

بهبود مدل پیش‌بینی رفتار رئولوژیکی سیال حفاری با استفاده از شبکه عصبی

مرتضی رجبی هشتچین^۱ و ترانه جعفری بهبهانی^{۲*}

۱- گروه مهندسی نفت، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد تهران مرکز، تهران، ایران

۲- پژوهشکده پالایش نفت، پژوهشگاه صنعت نفت، تهران، ایران

تاریخ پذیرش: ۹۶/۶/۲۰

تاریخ دریافت: ۹۵/۱۱/۱۱

چکیده

با توجه به تأثیر پارامترهای فراوان بر روی رفتار رئولوژیکی سیال حفاری، تعیین دقیق رفتار رئولوژیکی سیال حفاری حائز اهمیت است. از این رو حذف روش‌های آزمایشگاهی که به صورت سعی و خطا انجام می‌گیرد و نیاز به استفاده از روش‌های هوشمند از جمله شبکه‌های عصبی مصنوعی، به شدت احساس می‌شود. در تحقیق حاضر برای پیش‌بینی خواص رئولوژیکی سیال حفاری، شامل پلاستیک ویسکوزیته، ویسکوزیته قیف و نقطه تسلیم از اطلاعات چهار چاه مربوط به یک میدان نفتی شامل ۲۴۰ ردیف اطلاعات (۴۰۸۰ داده) جهت آزمون و ۲۳ ردیف (۳۹۱ داده) جهت تست مدل استفاده شد. پارامترهای موجود در این اطلاعات شامل ۱۴ نوع مواد سیال، عمق، نوع سازند و دما (جمعاً ۱۷ پارامتر) است. سپس با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، ابتدا ساختارهای مختلف شبکه عصبی جهت پیش‌بینی خواص رئولوژیکی سیال حفاری ساخته شد و در نهایت سه مدل بهینه مجزا برای ویسکوزیته پلاستیک، ویسکوزیته قیف و نقطه تسلیم طراحی شد که در هر سه مدل، شبکه دارای دو لایه با ۱۷ ورودی و یک خروجی در لایه آخر بوده و تعداد نرون‌های لایه پنهان، ۱۶ نرون برای مدل ویسکوزیته پلاستیک ۱۹ نرون برای مدل ویسکوزیته قیف و مدل نقطه تسلیم تعیین شد. ضرایب همبستگی آزمون این مدل‌ها در نهایت، ۰/۹۹ برای مدل ویسکوزیته پلاستیک، ۰/۹۸ برای مدل نقطه تسلیم و ۰/۹۷ برای ویسکوزیته قیف به دست آمد که نشان‌دهنده انطباق بالای نتایج آزمون با واقعیت بود. در نهایت نیز مدلی آماری با استفاده از نرم‌افزار SPSS ساخته شد.

کلمات کلیدی: ویسکوزیته پلاستیک، ویسکوزیته قیف، نقطه تسلیم، شبکه عصبی مصنوعی، مدل آماری.

مقدمه

می‌باشد. مدیریت و ساخت مناسب یک سیال باعث بهبود عملیات حفاری اعم از: افزایش سرعت حفاری، عدم گرفتگی لوله‌ها، عدم هرزروی و ... خواهد شد؛ و در مقابل عدم توجه مناسب به آن باعث به وجود آمدن مشکلات زیادی مانند فوران چاه و ... می‌شود.

سیال حفاری^۱ به‌عنوان یکی از مهم‌ترین اجزاء بخش حفاری که بخش قابل توجهی از هزینه‌های حفاری را شامل می‌شود بسیار حائز اهمیت

*مسئول مکاتبات

آدرس الکترونیکی

شناسه دیجیتال (DOI: 10.22078/pr.2017.2619.2211)

jafarit@ripi.ir

(DOI: 10.22078/pr.2017.2619.2211)

حفاری با کف^۱؛ در این سیستم فاز اصلی و پیوسته را مایع تشکیل می‌دهد که گاز درون آن پراکنده است [۱۰]. این سیستم تمیزسازی کف چاه را بهبود می‌بخشد و همچنین باعث ایجاد کیک گل نازکی بر دیواره چاه شده و از ریزش آن جلوگیری به عمل می‌آورد.

روش تحقیق

در این تحقیق سعی بر آن بوده تا برای پیش‌بینی خواص رئولوژیکی سیال پایه آبی در یکی از میداین ایران، بهینه‌ترین شبکه طراحی شود و سپس برای اعتبارسنجی شبکه‌های طراحی شده، اطلاعات ۲۳ نقطه، با شبکه‌های مذکور تست گردید. اطلاعات استفاده شده: در بین تمامی خواص یادشده از شبکه‌های عصبی، خاصیت یادگیری از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. چنانچه در طراحی شبکه، تعداد داده‌ها کم بوده و اطلاعات دارای پیوستگی نباشند، شبکه عصبی در امر یادگیری دچار مشکل شده و متعاقباً نتایج خوبی نیز حاصل نخواهد شد. در این تحقیق از اطلاعات میدانی و گزارش‌های روزانه سیال حفاری مربوط به ۴ حلقه چاه استفاده شد.

پارامترهای ورودی: در جمع‌آوری داده‌ها نکته‌ای که باید مورد توجه قرار گیرد انتخاب پارامترهای ورودی شبکه است. در صورتی که پارامترهای ورودی به درستی انتخاب شوند، با به‌کارگیری الگوریتم آموزشی مناسب شبکه قادر خواهد بود تا روابط پیچیده بین ورودی‌ها و خروجی‌ها را به خوبی یاد بگیرد. همچنین پارامترهای خروجی (تابع هدف)، باید متأثر از ورودی‌های شبکه باشد تا شبکه در حین فرآیند یادگیری بهترین ارتباط را بین پارامترها برقرار و بهترین جواب را تخمین بزند.

سیال حفاری را می‌توان به‌عنوان هرگونه سیالی که در چاه در طول عملیات حفاری به گردش درمی‌آید، تعریف کرد. بدین گونه که گل حفاری^۱ ساخته شده از درون تانک‌ها و مخازن به وسیله پمپ به داخل رشته حفاری تزریق شده و پس از عبور از نازل‌های^۲ مته از طریق فضای حلقوی^۳ به سطح برمی‌گردد [۳-۱].

طبقه‌بندی براساس فاز پیوسته سیال

بر این اساس سیالات حفاری به ۳ بخش عمده زیر تقسیم می‌شوند:

سیالات پایه روغنی^۴: فاز اصلی تشکیل‌دهنده ترکیبات هیدروکربنی می‌باشد معمولاً از گازوئیل به‌علت نقطه اشتعال بالا و حلالیت پایین لاستیک در این سیالات استفاده می‌شود. میزان آب در این سیالات از ۵ الی ۶۰٪ متغیر است و در مواقعی مانند عملیات تکمیل چاه، ممکن است هیچ‌گونه آبی درون سیستم وجود نداشته باشد و آب برای ایمنی سیستم یک نوع آلودگی به شمار می‌رود [۴]. همچنین برای کنترل ویسکوزیته این سیالات می‌توان از آب، آسفالت‌ها و مواد دیگری همچون بنتونیت‌های خاص (اصلاح‌شده توسط آمین) که در روغن پخش می‌شوند استفاده کرد. [۵].

سیالات پایه گازی^۵: اصولاً حفاری با هوا یا گاز در مناطقی به‌کار گرفته می‌شود که سازند آن دارای آب کم و سازند سخت و غیر ریزشی باشد [۴-۶]. حفاری با هوا سرعت بالا حفاری را موجب می‌گردد و این امر به دلیل فشار کم ستون سیال (فشار هیدرواستاتیک) است [۷]. بدین گونه که در هنگام حفاری کف توسط مته، فشار درون سازند، بیشتر از ستون سیال چاه است و تکه‌های حفاری شده به سمت بیرون پرتاب می‌شوند [۸]. مهم‌ترین عامل محدودکننده این سیالات، سازندهای آبدار هستند. از این سیالات همچنین در سازندهایی که هرزروی کامل در آن‌ها اتفاق می‌افتد و سازندهایی با تخلخل بسیار بالا (تحمل فشار ستون سیال را نداشته باشند) استفاده می‌شود [۹].

1. Drilling Mud
2. Nuzzle
3. Anhulas
4. Oil Based Mud
5. Gas Based Mud
6. Foam

توابع خروجی: همان طور که قبلاً توضیح داده شد خواص رئولوژیکی (تابع هدف در شبکه) سیال عبارتند از:

ویسکوزیته واحد (QUART/SEC)، پلاستیک ویسکوزیته^۱ (cP)، نقطه تسلیم^۲ (lb/100ft²). بدین ترتیب توابع خروجی (هدف) در طراحی شبکه عصبی و مدل آماری مورد نظر شامل سه خاصیت ذکر شده است.

تشریح خطاها

متوسط مربعات خطا^۳ نشان دهنده متوسط خطای بین خروجی شبکه و مقادیر به دست آمده از آنالیز سیال است. توان ۲ در این فرمول به خاطر احتمال وجود مقادیر منفی در اختلاف مقادیر است [۳].

$$MSE = \frac{\sum_i^N (O_{act} - T_{cal})^2}{N} \quad (1)$$

T_{cal} = مقدار تخمین زده شده

O_{act} = مقدار واقعی

N = تعداد زوج های داده ها

خطای مطلق (Ea): این شاخص نشان دهنده مقدار خطا در کل مجموعه است [۴].

$$E_a = |M_B - P_B| \quad (2)$$

M_B = میانگین مقادیر واقعی

P_B = میانگین مقادیر تخمین زده شده

همان طور که گفته شد اطلاعات مورد استفاده، شامل پارامترهای مؤثر در مسئله و تخمین آن ها است. خواص رئولوژیکی سیال متأثر از مواد گل و همچنین دما و فشار است؛ اما به دلیل اینکه تمامی آزمایش های مورد نظر در سطح انجام می شود، از پارامتر فشار صرف نظر شد. اطلاعات سیال تا جایی که حاوی ۱۴ نوع ترکیب مختلف بود و دما، به عنوان ورودی های شبکه انتخاب شدند. در این پروژه که خواص سیال برگشتی از چاه، مدنظر بود، به علت تأثیرپذیری سیال از سازند (بسیار جزئی) در هنگام حفاری و ذکر نشدن نوع لیتولوژی سازند در گزارش های روزانه شرکت مورد نظر، عمق و نوع سازندهای حفاری شده نیز به عنوان ورودی به شبکه اضافه شدند. از آنجایی که تمامی داده های ورودی و خروجی در شبکه های عصبی باید به صورت عددی باشند، در جدول شماره ۱ ترکیبات مواد سیال حفاری به کار رفته در مدل سازی نشان داده شده است. همچنین، در جدول ۲ مقادیر انحراف استاندارد پارامترهای ورودی آورده شده است. از ۴ حلقه چاه انتخابی برای طراحی مدل، ۲۶۳ ردیف از داده های مذکور استخراج گردید که در مجموع ۴۴۷۱ داده را شامل می شود. از این تعداد، ۲۶۰ ردیف (۴۰۸۰ داده) برای آموزش و ۲۳ ردیف (۳۹۱ داده) جهت تست مدل انتخاب شد.

جدول ۱ ترکیبات مواد سیال حفاری به کار رفته در مدل سازی

شماره	نوع ترکیب	شماره	نوع ترکیب
۱	نمک	۸	استرچ (قرمز)
۲	لیم	۹	استرچ (سبز)
۳	صمغ طبیعی	۱۰	بنتونیت
۴	سوداش	۱۱	اب
۵	کاستیک	۱۲	میکا
۶	باریت	۱۳	میکا
۷	فروبار	۱۴	صمغ زانتان

1. Plastic Viscosity
2. Yield Point
3. Mean Squar Error

جدول ۲ میانگین و انحراف استاندارد مقادیر پارامترهای ورودی

ردیف	پارامترهای ورودی	میانگین	انحراف استاندارد
۱	عمق (m)	۱۶۰۸/۵	۸۰۴/۹
۲	کاستیک (کیسه)	۱۱/۴	۲۴/۶
۳	سوداش (کیسه)	۴۱۲/۹	۲۰۱/۴
۴	لیم (کیسه)	۴۵۰/۹	۴۵۱/۴
۵	استرچ سبز (کیسه)	۲۷۵۸/۹	۳۶۷۲/۹
۶	دما (°F)	۱۲۹/۶	۷۱/۲
۷	باریت (تن)	۱۲۷۷۹۱/۲	۱۵۵۷۱۳/۱
۸	بنتونیت (کیسه)	۳۷۳۵	۷۰۴۴/۸
۹	فروبار (کیسه)	۲۴۲۳	۷۲۷۷
۱۰	نمک (تن)	۵۲۵۲۰/۳	۴۳۸۲۸/۱
۱۱	صمغ طبیعی (کیسه)	۱۷۸۷/۹	۲۷۷۵/۴
۱۲	استرچ قرمز (کیسه)	۱۴۵۵/۶	۲۸۲۵/۳
۱۳	میکا متوسط (کیسه)	۹۲۷/۷	۲۰۰۱/۹
۱۴	میکا (کیسه)	۱۲۰/۱	۶۲۷/۴
۱۵	صمغ زانتان (کیسه)	۱۵/۱	۳۲/۷

پیش‌بینی رفتار رئولوژیکی

مدل آماری با نرم‌افزار SPSS: باتوجه به داده‌های موجود برای هرکدام از خواص رئولوژیکی یاد شده، ابتدا با استفاده از نرم‌افزار SPSS یک مدل آماری ارائه گردید و برای پلاستیک ویسکوزیته، نقطه تسلیم و ویسکوزیته قیف ارتباط بین ورودی و خروجی‌ها در جداول جداگانه ذکر شده و با به‌کارگیری ضرایب به‌دست‌آمده، فرمول‌های خطی برای هرکدام نوشته شد. سپس با استفاده از فرمول‌های به‌دست‌آمده مقادیر هدف محاسبه گردید.

مدل شبکه عصبی مصنوعی: هدف از آموزش شبکه عصبی، تعیین پارامترهای بهینه از قبیل تعداد لایه‌های مخفی، تعداد نرون‌های لایه مخفی و توابع انتقال برای دستیابی به بهترین شبکه جهت مدل‌سازی تابع هدف (خروجی شبکه) است.

جهت دستیابی به بهینه‌ترین حالت، پارامترهای ذکر شده را باید به‌گونه‌ای تغییر داد تا خطای شبکه به کم‌ترین مقدار ممکن برسد. به‌علت آنکه تابع هدف (PV-FV-YP) متناظر با مقادیر ورودی (۱۷ پارامتر) است، یادگیری "با ناظر" بهترین گزینه است. در میان قوانین یادگیری با ناظر "الگوریتم پس انتشار" از طریق لایه‌های شبکه در مسیر خلاف ارتباطی وزن نرون‌ها، میزان خطای حاصل از محاسبه مسیر رفت را در مسیر برگشت، اصلاح می‌کند [۱۴]. برای تخمین توابع هدف و توابع انتقال، با سعی و خطا تعداد لایه‌های شبکه و نرون‌های لایه مخفی به‌گونه‌ای انتخاب شد که بهترین پاسخ ممکن از شبکه دریافت شود. همچنین برای نشان‌دادن میزان خطای شبکه از معیار MSE استفاده گردید. برای انتخاب تابع انتقال مناسب از میان توابع Purline, Log-sigmoid و Tan-sigmoid و نوع قرارگیری آن‌ها

و ضریبی ثابت به‌دست آمد (جدول ۳). از نتایج حاصل، فرمول خطی برای این مدل تعیین شد. این فرمول نشان دهنده تأثیر مثبت پارامترهای باریت، نمک، لایم، صمغ طبیعی و صمغ زانتان و تأثیر منفی پارامترهای سازند، عمق، دما، کاستیک سودا، سودا اش و میکا بر روی ویسکوزیته قیف بود. ضرایب بین پارامترهای سیال حفاری در مدل آماری برای ویسکوزیته قیف در جدول ۳ آورده شده است. سپس با جاگذاری مقادیر پارامترهای موجود در فرمول به‌دست آمده و انجام محاسبات، مقادیری برای ویسکوزیته قیف تخمین زده شد همچنین تمامی مقادیر تخمین زده شده توسط مدل آماری، بسیار بالاتر از مقادیر حقیقی می‌باشد (شکل ۱).

در لایه‌ها، تابع انتقال تانژانت سیگموئید^۱ در هر دو لایه برای هر سه شبکه انتخاب شد که دارای بهترین پاسخ بود. همچنین الگوریتم LM به‌عنوان الگوریتم آموزشی برای شبکه‌ها انتخاب شد. در نهایت نتایج به‌دست آمده از مدل آماری و شبکه عصبی با یکدیگر مقایسه شد.

بحث

مدل‌سازی آماری

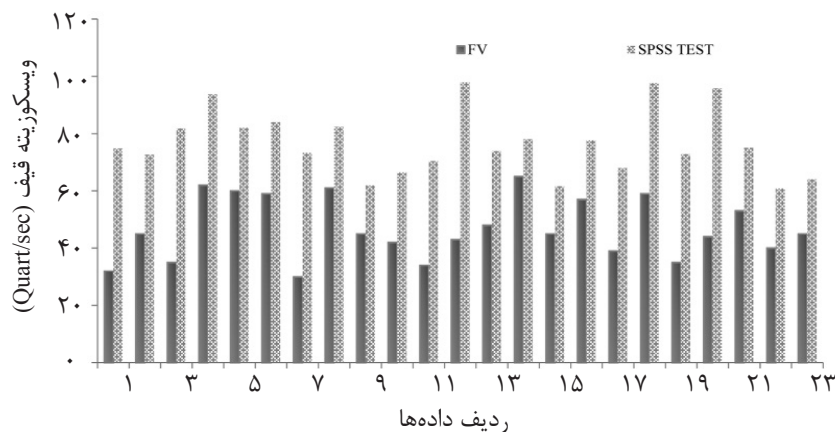
مدل آماری ویسکوزیته قیف (FV)

به‌منظور انجام رگرسیون خطی و شناسایی پارامترهایی که بیشترین تأثیر را در ویسکوزیته قیف دارند، تمامی پارامترهای موجود وارد نرم‌افزار spss شده و ضرایب بین پارامترهای سیال حفاری

جدول ۳ پارامترهای سیال حفاری در مدل آماری برای ویسکوزیته قیف

خطای استاندارد	B	پارامتر
۳/۵	۷۳/۱	
۰/۰۰۲	-۰/۰۰۲	عمق (m)
۰/۰۰۸	-۰/۰۰۲	دما (°F)
۰	۲/۹۶۷-E۵	باریت (تن)
۰	۰	بنتونیت (کیسه)
۰	۰	فروبار (کیسه)
۰/۰۳۶	-۰/۰۸۳	کاستیک (کیسه)
۰/۰۰۷	-۰/۰۰۴	سودا اش (کیسه)
۰	۲/۹۳۷-E۵	نمک (تن)
۰/۰۰۴	۰/۰۱۳	لایم (کیسه)
۰/۰۰۱	۰/۰۰۱	صمغ طبیعی (کیسه)
۰/۰۰۱	۰	استرچ قرمز (کیسه)
۰/۰۰۱	۰	استرچ سبز (کیسه)
۰	۰	میکا متوسط (کیسه)
۰/۰۰۱	-۰/۰۰۱	میکا (کیسه)
۰/۰۳۱	۰/۰۱۷	صمغ زانتان (کیسه)

1. Tan-Sigmoid
2. Levenberg-Marquardt



شکل ۱ مقایسه نتایج مدل آماری با داده‌های واقعی برای ویسکوزیته قیف

مدل شبکه عصبی

شبکه بهینه برای ویسکوزیته قیف

جهت دستیابی به شبکه بهینه، از میان تمامی ساختارهای مختلف شبکه عصبی از قبیل تعداد لایه‌ها، تعداد نرون‌های لایه پنهان و نوع تابع انتقال که مورد آزمایش قرار گرفتند، شبکه دو لایه با ۱۹ نرون در لایه مخفی، با تابع انتقال TANSIG-TANSIG که ساختار کلی این شبکه و آرایش لایه‌ها به ترتیب در شکل ۴ آورده شده است، دارای کم‌ترین خطا در میان دیگر شبکه‌ها بود. این شبکه دارای کم‌ترین خطای میانگین مربعات ($MSE=4.63$) و کمترین خطای مطلق ($E_p=0.14$) و بیشترین R^2 ($R^2=0.98$) به نسبت دیگر ساختارها است. لازم به ذکر است که میزان بالای متوسط مربعات خطا، به علت نرمالیزه نکردن داده‌ها بوده و این خطا به نسبت اعداد موجود (اعداد واقعی پارامترهای عملیاتی) بسیار پایین می‌باشد. با توجه به آن که اندازه‌گیری ویسکوزیته قیف مستعد خطای بالایی بوده و این پارامتر به صورت دستی با قیف مارش اندازه‌گیری می‌شود، از قبل پیش‌بینی می‌شد که شبکه طراحی شده پاسخ مناسبی را در بر نخواهد داشت؛ اما نتایج به دست آمده از تست شبکه و مقایسه آن با داده‌های واقعی که در نمودار میله‌ای به وضوح قابل مشاهده می‌باشد، حاکی از پاسخ مناسب شبکه (حداقل نسبت به مدل آماری) بود.

مدل آماری پلاستیک ویسکوزیته (PV): ضریب ثابت و ضرایب تأثیر به دست آمده از مدل آماری (جدول ۴) با توجه پارامترهای موجود در نرم‌افزار به دست آمد و در نهایت فرمول خطی تعیین شد. این فرمول نشان‌دهنده تأثیر مثبت پارامترهای سازند، فروبار، سودا اش، کاستیک سودا، صمغ زانتان، نمک و استارچ سبز و همچنین تأثیر منفی پارامترهای عمق، دما، لایم، میکا (مدیوم)، آب و میکا بر روی ویسکوزیته پلاستیک بود. ضریب همبستگی به دست آمده از این مدل هرچند نسبت به مدل FV بهتر است و مقدار خطای مطلق این مدل نیز ۱۰/۵۷ محاسبه شد (شکل ۲).

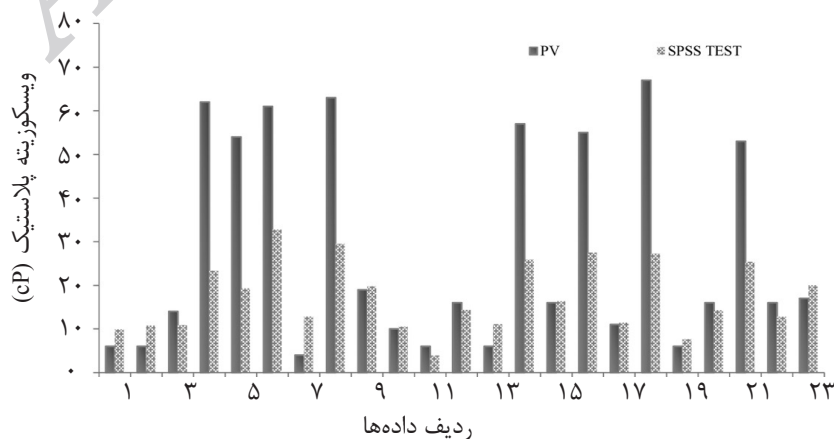
مدل آماری برای نقطه تسلیم (YP): به منظور مدل سازی نقطه تسلیم، همانند دو پارامتر قبل ضرایب بین پارامترهای سیال حفاری و ضریب ثابت (جدول ۵) به دست آمده و فرمول خطی نوشته شد. مقدار خطای مطلق نتایج تست این مدل ۱/۳۳ و ضریب همبستگی داده‌ها نیز، ۰/۶۵۱۷ به دست آمده است (شکل ۳). تأثیر مثبت و منفی پارامترهای موجود، بر روی نقطه تسلیم در این مدل به قرار زیر می‌باشد:

تأثیر مثبت: باریت، فروبار، لایم، استارچ قرمز، میکا (مدیوم) و صمغ زانتان.

تأثیر منفی: سازند، عمق، دما، کاستیک سودا، سودا اش، نمک، آب و میکا.

جدول ۴ پارامترهای سیال حفاری در مدل آماری برای پلاستیک ویسکوزیته

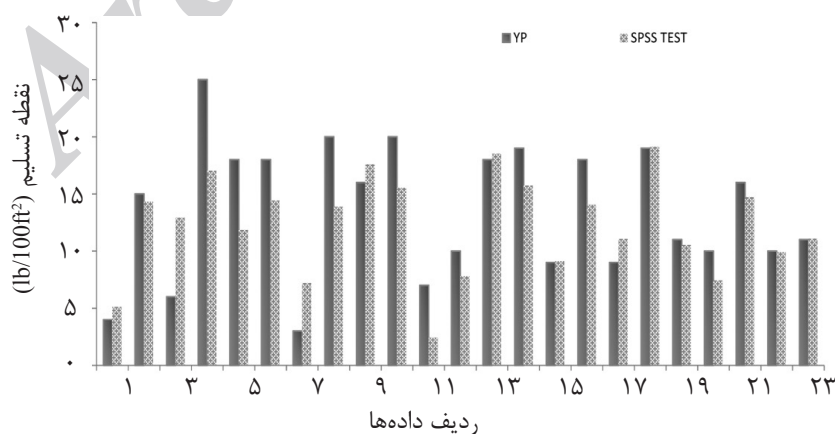
خطای استاندارد	B	پارامتر
۱/۲	۹/۹	
۰/۰۰۱	-۰/۰۰۷	عمق (m)
۰/۰۰۳	-۰/۰۰۲	دما (°F)
۰	۰	باریت (تن)
۰	۰	بنتونیت (کیسه)
۰	۵/۹۶۹-E۵	فروبار (کیسه)
۰/۰۱۳	۰/۰۲۷	کاستیک (کیسه)
۰/۰۰۳	۰/۰۲۱	سوداش (کیسه)
۰	۶/۳۴۶-E۵	نمک (تن)
۰/۰۰۱	-۰/۰۰۳	لیم (کیسه)
۰	۰	صمغ طبیعی (کیسه)
۰	۰	استارچ قرمز (کیسه)
۰	۰/۰۰۲	استارچ سبز (کیسه)
۰	-۶/۷۹۴-E۵	میکا متوسط (کیسه)
۰	-۰/۰۰۱	میکا (کیسه)
۰/۰۱۱	۰/۰۱۰	صمغ زانتان (کیسه)



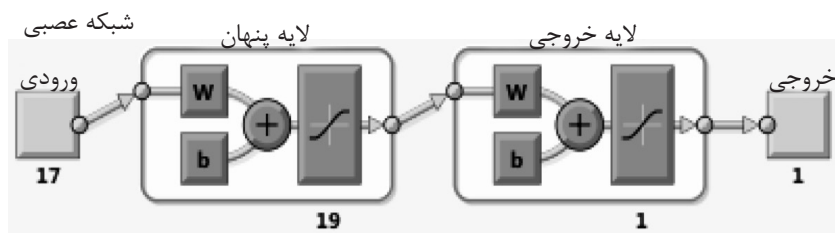
شکل ۲ مقایسه نتایج مدل آماری با داده‌های واقعی برای ویسکوزیته پلاستیک

جدول ۵ پارامترهای سیال حفاری در مدل آماری برای نقطه تسلیم

خطای استاندارد	B	پارامتر
۱/۶	۲۸/۹	پارامتر
۰/۰۰۱	-۰/۰۰۱	عمق (m)
۰/۰۰۴	-۰/۰۰۳	دما (°F)
۰	۱/۸۲۰E-۵	باریت (تن)
۰	۰	بنتونیت (کیسه)
۰	۵/۵۳۹E-۵	فروبار (کیسه)
۰/۰۱۶	-۰/۰۳۹	کاستیک (کیسه)
۰/۰۰۳	-۰/۰۰۳	سوداش (کیسه)
۰	-۲/۶۲۸E-۵	نمک (تن)
۰/۰۰۲	۰/۰۰۶	لیم (کیسه)
۰	۰	صمغ طبیعی (کیسه)
۰	۰/۰۰۱	استارچ قرمز (کیسه)
۰/۰۰۱	۰	استارچ سبز (کیسه)
۰	۰/۰۰۱	میکا متوسط (کیسه)
۰/۰۰۱	-۰/۰۰۱	میکا (کیسه)
۰/۰۱۴	۰/۰۰۴	صمغ زانتان (کیسه)



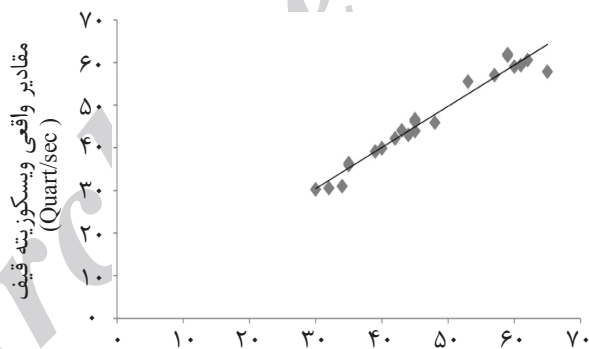
شکل ۳ مقایسه نتایج مدل آماری با داده‌های واقعی برای نقطه تسلیم



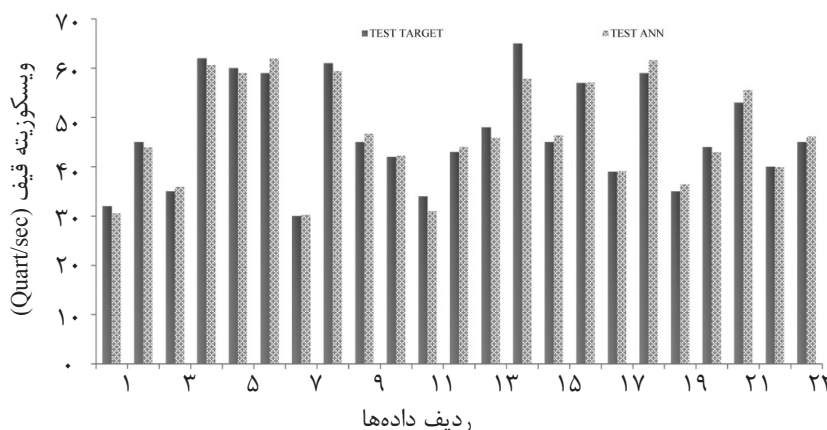
شکل ۴ ساختار شبکه عصبی بهینه

دست آمده از تست شبکه و مقایسه آن با داده‌های واقعی در شکل ۶ داده شده است. تعداد نرون‌های لایه پنهان در این مدل ۱۶ انتخاب شد که در این جا به نسبت مدل ویسکوزیته قیف، با تعداد نرون‌های کم‌تری به بهینه‌ترین پاسخ دست یافتیم. میزان ضریب همبستگی این شبکه نیز، پس از تست آن $R^2=0.9962$ به دست آمد که در میان هر سه شبکه (PV-YP-FV) بالاترین میزان را داراست. نمودار ضریب همبستگی مدل ویسکوزیته پلاستیک در شکل ۷ و مقایسه نتایج به دست آمده تست شبکه با داده‌های واقعی در شکل ۸ آورده شده است.

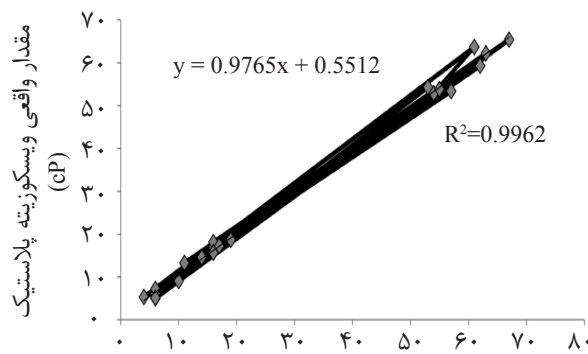
اما باین‌حال نتایج به دست آمده از شبکه ویسکوزیته قیف، دارای خطای بیشتری نسبت به شبکه پلاستیک ویسکوزیته و نقطه تسلیم می‌باشد. نتایج رگرسیون آموزش و آزمون و تست شبکه بهینه با ۱۹ نرون به ترتیب با ۷۰٪، ۱۵٪ و ۱۵٪ کل داده‌های ورودی توسط نرم‌افزار به دست آمده‌اند. در شبکه بهینه برای پلاستیک ویسکوزیته: در این مدل، شبکه دو لایه با آرایش توابع انتقال TANSIG-TANSIG در میان دیگر ساختارها بالاترین و منطقی‌ترین پاسخ‌ها را دربر داشت. نمودار همبستگی ویسکوزیته قیف در شکل ۵ و نتایج به



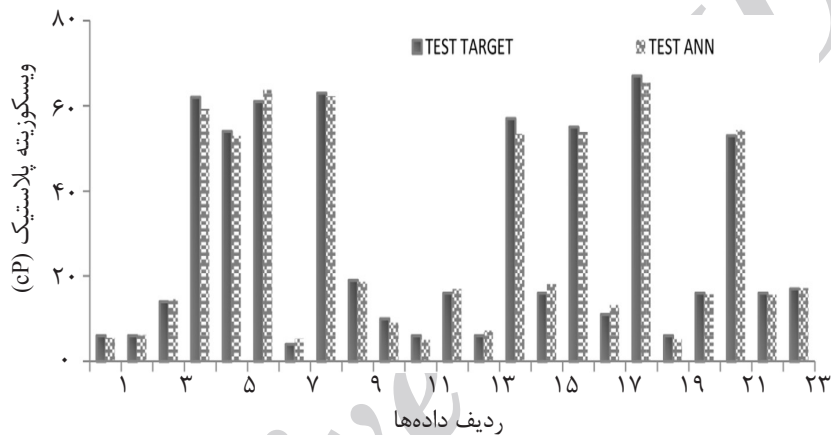
شکل ۵ نمودار همبستگی ویسکوزیته قیف



شکل ۶ مقایسه بین نتایج تست مدل با داده‌های واقعی FV



شکل ۷ نمودار ضریب همبستگی ویسکوزیته پلاستیک پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی



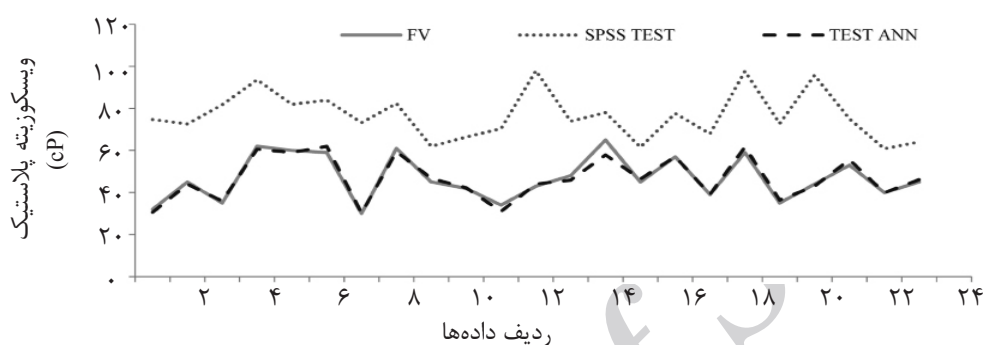
شکل ۸ نمودار مقایسه بین نتایج تست شبکه ویسکوزیته پلاستیک با داده‌های واقعی

نسبت به مدل پلاستیک ویسکوزیته، گویای عملکرد بهتر این مدل نمی‌باشد. زیرا ضریب همبستگی و R رگرسیون این مدل از شبکه پلاستیک ویسکوزیته کم‌تر بوده و میزان کم‌تر متوسط مربعات خطا در این‌جا، فقط به‌علت کوچک‌تر بودن توابع هدف به نسبت PV می‌باشد. بالاتر بودن میزان خطای مطلق این مجموعه ($E_a = 0.19$) با توجه به تعریف آن، نسبت به مدل پلاستیک ویسکوزیته، گویای این واقعیت است. همانند دو مدل قبل، برای نقطه تسلیم نیز شبکه‌هایی با تعداد ۱-۲۰ نرون برای دست‌یابی به شبکه بهینه مورد آزمون قرار گرفتند اعتبارسنجی نتایج حاصل از مدل سازی شبکه عصبی با نرم‌افزار SPSS: با توجه به توضیحات ذکر شده، جداول و نمودارها، واضح است که نتایج به‌دست‌آمده در هر سه مدل از طریق شبکه‌های عصبی، مطابقت خوبی نسبت به اعداد واقعی داشته است.

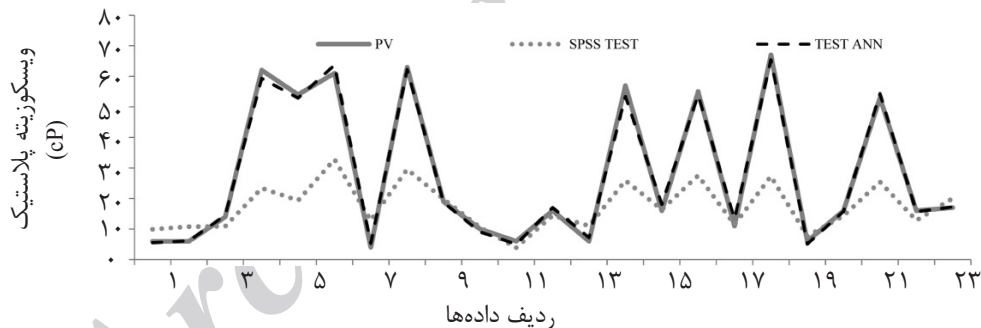
متوسط مربعات خطا در این مدل ($MSE=2.27$) و خطای مطلق آن نیز ($E_a=0.10$) محاسبه شد. برای این مدل نیز رگرسیون شبکه مورد آزمون با تعداد ۱ الی ۲۰ نرون قرار گرفتند و همچنین آموزش و آزمون و تست شبکه بهینه با ۱۶ نرون با 0.70% ، 0.15% و 0.15% کل داده‌های ورودی انجام شده است. شبکه بهینه برای نقطه تسلیم: در این مدل نیز ساختارهای مختلف توابع انتقال، لایه‌ها و تعداد نرون‌ها جهت دست‌یابی به شبکه بهینه، مورد آزمون قرار گرفت. در این مدل، شبکه دو لایه با آرایش توابع انتقال TANSIG-TANSIG در میان دیگر ساختارها بالاترین و منطقی‌ترین پاسخ‌ها را دربر داشت. تعداد نرون‌های لایه پنهان در این مدل ۱۹ انتخاب شد. میزان خطای این مدل نیز در واحد استاندارد شبکه‌های عصبی، $MSE=1.14$ به دست آمد. باید توجه داشت که مقدار کم‌تر خطای این مدل

همچنین نمودار داده‌های واقعی و اختلاف نتایج به‌دست آمده برای توابع هدف از طریق دو مدل، در شکل‌های ۹ الی ۱۱ آورده شده است. همچنین مقایسه ضریب همبستگی و خطای مدل آماری و شبکه عصبی برای هر سه مدل در جدول ۶ آورده شده است.

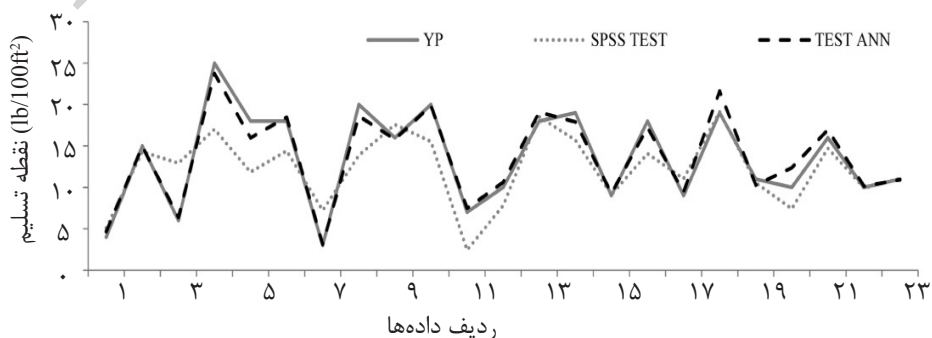
این امر در میزان R^2 و MSE برای هر سه مدل و اختلاف محسوس آنها به‌خوبی قابل مشاهده می‌باشد. خطای شبکه عصبی حاکی از انطباق نتایج تست با واقعیت می‌باشد و نشان دهنده قابلیت به‌کارگیری آن برای پیش‌بینی خواص رئولوژیکی سیال حفاری با دقت قابل قبولی است.



شکل ۹ مقایسه نتایج مدل آماری و داده‌های واقعی برای ویسکوزیته قیف



شکل ۱۰ مقایسه نتایج مدل آماری، مدل ANN و داده‌های واقعی برای ویسکوزیته پلاستیک



شکل ۱۱ مقایسه نتایج مدل آماری، مدل ANN و داده‌های واقعی برای نقطه تسلیم

جدول ۶ مقایسه ضریب همبستگی و خطای مدل آماری و شبکه عصبی

FV			
	E_a	MSE	
۰/۱۵	۲۹/۹۳	۱۰۳۰/۸۹	مدل آماری (SPSS)
۰/۹۵	۰/۱۴	۴/۶۳	مدل شبکه عصبی
PV			
	E_a	MSE	
۰/۸۲	۱۰/۵۷	۳۸۵/۱۹	مدل آماری (SPSS)
۰/۹۹	۰/۱۰	۲/۲۷	مدل شبکه عصبی
YP			
	E_a	MSE	
۰/۶۵	۱/۳۳	۱۳/۳۳	مدل آماری (SPSS)
۰/۹۶	۰/۱۹	۱/۱۴	مدل شبکه عصبی

نتیجه‌گیری

۱۹ نرون برای مدل ویسکوزیته قیف و مدل نقطه

تسلیم می‌باشد.

۳- ضرایب همبستگی آزمون این مدل‌ها در نهایت،

۰/۹۹ برای مدل ویسکوزیته پلاستیک، ۰/۹۸ برای

مدل نقطه تسلیم و ۰/۹۷ برای ویسکوزیته قیف

به‌دست آمد که نشان‌دهنده انطباق بالای نتایج

آزمون با واقعیت بود.

۱- سه مدل بهینه مجزا برای ویسکوزیته پلاستیک

(PV)، ویسکوزیته قیف (FV) و نقطه تسلیم (YP)،

طراحی شد.

۲- در هر سه مدل، شبکه دارای دو لایه با ۱۷ ورودی

و یک خروجی در لایه آخر بوده و تعداد نرون‌های

لایه پنهان، ۱۶ نرون برای مدل ویسکوزیته پلاستیک

مراجع

- [1]. Ronca L. B. "An introduction to the geology of the moon," Proc. Geol. Assoc., Vol. 77(1), pp.101–25, 1966.
- [2]. Ouyang Z. Y., Li C. L., Zou Y. L., Liu J. Z., Liu J. J. M. "The primary science results from the chang'e-1 probe," Sci. China Earth Sci., Vol.40(3), pp.261–80, 2010.
- [3]. Bar-Cohen Y. and Zacny K. "Drilling in extreme environment: penetration and sampling on earth and other planets," Weinheim: Wiley-VCH; pp. 1–30, 2009.
- [4]. Zacny K. and Bar-Cohen Y. "Drilling and excavation for construction and in-situ resource utilization. in: bades-cu v, editor. mars prospective energy and material resources," Berlin: Springer-Verlag, pp. 431–59, 2009.
- [5]. Quan Q. Q., Tang J. Y., Jiang S. Y., Li H., Li S. C., Deng Z. Q. and Yin Sh., "Control system for a drilling & coring device in lunar exploration," Proc. of the IEEE International Conference on Information and Automation, Aug. 26–28; Yinchuan, China. Piscataway, NJ: IEEE Press; pp. 79–84, 2013.
- [6]. Shi X. M., Deng Z. Q., Quan Q. Q., Tang D. W., Hou X. Y. and Jiang S. Y., "Development of a drilling and coring test-bed for lunar subsurface exploration and preliminary experiments," Chin J. Mech. Eng. Vol. 27(4), pp. 673–682, 2014.

- [7]. Heiken G. H., Vaniman D.T., French B.M. and Lunar sourcebook, "A user's guide to the moon," Paris: Ambridge University Press; pp. 285–356, 1991.
- [8]. Lian Y. "Inversion of composition and analysis of structure in the lunar subsurface from chang'e microwave data [dissertation]," Changchun: Jilin University; [Chinese], 2014.
- [9]. Shi X. M., Jie D. G., Quan Q. Q., Tang D. W., Jiang S. Y. and Deng Z. Q., "Experimental research on lunar soil simulant drilling load analysis," Chin J. Astronaut; Vol. 35 (6), pp.648–56, 2014.
- [10]. Zhong Z. "Theoretical and experimental analysis of the compaction process in a tapered screw press [dissertation]," Newcastle: The University of Newcastle upon Tyne; 1991.

Archive of SID