



## ارزیابی و بهینه سازی سیستماتیک پارامترهای شبکه عصبی در پیش بینی تخلخل

محمد رضا بیزادی جو<sup>۱</sup>، شرکت نفت و گاز زاگرس جنوبی

مهین شفیعی، حسین نظام آبادی پور<sup>۲</sup>، دانشگاه شهید باهنر کرمان

محمد بانشی<sup>۳</sup>، شرکت توسعه پترو ایران

چکیده

پیش بینی تخلخل از مهم ترین نیازهای صنعت حفاری است. در روش های رایج برای محاسبه تخلخل سازند به اطلاعات چاه نگاری و آزمایش های مغزه نیاز است. امروزه با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی، می توان از کمترین اطلاعات بهره برده و تخلخل را به خوبی پیش بینی کرد. از سال ۱۹۸۶ استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی در صنعت گسترش یافته و محققان روی بهینه کردن این سیستم ها متمرکز شده اند. در این تحقیق با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی سعی شده به کمک نمودارهای نوترون و صوتی، تخلخل با دقت مناسبی پیش بینی شود. به منظور افزایش تعمیم پذیری شبکه در مکان هایی که نمودارهای چگالی و گاما با مشکل مواجه شده یا با هدف کاهش هزینه های جمع آوری داده های چاه پیمایی، از دیگر نمودارها صرف نظر گردیده و از ۴۰۰۰۰ داده چاه نگاری و تخلخل ارزیابی شده مربوط به ۱۲ حلقه چاه از میدانی در جنوب غرب ایران استفاده شده است.

از مهم ترین عوامل کارایی یک شبکه عصبی، تعیین تعداد بهینه مراحل آموزشی با هدف جلوگیری از بیش برآش است. از دیگر نکات مهم در مدل سازی به وسیله شبکه عصبی، تعیین بهینه تعداد لایه های مخفی، تعداد نرون ها در هر لایه و نیز تابع آموزش است. در این تحقیق ساختار شبکه عصبی بهینه برای پیش بینی تخلخل بررسی شده است. با اجرای شبکه های مختلف، بهترین ساختار شبکه پرسپترون چند لایه مشخص و در نهایت میزان تخلخل با دقت مناسبی پیش بینی شد.

واژگان کلیدی: شبکه عصبی مصنوعی، تخلخل، بیش برآش، نمودارهای نوترون و صوتی

### مقدمه

کاهش بازده تولید خواهد شد. انجام تمامی آزمایش ها یا تکرار آنها از نظر اقتصادی مقرون به صرفه نیست. تمام تلاش مهندسان و برنامه نویسان اینست که با استفاده از آزمایش های رایج و کم هزینه بتوانند اطلاعات کافی از مخزن به دست آورند و به همین دلیل از مدل های خبره برای تفسیر و ارزیابی استفاده می کنند. چرا که این مدل ها می توانند با اطلاعات اولیه کمتر، اطلاعات جامعی از مخزن در اختیارمان بگذارند [۱ و ۲ و ۳].

اطلاعات خام ثبت شده توسط ابزار چاه نگاری نسبت به عمق قرارگیری ابزار و سپس به کمک اطلاعات نوع لیتولوژی و آب درون مخزن تصحیح می شود. بعد از انجام تصحیحات لازم، دوروش برای ارزیابی تخلخل وجود دارد:

**الف) روش جبری:** در این روش از روابط تجربی استفاده شده و به کمک برخی ضرایب و شاخص ها، تخلخل محاسبه می شود. این ضرایب عبارتند از: زمان گذر موج از ماتریکس و سیال درون آن، چگالی ماتریکس و سیال مخزن. البته برای به دست آوردن این ضرایب نیاز به مغزه گیری و انجام برخی آزمایش های پتروفیزیکی است. با استفاده از نمودارهای چگالی،

برای بررسی اقتصادی بودن عملیات حفاری باید تخمین قابل اعتمادی از میزان ذخیره نفتی و شرایط منطقه در دست داشت. میزان تخلخل، اشباع و هم چنین نوع ساختار منطقه، از مهم ترین شاخص های ارزیابی پتروفیزیکی و مخزنی به شمار می آیند که برای دست یابی به این شاخص ها، عملیات چاه نگاری بهترین راه خواهد بود. برای افزایش دقت تفسیر داده های حاصل باید از فن آوری های جدید بهره جست.

فن آوری های نو به دنبال پیدا کردن راه هایی جهت کاهش هزینه های مربوط به اکتشاف، تولید و مدیریت مخازن نفتی هستند. استفاده از رایانه ها، به کارگیری مدل های خبره در تصمیم گیری و کنترل دیجیتال که چندی پیش به عنوان جدیدترین فن آوری ها بوده اند، امروزه جزء روش های رایج محسوب می شوند.

انجام عملیات نمودارگیری بسیار گران بوده و تفسیر آن نیز بسیار وقت گیر است. کمبود اطلاعات زمین شناسی یا آزمایش های مغزه و عدم صحت داده ها، عملیات تفسیر نمودار را با خطا مواجه می کند که این امر باعث

\* نویسنده عهده دار مکاتبات (mohammadbaneshi@yahoo.com)

هم چنین این مدل باید ارزیابی را سریع و با دقت زیاد انجام دهد. در این تحقیق سعی می شود با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، تداخل با دقتی بیشتر از روش جبری و در زمانی بسیار کمتر از روش احتمالاتی پیش بینی شود. در این مدل تنها از دو نمودار صوتی و نوترون استفاده می شود و بنابراین می توان هزینه جمع آوری اطلاعات نمودارگیری را کاهش داد.

#### ۱- شبکه های عصبی مصنوعی

##### ۱-۱- تاریخچه شبکه های عصبی مصنوعی

نخستین تحقیقات در مورد شبکه های عصبی در سال ۱۹۴۳ توسط مک کلاچ و پیتر انجام شد. در سال ۱۹۵۷، رزنبلات، پرسپترون را ساخت. اما یک شبکه پرسپترون تک لایه ای قادر به حل مسایل ساده XOR نبود. در این زمان ویدرو و هاف شبکه ای به اسم آدلاین ایجاد کردند. رزنبلات شبکه هایی با لایه های بیشتر را مطالعه کرد و معتقد بود با این گونه شبکه ها می توان محدودیت های پرسپترون را جبران کرد. اما تا آن زمان هنوز الگوریتم آموزشی لازم برای تنظیم وزن ها پیدا نشده بود.

مینسکی و پاپرت در این روند تردید داشتند و معتقد بودند که هوش مصنوعی را باید از راه دیگری دنبال کرد. برای ۲۰ سال بحث روی این موضوع به سردی گرایید؛ چرا که پرسپترون قادر به جداسازی خطی مسئله XOR نبود. در سال ۱۹۸۲ هاپفیلد تحقیقات در زمینه شبکه عصبی را جانی دوباره بخشید. تلاش های هاپفیلد با توسعه الگوریتم هایی چون پس انتشار خطا در سال ۱۹۸۶ همراه شد و این الگوریتم ها سرعت پیشرفت شبکه های عصبی را بهبود دادند. امروزه شبکه عصبی یک روش رایج محسوب می شود و محققان همواره تلاش بسیاری جهت بهینه سازی این گونه روش ها انجام می دهند [۵].

##### ۱-۲- ساختار شبکه عصبی مصنوعی

ساختار اصلی شبکه عصبی را نرون ها تشکیل می دهند. هر شبکه از تعدادی لایه و هر لایه از تعدادی نرون تشکیل می شود. هر نرون، از قسمت گیرنده، پردازش کننده و خروجی تشکیل می شود. میزان تأثیر ورودی روی خروجی به وسیله مقدار عددی وزن<sup>۲</sup> و بایاس<sup>۳</sup> تعیین می شود. مقدار ورودی در طول اتصالاتی، در وزن دهی عددی ضرب می شود تا نتیجه حاصل گردد. البته خروجی نرون متغیری از تابع محرک است. تابع محرک که می تواند خطی یا غیر خطی باشد، بر اساس نیاز خاص مسئله انتخاب می شود. سه نمونه از توابع محرک عبارتند از: تانزانت سیگموئید، لجستیک سیگموئیدی و تابع خطی.

الگوریتم یادگیری شبکه با استفاده از قانون دلتا بدین صورت است که

نوترون، صوتی، ترکیب صوتی و نوترون و ترکیب چگالی و نوترون، تداخل میانگین محاسبه می شود. سپس با استفاده از نمودارهای پتانسیل خودزا و اشعه طبیعی گاما، حجم شیل به دست می آید. با استفاده از نمودارهای تصحیح حجم شیل می توان مقدار تداخل واقعی را محاسبه کرد. در این روش از آنجا که تمامی مراحل به صورت متوالی انجام می شود، خطای هر مرحله به مراحل بعدی اضافه می شود و درصد خطای کل افزایش می یابد. اما استفاده از این روش برای ارزیابی پتروفیزیکی یک چاه، فقط چند دقیقه به طول می انجامد. این یک مزیت بزرگ نرم افزار ژئولاگ است که برای تصمیم گیری های سریع و کلی بسیار سودمند می باشد [۴].

**ب) روش احتمالات:** در این روش شخص مفسر بعد از انجام تصحیحات مربوط به لیتولوژی روی نمودارهای خام، از همه نمودارها و اطلاعات آزمایشگاهی که در دست دارد، به صورت یک جا استفاده می کند. تمامی ضرایب پتروفیزیکی و شاخص هایی که در آزمایشگاه و ... به دست آمده، برای طراحی یک مدل چاه به کار می روند. مفسر با استفاده از اطلاعات زمین شناسی، نمودارهای چاه نگاری تصحیح شده و ضرایب حاصل از مغزه گیری، مدل های مختلفی طراحی کرده و به بررسی آنها می پردازد. با مقایسه تمامی اطلاعات به صورت موازی و هم زمان، مدل های طراحی شده برای یک چاه از بالا تا پایین بررسی می شوند.

این کار برای تمام نواحی نمودارگیری شده، انجام و خطاهای احتمالی برطرف می گردد تا مدل نهایی آماده شود. در این مدل ضرایب اشباع و تداخل که جزء مهم ترین شاخص های ارزیابی به شمار می روند، به صورت نموداری نسبت به عمق نمایانده می شوند. این کار نسبت به محیط و نوع ساختار زمین شناسی و لیتولوژی منطقه، برای هر چاه ۳۰-۲۰ روز به طول می انجامد. اما از آنجا که در هر عمق، همه اطلاعات و داده ها با هم بررسی می شوند، خطای این روش بسیار کم است [۵].

برای بررسی صحت این روش ها می توان از عملیات مغزه گیری استفاده کرد. البته عملیات حفاری، مغزه گیری، جمع آوری مغزه ها، انتقال آنها به آزمایشگاه و هم چنین آزمایش هایی که روی نمونه ها انجام می شود همواره با مشکلات جدی روبرو هستند. در صورتی می توان گفت که اطلاعات مغزه گیری صحت کامل دارند که تمامی این مراحل به صورت حرفه ای و با دقت کامل انجام پذیرد. اما به دلیل مشکلات موجود و هم چنین زمان بر و پرهزینه بودن عملیات مغزه گیری، معمولاً این کار مقرون به صرفه نبوده و این عملیات فقط در شرایط بسیار ویژه اجرا می شود.

بدین ترتیب نیاز به ایجاد مدل جدیدی برای پیش بینی تداخل احساس می شود؛ مدلی که بتواند از نمودارهای چاه نگاری به تنهایی استفاده کرده و نیاز به عملیات مغزه گیری و آزمایش های پتروفیزیکی را برطرف سازد.

#### ۱-۴- مشکلات شبکه عصبی

بیش‌برازش<sup>۵</sup> ناشی از تنظیم وزن‌ها برای در نظر گرفتن مثال‌های نادری است که ممکن است با توزیع کلی داده‌ها مطابقت نداشته باشند. تعداد زیاد وزن‌های یک شبکه عصبی باعث می‌شود شبکه برای انطباق با این داده‌ها درجه آزادی زیادی داشته باشد. هم‌چنین شبکه در طول آموزش سعی می‌کند به کمترین مجموع مربعات خطا برسد و برای این منظور، مراحل آموزش افزایش می‌یابد. با افزایش تعداد تکرار مراحل، پیچیدگی فضای یاد گرفته شده توسط الگوریتم بیشتر و بیشتر می‌شود تا شبکه بتواند نوز و مثال‌های نادر موجود در مجموعه آموزش را به درستی ارزیابی کند که در این صورت خطای آموزش کاهش می‌یابد. اما با اعمال داده‌های جدید به شبکه، خطای آزمون زیاد خواهد بود؛ یعنی شبکه عمومیت خود را از دست می‌دهد.

توقف زودرس<sup>۶</sup> روشی برای بهبود عمومیت شبکه است. تعیین تعداد مناسب مراحل آموزش شبکه برای به دست آوردن بهترین تخمین در دسته آموزشی و هم‌چنین جلوگیری از بیش‌برازش انجام می‌شود. اگر تعداد دوره‌های آموزشی کم باشد شبکه قابلیت تخمین خوبی به دست نمی‌آورد. از طرفی زیاد شدن مراحل آموزشی باعث ایجاد بیش‌برازش شده و شبکه قابلیت تعمیم خود را از دست می‌دهد [۵].

#### ۲- روش تحقیق

##### ۱-۱- آماده‌سازی و دسته‌بندی داده‌ها

در این تحقیق داده‌های خام نمودار صوتی<sup>۷</sup>، نوترون<sup>۸</sup> و تخلخل<sup>۹</sup> ارزیابی شده مربوط به یکی از میادین ایران است. شاخص تخلخل با روش احتمالات ارزیابی شده و از دقت بالایی برخوردار است. از مجموع ۴۰۰۰۰ داده موجود، نیمی برای آموزش و نیمی برای آزمون انتخاب شد. بعد از نرمالیزه کردن داده‌ها، شبکه‌ای با یک لایه مخفی شامل ۷ نرون طراحی شد. این شبکه باید بهینه شود و برای این منظور تعداد مراحل آموزش، تعداد لایه‌ها، نرون‌های هر لایه و هم‌چنین تابع آموزش بهینه به روش سعی و خطا تعیین می‌شود.

##### ۲-۲- تعیین تعداد بهینه مراحل آموزش

برای جلوگیری از بیش‌برازش، از روش توقف زودرس استفاده شد. برای این منظور، روند تغییرات درصد خطای نسبی آموزش و آزمون در تعداد مراحل مختلف آموزشی بررسی شد. نکته قابل توجه اینست که باید هر حالت را چندین بار تکرار کرد. زیرا انتخاب وزن‌های اولیه شبکه هر بار به صورت تصادفی است و در نتیجه روند تغییرات شبکه‌ها نیز متفاوت خواهد بود. بنابراین هر شبکه‌ای که در حال بررسی است چندین بار تکرار و میانگین درصد خطای نسبی حاصل از این تکرارها برای هر حالت محاسبه

مقادیر تصادفی به وزن‌ها نسبت داده می‌شود و وزن  $w_i$  بر اساس معادله ۱ و تا رسیدن به شرایط توقف، برای هر داده ورودی تغییر می‌کند.

$$\Delta \omega_{ij} = \eta(t_j - a_j)x_i \quad (1)$$

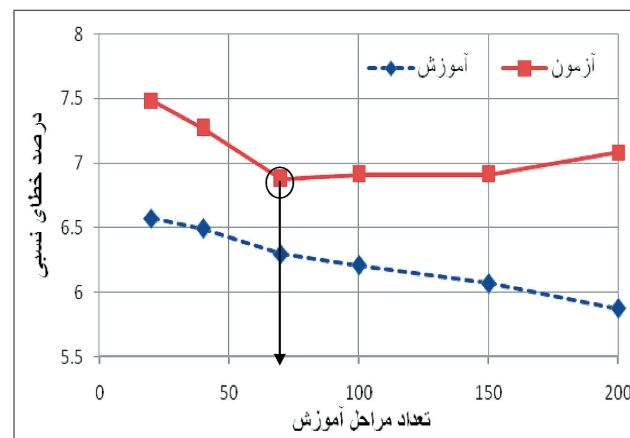
که در این رابطه  $a$  مقدار خروجی شبکه،  $t$  مقدار واقعی خروجی و  $\eta$  ثابت سرعت یادگیری است. در اینجا نکته مهم، شرط توقف آموزش است [۶].

##### ۱-۳- معیار اعتبارسنجی شبکه عصبی

آموزش شبکه عصبی به صورت تحت ناظر است؛ بدین معنی که خروجی شبکه بعد از هر مرحله آموزش، با مقدار واقعی یا هدف مقایسه می‌شود. معمولاً در حین آموزش برای مقایسه خروجی و مقدار واقعی، از کمترین مربعات خطا استفاده می‌شود و تا وقتی که این خطا به میزان معینی نرسد، آموزش شبکه ادامه می‌یابد. اما برای بررسی اعتبار یک شبکه یا مقایسه شبکه‌های مختلف بهتر است از درصد خطای نسبی<sup>۴</sup> استفاده کرد. برای به دست آوردن درصد خطای نسبی باید هر عضو از خروجی را از داده متناظر آن در بردار هدف کم کرده و مقدار قدر مطلق حاصل را بر مقدار مطلق هدف تقسیم کرد. این کار برای تمامی داده‌های آزمون انجام شده و مقادیر با هم جمع می‌شوند. مجموع حاصل بر تعداد کل داده‌های آزمون تقسیم و در ۱۰۰ ضرب می‌شود. معادله ۲ معرف درصد خطای نسبی است. هر چه قدر این عدد کوچکتر باشد قابلیت شبکه برای مسئله مورد نظر بیشتر است.

$$REP = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n \frac{|t_i - a_i|}{|t_i|} \times 100 \quad (2)$$

در این رابطه REP درصد خطای نسبی،  $n$  تعداد داده‌های آزمون،  $t_i$  داده هدف نام و  $a_i$  داده خروجی نام است. با استفاده از این رابطه، اختلاف بین خروجی شبکه و مقدار هدف مشخص می‌شود [۵].



نمودار خطا و مراحل آموزش برای دسته‌های آموزش و آزمون و یافتن نقطه شروع بیش‌برازش

۱ | انتخاب تعداد بیهینه لایه‌ها و نرون‌های هر لایه

شماره شبکه	تعداد لایه‌های مخفی	تعداد نرون‌های لایه‌ها	خطای دسته آزمون (%)	خطای دسته آموزش (%)
۱	۱	۲	۶/۹۷۴۷۸	۶/۴۰۶۸۴
۲	۱	۳	۷/۳۸۰۱	۶/۴۱۸۱
۳	۱	۴	۷/۰۹۰۳۸	۶/۲۴۵۳۸
۴	۱	۵	۷/۳۸۴	۶/۳۷۴۴۴
۵	۱	۶	۷/۱۸۰۱۲	۶/۲۶۰۱۲
۶	۱	۷	۷/۵۴	۶/۲۹۲۹
۷	۱	۸	۷/۳۲۱۸۸	۶/۲۳۷۸
۸	۱	۹	۷/۱۱۷۱۸	۶/۱۸۵۶۲
۹	۱	۱۰	۶/۹۹۵۷۶	۶/۱۶۶۳۲
۱۰	۱	۱۱	۶/۹۰۷۱۲	۶/۱۶۴۳
۱۱	۱	۱۲	۶/۷۵۹۸۶	۶/۱۴۶۸۴
۱۲	۱	۱۳	۶/۷۷۷۶۶	۶/۱۶۰۸۲
۱۳	۱	۱۴	۶/۹۳۳۹۶	۶/۱۳۱۱۸
۱۴	۱	۱۵	۷/۱۲۷۸۴	۶/۲۱۷۷۶
۱۵	۱	۱۶	۶/۹۹۰۹	۶/۱۵۱۷۸
۱۶	۲	۱۲/۱	۶/۹۱۵۹۲	۶/۲۱۶۸۲
۱۷	۲	۱۲/۲	۶/۹۹۳۹	۶/۱۵۸۸۲
۱۸	۲	۱۲/۳	۷/۰۱۱۰۸	۶/۱۶۰۵۶
۱۹	۲	۱۲/۴	۷/۰۶۸۰۲	۶/۲۰۱۳۴
۲۰	۲	۱۲/۵	۶/۸۳۴۱۲	۶/۰۷۳۷۸
۲۱	۲	۱۲/۶	۶/۹۱۱۱	۶/۰۹۷۵
۲۲	۲	۱۲/۷	۶/۹۷۴۷۸	۶/۰۶۵۹۴

۲ | بررسی کارایی شبکه‌های چند لایه با توابع آموزشی مختلف

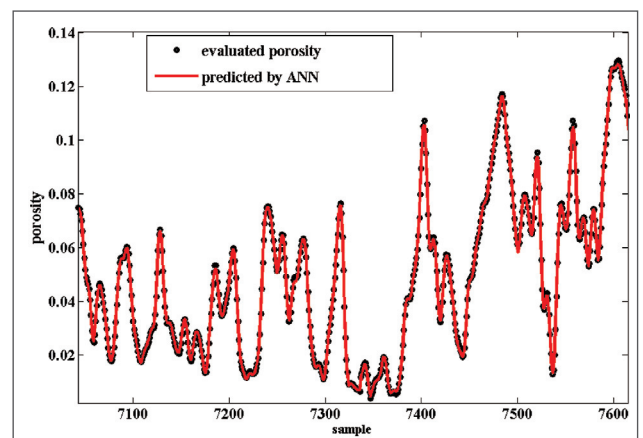
شماره شبکه	نوع تابع آموزشی	خطای نسبی آزمون (%)
۱	Trainlm	۶/۷۶
۲	Trainbfg	۷/۵۷۱
۳	Traincgp	۸/۱۲۲
۴	Traincgb	۸/۱۳۲
۵	Traincgf	۸/۵۲۵
۶	Trainoss	۹/۲۲۲
۷	Trainscg	۹/۵۲۰
۸	Trainrp	۱۰/۶۱۵
۹	traingdx	۲۶
۱۰	traingda	۲۹
۱۱	traingd	۴۴
۱۲	traingdm	۶۴

شده و در شکل ۱- رسم گردید. در این شکل، خط ممتد نشان‌دهنده خطای دسته آزمون نسبت به تعداد فاصله مراحل آموزش است. خط چین قسمت پایینی نشان‌دهنده خطای دسته آموزش است. همان‌طور که مشخص است با افزایش تعداد مراحل آموزشی، خطای دسته آموزش کاهش می‌یابد. روند کلی خطای دسته آزمون نیز کاهش است. اما از مرحله ۷۰ به بعد خطای دسته آزمون رو به افزایش می‌رود و این درحالی است که خطای دسته آموزش مدام کاهش می‌یابد. همان‌طور که مشاهده می‌شود، تعمیم‌پذیری شبکه با ۷۰ دوره آموزش، بیشتر خواهد بود.

### ۲-۳- انتخاب تعداد لایه‌ها و نرون‌های مناسب هر لایه

پس از انتخاب تعداد بیهینه مراحل آموزش، نوبت به یافتن تعداد لایه‌ها و نرون‌های مناسب هر لایه می‌باشد. کار از شبکه‌ای با یک لایه مخفی تک‌نرونی و یک لایه خروجی تک‌نرونی شروع شده و به صورت متوالی به تعداد نرون‌های لایه مخفی افزوده می‌شود. هر شبکه ۵ بار تکرار شده است. میانگین درصد خطای نسبی آزمون و آموزش هر شبکه در جدول ۱- بررسی شده است. شرایطی که خطای دسته آزمون به کمترین مقدار خود می‌رسد نشان‌دهنده تعداد بیهینه نرون‌های لایه مخفی نخست است. پس از انتخاب تعداد نرون‌های لایه مخفی نخست و ثابت نگه داشتن آن، نوبت تعیین نرون‌های لایه مخفی دوم است. برای این کار نیز با شروع از یک نرون در لایه مخفی دوم، عملیات بالا تکرار می‌شود. این کار تا جایی ادامه می‌یابد که مقدار خطای دسته آزمون به کمترین حد برسد.

همان‌طور که در جدول ۱- نشان داده شده روند کلی خطای دسته آموزش و آزمون کاهش است ولی روند خطای دسته آزمون بعد از شماره ۱۱- افزایش می‌یابد. در نتیجه شبکه شماره ۱۱- کمترین خطای آزمون را دارد. جدول ۱-، شبکه‌ای با یک لایه مخفی و ۱۲ نرون را نشان می‌دهد.



شکل ۲ | نمودار داده‌های واقعی تخلخل و خروجی شبکه بر اساس شماره نمونه



#### ۲-۴- انتخاب تابع آموزش بهینه

خطای نسبی و نمودار مقایسه آنها استفاده کرد. از آنجا که تعداد داده‌ها زیاد است، از ۲۰۰۰۰ نمونه موجود در دسته آزمون، در نهایت خروجی بهترین شبکه و مقادیر واقعی تخلخل در نمونه‌های ۷۰۰۰ تا ۷۶۰۰ در شکل ۲-۲ رسم شد. در این شکل نقاط سیاه رنگ، داده‌های واقعی تخلخل بوده و خط ممتد قرمز رنگ، خروجی شبکه شماره ۱ است. روش دیگر ارزیابی مدل، استفاده از رگرسیون خطی بین داده‌های هدف و خروجی شبکه است. در شکل ۳-۳، دایره‌های کوچک نشان‌دهنده داده‌های خروجی شبکه هستند و خط ممتد سبز رنگ بهترین رگرسیون این نقاط است. از طرفی خط چین، مربوط به بهترین رگرسیون نقاط هدف می‌باشد. ضریب هم‌بستگی بین این دو خط با R نشان داده می‌شود. محورهای افقی و عمودی به ترتیب مربوط به داده‌های واقعی هدف و داده‌های خروجی شبکه هستند. در این مدل‌سازی رگرسیون ۰/۹۹۷ به دست آمد که نشان‌دهنده نزدیکی داده‌های پیش‌بینی شده و واقعی است.

#### نتیجه‌گیری

نگارهای صوتی و نوترون به عنوان ورودی شبکه عصبی، برای پیش‌بینی تخلخل به اندازه کافی مناسب هستند و در این صورت دیگر نیاز به نمودارهای بیشتر و اطلاعات لیتولوژی و آزمایش‌های پتروفیزیکی مغزه کاهش می‌یابد.

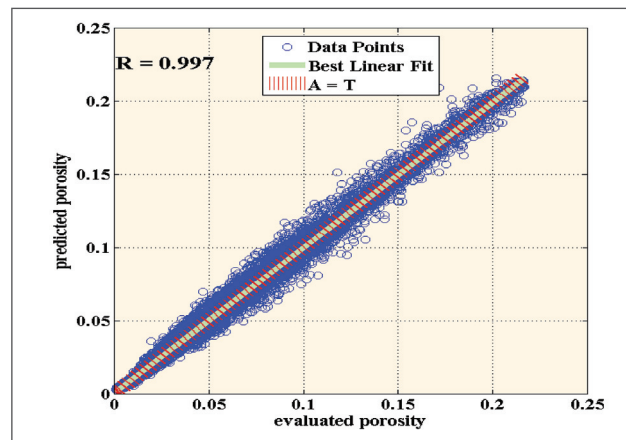
برای افزایش کارایی شبکه عصبی، باید داده‌های ورودی را نرمالیزه و عوامل مؤثر در عملکرد شبکه را بهینه کرد. با اجرای شبکه‌های مختلف معلوم شد که شبکه پرسپترون چندلایه با تابع آموزشی Levenberg-Marquardt بهترین عملکرد را دارد. شبکه یک لایه مخفی با ۱۲ نرون و یک لایه خارجی با یک نرون دارد. در نهایت شاخص تخلخل با خطای

نسبی ۶/۷۶ درصد، پیش‌بینی شد. ■

شبکه‌های چندلایه پرسپترون توابع آموزش مختلفی دارند. برای انتخاب بهترین تابع آموزشی برای شبکه‌ای که ورودی آن نمودار نوترون و صوتی بوده و خروجی آن شاخص تخلخل است، در جدول ۲-۲ چندین تابع آموزش بررسی می‌شود. هر شبکه ۵ بار تکرار می‌شود و میانگین خطای حاصل در جدول ثبت می‌گردد. ساختار تمامی شبکه‌ها مشابه ساختار بهینه‌ای است که در مرحله قبل تعیین شد و تعداد مراحل آموزش نیز ۷۰ دوره است. همان‌طور که در جدول مشاهده می‌شود تابع آموزش trainlm در پیش‌بینی شاخص تخلخل بهتر از سایر توابع عمل می‌کند.

#### ۳- ارزیابی نتایج مدل‌سازی

به منظور ارزیابی پاسخ‌های حاصل از شبکه‌های مختلف می‌توان از درصد



شکل ۳ نمودار هم‌بستگی داده‌های تخلخل ارزیابی شده و پیش‌بینی شده توسط شبکه

#### پانویس‌ها

- |                          |                              |         |
|--------------------------|------------------------------|---------|
| 1. exclusive- OR Problem | 4. relative error percentage | 7. DT   |
| 2. weight (w)            | 5. over fitting              | 8. NPFI |
| 3. bias (b)              | 6. early stopping            | 9. PHIE |

#### منابع

- [1] Baneshi.M. "Using ANFIS and Neural Networks to Predict the Volume Percentage of Matrix and Fluid" Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects journal, UESO-2011-0748-R1
- [2] Baneshi.M. "Determination of Lithofacies using an Optimized Neural Network and Well Log Data" Petroleum science and technology journal, LPET-2011-0407-R3
- [3] Baneshi.M, Schaffie.M, Nezamabadi-pour.H, Behzadijo.M, "Predicting log data by using artificial neural networks to approximate petrophysical parameters of formation" Petroleum science and technology journal, LPET-2010-0580.R4
- [4] Asquith.G & Krygowski.D, "Basic Well Log Analysis", Published by The American Association of Petroleum Geologists Tulsa, Oklahoma., 2004
- [5] Kosko, B, "Neural Networks and Fuzzy Systems, A Dynamical Systems Approach to Machine Intelligence" Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ 07632, 1992
- [6] Neural network toolbox pdf of matlab Systematic Evaluation and Optimization of Neural Networks Parameters in Prediction of Porosity
- [7] Petroiran Development Company