

شبیه‌سازی نگار فوتوالکتریک سازندهای نفتی به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی

علی مرادزاده* و الهام بخشی*

*دانشکده مهندسی معدن و ژئوفیزیک دانشگاه صنعتی شاهرود، صندوق پستی ۳۱۶

(دریافت: ۸۳/۱۲/۸، پذیرش نهایی: ۸۵/۴/۱۳)

چکیده

تعیین پارامترهای متفاوت پتروفیزیکی و بررسی وضعیت سنگ‌شناسی سازندهای زیرسطحی در ارزیابی مخازن هیدروکربوری از اهمیت زیادی برخوردار است که توأم با حفاری‌های اکتشافی و بیشتر با چاه‌نگاری صورت می‌گیرد. از بین نگارهای متفاوت چاه، نگار فوتوالکتریک یکی از با اهمیت‌ترین آنها است که به کمک آن می‌توان جنس سازندهای متفاوت مورد نظر در کاوش‌های هیدروکربوری را تعیین کرد. از آنجا که چنین نموداری برای اغلب چاه‌های مناطق نفتی کشورمان در اختیار نیست، به پیش‌بینی آنها نیاز فراوانی وجود دارد. در این مطالعه هدف اصلی آن است تا با بهره‌گیری از روش بهینه‌سازی غیرخطی به نام شبکه‌های عصبی مصنوعی، تا حدود زیادی بر این مشکل غلبه شود. برای نیل به این هدف از شبکه پرسپترون با الگوریتم پس‌انتشار خطا برای یافتن روابط موجود بین هفت نگار متفاوت چاه و نگار فوتوالکتریک پنج حلقه چاه مخزن آسماری میدان نفتی اهواز استفاده می‌شود. داده‌های خام مربوط به نگارهای متفاوت سه چاه برای مراحل مختلف یادگیری و ارزیابی شبکه به سه دسته آموزشی، آزمایشی و آزمون تقسیم‌بندی می‌شود و پس از طراحی شبکه مناسب به صورت تکی و ترکیبی مورد آموزش و آزمایش قرار می‌گیرد. سپس با داده‌های سری آزمون توانایی شبکه در برآورد نتایج بررسی می‌شود. داده‌های دو چاه دیگر در حکم دو مجموعه مستقل نگهداری می‌شود و از آنها در ارزیابی توانایی شبکه در تعمیم و پیش‌بینی نگار فوتوالکتریک استفاده شده است. نتایج نشان می‌دهد که شبکه طراحی شده پرسپترون سه لایه‌ای با ساختار ۱-۱۰-۷ و الگوریتم پس‌انتشار خطا که دارای هفت نرون در لایه ورودی، ده نرون در لایه میانی و یک نرون در لایه خروجی است، می‌تواند با دقت زیادی، نگار فوتوالکتریک چاه‌های مورد نظر در منطقه مورد مطالعه را برآورد و بازسازی کند، به نحوی که نتایج حاصل از شبکه دارای هماهنگی و تطابق خوبی با نگار واقعی فوتوالکتریک اندازه‌گیری باشند.

واژه‌های کلیدی: نگارهای چاه، نگار فوتوالکتریک، شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم پس‌انتشار خطا، آموزش و ارزیابی شبکه، توانایی

تعمیم شبکه

۱ مقدمه

چاه‌های قدیمی به علت نبود فناوری پیشرفته، بعضی از نگارهای مهم اصلاً برداشت نشده‌اند و برداشت مجدد آنها نیز به لحاظ عملیاتی، فنی و اقتصادی، اکثراً غیرممکن است. برای برآورد نگارهای چاه ابتدا بایستی رابطه بین نگار موردنظر و سایر نگارهای همان چاه و یا چاه‌های مجاور را به دست آورد و سپس از رابطه موجود برای برآورد نگار مورد نظر استفاده کرد به این منظور اغلب از روش رگرسیون یک یا چند متغیره خطی (multiple linear regression) MLR استفاده می‌شود. از آنجا که رابطه بین داده‌های نگارهای متفاوت یک چاه و یا چاه‌های مجاورش غیر خطی است و نمی‌توان آن را

آنالیز اطلاعات و داده‌های متفاوت چاه‌نگاری، نقش مهمی در بررسی و بهره‌برداری از مخازن هیدروکربوری دارد. این محاسبات دارای ماهیتی بسیار تخصصی و پیچیده‌اند. یکی از روش‌های مهم و عمده کسب اطلاعات خام از این مخازن، برداشت نگارهای چاه برای ارزیابی پتروفیزیکی مخزن است که همواره مقدور نیست. در برخی از چاه‌ها یا قسمت‌هایی از یک چاه به دلیل شرایط نامناسب عملیاتی (از قبیل هرزروی شدید گل حفاری در مخزن و امکان فوران و از دست رفتن چاه، عبور نکردن دستگاه‌های نگاربرداری از اعماق معین و ...) برداشت برخی یا همگی این نگارها ممکن نیست. همچنین در

کرد. چنین روابط غیرخطی در بند ۴ مقاله با شماره‌های ۱ و ۲ مورد بحث قرار می‌گیرند.

دستگاه شبکه‌های عصبی مصنوعی از راه بازسازی و تکمیل اطلاعات نگارها (با استفاده از اطلاعات همان چاه یا چاه‌های مجاور)، می‌تواند در عملی ساختن محاسبات سنگ‌شناسی و اشباع آب، کمک شایانی به بالا بردن دقت و صحت آنالیز نگارها و در نتیجه مطالعه مخازن هیدروکربوری کند. از جمله کاربردهای شبکه‌های عصبی مصنوعی در زمینه پتروفیزیک، می‌توان به طبقه‌بندی لیتولوژی بین گمانه‌ها و تعیین تغییرات تخلخل (والز و همکاران، ۲۰۰۰)، پیش‌بینی نگارهای تخلخل و تعیین حجم شیل سازند با استفاده از داده‌های لرزه‌ای و اطلاعات حاصل از نگارهای صوتی (لیو و لیو، ۱۹۹۸) و همچنین به پیش‌بینی تخلخل به کمک داده‌های لرزه‌ای (هامپسون و همکاران، ۲۰۰۰) اشاره کرد. در زمینه چاه‌نگاری نیز می‌توان مدل‌سازی معکوس داده‌های لاترولاگ و میکرولاترولاگ دوگانه (زنک و همکاران، ۱۹۹۹) و همچنین مدل‌سازی مستقیم مدل‌های متفاوت زمین با استفاده از داده‌های لاتروگ دوگانه (زنک و همکاران، ۲۰۰۰) را نام برد. زمینه‌های استفاده و کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی در کلیه مطالعات ژئوفیزیکی، به‌ویژه مطالعات چاه‌نگاری را می‌توان در مقاله مروری پولتون (۲۰۰۲) مطالعه کرد.

با نگاهی به سوابق کارهای تحقیقاتی صورت گرفته، مشخص می‌شود که کاری که منحصرأ مربوط به پیش‌بینی نگارهای چاه‌پیمایی با استفاده از سایر نگارهای موجود باشد تاکنون کمتر صورت گرفته است (پولتون، ۲۰۰۲). با توجه به توانمندی‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی در پردازش، تفسیر و تشخیص روابط پیچیده بین داده‌های متفاوت، به نظر می‌رسد که در صورت لزوم، مدل‌سازی داده‌های موردنظر مخازن نفتی به کمک این روش مفید واقع شود. در این مقاله، از اطلاعات نگارهای مربوط به

به‌صورت معادله مشخص بیان کرد، استفاده از نتایج روش‌های آماری فوق در تفسیر، از اعتبار چندانی برخوردار نیست. در این موارد بهتر است از روش‌های رگرسیون چندمتغیره غیرخطی، مثل روش لونیرگ-مارکوآرت (Levenberg-Marquardt) استفاده شود (اتنایر، ۱۹۹۲). عیب این روش غیرخطی این است که نتایج، وابستگی شدیدی به مدل ریاضی انتخاب شده دارد و علاوه بر آن، نتایج به نوع متغیرهای ورودی به‌خصوص اگر کوواریانس بالایی بین آنها موجود باشد، حساسیت زیادی نشان می‌دهد (هوانگ و همکاران، ۱۹۹۶). به همین منظور برای حل چنین مسائل غیرخطی، شاید بتوان از توانمندی‌های موجود در روش شبکه‌های عصبی مصنوعی ANN (artificial neural networks)، الگوریتم ژنتیک و منطق فازی استفاده کرد که از این بین، آزمون استفاده از شبکه‌های عصبی، موضوع مطالعه حاضر است.

در مقایسه دو روش رگرسیون چندمتغیره غیرخطی و شبکه‌های عصبی، بحث می‌شود که در روش اول مدل ریاضی (رابطه) مشخصی به‌دست می‌آید که از آن می‌توان در برآورد پارامتر مورد نظر استفاده کرد. در حالی که در روش دوم، چیزی جز تکرار محاسبات عاید نمی‌شود. در جواب باید گفت که در روش رگرسیون غیرخطی، رابطه غیرخطی موجود بین پارامترهای ورودی و پارامتر خروجی با تقریب زیاد و از راه محاسبات آماری به‌صورت رابطه‌ای مشخص بیان می‌شود که معایب استفاده از آن در بالا اشاره شد. این در حالی است شبکه‌های عصبی مصنوعی مجموعه‌ای از روش‌های بهینه‌سازی غیرخطی هستند که برای حل مسائل، به مدل ریاضی مشخصی نیاز ندارند. این روش‌ها اگر به درستی مورد استفاده قرار گیرند ممکن است پس از دادن آموزش لازم و تنظیم وزن‌ها، رابطه غیرخطی موجود بین پارامترهای ورودی و خروجی را با دقت بالایی برآورد کنند. سپس با داشتن رابطه مورد نظر می‌توان به پیش‌بینی و برآورد پارامترهای مربوط، اقدام

زون‌های A11, A10 نیز در حکم زون‌های تدریجی پایده به آسماری محسوب می‌شوند. از لحاظ سنگ‌شناسی زون‌های A1, A3, A5, A7 عمدتاً از کربنات، زون‌های A2, A4, A6 و M2 عمدتاً از ماسه‌سنگ و زون‌های A11, A10 عمدتاً از شیل تشکیل یافته‌اند (دشتی، ۱۳۶۹).

۳ شبکه‌های عصبی مصنوعی و الگوریتم مربوط به آن

شبکه‌های عصبی مصنوعی دستگاه‌ها یا نرم‌افزارهایی هستند که بر اساس ساختمان عصبی مغز انسان سازمان یافته‌اند و رفتارهایی را از خود نشان می‌دهند که مشابه آن در کارکرد مغز انسان وجود دارد و یا آن که قابل قیاس با یکی از رفتارهای آدمی است. این شبکه‌ها در واقع سامانه‌ای پویا و غیرخطی‌اند که از تعداد زیادی واحد پردازش و اتصالات بین این واحدها تشکیل شده‌اند. ساختار شبکه‌های عصبی مصنوعی به صورت لایه‌ای است و از یک لایه ورودی، یک لایه خروجی و یک یا چند لایه میانی تشکیل شده‌اند. هر لایه شامل تعدادی گره یا نرون است که با شبکه و با وزن‌های متفاوت به هم مربوط شده‌اند. بر اساس نحوه اتصال گره‌ها به یکدیگر، شبکه‌های عصبی را به دو گروه شبکه‌های عصبی مصنوعی پیشخور (feed forward networks) و شبکه‌های عصبی مصنوعی پسخور (feedback networks) تقسیم می‌کنند.

شبکه‌های عصبی همانند مغز انسان دارای قابلیت‌ها و ظرفیت‌های بی‌ظیری در پردازش اطلاعات‌اند. می‌توان گفت که این شبکه‌ها توانایی آن را دارند که روابط غیرخطی و پیچیده را از حجم عظیمی از داده‌ها یاد بگیرند. اطلاعات و دانش آموخته شده را در اتصالات شبکه ذخیره می‌سازد و بازیافت این اطلاعات نیز به راحتی و با ارجاع مجموعه داده‌های ورودی به شبکه صورت می‌گیرد (منهاج، ۱۳۷۹). برخلاف دستگاه‌های هوشمند که دانش مورد نیاز، قبلاً

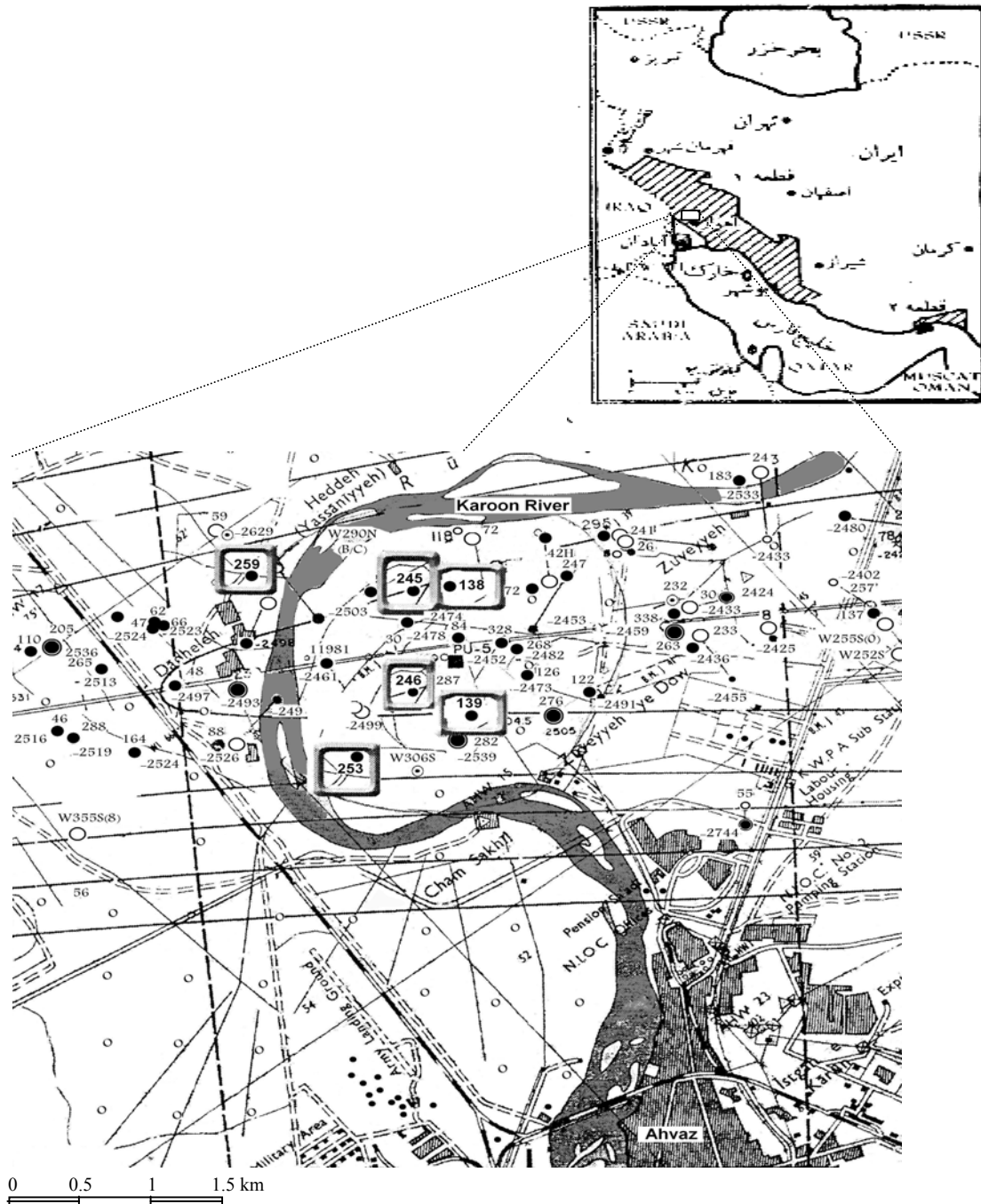
تعدادی چاه میدان نفتی اهواز برای ارزیابی قابلیت شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی یکی از نگارهای مهم چاه، به نام نگار فوتوالکتریک که معرف تغییرات لیتولوژی مخزن در اعماق مختلف است، استفاده شد. به همین دلیل در ادامه ابتدا زمین‌شناسی ناحیه مورد مطالعه، به اختصار مورد بحث قرار می‌گیرد و سپس با معرفی اجمالی شبکه‌های عصبی مصنوعی با الگوریتم پس انتشار خطا (BP (back-propagation) به مراحل به انجام رسیدن کار اشاره خواهد شد.

۲ زمین‌شناسی ناحیه مورد مطالعه

میدان نفتی اهواز به مساحت تقریبی ۴۰۲ کیلومتر مربع ساختاری تاقدیسی دارد و در حاشیه شهر اهواز قرار می‌گیرد، طوری که فرودگاه این شهر روی قسمت‌های غربی میدان واقع شده است. برای عملی ساختن این مطالعه، از نگارهای پنج حلقه چاه (چاه‌های ۱۳۸، ۱۳۹، ۲۴۵، ۲۴۶ و ۲۵۳) مربوط به مخزن آسماری، یکی از مهم‌ترین مخازن تولیدی این میدان و با ارزش‌ترین مخازن نفتی جنوب غرب ایران، استفاده شده است (شکل ۱). سازند آسماری در میدان اهواز به‌طور متوسط ۴۰۰ متر ضخامت دارد و ترکیبی از رخساره‌های کربناته (دولومیت و آهک) و ماسه‌سنگی به همراه مقداری شیل است. از نظر زمین‌شناسی مخزن آسماری در میدان اهواز شامل ۱۱ زون است و آهک‌ها در زون‌های مختلف این مخزن به طرز متفاوتی دولومیتی شده‌اند که این امر تأثیر به‌سزایی در بهبود کیفیت مخزن دارد (غفرانی و رضایی، ۱۳۸۱). بر اساس کار گروه مک‌کورد (McCord) مخزن آسماری میدان اهواز به زون‌های A1 تا A7، زون M2 و زون‌های A11, A10 تقسیم می‌شود (دشتی، ۱۳۶۹). در میدان اهواز، آسماری بالایی شامل زون‌های A1, A2 و آسماری میانی شامل A3 تا A6 است. حد بالایی آسماری پایینی در این میدان نیز با شروع زون A7 آغاز می‌شود. همچنین

می‌کنند. این توانایی که اصطلاحاً به آن آموزش گفته می‌شود، ویژگی متمایز کننده شبکه‌های عصبی مصنوعی از سایر روش‌ها است.

به صورت روابط و قواعد مشخص، در ساختمان آنها وارد می‌شود؛ شبکه‌های عصبی، قوانین مورد نیاز خود را از راه یادگیری به کمک مثال‌های آموزشی پیدا



شکل ۱. محل و موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه، همراه با موقعیت چاه‌های مورد نظر که روی قسمتی از کتور زیر زمینی (U.G.C) میدان نفتی اهواز مشخص شده‌اند.

$$\begin{bmatrix} n^{(1)} \\ n^{(2)} \\ \vdots \\ n^{(k)} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p_1^{(1)} & p_2^{(1)} & \dots & p_N^{(1)} & 1 \\ p_1^{(2)} & p_2^{(2)} & \dots & p_N^{(2)} & 1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ p_1^{(k)} & p_2^{(k)} & \dots & p_N^{(k)} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \vdots \\ w_N \\ \theta \end{bmatrix} \quad (2)$$

و

$$y_i = f(z) \quad (3)$$

همان‌طور که اشاره شد مقدار خروجی یک نرون بستگی به جمع وزنی دارد. ممکن است این جمع در یک قسمت بهینه منحنی تابع محرک نیافتد، بنابراین برای اطمینان یافتن از این امر، جمله بایاس، برای جابه‌جا کردن آستانه به چپ و راست در طول منحنی به این جمع اضافه می‌شود (پولتون، ۲۰۰۱).

یکی از مهم‌ترین الگوریتم‌های یادگیری شبکه‌های عصبی مصنوعی، که در این تحقیق نیز از آن استفاده شده است، قانون یادگیری پس‌انتشار خطا نامیده می‌شود. یک شبکه عصبی مصنوعی با ساختار پس‌انتشار خطا از یک لایه ورودی، یک لایه خروجی و حداقل یک لایه میانی تشکیل شده است. در این الگوریتم هر تابع مشتق‌پذیر و پیوسته‌ای که به‌طور یکنواخت افزایش یابد، می‌تواند در حکم تابع محرک استفاده شود. معمول‌ترین این توابع، سیگموئیدی، تانژانت هذلولوی و خطی است. انتخاب نوع تابع محرک به هدف مسئله بستگی دارد. از آنجا که در مطالعه حاضر، هدف تقریب روابط (تابع) موجود بین ورودی‌ها و خروجی است، از تابع محرک سیگموئیدی دوقطبی برای نرون‌های لایه پنهان و از تابع خطی برای لایه خروجی استفاده شد.

از قانون یادگیری پس‌انتشار خطا برای آموزش شبکه‌های عصبی چندلایه پیشخور که عموماً شبکه‌های چندلایه پرسپترون MLP (multi-layer perceptron) هم

۴ ساختار شبکه عصبی

همه شبکه‌های عصبی حداقل دارای سه مؤلفه اصلی نرون، وزن‌های ارتباطی و لایه‌های مجزای حاوی نرون‌اند که با وزن‌ها به هم مرتبط می‌شوند. نرون‌ها در حکم واحدهای محاسباتی پایه، اساس عملکرد شبکه‌ها را تشکیل می‌دهند. مطابق شکل ۲ نرون‌ها در بردارنده بردار ورودی، ماتریس وزنی، بایاس (bias) و تابع محرک (activation function) هستند. برای هر نرون با تابع محرک $(y_i^{(i)} = f(z^{(i)}))$ و برای i امین الگوی داده‌ها، حاصل ضرب بردار ورودی (P) و ماتریس وزنی (W) و جمع آن با جمله بایاس (b) ورودی خالص (n) را برای تابع محرک تشکیل می‌دهد. خروجی تابع محرک مطابق روابط زیرمیزان فعالیت نرون (act) را مشخص می‌کند.

$$n = \sum_{i=1}^R p_i w_{li} + b = W.P + b, \quad act_1 = f_1(n)$$

$$P = [p_1, p_2, \dots, p_R]^T \quad W = [w_{11}, w_{12}, \dots, w_{1R}] \quad (1)$$

جمع وزنی ورودی‌ها $(\sum_{i=1}^n w_{ji} p_i)$ به نرون z ام، هنگام عبور از تابع محرک با آستانه تابع (θ) ، مقایسه می‌شود، چنانچه این جمع وزنی از مقدار آستانه فراتر رود $(\sum_{i=1}^n w_{ji} p_i - \theta > 0)$ ، نرون فعال می‌شود و چنانچه این مقدار کمتر از آستانه باشد $(\sum_{i=1}^n w_{ji} p_i - \theta < 0)$ ، نرون غیرفعال باقی می‌ماند. با توجه به مسئله، وزن‌ها و مقدار آستانه به گونه‌ای محاسبه و تغییر کند که هدف مسئله تأمین شود.

رابطه فوق برای همه K الگوهای داده‌های ورودی به‌صورت ماتریسی زیر ارائه می‌شود (نیک‌روش و امین‌زاده، ۲۰۰۱):

۵ نگارهای چاه

در مطالعات چاه‌نگاری، تعدادی از پارامترهای فیزیکی اندازه‌گیری می‌شوند که با تلفیق آنها با دیگر اطلاعات موجود، می‌توان ارزیابی پیوسته‌ای از لایه‌های زمین‌شناسی زیرسطح زمین به دست آورد. از آنجا که شرح همه نگارها و مطالب مربوط به آنها در این مطالعه مقدور نیست، لذا فقط در مورد نگارهای مورد استفاده توضیح مختصری داده می‌شود. این نگارها عبارت‌اند از:

نگار صوتی با علامت DT مدت زمان لازم سیر موج صوتی در طول یک فوت از سازند و معمولاً واحد آن میکرو ثانیه بر فوت است. نگار پرتو گاما با علامت GR برای ثبت پرتوایی طبیعی زمین برحسب واحد API در اعماق متفاوت چاه استفاده می‌شود. نگار نوترون اصلاح شده با علامت NPPI برای توصیف سازندهای متخلخل و تعیین تخلخل آنها به کار می‌رود. از نگارهای مقاومت ویژه الکتریکی (نمودارهای LLD، LLS، MSFL در گل‌های پایه نمکی و نگارهای القایی در گل‌های پایه نفتی) برای تعیین لیتولوژی، مشخص کردن مرز لایه‌ها و اندازه‌گیری مقاومت ویژه سازند استفاده می‌شود. از نگار جرم مخصوص یا چگالی سازند با علامت RHOB یا pb برای اندازه‌گیری چگالی سازند استفاده می‌شود که برحسب گرم بر سانتی‌متر مکعب مقیاس‌بندی می‌شود. در دستگاه‌های جدید، تعیین چگالی سازند با روش گاما-گاما که به سوند LDT (litho-density tools) معروف است، علاوه بر اندازه‌گیری پرتو گامای پرتو انرژی که برای محاسبه جرم مخصوص سازند استفاده می‌شود، دریچه دیگری پرتو گامای کم انرژی را ثبت می‌کند و از این راه به محاسبه اثر فوتوالکتریک PEF (photo electric factor) سازند برحسب بارنز بر الکترون (b/e) می‌پردازد.

نگار فاکتور فوتوالکتریک، عمدتاً مشخص‌کننده نوع خمیره سنگ یا اطلاعات سنگ‌شناسی است و از

نامیده می‌شوند، استفاده می‌کنند. در شکل ۳ یک شبکه پرسپترون سه‌لایه نشان داده شده است.

قانون پسانتشار خطا از دو مسیر اصلی تشکیل می‌شود. مسیر اول به مسیر رفت (forward path) موسوم است که در آن، بردار ورودی به شبکه MLP اعمال می‌شود و تأثیراتش از راه لایه‌های میانی به لایه‌های خروجی انتشار می‌یابد. بردار خروجی تشکیل یافته در لایه خروجی، پاسخ واقعی شبکه MLP را تشکیل می‌دهد. در این مسیر پارامترهای شبکه، ثابت و بدون تغییر در نظر گرفته می‌شوند. در این الگوریتم تابع هدف برای آموزش شبکه طراحی شده، معمولاً به صورت جمع میانگین مربعات خطا است که به صورت زیر تعریف می‌شود (نیک‌روش و امین‌زاده، ۲۰۰۱).

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^K (y_{(observed)}^{(i)} - y_{(prediction)}^{(i)})^2 \quad (4)$$

مقدار خطا پس از محاسبه، در مسیر برگشت (backward path) از لایه خروجی و از راه لایه‌های شبکه در کل شبکه توزیع می‌شود. در این مسیر وزن‌های شبکه MLP مطابق فرمول زیر به گونه‌ای تغییر می‌کند و تنظیم می‌شود، تا مجموع مربعات خطای شبکه کمینه شود.

$$\Delta\omega(t) = -\alpha \frac{\partial E}{\partial \omega(t)} + \beta \Delta\omega(t-1) \quad (5)$$

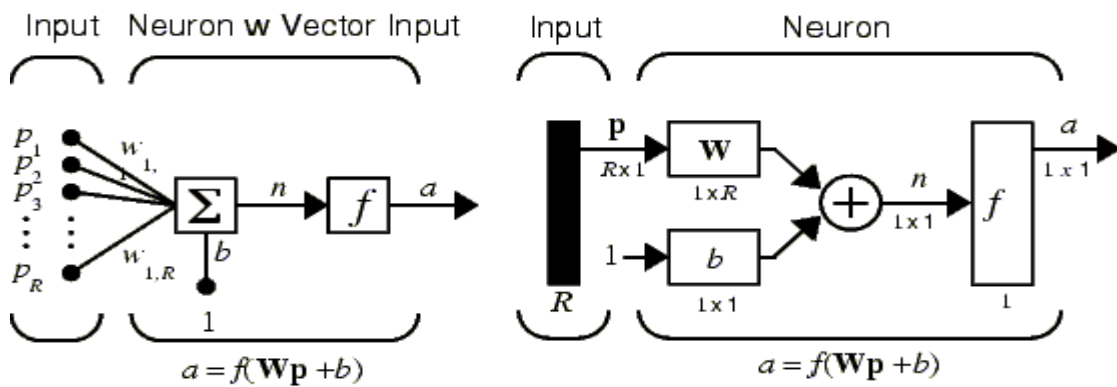
در روابط فوق α و β ثابت‌هایی در دامنه صفر و یک‌اند که به ترتیب نرخ یادگیری و تغییرات جزئی وزن شبکه را کنترل می‌کنند. علاوه بر آن، E تابع خطا، ω بردار وزن و t شماره تکرار محاسبات را نشان می‌دهد.

برای آموزش شبکه پرسپترون چندلایه، روش‌های متفاوتی وجود دارد که با بررسی‌های صورت گرفته در این تحقیق از روش لونبرگ-مارکوارت استفاده شده است.

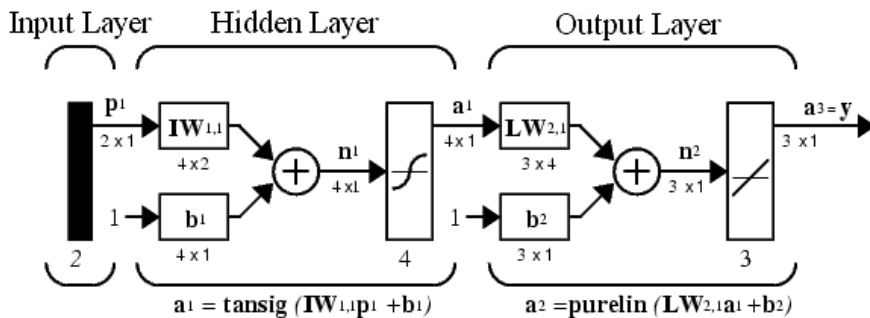
که در آن Z عدد اتمی عنصر مورد نظر است. مقادیر PEF برای سنگ آهک، ماسه‌سنگ و دولومیت روی هم پوشش ندارند و مقدارشان متفاوت است. در شکل ۴ مقدار PEF در برخی از سنگ‌ها و کانی‌ها نشان داده می‌شود.

تخلخل و سیال درون سنگ تأثیر بسیار اندکی می‌پذیرد. تعریف PEF تعداد الکترون‌ها در اتم (Z) سازند است. به عبارت دیگر:

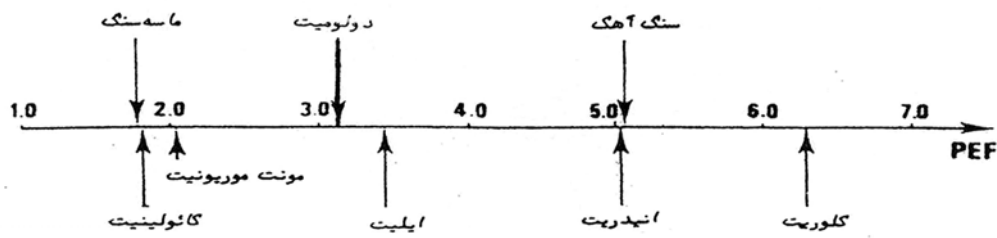
$$PEF = \left(\frac{Z}{10}\right)^{3.6} \quad (۶)$$



شکل ۲. مدل نرون مصنوعی با چندین ورودی (راهنمای نرم‌افزار matlab ۲۰۰۲).



شکل ۳. شبکه پرسپترون سه‌لایه‌ای (راهنمای نرم‌افزار matlab ۲۰۰۲).



شکل ۴. مقدار PEF در برخی از سنگ‌ها و کانی‌ها (مرادزاده و قوامی ریایی، ۱۳۸۰).

پیچیده‌ترین بخش کاربرد شبکه‌های عصبی است. بخشی از این پیچیدگی به انتخاب حالت تحقق یافته‌ای که الگوی صحیح را در اختیار بگذارند بر می‌گردد و بخش دیگر این پیچیدگی به تغییر مقیاس داده‌های آموزشی مربوط می‌شود. از این رو در اولین قدم باید مشخص شود که برای پیش‌بینی نگار فوتوالکتریک کدامیک از نگارهای موجود چاه باید استفاده شود؟ در مطالعه حاضر با انجام بررسی‌های آماری و محاسبه ضرایب همبستگی سعی شد تا ارتباط بین پارامترهای ورودی مؤثر بر فاکتور فوتوالکتریک مشخص شوند. نتایج محاسبه ضریب همبستگی داده‌های چاه‌های متفاوت نشان می‌دهد که نظم واحدی برای همه چاه‌ها موجود نیست. برای مثال در بعضی از چاه‌ها ضریب همبستگی بین نگار فوتوالکتریک و نگارهای نوترونی و چگالی، زیاد است و مقدار آن برای سایر نگارها کم است. این در حالی است که برای تعدادی از چاه‌های دیگر علاوه بر نگارهای نوترونی و چگالی، نگارهای صوتی، پرتو گاما و نگارهای سه گانه مقاومت ویژه نیز ضریب همبستگی بالایی را با نگار فوتوالکتریک نشان می‌دهند. با توجه به این مسئله در نهایت، نگار صوتی، نگار پرتو گاما، نگار چگالی سازند، نگار نوترون و نگارهای مقاومت ویژه به مثابه پارامترهای ورودی انتخاب شدند.

به دلیل استفاده از تابع محرک سیگموئیدی و از آنجا

همان‌طور که اشاره شد از نمودار PEF برای تعیین لیتولوژی سازندها استفاده می‌شود و از آنجا که ترکیب سنگ‌شناسی سازند آسماری بیشتر شامل دولومیت با $PEF = 3/1$ ، ماسه‌سنگ با $PEF = 1/8.06$ و آهک با $PEF = 5/8.04$ است، بنابراین به کمک نگار شاخص فوتوالکتریک می‌توان این زون‌ها را از هم تشخیص داد. از این رو وجود چنین نگاری در هر چاه برای ارزیابی بهتر مخزن، از اهمیت زیادی برخوردار است.

به دلیل اهمیت و نقش این نگار در تعیین و تغییرات لیتولوژی سنگ مخزن و از آنجا که این نگار نسبتاً جدید است و برای بسیاری از چاه‌ها در اختیار نیست، در نظر است با بهره‌گیری از توانمندی‌های شبکه عصبی و تهیه الگوریتم‌های مربوط به برآورد و پیش‌بینی این نمودار به کمک سایر نمودارهای موجود که به نوعی در ارتباط با نگار فوتوالکتریک اند پردازیم.

۶ چگونگی طراحی شبکه مناسب و آموزش آن

پس از مطالعه ویژگی‌های شبکه پرسپترون چندلایه و بررسی پارامترهای مؤثر در پیش‌بینی، از این نوع شبکه با الگوریتم پس‌انتشار خطا که از قابلیت‌های خوبی برای پیش‌بینی دارد، استفاده شده است. پس از انتخاب نوع شبکه مناسب، نوبت به انتخاب و آماده‌سازی داده‌های ورودی می‌رسد. انتخاب و آماده‌سازی داده‌ها، اغلب

نرون در هر مرحله تعداد آنها تا ۵۵ عدد افزایش داده شد و پاسخ شبکه برای حالت‌های متفاوت بررسی شد. با توجه به نتایج به دست آمده و در نظر گرفتن همبستگی پاسخ شبکه با پاسخ مطلوب (هدف)، مشاهده شد که پاسخ شبکه به ازای ۱۰ نرون در لایه میانی ایدئال‌تر (مناسب‌تر) است (شکل ۵).

برای تعیین تعداد لایه میانی مناسب، پاسخ شبکه برای دو لایه میانی با تعداد نرون‌های متفاوت در هر یک از آنها بررسی شد و در نهایت مطابق شکل ۶ نتیجه گرفته شد که شبکه با دو لایه میانی که دارای ۱۰ نرون در لایه اول و ۱۲ نرون در لایه دو است دارای پاسخ تقریباً مشابه با حالتی که شبکه فقط دارای یک لایه میانی با ۱۰ نرون است دارد. با توجه به موارد فوق، برای پیش‌بینی نمودار PEF شبکه طراحی شده مطابق شکل ۷ از نوع پرسپترون سه لایه است که از ۷ نرون در لایه ورودی، ۱۰ نرون در لایه میانی و یک نرون در لایه خروجی تشکیل شده است. به عبارت دیگر شبکه دارای ساختار ۱-۱۰-۷ است. پس از مشخص شدن نوع و ساختار شبکه کدهای رایانه‌ای لازم برای مراحل متفاوت یادگیری آموزش (training)، آزمایش (testing) و آزمون یا اعتبارسنجی (validation) و تعمیم‌دهی شبکه در محیط نرم‌افزاری MATLAB نوشته شد.

۷ پیش‌بینی نگار فوتوالکترونیک به کمک شبکه تهیه شده

پس از نوشتن برنامه برای شبکه و آماده‌سازی داده‌ها، نوبت به آموزش شبکه می‌رسد. در هنگام اجرای برنامه یادگیری، ابتدا ترانهاده هر یک از ماتریس‌های داده‌ها محاسبه می‌شود و سپس داده‌ها برای عمل یادگیری ساختار شبکه، یادگیری شبکه آغاز شده و پس از پایان الگوریتم توقف، نمودار تغییرات مجموع مربعات خطا در برابر تعداد تکرار (یا تعداد سیکل) برای هر کدام از

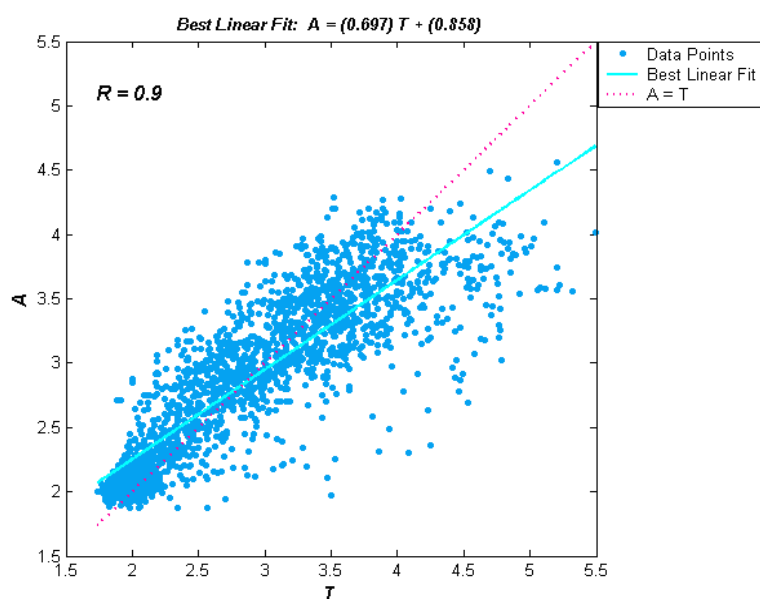
که دامنه تغییرات داده‌های ورودی اختلاف زیادی با هم دارند، نرمال‌سازی داده‌های ورودی و خروجی، طوری که همه داده‌ها را در بازه‌ای مناسب قرار دهد به آموزش شبکه کمک شایانی می‌کند. برای نرمال‌سازی، روش‌های گوناگونی وجود دارد که هر کدام مزایا و معایب خاصی دارند. در نرمال‌سازی داده‌های مورد نظر باید روشی انتخاب شود تا بهترین نتیجه را در عملکرد شبکه به دست دهد. با توجه به بررسی‌های انجام شده و با در نظر گرفتن دامنه تغییرات هر یک از مقادیر مربوط به نگارهای چاه، در این مقاله با استفاده از رابطه زیر کلیه داده‌های ورودی و خروجی در بازه [1, -1] نرمال‌سازی شدند.

$$pn = \frac{2(p - \min p)}{(\max p - \min p)} - 1 \quad (7)$$

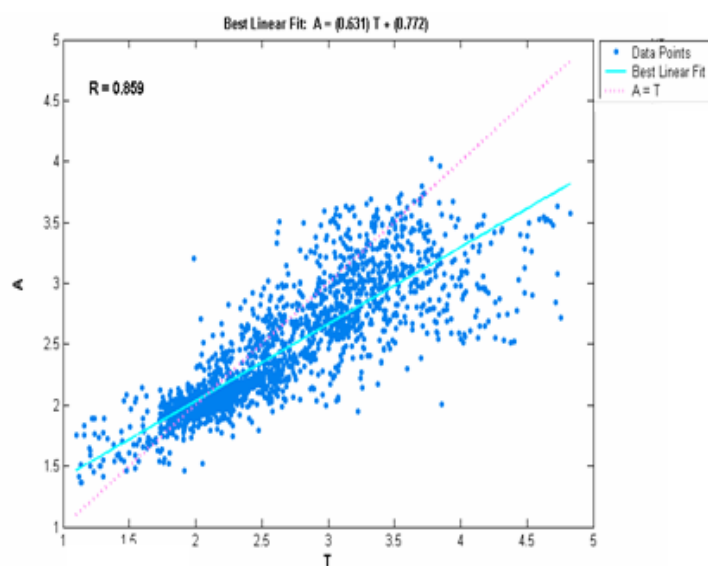
که در آن pn داده‌های نرمال شده، $\max p$ و $\min p$ به ترتیب مقادیر حداکثر و حداقل داده‌های p هستند.

برای شکل دهی به الگوهای ورودی، هر یک از مجموعه‌های انتخابی به صورت ماتریسی دوبعدی در نظر گرفته می‌شوند، یعنی داده‌های خام مربوط به هر چاه به صورت ماتریسی $(N \times 7)$ است که در ستون اول تا سوم داده‌های مربوط به مقاومت ویژه (MSFL, LLD, LLS)، در ستون چهارم داده‌های نگار چگالی، در ستون پنجم اطلاعات نگار نوترون اصلاحی، در ستون ششم داده‌های نگار پرتو گاما و در ستون هفتم داده‌های نگار صوتی قرار دارند و به همین ترتیب داده‌های مربوط به PEF مطلوب در یک ماتریس ستونی $(N \times 1)$ قرار می‌گیرند.

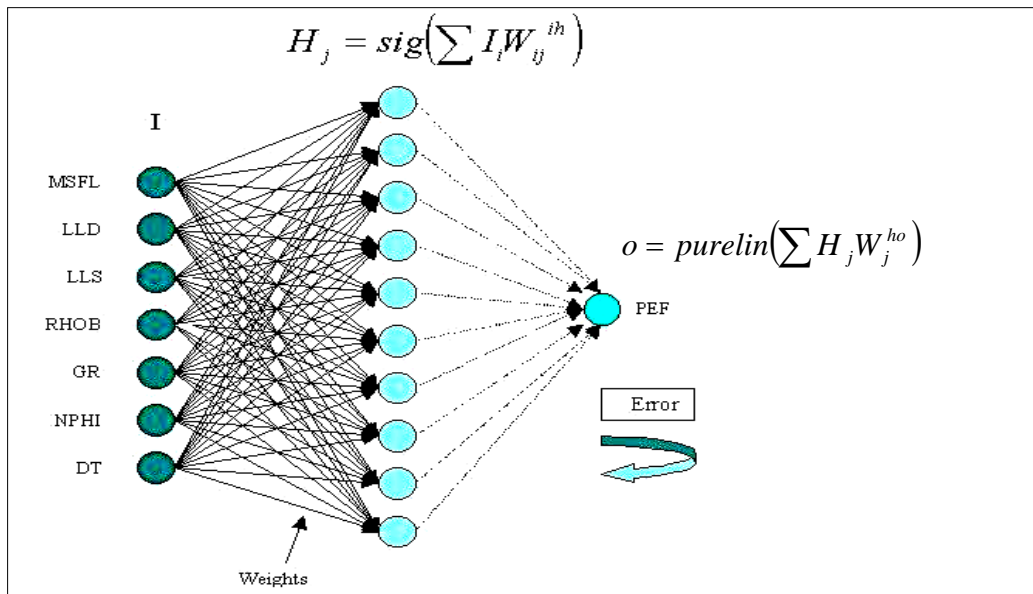
برای انتخاب تعداد لایه‌های میانی (لایه پنهان) و همچنین تعداد نرون‌های مربوط به لایه‌های میانی، روش خاصی وجود ندارد و از این رو اندازه یک لایه پنهان عموماً به‌طور تجربی به دست می‌آید. برای شبکه PEF در ابتدا ۵ نرون برای لایه میانی در نظر گرفته شد و پاسخ شبکه به دست آمد. سپس در مراحل بعدی با افزایش یک



شکل ۵. در شکل PEF داده شده توسط شبکه (A) در برابر PEF مطلوب (T) با تعداد ۱۰ نرون لایه میانی نشان داده شده است.



شکل ۶. پاسخ شبکه با دو لایه میانی که PEF پیش‌بینی شده (A) را در برابر PEF مطلوب (T) با تعداد ۱۰ نرون در لایه میانی اول و ۱۲ نرون در لایه میانی دوم نشان می‌دهد.



شکل ۷. شبکه پرسپترون سه لایه‌ای طراحی شده برای پیش‌بینی نگار PEF.

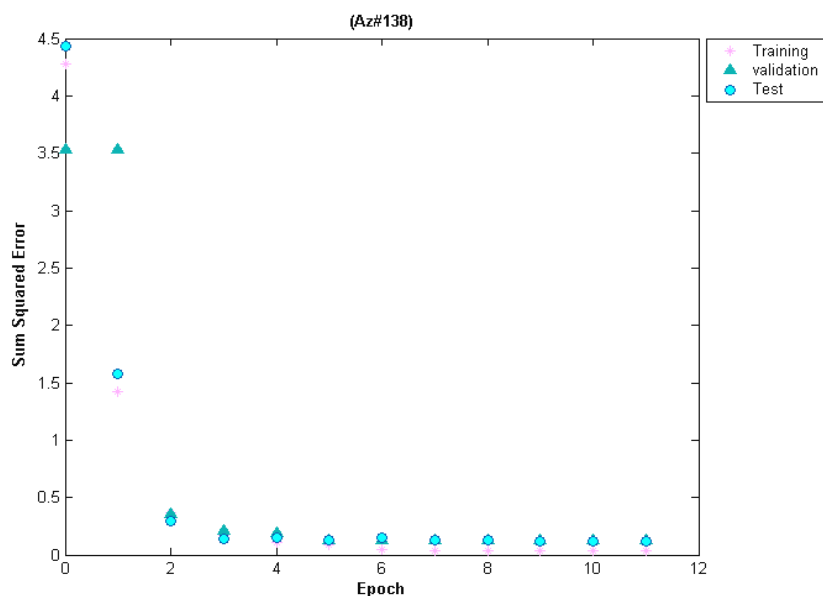
ضروری است گاهی از اوقات افزایش بیش از حد آن ممکن است در بعضی از موارد سبب واگرایی پاسخ شبکه شود. به همین دلیل بایستی به طریقی مشکلات فوق برطرف شود که جداسازی مجموعه نمونه‌های مورد مطالعه یکی از این روش‌ها است. در این تحقیق برای آموزش شبکه طراحی شده برای هریک از چاه‌ها به‌طور جداگانه و همچنین سه چاه (۱۳۸، ۲۴۵ و ۲۴۶) با هم، الگوهای ورودی (یعنی قرائت‌های خام نگارهای چاه) و PEF مربوط به آنها، به سه مجموعه آموزشی، آزمایشی و آزمون تقسیم شدند، بدین صورت به‌طور تصادفی، ۷۰ درصد از داده‌ها برای آموزش، و بقیه برای آزمایش و آزمون شبکه مورد استفاده در نظر گرفته شدند. علت انتخاب درصد بالای داده‌ها برای آموزش این است که شبکه الگوهای حاکم بر ورودی و خروجی‌ها را ببیند و خود را با شرایط متفاوت تطبیق دهد. در این روش، شبکه طراحی شده به کمک داده‌های سری آموزشی، مورد تعلیم

مراحل یادگیری رسم می‌شود. شکل ۸ منحنی تغییرات خطا را برای مجموعه داده‌های آموزشی، آزمایشی و آزمون برای یکی از چاه‌های میدان نفتی اهواز (چاه ۱۳۸) نشان می‌دهد. با توجه به این که آموزش شبکه از روی مجموعه داده‌های یادگیری ورودی - خروجی صورت می‌گیرد، در انتخاب و نحوه ارائه داده‌های یادگیری به شبکه عصبی مصنوعی باید دقت کرد. زیرا در فرایند یادگیری از اطلاعات موجود در نمونه‌های یادگیری، برای فهم و استنتاج نگاهت مفروض و پیاده‌سازی تقریبی آن استفاده می‌شود (منهاج، ۱۳۷۹). آموزش بیش از حد مجموعه یادگیری سبب می‌شود تا شبکه به حفظ کردن به‌جای تقریب زدن الگوهای ورودی و خروجی پردازد. به‌عبارت دیگر، آموزش بیش از حد سبب می‌شود تا شبکه الگوها را حفظ کند و نتواند برآورد درستی از پارامترهای موردنظر در مراحل بعدی به‌دست دهد. علاوه بر آن تکرار محاسبات (سیکل) که برای کاهش خطا تا حد مورد نظر

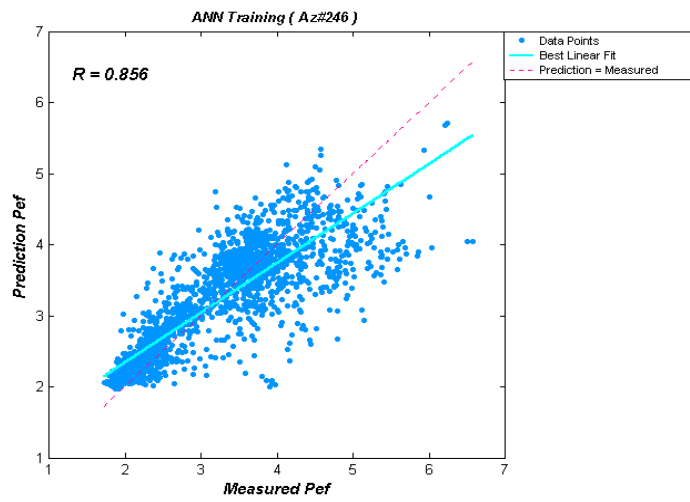
در شکل‌های ۹ تا ۱۱، مقدار زاویه شیب خط آبی پر، درجه نیکویی برازش و مقدار ضریب همبستگی محاسبه شده بین پاسخ شبکه و داده‌های اندازه‌گیری شده پراکندگی داده‌ها را حول بهترین خط برازش شده نشان می‌دهد. پراکندگی داده‌ها ممکن است به شرایط چاه‌ها، وجود نوفه در داده‌های اندازه‌گیری شده و یا به قدرت تفکیک‌پذیری هر یک از نگارهای مورد استفاده در برآورد باشد. (هوانگ و همکاران، ۱۹۹۶). همان‌طور که در شکل ۱۱ مشاهده می‌شود مقدار ضریب همبستگی $0/894$ و اندازه زاویه شیب بهترین خط برازش شده برای سری داده‌های آزمون ۴۱ درجه است. این اعداد نشان می‌دهند که میزان پراکندگی موجود حول بهترین خط برازش شده بر داده‌ها کم است و علاوه بر آن شبکه آموزش یافته قادر است با گرفتن داده‌های حاصل از نگارهای مربوطه، مقادیر فوتوالکتریک سازند را با تناظر تقریبی (نه دقیق) یک به یک تولید کند.

قرار می‌گیرد و علاوه بر آن شبکه در حین فرایند آموزش پیوسته با سری داده‌های آزمایشی مورد آزمایش قرار می‌گیرد تا با انتخاب تکرارهای مناسب، آموزش بهینه شبکه مورد ارزیابی قرار گیرد (نیک‌روش و امین‌زاده، ۲۰۰۱). از مجموعه داده‌های آزمون، بیشتر برای ارزیابی برآوردهای شبکه در خصوص پارامتر مورد نظر استفاده می‌شود و این مجموعه از داده‌ها در فرایندهای آموزش و آزمایش شبکه، کاربردی ندارند.

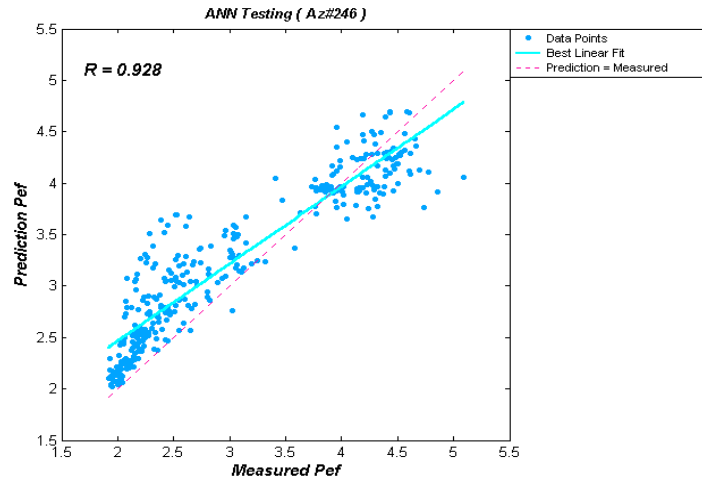
برای هر یک از مراحل آموزش، آزمایش و آزمون، ضریب همبستگی بین PEF شبکه و PEF اندازه‌گیری شده، محاسبه می‌شود و به صورت نموداری در می‌آید. در شکل‌های ۹ تا ۱۱، ضریب همبستگی فوق برای هر یک از مراحل یادگیری مربوط به چاه ۲۴۶ نشان داده شده است. فرایند یادگیری تا رسیدن به خطای مطلوب ادامه می‌یابد. معیار دیگر فرایند یادگیری، آزمون یا اعتبارسنجی شبکه است که در آن قدرت تعمیم شبکه در هر سیکل نمایش داده می‌شود.



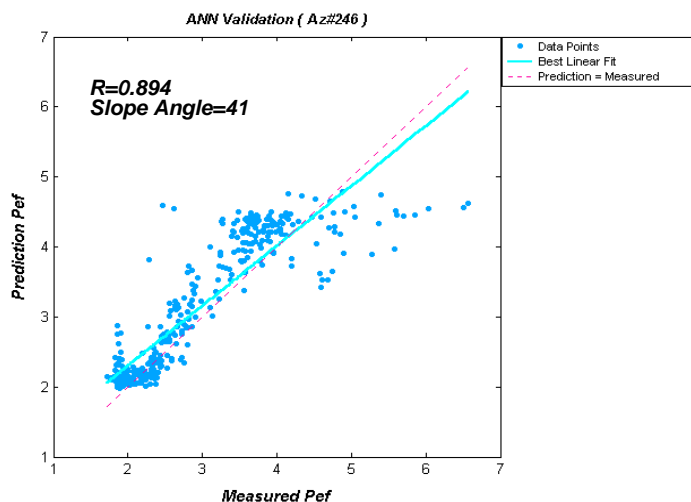
شکل ۸. نمودار تغییرات مجموع مربعات خطا در برابر سیکل صورت گرفته برای مراحل متفاوت یادگیری شبکه در چاه ۱۳۸.



شکل ۹. ضریب همبستگی (R) بین PEF شبکه و PEF اندازه گیری شده برای آموزش چاه ۲۴۶.



شکل ۱۰. ضریب همبستگی (R) بین PEF شبکه و PEF اندازه گیری شده برای آزمایش چاه ۲۴۶.



شکل ۱۱. ضریب همبستگی (R) بین PEF شبکه و PEF اندازه‌گیری شده برای آزمون چاه ۲۴۶.

کمتر است. علت این مسئله ممکن است متفاوت بودن شرایط چاه‌ها و تغییر در شرایط زمین‌شناسی و یا تغییرات جزئی سنگ‌شناسی چاه‌ها با توجه به فواصل نسبتاً زیادشان باشد.

در شکل ۱۲ نمودار توزیع فراوانی و نمودار احتمال تجمعی داده‌های خام‌نگار فوتوالکتریک مربوط به چاه‌های ۱۳۸، ۲۴۵ و ۲۴۶ که از آنها در آموزش، آزمایش و آزمون شبکه استفاده شد نشان داده می‌شود. همان‌طور که در این شکل پیداست، بیشترین تجمع PEF اندازه‌گیری شده در چاه‌های فوق، اطراف مقادیر ۲ و ۳/۲ است و نشان می‌دهد که سنگ مخزن عمدتاً از جنس ماسه‌سنگ و دولومیت است. مقادیر $PEF=5$ و یا نزدیک به آن که بیانگر سنگ آهک است، کمتر از ۱۰ درصد داده‌ها را شامل می‌شود.

پس از طراحی، آموزش و اعتبارسنجی، شبکه طراحی شده می‌تواند در برابر الگوهای ورودی جدید که قبلاً آنها را ندیده است، پاسخ مناسبی دهد. برای تعمیم (generalization) شبکه PEF، داده‌های مربوط به قرائت‌های خام‌نگارهای صوتی، پرتوگاما، چگالی

در جدول ۱ نتایج آموزش شبکه طراحی شده برای آموزش همزمان داده‌های چاه‌های ۱۳۸، ۲۴۵ و ۲۴۶ در هر یک از مراحل آموزش، آزمایش و آزمون نشان داده شده است. لازم به ذکر است که در این مجموعه از داده‌ها، حداقل جمع مربعات خطای آموزش شبکه، ۰/۰۷۴ بوده است.

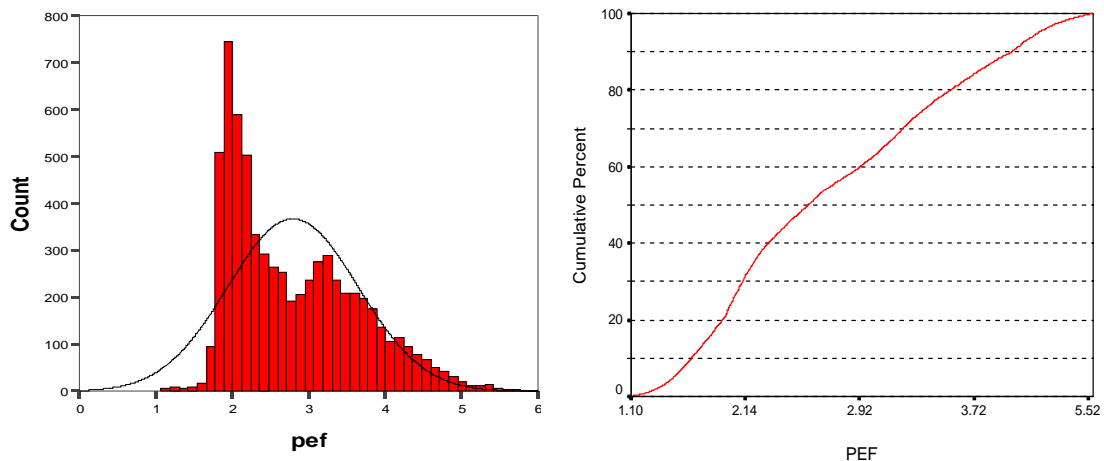
همان‌طور که جدول ۱ نشان می‌دهد میزان ضرایب همبستگی حاصل در هر یک از مراحل آموزش، آزمایش و آزمون سه چاه در قیاس با ضرایب همبستگی محاسبه شده برای داده‌های چاه ۲۴۶ که به صورت منفرد به شبکه داده شده است برای مرحله آموزش تقریباً برابر، ولی برای مراحل آزمایش و آزمون کمی کمتر است. علاوه بر آن، زاویه شیب ۴۰ درجه محاسبه شده برای بهترین خط برازش شده برای داده‌های سری آزمون سه چاه در مقابل ۴۱ درجه محاسبه شده در چاه ۲۴۶، یک درجه کمتر است. این مطالب بیانگر این موضوع است که داده‌ها اندکی بیشتر پراکنده شده‌اند در اطراف خط بهترین برازش برخوردار بوده و دقت برآورد شبکه نیز نسبت به حالتی که شبکه برای تک‌تک چاه‌ها آموزش یابد، قدری

با توجه به شکل‌های ۱۳ و ۱۴، ضریب همبستگی ۰/۹۱ و ۰/۸۹ بین PEF حاصل از شبکه و PEF اندازه‌گیری شده به ترتیب برای چاه‌های ۱۳۹ و ۲۵۳ به دست آمد. بزرگ بودن این مقادیر نشان می‌دهد که پراکندگی داده‌ها حول خط برازش شده بر آنها پایین است. علاوه بر آن مقدار ۴۱ درجه زاویه شیب بهترین خط برازش شده بر داده‌ها در چاه ۱۳۹ و همچنین ۳۷ درجه زاویه شیب برای چاه ۲۵۳ نشان دهنده دقت خوب مدل‌سازی شبکه برای پیش‌بینی مقادیر PEF است.

سازند، نوترون اصلاحی و مقاومت ویژه از سازند آسماری برای دو چاه ۱۳۹ و ۲۵۳ به‌طور پیش‌خور و بدون PEF مطلوب نظیر به شبکه مربوطه داده شدند و به ترتیب ضریب همبستگی بین PEF شبکه و PEF واقعی (اندازه‌گیری شده) برای چاه‌های فوق به دست آمد که به صورت نموداری در شکل‌های ۱۳ و ۱۴ آورده شده است. لازم به یادآوری است که داده‌های این دو چاه در فرایند آموزش شبکه شرکت نداشتند.

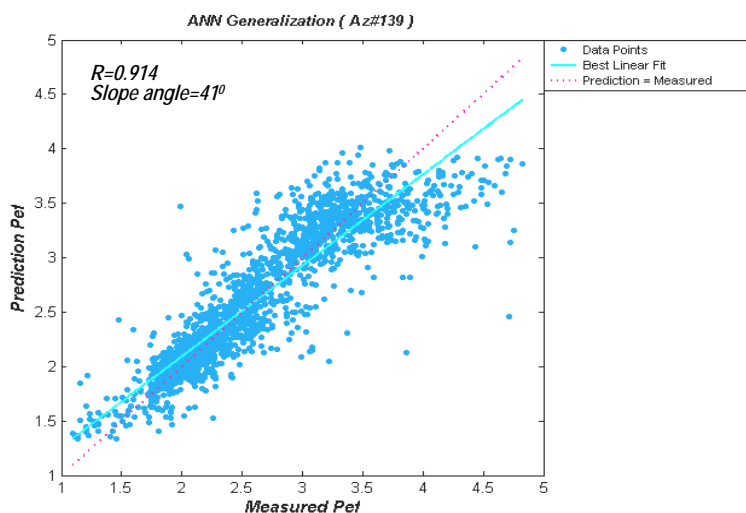
جدول ۱. میزان ضرایب همبستگی بین PEF داده شده شبکه و PEF اندازه‌گیری شده برای هر یک از مراحل یادگیری هم‌زمان شبکه در مورد داده‌های چاه‌های ۱۳۸، ۲۴۵ و ۲۴۶.

مراحل	آموزش	آزمایش	آزمون
ضریب همبستگی بین پاسخ شبکه و داده‌های اندازه‌گیری شده	۰/۸۹۷	۰/۸۷۸	۰/۸۵۱
زاویه شیب خط بهترین برازش روی داده‌های آزمون	-	-	۴۰ درجه

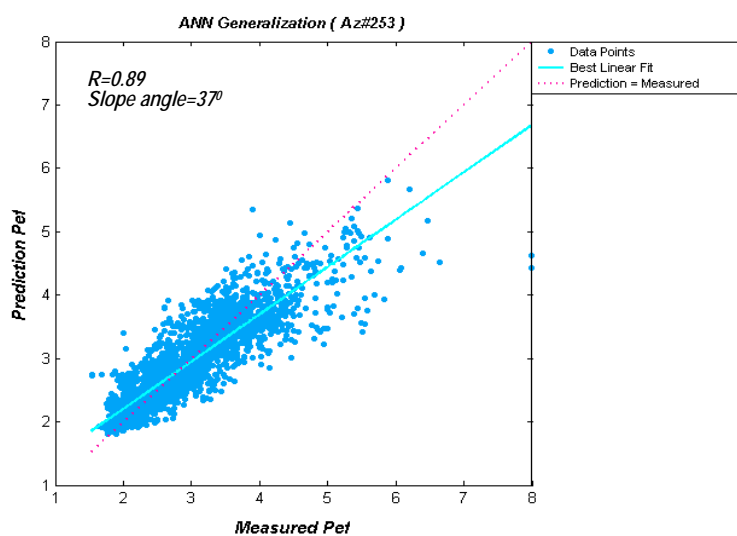


N	Minimum	Maximum	Mean	Std. Deviation
6691	1.1	6.57	2.7848	0.8531

شکل ۱۲. نمودار توزیع فراوانی و احتمال تجمعی مقادیر PEF اندازه‌گیری شده در چاه‌های ۱۳۸، ۲۴۵ و ۲۴۶.



شکل ۱۳. نمودار ضریب همبستگی (R) بین PEF شبکه و PEF اندازه‌گیری شده برای مرحله تعمیم چاه ۱۳۹.



شکل ۱۴. نمودار ضریب همبستگی (R) بین PEF شبکه و PEF اندازه‌گیری شده در مرحله تعمیم برای چاه ۲۵۳.

کوچک‌تر بودن زاویه شیب خط برازش شده بر داده‌های اندازه‌گیری شده نشان می‌دهد که پاسخ شبکه برای مقادیر زیاد PEF کمی کمتر و برای مقادیر PEF کمتر از ۱/۵، کمی بیشتر از مقادیر اندازه‌گیری شده است. این امر را شاید بتوان با استفاده از توزیع داده‌های PEF اندازه‌گیری

از آنجا که مقادیر زاویه شیب به دست آمده، به خصوص برای چاه ۱۳۹ اختلاف کمی با مقدار ۴۵ درجه دارد، می‌توان گفت که شبکه به اندازه کافی آموزش لازم را دیده است و قادر است پاسخ‌هایی را تولید کند که تطابق خوبی با مقادیر اندازه‌گیری شده PEF دارند. علاوه بر آن

ماتریس داده‌های ورودی فاکتور عمق را شامل نشود و در حالتی که عمق در حکم پارامتر مستقل هشتم به ماتریس ورودی اضافه شود، چندان تفاوتی ندارد. این در حالی است که اضافه کردن عمق، حتی سبب شده است تا ضریب همبستگی محاسبه شده بین پاسخ شبکه و داده‌های اندازه‌گیری شده PEF از مقدار ۰/۹۱۴ به ۰/۹۰۷ کاهش یابد. مشابه بودن پاسخ شبکه در دو حالت فوق شاید به‌خاطر این باشد که عمق همه نگارهای مورد استفاده، در حکم ورودی یکسان، و یا اینکه وابستگی پارامتر پیش‌بینی شده به عمق کم بوده است. این در حالی است که برای پیش‌بینی بعضی از پارامترهای پتروفیزیکی مثل ضریب نفوذپذیری سنگ مخزن که به عمق و فشار لیتواستاتیکی وابستگی زیادی دارند و در مواردی که برای پیش‌بینی آنها از داده‌های نگارهای مختلف دو و یا چند چاه با عمق متفاوت استفاده شود و حجم داده‌های ورودی زیاد نباشد، اضافه کردن عمق هیچ هزینه اضافی را در بر ندارد (حیبیان و همکاران، ۱۳۸۴)، ممکن است در بعضی از موارد دقت شبکه را تا حد قابل توجه نیز افزایش بدهد.

به منظور ارزیابی بهتر عملکرد شبکه برای تعمیم‌دهی و پیش‌بینی نگار PEF، در شکل ۱۶ نتایج تعمیم شبکه برای چاه ۱۳۹ به صورت نمودار PEF پیش‌بینی شده با شبکه و PEF اندازه‌گیری شده ارائه شده است. به دلیل محدودیت فضا از آوردن چنین نموداری برای چاه ۲۵۳ خودداری می‌شود. در سمت راست شکل زیر، مقایسه پیش‌بینی شبکه با داده‌های اندازه‌گیری شده برای کل چاه و مقایسه دقیق‌تر برای بازه عمقی ۲۶۲۰ تا ۲۷۲۰ متری چاه ۱۳۹ نشان داده شده است.

شکل فوق نشان می‌دهد که شبکه توانسته است مقادیر PEF را طوری پیش‌بینی کند (منحنی سرخ رنگ) که، به جز در مواردی که در زیر اشاره می‌شود، در تطابق بسیار خوبی با مقادیر اندازه‌گیری شده PEF

شده (شکل ۱۲) که مورد استفاده برای آموزش و اعتبارسنجی شبکه قرار گرفتند، توجیه کرد. شکل ۱۲ نشان می‌دهد که مقادیر PEF اندازه‌گیری شده بیشتر از ۴ و یا کوچک‌تر از ۱/۵، درصد بسیار کمی از کل داده‌های آموزش شبکه را شامل می‌شوند و به همین علت، شبکه برای این بازه‌ها چنین پاسخ‌هایی را در مرحله تعمیم می‌دهد.

در مرحله بعد سعی شد تا برای بهبود دقت برآورد شبکه عمق هر یک از داده‌ها نیز در حکم فاکتور مستقل ورودی به شبکه داده شود. در این حالت، تعداد ستون‌های ماتریس ورودی به صورت ماتریس $(N \times 8)$ در می‌آمد که در آن، تعداد داده‌های هر ستون برای مجموعه ۳ چاه بیش از ۶۰۰۰ بود و علاوه بر آن ستون اول که عمق داده‌ها است، برای هر یک از چاه‌های سه‌گانه برابر هم بود و به صورت سه مجموعه ۲۰۰۰ تایی در ستون اول تکرار می‌شد. این کار، ماتریس داده‌های ورودی به شبکه را حجیم‌تر می‌کند و فرایند آموزش چنین شبکه بزرگی را حتی با رایانه ۲۸۰۰Mhz-PIV با مشکلات جدی مواجه می‌سازد. شاید نمونه‌برداری مجدد و یا فشرده‌سازی داده‌ها (پولتون، ۲۰۰۱) با روش‌های متفاوت که خود می‌تواند در کار تحقیقی دیگری بررسی شود به نوبه خود بتواند راه حلی برای مشکل فوق باشد. از آنجا که نگار قطرسنجی تغییرات کمی را برای قطر چاه در بازه مورد مطالعه چاه‌ها نشان می‌دهد، از این رو سعی شد تا فقط تأثیر اضافه کردن عمق در پاسخ شبکه فقط برای هر چاه به صورت جداگانه صورت گیرد. برای بررسی تأثیر فاکتور اضافی عمق، ضریب همبستگی بین پاسخ شبکه و داده‌های اندازه‌گیری شده در مرحله تعمیم‌دهی برای پیش‌بینی فاکتور PEF چاه ۱۳۹ به صورت نموداری در شکل ۱۵ نشان داده شده است.

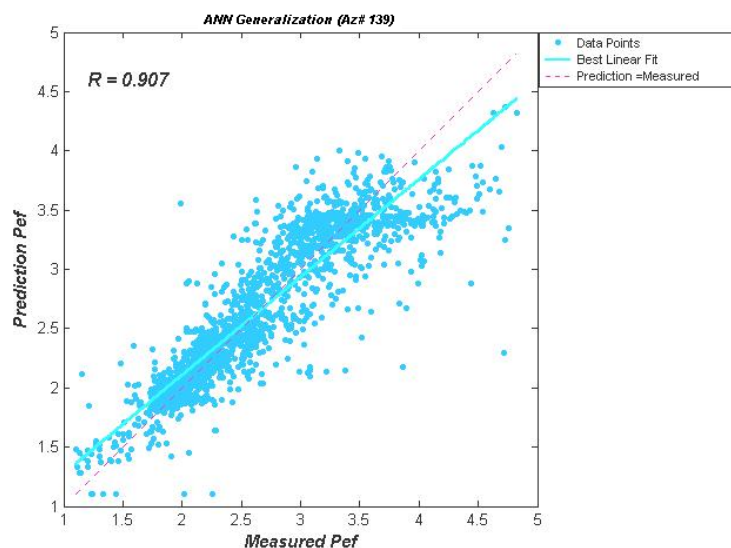
مقایسه دو شکل ۱۳ و ۱۵ نشان می‌دهد که دقت پیش‌بینی شبکه در برآورد پارامتر PEF در موردی که

۸ نتیجه گیری

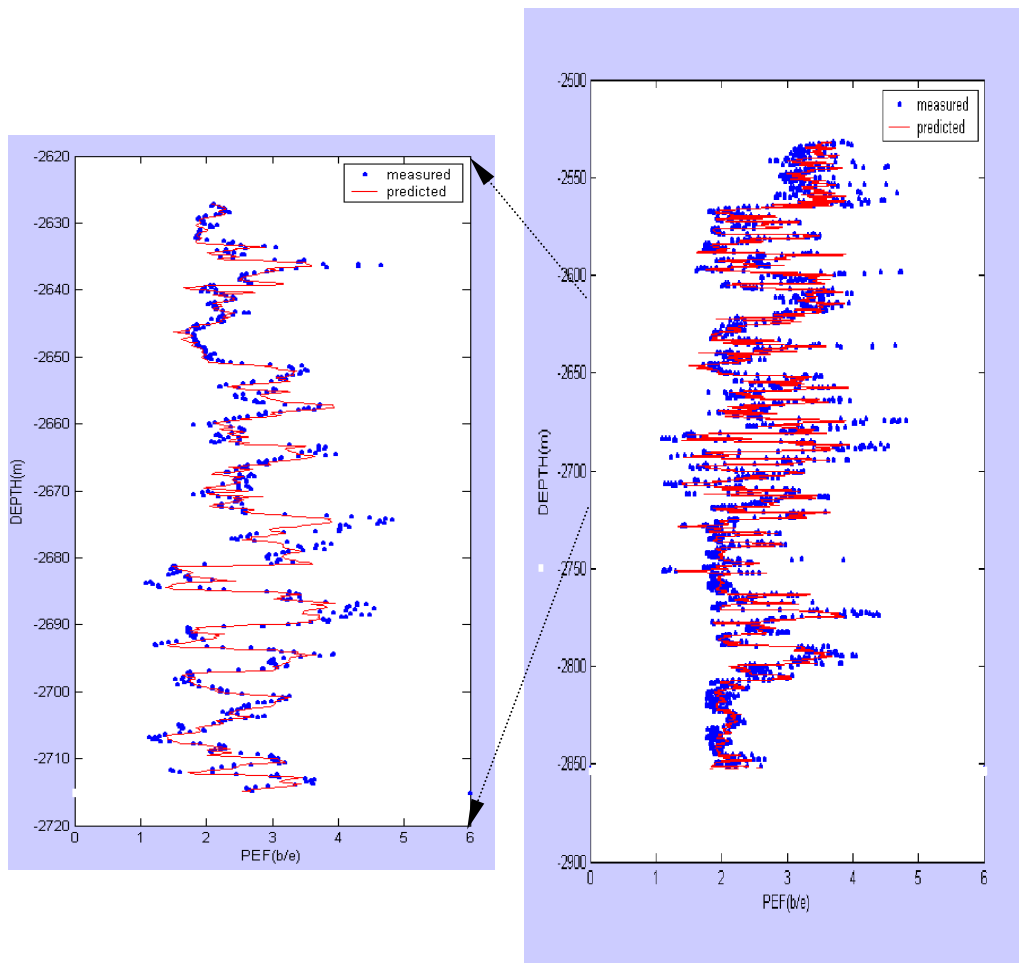
در مطالعه حاضر، روشن شد که شبکه‌های مصنوعی با الگوریتم پس‌انتشار خطا، پس از آموزش لازم قادر خواهند بود تا به روابط غیرخطی حاکم بر نگرهای متفاوت چاه پی ببرند و با برآورد چنین روابطی به پیش‌بینی نگرهای موردنظر و یا بازسازی آنها اقدام کنند. علاوه بر آن، این گونه شبکه‌ها برای پی بردن به ارتباط بین متغیرهای ورودی و تابع خروجی، نیازی به آگاهی از مدل اولیه ریاضی ندارند، و فقط با بررسی‌های اولیه می‌توان حساسیت توابع خروجی را به متغیرهای ورودی بررسی کرد و آنها را در مدل‌سازی مورد استفاده قرار داد. شاید زمان زیاد برای آموزش مناسب شبکه اصلی‌ترین عیب این روش باشد که البته با انتخاب روش مناسب آموزش، مثل روش به کار گرفته شده در این بررسی زمان مورد نظر، به مقدار قابل توجهی کاهش می‌یابد.

(دایره‌های کوچک) باشند. همان‌طور که نمودار سمت چپ شکل نشان می‌دهد و بنا به دلایلی که قبلاً به آنها اشاره شد، شبکه برای PEF بزرگ‌تر از ۴، مقادیر را کمتر (under estimate) و برای PEF کوچک‌تر از ۱/۵ مقادیر را بیشتر (over estimate) برآورد می‌کند. در کل، جمع مربعات خطای مدل‌سازی شبکه برای مقادیر برآورد شده PEF در چاه ۱۳۹، کمتر از ۸ درصد و برای چاه ۲۵۳، حدود ۱۰ درصد است.

با توجه به نتایج به دست آمده و با مشاهده و بررسی شکل‌ها و نمودارهای قبلی می‌توان نتیجه گرفت که شبکه پرسپترون طراحی شده، از دقت و قدرت کافی برای پیش‌بینی نمودار PEF برخوردار است و از این شبکه می‌توان برای پیش‌بینی و برآورد نمودار موردنظر چاه‌هایی میدان نفتی اهواز که مخزن آسماری را در بر دارند و دارای چنین نموداری نیستند استفاده کرد.



شکل ۱۵. نمودار ضریب همبستگی (R) بین PEF شبکه و PEF اندازه‌گیری شده برای مرحله تعمیم چاه ۱۳۹ با هشت پارامتر ورودی شامل عمق.



شکل ۱۶. مقایسه بین منحنی‌های PEF حاصل از شبکه و PEF اندازه‌گیری شده در مرحله تعمیم برای چاه ۱۳۹، نمودار سمت راست برای کل چاه بوده و نمودار سمت چپ فقط برای بازه عمقی ۲۶۲۰ تا ۲۷۲۰ متری با وضوح بیشتر نشان داده شده است.

برآورد زده شده شبکه برای این دو چاه با نگار PEF واقعی اندازه‌گیری شد و علاوه بر آن، ضریب همبستگی و زاویه شیب بالای بهترین خط برازش شده بر داده‌ها در مراحل مختلف آموزش، آزمایش، آزمون و به‌خصوص مرحله تعمیم همگی، نشان از توانایی و دقت بالای شبکه عصبی مصنوعی طراحی شده برای پیش‌بینی چنین نگارهایی در چاه‌های مورد نظر است. از این رو از آنها می‌توان برای چاه‌هایی از میدان نفتی اهواز که فاقد نگار فوتوالکتریک‌اند، استفاده کرد. علاوه بر آن از روش

در این مطالعه، نشان داده شده است که یک شبکه پرسپترون سه‌لایه با الگوریتم پس‌انتشار خطا و با ساختار ۱-۱۰-۷ با گرفتن آموزش لازم، قادر است تا با دقت کافی به پیش‌بینی نگار فوتوالکتریک سازندهای نفتی از نگاره‌های مهم در ارزیابی مخازن هیدروکربوری است بپردازد. این مطلب را می‌توان از نتایج آزمون و تعمیم شبکه طراحی شده برای پیش‌بینی نگار فوتوالکتریک چاه‌های متفاوت و به‌خصوص چاه ۱۳۹ و ۲۵۳ که به هیچ‌وجه در آموزش شبکه دخالت نداشته‌اند بررسی کرد. مقایسه نگار PEF

- Etnyre, L. M., 1992, Estimation of petrophysical parameters using a robust Levenberg-Marquardt procedure: *Log Analyst*, **33**, 373-389.
- Hampson, D., Schuelke, J., and Quieren, J., 2000, Use of multi-attribute transforms to predict log properties from seismic data. *Geophysics*, **66**, 220-236.
- Huang, Z., Shimeld, J., Williamson, M., and Katsube, J., 1996, Permeability prediction with artificial neural network modeling in the Venture gas field, offshore eastern Canada: *Geophysics*, **61**, 422-436.
- Liu, Z., and Liu, J., 1998, Seismic controlled nonlinear extrapolation of well parameters using neural networks: *Geophysics*, **63**, 2035-2041.
- Nikraves, M., and Aminzadeh, F., 2001, Mining and fusion of petroleum data with fuzzy logic and neural network agents: *J. Petrol. Sci. Eng.* **29**, 221-238.
- Poulton, M. M., 2001, Computational neural networks for geophysical data processing. Pergamon, 335.
- Poulton, M. M., 2002, Neural networks as an intelligence amplification tool: A review of application. *Geophysics*, **67**, 979-993.
- The Math Work, T., 2002, Manual of Matlab, The language of technical computing. The Math Work, Inc.
- Walls, J., Taner, T., Taylor, G., Smith, M., Derzhi, N., Carr, M., Drummonds, J., McGuire, D., Morris, S., and Bregar, J., 2000, Seismic reservoir characterization of a mid-continent fluvial system using rock physics, post stack seismic attributes and neural networks: A case history. 69th Ann. Int. Mtg., Soc. Expl. Geophys., 1437-1439.
- Zhang, Z., Zhou, Z., Frenkle, M., Chunduru, R., and Mezzatesta, A., 1999, Fast forward modeling simulation of resistivity logs using neural networks. 69th Ann. Internat. Mtg., Soc. Expl. Geophys., 124-127.
- Zhang, Z., Zhou, Z., Frenkle, M., Chunduru, R., and Mezzatesta, A., 2000, Real time inversion of array resistivity logging data using dimensional reduction and neural network simulation. 70th Ann. Internat. Mtg., Soc. Expl. Geophys., 1802-1805.

به کار گرفته شده می‌توان برای پیش‌بینی و برآورد سایر پارامترهای مورد نیاز دیگر مخازن نفتی، مثل نفوذپذیری، تخلخل و اشباع آب، به کمک نگارهای متفاوت چاه، پس از طی مراحل مختلف اشاره شده، استفاده کرد.

تشکر و قدردانی

این کار در قالب قراردادی تحقیقاتی با اداره کل پژوهش شرکت ملی مناطق نفت‌خیز جنوب صورت گرفته است. از این رو بر خود لازم می‌دانیم تا از حمایت‌های همه‌جانبه و همکاری صمیمانه اداره کل پژوهش به مدیریت جناب آقای مهندس احمد عطایی و دیگر همکاران محترمشان از جمله مهندس علیرضا عاضدی در به انجام رسیدن هر چه بهتر این کار تحقیقاتی کمال تشکر را بنماییم. همچنین بر خود لازم می‌دانیم تا از راهنمایی‌های آقای دکتر علی اکبر قره‌ویسی تشکر کنیم.

منابع

- حبیسیان، ب.، نبی‌بیدهندی، م. و کاظم‌زاده، ع.، ۱۳۸۴، پیش‌بینی نفوذپذیری از روی داده‌های چاه‌نگاری با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در یکی از مخازن کربناته جنوب ایران، *مجله فیزیک زمین و فضا*، جلد ۳۱، ص ۷۹-۸۶
- دشتی، ص.، ۱۳۶۹، مطالعه زمین‌شناسی مخزن آسماری میدان اهواز، گزارش شماره پ-۴۲۲۱، شرکت ملی نفت ایران، مناطق نفت‌خیز جنوب.
- غفرانی، ا. و رضایی، م.، ۱۳۸۱، بررسی فرایند دولومیتی شدن و تأثیر آن بر کیفیت مخزن سازند آسماری در میدان اهواز، ششمین همایش انجمن زمین‌شناسی ایران، ص. ۵۵۳-۵۵۵، دانشگاه کرمان.
- مرادزاده، ع. و قوامی ریابی، ر.، ۱۳۸۰، چاه‌پیمایی برای مهندسين. دانشگاه صنعتی شاهرود، ص ۲۴۶.
- منهاج، م. ب.، ۱۳۷۹، مبانی شبکه‌های عصبی مصنوعی، دانشگاه صنعتی امیر کبیر، ص ۷۱۵.