

بررسی کارایی شبکه عصبی در پیش‌بینی الکتروفاسیس‌های مدل AHC، SOM، و MRGC

محمد رضا پیرزادی جو، شرکت نفت و گاز زاگرس جنوبی

محمده بانسی* شرکت توسعه تروایران

چکیده

آنالیز الکتروفاسیس‌ها از ضروریات شناسایی رسوبات مخزنی است. اما تفاوت در ابعاد نمودارها نسبت به ابعاد زمین‌شناسی سبب پیچیده شدن شناسایی الکتروفاسیس‌ها شده است. حتی با داشتن ابزار مشاهده‌ای دقیق، کلاسه‌بندی بیش از سه بُعد به مهارت و زمان زیادی نیاز دارد. اگرچه امروزه مدل‌های آماری نظیر روش‌های AHC، SOM، و MRGC نسبت به روش‌های دومرحله‌ای بسیار سریع‌تر و دقیق‌تر عمل می‌کنند اما نیاز به اطلاعات تخلخل و تراوایی دارند که این امر بسیار وقت‌گیر و هزینه‌بر است. بنابراین باید با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در چاه‌هایی که اطلاعات کامل زمین‌شناسی و پتروفیزیکی آنها موجود است، ارتباطی بین نمودارهای چاه‌نگاری و الکتروفاسیس‌ها یافته و این ارتباط را در حافظه مدل ایجاد کرد. در قسمت‌هایی که اطلاعات مغزه یا اطلاعات پتروفیزیکی موجود نیست با استفاده از نمودارهای چاه‌نگاری و رابطه ایجاد شده در حافظه مدل می‌توان الکتروفاسیس‌ها را پیش‌بینی کرد.

در این تحقیق از شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده شده است. برای این منظور از داده‌های چند چاه در یکی از میادین ایران استفاده شده و الکتروفاسیس‌ها به سه روش AHC، SOM، و MRGC مشخص شدند. با توجه به اطلاعات مغزه و فسیل‌شناسی، هشت گروه شناسایی گردید. داده‌ها به دو دسته آموزش و آزمون تقسیم شده و در مرحله بعد نمودارهای چاه‌نگاری و درصد حجمی ماتریکس به‌عنوان ورودی به شبکه عصبی اعمال و الکتروفاسیس مدل SOM پیش‌بینی شد. در نهایت به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی و با استفاده از نمودارهای صوتی، نوترون، چگالی و گامای طبیعی، پیش‌بینی الکتروفاسیس‌ها با درصد خطای نسبی ۴/۷ درصد انجام گرفت.

واژگان کلیدی الکتروفاسیس، شبکه عصبی مصنوعی، مدل‌های AHC، SOM، و MRGC

مقدمه

یکی از مهم‌ترین راهکارهای شناسایی و دسته‌بندی سازندهای رسوبی استفاده از الکتروفاسیس‌هاست. برای دسته‌بندی الکتروفاسیس‌ها باید از مغزه‌های حاصل نمونه‌هایی تهیه کرده و با شناسایی فسیل‌های موجود و استفاده از نتایج تخلخل و اشباع، تعداد گروه‌ها را مشخص کرد. همچنین می‌توان نمودارهای چاه‌نگاری و نتایج حاصل از ارزیابی آنها را به‌صورت موازی در مدل‌های ریاضی مختلف قرار داده و با توجه به اختلافات و شباهت‌های بین آنها، دسته‌های مختلف الکتروفاسیس را تعیین کرد. اما تفاوت در ابعاد نمودارها نسبت به ابعاد زمین‌شناسی باعث پیچیده شدن شناسایی الکتروفاسیس‌ها شده است. ممکن است الکتروفاسیس‌های متفاوت، در بعضی نمودارها اعداد مشابه داشته باشند و بنابراین نمی‌توان با دسته‌بندی نمودارها به‌راحتی الکتروفاسیس‌ها را از یکدیگر متمایز

کرد. حتی با داشتن ابزار مشاهده‌ای دقیق، کلاسه‌بندی برای ابعاد بزرگ‌تر از سه، نیاز به مهارت و زمان زیادی دارد. اگرچه مدل‌های آماری نظیر روش‌های AHC، SOM، و MRGC نسبت به روش‌های دومرحله‌ای بسیار سریع‌تر و دقیق‌تر عمل می‌کنند اما نیاز به اطلاعات تخلخل و تراوایی دارند که این امر بسیار وقت‌گیر و هزینه‌بر است. در این روش‌ها باید تمامی نمودارهای چاه‌نگاری، تخلخل، اشباع و حجم ماتریکس را به مدل وارد کرده تا نرم‌افزار به‌طور خودکار تعداد دسته‌های مجزا را پیشنهاد دهد. البته در بعضی موارد باید تعداد دسته مورد نظر را انتخاب کرد؛ چراکه نرم‌افزار دسته‌بندی را بر اساس آن انجام می‌دهد.

بنابراین باید مدلی طراحی شود که در چاه‌هایی که اطلاعات مغزه یا فسیل‌شناسی یا برخی نمودارها موجود نیست بتوان الکتروفاسیس‌ها را پیش‌بینی کرد و نیاز به پیش‌بینی تخلخل و تراوایی

* نویسنده عهده‌دار مکاتبات (mohammadbaneshi@yahoo.com)

زیر تعریف می شود:

$$E\left(\vec{W}\right) \equiv \frac{1}{2} \sum_{d \in D} \sum_{k \in \text{outputs}} \left(t_{kd} - o_{kd}\right)^2 \quad (1)$$

منظور از outputs خروجی های مجموعه واحدهای لایه خروجی و منظور از t_{kd} و o_{kd} مقدار هدف و خروجی متناظر با k امین واحد خروجی و مثال آموزشی d است.

خوشه سازی در واقع یافتن خوشه هایی مشابه از بین نمونه های ورودی است. در هر روش آموزش همراه با یادگیری، مناسب بودن خوشه بسته به نظر کاربر و کاربرد آن متفاوت است. در برخی روش ها تعداد خوشه ها از قبل مشخص شده و در بعضی روش ها تعداد خوشه ها توسط الگوریتم تعیین می گردد. هر یک از الگوریتم ها با روش های محاسباتی مختص به خود با استفاده از داده های پتروفیزیکی موجود در هر چاه تعداد خوشه هایی را تعیین و تفکیک می کنند. این روش ها به شکل نمودارهای رنگی قابل مشاهده و مقایسه اند. در این میان، روش MRGC به دلیل قابلیت های محاسباتی و نحوه خوشه بندی به عنوان یک روش برتر معرفی شده است. این روش بدون دخالت کاربر قادر به تفکیک الکتروفاسیس های مخزنی است. اما در روش های AHC و SOM کاربر با دخالت مستقیم و به کار گرفتن اطلاعات علمی خود تعداد خوشه ها را تعیین می کند.

مراحل تحقیق: هدف کلی این تحقیق بررسی آنست که آیا می توان به کمک شبکه های عصبی مصنوعی مدلی تولید کرد که بتواند رابطه ای بین نمودارهای چاه نگاری و الکتروفاسیس ها در حافظه خود ایجاد کند و در مناطقی که الکتروفاسیس ها ارزیابی نشده اند از این رابطه استفاده کرده و به کمک نمودارهای چاه نگاری، الکتروفاسیس ها را پیش بینی نماید.

بنابراین در یکی از میادین که اطلاعات کاملی از نمودارهای چاه نگاری، ارزیابی های پتروفیزیکی و تفسیرهای زمین شناسی و میکروفاسیس ها موجود است این مدل با استفاده از تعدادی داده، این مدل ایجاد می شود. از آنجا که مقدار واقعی الکتروفاسیس ها نیز موجود است به وسیله داده های باقیمانده که به شبکه اعمال نشده بود مورد ارزیابی و آزمون قرار می گیرد.

اگر شبکه عصبی پاسخ قابل قبولی ارائه دهد می توان از این مدل در توسعه میدان استفاده کرده و در چاه های جدید بدون استفاده از تفسیرهای زمین شناسی و ارزیابی های پتروفیزیکی وقت گیر و پرهزینه، با استفاده از نمودارهای چاه نگاری، مقدار الکتروفاسیس را به تنهایی، با دقت زیاد و در زمان کوتاهی پیش بینی کرد.

هم نداشته باشد. در این تحقیق تلاش بر آنست که در چاه هایی که اطلاعات کامل زمین شناسی و پتروفیزیکی موجود است با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی ارتباطی بین نمودارهای چاه نگاری و الکتروفاسیس ها یافته و این ارتباط را در حافظه مدل ایجاد کرد. در قسمت هایی که اطلاعات مغزه یا اطلاعات پتروفیزیکی موجود نیست با استفاده از نمودارهای چاه نگاری و رابطه ایجاد شده در حافظه مدل می توان الکتروفاسیس ها را پیش بینی کرد.

شبکه های عصبی مصنوعی: شبکه عصبی با استفاده از پردازش گرایایی به نام نرون تلاش می کند با شناخت روابط ذاتی بین داده ها، نگاشتی میان فضای ورودی (لایه ورودی) و فضای مطلوب (لایه خروجی) ارائه دهد. لایه یا لایه های مخفی، اطلاعات دریافت شده از لایه ورودی را پردازش کرده و در اختیار لایه خروجی قرار می دهند.

هر شبکه با دریافت مثال هایی آموزش می بیند. آموزش فرآیندی است که در نهایت منجر به یادگیری می شود. یادگیری شبکه زمانی انجام می شود که وزن های ارتباطی بین لایه ها چنان تغییر کند که اختلاف بین مقادیر پیش بینی شده و محاسبه شده در حد قابل قبولی باشد. این وزن ها حافظه و دانش شبکه را بیان می کنند. شبکه عصبی آموزش دیده می تواند برای پیش بینی خروجی های متناسب با مجموعه جدید داده ها به کار رود [1].

الگوریتم یادگیری پرسپترون: مقادیری تصادفی به وزن ها نسبت داده شده و پرسپترون به تک تک مثال های آموزشی اعمال می شود. اگر ارزیابی مثال غلط باشد مقادیر وزن های پرسپترون تصحیح خواهد شد و اگر مثال های آموزشی درست ارزیابی شوند الگوریتم پایان می یابد. در غیر این صورت پرسپترون دوباره به داده ها اعمال می شود. وقتی که مثال ها به صورت خطی جداپذیر نباشند قانون پرسپترون همگرا نخواهد شد. برای غلبه بر این مشکل از قانون دلتا استفاده می شود.

ایده اصلی این قانون استفاده از گرادینان نزولی^۴ برای جستجو در فضای فرضیه وزن های ممکن است. این قانون پایه روش پس رونده^۵ است که برای آموزش شبکه با چندین نرون متصل به یکدیگر به کار می رود.

برای یادگیری وزن های یک شبکه، چند لایه از روش پس رونده استفاده می شود. در این روش با استفاده از گرادینان نزولی مربع خطای بین خروجی های شبکه و تابع هدف را کمینه می کنند. خطا به صورت

۱- جمع آوری اطلاعات

داده‌های موجود در این تحقیق شامل ۱۱۳۰ نقطه از چند چاه در یکی از میدین ایران است. در هر نقطه اطلاعات مربوط به نمودارهای چاه‌نگاری و مقدار تخلخل که توسط کارشناسان پتروفیزیک ارزیابی شده موجود است.

این ارزیابی‌ها به کمک اطلاعات زمین‌شناسی و آزمایش‌های پتروفیزیکی و با استفاده از نرم‌افزار ژئولاگ با صرف زمانی طولانی و مدل‌سازی احتمالی انجام شده و صحت آنها مورد تأیید است. از طرفی به کمک اطلاعات زمین‌شناسی منطقه و فسیل‌شناسی مغزه‌های موجود برای لایه مورد نظر هشت میکروفاسیس در نظر گرفته شده است. در جدول ۱- تعدادی از داده‌های موجود قبل از ویرایش نشان داده شده است. همچنین در نرم‌افزار ژئولاگ از مدل‌های AHC، SOM و MRGC استفاده شده و با استفاده از نمودارهای چاه‌نگاری و تخلخل ارزیابی انجام گردیده و الکتروفاسیس‌ها به همان تعداد پیش‌بینی شدند. شماره‌های یک تا هشت برای هر دسته در نظر گرفته شد تا به‌عنوان یک داده خروجی قابل مدل‌سازی باشند.

۲- مدل‌سازی

اولین و مهم‌ترین موضوع در کاربردی بودن یک مدل آنست که توانایی پیش‌بینی با دقت زیاد را داشته و معتبر نیز باشد. برای دستیابی به این هدف باید در طراحی یک مدل شبکه عصبی مراحل زیر انجام شود:

۲-۲- تقسیم‌بندی داده‌ها

برای این منظور ۸۰ درصد داده‌ها برای آموزش و باقیمانده آنها برای آزمون دسته‌بندی می‌شوند. شبکه عصبی نیز مانند هر مدل دیگری برای افزایش کارایی خود از درون‌یابی استفاده می‌کند. بنابراین در انتخاب دسته آموزش باید به این نکته توجه کرد که بیشینه و کمینه هر متغیر در این دسته قرار گیرند.

۲-۳- ایجاد ساختار شبکه پرسپترون چندلایه

شبکه عصبی پرسپترون چندلایه طراحی می‌شود. شبکه ابتدایی شامل دو لایه مخفی با تابع محرک تانژانت سیگموئید به ترتیب با سه و نه نرون در هر لایه و همچنین لایه خروجی یک نرون با تابع محرک خطی است. تعداد دوره‌های آموزش ۲۸۰ عدد و تابع آموزشی از نوع Levenberg-Marquardt است.

۲-۴- انتخاب متغیرهای ورودی شبکه و خروجی مورد نظر

از نمودارهای چاه‌نگاری صوتی (DT)، نوترون (NPHI)،

۱ | نمونه‌ای از داده‌های مورد استفاده در تحقیق

DEPTH	RT	DT	NPHI	RHOB	SGR	PE	PHE	Vqna	Vll	Vdl	Electro fines
3343.504	80.4404	50.0136	0.025646	2.725	12.8445	5.0153	0.01	0	1	0	1
3343.656	73.4517	50.2073	0.026512	2.7239	14.1588	4.9786	0.01	0	1	0	1
3343.808	65.5249	50.602	0.027708	2.721	16.2148	4.9049	0.009945	0.0008	0.9979	0.0013	1
3343.961	56.529	51.2462	0.029189	2.719	18.0682	4.8478	0.007072	0.0452	0.8879	0.0669	1
3344.113	46.2906	52.1077	0.031293	2.718	20.072	4.785	0.007683	0.0915	0.8229	0.0856	1
3344.266	36.2218	53.0469	0.034153	2.717	20.6855	4.7319	0.01	0.1115	0.8623	0.0262	6
3344.418	28.6682	53.9447	0.038031	2.717	19.9159	4.7249	0.01	0.1313	0.8681	0.0006	6
3344.57	24.3514	54.723	0.042879	2.718	19.1567	4.7176	0.01	0.1402	0.8258	0.034	6
3344.723	21.8885	55.4132	0.048694	2.719	17.8852	4.6948	0.01	0.1515	0.7773	0.0713	6
3344.875	19.4975	56.1136	0.054743	2.719	15.0415	4.6821	0.01	0.1713	0.7487	0.08	8
3345.028	16.9808	56.8305	0.060198	2.72	15.7004	4.6855	0.01	0.1802	0.7396	0.0802	8
3345.18	15.3103	57.3843	0.064307	2.721	18.9176	4.7142	0.01	0.1913	0.7173	0.0915	8
3345.332	15.1084	57.6096	0.066781	2.7231	22.5123	4.7253	0.01	0.2	0.6885	0.1115	8
3345.485	16.303	57.587	0.067862	2.7271	26.3288	4.7428	0.01	0.2	0.6687	0.1313	8
3345.637	18.0265	57.4251	0.067945	2.7321	28.8757	4.7864	0.01	0.1998	0.6602	0.14	3
3345.79	18.9312	57.166	0.067139	2.7371	29.1676	4.8044	0.01	0.1887	0.6715	0.1398	3
3345.942	19.0319	56.9583	0.065463	2.741	29.0304	4.7708	0.01	0.18	0.6917	0.1283	3
3346.094	20.1779	56.8685	0.062974	2.743	28.4961	4.7606	0.01	0.18	0.7227	0.0973	3
3346.247	23.7468	56.7853	0.060024	2.744	26.6921	4.7388	0.01	0.1798	0.7513	0.069	3
3346.399	28.3825	56.5298	0.057072	2.7429	24.7066	4.7303	0.01	0.1687	0.7594	0.0719	3
3346.552	32.0258	55.9827	0.054536	2.7399	24.023	4.747	0.009994	0.1596	0.7256	0.1148	3
3346.704	35.3994	55.057	0.052727	2.737	24.7224	4.798	0.006925	0.1371	0.6654	0.1975	1
3346.856	42.0225	53.8342	0.052059	2.735	25.8789	4.8485	0.011375	0.0967	0.5996	0.3038	1
3347.009	58.6208	52.4657	0.052041	2.733	25.2499	4.8729	0.01306	0.035	0.8076	0.1574	1



۳- اعتبارسنجی مدل و ارزیابی کارایی آن

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 از کمترین مربعات خطا برای مقایسه خروجی و مقدار واقعی استفاده می‌شود و تا وقتی که این خطا به مقدار معینی نرسد آموزش شبکه ادامه می‌یابد. اما برای بررسی اعتبار یک شبکه یا مقایسه شبکه‌های مختلف بهتر است از درصد خطای نسبی^۲ استفاده کرد.

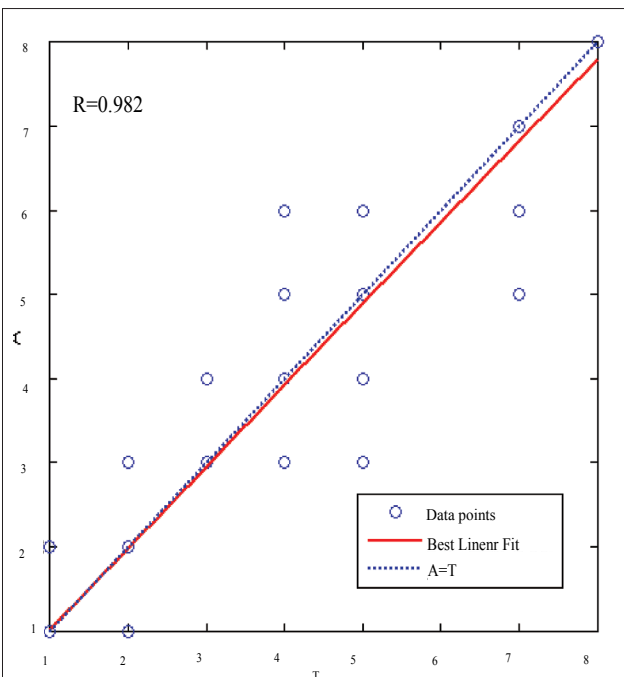
برای به دست آوردن درصد خطای نسبی باید هر عضو از خروجی را از داده متناظر آن در بردار هدف کم کرده و مقدار قدرمطلق حاصل را بر مقدار مطلق هدف تقسیم کرد. این کار برای تمامی داده‌های آزمون انجام شده و مقادیر با یکدیگر جمع می‌شوند. مجموع حاصل بر تعداد کل داده‌های آزمون تقسیم شده و در ۱۰۰ ضرب می‌شود. معادله ۲- معرف درصد خطای نسبی است. هرچه این عدد کوچک‌تر باشد قابلیت شبکه برای مسئله مورد نظر بیشتر است.

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

در این معادله REP درصد خطای نسبی، n تعداد داده‌های آزمون، t_i داده هدف نام و a_i داده خروجی نام است. با استفاده از این معادله اختلاف بین خروجی شبکه و مقدار هدف مشخص می‌شود [۲ و ۳]. در این جدول الکتروفاسیس‌های حاصل از هر سه مدل آماری AHC، MRGC و SOM به عنوان خروجی مورد استفاده قرار گرفت. اما نتایج مدل‌سازی الکتروفاسیس‌ها و مقایسه آن با اطلاعات زمین‌شناسی حاکی از آنست که در این میدان در صورت استفاده از نمودارهای پتروفیزیکی به عنوان ورودی شبکه، مدل SOM مناسب‌تر خواهد بود و در صورت استفاده از درصد حجمی ماتریکس مدل AHC کارایی بهتری دارد. با وجود اینکه استفاده از درصد حجمی ماتریکس برای پیش‌بینی الکتروفاسیس‌ها بسیار مناسب است اما باید توجه داشت که یافتن این شاخص نیاز به محاسبات و مدل‌سازی‌های نرم‌افزاری دارد و استفاده از نمودارهای چاه‌نگاری به تنهایی، به زمان کمتری نیاز دارد از دیگر روش‌های مقایسه، استفاده از ضریب هم‌بستگی بین داده‌های خروجی شبکه و داده‌های واقعی است. ضریب هم‌بستگی با رسم نمودار شکل-۱ نشان داده شده است. در این نمودار دایره‌های کوچک نشان‌دهنده داده‌های خروجی شبکه‌اند و خط ممتد قرمز بهترین رگرسیون این نقاط است. از طرفی خط چین مربوط به بهترین رگرسیون نقاط هدف است. ضریب هم‌بستگی بین این دو خط با R نشان داده می‌شود. محورهای

گامای طبیعی (GR) و چگالی (RHGA) به عنوان ورودی مدل شبکه عصبی استفاده می‌شود. کارایی مدل با این دسته از ورودی‌ها برای پیش‌بینی الکتروفاسیس مدل‌های مختلف ارزیابی می‌شود. در مرحله بعد از داده‌های درصد حجمی ماتریکس نظیر دولومیت، ایلیت و کوارتز به عنوان ورودی استفاده شده و این داده‌ها مورد ارزیابی قرار گرفتند. نتایج این ارزیابی در جدول ۲- ارائه شده است. نتایج این جدول بر این اساس به دست آمده که ابتدا داده‌های دسته آزمون به همان مدل وارد گردیده و خروجی آن نیز با داده‌های واقعی مقایسه شده و درصد خطای نسبی و کمترین مربع خطای آن ثبت می‌شود.

متغیر ورودی	مدل الکتروفاسیس مطلوب	تعداد دوره آموزش	تعداد نرون‌های هر لایه از شبکه	درصد خطای نسبی (%)	کمترین مربع خطا	ضریب هم‌بستگی بین خروجی شبکه و داده واقعی
DT, GR, NPHL, RHGA	SOM	280	3, 9, 1	4.72	0.18	0.982
DT, GR, NPHL, RHGA	MRGC	280	3, 9, 1	10.44	0.49	0.930
DT, GR, NPHL, RHGA	AHC	280	3, 9, 1	32	1.53	0.898
V. dol, V. ill, V. qua	SOM	280	3, 9, 1	4.7	0.31	0.961
V. dol, V. ill, V. qua	MRGC	280	3, 9, 1	2.22	0.06	0.973
V. dol, V. ill, V. qua	AHC	280	3, 9, 1	0.05	0.004	0.998



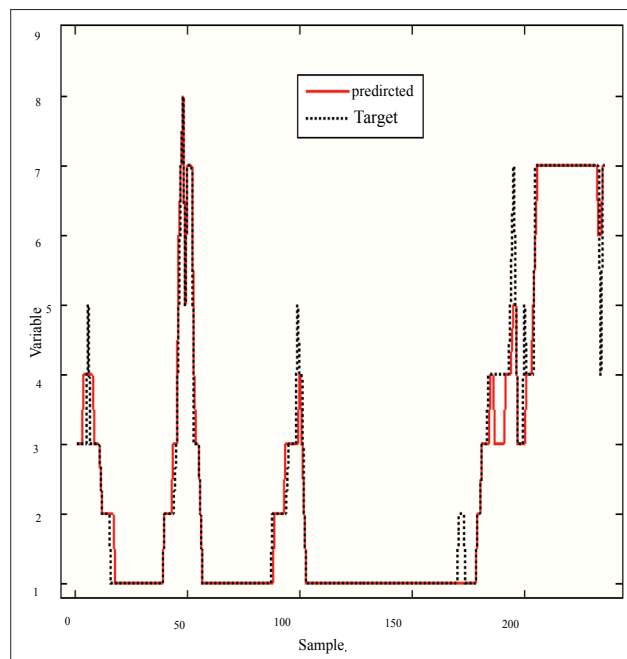
نمودار هم‌بستگی داده‌های تخلخل ارزیابی شده و پیش‌بینی شده توسط شبکه برای دسته آزمون. (ورودی شبکه نمودارهای صوتی، چگالی، گامای طبیعی و نوترون بوده و خروجی مدنظر الکتروفاسیس‌های مدل SOM است). A و T شماره‌های الکتروفاسیس‌های مربوط به داده واقعی و خروجی شبکه است.

یکی دیگر از بهترین روش‌ها رسم نموداری است که برای هر نمونه هم مقدار واقعی و هم مقدار پیش‌بینی شده با شبکه را نمایش دهد و به صورت کلی می‌توان تفاوت این مقادیر را برای همه نمونه‌ها بررسی کرد. شکل-۲ نشانگر این نمودارها برای مقادیر مختلف متغیرهای خروجی است. در محور افقی شماره نمونه‌های دسته آزمون و در محور عمودی شماره الکتروفاسیس نشان داده شده است.

نتیجه‌گیری

نتایج مدل‌سازی الکتروفاسیس‌ها و مقایسه آن با اطلاعات زمین‌شناسی حاکی از آنست که در این میدان در صورت استفاده از درصد حجمی ماتریکس به عنوان ورودی شبکه عصبی، پیش‌بینی مدل AHC نسبت به مدل‌های دیگر کارایی بهتری دارد. اما از آنجا که ارزیابی درصد حجمی نیاز به محاسبات و مدل‌سازی‌های نرم‌افزاری دارد، استفاده از نمودارهای چاه‌نگاری به‌تنهایی، به زمان کمتری نیاز دارد. الکتروفاسیس‌های پیش‌بینی شده با مدل SOM به عنوان داده مطلوب خروجی استفاده شدند. مقایسه درصد خطای نسبی، کمترین مجموع مربعات خطا و ضریب هم‌بستگی بین داده‌های واقعی و خروجی شبکه عصبی نشان داد که با استفاده از نمودارهای چاه‌نگاری شامل نوترون، صوتی، چگالی و گامای طبیعی می‌توان الکتروفاسیس‌ها را با دقت زیادی پیش‌بینی کرد. از این نمودار به عنوان ورودی شبکه چندلایه استفاده شده و الکتروفاسیس مدل SOM با خطای نسبی ۴/۷۲ درصد و کمترین مربع خطای ۱۸ درصد پیش‌بینی شد. ■

افقی و عمودی به ترتیب مربوط به داده‌های واقعی هدف و داده‌های خروجی شبکه هستند. وقتی R برابر یک شود به معنای تطابق ۱۰۰ درصدی رگرسیون داده‌های واقعی و رگرسیون داده‌های خروجی شبکه است [۵۴].



شکل ۲ | نمودار داده‌های واقعی الکتروفاسیس مدل SOM و الکتروفاسیس پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی ممنوعی بر اساس شماره نمونه (نمونه‌های ۱ تا ۲۴۰ دسته آزمون) متغیر محور عمودی شماره الکتروفاسیس است.

پانویس‌ها

- | | | |
|--|---------------------------------|------------------------------|
| 1. Self Organizing Map (SOM) | 3. Multi Regression Graph-based | 5. back propagation |
| 2. Agglomerative Hierarchical Clustering (AHC) | 4. gradient descent | 6. probabilistic |
| | | 7. relative error percentage |

منابع

- | | |
|---|--|
| [1] Baneshi.M, Schaffie.M, Nezamabadi-pour.H, Behzadijo.M, "Predicting log data by using artificial neural networks to approximate petrophysical parameters of formation" Published by Petroleum science and technology journal, Volume 31, Issue 12, pages 1238-1248, 2013 | [4] Baneshi.M, Schaffie.M, Nezamabadi-pour.H, Behzadijo.M, "Reservoir Petrophysical Index Prediction Using Neural Network with Selection suitable Feature" National Conference of Energy and Environment, Kerman, I.R.Iran, October 2010 |
| [2] Baneshi.M. "Using ANFIS and Neural Networks to Predict the Volume Percentage of Matrix and Fluid" accepted by Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects journal, UESO-2011-0748-R1 | [5] Baneshi.M, Schaffie.M, Nezamabadi-pour.H, Behzadijo.M, "Designing the Best Artificial Neural Network to Prediction Porosity Index" National Conference of Energy and Environment, Kerman, I.R.Iran, October 2010 |
| [3] Baneshi.M. "Determination of Lithofacies using an Optimized Neural Network and Well Log Data" accepted by Petroleum science and technology journal, LPET-2011-0407-R3 | [6] Evaluate the Performance of ANN in Predicting of Electrofacies (Estimated by SOM, AHC and MRGC Models) Mohammad Baneshi Mohammad Reza Behzadijo |