستبرای مخزن نفتی استفاده کردند. (Rezaee et al. (2007 از سامانه‌های هوشمند برای پیش‌بینی سرعت امواج برشی با استفاده از داده‌های پتروفیزیکی استفاده کردند. (Taheri (2006 منطق فازی را برای طراحی مدل اکتشافی برای داده‌های دورسنجی در اکتشاف نفت به کار برد. (Helle et al. (2001 برای پیش‌بینی تخلخل و تراوایی مخزن با استفاده از چاه‌نگاری از شبکه عصبی مصنوعی استفاده کردند. از دیگر کاربردهای شبکه عصبی و منطق فازی، می‌توان به تحلیل چاه‌های تولید و انتخاب شرایط مناسب حفاری زیرتعدادی (under balanced drilling) اشاره کرد

یک مخزن هیدروکربنی، از سنگ‌های رسوبی لایه‌ای تشکیل شده است که در دوره‌ای طولانی نهشته شده و طی میلیون‌ها سال تحولات دیاژنزی، دچار تغییرات ساختاری شده است. این فرایندها، با تغییرات دائمی خواص فیزیکی مخزن در طی زمان‌های زمین‌شناسی همراه هستند. شناخت سنگ‌شناسی، یکی از مهم‌ترین این خواص است که به مهندسان نفت، توانایی طراحی و مدیریت مؤثر برای توسعه میدان‌های نفت و گاز را می‌دهد (Aminian and Ameri, 2005).

یکی از نخستین مراحل پیش‌بینی رفتار مخزن، تعیین سنگ‌شناسی و کانی‌شناسی سنگ مخزن است. چرا که با استفاده از این اطلاعات می‌توان بخش مخزنی را از بخش غیر مخزنی تفکیک کرد. به عبارت دیگر، تعیین ویژگی‌های سنگ شناختی مخزن، برای شناسایی واحدهای جریانی (flow units) (ناحیه‌های دارای ویژگی‌های مشابه از نظر جریان سیال) آنها است. سنگ‌شناسی و کانی‌شناسی در حقیقت از پارامترهای کلیدی برای تعریف ویژگی‌های مخزنی هستند (Borsaru et al., 2006; Benaouda et al., 1999).

عموماً سنگ‌شناسی با اندازه‌گیری‌های مستقیم بر روی نمونه‌های مغزه به دست می‌آید که بسیار هزینه‌بر است. نمودارهای چاه‌نگاری، معمولاً وضعیت برجای یک واحد چینه‌ای را بهتر از تجزیه‌های آزمایشگاهی نشان می‌دهند، چرا که در آنها حجم بزرگ‌تری از سنگ‌های اطراف چاه نمونه‌برداری شده و داده‌های پیوسته‌ای ارائه می‌شود (Dubois et al., 2006).

یکی از رهیافت‌های جدید در صنعت نفت و گاز، استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی است که قابلیت‌های بسیاری دارند. توانایی شبکه‌های عصبی در یادگیری از راه تجربه و سپس قابلیت تعمیم‌پذیری برای حل مسائل جدید، باعث برتری این روش بر دیگر روش‌ها شده است (Mohaghegh et al., 2004). شبکه‌های عصبی آموزش داده شده توانایی برآورد متغیرهای اساسی مخزن از جمله سنگ‌شناسی

دشوار است، مطرح می‌باشد. این روش در مسائل مهندسی نیز جایگاه خاصی دارد و تاکنون در حل مسائل بسیاری، کاربردی موفق داشته است. از کاربردهای عمده شبکه‌های عصبی می‌توان به رده‌بندی، شناسایی و تشخیص الگو، پردازش سیگنال، پیش‌بینی سری‌های زمانی، مدل‌سازی و کنترل، بهینه‌سازی و... اشاره کرد. از قانون پس‌انتشار خطا برای آموزش شبکه‌های عصبی چند لایه پیش‌خور که عموماً شبکه‌های چند لایه پرسپترون (MLP) هم نامیده می‌شوند، استفاده می‌شود. قانون پس‌انتشار خطا از دو مسیر اصلی تشکیل می‌شود. مسیر اول به مسیر رفت موسوم است که در این مسیر، بردار ورودی به شبکه اعمال می‌شود و تأثیراتش از طریق لایه‌های میانی به لایه‌های خروجی انتشار می‌یابد. در این مسیر، متغیرهای شبکه، ثابت و بدون تغییر در نظر گرفته می‌شوند.

مسیر دوم به مسیر برگشت موسوم است. در این مسیر، بر عکس مسیر رفت، متغیرهای شبکه تغییر و تنظیم می‌شوند. این تنظیم، مطابق با قانون اصلاح خطا انجام می‌شود و سیگنال خطا، در لایه خروجی شبکه تشکیل می‌شود.

برای توقف تکرار الگوریتم پس‌انتشار خطا از شاخص میانگین مربعات خطا استفاده شده است. به این صورت که اگر میانگین مربعات خطا در هر چرخه، کمتر از مقدار از پیش تعیین شده‌ای باشد و یا این که شکل تغییرات در متغیرهای شبکه پس از هر چرخه خیلی کوچک باشد، تکرار الگوریتم متوقف می‌شود. یعنی در صورتی که با افزایش چرخه، تغییرات بسیار کمی در شبکه ایجاد شود، تکرار متوقف می‌شود، چرا که از اینجا به بعد دیگر تغییرات محسوسی در شبکه ایجاد نخواهد شد.

در این جا دو حالت بررسی شده است که در حالت اول ورودی‌های شبکه نگارهای پرتو گاما، چگالی، نوترون و اثر فتوالکترونیک بوده و شبکه دارای چهار نرون در لایه ورودی بود. در حالت دوم، پنج نرون ورودی به شبکه اعمال شد و در حقیقت افزون‌بر نگارهای بیان شده، نگار صوتی نیز به ورودی‌ها اضافه شد. تعداد بهینه نرون‌های میانی به این صورت به دست می‌آید که با شروع از تعداد کم نرون‌های لایه میانی و سپس افزایش تدریجی آنها و بررسی روند تغییرات خطا، تعداد بهینه مشخص می‌شود. تعداد بهینه نرون لایه میانی برای حالت اول ۳۶ نرون و برای حالت دوم ۴۲ نرون به دست آمد و تعداد نرون‌های بیشتر و یا کمتر از این تعداد، افزایش خطا را در برآورد نشان می‌داد. برای هر دو این حالت یک نرون خروجی (سنگ‌شناسی) در نظر گرفته شد.

تابع عملکردی که برای داده‌های آموزشی انتخاب شد، میانگین مربعات خطا است. برای آموزش شبکه از الگوریتم آموزشی لونیگ-مارکوآرت با تابع Trainlm استفاده شده است، زیرا خطای این الگوریتم نسبت به دیگر الگوریتم‌ها با سرعت بیشتری، کاهش می‌یابد. برای لایه میانی از تابع انتقال logsig استفاده شد. در رابطه با تعداد لایه‌های میانی، حالات مختلفی بررسی شد اما در نهایت به این نتیجه ختم شد که افزایش لایه‌های میانی، تأثیر چندانی بر افزایش قدرت برآورد در اینجا ندارد و فقط باعث افزایش زمان محاسبات می‌شود. بنابراین در نظر گرفته شد که شبکه با یک لایه مخفی برای برآورد سنگ‌شناسی کافی است. زمانی که از دو لایه میانی نیز استفاده شد، تغییر چشمگیری در درستی برآورد مشاهده نشد و فقط زمان برآورد افزایش یافت و باعث بیشتر شدن محاسبات شد. چرا که باعث افزایش پیچیدگی شبکه، بدون بالا بردن دقت آن شد. شکل ۱ شمایی از معماری شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده را نشان می‌دهد. P بیانگر ورودی‌های شبکه، R تعداد ورودی‌ها، W بردار وزن‌های متناظر هر یک از ورودی‌ها، b مقدار بایاس (bias) اضافه شده، S نرون‌های لایه میانی، f تابع انتقال logsig و a خروجی شبکه است.

شبکه باید هم در برآورد مقادیری که در آموزش به کار برده شده است و هم در برآورد مقادیری که در آموزش استفاده نشده است، موفق عمل کند. بنابراین، داده‌ها به سه دسته تقسیم می‌شوند: داده‌های آموزش (training data)، داده‌های اعتبارسنجی (validation data) و داده‌های آزمون (testing data).

(Garrouch and Labbabi, 2003; Alimonti et al., 2004). Cuddy و (2003) Hambalek & Gozalez از منطق فازی برای برآورد تراوایی و رده‌بندی رخساره‌های سنگی در چاه‌های فاقد مغزه، استفاده کرده و از نتایج حاصل از تطابق زمین‌شناسی چاه‌ها و ساخت مدل سه بعدی زمین‌شناسی بهره گرفتند. همچنین (2000) Zhou et al. از مدل شبکه عصبی در برآورد سنگ‌شناسی در ماسه‌سنگ‌ها استفاده کرده‌اند. (2002) Chang et al. از شبکه عصبی خود سازمانده کوهونن (Kohonen self-organizing)، برای شناسایی رخساره‌های سنگی استفاده کرده‌اند. (2002) Briquet et al. نیز از شبکه خود سازمانده برای برآورد سنگ‌شناسی استفاده کرده‌اند. (1990) Baldwin et al. از این شبکه، با استفاده از داده‌های چاه‌پیمایی برای مطالعات کانی‌شناسی استفاده کردند. این شبکه، یک شبکه بدون ناظر (unsupervised) است که بردارهای ورودی را رده‌بندی کرده و اگر دو بردار ورودی بسیار شبیه باشند، در یک رده قرار می‌گیرند. این شبکه می‌تواند الگوهای داده‌ها را به تعداد مشخصی از مجموعه‌ها تفکیک کند. متغیرهای شبکه عصبی تنها توسط پاسخ سامانه، اصلاح و تنظیم می‌شوند و به شبکه، هیچ نمونه‌ای از تابعی که قرار است بیاموزد، داده نمی‌شود.

شبکه پس‌انتشار خطا که در این تحقیق از آن استفاده شده، به دلیل قابلیت‌های پیش‌بینی و توانایی تعمیم‌پذیری مناسب در مورد مسائل گوناگون به کار برده می‌شود. این مدل از نوع شبکه‌های با ناظر (supervised) هستند، به عبارت دیگر، با هر دو بردارهای ورودی و بردارهای خروجی مطلوب آموزش می‌بیند. متغیرهای شبکه عصبی با ناظر توسط دو سیگنال ورودی و خطا تنظیم می‌شوند. به این صورت که پس از چند تکرار الگوریتم یادگیری، در صورتی که شبکه بتواند بین ورودی و خروجی ارتباط منطقی پیدا کند، خطای یادگیری کاهش یافته و شبکه آموزش می‌بیند. اختلاف بین پاسخ مطلوب و پاسخ شبکه در سازوکار تنظیم متغیرهای شبکه مورد سنجش قرار می‌گیرد و این سامانه، خود، سیگنال‌های خطا را که لازم هستند، برای تنظیم متغیرهای شبکه، آن گونه تولید می‌کند که پاسخ شبکه به سمت پاسخ مطلوب حرکت کند.

(1997) Wong et al. از شبکه عصبی شعاع مینا (radial basis function neural network) برای شناسایی و توزیع رخساره‌های زمین‌شناسی و مشخص کردن تخلخل مخزن استفاده کردند. شبکه شعاع مینا، نسبت به شبکه پس‌انتشار نیاز به نرون بیشتری دارد. این شبکه‌ها زمانی که بردار آموزشی بسیار زیاد باشد، بهترین کارایی را دارند. شبکه‌های شعاع مینا با تعداد کم داده‌ها برای آموزش، توانایی ضعیفی دارند، اما در صورتی که با داده‌های زیادی آموزش ببینند، با دقت بسیار بالایی توان برآورد را دارند. با توجه به اینکه شبکه پس‌انتشار نیاز به داده‌های زیادی برای آموزش ندارد، بنابراین از آن برای برآورد سنگ‌شناسی در این مقاله استفاده شد. در ادامه، در رابطه با شبکه عصبی مصنوعی پس‌انتشار خطا به طور کامل بحث شده است.

هدف از این مطالعه که بر روی یکی از مخازن میدان هیدروکربنی پارس جنوبی انجام شده است، استفاده از روش نوین شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی و برآورد سنگ‌شناسی سنگ مخزن با استفاده از نمودارهای پتروفیزیکی در چاه‌هایی است که از آنها مغزه‌گیری نشده است. این روش به مراتب نسبت به روش‌های تجربی رایج دقت بالاتری دارد. از سوی دیگر، میزان تأثیرنگار صوتی نیز در این برآورد بررسی شده و نتایج آن با حالتی که از این نگار استفاده نشده، مقایسه شده است. روش شبکه عصبی با توجه به دقت عمل بیشتر، توانایی کم کردن هزینه‌های تولید در صنعت نفت را دارد.

۲- شبکه عصبی مصنوعی پس‌انتشار خطا

شبکه‌های عصبی مصنوعی (artificial neural networks)، هم اکنون به عنوان ابزاری قوی در حل مسائل پیچیده‌ای که روش‌های کلاسیک در حل آنها ناکارآمد و یا

تریاس- پرمین در بخش‌های وسیعی از خلیج فارس به صورت سازندهای مخزنی شناخته شده‌اند. سازند دالان شامل دولومیت‌های دالان پایینی، واحد انیدریتی نار، شیل‌های سبز تا سبز خاکستری، سنگ آهک‌های دولومیتی تا دولومیت‌های دالان بالایی است. در این بین، دالان بالایی دارای ویژگی‌های مخزنی است. سازند کنگان با سن تریاس پیشین در مقاطع زیرسطحی، به دو واحد در پایین و بالا تقسیم‌بندی می‌شود. واحد پایینی این سازند، با توجه به گسترش رخساره‌های انولیتی و تخلخل قالبی دارای خواص مخزنی (تخلخل و تراوایی) خوبی است. اما واحد بالایی که دارای ستبرای بیشتری است، معمولاً خواص مخزنی خوبی ندارد (گزارش نهایی حفاری و زمین‌شناسی میدان گازی پارس جنوبی، شرکت نفت و گاز پارس، ۱۳۸۲).

۴- سنگ‌شناسی و ویژگی‌های سنگ‌شناختی منطقه مورد مطالعه

ویژگی‌های سنگ‌شناسی بخش کنگان بالایی عبارت است از: دولومیت‌های خرمایی روشن و قهوه‌ای روشن، نیمه‌سخت تا سخت با بافت دانه شکری و شیل‌های سبز تا سبز خاکستری و تا حدودی آهکی و چسبنده به همراه لایه‌های نازکی از انیدریت سفید رنگ در بخش بالایی و سنگ آهک‌های رسی سفید کدر. سنگ‌شناسی بخش K1 را می‌توان به این صورت بیان کرد: تناوبی ازدولومیت‌های آهکی کرم و خاکستری روشن، ریز بلور و نیمه‌سخت تا سخت به همراه لایه‌های نازک انیدریتی و سنگ آهک‌های ورقه‌ای کرم تا قهوه‌ای روشن و نیمه سخت در بخش بالایی که در بخش میانی، این سنگ آهک‌ها به صورت انولیتی با بافت دانه‌ای و دارای تخلخل هستند. در بخش زیرین، سنگ آهک، سفید تا کرم رنگ، نرم، چسبنده و رسی می‌شود. بخش K2 به صورت تناوبی از سنگ آهک‌های کرم و خاکستری روشن تا سفید با سختی متوسط و ریز بلور، نرم و گچی و متخلخل در بعضی بخش‌ها به همراه دولومیت‌های قهوه‌ای روشن تا خاکستری روشن، نیمه‌سخت تا سخت و بلورین است. بخش K3 دارای سنگ آهک‌های خاکستری روشن تا کرم، نیمه‌سخت و گاه رسی با رنگ خاکستری به همراه لایه‌های دولومیت آهکی قهوه‌ای روشن تا زرد کم‌رنگ، نیمه سخت و ریز بلور، به صورت ورقه‌ای و بلوکی است و در بخش‌های میانی و زیرین، دولومیت‌های قهوه‌ای، خاکستری و تا حدی بلورین به همراه انیدریت سفید تا شیری رنگ است. ویژگی‌های سنگ‌شناختی بخش K4 به این صورت است که در بخش بالایی شامل دولومیت‌های کرم تا قهوه‌ای و گاه خاکستری با سختی متوسط به همراه لایه‌های نازک انیدریت سفیدرنگ و سپس تناوب سنگ آهک‌های رسی سفید تا کرم، نرم تا نیمه‌سخت و چسبنده و سنگ آهک‌های قهوه‌ای روشن با تخلخل خوب، نیمه سخت، با منشأ آلی و انولیتی است. در بخش میانی تا زیرین دوباره دولومیت‌های آهکی قهوه‌ای روشن تا تیره، نیمه‌سخت تا سخت و شکننده به همراه سنگ آهک‌های سفید کدر، نرم و گچی و تا حدی رسی با لایه‌های بسیار نازک انیدریتی است. در نهایت ویژگی‌های سنگ‌شناسی بخش نار دارای انیدریت‌های سفید تا شیری و نرم و بی‌شکل و گاه بلورین همراه با لایه‌های نازکی از دولومیت رسی قهوه‌ای تیره و خاکستری تیره، که سخت تا خیلی سخت است (گزارش‌های تکمیلی چاه‌های مورد مطالعه و نتایج عملیات مغزه‌گیری، شرکت نفت و گاز پارس، ۱۳۸۶).

۵- منابع داده‌ها

چاه‌نگاری از ابزارهای کارآمدی است که به شناسایی ویژگی‌های پتروفیزیکی مخازن، کمک فراوانی می‌کند. داده‌هایی که در این مقاله استفاده شد، عبارتند از: نگاره‌های پرتو گاما، چگالی، نوترون، صوتی و اثر فتوالکتریک و تحلیل و توصیف مغزه (core description) مربوط به سازند مخزن.

بدون شک یکی از مهم‌ترین بخش‌های مربوط به ایجاد و توسعه شبکه‌های

از داده‌های آموزش برای تعیین وزن‌ها استفاده می‌شود. داده‌های اعتبارسنجی اگر چه در حین آموزش مورد استفاده قرار می‌گیرند، اما در تعیین وزن‌ها نقش مستقیمی ندارند. وظیفه داده‌های اعتبارسنجی این است که بر قابلیت تعمیم (generalization) شبکه به موازات آموزش شبکه نظارت داشته باشد.

پس از آنکه همه داده‌های آموزش، یک دور کامل به شبکه ارائه شدند، با استفاده از وزن‌های حاصل، داده‌های اعتبارسنجی وارد شبکه شده و (مقادیر) کدهای مربوط به سنگ‌شناسی‌ها محاسبه می‌شوند. مقادیر سنگ‌شناسی‌های محاسبه شده توسط شبکه، هم برای داده‌های آموزش و هم برای داده‌های اعتبارسنجی با مقادیر اصلی (کد سنگ‌شناسی‌های واقعی حاصل از مغزه) مقایسه شده و مقدار خطای داده‌های آموزش و اعتبارسنجی محاسبه می‌شوند. این خطاها (خطای داده‌های آموزش و اعتبارسنجی) پس از هر دور کامل ارائه داده‌های آموزش به شبکه، دوباره محاسبه می‌شود. مشاهده می‌شود که از یک مرحله به بعد خطای داده‌های اعتبارسنجی ابتدا کاهش و پس از مدتی رو به افزایش می‌گذارد. این بدین معناست که شبکه، قدرت تعمیم خود را رفته رفته از دست می‌دهد و در واقع به حفظ کردن داده‌های آموزشی می‌پردازد، بدون آنکه قادر به دریافت ارتباط صحیح بین داده‌های ورودی و خروجی باشد. بنابراین پس از آنکه شبکه پس از یک سری دفعات متوالی، خطای اعتبارسنجی بیشتری تولید کند، فرایند آموزش باید متوقف شود و وزن‌های مربوط به کمترین خطای اعتبارسنجی، به عنوان بهترین نتیجه مربوط به آموزش در نظر گرفته شود. در صورتی که میزان خطاها مطلوب نباشد، دور جدیدی از آموزش باید آغاز شود. پس از آنکه خطای مربوط به داده‌های آموزشی و داده‌های اعتبارسنجی به میزان مطلوب رسید، از داده‌های آزمون که هیچ‌گونه استفاده‌ای تا این مرحله از کار به عمل نیامده است، برای سنجیدن نهایی قابلیت تعمیم شبکه استفاده می‌شود. این دسته داده‌ها به شبکه آموزش دیده (که ضرایب وزن مطلوب آن تعیین شده است) وارد می‌شوند و خروجی آنها محاسبه شده و با مقادیر اصلی مقایسه می‌شود. در صورتی که خطای حاصل (خطای داده‌های آزمون) میزان مطلوبی داشته باشد کار به اتمام رسیده است. حال می‌توان شبکه آموزش دیده را برای برآورد سنگ‌شناسی در چاه‌هایی که فاقد مغزه هستند، به کار برد.

۳- زمین‌شناسی منطقه مورد مطالعه

پارس جنوبی در واقع ادامه پلانژ شمال خاوری ساختمان عظیم گازی شبه جزیره قطر است که با نام گنبد شمالی قطر (Qatar north dome) شناخته می‌شود. این ساختار دارای امتداد شمال خاوری - جنوب باختری بوده که خود یکی از برجستگی‌های موجود از بالاآمدگی ناحیه‌ای موسوم به کمان پارس جنوبی - قطر (Qatar South Pars arch) است. دامنه جنوب خاوری نسبت به دامنه شمال باختری کم‌شیب‌تر بوده و پلانژ (plunge) شمالی پارس جنوبی در داخل آب‌های ایران به شدت گسلیده و سامانه گسل خورده با جهت شمالی جنوبی در نقشه‌های لرزه‌نگاری قابل مشاهده است. میدان یادشده، گستره‌ای حدود ۶۰۰۰ کیلومتر مربع را شامل می‌شود. کمان قطر- پارس جنوبی، حوضه پارس جنوبی را به دو بخش شمال باختری و جنوب خاوری تقسیم کرده و این برجستگی خود توسط یک فرورفتگی از روند عمومی تاقدیس بسیار عظیم گوار (Ghavar) در شبه جزیره عربستان جدا شده است و در جهت شمال نیز به کمربند چین‌خوردگی زاگرس که به عنوان یک ساختار شناخته شده کوهزایی اواخر آپسین مرکب از تاقدیس‌های عظیم نوع پشت‌نهنگی (Whale Back) است محدود می‌شود.

داده‌های مورد استفاده در این مقاله، متعلق به چاه‌های حفاری شده در سازندهای کربناتی کنگان و دالان مربوط به یک مخزن هیدروکربنی در جنوب ایران است. سازند کنگان به سه بخش کنگان بالایی، بخش K1 و بخش K2 تقسیم می‌شود. سازند دالان نیز به سه بخش K3، K4 و بخش نار تقسیم می‌شود. این سازندها با سن

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. افزون بر این، اگر تعداد نرون‌های لایه میانی از حد لازم بیشتر باشد، شبکه شروع به حفظ کردن الگوها می‌کند، به گونه‌ای که در مرحله آموزش خوب عمل می‌کند اما برای داده‌های آزمون ضعیف بوده و قابلیت تعمیم‌پذیری ندارد. شکل ۲، منحنی میانگین مربعات خطا بر حسب تعداد تکرار را برای ترکیب داده‌های چاه‌های C1 و C2 و استفاده از شبکه دارای چهار نرون ورودی را نشان می‌دهد. پس از چندین تکرار، شبکه به کمترین خطا می‌رسد، به گونه‌ای که اگر آموزش شبکه باز هم ادامه یابد، خطای مجموعه آموزشی شروع به بالا رفتن می‌کند و شبکه، الگوها را حفظ خواهد کرد. اما یکی دیگر از متغیرهایی که می‌تواند بر برآورد سنگشناسی تأثیر گذار باشد، نگار صوتی است. در حالت دوم با اضافه کردن نگار صوتی به چهار ورودی یادشده، یعنی با استفاده از شبکه‌ای شامل پنج نرون ورودی، ۴۲ نرون میانی و یک نرون خروجی، نتایج دقیق‌تری به دست می‌آید. شکل ۵ منحنی میانگین مربعات خطا را بر حسب چرخه، برای ترکیب داده‌های چاه‌های C1 و C2 و استفاده از شبکه دارای پنج نرون ورودی نشان می‌دهد که نسبت به شکل ۲، خطا به مقدار کمتری، همگرا شده است.

۷- برآورد سنگشناسی سنگ مخزن

تابع عملکرد انتخاب شده برای داده‌های آموزشی، میانگین مربعات خطا است. برای آموزش شبکه از الگوریتم لوبنرگ-مارکوآرت با تابع Trainlm استفاده شده است، چرا که خطای الگوریتم LM با سرعت بیشتری نسبت به دیگر الگوریتم‌ها کاهش می‌یابد. مدل ابتدا برای یکی از چاه‌های مخزن (چاه C1) که دارای تحلیل مغزه بود، طراحی شد و سپس در یکی دیگر از چاه‌های مخزن (چاه C2) که آن هم دارای داده‌های تحلیل مغزه بود و داده‌های آن در ساخت مدل سهمی نداشت، آزمایش شد و پس از حصول اطمینان از کارایی مدل، برای برآورد سنگشناسی در دو چاه دیگر مخزن (چاه A و B) در یک محدوده ۲۸۰ متری مورد استفاده قرار گرفت. با در نظر گرفتن روش‌ها و موارد بیان شده در بخش‌های پیشین، نتایج به دست آمده به شرح زیر هستند:

در صورتی که از نگارهای پرتوگاما، چگالی، نوترون و اثر فتوالکتریک به عنوان ورودی شبکه استفاده شود (حالت ۱)، میانگین مربعات خطای داده‌های آموزشی برابر ۰/۰۱۸ و میانگین مربعات خطای داده‌های اعتبارسنجی برابر ۰/۰۴۰ و میانگین مربعات خطای داده‌های آزمون نیز برابر ۰/۰۲۹ است که تغییرات میانگین مربعات خطا در برابر تعداد تکرارها (epoch) در شکل ۲ نشان داده شده است.

در شکل‌های ۳ و ۴ سنگشناسی حاصل از خروجی شبکه با سنگشناسی واقعی به دست آمده از مغزه، بر حسب ژرفا مقایسه شده است که شکل ۳ مربوط به چاه A و شکل ۴ مربوط به چاه B است. لازم به بیان است که سنگشناسی‌های مورد بررسی عبارتند از: سنگ آهک، سنگ آهک دولومیتی، دولومیت، دولومیت آهکی، انیدریت، سنگ آهک شیلی، دولومیت شیلی و شیل. در این شکل‌ها، سنگشناسی حاصل از مغزه، به شکل ضربدر آبی و سنگشناسی برآورد شده توسط شبکه عصبی به شکل دایره سرخ رنگ نشان داده شده است. نقاطی که در آنها ضربدرها درون دایره قرار گرفته‌اند، نشان دهنده برآورد درست شبکه هستند.

در صورتی که از نگار صوتی نیز به همراه نگارهای پرتوگاما، چگالی، نوترون و اثر فتوالکتریک، به عنوان ورودی شبکه استفاده شود، میانگین مربعات خطای داده‌های آموزشی برابر ۰/۰۱۵ و میانگین مربعات خطای داده‌های اعتبارسنجی برابر ۰/۰۲۳ و میانگین مربعات خطای داده‌های آزمون نیز برابر ۰/۰۱۷ است که تغییرات میانگین مربعات خطا در برابر تعداد تکرارها در شکل ۵ نشان داده شده است. نتایج به دست آمده برای این حالت نیز در شکل‌های ۶ و ۷ نشان داده شده‌اند.

عصبی، انتخاب داده‌ها است. نخستین مسئله بررسی درستی داده‌های موارد انتخاب شده، بر اساس گزارش‌ها است. 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 به دلایلی مانند ریزش دیواره چاه، در بخش‌هایی از چاه یکی یا تعدادی از نگارها را نداشته باشیم، که این داده‌ها نیز حذف می‌شوند. در مرحله آماده‌سازی داده‌ها، ابتدا باید داده‌های نول (null) (مقادیر ۹۹۹/۲۵- در داده‌های رقومی نمودارهای چاه‌نگاری)، مقادیر تکرار شده (log tail) و محدوده‌هایی که اختلاف مقادیر نمودار قطرسنجی و قطر سر مته در آنها بیشتر از ۱/۵ اینچ باشد، که این فواصل نشان‌دهنده نواحی ریزی در دیواره چاه است (bad hole flag)، حذف شود. سپس به منظور پردازش داده‌ها، ابتدا عمل تطابق ژرفای بین نمودارها (depth shifting) و همچنین تطابق ژرفای بین نمودارها و مغزه (depth matching) انجام شد و در ادامه با یافتن ژرفاهای متناظر مغزه از روی داده‌های نمودار و قرار دادن آنها در مقابل مقادیر مغزه عمل پردازش داده‌ها انجام شد.

این مطالعه با استفاده از داده‌های نمودارهای چاه‌نگاری و مغزه مربوط به چهار چاه میدان گازی پارس جنوبی، انجام شده است. از داده‌های دو چاه (چاه‌های C2 و C1) برای آموزش شبکه، اعتبارسنجی و آزمون استفاده شد و پس از مدل‌سازی، از شبکه برای برآورد سنگشناسی دو چاه دیگر مخزن (چاه‌های A و B) استفاده شد. برای هر کدام از سنگشناسی‌های مورد بررسی که از مغزه به دست آمده، یک کد در نظر گرفته و هر یک از سنگشناسی‌ها با یک عدد نشان داده می‌شود. این اعداد در حین آموزش به عنوان خروجی مطلوب به شبکه داده می‌شوند.

۶- روش مطالعه

در طراحی شبکه از نگارهای پرتوگاما، چگالی، نوترون، صوتی و اثر فتوالکتریک در حکم ورودی استفاده می‌شود. از داده‌های مغزه نیز به صورت خروجی‌های مطلوب برای آموزش شبکه استفاده شده است. از داده‌های دو چاه C1 و C2 مربوط به سازندهای کربناتی کنگان و دالان، برای طراحی شبکه و آموزش آن استفاده شده است. برنامه‌نویسی نهایی با استفاده از نرم‌افزار متلب (Matlab) انجام می‌گیرد. در قالب این برنامه، ابتدا ماتریس‌های ورودی و خروجی به صورت مجموعه آموزشی به شبکه اعمال می‌شوند. برای کارایی بیشتر شبکه، داده‌ها پیش از آموزش شبکه، پردازش می‌شوند. مقادیر اولیه متغیرهای شبکه هم به طور تصادفی در بازه کوچکی انتخاب شده و سپس با اجرای این برنامه‌ها شبکه با داده‌های آموزشی، آموزش می‌بیند و متغیرهای تنظیم شده نهایی را در اختیار ما قرار می‌دهد. این که چند 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 مسئله و کیفیت داده‌ها بستگی می‌یابد. روشی که در آموزش شبکه بویژه در مواردی که داده‌های محدودی در اختیار است، می‌تواند مفید باشد، روش جابه‌جایی (shuffling) است. در این روش پس از آنکه آموزش شبکه با همه توضیحاتی که داده شد، انجام شد، از وزنه‌های حاصل به عنوان وزنه‌های اولیه دور دوم آموزش شبکه استفاده می‌شود و در عین حال در این دور جدید آموزش، جای داده‌های آموزش و اعتبارسنجی عوض می‌شوند. یعنی داده‌های اعتبارسنجی پیشین به عنوان داده‌های آموزش جدید و داده‌های آموزش پیشین به جای داده‌های اعتبارسنجی پیشین استفاده می‌شود.

تعداد بهینه نرون‌های میانی با فن 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. به این ترتیب برای حالت اول شبکه‌ای که به کار می‌رود، دارای ۴ نرون ورودی (نگارهای پرتوگاما، چگالی، نوترون و اثر فتوالکتریک)، ۳۶ نرون میانی و یک نرون خروجی (سنگشناسی) است. همگرایی

شود که خطا در برآورد به علت اشکال در نگارهای پرتو گاما، چگالی، نوترون و اثر فتوالکتریک نیست بلکه این نگارها برای برآورد سنگ‌شناسی تا رسیدن به دقت قابل قبول، کافی نیستند. همان گونه که مشاهده می‌شود، در هر دو چاه یادشده، جواب‌ها به این صورت است که با وارد شدن نگار صوتی، دقت پیش‌بینی افزایش یافته است و این نگار با استفاده از نگارهای پیشین توانسته جواب پیش‌بینی را به واقعیت نزدیک‌تر کند. در هر حال، سرعت سیر صوت در شرایطی خاص مقدراری معین بوده و می‌تواند نشانگر نوع سنگ در حین گذر از آن باشد. باید توجه داشت که در بسیاری موارد امکان شناسایی میان لایه‌های نازک از خرده سنگ‌ها وجود ندارد اما نمودار صوتی امکان شناسایی میان لایه‌های نازک را فراهم آورده و از خطای احتمالی پیشگیری می‌کند.

۸- نتیجه‌گیری

در این مقاله، نوعی مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی، به منظور استفاده از نگارهای چاه برای برآورد سنگ‌شناسی، در میدان پارس جنوبی ایران انجام شده است. با توجه به این که در تعداد معدودی از چاه‌ها، مغزه‌گیری انجام می‌گیرد و یا اینکه ممکن است به دلایلی در بخش‌هایی از چاه مغزه نداشته باشیم و یا تخریب شده باشد، بنابراین با در اختیار داشتن شبکه آموزش دیده مطلوب، می‌توان به برآورد سنگ‌شناسی در چاه‌هایی که صرفاً نگار دارند، اقدام کرد و سنگ‌شناسی آن چاه و یا بخش‌های فاقد مغزه را شبیه‌سازی کرد.

نتایج به دست آمده، نشان داد که استفاده از شبکه عصبی برای برآورد سنگ‌شناسی با استفاده از داده‌های نگارها امکان‌پذیر است و مدل شبکه عصبی به گونه‌ای موفقیت‌آمیز برای برآورد سنگ‌شناسی به کار رفت. در این تحقیق دو شبکه با الگوریتم پس انتشار خطا سه لایه و الگوریتم آموزش لونی‌رگ-مارکوآرت، توسط زبان برنامه نویسی متلب برای برآورد سنگ‌شناسی مخزن هیدروکربنی، مورد استفاده قرار گرفت. شبکه اول، نگارهای پرتو گاما، چگالی، نوترون و اثر فتوالکتریک را به عنوان ورودی به کار برد و در شبکه دوم، نگار صوتی نیز به ورودی‌ها اضافه و نتایج در دو حالت مقایسه شد. استفاده از نگار صوتی برای برآورد بهتر سنگ‌شناسی، مفید واقع شد. مقدار میانگین مربعات خطا در صورتی که فقط از نگارهای پرتو گاما، چگالی، نوترون و اثر فتوالکتریک به عنوان ورودی شبکه استفاده شود، برای چاه A، ۰/۰۸۱ و برای چاه B، ۰/۰۹۴ و در صورتی که از نگار صوتی نیز به همراه دیگر ورودی‌ها استفاده شود، مقدار میانگین مربعات خطا به ۰/۰۵۱ برای چاه A و ۰/۰۶۳ برای چاه B کاهش می‌یابد، که نشان از بهتر شدن برآورد دارد و گویای آن است که با اضافه شدن نگار صوتی به دیگر ورودی‌ها، سنگ‌شناسی برآورد شده به سنگ‌شناسی حاصل از تجزیه مغزه نزدیک‌تر شده است. در حقیقت مجموعه ورودی با ۵ متغیر شامل نگارهای پرتو گاما، چگالی، نوترون، صوتی و اثر فتوالکتریک می‌تواند منجر به بهترین نتایج برای برآورد سنگ‌شناسی به وسیله شبکه عصبی پس انتشار خطا شود.

سپاسگزاری

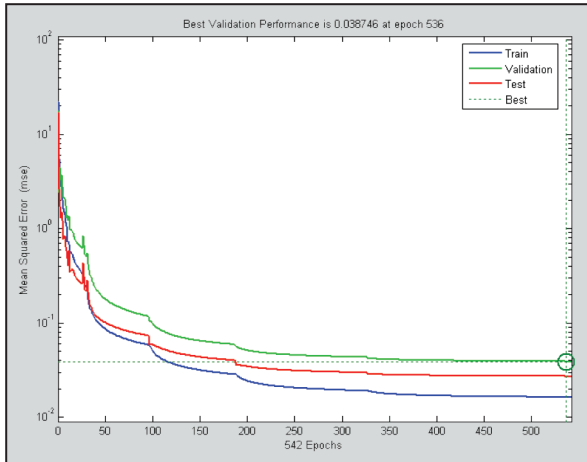
بدین وسیله لازم می‌داند از آقایان مهندس صدقی پور و مهندس فرخ‌شاد از شرکت نفت و گاز پارس و جناب آقای مهندس خوشبخت از پژوهشگاه صنعت نفت تشکر و قدردانی به عمل آید.

در شکل‌های ۶ و ۷ سنگ‌شناسی حاصل از خروجی شبکه با سنگ‌شناسی واقعی در حالت دوم بر حسب ژرفای مقایسه شده است که شکل ۶ مربوط به چاه A و شکل ۷ مربوط به چاه B است. با مقایسه شکل‌های ۶ و ۷ با شکل‌های ۳ و ۴ مشخص می‌شود که در حالت دوم، برآورد، بهبود و دقت افزایش یافته است که نشان‌دهنده تأثیر مثبت نگار صوتی بر این برآورد است. در حقیقت استفاده از این نگار به همراه نگارهای پرتو گاما، چگالی، نوترون و اثر فتوالکتریک، باعث نزدیک‌تر شدن جواب، به مقدار واقعی شده است. شکل ۸ نیز، که نمرخی از سنگ‌شناسی دو چاه و مقایسه دو حالت بیان شده است، گویای این نتیجه است. در جدول ۱ نیز می‌توان میانگین مربعات خطا را برای هر دو حالت برای چاه‌های A و B مشاهده کرد.

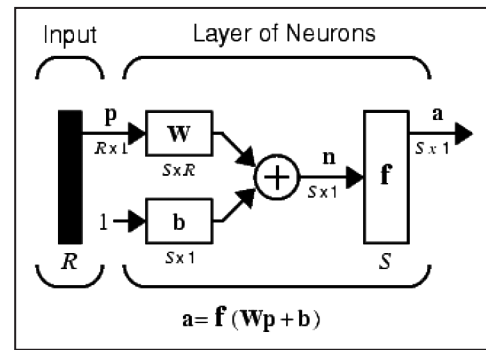
در شکل ۸ ستون سنگ‌شناسی برآورد شده توسط شبکه عصبی با ستون واقعی، برای هر دو حالت، مقایسه شده است که در حالت ۱ ورودی‌های شبکه را نگارهای پرتو گاما، چگالی، نوترون و اثر فتوالکتریک تشکیل می‌دهند و حالت دوم مربوط به زمانی است که نگار صوتی نیز به این ورودی‌ها اضافه شود که با مقایسه آنها با سنگ‌شناسی واقعی مشخص می‌شود که در حالت ۲ برآورد بهتر بوده است. جدول ۱ نیز نشان می‌دهد که خطا در حالت دوم کاهش یافته است.

ترکیب سنگ‌شناسی، ساختار عناصر تشکیل دهنده سنگ‌ها، ساختار و بافت آنها با یکدیگر متفاوت است. این ویژگی‌ها بر سرعت امواج در سنگ‌ها تأثیر می‌گذارد. بنابراین در روش صوتی از اختلاف سرعت صوت برای تمایز، جدایش و شناسایی نوع سنگ استفاده می‌شود. نحوه آرایش و قرارگیری ذرات و فضای خالی بر روی سرعت صوت تأثیر دارند. با ثابت بودن تخلخل، سرعت صوت به نحوه تماس ذرات وابسته است. بنابراین از نگار صوتی می‌توان تا حدودی، ویژگی‌های سنگی را برآورد کرد. از سوی دیگر، ترکیب این نمودار با دیگر نمودارها می‌تواند به شناسایی سنگ‌شناسی، کمک بسزایی کند. حساسیت نمودار صوتی در مقابل تغییر سنگ‌شناسی و ویژگی‌های بافتی سنگ‌ها چشمگیر است. در بسیاری موارد، که امکان شناسایی میان لایه‌های نازک از خرده سنگ‌ها وجود ندارد، نمودار صوتی، امکان شناسایی میان لایه‌های نازک را فراهم آورده و از خطای احتمالی پیشگیری می‌کند. به همین دلیل در این تحقیق، استفاده از نگار صوتی به همراه نگارهای گاما، چگالی، نوترون و اثر فتوالکتریک توانسته قدرت تشخیص را افزایش دهد.

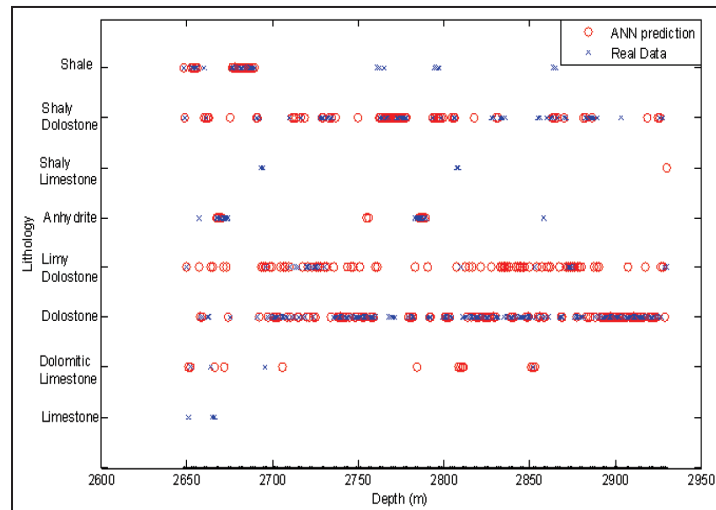
با توجه به اینکه نمودار صوتی در مقابل کوچک‌ترین تغییر در سنگ‌شناسی و ویژگی‌های ساختار و بافت سنگ‌ها حساس است یکی از بهترین روش‌ها برای شناسایی ویژگی‌های سنگی است بویژه آنکه وقتی این نمودار با نمودارهای دیگری در چاه رانده شود، از ترکیب نتایج آنها با قاطعیت و اطمینان بیشتر می‌توان به بررسی ویژگی سنگ‌ها پرداخت. لازم به بیان است که در مواردی که بدون استفاده از نگار صوتی، پیش‌بینی انجام شده و فقط با استفاده از نگارهای پرتو گاما، چگالی، نوترون و اثر فتوالکتریک سنگ‌شناسی برآورد شده است، در بخش‌هایی که پیش‌بینی درست نبوده و خطا بالا بوده، اشکال از شبکه طراحی شده نیست، بلکه دقت نگارهای پرتو گاما، چگالی، نوترون و اثر فتوالکتریک در پیش‌بینی سنگ‌شناسی کم بوده و در حقیقت استفاده از این نگارها در پیش‌بینی سنگ‌شناسی کافی نیست و نیاز به ورودی یا ورودی‌های دیگری است تا دقت برآورد به حد قابل قبولی برسد. با توجه به مواردی که در بالا به آنها اشاره شد، نگار صوتی انتخاب شد تا دقت برآورد را افزایش دهد. در اینجا لازم است به این نکته اشاره



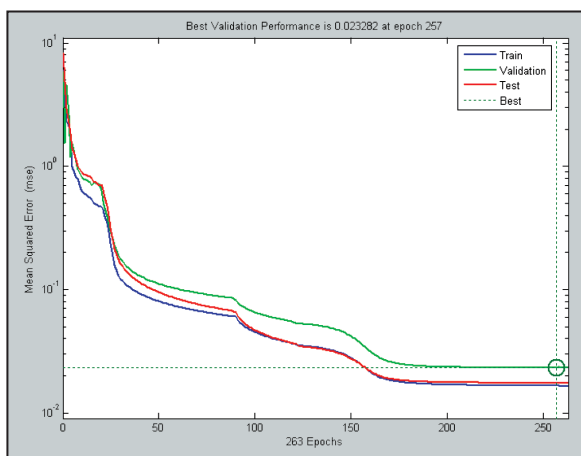
شکل ۲- منحنی تغییرات میانگین مربعات خطا در برابر تعداد تکرارهای انجام شده در حالت‌های آموزش، اعتبارسنجی و آزمون برای حالت ۱



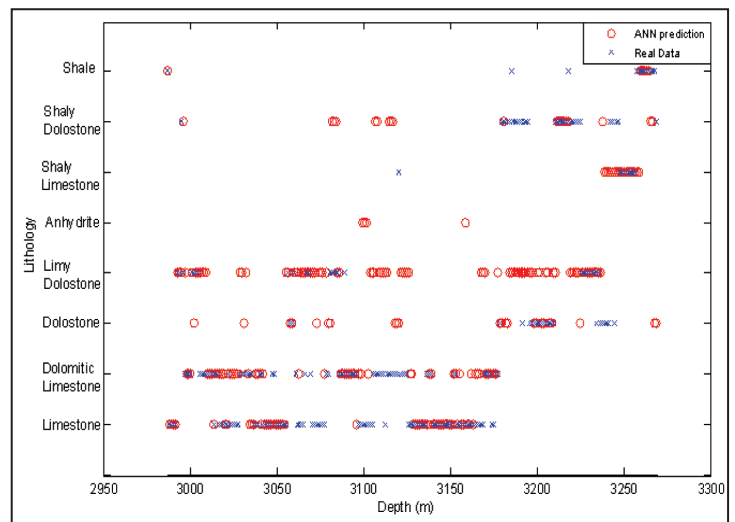
شکل ۱- شمایی از معماری شبکه عصبی مصنوعی طراحی شده



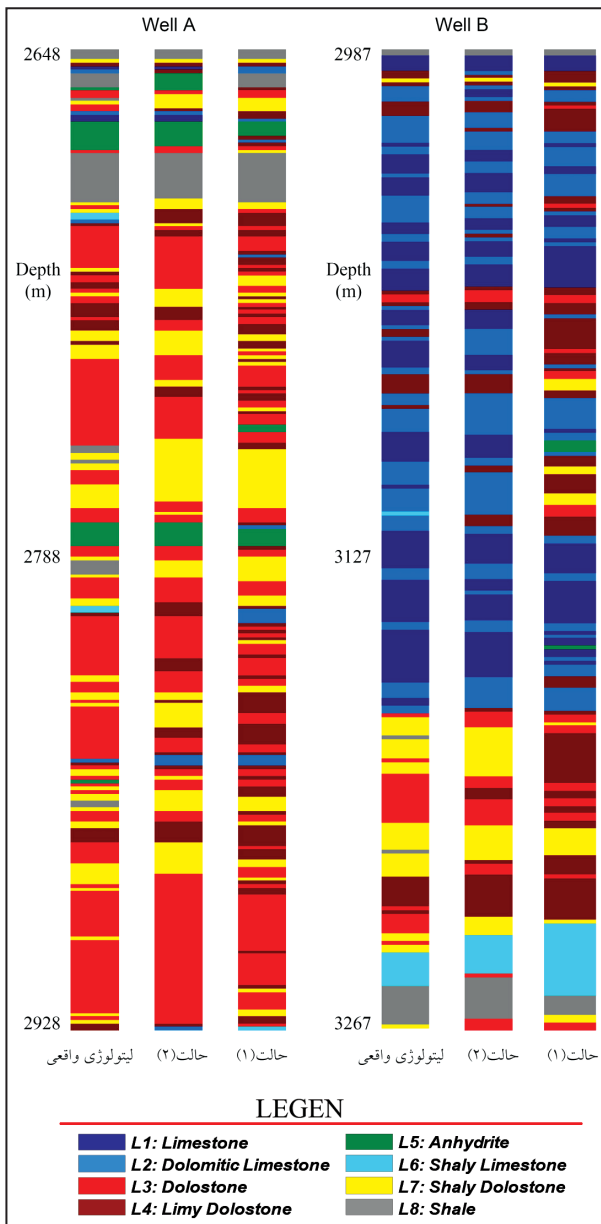
شکل ۳- مقایسه سنگ‌شناسی برآورد شده توسط شبکه عصبی (علامت دایره توخالی) با سنگ‌شناسی واقعی حاصل از مغزه (علامت ضربدر) مربوط به چاه A



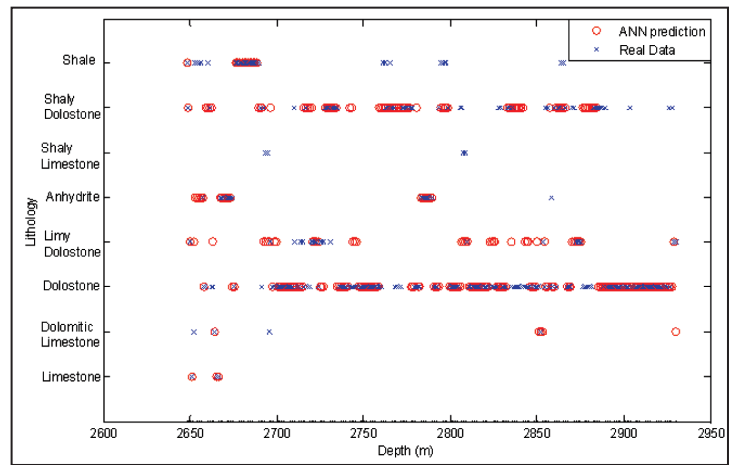
شکل ۵- منحنی تغییرات میانگین مربعات خطا در برابر تعداد تکرارهای انجام شده در حالت‌های آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش برای حالت ۲



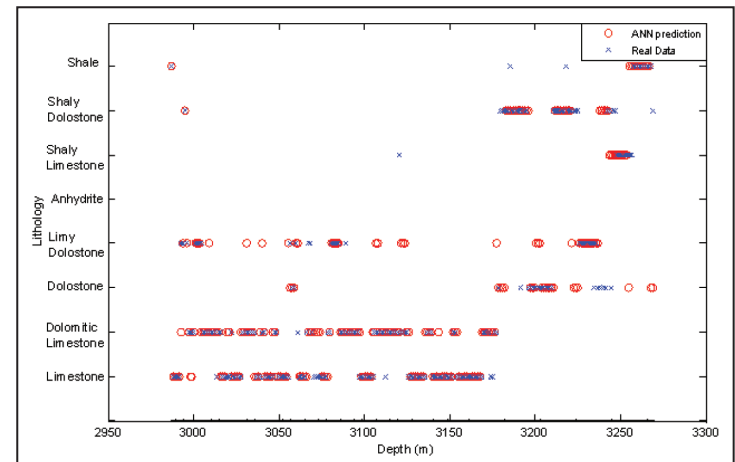
شکل ۴- مقایسه سنگ‌شناسی برآورد شده توسط شبکه عصبی (علامت دایره توخالی) با سنگ‌شناسی واقعی حاصل از مغزه (علامت ضربدر) مربوط به چاه B



شکل ۸- مقایسه سنگ‌شناسی برآورد شده توسط شبکه عصبی در هر دو حالت بیان شده نسبت به سنگ‌شناسی واقعی حالت ۲ مربوط به زمانی است که نگار صوتی اضافه شده و حالت ۱ عدم استفاده از آن را نشان می‌دهد.



شکل ۶- مقایسه سنگ‌شناسی برآورد شده توسط شبکه عصبی (علامت دایره توخالی) با سنگ‌شناسی واقعی حاصل از مغزه (علامت ضربدر) مربوط به چاه A



شکل ۷- مقایسه سنگ‌شناسی برآورد شده توسط شبکه عصبی (علامت دایره توخالی) با سنگ‌شناسی واقعی حاصل از مغزه (علامت ضربدر) مربوط به چاه B

جدول ۱- میانگین مربعات خطای حالات مورد بررسی به تفکیک چاه‌ها

Inputs	Well A lithology prediction MSE	Well B lithology prediction MSE
GR, RHO, NPHI, PEF	0.081	0.094
GR, RHO, NPHI, PEF, SONIC	0.051	0.063

کتابنگاری

گزارش نهایی حفاری و زمین‌شناسی میدان گازی پارس جنوبی، شرکت نفت و گاز پارس، ۱۳۸۲- مدیریت مهندسی نفت و گاز.
گزارشات تکمیلی چاه‌های مورد مطالعه و نتایج عملیات مغزه‌گیری، شرکت نفت و گاز پارس، ۱۳۸۶- بخش زمین‌شناسی و ژئوفیزیک.

References

- Alimonti, C., Rome, U., Sapienza, L. & Falcone, G., 2004- Integration of multiphase flow metering neural network and fuzzy logic in field performance monitoring, SPE, 87629-PA..
- Aminian, K. & Ameri, S., 2005- Application of artificial neural networks for reservoir characterization with limited data, Journal of Petroleum Science and Engineering, 49: 212-222.
- Baldwin, J. L., Bateman, R. M. & Wheatley, C. L., 1990- Application of a neural network to the problem of mineral identification from well logs. Log Anal., 279 – 293.
- Benaouda, D., Wadge, G., Whitmarsh, R. B., Rothwell, R. G. & MacLeod, C., 1999- Inferring the lithology of borehole rocks by applying neural network classifiers to downhole logs: an example from the Ocean Drilling Program, Geophysical Journal International, 136: 477-491.
- Borsaru, M., Zhou, B., Aizawa, T., Karashima, H. & Hashimoto, T., 2006- Automated lithology prediction from PGNA and other geophysical logs, Applied Radiation and Isotopes, 64: 272-282.
- Briqueu, L., Gottlieb-Zeh, S., Ramadan, M. & Brulhet, J., 2002- Inferring lithology from downhole measurements using an unsupervised self-organising neural network: study of the Marcoule silty clayish Unit, C. R. Geoscience, 334: 331-337.
- Chang, H., Kopaska, C. & Chen, H., 2002- Identification of lithofacies using Kohonen self-organizing maps, Computers & Geosciences, 28: 223-229.
- Cuddy, S. L., 2000- Lithofacies and permeability prediction from electrical logs using fuzzy logic, SPE, 65411.
- Dubois, M. K., Byrnes, A. P., Bohling, G. C. & Doveton, J. H., 2006- Multiscale geologic and petrophysical modeling of the giant Hugoton Gas Field (Permian), Kansas and Oklahoma. In: Harris, P.M., Weber, L. J. (Eds.), American Association of Petroleum Geologists Memoir 88. American Association of Petroleum Geologists, Tulsa, Oklahoma, 307- 353.
- Dubois, K., Geoffrey, C. & Bohling, S., 2007- Comparison of four approaches to a rock facies classification problem, Computers & Geosciences, 33: 599-617.
- Garrouch, A. & Labbabi, H., 2003- Title using fuzzy logic for UBD candidate selection, SPE, 81644-MS.
- Hambalek, N. & Gozalez, R., 2003- Fuzzy logic applied lithofacies and permeability forecasting, SPE, 81078.
- Helle, H. B., Bhatt, A. & Ursin, B., 2001- Porosity and permeability prediction from wireline logs using artificial neural networks: a North Sea case study, Geophysical Prospecting, 49: 431- 444.
- Malallah, A. & Nashawi, I. S., 2005- Estimating the fracture gradient coefficient using neural networks for a field in the Middle East, Journal of petroleum science and engineering, 49: 193-211.
- Mohaghegh, S. D., Chevron, A., Gaskari, R. & Siegfried, R., 2004- Determining In-Situ Stress Profiles from Logs, SPE, 90070.
- Nikravesh, M. & Aminzadeh, F., 2001- Mining and fusion of petroleum data with fuzzy logic and neural network agents, Journal of Petroleum Science and Engineering, 29: 221-238.
- Nikravesh, M., 2004- Soft computing-based computational intelligent for reservoir characterization, Expert Systems with Applications, 26: 19-38.
- Ouenes, A., 2000- Practical application of fuzzy logic and neural networks to fractured reservoir characterization, Computers & Geosciences, 26: 953-962.
- Rezaee, M. R., Kadkhodaie, A. & Barabadi, A., 2007- 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, 55: 201–212.
- Shiwei, Y., Kejun, Z. & Fengqin, D., 2008- A dynamic all parameter adaptive BP neural networks model and its application on oil reservoir prediction, Applied mathematics and computation, 195: 66-75.
- Siripitayananon, P., Chen, H. & Hart, B. S., 2001- A New Technique for Lithofacies Prediction: Back-Propagation Neural Network, Association for Computing Machinery, Inc, 2001.
- Taheri, S. R., 2006- Remote sensing, fuzzy logic and GIS in petroleum exploration, SPE, 101040-MS.
- Wong, P. M., Tamhane, D. & Wang, L., 1997- Neural network approach to know ledge-based well interpolation: a case study of a fluvial sandstone reservoir, Journal of Petroleum Geology, 20: 363–372.
- Zhou, Z. H., Chen, Z. Q. & Chen, S., 2000- Neural Networks Based Lithology Identification, Proceedings of the International Conference on Intelligent Information Processing, Beijing, China, 2000: 139-142.