



مقاله پژوهشی

بهینه‌سازی سرعت نفوذ مته حفاری با در نظر گرفتن ویژگی‌های ژئومکانیکی و عملیاتی حفاری در یکی از چاه‌های میادین جنوب کشور

قاسم کریمی فیروزجانی^{۱*}؛ احمد رمضان زاده^۲؛ محمد مهرداد^۳

۱- کارشناسی ارشد مهندسی معدن، دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک، دانشگاه صنعتی شاهرود

۲- استاد، دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک، دانشگاه صنعتی شاهرود

۳- دکتری مهندسی معدن، دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک، دانشگاه صنعتی شاهرود

دریافت مقاله: ۱۴۰۳/۰۷/۱۶ پذیرش مقاله: ۱۴۰۴/۰۷/۰۹

شناسه دیجیتال (DOI): 10.22107/ggj.2025.482073.1241

چکیده

بهینه‌سازی نرخ نفوذ حفاری که از پارامترهای تأثیرگذار در موفقیت عملیات حفاری است، از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. در این تحقیق که در یکی از میادین خلیج فارس انجام شد براساس داده‌های پتروفیزیکی و مکانیک سنگی، پارامترهای ژئومکانیکی در چاه مورد مطالعه تخمین زده شد و علاوه بر آن تغییرات فشار منفذی، تنش و شرایط پایداری چاه با مدل‌سازی ژئومکانیکی یک بعدی با نرم افزار ژئولاگ ساخته شد. پس از بررسی صورت گرفته از مدل‌سازی ژئومکانیکی و حفاری، پارامترهای مورد استفاده جهت مدل‌سازی نرخ نفوذ با نرم افزار متلب مورد استفاده قرار گرفتند. مدل‌سازی و بهینه‌سازی نرخ نفوذ با دو پایگاه داده (داده‌های حفاری و داده‌های حفاری-ژئومکانیکی) صورت گرفت. در ابتدا ماتریس همبستگی بین پارامترهای ژئومکانیکی و پتروفیزیکی و نرخ نفوذ حفاری تشکیل داده شد که ۸ پارامتر در پایگاه داده حفاری-ژئومکانیکی و ۶ پارامتر در پایگاه داده حفاری کمترین مقدار $RMSE$ را بین داده‌های حقیقی و پیش‌بینی شده ROP داشتند و از این پارامترها در مدل‌سازی نرخ نفوذ به دو روش MLP و RF استفاده شد که روش RF به عنوان روش نهایی مدل‌سازی مورد استفاده قرار گرفت. پس از مدل‌سازی نرخ نفوذ، برای قسمت بهینه‌سازی هم با توجه به ویژگی‌های الگوریتم‌های مختلف، الگوریتم $MOPSO$ برای بهینه‌سازی انتخاب شد که بدین ترتیب با انجام بهینه‌سازی روی پارامترهای قابل کنترل، متوسط سرعت حفاری با پایگاه داده حفاری به ۱۴/۱ متر بر ساعت و با پایگاه داده حفاری-ژئومکانیکی به ۱۵/۵ متر بر ساعت خواهد رسید و زمان حفر این محدوده عمقی از چاه (۳۶۰ متر) با استفاده از پایگاه داده حفاری، ۲/۶۵ ساعت و با استفاده از پایگاه داده حفاری-ژئومکانیکی، ۴/۹ ساعت کاهش خواهد یافت که تأثیر استفاده از داده‌های ژئومکانیکی روی بهینه‌سازی پارامترهای حفاری را نشان می‌دهد.

واژگان کلیدی

سرعت نفوذ مته حفاری، ویژگی‌های ژئومکانیکی سنگ، مدل‌سازی یک بعدی چاه، مدل نرخ نفوذ حفاری، بهینه‌سازی سرعت حفاری

۱. پیش‌گفتار

حفر شده در یک میدان عموماً بیشترین هزینه را در بردارد و با افزایش میزان آگاهی از منطقه، هزینه‌ها کاهش می‌یابد. این کاهش هزینه‌ها به ازای هر چاهی که حفر می‌شود ادامه دارد تا به نقطه‌ای می‌رسد که بعد از آن پیشرفتی در این زمینه دیده نمی‌شود. عوامل متعددی روی سرعت حفاری تأثیرگذار است که مهم‌ترین آنها عبارتند از: وزن روی مته^۱، سرعت

فرآیند حفاری در صنایع بالادستی نفت از جایگاه ویژه‌ای برخوردار بوده و یکی از پرهزینه‌ترین فعالیت‌های لازم برای استخراج منابع هیدروکربنی می‌باشد. همواره افزایش سرعت حفاری به منظور پایین آوردن هزینه‌های حفاری مورد توجه محققین این رشته بوده است. در صنعت حفاری اولین چاه

¹ Weight on bit (WOB)

تشکیل پایگاه داده‌های مؤثر بر نرخ نفوذ، می‌توان به بررسی تأثیرگذاری هر پارامتر روی نرخ نفوذ و پیش‌بینی آن با بکارگیری ویژگی شبکه عصبی و رگرسیون چند متغیره پرداخت.

حصیمی^۷ و همکاران در سال ۲۰۱۲ با مشخصه انرژی که ابزاری برای پیش‌بینی و یا تجزیه و تحلیل عملکرد می‌باشد و مبتنی بر اصول اساسی مربوط به مقدار انرژی مورد نیاز برای از بین بردن یک واحد حجم سنگ و بهره‌وری در مته است، با استفاده از تکنیکی خاص مقادیر بهینه پارامترهای مؤثر بر حفاری از قبیل وزن روی مته و سرعت ساق حفاری را به دست آورده و با استفاده از آنها سرعت نرخ نفوذ حفاری (ROP) را افزایش دادند. لذا جهت افزایش نرخ حفاری در یک پروژه از یک شرکت حفاری در ایران برای اولین بار مورد استفاده واقع گردید که نتایج قابل قبولی در کاهش هزینه‌ها و افزایش چشمگیر در نرخ حفاری را به همراه داشته است [3].

سعیدی^۸ و همکاران در سال ۲۰۱۸ تأثیر پارامترهای محیطی بر تغییرات انرژی ویژه حفاری (به عنوان پارامتر عملیاتی حفاری) بر اساس داده‌های حفاری‌های عمیق را مورد مطالعه قرار داده‌اند. در نظر گرفتن ویژگی‌های ژئومکانیکی از جمله مقاومت سنگ، تخلخل، مقاومت برشی ذاتی سنگ و زاویه اصطکاک داخلی و نیز تشخیص ارتباط با پارامترهای عملیاتی حفاری به همراه ارائه مدل نرخ نفوذ حفاری و بهینه‌سازی آن توسط ایشان صورت گرفت [4].

صبح^۹ و همکاران در سال ۲۰۱۹ با استفاده از روش‌های شبکه عصبی مانند *ANN*, *MLP*, *RBF*, *SVR* و الگوریتم ژنتیک به کمک داده‌های گل‌نگاری و پتروفیزیک و داده‌های حفاری، به پیش‌بینی و بهینه‌سازی نرخ نفوذ حفاری پرداختند [5].

آنه منگلی^{۱۰} و همکاران در سال ۲۰۱۹ به بررسی و تعیین مقدار قابلیت حفاری سازند پابده در یکی از چاه‌های قائم واقع در میدان کرنج پرداختند. در این مطالعه از داده‌های میدانی برای تعیین قابلیت حفاری سازند استفاده شد و ابتدا مقادیر ضرایب ثابت مدل بورگوین و یانگ با استفاده از الگوریتم

دوران^۲، هیدرولیک^۳، نوع مته^۴، خواص گل حفاری^۵ و خصوصیات سازند حفاری^۶. بنابراین به منظور رسیدن به سرعت بهینه، وجود مدلی با پیش‌بینی دقیق از پارامترهای اثرگذار لازم و ضروری است [1].

طیف گسترده‌ای از متغیرهای حفاری برای بررسی تأثیر آنها بر روی نرخ نفوذ حفاری مورد مطالعه قرار گرفته است و مدل‌های ریاضی زیادی برای ترکیب پارامترهای اثرگذار و برقراری رابطه بین پارامترهای حفاری ارائه شده است. این مدل‌ها وزن روی مته و سرعت دوران مته را برای رسیدن به حداقل هزینه بهینه‌سازی می‌کنند. همان‌طور که کاهش چشمگیری در هزینه‌های حفاری بعد از استفاده از این مدل‌های ریاضی مشاهده شده است. با این حال، چون تعداد متغیرهای مؤثر در سرعت حفاری زیاد است و همچنین بین خود پارامترهای حفاری نیز روابطی وجود دارد، هنوز مدلی با دقت ۱۰٪ ارائه نشده است. چنین مدلی دید کلی خواهد داد تا برنامه‌ریزی دقیقی برای تخصیص هزینه و زمان‌بندی سایر عملیات حفاری مثل نصب لوله جداری چاه و غیره انجام شود. سهولت در دسترسی به پارامترهای مورد استفاده در مدل نیز بر میزان کاربردی بودن مدل تأثیرگذار است [2].

هزینه‌های حفاری را می‌توان به دو دسته: هزینه‌های ثابت و متغیر تفکیک نمود. پیش‌بینی نرخ نفوذ در صنعت نفت از منظر ارزیابی دقیق‌تر زمان حفاری و در نتیجه کنترل هزینه‌های متغیر عملیات حفاری بسیار حائز اهمیت است. به دست آوردن مدلی که بتواند ارتباط میان این پارامترهای تأثیرگذار و نرخ نفوذ را به دست آورد همواره از اهمیت ویژه‌ای برخوردار بوده است. با این وجود مدل‌های ریاضی ارائه شده در این راستا بیشتر بر روی پارامترهای قابل کنترل و عملیاتی تأکید داشته‌اند. بدین ترتیب با توجه به اهمیت پارامترهای ژئومکانیکی در فرآیند حفاری به بررسی تأثیر پارامترهای مختلف بر روی نرخ نفوذ حفاری پرداخته شده است. این پارامترها از طریق نگاره‌های چاه‌پیمایی با ساخت مدل ژئومکانیکی یک بعدی چاه تخمین زده می‌شوند. پس از

⁶ Formation Properties

⁷ Hasimi

⁸ Saeidi

⁹ Sabah

¹⁰ Anemangely

² Rate per Minute (RPM)

³ Hydraulic

⁴ Bit Type

⁵ Mud Properties

داده‌های حاصل از مدل ژئومکانیکی و اطلاعات عملیات حفاری، دو روش بر پایه‌ی الگوریتم و مدل‌سازی بکار گرفته شد. با استفاده از روش الگوریتم $K2$ و شبکه‌های بیزین، ارتباط مستقیم و غیرمستقیم میان خصوصیات ژئومکانیکی و مهمترین پارامترهای عملیاتی حفاری به صورت گرافیکی مشخص شد. همچنین بر اساس نتایج مدل‌سازی عوامل حفاری در روش پرسپترون چندلایه (MLP) شبکه‌های عصبی، تاثیرگذاری خصوصیات ژئومکانیکی بر پارامترهای عملیاتی به صورت نمودارهای تحلیلی مورد بررسی قرار گرفت [10].

بنی مصطفی^{۱۵} و همکاران در سال ۲۰۲۱ تاثیر همزمان پارامترهای حفاری قابل کنترل مانند وزن روی مته، سرعت دوران و نرخ جریان بر روی نرخ نفوذ حفاری در چندین چاه حفر شده در میادین مختلف جنوب عراق را مورد بررسی قرار دادند. آنها از تکنیک سطح پاسخ برای توسعه یک رابطه ریاضی و پیش‌بینی و بهینه‌سازی نرخ نفوذ حفاری استفاده کردند. نتایج نشان داد که نرخ نفوذ حفاری به شدت با نرخ جریان مرتبط است و برای رسیدن به یک نرخ نفوذ بهینه با طول عمر بالای مته، می‌بایست وزن روی مته پایین‌تر از $۱۰/۶۱$ تا $۱۲/۶۹$ تن باقی بماند. همچنین مدل توسعه یافته را می‌توان با موفقیت برای پیش‌بینی و بهینه‌سازی نرخ نفوذ حفاری هنگام استفاده از مته‌های PDC استفاده نمود [11].

باجولوند^{۱۶} و همکاران در سال ۲۰۲۲ با استفاده از یک روند کاری مبتنی بر ژئومکانیک جدید به بهینه‌سازی پارامترهای حفاری قابل کنترل پرداختند. آنها داده‌های حفاری چهار حلقه چاه واقع در یکی از میادین نفتی جنوب غربی ایران را مورد بررسی قرار دادند. آنها از الگوریتم بهینه‌سازی ژنتیک چند هدفه ($NSGA-II$) برای دستیابی به بهترین پارامترهای قابل کنترل مانند وزن روی مته، سرعت دوران و نرخ جریان در هر عمق استفاده کردند. نتایج نشان داد که استفاده از بهینه‌سازی حفاری مبتنی بر ژئومکانیک برای سازندهای کربناته در محدوده پارامترهای مورد مطالعه سبب بهبود عملکرد عملیات حفاری می‌شود [12].

دلاور^{۱۷} و همکاران در سال ۲۰۲۳ با بهینه‌سازی پارامترهای

بهینه‌سازی فاخته تعیین شد. سپس نرخ نفوذ حفاری نسبت به پارامترهای حفاری نرمالایز شد. در ادامه، روابط هر یک از پارامترهای ژئومکانیکی با نرخ نفوذ نرمالایز شده بررسی شد. این بررسی‌ها نشان داد که پارامترهای ژئومکانیکی به صورت نمایی رابطه بهتری را با نرخ نفوذ نشان می‌دهند. همچنین تاثیر ویژگی‌های ژئومکانیکی، به ویژه مقاومت فشاری محدود شده، بر نرخ نفوذ بسیار چشمگیر است. با توجه به وابستگی شدید برخی از پارامترهای ژئومکانیکی نسبت به هم، پارامترهای مقاومت فشاری محدود شده، زاویه اصطکاک داخلی، ضریب پواسون و چگالی برای تعیین قابلیت حفاری انتخاب شدند. به کارگیری قابلیت حفاری محاسبه شده در مدل بورگوین و پانگ نشان داد که دقت مدل را به طور چشمگیری افزایش می‌دهد [6].

ژانگ^{۱۱} و همکاران در سال ۲۰۲۰ با خوشه‌بندی کردن پارامترهای ژئومکانیکی و تاثیر آن بر عمق نفوذ حفاری، به بهینه‌سازی عمق نفوذ که به ارائه دو الگوی شبیه‌سازی برای سازندهای نرم و سخت است پرداختند [7].

عبدالملک^{۱۲} و همکاران در سال ۲۰۲۰ در یک میدان واقعی با استفاده از داده‌های خواص سیال و پارامترهای حفاری به کمک منطق فازی به پیش‌بینی نرخ نفوذ حفاری در میدان مورد مطالعه پرداختند [8].

مهرداد^{۱۳} و همکاران در سال ۲۰۲۰ با استفاده از تکنیک یادگیری ماشین به توسعه یک مدل جدید برای پیش‌بینی نرخ نفوذ حفاری پرداختند. برای این منظور از پارامترهای گل‌نگاری و ژئومکانیکی در چاه‌های قائم واقع در جنوب غربی ایران استفاده کردند. آنها با استفاده از ترکیبی از الگوریتم بهینه‌سازی ژنتیک چند هدفه ($NSGA-II$) با شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP) توانستند خطای مدل‌سازی را با افزایش تعداد پارامترهای ورودی در مدل تخمین نرخ نفوذ حفاری کاهش دهند [9].

دلاور^{۱۴} و همکاران در سال ۲۰۲۱ با استفاده از روش‌های هوشمند و آماری، تاثیر پارامترهای ژئومکانیکی بر عوامل عملیاتی، با استفاده از داده‌های دو چاه نفتی میدان مارون واقع در جنوب غربی کشور را مورد مطالعه قرار دادند. برای

¹⁵ Bani Mustafa

¹⁶ Bajolvand

¹⁷ Delavar

¹¹ Zhang

¹² Abdulmalek

¹³ Mehrad

¹⁴ Delavar

پتروفیزیکی و نرخ نفوذ حفاری (*ROP*) تشکیل داده شد. ابتدا پیش‌بینی نرخ نفوذ حفاری و بهینه‌سازی آن فقط با استفاده از پارامترهای حفاری و در مرحله بعد با استفاده از پارامترهای ژئومکانیکی و حفاری صورت گرفت. میزان اثربخشی و رابطه هر کدام از پارامترها و نرخ نفوذ مورد مطالعه قرار گرفت و در مقایسه آماری صورت گرفته ۱۷ پارامتر مورد بررسی قرار گرفتند و در قسمت داده‌های حفاری *WOB*, *RMSE*, *RPM*, *FLR*, *Torque*, *SPP*, *HL* را بین داده‌های حقیقی و پیش‌بینی شده *ROP* و در قسمت داده‌های حفاری-ژئومکانیکی که بین آن‌ها *RPM*, *WOB*, *HL*, *SPP*, *PHIE*, *Torque*, *FLR*, *UCS* کمترین مقدار *RMSE* را بین داده‌های حقیقی و پیش‌بینی شده *ROP* داشتند. برای پیش‌بینی نرخ نفوذ حفاری از دو روش شبکه عصبی پرسپترون چند لایه و جنگل تصادفی استفاده شده است. از الگوریتم *MOPSO* برای بهینه‌سازی نرخ نفوذ حفاری استفاده شد. در مطالعه صورت گرفته، بهینه‌سازی با دو هدف افزایش نرخ حفاری و کاهش انرژی ویژه مکانیکی انجام شد.

۱.۲. موقعیت و ویژگی‌های زمین‌شناسی میدان مورد مطالعه

میدان نفتی مورد مطالعه یکی از میادین نفتی خلیج فارس می‌باشد که در ۱۰۰ کیلومتری جنوب جزیره خارک واقع شده است. این میدان در قسمت شمال شرق طاق‌دیس گنبدی قرار دارد. مخزن اولیه این میدان یک مخزن ماسه سنگی دلتایی مربوط به زمان کرتاسه می‌باشد. سازندهای مخزنی این میدان شامل کژدمی و برگن (ماسه سنگی)، داریان، یاماما، منیفا و فهلیان (سنگ آهک) می‌باشد. ارزیابی پتروفیزیکی نهشته‌های مورد مطالعه (تخلخل، تراوایی، اشباع شدگی آب، پهنه‌بندی زون‌های تولیدی خالص و ناخالص) نشان دهنده کیفیت مخزنی بالای بخش‌های ماسه سنگی بورگان به دلیل بالا بودن تخلخل و تراوایی بوده که به سمت بالای سازند کژدمی این ویژگی‌ها کاهش پیدا می‌کند. موقعیت میدان و چاه مورد مطالعه در شکل (۱) و (۲) آمده است.

حفاری، با کمک جنگل تصادفی (*RF*) و بهینه‌سازی ازدحام ذرات چند هدفه (*MOPSO*)، توانستند سرعت و دقت مدل‌سازی حفاری را افزایش دهند و عوامل حفاری را با استفاده از روش ترکیبی به‌طور همزمان با ابزارهای آنی مناسب بهینه نمایند. علاوه بر این، نسبت پیشنهادی (*DE*) راندمان حفاری به (*WOB*) وزن روی مته، بخش مکانیک سنگی را به عوامل حفاری متصل می‌کند و پیش‌بینی کارایی و خطرات حفاری را امکان‌پذیرتر می‌نماید [13].

شایگان^{۱۸} و همکاران در سال ۲۰۲۳ به پیش‌بینی میزان نفوذ در حفاری جهت‌دار با استفاده از تکنیک‌های داده‌کاوی پرداختند. آنها از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (*MLP*) و مدل‌های رگرسیون جنگل تصادفی (*RF*) به‌طور نسبی برای پیش‌بینی *ROP* استفاده نمودند. نتایج نشان داد که مدل جنگل تصادفی (*RF*) از نظر دقت و سرعت نسبت به مدل شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (*MLP*) برتری دارد [14].

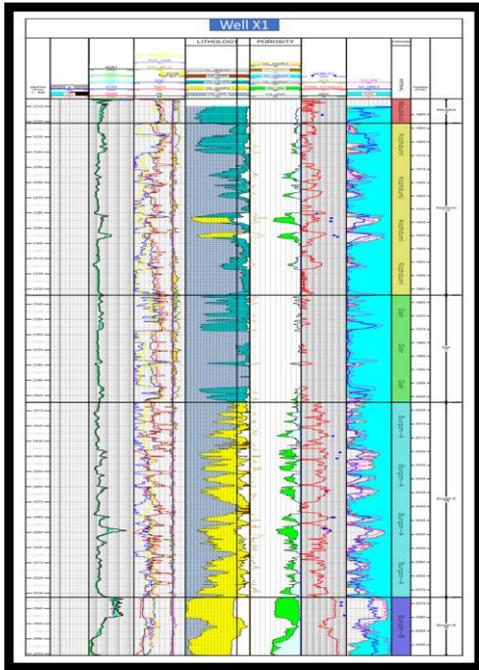
مطالعات ذکر شده نشان می‌دهد که پیش‌بینی و بهینه‌سازی نرخ نفوذ مته یکی از دغدغه‌های اساسی تمامی شرکت‌های بزرگ حفاری در تمام نقاط جهان بوده است ولی با وجود اینکه تحقیقات زیادی در این زمینه در دهه‌های گذشته انجام شده است هنوز مدل جامعی که تمام پارامترهای موثر در این زمینه را دربرگیرد، ارائه نشده است. از این رو، در این تحقیق تلاش می‌شود با بررسی روش‌های مختلف گفته شده و به کارگیری پارامترهای ژئومکانیکی و حفاری مختلف به پیش‌بینی مقادیر نرخ نفوذ حفاری و بهینه‌سازی آن برای سازندهای مختلف در چاه به منظور کاهش زمان مورد نیاز برای عملیات حفاری و در نتیجه صرفه‌جویی در هزینه‌های عملیات پرداخته شود.

۲. روش انجام پژوهش

متغیرهای زیادی برای مدل کردن نرخ نفوذ مته تأثیرگذار هستند. تعدادی از این متغیرها پارامترهایی هستند که از خود چاه و در هنگام حفاری به‌دست می‌آیند. اما بعضی از این متغیرها نیاز به محاسبه هستند که با استفاده از پارامترهای ژئومکانیکی و پتروفیزیکی به‌دست می‌آیند. در این مطالعه ابتدا مدل پتروفیزیکی و ژئومکانیکی برای چاه مورد مطالعه ساخته می‌شود. در قسمت مدل‌سازی و بهینه‌سازی نرخ نفوذ، در ابتدا ماتریس همبستگی بین پارامترهای ژئومکانیکی و

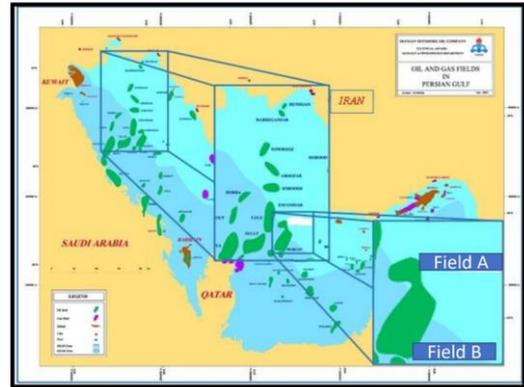
¹⁸ Shaygan

حاوی کانی سیدریت که چگالی بالای این قسمت مربوط به حضور این کانی می‌باشد. بیشترین تخلخل مربوط به سازند برگن B است. سطح آب و نفت در این میدان حدوداً در عمق ۲۵۶۳ متری می‌باشد. در چاه مورد مطالعه، میانگین تخلخل مفید در سازند مدود ۶ درصد، کژدمی ۷ درصد، دیر ۲/۸ درصد، برگن A ۹/۷ درصد، برگن B ۲۲ درصد و سازند داریان ۱۲ درصد می‌باشد. در چاه مورد مطالعه، از نظر میانگین اشباع آب، در سازند مدود ۹۵/۵ درصد، کژدمی ۸۰/۹ درصد، دیر ۹۴/۳ درصد، برگن A ۷۱/۷ درصد، برگن B ۴۶ درصد و سازند داریان ۱۰۰ درصد می‌باشد. نتیجه تفسیر پتروفیزیکی چاه مورد مطالعه در شکل (۳) آمده است.

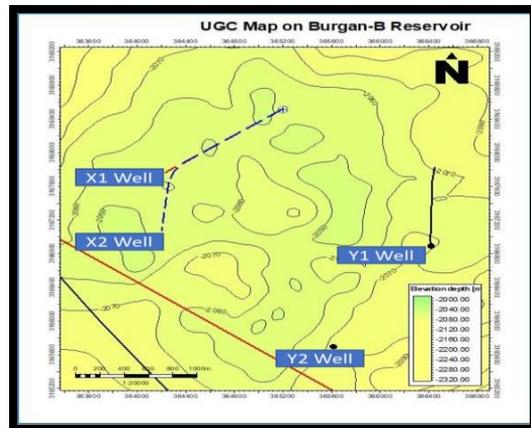


شکل ۳. نتیجه تفسیر فولست چاه مورد مطالعه

در چاه مورد مطالعه از لاگ‌های پیشرفته *DSI* و *XRMI* استفاده شد. در مطالعه صورت گرفته روی لاگ *XRMI*، با توجه به لاگ تصویری گرفته شده از چاه مذکور، در مجموع ۳۶ مرز لایه تشخیص داده شده است که شیب ساختاری آن ۲۱ درجه بوده و جهت آن *S 60 E* می‌باشد و جهت استرایک



شکل ۱. موقعیت جغرافیایی میدان مورد نظر و میدانی اطراف



شکل ۲. نقشه عمقی و موقعیت چاه‌های دیگر و چاه X1 مورد مطالعه در میدان مورد نظر

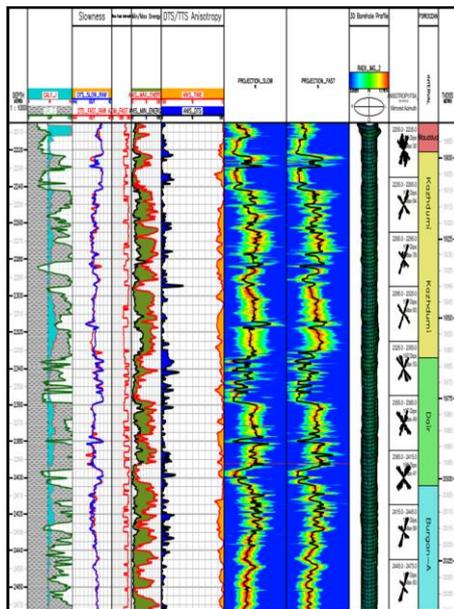
۲.۲. داده‌های مورد استفاده

برای مطالعه در چاه مورد نظر از اطلاعات داده‌های نگار صوتی برشی دوقطبی (*DSI*¹⁹)، نگارهای چگالی، تخلخل نوترون، اشعه‌ی گاما، قطر سنجی، نگار تصویری، داده‌های حفاری، نگار گل و سرسازندها، گزارشات روزانه حفاری و گزارشات نهایی زمین‌شناسی استفاده شده است.

۳.۲. تفسیر پتروفیزیکی

با توجه به تفسیر پتروفیزیکی صورت گرفته از نظر کانی‌شناسی، سازند مدود، دارای تناوب آهک و شیل، بخش غیر مخزنی سازند کژدمی دارای تناوب آهک و شیل، بخش مخزنی آن دارای تناوب ماسه و شیل، سازند دیر دارای تناوب آهک و شیل و سازند برگن دارای تناوب ماسه و شیل بوده و

¹⁹ Dipole Shear Sonic Imager



شکل ۵. نتیجه تفسیر لاگ DSI در چاه مورد مطالعه

۴.۲. ساخت مدل ژئومکانیکی داده‌های چاه

در بخش ساخت مدل ژئومکانیکی در ابتدا پارامترهای الاستیک دینامیکی (مدول یانگ، مدول بالک، مدول برشی و نسبت پواسون) با استفاده از داده‌های پتروفیزیکی محاسبه شد و در ادامه پارامترهای الاستیک دینامیکی با استفاده از ترکیب روابط تجربی و داده‌های مغزه به پارامترهای الاستیک استاتیکی تبدیل شد. روابط مورد استفاده در زیر آمده است [15].

$$E_s = 0.4145 * E_d - 1.0593 \quad (1)$$

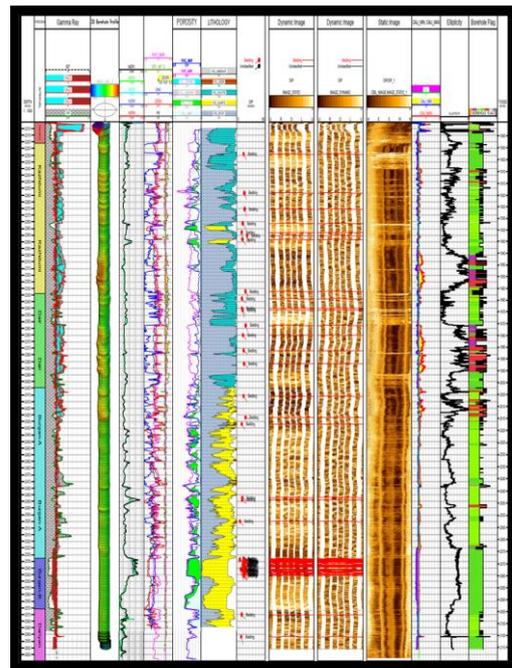
$$\nu_s = 0.7 * \nu_d \quad (2)$$

$$G_s = \frac{E_s}{2(1+\nu_s)} \quad (3)$$

$$K_s = \frac{E_s}{3(1-2\nu_s)} \quad (4)$$

در شکل (۶) پارامترهای الاستیک محاسبه شده نشان داده شده است.

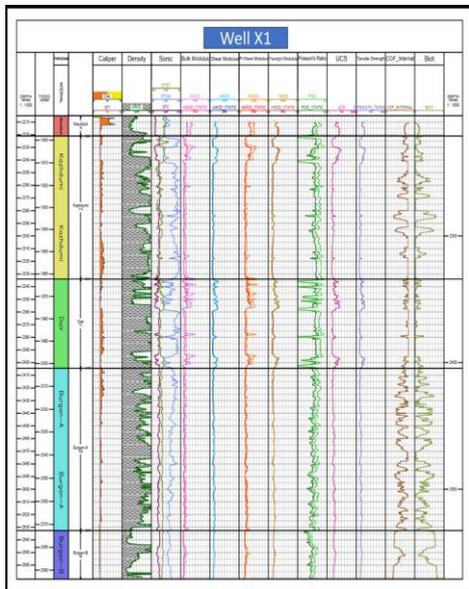
آن $N 30 E-S 30 W$ می‌باشد. همچنین هیچ اثری از شکستگی القایی و شکستگی کششی که در راستای مینیمم و ماکزیمم تنش هستند در لاگ تصویری نشان داده نشده است. در شکل (۴) نتایج تفسیر داده‌های پتروفیزیکی نشان داده شده است.



شکل ۴. نتیجه تفسیر لاگ تصویری چاه مورد مطالعه

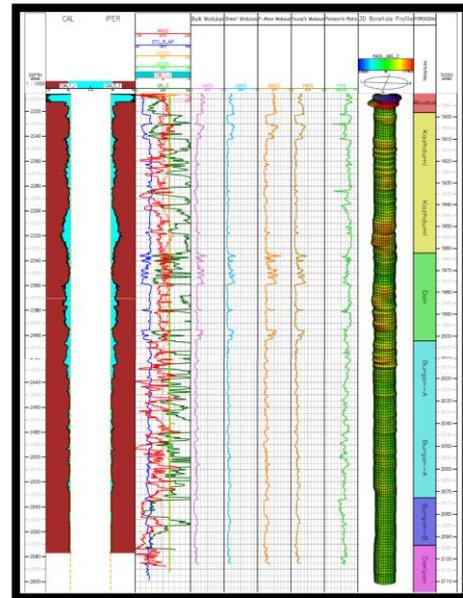
در چاه مورد مطالعه، در تفسیر لاگ پیشرفته DSI ، در ابتدا سرعت های موج P, S و استونلی از تفسیر لاگ DSI بدست آمد. در مرحله بعد از تکنیک چرخش آلفورد به منظور تعیین آنیزوتروپی سازند استفاده گردید و نگارهای حداقل و حداکثر انرژی، نقشه‌ی آنیزوتروپی و جهت بیشینه استرس در میدان تعیین گردید. جهت ماکزیمم تنش افقی در چاه مورد مطالعه، بین $N 50 E$ تا $N 60 E$ می‌باشد که در شکل (۵) قابل مشاهده می‌باشد.

مقاومت فشاری به روش مدول برشی دینامیکی و چسبندگی از طریق مقاومت فشاری تک محوری و زاویه اصطکاک داخلی سنگ بدست آمد که نتایج آن در شکل (۸) آمده است.



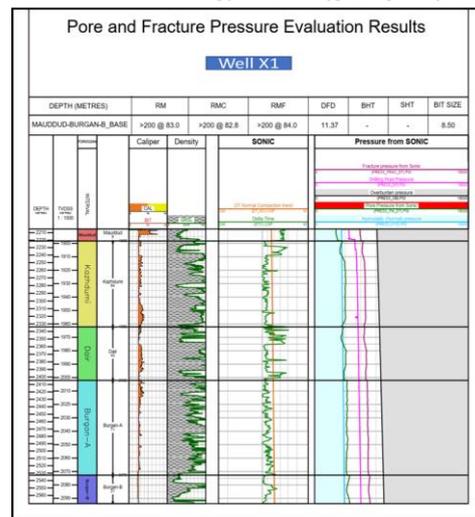
شکل ۸. نتیجه محاسبه خواص مکانیکی چاه مورد مطالعه

میدان تنش‌های برجا را می‌توان از تفسیر داده‌های میدانی و اندازه‌گیری‌های برجا که بر روی چاه شده است محاسبه کرد. طی این پژوهش، تنش‌های برجا یا همان تنش‌های ماکزیمم و مینیمم اصلی منطقه و ضریب بایوت و همچنین جهت تنش افقی ماکزیمم و مینیمم از نتایج تحلیل پایداری چاه مجاور گرفته شد؛ که در شکل (۹) ملاحظه می‌شود. طبق شکل جهت تنش افقی مینیمم $N 40 W$ درجه و جهت تنش افقی ماکزیمم $N 50 E$ درجه می‌باشد. با استفاده از داده‌های شکل و روابط پوروالاستیک در چاه مربوطه، دو معادله دو مجهولی برای یافتن تنش‌های اصلی منطقه ساخته شده که به ترتیب، مقادیر برای کرنش افقی مینیمم $0/00005$ و ماکزیمم $0/0015$ در منطقه به‌دست آمد.



شکل ۶. پارامترهای الاستیک محاسبه شده در چاه مورد مطالعه

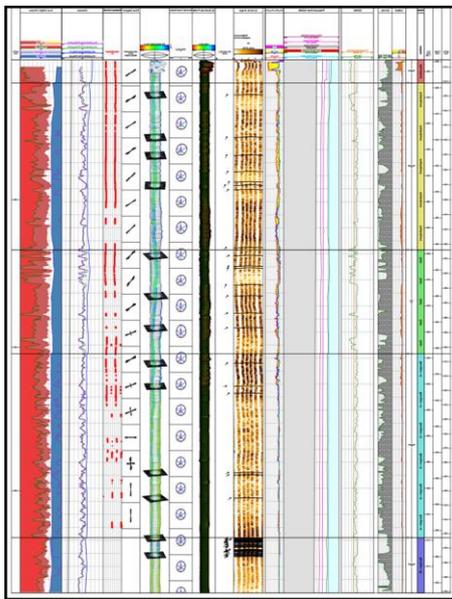
در ادامه تنش روباره طبق رابطه گاردنر محاسبه و با استفاده از روش ایتون به کمک دو نمودار الکتریکی و صوتی با نتایج جدا از هم در طول چاه، مقادیر فشار منفذی محاسبه گردید. در شکل (۷) نتایج محاسبه تنش روباره، فشار منفذی، فشار شکست و فشار هیدرواستاتیک آورده شده است.



شکل ۷. نتایج محاسبه تنش روباره و فشار منفذی چاه مورد مطالعه

خواص مکانیکی سازند مانند ضریب بایوت به روش تخلخل و

در شکل (۱۰) پنجره گل مربوطه دیده می‌شود. پنجره گل از سه معیار شکست به دست می‌آید. با توجه به اینکه معیار موهر-کلمب نسبت به دو معیار لید اصلاح شده و موگی-کلمب برای شرایط چاه، محافظه کارانه‌تر عمل می‌کند، از این معیار شکست در ادامه استفاده شد.



شکل ۱۰. نتایج محاسبه وزن گل و جهت تنش‌ها و تفسیر لاگ تصویری در چاه مورد مطالعه

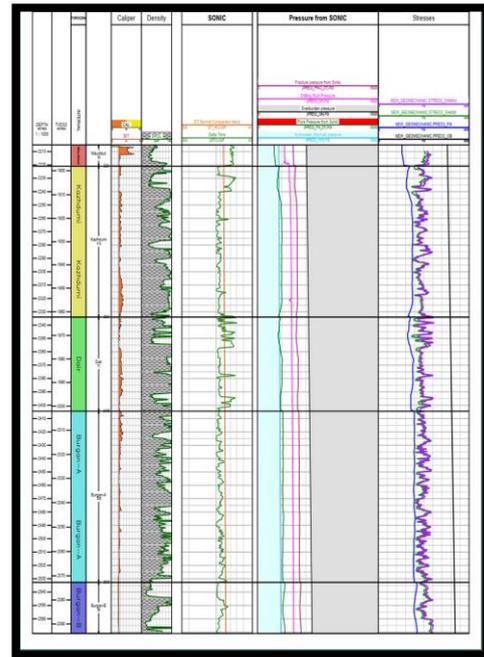
در جدول (۱) نتایج میانگین پارامترهای خروجی مدل ژئومکانیکی در هر سازند آمده است.

جدول ۱. میانگین پارامترهای خروجی مدل ژئومکانیکی در هر سازند

Formation	Sh_max (psi)	Sh_min (psi)	OB (psi)	PP (psi)	Biot	UCS (psi)	PR STA	Cof_Int (deg)
Mauddud	۴۳۱۹/۸۸	۴۰۳۱/۷۳	۶۱۰۳/۶۶	۲۱۳۶/۸۴	-/۱۲	۷۵۴	-/۲۶	-/۵۳
Kazhdumi	۳۸۷۷/۷۸	۳۷۱۳/۶۷	۶۲۴۹/۸۸	۲۸۸۷/۲۵	-/۱۵	۴۲۰	-/۲۸	-/۵۸
Dair	۳۴۹۹/۴۹	۳۳۷۷/۳۹	۶۱۰۳/۶۷	۲۸۷۶/۰۸	-/۰۶	۵۰۰۹	-/۲۵	-/۷۳
Burgan_A	۴۰۰۹/۰۸	۳۸۳۴/۵۲	۶۵۹۱/۲۲	۳۱۵۹/۶۱	-/۲۸	۴۶۰۹/۵۰	-/۳۵	-/۵۸
Burgan_B	۴۳۱۷/۷۸	۴۱۴۱/۴۷	۶۷۴۱/۰۰	۳۳۷۹/۳۳	-/۵۸	۴۸۹۷/۸۳	-/۲۶	-/۳۵

۵.۲. مدل سازی نرخ نفوذ و بهینه‌سازی آن

متغیرهای زیادی برای مدل کردن نرخ نفوذ مته تأثیرگذار هستند. تعدادی از این متغیرها پارامترهایی هستند که از خود چاه و در هنگام حفاری به دست می‌آیند. ویژگی‌های عملیات حفاری و فرایندهای وابسته، سبب تأثیر تعداد زیادی پارامتر در دو بخش ژئومکانیکی و عملیاتی بر روند لحظه‌ای تغییر آنها شده است. برای بررسی پارامترهای ذکر شده، نیاز به ایجاد یک مجموعه‌ی داده‌ها در اعماق یکسان است که این موضوع

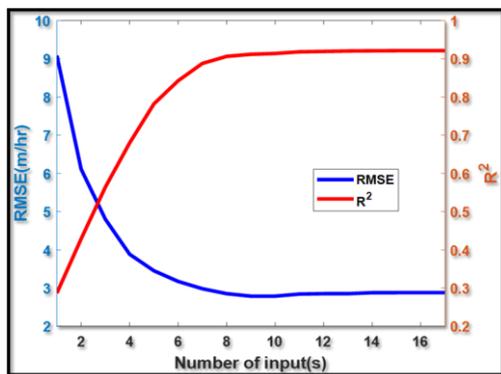


شکل ۹. نتایج محاسبه تنش‌ها در چاه مورد مطالعه

با توجه به پارامترهای مورد نیاز جهت تعیین وزن گل ایمن در سازندهای مورد مطالعه شامل (زاویه چاه، آزیموت چاه، ضریب بایوت، نسبت پواسون، مقاومت فشاری تک محوری، مقاومت کششی، زاویه اصطکاک داخلی سنگ، فشار منفذی، تنش روباره، تنش افقی مینیمم، تنش افقی ماکزیمم، وزن گل، مدول یانگ استاتیک) به نتایجی با استفاده از سه معیار شکست موهر-کلمب، موگی-کلمب و لید اصلاح شده می‌توان دست یافت. به‌منظور پایداری چاه، فشار گل نباید بیشتر از مقاومت کششی سنگ باشد که شکاف ایجاد کند و نباید کمتر از مقاومت فشاری سنگ باشد که باعث گسیختگی شود. فشار زیاد گل حفاری باعث شکست کششی سنگ (شکاف) می‌شود که از آن به عنوان حد بالای پنجره گل یاد می‌شود. فشار پایین باعث شکست برشی سنگ (گسیختگی) می‌شود که از آن به عنوان حد پایین پنجره گل یاد می‌شود. خاطر نشان می‌شود که افزایش مقاومت سنگ باعث عریض‌تر شدن پهنای پنجره ایمن گل می‌شود. به علاوه نامتقارن بودن بیشتر، باعث افزایش اختلاف تنش‌ها شده و در نتیجه پهنای پنجره ایمن گل را کاهش می‌دهد. یعنی حد کششی کاهش و حد فشاری افزایش می‌یابد. به عبارت دیگر شکست فشاری در فشار بالاتر و شکست کششی در فشار پایین‌تری اتفاق می‌افتد. در نهایت

در نظر می‌گیرد ولی آن به وسیله‌ی شبکه دیده نمی‌شود. همچنین بخش اعتبارسنجی برای بررسی آموزش انجام شده، بکار می‌رود. در این تحقیق تعداد کل داده برابر ۳۶۰ می‌باشد که ۸۰ درصد داده‌ها به آموزش (۲۸۸ نقطه داده) و ۲۰ درصد به داده‌های آزمون (۷۲ نقطه داده) تخصیص داده شدند و در مدل‌سازی، داده‌ها بین ۱- و ۱- نرمالایز شدند. جهت بررسی میزان دقت شبکه‌ها باید از معیارهایی استفاده شود. شاخص‌های کنترلی شبکه، میزان کارایی آن را در حین آموزش و نتایج نهایی مشخص می‌کند. همچنین میزان همگرایی شبکه به این وسیله تعیین می‌شود. شاخص‌های مجذور خطا ($RMSE$) و ضریب همبستگی (R^2) در نتایج هر مرحله استفاده از شبکه‌های عصبی اهمیت دارند [18].

در این تحقیق شبکه عصبی پرسپترون چندلایه که دارای ساختار سه لایه پنهان که در هر لایه پنج نرون قرار دارد استفاده شد. از الگوریتم لوبز-مارکوارت برای آموزش مدل استفاده شده است و در هر لایه پنهان از تابع فعال‌سازی یا تابع انتقال تانژانت سیگموئید ($tansig$) استفاده شده است. همچنین در الگوریتم $NSGA-II$ ، تعداد جمعیت برابر ۵۰، حداکثر تعداد تکرار برابر ۳۰، نرخ جهش برابر ۰/۲ و نرخ تقاطع برابر ۰/۷ می‌باشد. در شکل (۱۲) روند تغییرات خطا و ضریب تعیین برای بهترین مجموعه از ورودی‌های معرفی شده توسط $NSGA-II$ به ازای تعداد ورودی‌های مختلف در مدل‌سازی نرخ حفاری با شبکه عصبی پرسپترون چندلایه نشان داده شده است [19].

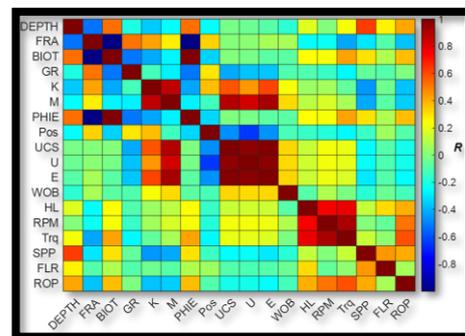


شکل ۱۲. روند تغییرات خطا و ضریب تعیین در مدل‌سازی نرخ حفاری با شبکه عصبی پرسپترون چندلایه

در جدول (۲) بهترین ورودی‌های انتخاب شده به ازای تعداد ورودی‌های مختلف در مدل‌سازی نرخ حفاری با الگوریتم

با هم مقیاس‌سازی مقادیر انجام می‌گیرد. تغییرات هر یک از پارامترها و پیچیدگی ارتباط میان آنها، بررسی‌های مربوطه را مشکل کرده است. شبکه‌های عصبی مصنوعی با پردازش اطلاعات ورودی، یک شبیه‌سازی کلی از روند فرایندها ارائه می‌کند. با در اختیار داشتن نحوه‌ی عملکرد سیستم در ارتباط با پارامترهای ورودی، می‌توان تاثیر پارامترها را بررسی کرد. البته تشخیص تاثیر پارامترها در صورتی ممکن است که میزان خطا کم بوده و شبیه‌سازی بسیار نزدیک به روند اصلی فرایند باشد [16,17].

در این تحقیق در ابتدا ماتریس همبستگی بین پارامترهای ژئومکانیکی و پتروفیزیکی و نرخ نفوذ حفاری (ROP) تشکیل داده شد. ابتدا پیش‌بینی نرخ نفوذ حفاری و بهینه‌سازی آن فقط با استفاده از پارامترهای حفاری و در مرحله بعد با استفاده از پارامترهای ژئومکانیکی و حفاری صورت گرفت. داده‌های مورد استفاده، مربوط به ۱۹ پارامتر ژئومکانیکی و حفاری بوده که دارای ۱۹ ستون و ۳۶۱ ردیف می‌باشد و حدود ۴۰۰ متر را شامل می‌شود. میزان اثر بخشی و رابطه هر کدام از پارامترها و نرخ نفوذ، مورد مطالعه قرار گرفت. ماتریس همبستگی بین آنها در شکل (۱۱) آورده شده اند.



شکل ۱۱. ماتریس همبستگی بین پارامترهای ژئومکانیکی و حفاری

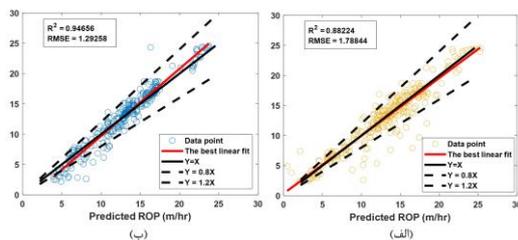
شبکه‌های عصبی، داده‌ها را به بخش‌های جدا از هم به نام‌های دسته‌های آموزش، آزمون و اعتبارسنجی تقسیم می‌کنند. دسته‌ی آموزش به منظور توسعه‌ی شبکه برای اهداف مورد نظر استفاده می‌شود. دسته‌ی آموزش یک مرتبه شبکه اطلاعات را آموزش می‌دهد و اطلاعات همگرا شده در دسته‌ی آزمون به عنوان ارزیابی و تایید اطلاعات در شبکه استفاده می‌شود. اگر چه کاربر، خروجی مطلوب را در دسته‌ی آزمون

انتخاب ویژگی *NSGA-II* به همراه مقادیر خطا و ضریب تعیین (بهترین مجموعه از ورودی های انتخاب شده با خط درشت مشخص شده است) نشان داده شده است. همان طور که در جدول مذکور نشان داده شده، کمترین مقادیر خطا و بیشترین ضریب همبستگی مربوط به ورودی با ۹ داده جهت پیش بینی نرخ نفوذ می باشد.

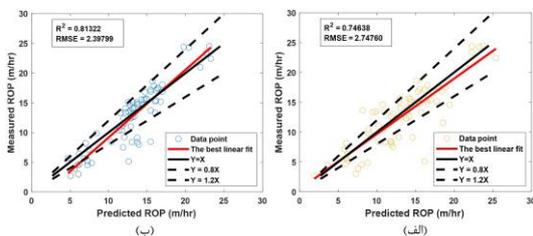
جدول ۲. بهترین ورودی های انتخاب شده در مدل سازی نرخ حفاری با الگوریتم *NSGA-II*

R ²	RMSE (m/hr)	بهترین مجموعه از ویژگی های انتخاب شده	تعداد ورودی ها
۰/۲۸۲۷	۶/۰۸۴۹	Depth	۱
۰/۴۲۸۸	۶/۱۱۰۸	Depth, RPM	۲
۰/۵۹۴۳	۴/۷۹۸۲	Depth, RPM, WOB	۳
۰/۶۷۹۸	۳/۸۸۲۷	Depth, RPM, WOB, UCS	۴
۰/۷۸۱۹	۳/۴۵۱۷	Depth, RPM, WOB, UCS, FLR	۵
۰/۸۴۲۵	۳/۱۷۱۸	Depth, RPM, WOB, UCS, FLR, Trq	۶
۰/۸۸۷۸	۲/۹۸۱۱	Depth, RPM, WOB, UCS, FLR, Trq, PHIE	۷
۰/۹۰۶۳	۲/۸۵۱۹	Depth, RPM, WOB, UCS, FLR, Trq, PHIE, SPP	۸
۰/۹۱۱۷	۲/۷۸۶۸	Depth, RPM, WOB, UCS, FLR, Trq, PHIE, SPP, HL	۹
۰/۹۱۳۸	۲/۷۸۷۶	Depth, RPM, WOB, UCS, FLR, Trq, PHIE, SPP, HL, Biot	۱۰
۰/۹۱۸۱	۲/۸۴۱۸	Depth, RPM, WOB, UCS, FLR, Trq, PHIE, SPP, HL, Biot, GR	۱۱
۰/۹۱۹۲	۲/۸۵۱۷	Depth, RPM, WOB, UCS, FLR, Trq, PHIE, SPP, HL, Biot, GR, E	۱۲
۰/۹۲۰۳	۲/۸۵۱۶	Depth, RPM, WOB, UCS, FLR, Trq, PHIE, SPP, HL, Biot, GR, E, Pos	۱۳
۰/۹۲۰۸	۲/۸۷۷۲	Depth, RPM, WOB, UCS, FLR, Trq, PHIE, SPP, HL, Biot, GR, E, Pos, U	۱۴
۰/۹۲۱۱	۲/۸۷۸۱	Depth, RPM, WOB, UCS, FLR, Trq, PHIE, SPP, HL, Biot, GR, E, Pos, U, M	۱۵
۰/۹۲۱۲	۲/۸۷۸۳	Depth, RPM, WOB, UCS, FLR, Trq, PHIE, SPP, HL, Biot, GR, E, Pos, U, M, K	۱۶
۰/۹۲۱۲	۲/۸۷۸۱	Depth, RPM, WOB, UCS, FLR, Trq, PHIE, SPP, HL, Biot, GR, E, Pos, U, M, K, FRA	۱۷

و حداقل اندازه برگ ها برابر ۱ به دست آمد [20]. برای پیش بینی نرخ نفوذ حفاری از دو روش شبکه عصبی پرسپترون چندلایه و جنگل تصادفی استفاده شده است. در شکل (۱۳) و (۱۴) نمودار مقاطع مقادیر اندازه گیری شده و پیش بینی شده نرخ حفاری با استفاده از الگوریتم های شبکه عصبی پرسپترون چندلایه و جنگل تصادفی در داده های آموزش و آزمون نشان داده شده است. همان طور که در شکل مشخص است بیشترین ضریب همبستگی و کمترین میزان خطا مربوط به روش جنگل تصادفی می باشد [21].



شکل ۱۳. نمودار مقاطع مقادیر اندازه گیری شده و پیش بینی شده نرخ حفاری با استفاده از الگوریتم های (الف) شبکه عصبی پرسپترون چند لایه و (ب) جنگل تصادفی در داده های آموزش



شکل ۱۴. نمودار مقاطع مقادیر اندازه گیری شده و پیش بینی شده نرخ حفاری با استفاده از الگوریتم های (الف) شبکه عصبی پرسپترون چند لایه و (ب) جنگل تصادفی در داده های آزمون

در جدول (۳) و (۴) مدل های توسعه داده شده برای پیش بینی نرخ حفاری با معیارهای مختلف خطا و ضریب تعیین بر روی داده های آموزش و آزمون برای دو روش الگوریتم های شبکه عصبی پرسپترون چندلایه و جنگل تصادفی نشان داده شده است. همان طور که مشخص است روش جنگل تصادفی نتایج بهتری را ارائه می کند.

جدول ۳. مدل های توسعه داده شده برای پیش بینی نرخ حفاری با معیارهای مختلف خطا و ضریب تعیین بر روی

الگوریتم جنگل تصادفی (*Random Forest*) یک الگوریتم محبوب یادگیری ماشین از زیر مجموعه هوش مصنوعی است که به تکنیک یادگیری نظارت شده تعلق دارد. می تواند برای مشکلات طبقه بندی و رگرسیون (پیش بینی و بیان تغییرات یک متغیر بر اساس اطلاعات متغیر دیگر) در یادگیری ماشین استفاده شود. این مبتنی بر مفهوم یادگیری گروه است، که یک فرآیند ترکیب چندین طبقه بندی کننده، برای حل یک مسئله پیچیده و بهبود عملکرد مدل است. در این تحقیق برای هر دو پایگاه داده (حفاری و حفاری-ژئومکانیکی) با بکارگیری الگوریتم بهینه سازی بیزین و با هدف کمینه سازی بهبود مورد انتظار پلاس (*expected-improvement-plus*)، تعداد درختان برابر ۵۰۰

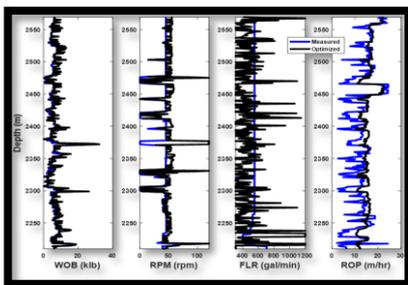
تصمیم‌گیری، جریمه لحاظ می‌شود.

برای تعیین محدوده تغییرات مقادیر پارامترهای تصمیم‌گیری در الگوریتم بهینه‌سازی تجمع ذرات چند هدفه، برای هر پارامتر قابل کنترل در چاه مورد نظر، مقدار کمینه و بیشینه تعیین شد که مطابق جدول (۵) ارائه شده است [23].

جدول ۵. محدوده تعیین شده برای متغیرهای تصمیم‌گیری در الگوریتم بهینه‌سازی تجمع ذرات چند هدفه

متغیرهای تصمیم‌گیری			شاخص آماری
سرعت دوران (rpm)	نرخ جریان (gal/min)	وزن روی مته (klb)	وزن روی مته (klb)
۳۱۰	۳۱۰	۳۱۰	کمینه
۱۲۰	۱۲۰	۳۱/۲	بیشینه

در شکل ۱۵ مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده و بهینه‌سازی شده پارامترهای قابل کنترل حفاری و نرخ حفاری در محدوده عمقی مورد مطالعه از چاه نشان داده شده است. متوسط سرعت حفر چاه مورد نظر در محدوده عمقی مورد مطالعه ۱۲/۸ متر بر ساعت می‌باشد، این در حالی است که با انجام بهینه‌سازی روی پارامترهای قابل کنترل، متوسط سرعت حفاری به ۱۵/۵ متر بر ساعت خواهد رسید. بدین ترتیب با انجام بهینه‌سازی، زمان حفر این محدوده عمقی از چاه (۳۶۰ متر)، ۴/۹ ساعت کاهش خواهد یافت.



شکل ۱۵. مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده و

بهینه‌سازی شده با استفاده از داده‌های حفاری و ژئومکانیکی

۳. جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

در این پژوهش به بهینه‌سازی سرعت نفوذ مته حفاری با در نظر گرفتن ویژگی‌های ژئومکانیکی و عملیاتی حفاری در یکی از چاه‌های میدین جنوب کشور پرداخته شد. در ابتدا مدل‌سازی ژئومکانیکی با استفاده از داده‌های پتروفیزیکی و

داده‌های آموزشی

a20-index	PI	R-square	RRMSE	RMSE	ARE	نام مدل
-۰/۸۸۱۹	-۰/۰۷۲۱	-۰/۸۸۲۲	-۰/۱۳۹۹	۱/۷۸۸۴	-۰/۰۳۷۹	MLP
-۰/۸۹۲۴	-۰/۰۵۱۲	-۰/۹۴۶۶	-۰/۱۰۱۱	۱/۲۹۲۶	-۰/۰۵۲۹	RF

جدول ۴. مدل‌های توسعه داده شده برای پیش‌بینی نرخ حفاری با معیارهای مختلف خطا و ضریب تعیین بر روی

داده‌های آزمون

a20-index	PI	R-square	RRMSE	RMSE	ARE	نام مدل
-۰/۶۳۸۹	-۰/۱۱۵۹	-۰/۷۴۶۴	-۰/۲۱۶۰	۲/۲۴۷۶	-۰/۱۱۶۰	MLP
-۰/۷۵۰۰	-۰/۰۹۹۱	-۰/۸۱۳۲	-۰/۱۸۸۵	۲/۳۸۸۰	-۰/۱۲۱۰	RF

هدف بهینه‌سازی حفاری، بهینه‌کردن پارامترهای قابل کنترل در حفاری یک چاه برای رسیدن به بیشترین نرخ نفوذ می‌باشد. بدین منظور، در این مطالعه نرخ جریان، سرعت دوران و وزن روی مته به عنوان مهمترین عوامل قابل تغییر به منظور افزایش راندمان حفاری مورد بررسی قرار می‌گیرد [22].

در این تحقیق در الگوریتم *MOPSO* در هر دو پایگاه داده (حفاری و حفاری-ژئومکانیکی)، تعداد ذرات برابر ۶۰، حداکثر تعداد تکرار برابر ۵۰، تعداد متغیرهای تصمیم برابر ۳ (نرخ جریان، سرعت دوران و وزن روی مته)، ضریب اصطکاکی برابر ۰/۹ و ضریب یادگیری فردی و جمعی برابر با ۲/۵ انتخاب شده است. در مطالعه صورت گرفته، بهینه‌سازی با دو هدف افزایش نرخ حفاری و کاهش انرژی ویژه مکانیکی انجام شد. برای محاسبه انرژی ویژه مکانیکی از رابطه *Dupriest* استفاده شد و رابطه استفاده شده در زیر آمده است:

$$MSE^{20} = 0.35 * \left(\frac{WOB}{Ab} + \frac{120 \pi * RPM * Tor}{Ab * ROP} \right) \quad (5)$$

در این رابطه:

MSE: انرژی ویژه مکانیکی، *psi*

WOB: وزن روی مته، *klb*

Ab: سطح مقطع مته، in^2

Tor: گشتاور مته، *klbf.ft*

ROP: نرخ نفوذ حفاری، $\frac{m}{hr}$

انرژی ویژه مکانیکی محاسبه شده در هر اجرای الگوریتم بهینه‌سازی، با مقدار مقاومت فشاری تک محوری سنگ مقایسه و در صورت کمتر بودن مقدار انرژی ویژه مکانیکی از مقاومت فشاری تک محوری سنگ، به دلیل آن که انرژی لازم برای شکست سنگ فراهم نمی‌شود، برای آن مقادیر متغیرهای

²⁰ Maximum Specific Energy

۴. فهرست نمادها

جدول ۶. فهرست نمادها		
نماد	واحد	شرح
E_s	GPa	ضریب یانگ استاتیک
ϑ_s	-	نسبت پواسون استاتیک
K_s	GPa	ضریب بالک استاتیک
G_s	GPa	ضریب برشی استاتیک
MSE	psi	انرژی ویژه مکانیکی
WOB	klb	وزن روی مته
Ab	In ²	سطح مقطع مته
Tor	klbf.ft	گشتاور مته
ROP	$\frac{m}{hr}$	نرخ نفوذ حفاری

۵. مراجع

- [1] Cooper, G. A., Cooper, A. G., & Bihn, G. (1995). An interactive drilling simulator for teaching and research. SPE Petroleum Computer Conference.
- [2] Bourgoyne, A. T., Millheim, K. K., Chenevert, M. E., & Young, F. S. (1986). Applied drilling engineering (Vol. 2). Society of Petroleum Engineers Richardson.
- [3] Hasimi, A., et al. (2012). Optimization of Rate of Penetration with Mechanical Specific Energy. Geotechnical and Geological Engineering.
- [4] Saeidi, H., et al. (2018). Effect of Rock Geomechanical Parameters On oil wells Drilling Rate of Penetration using Rock Engineering Systems Shahrood University of Technology].
- [5] Sabah, M., Talebkeikhah, M., Wood, D. A., Khosravian, R., Anemangely, M., & Younesi, A. (2019). A machine learning approach to predict drilling rate using petrophysical and mud logging data. Earth Science Informatics, 12, 319-339.
- [6] Anemangely, M., et al. (2017). Developing a New Rock Drillability Index for Oil and Gas Reservoirs Based on Drilling rate Shahrood University of Technology.
- [7] Zhang, H., Ni, H., Wang, Z., Liu, S., & Liang, H. (2020). Optimization and application study on targeted

مغزه انجام شد. بعد از آن مدل سازی و بهینه سازی نرخ نفوذ با دو پایگاه داده (داده های حفاری و داده های حفاری-ژئومکانیکی) صورت گرفت. در ابتدا ماتریس همبستگی بین پارامترهای ژئومکانیکی و پتروفیزیکی و نرخ نفوذ حفاری (ROP) تشکیل داده شد که ۱۷ پارامتر مورد بررسی قرار گرفتند که بین آن ها ۸ پارامتر RPM , WOB , UCS , FLR , $Torque$, $PHIE$, SPP , HL حفاری-ژئومکانیکی) و ۶ پارامتر RPM , WOB , FLR , $Torque$, SPP , HL (در پایگاه داده حقایق)، کمترین مقدار $RMSE$ را بین داده های حقایق و پیش بینی شده داشتند و از این پارامترها در مدل سازی نرخ نفوذ به دو روش RF و MLP استفاده شد که روش RF به عنوان روش نهایی مدل سازی، مورد استفاده قرار گرفت. در ادامه، بهینه سازی با دو هدف افزایش نرخ حفاری و کاهش انرژی ویژه مکانیکی انجام شد. برای محاسبه انرژی ویژه مکانیکی از رابطه $Dupriest$ استفاده شد. پس از مدل سازی نرخ نفوذ، برای قسمت بهینه سازی هم با توجه به ویژگی های الگوریتم های مختلف، الگوریتم $MOPSO$ برای بهینه سازی انتخاب شد که بدین ترتیب با انجام بهینه سازی روی پارامترهای قابل کنترل، متوسط سرعت حفاری با پایگاه داده حفاری به ۱۴/۱ متر بر ساعت و با پایگاه داده حفاری-ژئومکانیکی به ۱۵/۵ متر بر ساعت خواهد رسید و زمان حفر این محدوده عمقی از چاه (۳۶۰ متر) با استفاده از پایگاه داده حفاری، ۲/۶۵ ساعت و با استفاده از پایگاه داده حفاری-ژئومکانیکی، ۴/۹ ساعت کاهش خواهد یافت که تاثیر استفاده از داده های ژئومکانیکی روی بهینه سازی پارامترهای حفاری را نشان می دهد.

- optimization using artificial intelligence techniques with statistical regression coupling. SPE Annual Technical Conference and Exhibition.
- [18] Mehrad, M., Ramezanzadeh, A., Bajolvand, M., & Hajsaeedi, M. R. (2022). Estimating shear wave velocity in carbonate reservoirs from petrophysical logs using intelligent algorithms. *Journal of petroleum science and engineering*, 212, 110254.
- [19] Bizhani, M., & Kuru, E. (2022). Towards drilling rate of penetration prediction: Bayesian neural networks for uncertainty quantification. *Journal of petroleum science and engineering*, 219, 111068.
- [20] Osman, H., Ali, A., Mahmoud, A. A., & Elkatatny, S. (2021). Estimation of the rate of penetration while horizontally drilling carbonate formation using random forest. *Journal of Energy Resources Technology*, 143(9), 093003.
- [21] Sun, J., Zhang, R., Chen, M., Chen, B., Wang, X., Li, Q., & Ren, L. (2021). Identification of porosity and permeability while drilling based on machine learning. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 46, 7031-7045.
- [22] Ashena, R., Rabiei, M., Rasouli, V., Mohammadi, A. H., & Mishani, S. (2021). Drilling parameters optimization using an innovative artificial intelligence model. *Journal of Energy Resources Technology*, 143(5), 052110.
- [23] Anemangely, M., Ramezanzadeh, A., & Behboud, M. M. (2019). Geomechanical parameter estimation from mechanical specific energy using artificial intelligence. *Journal of petroleum science and engineering*, 175, 407-429.
- formation ROP enhancement with impact drilling modes based on clustering characteristics of logging. *Energy Reports*, 6, 2903-2912.
- [8] Ahmed, A., Elkatatny, S., Ali, A., Mahmoud, M., & Abdurraheem, A. (2019). New model for pore pressure prediction while drilling using artificial neural networks. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 44(6), 6079-6088.
- [9] Mehrad, M., Bajolvand, M., Ramezanzadeh, A., & Neycharan, J. G. (2020). Developing a new rigorous drilling rate prediction model using a machine learning technique. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 192, 107338.
- [10] Delavar, M. R., Ramezanzadeh, A., & Tokhmechi, B. (2021). An investigation into the effect of geomechanical properties of reservoir rock on drilling parameters—a case study. *Arabian Journal of Geosciences*, 14, 1-25.
- [11] Bani Mustafa, A., Abbas, A. K., Alsaba, M., & Alameen, M. (2021). Improving drilling performance through optimizing controllable drilling parameters. *Journal of Petroleum Exploration and Production*, 11, 1223-1232.
- [12] Bajolvand, M., Ramezanzadeh, A., Mehrad, M., & Roohi, A. (2022). Optimization of controllable drilling parameters using a novel geomechanics-based workflow. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 218, 111004.
- [13] Delavar, M. R., Ramezanzadeh, A., Gholami, R., & Sanei, M. (2023). Optimization of drilling parameters using combined multi-objective method and presenting a practical factor. *Computers & Geosciences*, 175, 105359.
- [14] Shaygan, K., & Jamshidi, S. (2023). Prediction of rate of penetration in directional drilling using data mining techniques. *Geoenery Science and Engineering*, 221, 111293.
- [15] Wang, Q., & Jia, X. (2020). Multi-objective optimization of CFRP drilling parameters with a hybrid method integrating the ANN, NSGA-II and fuzzy C-means. *Composite Structures*, 235, 111803.
- [16] Kolmer, H. P., Cunningham, C. M., & Al-Dushaishi, M. F. (2022). ROP Optimization of Lateral Wells in SW Oklahoma: Artificial Neural Network Approach. *International Conference on Offshore Mechanics and Arctic Engineering*.
- [17] Mantha, B., & Samuel, R. (2016). ROP