

# مدل سازی رخساره‌ای با استفاده از شبکه‌های عصبی پس انتشار خطا در میدان پارس جنوبی

پژوهش نفت

سال بیستم

شماره ۶۱

صفحه ۵۷-۴۸، ۱۳۸۹

علی اکبر کاکویی\*، محسن مسیحی، ابراهیم بی‌نیاز و قاسم زرگر

دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات

Ali.a.kak@gmail.com

## مقدمه

یکی از مراحل اساسی در تعیین و توصیف خصوصیات زمین‌شناسی و مهندسی یک مخزن، تعیین رخساره‌های مختلف سنگ‌های آن مخزن است. روش سنتی مرسوم برای این منظور در حقیقت شامل تحلیل مغزه‌های گرفته شده از چاه‌ها است اما به دلیل محدودیت‌های کاربردی این روش و همچنین به دلایل اقتصادی، عملیات مغزه‌گیری همواره در تمام نقاط مورد نظر انجام نمی‌شود و در چاه‌های شیب‌دار و افقی نیز عملاً مغزه‌گیری غیر ممکن است. با توجه به این امر، شناسایی رخساره‌ها و چینه‌های زمین‌شناسی مختلف نیز مانند تخمین خصوصیات مخزن و سیال مخزن، علاوه بر داده‌های سنگی نظیر خرده‌های حفاری<sup>۱</sup> و داده‌های مغزه، به تفسیر داده‌های حاصل از نگارهای مختلف چاه‌پیمایی<sup>۲</sup> نیز متکی می‌باشد. از طرفی، می‌دانیم داده‌های جمع‌آوری شده در عملیات چاه‌نگاری نیازمند تبدیل داده‌ها به اطلاعات و تفسیر آن‌ها به صورت دستی است. این فرایند علاوه بر نیاز به یک مفسر باتجربه در زمینه تعبیر و تفسیر نمودارهای چاه‌پیمایی با خطای انسانی و صرف زمان قابل ملاحظه‌ای نیز همراه است. در دهه‌های اخیر با ورود رایانه و برنامه‌های رایانه‌ای مناسب به محدوده زمین‌شناسی و مهندسی مخزن، سعی بر آن است

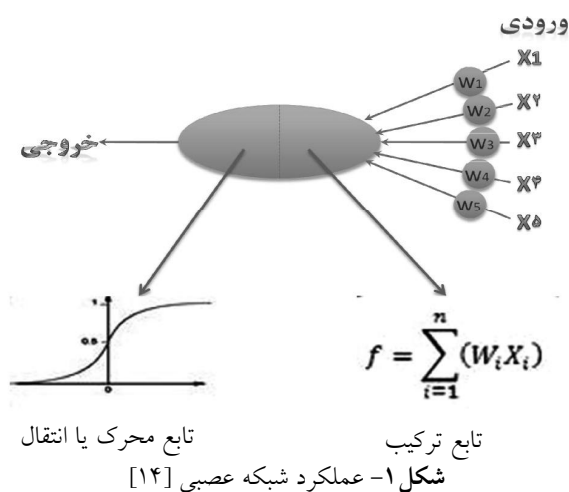
## چکیده

تعیین و توصیف خصوصیات زمین‌شناسی و مهندسی یک مخزن به وسیله تعیین رخساره‌های مختلف سنگ‌های آن مخزن با داده‌های حاصل از عملیات چاه‌نگاری و مغزه‌گیری است. یکی از روش‌های نوین در زمینه شناسایی رخساره‌ها که در سال‌های اخیر مورد استفاده قرار گرفته است، روش شبکه‌های عصبی مصنوعی است. هدف از این تحقیق، تعیین و شناسایی رخساره‌های میدان پارس جنوبی با استفاده از شبکه‌های عصبی پس انتشار خطا برای کاربرد وسیع در شبیه‌سازی استاتیک و دینامیک مخزن می‌باشد. در این مطالعه، رخساره‌های زمین‌شناسی میدان پارس جنوبی با استفاده از روش فوق در قالب سه سناریو مدل‌سازی شده است. همچنین در این روش از عامل‌های مختلف شبکه نظیر تعداد لایه‌های شبکه، تعداد نورون‌های لایه‌ها، تابع انتقال، الگوریتم آموزشی، تابع تقسیم داده‌ها و تابع عملکرد شبکه برای بهبود عملکرد آن استفاده شده است. نتیجه حاصل از به کارگیری این روش نشان داد که شبکه عصبی پس انتشار خطا از توانایی بالایی در تعیین رخساره‌های میدان پارس جنوبی برخوردار می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: مدل‌سازی رخساره‌ای، شبکه‌های عصبی، شبکه پس انتشار خطا، پارس جنوبی

1. Cutting  
2. Well Logs

تعمیم<sup>۴</sup> و اعتبارسنجی<sup>۵</sup> [۱۱]. «آموزش» فرایندی است که در خلال آن شبکه می‌آموزد تا الگوی موجود در ورودی‌ها را (که به صورت مجموعه‌ای از داده‌های آموزشی است)، بشناسد. به این ترتیب که داده‌های ورودی وارد شده در نورون شبکه، پس از آنکه با وزن‌های شبکه ترکیب شدند، وارد بدنه سلول شده و سپس عملیات پردازش داده‌ها و آموزش انجام می‌گیرد و در نهایت پاسخ‌های شبکه به صورت خروجی از نورون خارج می‌شود (شکل ۱). پس از اینکه خروجی‌ها محاسبه شدند، این مقادیر با مقادیر هدف که شامل رخساره‌های به دست آمده از مغزها می‌باشند، مقایسه شده و در صورت وجود اختلاف بین مقادیر فوق، وزن‌های جدیدی تنظیم شده و عملیات آموزش تکرار می‌شود. این فرایند مادامی که اختلاف بین مقادیر خروجی شبکه با مقادیر هدف زیاد باشد، تکرار می‌شود [۱۲]. از طرف دیگر «تعمیم»، توانایی شبکه برای ارائه جواب قابل قبول در برابر ورودی‌هایی است که در مجموعه آموزشی قرار نداشته‌اند. فرایند «اجرا» نیز برای بهبود عملکرد شبکه انجام می‌گیرد.



### ساختار شبکه پس انتشار خطا

هر شبکه عصبی پس انتشار خطا، دارای یک لایه ورودی، حداقل یک لایه میانی و یک لایه خروجی می‌باشد. محاسبات انجام شده توسط شبکه از طریق قانون پس انتشار خطا صورت می‌پذیرد و از دو مرحله اصلی تشکیل

1. Back-Propagation Neural Networks (BPNN)
2. Pattern Recognition
- 3 - Training
- 4 - Generalization
- 5 - Verification

که محدودیت‌های عملیاتی و اقتصادی تشخیص رخساره‌ها و منطقه‌بندی یک مخزن که در زمره مسائل «تشخیص الگو» قرار دارند، توسط فرایندهای عددی مبتنی بر برنامه‌های رایانه‌ای مرتفع شود. استفاده از این روش‌ها به جای روش سنتی تفسیر مغزه و داده‌های حاصل از نگارها، دارای محاسنی است که می‌توان به مواردی از قبیل: قدرت تفسیر بالاتر در مقایسه با مغز انسان در موارد درک همزمان داده‌های چند متغیره، تحلیل داده‌ها بدون ورود خطای انسانی و دستیابی به نتایج پایدارتر اشاره کرد [۱۰ و ۱۱]. یکی از روش‌های مبتنی بر رایانه در زمینه شناسایی الگو که در سال‌های اخیر معرفی شده و به صورت گسترده در مسائل زمین‌شناسی و مهندسی نفت مورد استفاده قرار گرفته است، روش شبکه‌های عصبی پس انتشار خطا<sup>۱</sup> می‌باشد که تحول عظیمی را در این زمینه ایجاد کرده است و چشم‌انداز روشن و وسیعی را در زمینه کاربردهای متفاوت مدل‌های مختلف آن پیش روی زمین‌شناسان و مهندسیین نفت باز کرده است [۹-۳]. تحقیق اخیر با هدف مدل‌سازی رخساره‌های زمین‌شناسی میدان پارس جنوبی با استفاده از شبکه‌های عصبی پس انتشار خطا، انجام شد.

### روش کار شبکه عصبی

شبکه‌های عصبی، عملکردی شبیه به عملکرد مغز انسان دارند. مغز به عنوان یک سیستم پردازش اطلاعات با ساختار موازی، از حدود ۱۰۰ تریلیون (۱۰<sup>۱۱</sup>) نورون مرتبط تشکیل شده است. نورون‌ها ساده‌ترین واحد ساختاری سیستم‌های عصبی هستند. این شبکه‌ها برخلاف رایانه که نیازمند دستورهای کاملاً صریح و مشخص هستند، به مدل‌های ریاضی محض نیازی نداشته بلکه مانند انسان تجربه کرده و سپس این تجربیات را تعمیم می‌دهند [۱۰]. امروزه این شبکه‌ها تبدیل به ابزار قدرتمند و عمومی شده‌اند که برای حل مسائل پیچیده از قبیل تخمین (تقریب)، تشخیص الگو<sup>۲</sup>، طبقه‌بندی و خوشه‌بندی به کار می‌روند و در طیف وسیعی از صنایع، کاربردهای عملی دارند.

شبکه‌های عصبی برای حل هر مسئله‌ای، سه مرحله را طی می‌کنند که این مراحل به ترتیب عبارتند از: آموزش<sup>۳</sup>،

دولومیت آهکی، انیدریت، آهک و آهک دولومیتی بودند نیز به عنوان خروجی‌های هدف یا خروجی‌های مطلوب استفاده شده است.

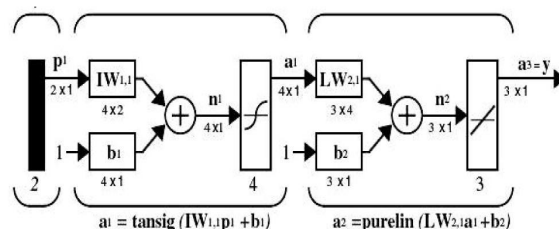
پس از تعیین نوع و جمع‌آوری داده‌ها، به آماده‌سازی داده‌ها برای اعمال و استفاده در شبکه عصبی اقدام شد. بدین‌منظور، مقادیر مربوط به پاسخ نگارهای مختلف به همراه اعماق مربوطه، به یک فایل اکسل منتقل شدند. سپس رخساره‌های تعیین شده توسط مغزه‌ها به عنوان خروجی‌های مطلوب و در اعماق متناظر با نگارها به فایل ساخته‌شده وارد شدند. برای این منظور به هر یک از رخساره‌ها، یک کد شاخص ۵ عضوی به شکل ۰ و ۱ اختصاص داده شد (دولومیت: ۱۰۰۰۰، دولومیت آهکی: ۰۱۰۰۰، انیدریت: ۰۰۱۰۰، آهک دولومیتی: ۰۰۰۱۰ و آهک: ۰۰۰۰۱).

### آموزش شبکه پس انتشار خطا برای مدل‌سازی رخساره‌ای

قبل از ورود به مرحله آموزش، با توجه به اختلاف کمی داده‌های موجود که شامل عدم وجود اندازه‌گیری‌های مغزه در برخی از اعماق متناظر با نگارها است، سه سناریوی مختلف برای آموزش شبکه به نام‌های حذفی، اصلاح شده دستی و شناسایی شده در نظر گرفته شد. در سناریوی حذفی، اعماق فاقد داده‌های مغزه را حذف کرده و از مجموعه حاصل به عنوان مجموعه ورودی استفاده شد. در سناریوی اصلاح شده، با توجه به روند رخساره‌ها، اقدام به درونیابی و تعیین دستی رخساره‌های مفقودی شده است و در سناریوی شناسایی شده، کمبود داده‌های مغزه توسط یک شبکه آموزش دیده پس انتشار خطا جبران شده و رخساره‌های مفقود شده تعیین می‌شوند.

در قدم اول برای آموزش شبکه، داده‌های آماده شده ۳ چاه از ۴ چاه در بخش قبل که در قالب فایل اکسل تنظیم شده بود را به عنوان مجموعه آموزشی یا به عبارت دیگر، بردارهای ورودی انتخاب کرده و هفت ستون مربوط به قرائت‌های هفت نگار مختلف را از نرم افزار اکسل به شبکه

شده است. مرحله اول به مسیر رفت موسوم است که در آن بردار ورودی از طریق لایه ورودی و از محیط خارج به شبکه اعمال شده و تأثیراتش توسط نورون‌ها (هسته‌های محاسب‌های شبکه) از طریق لایه و یا لایه‌های میانی به لایه خروجی منتقل می‌شود. در واقع بردار خروجی که در لایه خروجی تشکیل یافته، معرف پاسخ حقیقی شبکه می‌باشد. لازم به ذکر است که در این مسیر پارامترهای شبکه ثابت و بدون تغییر در نظر گرفته می‌شوند. در مرحله دوم که به مسیر برگشت موسوم است، بر خلاف مرحله اول، پارامترهای شبکه دچار تغییر شده و می‌بایست تنظیم شوند. درحقیقت با توجه به اینکه شبکه‌های عصبی پس انتشار خطا در زمره شبکه‌های با ناظر قلمداد می‌شوند، لذا بردارهای ورودی و بردارهای خروجی مطلوب که به نام بردارهای هدف<sup>۱</sup> نیز نامیده شده و از نتایج مطالعات مغزه‌ها تعیین می‌شوند نیز به شبکه اعمال می‌گردند تا به وسیله یک الگوریتم آموزشی، مقادیر ضرایب وزن‌ها تنظیم شوند. این تنظیم براساس قانون اصلاح خطا<sup>۲</sup> به گونه‌ای صورت می‌گیرد که اختلاف بین پاسخ شبکه و پاسخ مطلوب، حتی‌الامکان کم شود (شکل ۲) [۱۰].



شکل ۲- ساختار عصبی پس انتشار خطا [۱۲]

### جمع آوری داده‌ها

برای عملکرد مناسب یک شبکه در تعیین رخساره نیاز به مجموعه داده‌های کاملی از چاه‌های موجود است. به همین منظور در این مطالعه از داده‌های حاصل از نگارهای مربوط به ۴ چاه در میدان پارس جنوبی به عنوان جامعه آماری استفاده شد که شامل پاسخ نگارهای پرتو گاما<sup>۳</sup>، تخلخل نوترون<sup>۴</sup>، نگاره جانبی برد بلند<sup>۵</sup>، نگاره جانبی برد کوتاه<sup>۶</sup>، فوتوالکتریک<sup>۷</sup>، چگالی ازند<sup>۸</sup> و صوتی<sup>۹</sup> می‌باشد. همچنین علاوه بر داده‌های چاه‌نگاری فوق، از داده‌های به‌دست آمده از مغزه‌های ۴ چاه مذکور که بیانگر ۵ رخساره دولومیت،

- |                                   |                             |
|-----------------------------------|-----------------------------|
| 1. Target Vectors                 | 6. Short Laterolog(LLS)     |
| 2. Error Correcting Learning Rule | 7. Photoelectric Effect(PE) |
| 3. Gamma Ray(GR)                  | 8. Formation Density        |
| 4. Neutron Porosity(NPHI)         | 9. Delta-T(DT)              |
| 5. Deep Laterolog(LLD)            |                             |

از بردارهای ۳ چاه اول آموزش دیده است، مرحله نهایی تعیین رخساره‌های چاه شماره ۴ به‌عهد شبکه آموزش دیده است. به‌عبارت دیگر، تعیین رخساره‌های چاه‌های فاقد مغزه توسط شبکه آموزش دیده صورت می‌گیرد. در این مرحله، از داده‌های چاه چهارم که تا این مرحله مورد استفاده قرار نگرفته‌اند، استفاده شده و رخساره‌های آن چاه تعیین می‌شوند و خروجی شبکه شامل رخساره‌های تعیین شده چاه چهارم به‌عنوان پاسخ نهایی شبکه ارائه می‌شود. (جدول ۱) [۹].

### تعیین میزان صحت نتایج

پس از اعمال بردارهای ورودی و خروجی مطلوب به شبکه و انجام فرایند آموزش، نوبت به ارزیابی میزان دقت پاسخ‌های شبکه و یا به عبارت دیگر خروجی‌های شبکه می‌رسد. اما همانگونه که در جدول ۱ نشان داده شده است، خروجی‌های شبکه بر خلاف خروجی‌های مطلوب که توسط کدهای شاخص ۵ تایی با مقادیر ۰ و ۱ بیان شده‌اند، به صورت کدهای پنج‌تایی ولی با مقادیر کوچکتر از ۱ (بین ۱ و -۱) می‌باشند. در نتیجه برای فراهم آوردن امکان مقایسه این مقادیر با مقادیر هدف، از یک تابع انتقال برای تبدیل این خروجی‌ها به فرم کدهای شاخص ۰ و ۱ استفاده شده است (نحوه عملکرد تابع فوق به این صورت است که به بیشترین مقدار هر یک از خروجی‌های پنج‌تایی مقدار ۱ و به سایرین عدد ۰ اختصاص داده می‌شود). پس از یکسان‌سازی فرم خروجی‌های شبکه با خروجی‌های هدف، تعداد مواردی که در آن خروجی‌های شبکه و خروجی‌های مورد نظر (هدف) یکسان هستند، محاسبه و بر کل موارد در هر سناریو تقسیم شده‌اند. به این ترتیب مقدار به‌دست آمده معرف میزان دقت و صحت شبکه در هر حالت می‌باشد. البته مقدار محاسبه شده به‌صورت درصد نیز قابل ارائه می‌باشد.

### بهبود عملکرد شبکه

در قسمت قبل در فرایند آموزش، یک شبکه دولایه با قانون یادگیری پس انتشار خطا و تعداد نورون‌های پیش فرض مورد

عصبی اعمال می‌کنیم (در نرم‌افزار MATLAB). به‌طور مشابه در مورد رخساره‌های به‌دست آمده از مغزه‌ها نیز که به صورت کد ۰ و ۱ در نظر گرفته شده‌اند، کدهای مربوط به همان ۳ چاه منتخب در قسمت قبل را به‌عنوان خروجی مطلوب (هدف) به شبکه وارد می‌کنیم. قدم بعدی، ایجاد ساختار اولیه شبکه و پس از آن آموزش شبکه می‌باشد. با استفاده از بردارهای ورودی و هدف و نیز با تعیین تعداد نورون‌های لایه میانی می‌توان یک شبکه با دولایه به‌صورت پیش‌فرض ایجاد کرد. سپس شبکه مورد نظر در مرحله آموزش، روابط بین داده‌های ورودی و هدف را با استفاده از الگوریتم‌های آموزشی یاد می‌گیرد. بدین منظور و در خلال فرایند آموزش، بردارهای ورودی و هدف به‌طور تصادفی به سه دسته تقسیم می‌شوند. دسته اول که شامل ۶۰٪ از بردارهای ورودی است، به‌عنوان مجموعه آموزشی وارد مرحله آموزش می‌شود. دسته دوم که شامل ۲۰٪ دیگر از بردارها می‌باشد، به‌منظور اعتبارسنجی<sup>۱</sup> انتخاب می‌شوند تا توسط آنها قدرت تعمیم شبکه سنجیده شود. این داده‌ها برخلاف داده‌های آموزشی که در تعیین وزن‌های شبکه مورد استفاده قرار می‌گیرند، در تعیین وزن‌ها نقش مستقیم ندارند. در حقیقت پس از ارائه داده‌های آموزشی به شبکه، داده‌های مربوط به اعتبارسنجی با استفاده از وزن‌های حاصله، وارد شبکه شده و مقادیر خروجی شبکه، مانند قبل در قالب کدهای رخساره‌ای محاسبه می‌شوند (جدول ۱). مرحله آموزش تا زمانی ادامه می‌یابد که سبب کاهش خطا در بردارهای مربوط به اعتبارسنجی شود. اما در حالتی که خطای مربوطه بیش از حد زیاد شود، شبکه به‌جایی می‌رسد که قدرت تعمیم خود را از دست می‌دهد. در این حالت شبکه، قابلیت دریافت ارتباط صحیح بین بردارهای ورودی و خروجی را از دست می‌دهد. اما هر زمان که این مشکل رخ دهد، شبکه با تقسیم‌بندی ذکر شده که به صورت خودکار انجام می‌گیرد، آموزش را متوقف می‌کند تا از مشکل فوق‌الذکر جلوگیری شود. ۲۰٪ بردارهای باقیمانده نیز که تا کنون در شبکه مورد استفاده قرار نگرفته‌اند، برای سنجش نهایی قابلیت تعمیم شبکه استفاده می‌شوند.

پس از مرحله آموزش، به‌دلیل آنکه شبکه با استفاده

جدول ۱- نمونه‌های از مشخصات خروجی شبکه پس انتشار خطا به ازای مقادیر نگارهای ذکر شده و خروجی هدف (خروجی مطلوب)

شماره چاه	عمق چاه (m)	GR (API)	NPHI (%)	LDD (ohmm)	LLS (ohmm)	PEF (B/E)	RHOZ (g/cc)	DT (US/F)	خروجی هدف (کد ۰ و ۱)	خروجی شبکه عصبی
۱۲	۲۹۰۰/۳۲	۱۲/۱۴۰	۰/۰۸۹	۶۱/۲۹۱	۵۷/۰۶۸	۵/۶۳۸	۲/۲۲۰	۶۵/۷۴۷	۰	۰/۰۴۳
۱۲	۲۹۲۱/۳۵	۱۷/۱۱۴	۰/۰۷۴	۱۳/۱۶۶	۱۶/۷۶۳	۵/۵۱۳	۲/۶۷۸	۵۴/۷۳۹	۰	۰/۰۰۰
۱۲	۲۹۳۶/۲۹	۱۶/۸۷۲	۰/۰۱۲	۲۷۵/۳۳۱	۳۱۷/۰۲۵	۴/۰۲۹	۲/۸۶۳	۴۸/۰۴۰	۰	۰/۰۱۳
۱۲	۳۱۶۰/۰۰	۲۵/۲۹۱	۰/۰۱۶	۱۷۲/۷۲۳	۱۱۶/۷۸۳	۵/۰۸۸	۲/۶۳۱	۶۰/۴۰۲	۰	۰/۰۲۳
۱۲	۳۱۹۶/۱۳	۲۴/۵۰۶	۰/۰۷۵	۷۵/۵۹۰	۶۳/۲۶۳	۵/۹۲۷	۲/۲۸۲	۷۰/۳۲۵	۰	۰/۰۳۴
۱۲	۳۲۷۶/۱۴	۳۷/۳۱۱	-۰/۰۰۳	۴۸۷/۱۷۱	۱۹۸۱/۱۳۷	۵/۷۷۹	۲/۹۹۶	۴۹/۸۲۴	۰	۰/۰۷۲
۱۳	۲۸۸۶/۷۶	۲۸/۸۱۰	۰/۰۳۸	۳۲۹/۱۳۰	۱۷۲/۷۷۹	۴/۸۶۲	۲/۵۶۸	۶۵/۳۶۱	۰	۰/۰۲۰
۱۳	۲۹۵۱/۱۰	۲۴/۲۹۰	۰/۰۴۸	۵۷۳/۵۴۷	۱۸۰/۰۴۶	۴/۹۴۲	۲/۸۰۱	۵۱/۲۶۶	۰	۰/۰۰۵
۱۳	۳۰۰۱/۱۰	۳۰/۱۹۰	۰/۰۳۲	۳۱۶/۱۸۷	۹۹/۸۹۴	۵/۱۹۰	۲/۵۶۹	۵۸/۹۹۴	۰	۰/۰۰۹
۱۳	۳۰۴۱/۷۵	۲۳/۸۷۴	۰/۰۱۰	۱۶۰۷/۲۷۰	۱۰۰۰۰۰	۴/۲۴۸	۲/۹۰۸	۴۷/۸۲۱	۰	۰/۰۴۰
۱۳	۳۱۱۴/۷۵	۳۱/۳۵۸	۰/۰۷۸	۹۳۸/۳۱۷	۷۳۸/۳۰۳	۴/۹۳۱	۲/۷۶۴	۵۳/۱۴۹	۰	۰/۰۳۵
۱۳	۳۱۸۶/۳۸	۲۵/۵۴۲	۰/۰۰۸	۲۱۳/۲۶۵	۱۷۹/۳۵۹	۶/۰۵۴	۲/۶۴۹	۵۳/۱۲۸	۰	۰/۰۱۰

انجام اعتبار سنجی داده‌ها شد.

الگوریتم‌های برگشتی و شیب مزدوج نیز همگی سریع بوده و نتایج آنها با دقت بالایی به دست آمدند. نتایج الگوریتم‌های نیوتن نیز همانند الگوریتم‌های قبل بودند ولی در برخی موارد مانند افزایش تعداد لایه‌ها و نورون‌ها، زمان اجرای شبکه بیشتر از حالت‌های قبل بود.

همچنین الگوریتم سکانت از الگوریتم برویدن سریع‌تر عمل می‌کند. اما در مجموع به علت عدم بهبود چشم‌گیر عملکرد شبکه توسط برخی از الگوریتم‌ها، از ذکر نتایج مشابه صرف‌نظر و به ذکر نتایج موثرترین موارد بسنده شده است. در مورد تغییر تابع عملکرد باید خاطر نشان کرد که استفاده از تابع عملکرد «کمترین مربعات تنظیمی» یا Msereg<sup>۱</sup> در حالت‌های مختلف، علیرغم اینکه میزان دقت مناسبی در حدود موارد پیش‌فرض (کمترین مربعات یا Mse<sup>۲</sup>) ارائه داد اما زمان لازم برای آموزش در این حالت بسیار بیشتر از حالت پیش‌فرض بود. از طرف دیگر در این حالت اعتبار سنجی به‌طور کامل انجام نشده و شبکه با رسیدن به مقدار بیشینه برخی پارامترها متوقف می‌شود. لذا نتیجه می‌شود که استفاده از تابع «کمترین مربعات خطا» دارای ارجحیت بالاتری است. در مورد توابع انتقال، استفاده از توابع دیگر مانند log-sigmoid، تغییر قابل توجهی در عملکرد شبکه نداشته و در نتیجه از ذکر نتایج آن نیز صرف‌نظر شده است. در نتیجه توابع مناسب در این زمینه شامل تابع پیش‌فرض شبکه (tan-sigmoid) برای لایه‌های میانی و linear برای لایه خروجی) می‌باشد. همچنین در تمامی حالت‌های بررسی شده، می‌توان تعداد چرخه‌ها و یا تکرارهای محاسباتی را نیز تغییر داد. اما با توجه به اینکه افزایش تعداد این تکرارها، متحمل صرف زمان بیشتری است و از طرف دیگر بهبود نتایج به دست آمده نیز به‌طور کلی در حد ۳ درصد گزارش شده است، لذا از ارائه نتایج مذکور خودداری شده و از تغییر این پارامتر نیز صرف‌نظر می‌شود. با توجه به موارد فوق، در سناریوی اول در حالت ۵ رخصاره‌ای بیشترین میزان دقت ۷۶ درصد و در حالت ۳ رخصاره‌ای ۸۴ درصد به دست آمد (جدول ۲).

استفاده قرار گرفت. اما باید توجه شود که شبکه ایجاد شده دارای ساختاری ساده بوده و از پارامترهای پیش‌فرض خود برای آموزش و شناسایی رخصاره‌ها استفاده می‌کند. لذا می‌توان پارامترهای پیش‌فرض شبکه را در هر سناریو تغییر داده و میزان بهبود پاسخ شبکه را مورد ارزیابی قرارداد. این پارامترها عبارتند از: تعداد لایه‌های شبکه، تعداد نورون‌های لایه‌ها، تابع انتقال، الگوریتم آموزشی، تابع تقسیم داده‌ها، تابع عملکرد و تابع فرایند. همچنین برای افزایش توانایی شبکه در شناسایی رخصاره‌ها، یک حالت دیگر علاوه بر حالت معمولی (پنج رخصاره‌ای) در هر سناریو نیز مورد بررسی قرار گرفت که شامل کاهش بردارهای هدف یا به عبارت دیگر رخصاره‌های مورد نظر (پنج رخصاره) به سه رخصاره است. به عبارت دیگر، به دلیل شباهت ویژگی‌های پتروفیزیکی بعضی از رخصاره‌ها با یکدیگر، اقدام به ادغام رخصاره‌های مشابه (دولومیت و دولومیت آهکی و همچنین آهک و آهک دولومیتی) و در نتیجه کاهش تعداد رخصاره‌ها از پنج مورد به سه مورد شده است تا بهبود قابلیت پیش‌بینی شبکه به دلیل کاهش تعداد رخصاره‌ها مورد ارزیابی قرار گیرد.

## نتایج و بحث

در این تحقیق از یک شبکه پس انتشار خطا به منظور تعیین رخصاره‌های میدان پارس جنوبی در قالب سه سناریو و دو حالت سه رخصاره‌ای و پنج رخصاره‌ای استفاده شده است.

در سناریوی اول و در حالت پنج رخصاره‌ای، ابتدا رایج‌ترین حالت شبکه پس انتشار خطا که شبکه دو لایه با الگوریتم لونیبرگ (پیش فرض) است [۱۲]، مورد استفاده قرار گرفت. در این حالت، حداکثر میزان دقت شبکه در ارائه نتایج در حدود ۷۶ درصد بود. سپس برای بهبود شبکه، حالت‌های متعدد سناریوها و حالت‌های رخصاره‌ها نیز ارزیابی شدند که دارای نتایج مشابهی بودند. از جمله تغییر تعداد نورون‌ها و لایه‌ها که تاثیر چندانی در بهبود عملکرد شبکه نداشتند. از طرفی تغییر الگوریتم آموزشی و استفاده از الگوریتم شیب نزولی، علاوه بر زمان زیاد اجرای شبکه، منجر به کامل نشدن فرایند آموزش و در نتیجه عدم

1. Msereg (Mean Square Error with regularization)

2. Mse (Mean Square Error)

جدول ۲- نتایج سناریوی اول در سه سناریوی معرفی شده و حالت‌های مختلف

سناریو	الگوریتم آموزشی	تعداد لایه‌ها	تعداد نورون‌ها	تابع عملکرد	درصد نتایج
سناریوی اول (پنج رخساره‌ای)	شیب نزولی	۳	۱۵	Msereg	۵۷
	مدل آبخاری با الگوریتم لونبرگ	۲	۲۰	Msereg	۷۶
سناریوی اول (سه رخساره‌ای)	شیب نزولی	۲	۱۵	Mse	۷۵
	شیب مزدوج	۴	۱۵	Mse	۸۴
سناریوی دوم (پنج رخساره‌ای)	مدل آبخاری با الگوریتم لونبرگ	۲	۳	Mse	۵۵
	شیب مزدوج	۳	۲۰	Mse	۶۲
سناریوی دوم (سه رخساره‌ای)	شیب نزولی	۳	۲۰	Msereg	۶۳
	شیب مزدوج	۳	۲۰	Mse	۸۲
سناریوی سوم (پنج رخساره‌ای)	شیب نزولی	۳	۲۰	Msereg	۶۱/۷
	مدل آبخاری با الگوریتم لونبرگ	۲	۳	Mse	۷۵
سناریوی سوم (سه رخساره‌ای)	شیب مزدوج	۳	۲۰	Mse	۸۷/۳
	مدل آبخاری با الگوریتم لونبرگ	۲	۳	Mse	۸۸/۵

در سناریوی دوم که در اعماق فاقد مغزه، اقدام به پیش‌بینی رخساره شده است، تغییر پارامترهای شبکه، مشابه موارد مذکور در قسمت قبل است. اما نکته قابل توجه این است که در این سناریو انتظار می‌رفت که با افزایش داده‌های ورودی، آموزش شبکه بهتر انجام شود و در نتیجه شاهد بهبود دقت نتایج شبکه باشیم. اما بیشترین مقدار صحت به دست آمده ۶۲ درصد در حالت ۵ رخساره‌ای و ۸۲ درصد در حالت ۳ رخساره‌ای بود که در حالت ۵ رخساره‌ای نسبت به مقدار ۷۶ درصد در سناریوی قبل، مؤید یک کاهش ۱۰ درصدی می‌باشد. این کاهش غیر منتظره مربوط به عدم تصحیح مناسب رخساره‌های مربوط به لایه‌های فاقد مغزه است و در نتیجه نشان می‌دهد که تصحیح دستی رخساره‌ها برای اعمال در شبکه‌های عصبی، روش کارا و مناسبی نیست (جدول ۲).

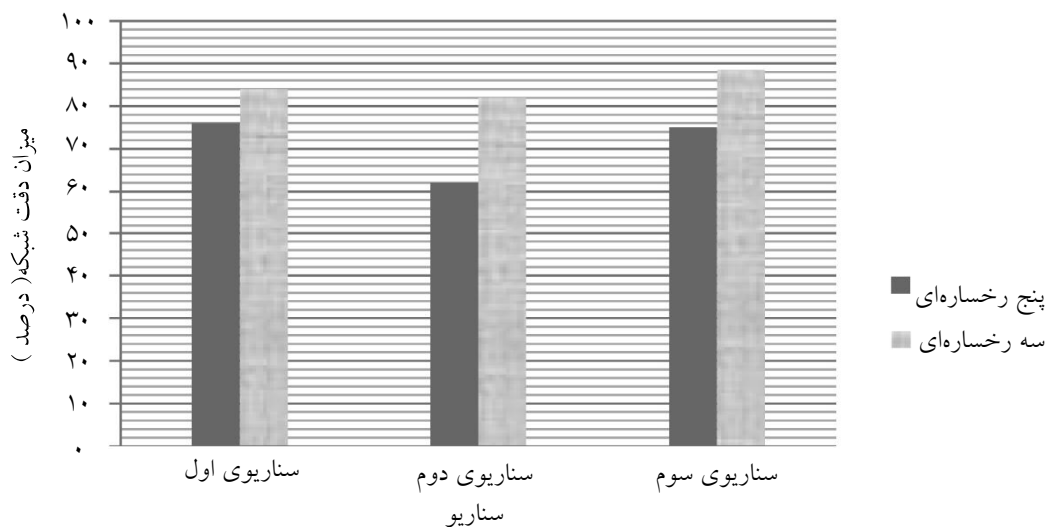
در سناریوی سوم، در اعماق فاقد اندازه‌گیری‌های مغزه، ابتدا رخساره‌ها توسط یک شبکه پس انتشار خطا با الگوریتم یادگیری برگشتی و تعداد لایه و نورون به ترتیب ۳ و ۲۰، تعیین شدند. نحوه تاثیر پارامترهای شبکه بر عملکرد آن، مانند سناریوهای قبل می‌باشد. در مجموع در این سناریو، بیشترین میزان دقت نتایج در حالت‌های پنج و سه رخساره‌ای به ترتیب ۷۵ و ۸۸/۵ درصد به دست آمد. نتیجه فوق حاکی از این واقعیت است که تعیین رخساره‌های مفقود شده توسط شبکه‌های عصبی، بهتر از رخساره‌های تصحیح شده دستی انجام می‌شود (جدول ۲) [۱۳].

با توجه به نتایج ارائه شده در جدول ۲ و شکل ۳، در حالت سه رخساره‌ای سناریوی سوم، بالاترین میزان دقت شبکه حاصل شده است که این نتیجه حاکی از موفقیت شبکه‌های پس انتشار خطا در تعیین رخساره‌های مفقودی و نیز مدل‌سازی رخساره‌ها است. این حقیقت برای نمونه در سناریوی سوم و حالت سه رخساره‌ای به صورت برازش خطی مقادیر خروجی هدف و خروجی شبکه در مراحل مختلف آموزش، اعتبارسنجی و آزمون و نیز به صورت کلی در شکل ۴ نشان داده شده و حاکی از تطابق مطلوب خروجی‌های شبکه و خروجی‌های هدف می‌باشد. از طرف دیگر عملکرد شبکه نیز در بهترین حالت (حالت سه رخساره‌ای در سناریوی سوم) برای نمونه در شکل ۵ ارائه شده است. به طوری که در شکل ۵ نشان داده شده است، در حین فرایند آموزش، خطای کمترین مربعات

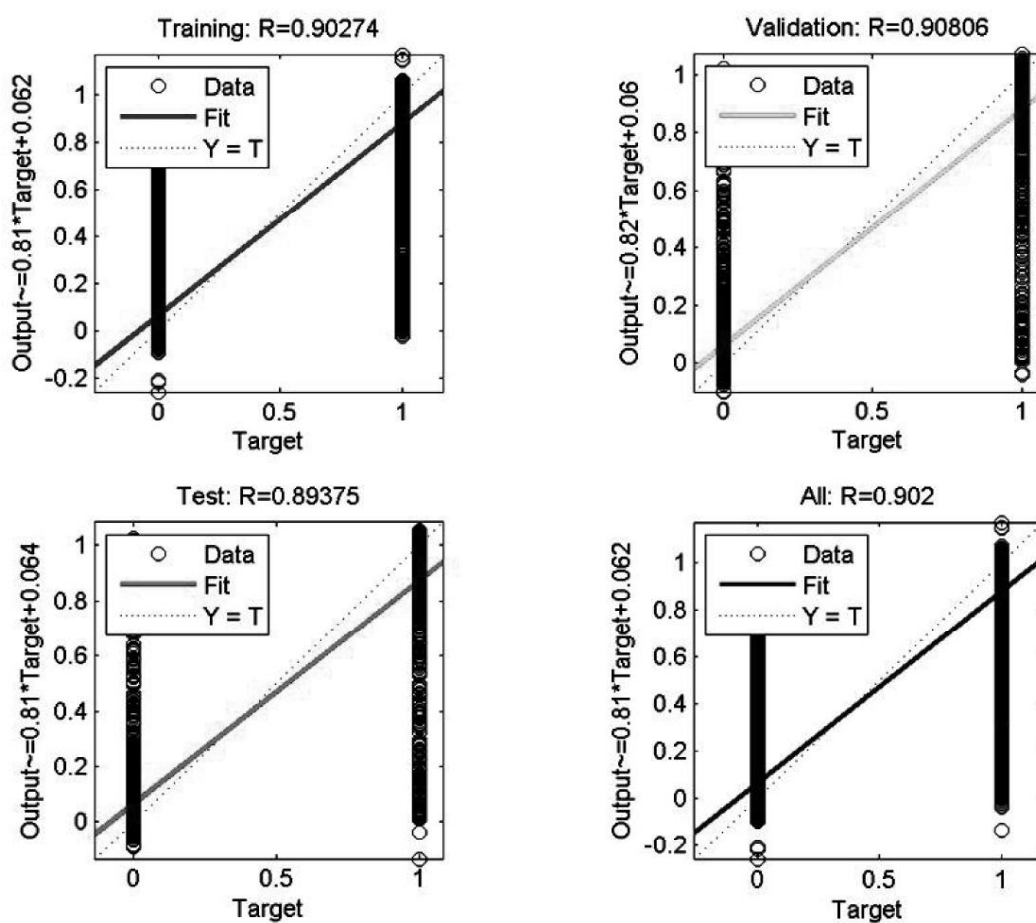
در سناریوی سوم، در اعماق فاقد اندازه‌گیری‌های مغزه، ابتدا رخساره‌ها توسط یک شبکه پس انتشار خطا با الگوریتم یادگیری برگشتی و تعداد لایه و نورون به ترتیب ۳ و ۲۰، تعیین شدند. نحوه تاثیر پارامترهای شبکه بر عملکرد آن، مانند سناریوهای قبل می‌باشد. در مجموع در این سناریو، بالاترین میزان دقت نتایج در حالت‌های پنج و سه رخساره‌ای به ترتیب ۷۵ و ۸۸/۵ درصد به دست آمد. نتیجه فوق حاکی از این واقعیت است که تعیین رخساره‌های مفقود شده توسط شبکه‌های عصبی، بهتر از رخساره‌های تصحیح شده دستی انجام می‌شود (جدول ۲) [۱۳].

با توجه به نتایج ارائه شده در جدول ۲ و شکل ۳، در حالت سه رخساره‌ای سناریوی سوم، بالاترین میزان دقت شبکه حاصل شده است که این نتیجه حاکی از موفقیت شبکه‌های پس انتشار خطا در تعیین رخساره‌های مفقودی و نیز مدل‌سازی رخساره‌ها است. این حقیقت برای نمونه در سناریوی سوم و حالت سه رخساره‌ای به صورت برازش خطی مقادیر خروجی هدف و خروجی شبکه در مراحل مختلف آموزش، اعتبارسنجی و آزمون و نیز به صورت کلی در شکل ۴ نشان داده شده و حاکی از تطابق مطلوب خروجی‌های شبکه و خروجی‌های هدف می‌باشد. از طرف دیگر عملکرد شبکه نیز در بهترین حالت (حالت سه رخساره‌ای در سناریوی سوم) برای نمونه در شکل ۵ ارائه شده است. به طوری که در شکل ۵ نشان داده شده است، در حین فرایند آموزش، خطای کمترین مربعات



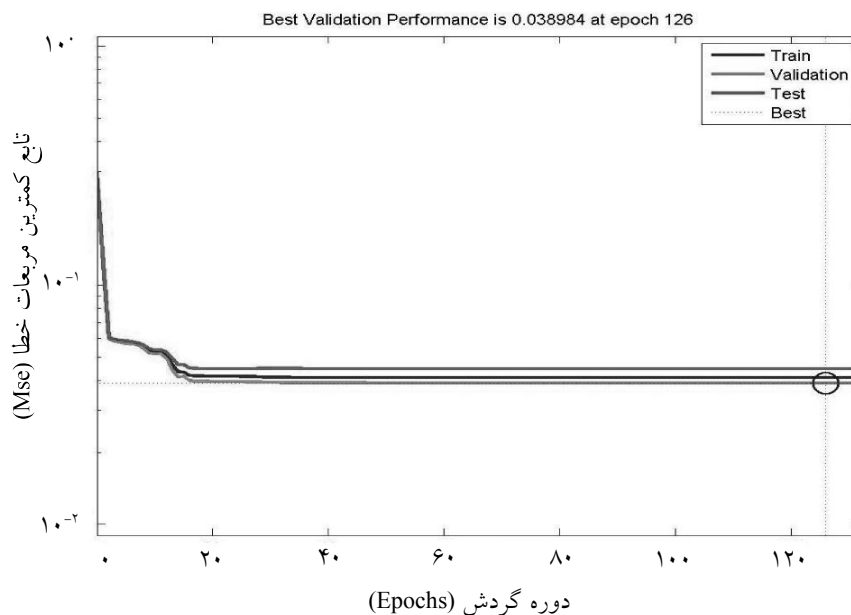


شکل ۳- مقایسه مقادیر دقت به دست آمده در سناریوهای مختلف



شکل ۴- نمونه‌ای از برازش خروجی شبکه و خروجی مطلوب در سناریوی سوم و حالت سه رخصاره‌ای (در مراحل مختلف اجرای شبکه)





شکل ۵- نمونه‌ای از نحوه عملکرد شبکه برای سناریوی سوم در حالت سه رخساره‌ای

بر تعیین رخساره‌ها موثر باشد.

در دوره گردش‌های بالاتر، کم شده است که این روند نمایان‌گر آموزش صحیح شبکه و مؤید نتایج بالا است.

#### علائم و نشانه‌ها

GR: نگار پرتو گاما

NPHI: نگار تخلخل نوترون

LLD: نگار لاترولوگ بلند برد

LLS: نگار لاترولوگ کوتاه برد

PEF: نگار فوتوالکتریک

RHOZ: نگار دانسیته (چگالی)

DT: نگار صوتی

#### نتیجه‌گیری

نتایج استفاده از شبکه‌های عصبی پس انتشار خطا برای شناسایی و تعیین رخساره‌های میدان پارس جنوبی نشان داد که این شبکه‌ها به خوبی قادرند تا با دقت بالای ۸۰ درصد به مدل‌سازی رخساره‌ها اقدام کنند لذا استفاده از این روش نوین نه تنها قادر است سبب کاهش خطاهای انسانی شود بلکه می‌تواند در کاهش زمان و هزینه مترتب

## منابع

- [1] Satter A. & Thakur G.C., *Integrated petroleum reservoir management*, PennWell Publishing Company, 1994.
- [2] Bhatt A., *Reservoir properties from well logs using neural networks*, Norwegian University of Science and Technology, chap. 6, 2002.
- [3] White A.C., Molnar D., Aminian K., Mohaghegh S., Ameri S. & Esposito P., "The application of ANN for zone identification in a complex reservoir", SPE Paper 30977, SPE Eastern Regional Conference & Exhibition, Morgantown, West Virginia, USA, 1995.
- [4] Farmer R.G. & Adams S.J., "Facies recognition using neural networks", New Zealand Petroleum Conference Proceeding, 1998.
- [5] Schoenicke O., Alawi S.M., Bemani A.S., Kalam M.Z. & Varlet X.L., "Preliminary studies on using artificial neural networks to predict sedimentary facies of the Permo-Carboniferous Glacigenic Al Khlata formation", Oman, SPE Paper 53260, SPE Middle East Oil Show, Bahrain, 1999.
- [6] Bhatt A. & Helle H.B., "Determination of facies from well logs using modular neural networks", Petroleum Geosciences, Vol. 8, pp. 217-228, 2002.
- [7] Lianshuang Q. & Timothy R.C., "Neural network prediction of carbonate lithofacies from well logs, Big Bow and Sand Arroyo Creek fields, Southwest Kansas", Computer & Geosciences, Vol. 32, pp. 947-964, 2005.
- [8] Dubois M.K., Bohling G.C. & Chakrabarti S., "Comparison of four approaches to a rock facies classification problem", Computer & Geosciences, Vol. 33, pp. 599-617, 2006.
- [9] Maiti S., Tiwari R.K. & Kumpel H., "Neural network modeling and classification of lithofacies using well log data: a case study KTB borehole site", Geophysics J. Int., Vol. 169, pp. 733-746, 2007.
- [۱۰] منهایج م.ب.، مبانی شبکه‌های عصبی، دانشگاه صنعتی امیرکبیر (پلی تکنیک تهران)، ۱۳۸۷.
- [11] White A.C., Molnar D., Aminian K., Mohaghegh S., Ameri S. & Esposito P., "The application of ANN for zone identification in a complex reservoir", SPE Paper 30977, SPE Eastern Regional Conference & Exhibition, Morgantown, West Virginia, USA, 1995.
- [12] Demuth H., Beal M. & Hagan M., *Neural network toolbox 6 (Users Guide)*, The MathWorksTM, 1992-2009.
- [13] Malki H.A. & Anwar M.S., "Determination of lithofacies from well logs using unsupervised neural network model", The Technology Interface, The Electronic Journal for Engineering Technology, Vol. 5, No. 1, pp. 947-964, 2003.
- [۱۴] حسینی پاک ع.ا.، شرف‌الدین م.، تحلیل داده‌های اکتشافی، انتشارات دانشگاه تهران، ۱۳۸۰.