

پیش‌بینی نفوذپذیری از روی داده‌های چاه‌نگاری با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در یکی از مخازن کربناته جنوب ایران

بنفشه حبیبیان^{*}، مجید نبی بیدهندی^{*} و عزت‌الله کاظم‌زاده^{**}

^{*} مؤسسه ژئوفیزیک دانشگاه تهران، صندوق پستی ۱۴۱۵۵-۶۴۴۶

^{**} پژوهشگاه صنعت نفت، تهران، صندوق پستی ۱۸۷۴۵-۴۱۶۳

(دریافت مقاله: ۸۲،۷۷، پذیرش مقاله: ۸۴،۳۱۰)

چکیده

تخمین نفوذپذیری از روی داده‌های چاه‌نگاری، یک مرحله اساسی در مهندسی مخزن و ارزیابی سازند است. تحقیقی که در این‌جا عرضه می‌شود، نوعی مدل‌سازی شبکه‌های عصبی مصنوعی، به‌منظور استفاده از نگارهای چاه برای پیش‌بینی نفوذپذیری، در یکی از مخازن کربناته جنوب ایران است. در این تحقیق دو شبکه پس‌انتشار سه لایه، برای پیش‌بینی نفوذپذیری، مورد استفاده قرار گرفت. شبکه اول، نگارهای نوترون، چگالی، صوتی و پرتو گاما را به صورت ورودی به کار می‌برد؛ حال آن‌که در شبکه دوم، عمق‌های مربوط به این داده‌ها نیز به ورودی‌ها اضافه و نتایج در دو حالت مقایسه شده‌اند. بر اساس این مقایسه، مشخص شد که دقت مدل در حالت دوم بهبود قابل ملاحظه‌ای یافته است.

واژه‌های کلیدی: نفوذپذیری، شبکه عصبی مصنوعی، شبکه پس انتشار

۱ مقدمه

سالان و همکاران، ۱۹۹۵). یکی از رهیافت‌های جدید در صنعت نفت، استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی (artificial neural networks: ANN) است که قابلیت‌های بسیار زیادی دارند. توانایی شبکه‌های عصبی مصنوعی در یادگیری از راه تجربه و سپس قابلیت تعمیم‌پذیری برای حل مسائل جدید، باعث ارجحیت این روش بر سایر روش‌ها شده است (ماکیاس و همکاران، ۲۰۰۰). این شبکه‌ها قادر به پیش‌بینی پارامترهای اساسی مخزن از جمله نفوذپذیری، با استفاده از داده‌های چاه‌نگاری با دقت خوب‌اند (هله و همکاران، ۲۰۰۱؛ بات و هله، ۲۰۰۲). در این مقاله، ابتدا به مفهوم شبکه عصبی پس انتشار، بعد از آن زمین‌شناسی ناحیه مورد مطالعه، سپس نحوه تبدیل داده‌های نگار به نفوذپذیری، آنگاه طراحی شبکه نفوذپذیری و دقت آن و در نهایت نتیجه‌گیری پرداخته می‌شود.

نفوذپذیری، پارامتری بسیار مهم و شاید مهم‌ترین پارامتر مربوط به توصیف مخزن هیدروکربوری است. اما متأسفانه، به‌دست آوردن آن از سایر پارامترهای پتروفیزیکی مانند تخلخل و اشباع آب، دشوارتر است. نفوذپذیری در سنگهای طبیعی، در محدوده بسیار وسیعی از نانو داری تا سازندهای شیلی تا چندین داری در بهترین ماسه‌های مخزنی تغییر می‌کند. نفوذپذیری، معمولاً با اندازه‌گیری‌های مستقیم روی نمونه‌های مغزه یا از راه معادلات و روش‌های تجربی که نفوذپذیری را به پارامترهای به دست آمده از نگارهای چاه، مانند تخلخل و اشباع آب بازگشت نیافتنی ارتباط می‌دهند، به دست می‌آید. روش اول بسیار پرهزینه است و در روش دوم، ضرایب معادلات باید برای هر چاه به‌طور جداگانه تعیین شود و معادله به دست آمده برای یک سازند در میدان‌های دیگر نتیجه خوبی نمی‌دهد (محقق و همکاران، ۱۹۹۵؛

مقابل ورودی‌های مختلف قرار داد و خروجی مناسب تولید کند. در شبکه‌های چندلایه‌ای که با الگوریتم پس‌انتشار آموزش داده شوند، تابع تبدیل لگاریتمی زیگموئید به کار می‌رود.

$$a = \text{logsig}(n) = \frac{1}{1 + e^{-n}} \quad (1)$$

مجموعه داده‌هایی که در طراحی شبکه عصبی مورد استفاده قرار می‌گیرند، به سه بخش آموزشی، آموزشی-آزمایشی و آزمون تقسیم می‌شوند. مجموعه آموزشی برای تنظیم اتصالات بین نرون‌ها در جهت مینیم کردن خطا مورد استفاده قرار می‌گیرد. مجموعه آزمایشی برای جلوگیری از بیش از حد آموزش دیدن شبکه به کار می‌رود؛ زیرا در مرحله آموزش این امکان وجود دارد که شبکه الگوها را حفظ کند. از مجموعه آزمون که شبکه از خروجی مطلوب مربوط به آنها بی‌اطلاع است، برای برآورد قدرت تعمیم شبکه استفاده می‌شود.

۳ زمین‌شناسی منطقه

داده‌های مورد استفاده در این مقاله، متعلق به سه چاه حفاری شده در سازندهای کربناته کنگان و دالان بالایی مربوط به یک مخزن هیدروکربوری در جنوب ایران است. سازندهای کربناته کنگان و دالان با سن تریاس-پرمین در بخش‌های وسیعی از خلیج فارس به صورت سازندهای مخزنی شناخته شده‌اند. سازند دالان شامل دولومیت‌های دالان پایینی، واحد انیدریتی نار، آهک‌های دولومیتی تا دولومیت‌های دالان بالایی 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 خوبی است. اما واحد بالایی که دارای ضخامت بیشتری است، معمولاً خواص مخزنی خوبی ندارد.

۲ شبکه عصبی پس‌انتشار (back propagation: BP)

شبکه عصبی مصنوعی، سامانه‌ای متشکل از عناصر محاسباتی ساده است که این عناصر، گره یا نرون (neuron) نامیده می‌شوند و از راه اتصالات ساده به یکدیگر مربوط‌اند. شدت این اتصالات با تغییر مقادیر وزن مربوط به آنها، که پارامترهای قابل تنظیم شبکه هستند، تغییر می‌کند. شبکه پیشخور (feed forward) سه لایه که از یک لایه ورودی، یک لایه میانی و یک لایه خروجی تشکیل شده و با الگوریتم پس‌انتشار خطا آموزش دیده باشد، به دلیل این که می‌تواند هر تابع استاتیک را با دقت دلخواه تقریب بزند، در حل مسائل مورد نظر در صنعت نفت، بیشترین کاربرد را دارد. لایه‌ای ورودی، اطلاعات را در قالب مجموعه‌ای از شاخص‌ها از محیط دریافت می‌کند و آنها را به لایه میانی انتقال می‌دهد. کار پردازش اطلاعات به‌طور هم‌زمان با نرون‌های لایه میانی صورت می‌گیرد. به همین طریق لایه میانی به لایه خروجی مرتبط است. لایه خروجی، نتیجه تجزیه و تحلیل اطلاعات را دریافت می‌کند و آن‌را به تفسیری با معنی برای ابلاغ و برگشت دادن به محیط تبدیل می‌کند (بین و جوتن، ۲۰۰۰).

قانون پس‌انتشار خطا، نوعی یادگیری با ناظر و مبتنی بر اصلاح خطا است. به این معنی که مثال‌هایی از رفتار مطلوب شبکه، به شکل مجموعه‌ای از زوج داده‌های یادگیری، به شبکه اعمال می‌شوند. پس از اعمال یک ورودی به شبکه، در لایه خروجی، خروجی شبکه با پاسخ مطلوب مقایسه می‌شود، و خطا به دست می‌آید. آنگاه پارامترهای شبکه بر اساس خطای محاسبه شده تنظیم می‌شوند. این روند تا وقتی که خطا مینیم شود و شبکه به خروجی قابل قبولی برسد، ادامه می‌یابد. به این ترتیب شبکه با در اختیار داشتن مثال‌ها یا الگوها، قوانین کلی حاکم بر آنها را فرا می‌گیرد و برای تخمین تابعی خاص آموزش می‌بیند. سپس شبکه آموزش دیده را می‌توان در

۴ تبدیل داده‌های نگار به نفوذپذیری

نفوذپذیری، تابع پیچیده‌ای از چندین فاکتور مانند پارامترهای بافتی (اندازه دانه و توزیع آن)، ترکیب سیال درون حفره، تخلخل و اشباع آب بازگشت نیافتنی است. معادلات تجربی متعددی، نفوذپذیری را به پارامترهای به دست آمده از نگارهای چاه مربوط می‌کنند. یکی از معتبرترین آنها، رابطه کوزنی-کارمن (Kozeny-Carman) است که به شکل زیر بیان می‌شود (بات و هله، ۲۰۰۲).

$$k = B \frac{\phi^3 d^2}{\tau} \quad (2)$$

که در آن B فاکتور هندسی، ϕ تخلخل، d شاخص دانه‌بندی و قطر حفره و τ ضریب پیچاپیچی (tortuosity) است. ضمناً d با حجم رس موجود در سازند مرتبط است. تخلخل از نگارهای نوترون، چگالی و صوتی و یا ترکیبی از آنها به دست می‌آید و حجم رس سازند را نگار پرتو گاما تعیین می‌کند. به این ترتیب بر اساس معادله (۲) می‌توانیم نفوذپذیری را به شکل تابعی از تخلخل و حجم رس مدل کنیم.

۵ طراحی شبکه نفوذپذیری و بررسی دقت پیش‌بینی آن

بر اساس معادله کوزنی-کارمن، در طراحی شبکه نفوذپذیری از نگارهای چگالی، صوتی، نوترون و پرتو گاما درحکم ورودی استفاده می‌کنیم (روش هله و همکاران، ۲۰۰۱). از داده‌های نفوذپذیری مغزه هم به صورت خروجی‌های مطلوب برای آموزش شبکه استفاده شده است. با توجه به این که داده‌های نگارها مربوط به عمق‌هایی متفاوت با عمق‌های مغزه‌گیری هستند، با استفاده از درون‌یابی، داده‌های نفوذپذیری در عمق‌های مربوط به نگارها که خود منشأ ایجاد خطا در آموزش شبکه است به دست آمد. از داده‌های دو چاه مربوط به سازندهای کربناته کنگان و دالان، برای طراحی شبکه

استفاده شده و مراحل آزمایش و آزمون شبکه با استفاده از ترکیب داده‌های چاه‌های ۱ و ۲ صورت گرفته است. برنامه‌نویسی نهایی با استفاده از دستوراتی که به صورت پیش‌برنامه در نرم‌افزار MATLAB موجود است، انجام می‌شود. 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 به طور تصادفی در بازه کوچکی انتخاب شده و سپس با اجرای این برنامه‌ها شبکه با داده‌های آموزشی آموزش می‌بیند و پارامترهای تنظیم شده نهایی را در اختیار ما قرار می‌دهد. این که چه تعداد الگو برای آموزش شبکه کافی است و آیا حد آستانه‌ای وجود دارد که با داده‌های پایین تر از آن شبکه کارا نباشد، جواب روشنی ندارد و به پیچیدگی مسئله و کیفیت داده‌ها بستگی می‌یابد. در این جا با افزایش تدریجی تعداد الگوها، شبکه با تعداد تقریباً ۳۰۰ الگو به حالت مناسب رسید. 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 اولین شبکه‌ای که به کار می‌رود، دارای چهار نرون ورودی (نگارهای صوتی، چگالی، نوترون و پرتو گاما)، سیزده نرون میانی و یک نرون خروجی (نفوذپذیری) 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 دوم 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 می‌کند و قابلیت تعمیم‌پذیری ندارد. شکل ۱ منحنی میانگین مربعات

نفوذپذیری پیش‌بینی شده با شبکه را در مرحلهٔ آزمون شبکه برای ترکیب داده‌های چاه‌های ۱ و ۲ و استفاده از شبکهٔ دارای پنج نرون ورودی نشان می‌دهد. بر اساس این شکل‌ها، ضرایب همبستگی با استفاده از شبکهٔ دارای پنج نرون ورودی در همهٔ مراحل نسبت به شبکهٔ دارای چهار نرون ورودی افزایش یافته است.

در مرحله بعد شبکه طراحی شده با داده‌های چاه‌های ۱ و ۲ برای چاه سوم مورد آزمون قرار می‌گیرد. شکل ۹ همبستگی بین نفوذپذیری مغزه و نفوذپذیری شبکهٔ دارای چهار نرون ورودی را برای چاه شماره ۳ نشان می‌دهد. شکل ۱۰ همبستگی بین نفوذپذیری مغزه و نفوذپذیری شبکهٔ دارای پنج نرون ورودی را برای چاه شماره ۳ نمایش می‌دهد. شکل ۱۱ هم نشانگر مقایسه بین منحنی‌های لگاریتم نفوذپذیری مغزه و لگاریتم نفوذپذیری شبکه‌های طراحی شده با چهار نرون ورودی (a) و با پنج نرون ورودی (b) بر حسب عمق برای چاه شماره ۳ است. بنابراین شبکه‌ای که عمق را نیز به همراه داده‌های نگارها در بر بگیرد، نفوذپذیری را با دقت بیشتری پیش‌بینی می‌کند. همچنین برخلاف روش‌های معمول تخمین نفوذپذیری، شبکه ایجاد شده برای یک یا دو چاه در یک سازند، می‌تواند برای پیش‌بینی نفوذپذیری در چاه‌های دیگر آن سازند نیز به کار رود، بدون این که نیاز به داشتن اطلاعات قبلی از سنگ‌شناسی سازند باشد.

۶ نتیجه‌گیری

روش شبکه‌های عصبی مصنوعی نیازی به مدل پیچیدهٔ ریاضی ندارد. مهم‌ترین مسئله در استفاده از این روش، انتخاب مناسب الگوهای آموزشی است. همچنین در روش شبکه‌های عصبی مصنوعی نیاز به هیچ دانش قبلی از ماده سنگ و نوع سیال پرکنندهٔ حفره ندارد، لکن از آنجا که نرون‌های لایهٔ ورودی تابعی از عوامل مؤثر بر خروجی‌اند، باید در گزینش متغیرهای ورودی مانند نگارهای صوتی،

خطا بر حسب تعداد تکرار را برای ترکیب داده‌های چاه‌های ۱ و ۲ و استفاده از شبکه دارای چهار نرون ورودی، نشان می‌دهد. بعد از چندین تکرار شبکه به مینیمم خطا می‌رسد، 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. شکل ۲ همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری مغزه و لگاریتم نفوذپذیری پیش‌بینی شده با شبکه را در مرحلهٔ آموزش شبکه، شکل ۳ همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری مغزه و لگاریتم نفوذپذیری پیش‌بینی شده با شبکه را در مرحلهٔ آزمایش شبکه و شکل ۴ همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری مغزه و لگاریتم نفوذپذیری پیش‌بینی شده با شبکه را در مرحلهٔ آزمون شبکه برای ترکیب داده‌های چاه‌های ۱ و ۲ و استفاده از شبکهٔ دارای چهار نرون ورودی نشان می‌دهد.

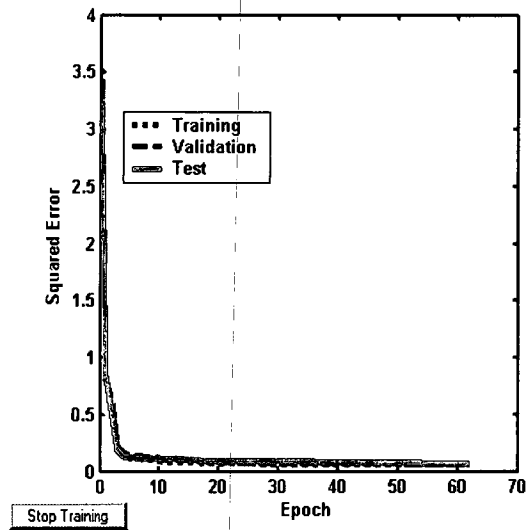
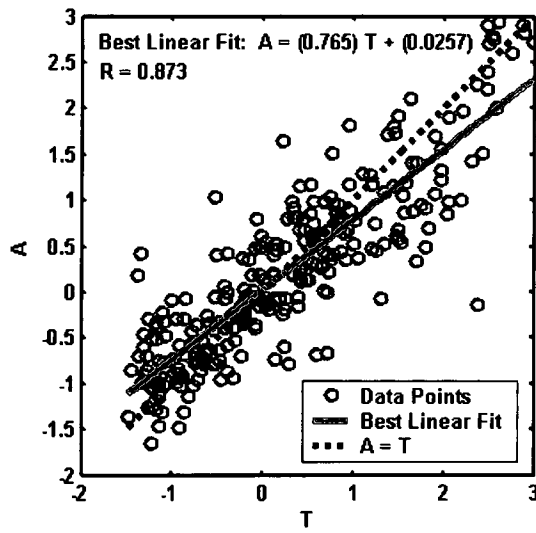
اما نفوذپذیری، تابع عمق نیز هست به طوری که با افزایش عمق و بنابراین فشار، ممکن است بعضی از فضاها حفره‌ها بسته شود و نفوذپذیری کاهش یابد. با اضافه کردن پارامتر عمق به چهار نگار فوق، یعنی با استفاده از شبکه‌ای شامل پنج نرون ورودی، پانزده نرون میانی و یک نرون خروجی، ضرایب همبستگی بالاتر و نتایج دقیق‌تری به دست می‌آید. شکل ۵ منحنی میانگین مربعات خطا بر حسب سیکل را (هر سیکل شامل چندین تکرار به تعداد الگوهای به کار رفته است) برای ترکیب داده‌های چاه‌های ۱ و ۲ و استفاده از شبکهٔ دارای پنج نرون ورودی نشان می‌دهد که نسبت به شکل ۱، خطا به مقدار کمتری همگرا شده است. شکل ۶ همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری مغزه و لگاریتم نفوذپذیری پیش‌بینی شده با شبکه را در مرحله آموزش شبکه، شکل ۷ همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری مغزه و لگاریتم نفوذپذیری پیش‌بینی شده با شبکه را در مرحله آزمایش شبکه و شکل ۸ همبستگی بین لگاریتم نفوذپذیری مغزه و لگاریتم

- Bhatt, A., and Helle, H. B., 2002, Committee neural networks for porosity and permeability prediction from well logs: *Geophys. Prosp.*, **50**, 645-660.
- Helle, H. B., Bhatt, A., and Ursin, B., 2001, Porosity and permeability prediction from wireline logs using artificial neural networks: a North Sea case study: *Geophys. Prosp.*, **49**, 431-444.
- Salan, B., Mohaghegh, S., and Ameri, S., 1995, Permeability determination from well log data: A comparative study, model development. *Society of Petroleum Engineers: SPE 30978*.
- Macias, C. C., Sen, M. K., and Stoffa P. L., 2000, Artificial neural networks for parameter estimation in geophysics: *Geophys. Prosp.*, **48**, 21-27.
- Mohaghegh, S., Salan, B., and Ameri, S., 1995, Accurate permeability predictions, the touchstone of all models. *Society of Petroleum Engineers: SPE 30979*.

چگالی و نظایر آن طوری عمل نمود که اکثر عوامل مؤثر بر خروجی را که در این جا نفوذپذیری است در بر داشته باشد. به دلیل پیچیدگی ذاتی نفوذپذیری که تابع عوامل بسیار زیادی است، انتظار رسیدن به نتایج ایدئال (نتایجی مانند پیش‌بینی تخلخل با استفاده از شبکه عصبی) را نداریم. ولی با در نظر گرفتن عمق در شبکه دوم، بهبود قابل ملاحظه‌ای نسبت به شبکه اول در نتایج ایجاد می‌شود و دقت پیش‌بینی شبکه افزایش می‌یابد. از آن‌جایی که داده‌های عمق در هر حال موجودند و هیچ هزینه و یا اقدام اضافی را ایجاد نمی‌کنند، منطقی است که در استفاده از شبکه عصبی برای محاسبه نفوذپذیری، عامل عمق را نیز وارد کرده و به نتایج مطمئن‌تری برسیم.

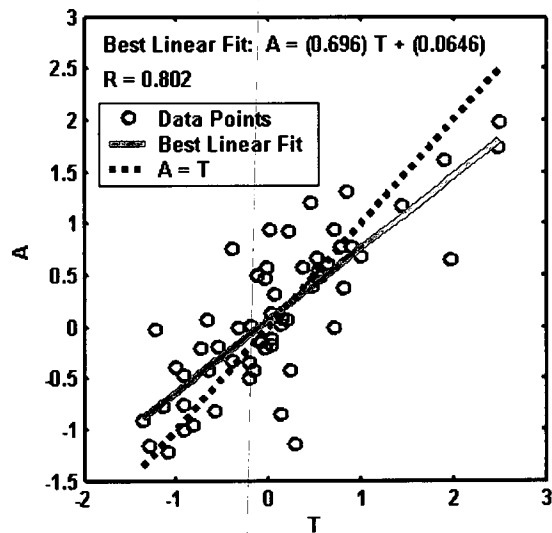
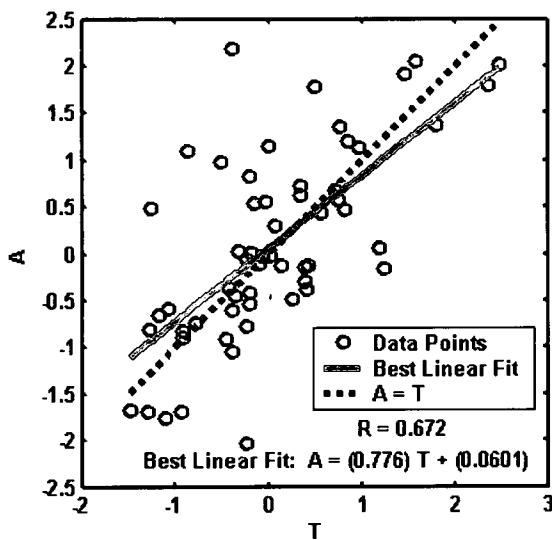
منابع

- Bean, M., and Jutten. C., 2000, Neural networks in geophysical applications: *Geophys.*, **65**, 1032-1047.



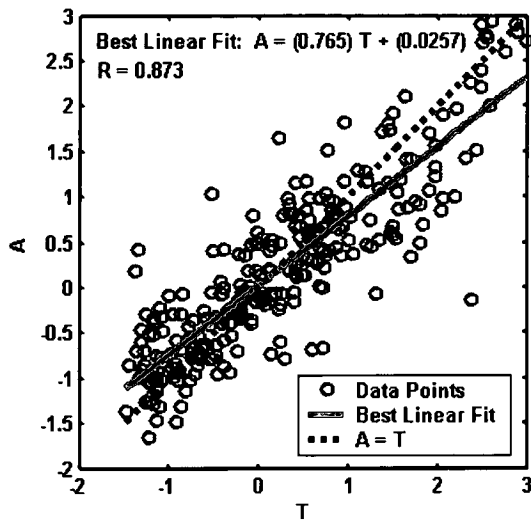
شکل ۲. همبستگی بین نفوذپذیری شبکه و نفوذپذیری مغزه در مرحله آموزش با استفاده از شبکه دارای چهار نرون ورودی برای ترکیب داده‌های چاه‌های ۱ و ۲ (A) لگاریتم نفوذ پذیری شبکه و T لگاریتم نفوذپذیری مغزه است.

شکل ۱. میانگین مربعات خطا بر حسب سیکل با استفاده از شبکه دارای چهار نرون ورودی برای ترکیب داده‌های چاه‌های ۱ و ۲.

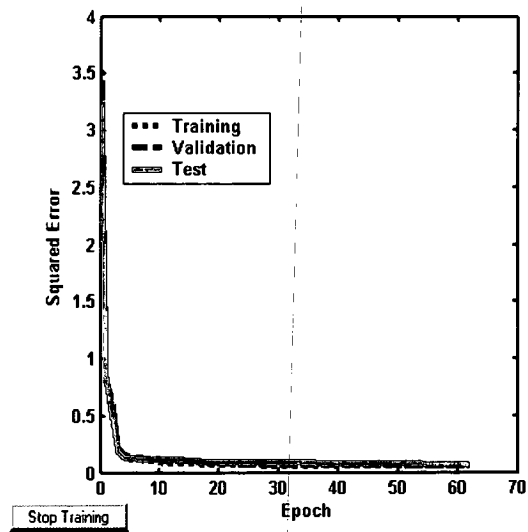


شکل ۴. همبستگی بین نفوذپذیری شبکه و نفوذپذیری مغزه در مرحله آزمون با استفاده از شبکه دارای چهار نرون ورودی برای ترکیب داده‌های چاه‌های ۱ و ۲ (A) لگاریتم نفوذپذیری شبکه و T لگاریتم نفوذپذیری مغزه است.

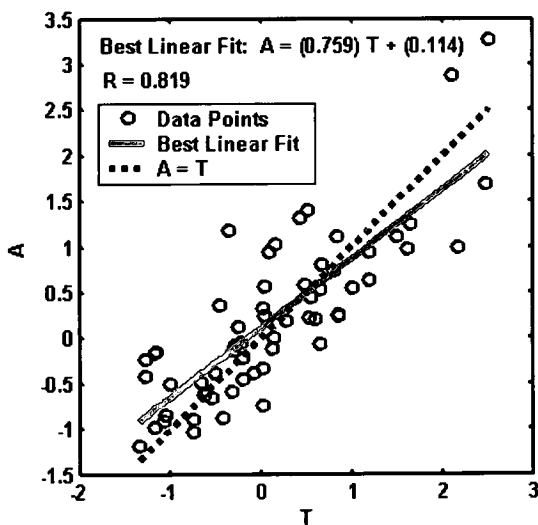
شکل ۳. همبستگی بین نفوذپذیری شبکه و نفوذپذیری مغزه در مرحله آزمایش با استفاده از شبکه دارای چهار نرون ورودی برای ترکیب داده‌های چاه‌های ۱ و ۲ (A) لگاریتم نفوذپذیری شبکه و T لگاریتم نفوذپذیری مغزه است.



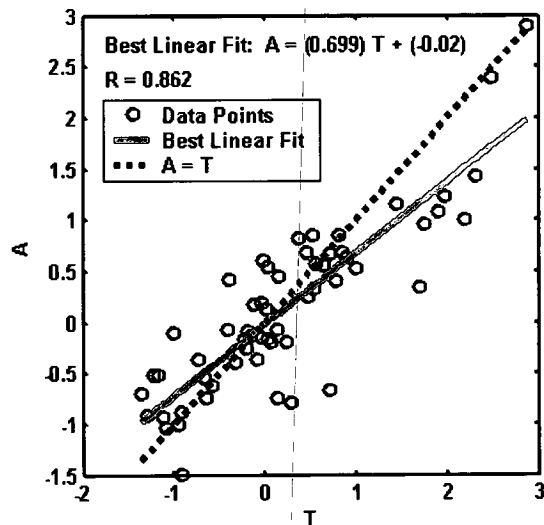
شکل ۶. همبستگی بین نفوذپذیری شبکه و نفوذپذیری مغزه در مرحله آموزش با استفاده از شبکه دارای پنج نرون ورودی برای ترکیب داده‌های چاه‌های ۱ و ۲ (A) لگاریتم نفوذپذیری شبکه و T لگاریتم نفوذپذیری مغزه است.



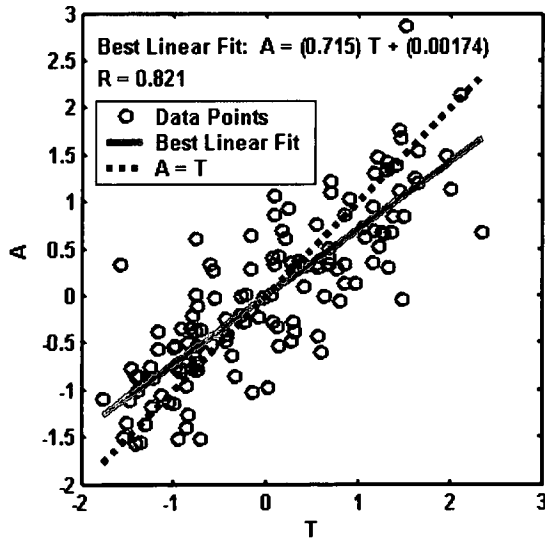
شکل ۵. میانگین مربعات خطا بر حسب سیکل با استفاده از شبکه دارای پنج نرون ورودی برای ترکیب داده‌های چاه‌های ۱ و ۲.



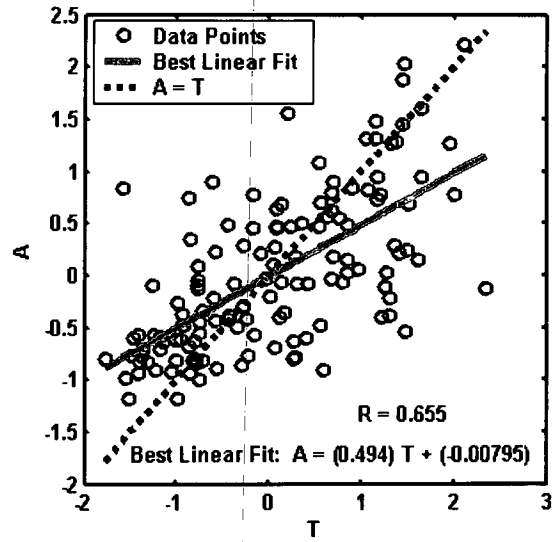
شکل ۸. همبستگی بین نفوذپذیری شبکه و نفوذپذیری مغزه در مرحله آزمون با استفاده از شبکه دارای پنج نرون ورودی برای ترکیب داده‌های چاه‌های ۱ و ۲ (A) لگاریتم نفوذپذیری شبکه و T لگاریتم نفوذپذیری مغزه است.



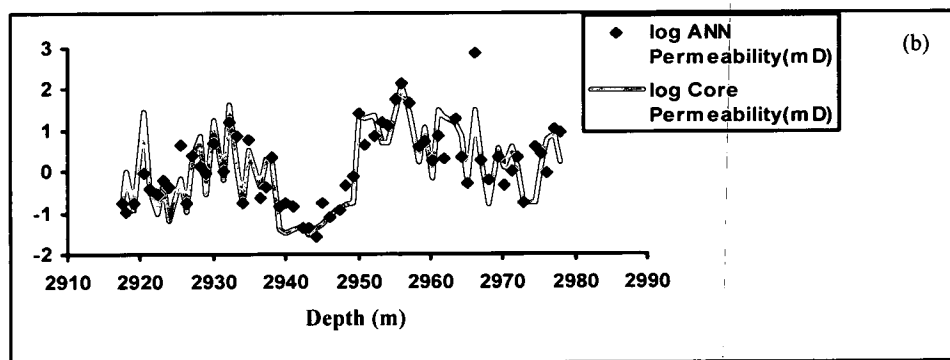
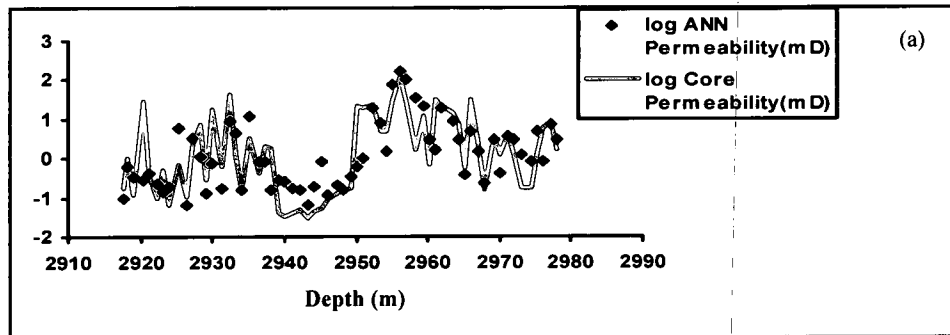
شکل ۷. همبستگی بین نفوذپذیری شبکه و نفوذپذیری مغزه در مرحله آزمایش با استفاده از شبکه دارای پنج نرون ورودی برای ترکیب داده‌های چاه‌های ۱ و ۲ (A) لگاریتم نفوذپذیری شبکه و T لگاریتم نفوذپذیری مغزه است.



شکل ۱۰. همبستگی بین نفوذپذیری شبکه و نفوذپذیری مغزه برای چاه شماره ۳ با استفاده از شبکه دارای پنج نرون ورودی ایجاد شده با ترکیب داده‌های چاه‌های ۱ و ۲ (A) لگاریتم نفوذپذیری شبکه و T لگاریتم نفوذپذیری مغزه است).



شکل ۹. همبستگی بین نفوذپذیری شبکه و نفوذپذیری مغزه برای چاه شماره ۳ با استفاده از شبکه دارای چهار نرون ورودی ایجاد شده با ترکیب داده‌های چاه‌های ۱ و ۲ (A) لگاریتم نفوذپذیری شبکه و T لگاریتم نفوذپذیری مغزه است).



شکل ۱۱. مقایسه بین منحنی‌های لگاریتم نفوذپذیری مغزه و لگاریتم نفوذپذیری شبکه طراحی شده با چهار نرون ورودی (a) و با پنج نرون ورودی (b) بر حسب عمق برای چاه شماره ۳.