

استفاده از شبکه عصبی مرکب (Committee Machine) نظارت شده جهت بهبود الگوریتم شبکه‌های عصبی در تخمین تراوایی مخازن نفتی

صادق کریم‌پولی^۱؛ نادر فتحیان‌پور^{۲*}؛ جابر روحی^۳

۱- دانشجوی دکترای اکتشاف معدن، دانشکده مهندسی معدن و متالورژی، دانشگاه صنعتی امیرکبیر تهران

Email: s.karimpouli@aut.ac.ir

۲- دانشیار دانشگاه صنعتی اصفهان، دانشکده مهندسی معدن، Email: fathian@cc.iut.ac.ir

۳- دانشجوی کارشناسی ارشد الکترونیک، دانشکده برق و کامپیوتر، دانشگاه صنعتی اصفهان، Email: jader.roohi@gmail.com

(دریافت ۱۵ اردیبهشت ۱۳۸۸، پذیرش ۱۷ خرداد ۱۳۸۹)

چکیده

تراوایی مخزن یک پارامتر حیاتی برای ارزیابی هیدروکربور مخزن نفتی می‌باشد. نمودارهای چاه‌پیمایی زیادی در ارتباط با این پارامتر در چاه‌ها وجود دارند. در این مطالعه تخمین تراوایی با استفاده از این نمودارها و شبکه‌های عصبی صورت گرفته است. شبکه عصبی بکار گرفته شده، یک شبکه‌ی مرکب (Committee Machine (CM) نظارت شده است. بدلیل بازه‌ی وسیع و چند جامعه‌ای بودن مقادیر تراوایی، هر یک از شبکه‌های معمولی این شبکه‌ی مرکب با یک دیدگاه آماری، از دو شبکه جهت تخمین تراوایی در بازه‌ی تراوایی بالا و پائین استفاده می‌کند. شبکه سوم یک شبکه‌ی Gating است که در حقیقت نقش کلاس-بندی داده‌های ورودی را به دو کلاس تراوایی بالا و پائین بر عهده دارد و به عنوان تصمیم‌گیرنده عمل می‌کند. شبکه حاضر بر روی داده‌های از یک مخزن نفتی در جنوب غرب ایران پیاده‌سازی گردید. تعداد داده‌های موجود برای این پروژه ۲۱۰ نمونه بوده، که به دلیل تعداد اندک این داده‌ها از ۸۰٪ آنها برای آموزش و از ۲۰٪ مابقی برای اعتبارسنجی و تست شبکه استفاده شد. نتایج شبکه‌ی مرکب CM حاکی از ضریب تبیین ۹۷/۸۶ درصدی در نمودار تراوایی تخمینی در مقابل تراوایی اندازه‌گیری شده است. این در حالی است، که شبکه‌ی عصبی معمولی بهینه شده در بهترین حالت ضریب تبیین ۸۴/۱۴ درصدی از خود نشان می‌دهد. مقایسه‌ی این مقادیر نشان‌دهنده‌ی قدرت و کارایی بالای شبکه‌های ترکیبی نظارت شده در تخمین تراوایی مخازن نفتی می‌باشد.

کلمات کلیدی

شبکه عصبی، شبکه عصبی مرکب (Committee Machine) CM نظارت شده، تخمین تراوایی، مخازن نفتی

* نویسنده مسئول و عهده‌دار مکاتبات

۱- مقدمه

تراوایی مخزن یک پارامتر مهم و حیاتی برای ارزیابی هیدروکربور مخزن نفتی می‌باشد. مدیریت و توسعه‌ی مخازن نفتی نیاز به دانش دقیق در مورد این پارامتر حساس دارد. این خصوصیت، یکی از مشکل‌ترین خصوصیات پتروفیزیکی جهت اندازه‌گیری و محاسبه است [۱]. تراوایی بطور مستقیم و از داده‌های آزمایش مغزه، آزمایش چاه و نمودارهای چاه‌پیمایی بدست می‌آید [۲]. اگرچه هیچ نمودار چاه‌پیمایی بطور مستقیم نشانگر تراوایی نمی‌باشد، اما استفاده از آنها جهت تخمین تراوایی در صنعت امری عادی است.

معادلات تراوایی بسیاری جهت محاسبه‌ی تراوایی از نمودارهای چاه‌پیمایی وجود دارد [۳]، [۱]. اغلب این مدل‌ها نیاز به تطابق تجربی ثوابت و توان‌های معادله با مخازن مربوطه دارند. با این وجود روابط تئوریک بسیاری بین تراوایی و تخلخل گسترش یافتند. برای مثال کوزنی^۱ در سال ۱۹۲۷ رابطه‌ای را برای تراوایی در یک محیط دانه‌ای و متخلخل ارائه کرد که بعدها توسط کارمن^۲ (۱۹۳۷) تصحیح گردید. مهمترین اشکال این رابطه مقدار سطح ویژه‌ی دانه‌ها بود که باید بوسیله‌ی آزمایش مغزه حاصل می‌شد. اشکال دیگر این روش این بود که محیط‌های متخلخل با پیچیدگی‌های بالا را بسیار ساده فرض می‌کرد [۴].

روش‌های آماری نیز از روش‌های متنوع در حل مسئله‌ی تراوایی می‌باشند. معمولاً تراوایی حاصل از آزمایشات مغزه بعنوان متغیر وابسته در نظر گرفته شده و یک تابع از نمودارهای چاه‌پیمایی به‌عنوان متغیرهای مستقل حاصل می‌گردد. با این وجود برای فرضیات و ارضای رفتارهای چند-جمله‌ای و خطی این روابط باید دقت و احتیاط زیادی بکار گرفته شود [۴].

امروزه علاوه بر روش‌های آماری، شبکه‌های عصبی و بطور ویژه پرسپترون چند لایه‌ای^۳ بطور فزاینده‌ای در آنالیز و پردازش لاگ‌های حفاری بکار گرفته شده‌اند. این تکنیک هوشمند روشی غیرخطی و ناپارامتری است که در تخمین تراوایی نیز بکار گرفته شده است و نتایج بهتری نسبت به روش‌های قبلی از خود نشان می‌دهد [۴]، [۵]، [۶].

شبکه‌های مرکب (CM)، دسته‌ای از شبکه‌های عصبی هستند، که از ترکیب چند شبکه‌ی عصبی دیگر ایجاد می‌شوند [۷]. ایده‌ی کلی این شبکه‌ها، ترکیب نتایج بدست آمده از هر یک از شبکه‌ها جهت دستیابی به یک نتیجه‌ی کلی، بطوریکه از نتیجه‌ی هر یک از شبکه‌ها بهتر باشد، بوده است [۸]، [۹]. وزن اولیه‌ی هر یک از این شبکه‌ها با ثابت نگه-

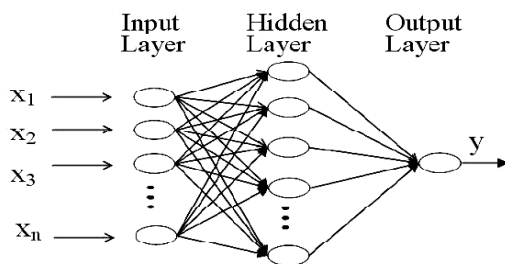
داشتن پارامترهای دیگر متفاوت در نظر گرفته می‌شود. سپس با الگوریتم گرادیان کاهشی^۴ آموزش دیده و در نتیجه هر یک از آنها خروجی‌های متفاوتی تولید می‌نمایند. نتیجه‌ی نهایی از میانگین‌گیری ساده‌ی خروجی‌های تولید شده از هر یک از این شبکه‌ها بدست می‌آید [۹]. پارمانتو و همکاران^۵، در سال ۱۹۹۶ نتایج موثرتری از شبکه‌های مرکب (CM) نسبت به شبکه‌های معمولی نشان دادند [۴].

علیرغم استفاده از روش‌های مناسبی مانند فرمول‌های فیزیکی، روابط تجربی- آماری و شبکه‌های هوشمند، بازه‌ی بسیار زیاد تغییرات تراوایی موجب کاهش اعتبار نتایج تخمین می‌گردد. از دید آماری جوامع متفاوتی در این بازه قرار می‌گیرند. از این رو تنها یک رابطه یا الگو نمی‌تواند نتایج مناسبی ارائه نماید. هدف از این مطالعه استفاده از شبکه‌های مرکب (CM) ضمن نظارتی آماری جهت تخمین بهتر تراوایی مخزن می‌باشد. بدین صورت که شبکه‌های بیشتری در بازه‌های مختلف و جوامع آماری متفاوت برای بالا بردن دقت و بهینه‌سازی نتایج بکار گرفته شوند.

۲- شبکه‌های عصبی

۲-۱- شبکه عصبی معمولی

شبکه عصبی یک تکنیک هوشمند مصنوعی است که به تقلید از سیستم عصبی مغز انسان کار می‌کند. از عمومی‌ترین مدل‌ها، مدل پرسپترون چند لایه‌ای است، که شامل یک لایه‌ی ورودی، یک لایه‌ی خروجی و یک یا چند لایه‌ی پنهان می‌باشد (شکل ۱).



شکل ۱: نمونه‌ی یک شبکه عصبی [۱۰]

هریک از لایه‌ها شامل چندین نرون هستند. سیگنال ورودی نرون‌ها، u_j ، بوسیله مجموع ورودی‌های وزن‌دهی شده بیان می‌گردد:

$$u_j = \sum_{i=1}^n x_i w_{ij} + \theta \quad (1)$$

معیار خوبی برآزش در نمودار نمونه‌های تخمینی در مقابل نمونه‌های واقعی است.

۲-۲- شبکه‌ی عصبی مرکب (CM)

یک شبکه‌ی مرکب (CM) شامل گروهی از یک تابع تخمین-گر مانند یک شبکه‌ی عصبی، یک درخت تصمیم‌گیرنده و یا انواع دیگر الگوریتم‌ها است [۷]. تابع تخمین‌گر در این مطالعه یک شبکه عصبی ساده می‌باشد. این شبکه‌ها رویهم رفته مانند یک شبکه‌ی تنها عمل می‌کنند، که در نهایت نتایج آنها برای رسیدن به یک نتیجه بهتر بوسیله‌ی یک ترکیب کننده، ترکیب می‌شوند [۱۰]. روش‌های مختلفی برای ترکیب این نتایج وجود دارد. از میان آنها روش میانگین‌گیری عددی یک روش ساده و پر کاربرد است [۹]. (شکل ۳)

فرض کنید در یک شبکه‌ی مرکب، K تخمین‌گر آموزش دیده شده وجود دارد. y_i بردار خروجی از تخمین‌گرها است، برای تخمین بردار T با خطای e :

$$y_i = T + e_i \quad (۶)$$

بنابراین میزان میانگین تخمین‌گرها برابر است با:

$$E_{AVG} = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \xi(e_i^2) \quad (۷)$$

در صورتیکه خطای شبکه‌ی مرکب برابر است با:

$$Y_{CM} = \frac{1}{K} \sum y_i \quad (۸)$$

بنابراین:

$$E_{CM} = \xi[(Y_{CM} - T)^2] = \xi\left[\left(\frac{1}{K} \sum Y_i - T\right)^2\right] = \xi\left[\left(\frac{1}{K} \sum e_i\right)^2\right] \quad (۹)$$

و می‌توان اثبات کرد، خطای شبکه مرکب کوچک‌تر مساوی میانگین خطای تخمین‌گرها است [۱۳]:

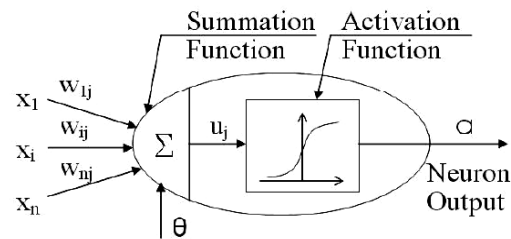
$$E_{CM} = \xi\left[\left(\frac{1}{K} \sum e_i\right)^2\right] \leq \frac{1}{K} \sum (e_i^2) = E_{AVG} \quad (۱۰)$$

که x_i نامین سیگنال از لایه‌ی قبلی است. وزن ارتباطی بین نرون‌ها و θ میزان بایاس می‌باشد (شکل ۲). سیگنال خروجی نرون که بوسیله‌ی a نشان داده شده است مقدار سیگنال ورودی نرون تحت یک تابع فعال‌سازی خاص می‌باشد.

$$a = f(u) \quad (۲)$$

یکی از عمومی‌ترین توابع فعال‌سازی تابع سیگموئید است که بازه $(-\infty, +\infty)$ را به بازه $(0, 1)$ منتقل می‌کند (شکل ۲) [۱۱].

$$f(u) = \frac{1}{1 + e^{-u}} \quad (۳)$$



شکل ۲: نمونه‌ی یک نرون استفاده شده در شبکه‌ی عصبی [۱۱]

یک شبکه عصبی جلو رونده پس‌انتشار^۷ از عمومی‌ترین شبکه‌های عصبی است که از الگوریتم پس‌انتشار جهت آموزش استفاده می‌کند. این الگوریتم از روش گرادیان کاهش جهت حداقل‌سازی یک تابع کارایی به‌عنوان مثال میانگین مربع خطا^۸ استفاده می‌کند. چنانچه بردار y_i نتایج حاصل از شبکه و T_i بردار مقادیر واقعی باشد، میزان MSE برابر است با:

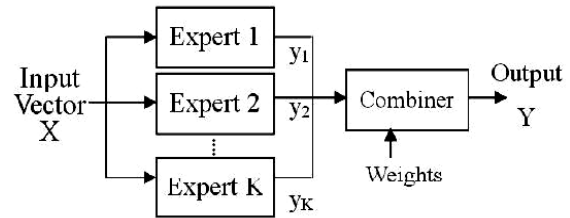
$$y_i = T_i \pm e_i \quad (۴)$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - T_i)^2 \quad (۵)$$

آموزش با این الگوریتم برای کارهای عملی اغلب بسیار کند است. در این مطالعه از الگوریتم لونبرگ-مارکوارت^۹ جهت رسیدن سریعتر به همگرایی استفاده شده است. این الگوریتم با کارایی بالا سرعت همگرایی را از ۱۰ تا ۱۰۰ مرتبه نسبت به الگوریتم‌های رایج افزایش می‌دهد [۱۲]. پس از فرایند آموزش شبکه عصبی با ساختار بهینه، لازم است کارایی آن نشان داده شود. برای اینکار چندین ابزار وجود دارد، مانند رسم نمودار میانگین مربع خطاها (MSE) در مقابل دوره و میزان R^2 .

همین اساس برای این شبکه عصبی نیز، یک لایه‌ی پنهان انتخاب شده است.

جهت انتخاب تعداد نرون‌ها در لایه‌ی پنهان نیز تحقیقات زیادی صورت گرفته و الگوریتم‌های متفاوتی پیشنهاد گردیده است. با این وجود پیاده سازی این تکنیک‌ها ساده و آسان نمی‌باشد [۱۰]، [۱۱]، [۱۴]. در این مطالعه پس از چندین آموزش و تست شبکه با تعداد مختلفی از نرون‌های لایه‌ی پنهان، تعداد ۲۳ نرون بعنوان تعداد نرون بهینه، بر اساس میزان MSE تشخیص داده شد (جدول ۱).



شکل ۳. نمونه یک شبکه عصبی مرکب [۱۰]

۳- مطالعات و نتایج

در این مطالعه از داده‌های حاصل از ۳ چاه در یکی از مخازن جنوب غرب ایران استفاده شده است. لاگ‌های مختلفی در این چاه‌ها برداشت شده‌اند که اطلاعات مناسبی را در اختیار قرار می‌دهند. این لاگ‌ها با نرم‌افزار پترس^{۱۰} پردازش گردیده و در نتیجه داده‌های مناسب دیگری نیز تولید شدند. برای انتخاب داده‌های ورودی به شبکه عصبی سعی در انتخاب متغیرهایی گردید که هم با تراوایی مرتبط بوده و هم در هر سه چاه مشترک باشند. لازم به ذکر است نتایج تحلیل حساسیت شبکه، وجود همه‌ی این متغیرها در شبکه را تأیید نمود. در نهایت ۱۰ متغیر زیر انتخاب شدند:

اشعه گامای طبیعی طیفی (SGR) بدلیل تشخیص شیل‌ها با تراوایی کم، مقاومت الکتریکی سنگ بکر (R_t) و اشباع از آب سنگ بکر (S_w) که در مرتبط با تراوایی‌اند، تخلخل کل (r) و تخلخل ثانویه (s) بدلیل ارتباط مستقیم با میزان تراوایی، ستون‌های لیتولوژی غالب که در میزان تراوایی سهم بسزایی دارند، اعم از آهک (Lim)، دولومیت ($Dolo$)، ماسه سنگ ($Sand$)، شیل ($Shale$) و در نهایت عمق برداشت این داده‌ها ($Depth$) انتخاب گردید، چرا که با افزایش عمق و فشار روباره از میزان تراوایی کاسته می‌شود. پس از صحت سنجی و حذف داده‌های خارج از ردیف در این داده‌ها بدلیل آنکه این داده‌ها در اعماق مختلف برداشت شده بودند نسبت به یک عمق همپایه گردیدند. در نهایت قبل از اعمال به شبکه عصبی، برای یادگیری بهتر شبکه، داده‌ها بین صفر و یک نرمال شدند.

۳-۱- ساختار شبکه عصبی

همانگونه که در فوق ذکر شد، تعداد ۱۰ متغیر که عبارتند از: sgr ، R_t ، S_w ، ϕ_s ، ϕ_t ، Lim ، $Dolo$ ، $Sand$ ، $Shale$ و $Depth$ ، بعنوان داده‌های ورودی شبکه‌ی عصبی انتخاب گردیدند. برای انتخاب تعداد لایه‌های پنهان با بررسی مطالعات قبلی صورت گرفته تنها یک لایه‌ی پنهان جهت حل مسائل پیچیده‌ی کاربردی کافی دانسته شده است [۶]، [۸]، [۱۰]. بر

جدول ۱: مقادیر MSE برای تعداد مختلف نرون‌های لایه‌ی میانی

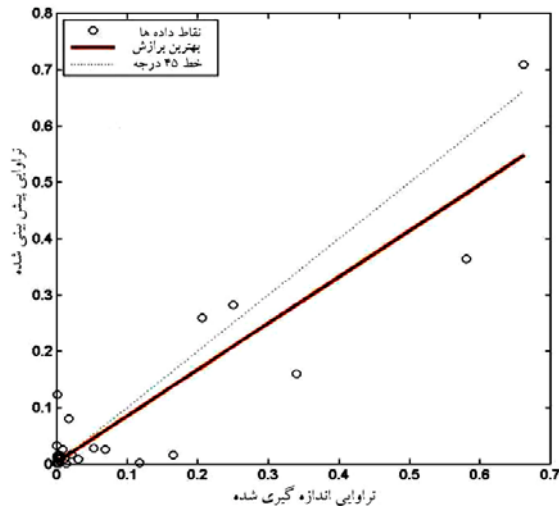
تعداد نرون	۱۰	۱۳	۱۶	۱۸	۲۰
MSE	۰/۰۰۹۳	۰/۰۰۷۱	۰/۰۰۶	۰/۰۰۵۱	۰/۰۰۴۲
تعداد نرون	۲۲	۲۳	۲۴	۲۶	۳۰
MSE	۰/۰۰۳۸	۰/۰۰۳۳	۰/۰۰۴	۰/۰۰۴۹	۰/۰۰۵۷

تنها خروجی شبکه نیز میزان تراوایی است که باید تخمین زده شود. در نتیجه ساختار شبکه بصورت ۱-۲۳-۱۰ برای یک شبکه‌ی ۳ لایه‌ای حاصل گردید.

۳-۲- الگوریتم آموزشی زمان توقف و تقسیم‌بندی داده‌ها

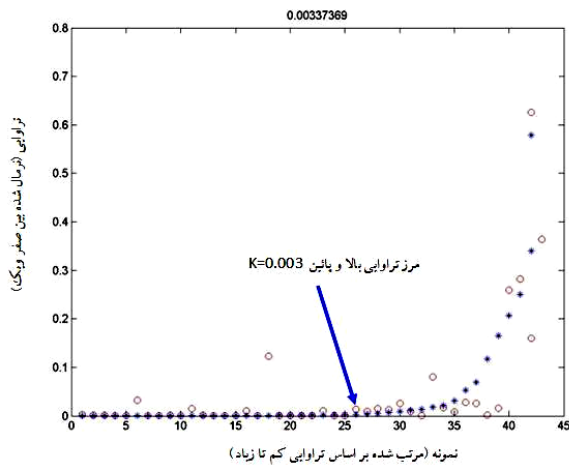
شبکه عصبی بدون توجه به پیچیدگی رابطه‌ی داده‌های ورودی و خروجی می‌تواند بوسیله‌ی داده‌های آموزشی مناسب، آموزش ببیند. اما یکی از فاکتورهای مهم زمان توقف آموزش است. وقتی از الگوریتم پس‌انتشار استفاده می‌شود، سه روش برای اینکار وجود دارد: روش اول، محاسبه‌ی میانگین مربع خطا (MSE) و روش دوم تعیین تعداد دوره‌های^{۱۱} یادگیری است. روش دیگر برای توقف آموزش، انجام اعتبار سنجی پس از هر دوره‌ی آموزش است، که روش توقف سریع^{۱۲} نامیده می‌شود [۱۰]، [۱۱]. این روش می‌تواند از آموزش اضافی^{۱۳} شبکه جلوگیری کند. چرا که در برخی موارد شبکه داده‌های آموزشی خود را بخاطر سپرده، در نتیجه میزان MSE آن در مرحله‌ی آموزش پائین می‌آید، اما در مقابل داده‌های جدید بسیار ضعیف عمل می‌کند. به این حالت آموزش اضافی گفته می‌شود.

برای استفاده از روش توقف سریع، داده‌ها به سه دسته‌ی داده‌های آموزشی، اعتبار سنجی و تست تقسیم‌بندی می‌گردند [۱۰]. از آنجایی که تعداد داده‌ها محدود بوده، بنابراین



شکل ۴: نمودار تراوایی تخمینی شبکه‌ی ساده‌ی عصبی در مقابل تراوایی واقعی. $R^2 = ۰.۸۴/۱۴$

در شکل ۵ نمودار مقادیر تراوایی واقعی (بطور صعودی) و تخمینی، نشان داده شده است.



شکل ۵: نمودار تراوایی تخمینی (نقاط دایروی) و واقعی (نقاط ستاره‌دار)، بترتیب نمونه‌ها. $MSE = ۰/۰۰۳۳$

با مطالعات آماری در داده‌های اولیه، وجود سه جامعه آماری مختلف تشخیص داده شد (شکل ۶). با توجه به اینکه شبکه‌ی فوق در مقادیر پائین نتایج مناسبی تولید می‌کند (شکل ۵)، دو جامعه‌ی اول به عنوان یک جامعه با تراوایی پائین و جامعه‌ی سوم به عنوان جامعه‌ی با تراوایی بالا در نظر گرفته شدند. دلیل دیگر برای انتخاب دو جامعه این بود که با استفاده از آزمون تی استیودنت، وجود جوامع آماری مختلف در داده‌ها بر اساس لیتولوژی نیز اثبات گردید و مشاهده شد که دولومیت و شیل در تراوایی پائین و ماسه سنگ و آهک در

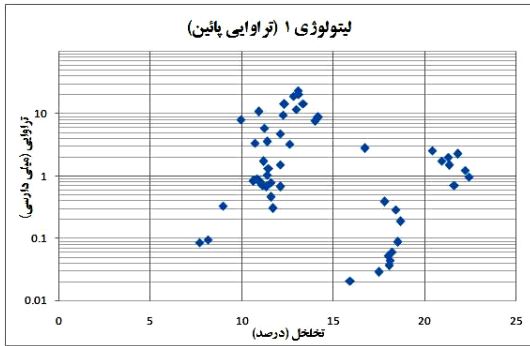
به نسبت ۸۰ به ۲۰ فقط به دو بخش آموزشی و اعتبار سنجی تقسیم گردیدند تا شبکه‌ای با کارایی بهتر برای بازه‌ی زیاد تراوایی حاصل گردد. برای داده‌های تست از همان داده‌های اعتبار سنجی استفاده گردید. برای اینکار در ابتدا کل ۲۱۰ داده بر اساس میزان تراوایی از کوچک به بزرگ مرتب و تقسیم‌بندی شدند. در نهایت تعداد ۱۶۸ داده‌ی آموزشی و ۴۲ داده‌ی تست و اعتبارسنجی حاصل گردید.

۳-۳- تابع یادگیری

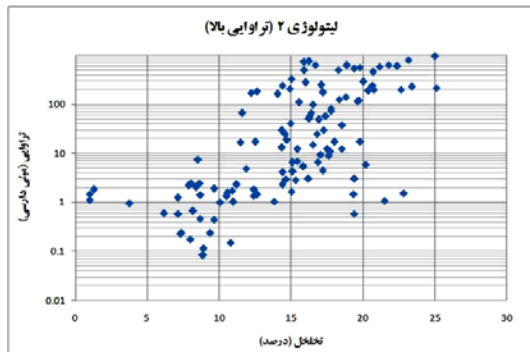
برای آموزش شبکه از الگوریتم پس انتشار استفاده شده، که به روش گرادینان کاهشی، وزن‌ها و بایاس‌های شبکه را جهت حداقل کردن تابع کارایی (در اینجا MSE)، در هر مرحله تعدیل می‌نماید. این نوع از الگوریتم آموزشی در مسائل کاربردی همگرایی کندی دارند. در این مطالعه از الگوریتم بهینه سازی شده‌ی لوبنبرگ-مارکوارت بعنوان تابع آموزش، جهت تسریع همگرایی استفاده شده است. این الگوریتم از ۱۰ تا ۱۰۰ مرتبه سریعتر از الگوریتم‌های رایج همگرا گردد [۱۲]. همچنین با بررسی توابع مختلف نشان داده شد که تابع فعال سازی سیگموئید بهترین نتایج را بدست می‌دهد.

در نهایت شبکه فوق تحت ۱۶۸ داده‌ی آموزشی، آموزش داده شد. سپس ۴۲ عدد داده‌ی تست روی آن آزمایش گردید. نتایج حاصل از تست این شبکه در یکی از بهترین حالت‌ها برای شبکه‌ی بهینه در شکل ۴ مشاهده می‌شود. همانگونه که در شکل مشاهده می‌گردد، $R^2 = ۸۴/۱۴$ درصدی حاصل گردیده که نسبتاً مناسب است. اما پراکندگی نمونه‌ها نسبت به خط ۴۵ درجه حاکی از واریانس بالا و دقت نامطلوب نتایج، و از طرفی واقع شدن بهترین خط برازش شده به داده‌ها در زیر خط ۴۵ درجه نمایانگر اریب شدگی در نتایج است.

همانطور که مشاهده می‌شود، میزان خطای مدل در مقادیر بالای تراوایی زیاد شده که خود باعث ضعف در تخمین و کاهش R^2 مدل می‌گردد. دلیل این امر این است که میزان تراوایی از $۱۰^{-۳}$ تا $۱۰^{+۳}$ میلی‌داری متغیر است. شبکه‌ای که بتواند نتایج مناسبی در این بازه وسیع در اختیار بگذارد نیاز به داده‌های ورودی بسیاری جهت آموزش مناسب دارد و با این تعداد داده‌ی کم به راحتی حاصل نمی‌گردد.



(الف)



(ب)

شکل ۷: نمودار تخلخل نسبت به تراوایی برای جوامع تراوایی پائین (الف) و بالا (ب).



شکل ۸. نمایش یک تخمین‌گر نظارت شده‌ی شبکه‌ی مرکب.

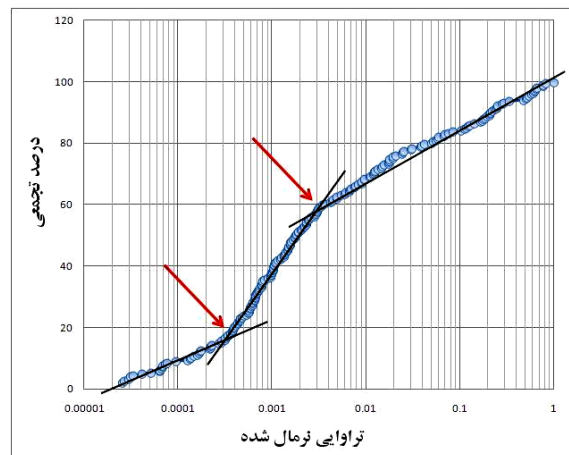
با توجه به مرز بین جوامع تراوایی بالا و پایین (شکل ۶)، داده‌های ورودی به دو دسته تراوایی پایین و تراوایی بالا تقسیم شدند. تعداد ۱۱۲ عدد داده در دسته تراوایی پائین و ۹۸ داده در دسته تراوایی بالا قرار گرفتند. سپس با توجه به قانون ۸۰ به ۲۰ این هر یک از این دسته داده‌ها به داده‌های آموزشی، اعتبارسنجی و تست تقسیم شدند. در نهایت هر یک از شبکه‌ها با داده‌های مربوطه آموزش دیدند و تست گردیدند. در نهایت برای ترکیب نتایج این دو شبکه از رابطه‌ی زیر استفاده شد [۱۱]:

$$Y = \sum_{i=1}^2 y_i \times g_i \quad (11)$$

تراوایی بالا قرار می‌گیرند. نمودار نسبت تراوایی به تخلخل در این دو جامعه در شکل ۷ آمده است.

بنابراین داده‌های اولیه به دو جامعه‌ی تراوایی بالا و پائین با مرز جدایش ۳ میلی‌داریسی (۰/۰۰۳ نرمال بین صفر و یک) تقسیم گردید (شکل ۶). جهت حصول اطمینان از اینکه این جوامع بطور آماری جدای از یکدیگر می‌باشند، از آزمون t استیودنت استفاده گردید. مقدار محاسبه شده‌ی این پارامتر برای این دو جامعه $t_c = 6/13$ و از جدول $t = 1/67$ در سطح اعتماد ۹۵٪ بدست آمد. بدینترتیب جدایش جوامع تراوایی پائین و بالا بدلیل $t < t_c$ از لحاظ آماری نیز اثبات می‌گردد.

با توجه به موارد فوق الذکر، جهت حل بهتر مسئله و از آنجایی که نیاز به تقسیم کردن داده‌ها به تراوایی بالا و پایین به‌وضوح دیده شد، تصمیم به استفاده از شبکه‌ی مرکب نظارت شده گرفته شد. از طرفی، با اعمال یک این شبکه عملاً تأثیر لیتولوژی‌ها روی تراوایی نیز در نظر گرفته می‌شود.



شکل ۶: نمودار درصد تجمعی تراوایی نرمال شده در مقابل این مقادیر. جدایش جوامع تراوایی بالا و پائین با مرز جدایش ۳ میلی‌داریسی (۰/۰۰۳ نرمال بین صفر و یک).

در این تحقیق شبکه‌ی مرکب پیشنهادی شامل ۳۰ تخمین‌گر می‌باشد. هر یک از آنها، شامل دو شبکه عصبی معمولی و یک شبکه *Gating* جهت کلاسه‌بندی داده‌ها است. ساختار دو شبکه عصبی مانند ساختار شبکه عصبی اولیه در بخش قبل (۱-۲۳-۱۰) می‌باشد. یکی از این دو برای تخمین تراوایی بالا به‌وسیله‌ی داده‌های آموزشی تراوایی بالا و دیگری برای تراوایی پائین با داده‌های آموزشی تراوایی پائین، آموزش می‌بینند. شبکه‌ی *Gating*، ساختاری مانند شبکه‌های قبل داشته ولی به وسیله تمامی داده‌ها آموزش می‌بیند (شکل ۸).

نمونه، این نمونه در شبکه‌ی نادرست تخمین خورده و در برخی موارد میزان R^2 به شدت کاهش می‌یابد.

جدول ۲: نتایج R^2 تخمینی حاصل از ۳۰ شبکه نظارت شده در شبکه مرکب.

شبکه	R^2 (%)	شبکه	R^2 (%)	شبکه	R^2 (%)
۱	۹۸/۷	۱۱	۹۵/۴	۲۱	۹۸/۷۴
۲	۸۱/۳	۱۲	۹۸/۳۱	۲۲	۸۱/۷۹
۳	۹۸/۸۲	۱۳	۹۹/۱۲	۲۳	۹۸/۱۸
۴	۹۹/۱۶	۱۴	۹۸/۴۲	۲۴	۹۹/۳
۵	۸۰/۹۲	۱۵	۹۸/۳۱	۲۵	۵۳/۸۵
۶	۶۲/۵۳	۱۶	۹۸/۵۵	۲۶	۹۴/۴۷
۷	۹۸/۳۴	۱۷	۹۴/۷۵	۲۷	۹۹
۸	۹۸/۹۹	۱۸	۹۹/۱۷	۲۸	۹۸/۷
۹	۹۹/۱۱	۱۹	۹۹/۰۵	۲۹	۹۶/۰۱
۱۰	۴۵/۳۶	۲۰	۵۹/۵۴	۳۰	۹۸/۸۱
میانگین R^2			۹۰/۷۳۵		

دلیل این مدعا برای شبکه‌ی دهم ($R^2=45/36$) با کمترین میزان R^2 ، در شکل ۹ آورده شده است. همانطور که مشاهده می‌شود، در این شبکه همه‌ی نمونه‌ها بخوبی تخمین خورده‌اند، بجز دو نمونه‌ای که در شکل نیز مشخص شده‌اند. مطمئناً تراوایی نمونه‌ی ۱ بالا بوده ولی در شبکه‌ی مربوط به تراوایی پائین تخمین خورده و برعکس نمونه‌ی ۲ از نمونه‌های با تراوایی پائین بوده ولی در شبکه‌ی مربوط به تراوایی بالا تخمین خورده است. بهمین علت مقادیر نادرستی برای آنها بدست آمده است. بنابراین، با وجود اینکه بقیه‌ی نمونه‌ها به درستی تخمین خورده‌اند و به خوبی روی خط ۴۵ درجه تمرکز یافته‌اند، نمی‌توان این شبکه را یک شبکه‌ی ضعیف به حساب آورد.

از طرف دیگر، با توجه به ایده‌ی کلی شبکه‌های مرکب، پس از تولید نتایج برای هر خروجی، از نتایج ۳۰ شبکه‌ی آن میانگین عددی گرفته شده و به ازای هر ورودی یک خروجی از شبکه کلی حاصل گردید. مقدار R^2 در نمودار نتایج حاصل از شبکه‌ی مرکب و مقادیر واقعی ۹۷/۸۶ درصد بدست آمده است، که نشان‌دهنده‌ی قدرت و کارایی بالای شبکه در تولید نتایج معتبر می‌باشد. شکل ۱۰ نمودار نتایج تخمینی شبکه‌ی مرکب را نسبت به مقادیر واقعی آن نشان می‌دهد. در شکل ۱۱ نیز نتایج حاصل از شبکه‌ی ترکیبی و مقادیر واقعی در مقابل عمق برای هر سه چاه رسم شده است.

که i مقادیر تخمینی و g_i وزن بدست آمده از شبکه تصمیم‌گیرنده برای شبکه‌ی i می‌باشد. در این مطالعه وزن‌های حاصله بصورت زیر می‌باشد:

$$\prod g_i = 0 \text{ and } \sum g_i = 1 \quad (12)$$

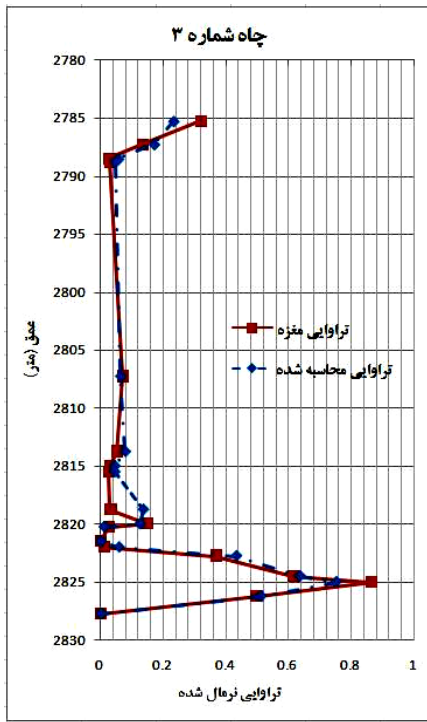
بنابراین برای g_1 و g_2 فقط دو حالت $(1,0)$ یا تراوایی بالا و $(0,1)$ یا تراوایی پائین، وجود دارد. چرا که هر برای هر ورودی با توجه به اینکه مقدار تراوایی مربوطه بالا یا پائین است، نتیجه‌ی یکی از شبکه‌های معمولی مورد تائید می‌باشد. در ابتدا جهت کلاسه‌بندی در شبکه $Gating$ از یک شبکه عصبی مشابه بخش ۳-۳ استفاده گردید. اما بدلیل وجود خطای تخمین نتایج مناسبی حاصل نگردید. بدین معنی که برخی از نمونه‌های با تراوایی بالا جزء نمونه‌های با تراوایی پائین و برعکس، تقسیم‌بندی شدند. این امر موجب افزایش بیش از پیش خطای تخمین گردید، چرا که برای مثال یک نمونه با تراوایی پائین در شبکه‌ی آموزش دیده برای نمونه‌های با تراوایی بالا و یا برعکس، تخمین زده می‌شود.

برای حل این مشکل، تصمیم به استفاده از یک شبکه‌ی عصبی کلاسه‌بندی گرفته شد. بدین منظور ساختار شبکه عصبی قبلی مشابه شبکه‌های قبل اما این بار با دو خروجی g_1 و g_2 (۲-۲۳-۱۰) در نظر گرفته شد. خروجی شبکه برای داده‌های آموزشی بصورت $(1,0)$ برای تراوایی بالا و $(0,1)$ برای تراوایی پائین گردید. سپس شبکه با کل داده‌های ورودی، ولی دو خروجی صفر و یک آموزش دیده شد. در نهایت از اندیس بیشترین مقدار دو خروجی تخمین خورده شده بعنوان ملاک تعیین g_1 و g_2 استفاده گردید.

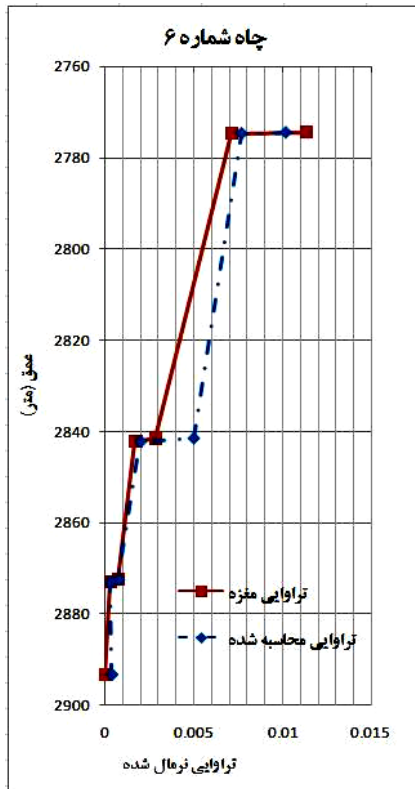
در نهایت، یک شبکه‌ی کلی تر مرکب با ۳۰ تخمین گر مجزا از هم تشکیل شد، که هر یک از آنها با داده‌های یکسان ولی وزن‌های اولیه‌ی متفاوت آموزش دیده و سپس تست گردیدند. در جدول ۲ نتایج R^2 تخمینی حاصل از این ۳۰ شبکه آمده است. همانطور که دیده می‌شود، مقدار میانگین R^2 برای این تخمین گرها ۹۰/۷۳ درصد می‌باشد و در بسیاری از موارد نتایج مناسبی حاصل گردیده، که نشان از کارایی بالای شبکه ترکیبی دارد.

نکته‌ای که در نتایج بوضوح دیده می‌شود، وجود برخی مقادیر ضعیف برای R^2 تخمینی می‌باشد. در اینجا باید خاطر نشان کرد، که این مقادیر ضعیف بدلیل ضعف در شبکه و آموزش نامناسب آن نبوده است. بلکه بدلیل کلاسه‌بندی اشتباه یک

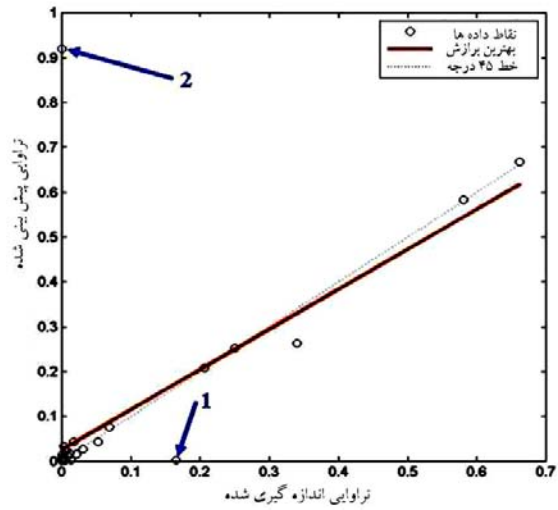
می‌شود، بیانگر اعتبار و کارایی بالای نتایج حاصل از این شبکه است.



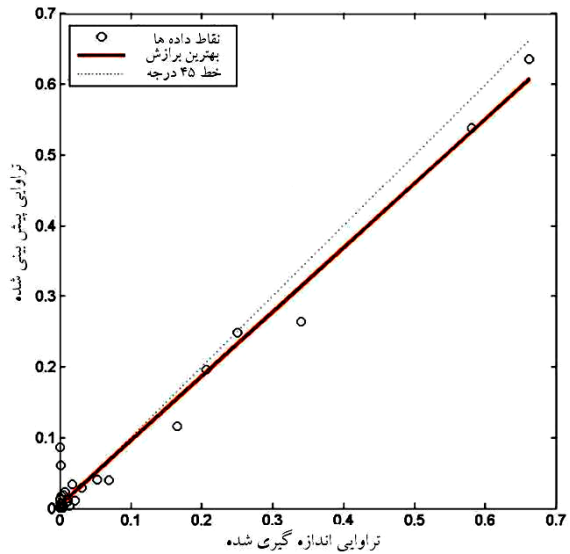
(الف)



(ب)



شکل ۹: نمودار تراوایی تخمینی شبکه‌ی ۱۰ در مقابل تراوایی واقعی. $R^2 = ۴۵/۳۶\%$



شکل ۱۰: نمودار تراوایی تخمینی شبکه‌ی CM در مقابل تراوایی واقعی. $R^2 = ۹۷/۷۲\%$

۴- نتیجه‌گیری

همان‌گونه که مشاهده شد، یک شبکه عصبی مرکب آن هم در حالت نظارت شده، می‌تواند نتایج بهتری نسبت به یک شبکه‌ی معمولی تولید نماید. میزان R^2 برای نتایج شبکه‌ی عصبی معمولی بهینه در یکی از بهترین حالات ۸۴/۱۳ درصد بوده است. در حالیکه مقدار R^2 برای نتایج نهایی حاصل از شبکه‌ی مرکب نظارت شده، ۹۷/۸۶ درصد بدست آمد. بهبود این نتایج با بکارگیری از شبکه‌های مرکب که به‌وضوح دیده

منابع

[1] Juohnson, W. W., 1994, "Permeability determination from well logs and core data", The SPE Permian Basin Oil and Gas Recovery Conference in Midland, TX, SPE 27647.

[2] Ahmed, U., Crary, S.F., Coats, G.R., 1991, "Permeability estimation: the various sources and their interrelationships", Journal of Petroleum Technology, pp. 578-587.

[3] Coates, G.R., Dumanoir, J.L., 1973, "A new approach to improve log-derived permeability" In: Proceedings of SPWLA 14th Annual Logging Symposium, Paper R.

[4] Wong, P.M., Jang, M., Cho, S., Gedeon, T.D., 2000, "Multiple permeability predictions using an observational learning algorithm", Computers & Geosciences 26 (8), pp. 907-913.

[5] Hurtado, N., Aldana, M., Torres, J., 2008, "Comparison between neuro-fuzzy and fractal models for permeability prediction", Comput Geosci, ORIGINAL PAPER.

[6] Bhatt, A., Helle, H.B., Ursin B., 2001, "Application of committee machines in reservoir characterization while drilling: A novel neural network approach in log analysis", Proceeding of the 6th Nordic Symposium on Petrophysics, Trondheim, Norway.

[7] Sharkey, A.J.C., 1996, "On combining artificial neural nets", Connection Science, Vol 8, pp. 299-314.

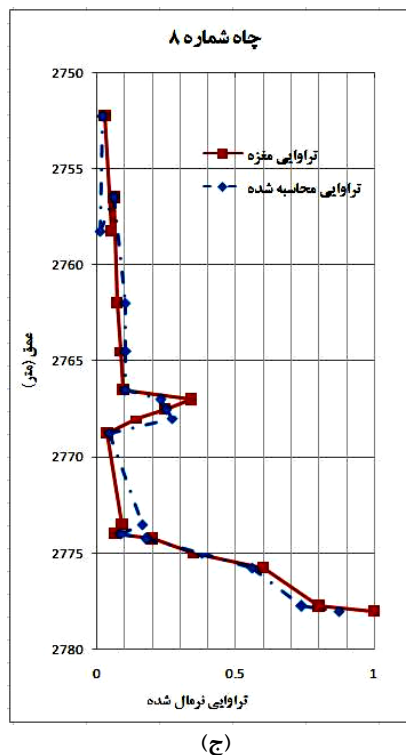
[8] Horink, K., Stinchcombe, M., White, H., 1989, "Multilayer feedforward networks are universal approximators" Neural Networks, Vol. 3, pp. 359-366.

[9] Naftaly, U., Intrator, N., Horn, D., 1997, "Optimal ensemble averaging of neural networks", Network: Computation in Neural Systems Vol. 8, pp. 283-296.

[10] Haykin, S., 1999, "Neural Networks: A Comprehensive Foundation", Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, and 842 P.

[11] Chen, CH., 2006, "Committee - machine - based models for permeability prediction", Doctoral Dissertation. National Cheng Kung University of Taiwan. 127 P.

[12] Hagan, M.T., Menhaj, M., 1994, "Training feed forward networks with the marquardt algorithm", IEEE Transactions on Neural Networks 5 (6). pp. 989-993.



شکل ۸: نتایج مقایسه‌ای برای تراوایی محاسبه شده و مغزه در چاه‌های شماره ۳ (الف)، ۶ (ب) و ۸ (ج) برحسب عمق.

این بهبود در نتایج به دلیل بکارگیری شبکه‌های مختلف در جوامع آماری متفاوت صورت پذیرفته است. چرا که همانگونه که اشاره شد، بدلیل بازه‌ی وسیع مقادیر تراوایی، یک شبکه‌ی عصبی معمولی نمی‌تواند بخوبی مقادیر این بازه را پوشش دهد. حال آنکه با جدایش آماری داده‌های اولیه به دو جامعه‌ی تراوایی بالا و پائین با مرز ۳ میلی‌داریسی و بکارگیری دو شبکه‌ی نظارت شده در جوامع و یک شبکه‌ی کلاسه‌بندی مناسب نتایج بهتری حاصل گردید.

۵- تقدیر و تشکر

شایان ذکر است، این تحقیق با همکاری شرکت ملی مناطق نفت‌خیز جنوب صورت گرفته است، که جا دارد از همکاری آقایان مهندس عطایی، مهندس کیانی و همچنین مهندس حویدر که در امر اجرای این مطالعه ما را یاری نمودند، تشکر نماییم.

- [13] Chen, Ch., Lin, Z., 2006, "A committee machine with empirical formulas for permeability prediction", Computers & Geosciences, V. 32, pp. 485-496.
- [14] Mohaghegh, S., Arefi, R., Ameri, S., 1996, "Petroleum reservoir characterization with the aid of artificial neural networks", Journal of Petroleum Science and Engineering, Vol. 16, pp. 263-274.

پی نوشت

-
- 1 Kozeny
 - 2 Carman
 - 3 Multi Layer Perseptron
 - 4 Gradient Decent
 - 5 Parmanto et al
 - 6 Biase
 - 7 Feed Forward Back Propagation
 - 8 Mean Square Error (MSE)
 - 9 Levenberg-Marquardt
 - ¹⁰ Petros
 - 11 Epoch
 - 12 Early Stopping
 - 13 Over Learning (or Over Fitting)