Archive of SID

مجموعه مقالات سومین کنفرانس ملی مهندسی مخازن هیدروکربوری و صنایع بالادستی
تهران، ۲۹ خرداد ماه ۱۳۹۳ مجری: هم اندیشان انرژی کیمیا
تلفن: ۸۸۶۷۱۶۷۶ - ۰۲۱ www.Reservoir.ir

تخمین مدت زمان عبور امواج صوتی بوسیله شبکه عصبی با استفاده از نمودارهای پتروفیزیکی

نوشین پارسی[۱]، هدی مشایخی[۲]، علی کمایی[۳]
دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم تحقیقات شاهرود
(parsi.noushin@gmail.com)

چکیده

بهره برداری صحیح از مخازن هیدروکربوری مستلزم بررسی دقیق رفتار مخزن و سیالات موجود در آن است. در دنیای امروز نفت حرف اول اقتصاد را میزند و هر کشوری که در حوزه نفت و گاز بتواند پیشرفت داشته باشد میتواند بر جهان اقتصاد حکمرانی نماید. پیش بینی عملکرد یک میدان برای توسعه آن ضروری می باشد. از طرفی پیش بینی عملکرد یک میدان نیازمند توصیف دقیق رفتار مخازن یک میدان می باشد. زمینه های مطالعاتی در حوزه نفت و گاز شناسایی نقاط نفت خیز، تعیین بهترین نوع حفاری، مشخص نمودن بهترین نقاط جهت حفاریهای نفتی، کاهش انحراف مسیر چاهها، جلوگیری از هرزروی سیال، جلوگیری از گیر کردن لوله حفاری و غیره می باشد. در تعیین نوع گروه سنگی مخزن سه فاکتور لیتولوژی، هندسه فضاهای خالی و میزان تخلخل و تراوایی اهمیت بیشتری دارند، مغزه های نفتی منبع اصلی تهیه اطلاعات مورد نیاز است. تهیه مغزه های نفتی بسار پر هزینه بوده و لذا تعداد معدودی از چاههای هر میدان را به این روش میتوان بررسی نمود. این در حالی است که از همه چاههای یک میدان لاگهای پتروفیزیکی تهیه گردیده که امکان بررسی جامعتری را فراهم میکنند. استفاده از هوش مصنوعی یکی از روشهای نوین در شبیه سازی میدانها و چاههای نفتی می باشد که تکنولوژی جدیدی در راهبرد توسعه علمی صنعت نفت می باشد که از هدر رفت زمان و هزینه جلوگیری می کند. با استفاده از تکنیک های هوش مصنوعی، نه تنها می توان چاه مورد نظر را مکان یابی کرد بلکه مشکلات حفاری نظیر هرزروی سیال، ریزش دیواره چاه ، گیرکردن لوله حفاری، مسیر حفاری و غیره نیز تعدیل می شوند. در این مقاله با استفاده از شبکه های عصبی روشی برای تخمین مدت زمان عبور امواج طولی در چاهها، با اتکا به داده های موجود چاههای دیگر، پیشنهاد می کنیم. روش پیشنهادی می تواند جایگزین هزینه های اندازه گیری واقعی مدت زمان عبور امواج طولی در چاهها باشد. برای تخمین مدت زمان عبور امواج طولی از داده های پتروفیزیکی موجود چاهها در میدان مارون استفاده شده است. در آزمایشات انجام شده، روش پیشنهادی دقت مناسبی را برای تخمین زمان عبور امواج طولی ارائه می کند.

واژه‌های کلیدی: نمودارهای پتروفیزیک، هوش مصنوعی، شبکه عصبی، موج طولی، مارون، نفت

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم تحقیقات شاهرود، گروه مهندسی کامپیوتر
۲- استاد یار دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه شاهرود
۲- کارشناس ارشد، مهندس نفت شرکت بهره برداری نفت و گاز آغاجاری

www.SID.ir

Archive of SID

۱- مقدمه

هوش مصنوعی را می توان به صورت مجموعه ای از ابزارهای تحلیلی جدید که سعی در شبیه سازی زندگی دارند را تعریف کرد[۳]. هوش مصنوعی، شاخه‌ای از علم کامپیوتر است که ملزومات محاسباتی اعمالی همچون ادراک، استدلال و یادگیری را بررسی کرده و سیستمی جهت انجام چنین اعمالی ارائه می‌دهد و از آنجایی که شبکه های عصبی مصنوعی الگویی برای پردازش اطلاعات می باشند که با تقلید از شبکه های عصبی بیولوژیکی مثل مغز انسان ساخته شده اند، که پردازش با کمک تعداد زیادی عناصر (نرون) مرتبط با ارتباطات قوی که تعداد پیوندهای کمتری نسبت به نرون های طبیعی دارند، تشکیل شده اند. در واقع ساختار هر شبکه عصبی با توجه به داده های ورودی و نحوه ارتباط بین نرون ها و همچنین روش آموزش شبکه و مقدار وزن رابط ها و نوع تابع تحریک با دیگری متفاوت است.

امروزه در هر زمینه علمی می توان کاربردهای هوش مصنوعی را دید، هوش مصنوعی تنها به ساخت روبات ها، بازی شطرنج، فیلم های تخیلی، تسلیحات نظامی و غیره محدود نمی شود بلکه امروزه نقشهای بیشتر و بنیادی تری داشته و توانسته در علومی همچون پردازش زبان طبیعی، سیستم های خبره، سیستم های عصبی، تشخیص بیماریها، مترو، بازارهای مالی و بورس نفوذ کرده و در این بین صنعت نفت و بخصوص صنعت حفاری چاه های نفت و گاز از این دانش بی بهره نمانده است. در صنعت حفاری می توان جهت حل مسائلی چون تخمین نمودارهای مختلف، جلوگیری از هرز روی سیال، جلوگیری از گیر کردن لوله های حفاری، شبیه سازی چاه و غیره استفاده شده است[۷].

توصیف عملکرد و رفتار یک مخزن به تنهایی بیانگر توان تولید و یا تزریق آن می باشد که ابزارها و روشهای متفاوتی برای بررسی این عملکرد وجود دارد. مدیریت صحیح مخازن هیدروکربوری با دانش صحیح و تصویری واقعی و دقیق از خصوصیات مخزن امکان پذیر است که این امر در گرو داشتن اطلاعات دقیق از مخزن بوسیله نمودارهای پتروفیزیکی می باشد[۶]. با توجه به اینکه نمودارهای پتروفیزیکی را در تمام عمر چاه نمی توان گرفت و فقط در زمان حفاری و بعضاً در زمان تولید برای بدست آورن اطلاعات مورد نیاز حفاری چاه مورد نظر انجام میشود لذا صرفه جویی در گرفتن بعضی از این نمودارها (لاگها) که بسا هزینه های زیادی در بر دارد کمک شایانی به صنعت نفت کشور می کند[۱]. نمودارهای نوترون ، گاما ، چگالی و قطرسنج بعنوان اصلی ترین نمودارهای ما در این مقاله می باشند.

بخش اعظم فعالیتهای نمودارگیری به تعبیر و تفسیر اطلاعات حاصل از نمودارهای چاه پیمایی معطوف می شود. تعیین و پیش بینی خصوصیات پتروفیزیکی چاههای نفتی در پیشبرد سریعتر و صرفه جویی ارزی و زمانی تاثیر بسیار زیادی دارد تا جایی که شرکتهای بزرگ نفتی دنیا در رسیدن به این مهم تلاش فراوانی میکنند و هر شرکتی که بتواند عملکرد یک مخزن را بهتر توصیف کند قدرتمندتر است. حفاری های آزمایشی ضریب خطای بالایی دارد که هزینه زیادی رادر بر خواهد داشت، لذا اگر بتوان این ضریب خطا را به حداقل رساند میزان بهره دهی و ارزآوری بیشتری حاصل میگردد که شبکه عصبی یکی از تکنیکهای روز دنیا در رسیدن به این امر است. در این تحقیق سعی شده است با استفاده از شبکه عصبی که یکی شاخه های هوش مصنوعی است به تخمین مدت زمان عبور امواج صوتی بپردازیم که نتایج حاصل از این تحقیق بسیار خوب بوده و دقت بالایی را به همراه داشته است.

۲- روش پیشنهادی

برای مدل سازی مدت زمان عبور موج طولی به نمودار های داده های پتروفیزیکی نظیر قطر سنج (CALI)، نوترون (NPHI) ،که این دو داده عاملی از سنگ سازند را برداشت و ثبت می کنند و نیز داده های چگالی (RHOB)، گاما (GR)، که ابتدا سوند سازند را تحریک کرده و سپس نتیجه را از سازند دریافت و ثبت می کند[۸]، به عنوان ورودی شبکه نیاز داریم تا

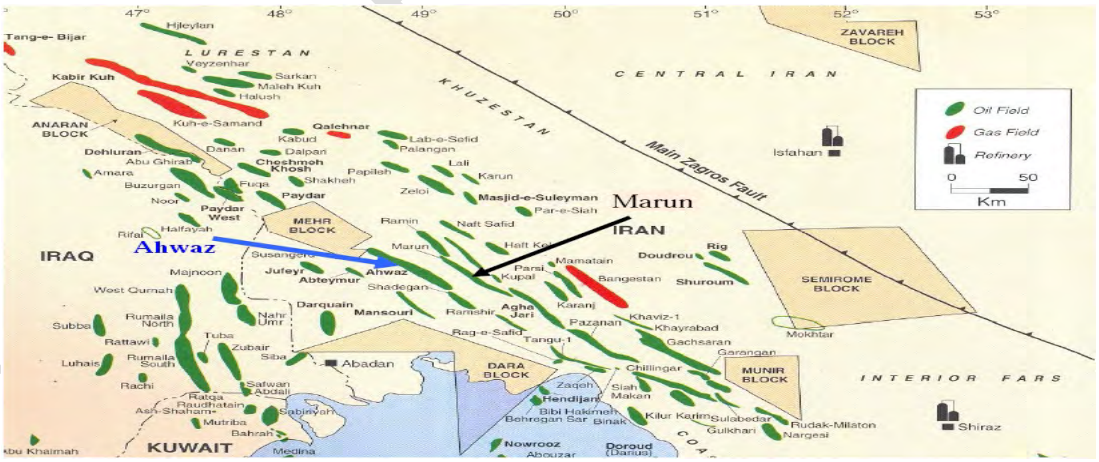
www.SID.ir

Archive of SID

بتوان با کمک شبکه عصبی محیط پیرامون چاه را شبیه سازی کرد. شبکه عصبی مدت زمان عبور امواج صوتی(DT) را به عنوان خروجی نهایی نشان دهد. اندازه گیری زمان عبور امواج صوتی عمدتاً در تعیین تخلخل مخزن ها بکار می رود که سرعت امواج صوتی به صورت میکروثانیه بر فوت اندازه گیری می شود. ثبت نمودار صوتی با توجه به اینکه باید بسیار دقیق و در محیطی با شرایط خاص اندازه گیری شود کار بسیار پرهزینه و زمانبری می باشد، به همین منظور با کمک روش پیشنهادی این مقاله تلاش می کنیم ثبت دقیق تر و مقرون به صرفه تری داشته باشیم. در این روش ابتدا براساس ورودی های چاه اول شبکه را آموزش می دهیم و سپس ورودی های چاه دوم را به شبکه شبیه سازی شده وارد می کنیم تا هدف را برای ما مشخص کند در نهایت نتایج واقعی را با نتایج شبیه سازی شده مقایسه می کنیم.

۱-۲ معرفی میدان مورد مطالعه

مخزن مارون در شمال شرقی شهر اهواز، همجوار با میادین کوپال از شمال و آغاجاری از شرق می باشد. بطور کلی این میدان در قسمت شرقی حوضه عظیم فرو افتادگی دزفول قرار دارد. میدان مارون به اروند شمال غربی – جنوب شرقی در قسمت غربی تا مرکزی و روند شمال شرقی – جنوب غربی در قسمت انتهای شرقی امتداد یافته و دارای ۶۵ کیلومتر طول و بطور متوسط ۷ کیلومتر عرض می باشد . فاصله بین ستیغ مخزن و عمیقترین سطح آب و نفت سازند آسماری در حدود ۲۰۰۰ متر می باشد. سازند آسماری در میدان مارون، بین ۹۵۰ تا ۱۱۵۰ فوت ضخامت دارد و در حقیقت از یک توالی ماسه سنگ ، کربناته – دولومیت تشکیل شده است. تخلخل متوسط منطقه نفتی دولومیتی ۱۳٪ و تراوایی متوسط آن ۱۰ میلی دارسی برآورد شده است. تخلخل و تراوایی بخش ماسه سنگی این مخزن به ترتیب ۱۶ ٪ و ۶۰۰ میلی دارسی می باشد. نفت آسماری جزء نفتهای آسفالتی و با **API** بین ۳۰ تا ۳۸ می باشد. نمودارهای نوترون ، چگالی ، قطرسنج ، گاما و صوتی از مهمترین نمودارهایی هستند به کمک هوش مصنوعی میتوانند راهگشای بسیاری از مشکلات صنعت حفاری باشند[۲].



شکل ۱ - نقشه موقعیت جغرافیایی میدان مارون در نواحی نفتخیز جنوب

در این مقاله از اطلاعات دو چاه از چاههای میدان مارون استفاده شده است که به اختصار با علائم A و B در این مقاله معرفی شده اند.

۲-۲ آموزش شبکه عصبی

www.SID.ir

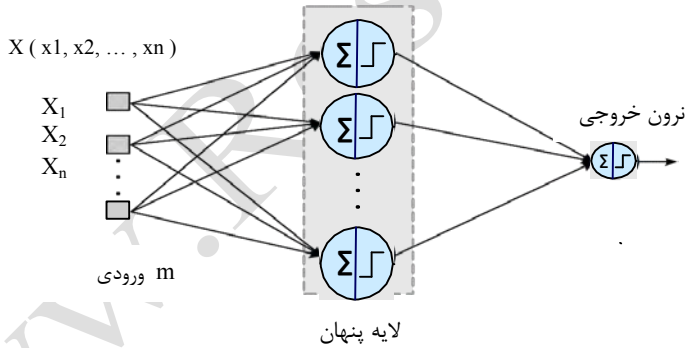
Archive of SID

هر شبکه عصبی سه مرحله آموزش، اعتبار سنجی و اجرا را پشت سر می گذارد. اتصال بین نرون ها وزن هایی دارند که به آنها نسبت داده می شوند که در واقع نشان‌دهندهٔ اطلاعات مورد نیاز شبکه برای حل مسئله است که در واقع همان آموزش دادن شبکه می شود. در یک شبکهٔ عصبی بدنه هر نرون از دو بخش تشکیل می شود، بخش اول را تابع ترکیب می گویند. وظیفه تابع ترکیب این است که تمام ورودی ها را ترکیب و یک عدد تولید می کند. در بخش دوم سلول تابع انتقال قرار دارد که به آن تابع تحریک نیز می گویند. عموماً هر نرون پاسخ خود را به نرون یا نرون‌های دیگر واگذار می نماید. وقتی ورودی های ترکیب شده به حد آستانه ای خاصی برسند، سلول عصبی تحریک شده و سیگنال خروجی تولید می کند. این خروجی به نحوه ی عملکرد تابع فعال ساز و به ورودی ها بستگی دارد. سیگنال ورودی به شبکه بوسیله تمام شبکه پردازش می شود و یک خروجی تولید می گردد. با مقایسه جواب خروجی شبکه با مقدار مطلوب مورد نظر بردار خطا محاسبه شده و این بردار با استفاده از الگوریتم های مختلف از آخر به سمت ابتدای شبکه پخش شده، به طوری که درسیکل بعد خطا کاهش یابد.

۳-۲ نحوه کار شبکه عصبی

ورودیها به شکل بردار $X (x1, x2, \dots , xn)$ هستند و هر ورودی توسط یک وزن به گره مربوط می شود.(شکل۲) در نهایت، گروه ی از وزنها به شکل بردار وزنی $W (w1, w2, \dots , wn)$ به گره مورد نظر مرتبط می گردند, w1وزن ارتباطی از گره لایه پیشین به لایه مزبور را نشان می دهد. عموماً هر نرون پاسخ خود را به نرون یا نرون‌های دیگر ارسال می‌دارد. خروجی گره که Y نامیده می شود طبق رابطه (۱) محاسبه می شود.

$$Y=f(x.w+b)$$ (رابطه۱)



شکل۲ : مدل سلول عصبی چند ورودی

در این رابطه x داده های ورودی, w بردار وزن و b مقدار آستانه یا بایاس می باشند. درون هر گره، پردازشگر تابع تبدیل گر تولید کننده خروجی های آن گره به شمار می رود .یکی از مهم ترین و پرکاربردترین توابع تبدیلگر، تابع سیگموئید می باشد، که به صورت رابطه (۲) بیان می شود.

$$F(X)=\frac{1}{1+exp^{(-tn)}}$$ (رابطه ۲)

پس از آنکه ورودی ها با یکدیگر ترکیب شدند، سیگنال حاصل به واحد دیگری که در آن تابع انتقال به سیگنال اعمال می شود، هدایت می شود که خروجی این بخش، سیگنال ها ی حقیقی خواهند بود[۱۰].

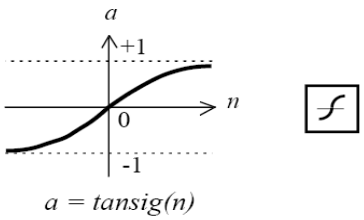
در یک شبکه چند لایه، هر لایه ماتریس وزن ویژه ، بردار بایاس ، یک بردار ورودی مربوط به خود و یک بردار خروجی ویژه خود را دارد .لایه های مختلف می توانند تعداد نرون های متفاوتی داشته باشند .به جز لایه ورودی و لایه خروجی مابقی

www.SID.ir

Archive of SID

به عنوان لایه های پنهان نامیده می شوند[۹]. شبکه های چند لایه قدرتمند تر از شبکه های تک لایه هستند، در این شبکه که براساس سعی و خطا بهترین ساختار را ۵ لایه درنظر گرفته شامل : لایه اول ۳۰ نرون، لایه دوم ۱۰ نرون، لایه سوم ۵ نرون، لایه چهارم ۲ نرون، لایه پنجم ۱ نرون، می باشد.

در شبکه‌های چند لایه اغلب از تابع تبدیل سیگموئید، تانژانت هیپربولیک و گاهی اوقات از تابع تبدیل خطی در شبکه‌های عصبی استفاده می‌شود که در این مقاله ما از تابعtansig (شکل۳) استفاده کرده ایم.



Tan-Sigmoid Transfer Function

tansig(n) = 2/(1+exp(-2n))-1

شکل ۳- نمودار tansig

۲-۴ مدل شبکه عصبی

مدل شبکه عصبی می تواند یکی از سه مدل زیر باشد: مدل یک ورودی ، مدل چند ورودی – یک خروجی ، مدل چند ورودی و چند خروجی، در این مقاله از مدل چند ورودی – یک خروجی استفاده شده است.

از قانون پس انتشار خطا برای آموزش شبکه های عصبی چندلایه پیش خور[1] استفاده می شود. در الگوریتم پس انتشار در هر مرحله مقدار خروجی محاسبه شدهٔ جدید، با مقدار واقعی مقایسه شده، و با توجه به خطای بدست آمده به اصلاح وز نها و بایاسهای شبکه پرداخته می شود .به نحوی که در انتهای هر تکرار (مسیر) اندازه خطای حاصله کمتر از میزان بدست آمده در تکرار قبلی باشد .اساس این کمینه سازی، حرکت بر روی بردار گرادیان تابع مربعات خطای شبکه می باشد، که این بردار نیز به نوبه خود بوسیله مشتق گیری زنجیره ای از تابع خطا نسبت به تک تک پارامترهای شبکه بدست می آید. در این مقاله نوع شبکه Feed-forward backprop می باشد.

۲-۵ انواع آموزش

دو نوع آموزش جزئی و دسته‌ای را می‌توان در نظر گرفت. آموزش دسته‌ای را می‌توان با استفاده از تطابق[2] یا آموزش[3] انجام داد. عموماً آموزش به دلیل آنکه به الگوریتمهای آموزشی نزدیکی بیشتری دارد، عملکرد بهتری نشان می‌دهد. آموزش جزئی فقط با adapt قابل انجام میباشد. در این مقاله الگوریتم لونبرگ – مارکودت trainlm به عنوان بهترین الگوریتم آموزش انتخاب شده است که کمترین خطای موجود را بوجود می آورد. مشابه روشهای شبه نیوتن، الگوریتم لونبرگ-مارکودت برای تقریب سریع مرتبه دوم، بدون محاسبه ماتریس هسیان طراحی شده است.

در این شبکه تابع آموزش trainLM و learning function: learn GDM و adoption و همچنین performance function = MSE در نظر گرفته شده است.

[1] feed forward
[2] adapt
[3] train

www.SID.ir

Archive of SID

از میان روش های مختلف آموزش به روش پس انتشار، الگوریتم لونبرگ – مارکوارت(LM)، به دلیل همگرایی سریع تر در آموزش شبکه های با اندازه ی متوسط، که در آن وزن نرونها به صورت تکرار شونده، برای استفاده در تحقیق حاضر انتخاب شده است، که این الگوریتم ، وزن های شبکه و مقادیر بایاس را در جهتی تغییر می دهد که تابع عملکرد با سرعت بیشتری کاهش یابد. در روش LM هم از مشتق اول (گرادیان) و هم مشتق دوم موسوم به هسین برای اصلاح پارامترها استفاده می شود. یک حسن روش LM این است که در آن نیازی به تعیین نرخ یادگیری از ابتدا نمی باشد و الگوریتم قادر است نرخ یادگیری را به صورت تطبیقی تغییر دهد .اصلاح پارامترها به صورت زیر انجام می شود(رابطه۳):

$$x_{K+1} = x_K - [H - \eta I]^{-1} J^T e \quad (t)$$ (رابطه ۳)

به منظور توقف تکرار الگوریتم BP از شاخص میانگین مربعات خطا[1] MSE استفاده شده است؛ به این صورت اگر MSE در هر سیکل، از یک درصد خاصی (برای مثال ۱ یا ۴درصد) بیشتر شد ، به روز رسانی وزن متوقف می شود، نرخ آموزش در یک فاکتور کوچکتر از یک ضرب می شود. اگر MSE افزایش پیدا کند ولی از درصد مورد نظر بیشتر نشود نرخ آموزش و ضریب ممنتوم بدون تغییر باقی می مانند. پس اگر با افزایش تکرار، تغییرات نامحسوسی در شبکه ایجاد شود، تکرار متوقف می شود چرا که از اینجا به بعد دیگر تغییرات محسوسی در شبکه ایجاد نخواهد شد. اما اگر MSE کاهش پیدا کند ، آن وقت نرخ آموزش در یک فاکتور بزرگتر از یک ضرب شده و اگر ضریب ممنتوم در مرحله قبل صفر شده باشد به مقدار اولیه اش ریست می گردد و یا اینکه تغییرات در پارامترهای شبکه پس از هر تکرار، خیلی کوچک باشد، تکرار الگوریتم متوقف می شود. خروجی شبکه بر طبق ورودی ، وزن ها و بایاس ها محاسبه می گردد. وقتی MSE در هر سیکل کمتر از مقدار از پیش تعیین شده باشد و یا این که میزان تغییرات در پارامترهای شبکه پس از هر تکراری خیلی کوچک باشد، آموزش شبکه متوقف می شود[۵].

برای متوقف ساختن تکرار الگوریتم می توان از شاخص های دیگری چون مجموع مربعات خطا SSE و یا میانگین خطای مطلق MAE نیز بهره جست اما MSE نسبت به سایر شاخص ها حساس تر است و کوچک ترین تغییری در خطا را نیز با وضوح بیشتری مشخص می کند.

۳- ارزیابی نتایج

شبکه ارائه شده در این مقاله با ۷۰٪ از داده های ورودی چاه شماره A آموزش داده می شود و ۱۵٪ جهت تست کردن و ۱۵٪ باقی مانده جهت ارزیابی شبکه مورد استفاده قرار می گیرد. در این مقاله دقت داده های آموزش (شکل۴) برابر با ۹۶٪ ، دادههای ارزیابی (شکل۵) برابر با ۹۶٪ و داده های تست (شکل۶) ۸۰٪ به دست آمده است.

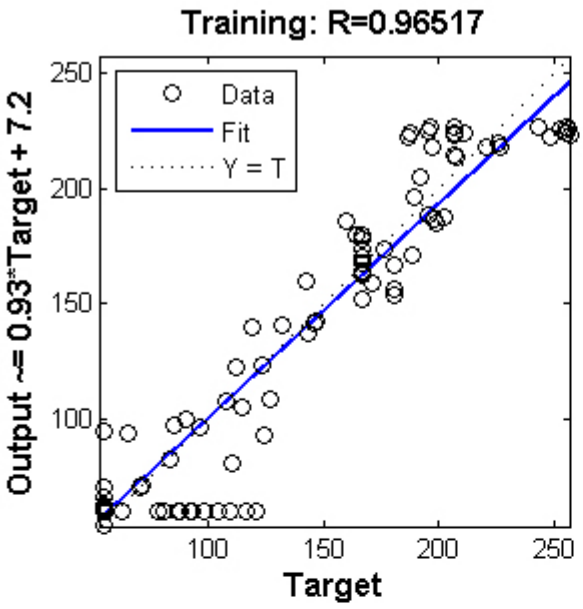
نمودار بهترین ارزیابی[2] (شکل ۷)، برحسب تعداد تکرار بروی داده های چاه A و استفاده از شبکه ۵ لایه ای با چهار نرون شامل قطر سنج (CALI)، چگالی (RHOB)، گاما (GR)، نوترون (NPHI) که به عنوان ورودی شبکه استفاده شده اند برنامه ریزی شده است، که پس از تکرار های متوالی حین آموزش شبکه، تلاش بر این است شبکه به کمترین خطا برسد. همان طور که در (شکل۷) ملاحظه می شود، با افزایش تکرار رفت و برگشت[3] ، خطای شبکه کاهش می یابد. در نمونه ارائه شده این مقاله در تکرار ۲۵ کمترین خطای شبکه را داریم و این تکرار در شبکه ادامه پیدا می کند که در نهایت در سیکل ۲۰۰۰ آموزش

[1] Mean Squares Error
[2] Best Validation
[3] epoche

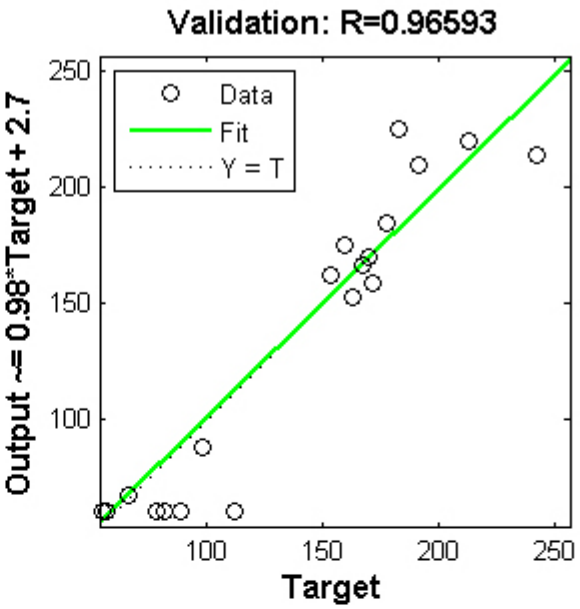
www.SID.ir

Archive of SID

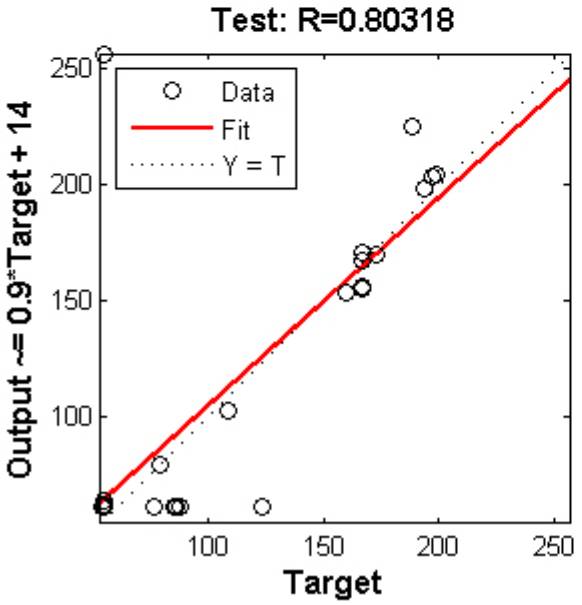
شبکه متوقف می گردد. میانگین مربعات خطا در شبکه آموزش دیده نشان داده شده است که نتایج بدست آمده به شرایط ایده ال نزدیک می باشد.



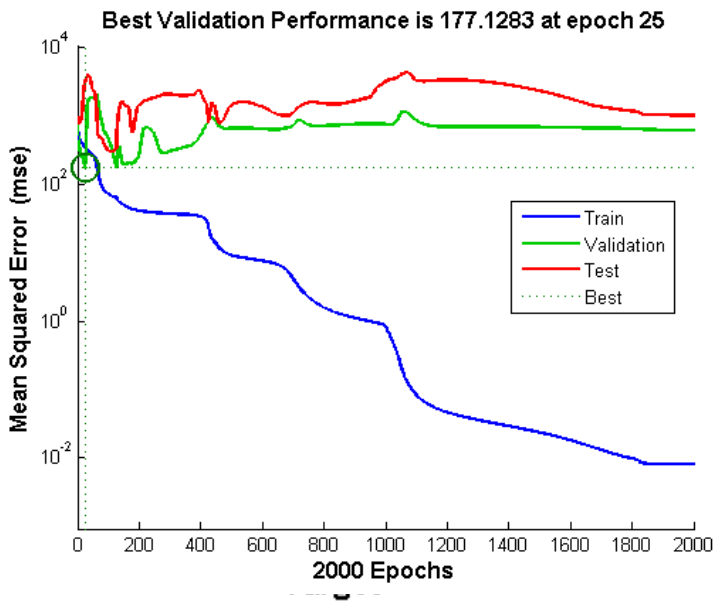
شکل ۴ : نمودار دقت داده های آموزش چاهA



شکل ۵ : نمودار دقت داده های ارزیابی چاهA



شکل ۶ : نمودار دقت داده های تست چاهA

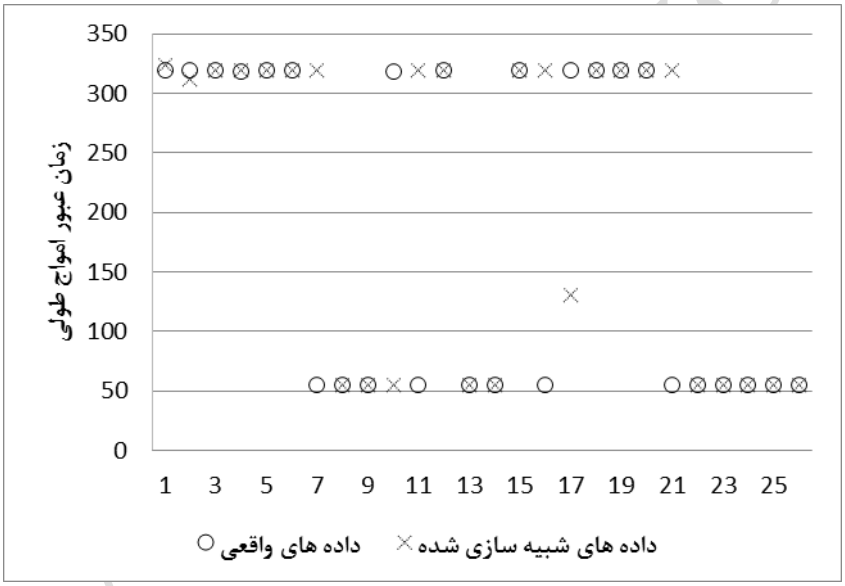


شکل ۷ : نمودار Best Validation چاه A

www.SID.ir

Archive of SID

پس از شبیه سازی برای رسیدن به نتیجه مطلوب داده های ورودی چاه شماره B را به شبکه آموزش دیده وارد می کنیم و براساس آموزشی که شبکه دیده است هدف چاه B که همان مدت زمان عبور امواج طولی (DT) می باشد، بدست می آید. ملاک این تحقیق تطبیق ۷۵ درصدی نتایج شبیه سازی شده با داده های مواقعی می باشد حال پس از ارزیابی داده های شبیه سازی شده با ملاک مذکور نتایج حاصل شده از شبیه سازی، ۸۱٪ با داده های واقعی تطبیق داشته است و همچنین میانگین مربعات خطا در چاه B برابر است با 0.08835938 می باشد. شکل (۸) مقایسه بخشی از داده های واقعی و داده های بدست آمده از شبیه سازی شبکه نشان را نشان می دهد.



شکل ۸ : نمودار مقایسه بخشی از داده های واقعی و شبیه سازی شده چاه B

با توجه به ارزیابی‌های انجام شده، نتایج زیر مشاهده می‌شود:

۱- ریزش دیواره چاه، گیر کردن لوله حفاری، پائین بودن بهره دهی از مشکلات عمده هنگام حفاری بسیاری از مخازن هستند، پیش بینی مقدار آن به روشهای سنتی تا به امروز بسیار مشکل و زمانبر بوده است.

۲- نتایج حاصی از این تحقیق بوسیله شبکه عصبی برای دقت داده های آموزش (Training) برابر با ۹۶ % ، دادههای ارزیابی (Validation) برابر با ۹۶ % و داده های تست (Test) ۸۰ % که میزان پیش بینی و شبیه سازی شبکه برای نمودار صوتی را نزدیک به مقدار واقعی تخمین زد.

۳- نمودار Best Validation در این تحقیق با استفاده از شبکه ۵ لایه برنامه ریزی شد که کمترین خطا بدست آمد.

www.SID.ir

Archive of SID

۴- نتایج هر شبکه فقط مربوط به میدان مورد مطالعه می باشد و باید برای میادین دیگر ابتدا شبکه را با داده های موجود آموزش داده و سپس از نتایج استفاده کرد.

۵- پس از آموزش شبکه برای چاه B نتایج بسیار نزدیک واقعیت بدست آمد بطوریکه تطبیق نتایج با واقعیت ۸۱٪ بود.

۶- با توجه به دقت شبکه های عصبی مصنوعی ، مدل سازی رفتار توابع پیچیده با این روش پیشنهاد می گردد.

۷- پیشنهاد می شود که نمودارهای پتروفیزیکی اولیه از دقت بالایی برخوردار باشند تا نتایج حاصل به واقعیت بیشتر نزدیک باشد.

۴- مراجع:

[1] Jong-Se Lim, 2005. Reservoir properties determination using fuzzy logic and neural networks from well data in offshore Korea. Division of Ocean Development Engineering, Korea Maritime University, Busan, 606-791, Republic of Korea .

[2]- Jong-Se Lim, SPE, Korea Maritime U.; Hui-June Park, SPE, Seoul Natl. U.; and Jungwhan Kim, SPE, KODECO Energy Co. Ltd. A New Neural Network Approach to Reservoir Permeability Estimation from Well Logs.

[۳] J.M., Zaruda, R.J., Marks, C.J., Robinson, "Computational Intelligence, Imitating Life", IEEE Press, Piscataway, New Jersey, 1994.

[4] R., Eberhart, P., Simpson, R., Dobbins, "Computational Intelligence PC Tools", Academic Press, Orlando, Florida, 1996.

[5] Matlab User's Guide, Neural Networks Toolbox for use with Matlab, by the Math Works, Ins., 2010.

[۶] ارزیابی پتروفیزیکی و شناسایی واحدهای سنگی سازند آسماری میدان مارون (کمایی،ع : موسوی ، ح)

[۷] استفاده از هوش مصنوعی جهت پیش بینی مقدار هرزروی سیال حفاری در میدان مارون (موذنی، ع : نبئی، م : قدمی جگرلویی، س)

[۸] کتاب نمودارگیری (موحد ، بهرام)

[۹] کتاب شبکه های عصبی، منطق فازی و الگوریتم ژنتیک(راجاسکاران ، ویجی آلاکشمی پای)

[۱۰] منهاج، م.، 1384 ، مبانی شبکه های عصبی :مرکز نشر پرفسور حسابی

www.SID.ir