

تخمین دقیق پارامترهای چاه‌آزمایی با استفاده از یک الگوریتم ترکیبی و مقایسه آن با یک نرم‌افزار رایج صنعتی

احسان خامه‌چی*، مهرداد قاسمی و محمد کاشی

دانشکده مهندسی نفت، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ایران

تاریخ دریافت: ۱۳۹۷/۱۲/۱۱ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۸/۲/۲۱

چکیده

تراوایی، ضریب پوسته و ضریب ذخیره چاه سه پارامتر اساسی مخزن و چاه هستند. روش معمول برای به‌دست آوردن مقادیر این پارامترها چاه‌آزمایی است. در این روش داده‌های فشاری به‌دست آمده براساس زمان در منحنی‌های نیمه لگاریتمی و لگاریتمی رسم شده و با روش‌ها و فرمول‌های مشخص این مقادیر محاسبه می‌شود. در این مطالعه یک روش جدید برای به‌دست آوردن پارامترهای چاه‌آزمایی با استفاده از هوش مصنوعی معرفی می‌شود. ابتدا با استفاده از پارامترهای مربوط به دو چاه واقعی، داده‌های فشار-زمان به‌وسیله نرم‌افزار چاه‌آزمایی سفیر ۴/۱۰ تولید می‌شود. چون مقادیر به‌دست آمده دارای پراکندگی زیاد هستند، داده‌ها توسط تبدیل موجک دوبیشز نویزداپی شده و تحلیل و بررسی داده‌ها راحت‌تر صورت می‌پذیرد. سپس با ترکیب الگوریتم‌های ژنتیک و لونیبرگ مارکارد پارامترهای اساسی مخزن محاسبه می‌شوند. در مرحله آخر داده‌های فشاری در نرم‌افزار رایج چاه‌آزمایی سفیر ۴/۱۰ وارد گردیده و مقادیر تراوایی، ضریب پوسته و ضریب ذخیره چاه محاسبه شد. الگوریتم ترکیبی توانست مقادیر تراوایی، ضریب پوسته، ضریب ذخیره چاه و شعاع خارجی را به‌ترتیب با خطای میانگین ۱/۵۶۵٪، ۳/۶۰٪، ۱/۰۶٪ و ۱/۵۵۳٪ نسبت به نرم‌افزار چاه‌آزمایی سفیر ۴/۱۰ محاسبه کند.

کلمات کلیدی: تراوایی، ضریب پوسته، ضریب ذخیره چاه، هوش مصنوعی، چاه‌آزمایی

مقدمه

خصوصیات مخزن است. در گذشته این کار توسط انسان و به‌وسیله روش تطبیق منحنی^۱ انجام می‌شد؛ اما امروزه با توسعه فن‌آوری و پیشرفت چشم‌گیر در اندازه‌گیری فشار داخل چاه با استفاده از فشارسنج‌های دائمی که در داخل چاه نصب می‌شوند؛ روزانه مقادیر زیادی داده‌ی فشاری به‌دست می‌آید.

یکی از روش‌های مرسوم برای شناسایی پارامترهای چاه و مخزن در مهندسی نفت، چاه‌آزمایی است. این روش مبتنی بر اندازه‌گیری فشار درون‌چاهی برحسب زمان در شرایط تولید متفاوت و رسم آن‌ها در نمودارهای فشار-زمان و شناسایی پارامترها و

*مسئول مکاتبات

Khamehchi@aut.ac.ir

آدرس الکترونیکی

شناسه دیجیتال: (DOI: 10.22078/pr.2019.3654.2668)

تشخیص رفتار مخازن ناهمگن، تشخیص نفوذ جزئی یا دیگر اثرات دهانه چاه، تحلیل چاه‌های افقی و اثرات مرزی، انقلابی در تحلیل چاه‌آزمایی ایجاد کرد [۵]. تیاب برای تحلیل داده‌ها روش جدیدی ارائه کرد که به‌وسیله آن از نمودارهای فشار و مشتق فشار در مختصات لگاریتمی، بدون استفاده از روش تطابق با نوع منحنی‌ها استفاده می‌کرد. در این روش از یک‌سری خواص خطوط متقاطع، شیب خط‌ها و نقاط ابتدا و انتهای خطوط رژیم جریان از نمودارهای مشتق فشار استفاده می‌شد. این نقاط و شیب‌ها به‌طور مستقیم در فرمول‌های تحلیلی و دقیق ارائه شده، وارد می‌شدند تا پارامترهای مخزن به‌دست آیند [۶].

روش مشتق فشار به داده‌های با دقت بالا و کمترین میزان نویز نیاز دارد. کاربرد سیستم‌های هوشمند در آنالیز چاه‌آزمایی توسط آیین و هورن معرفی شد. آن‌ها با یک نگرش سیمبولیک، برنامه کامپیوتری را توسعه دادند تا مدل مخزن را به‌وسیله داده‌های مشتق فشار شناسایی کند [۷]. در این زمان، الکعبی و لی سیستم هوشمندی را برای شناسایی مدل به‌وسیله شبکه‌های عصبی پس انتشار^۱ معرفی کردند [۸]. استوارت و دو همچنین یک مدل سیمبولیک پیشرفته با جزییات بیشتر نسبت به آیین و هورن ارائه دادند [۹]. مشکل اصلی این روش‌ها، استفاده از داده‌های با کیفیت مشتق فشار برای شناسایی مدل است. با استفاده از رگرسیون الگوریتم ژنتیک که توسط هالند بیان شده بود [۱۰]، محبی و جیرانی روشی مبتنی بر شبکه عصبی با استفاده از جعبه‌ابزار نرم‌افزار متلب ارائه دادند که با برون‌یابی اطلاعات فشار، می‌توانست پارامترهای اصلی همچون فشار اولیه، خاصیت عبوردهی و اثر پوسته را محاسبه کند [۱۱]. در سال‌های اخیر توجه به رگرسیون پیش‌بینی در بین تحلیل‌گران بیش از پیش شده است.

همچنین با گسترش روزافزون نرم‌افزارهای رایانه‌ای با قدرت پردازش بسیار بالا، جهت‌گیری فرآیند تفسیر داده‌های چاه‌آزمایی به‌سمت تفسیر کاملاً خودکار است که علاوه‌بر سرعت بخشیدن به فرآیند تفسیر داده‌ها، باعث افزایش اطمینان در نتایج به‌دست آمده نیز می‌شود. در آغاز، اکثر روش‌های تحلیل داده‌های چاه‌آزمایی از مباحث شناخت آب‌های زیرزمینی اقتباس می‌شد. تحلیل خط راست نیمه‌لگاریتمی و تطبیق نوع منحنی‌ها که توسط تیز معرفی شد، مثال‌هایی از این دست است [۱]. روش‌های تحلیل چاه‌آزمایی که در دهه ۱۹۵۰ و ۱۹۶۰ رواج داشت، براساس رسم خطوط راست در داده‌های نیمه‌لگاریتمی زمان میانی و یا تاثیرات ساده مرزها در زمان پایانی کاربرد داشتند. در این دوره، نمودارهای هورنر بسیار مورد استفاده قرار می‌گرفتند. روش‌های تفسیر به‌گونه‌ای طراحی شده بودند که به‌صورت دستی با مداد و کاغذ گراف قابل انجام بودند. نتایج تحلیل چاه‌آزمایی معمولاً به تعیین تراوایی مخزن، ضریب پوسته، شاخص بهره‌دهی، مساحت ناحیه تخلیه و فشار متوسط مخزن محدود می‌شد [۲]. در اواخر دهه ۱۹۶۰ و اوایل دهه ۱۹۷۰، اکثر پیشرفت‌ها در دانشگاه‌ها و به‌ویژه با گسترش تحلیل نوع منحنی‌ها توسط رمی ایجاد شد. در آن زمان تلاش‌ها بر فهمیدن رفتار آغازین پاسخ فشار تمرکز داشت؛ زیرا مشخص شده بود که برخی نتایج حاصل از تحلیل‌های خط راست نیمه‌لگاریتمی در زمان میانی ممکن است مبهم باشد [۳].

در اواخر دهه ۱۹۷۰، با معرفی متغیرهای مستقل توسط گرینگارتن و همکارانش، تحلیل نوع منحنی‌ها بسیار گسترش یافت. در این دوره تحلیل‌های دستی پایان یافت و روش‌هایی که به رایانه نیاز داشتند، توسعه یافت [۴]. با معرفی مشتق نیمه‌لگاریتمی توسط بوردت و همکارانش، چاه‌آزمایی به ابزاری صحیح و مناسب برای شناخت ویژگی‌های مخزن تبدیل شد. این نوع مشتق با فراهم کردن قابلیت‌هایی مانند

دو مدل مصنوعی که توسط داده‌های واقعی ایجاد شده‌اند، محاسبه می‌شود. در پایان نتایج به‌دست آمده از این الگوریتم ترکیبی با نتایج به‌دست آمده از نرم‌افزار رایج صنعتی سفیر ۴/۱۰ مقایسه می‌شود.

روش انجام کار

در این مطالعه بر روی دو مدل مخزن همگن، یکی با مرز نامحدود و دیگری با گسل بسته بدون عبور جریان، بررسی‌ها انجام شده است. به منظور داشتن مبنای مناسب جهت تحلیل کدها و روابط نوشته شده، به داده‌های فشار برحسب زمان که دارای کیفیت بالایی هستند، نیاز هست. از آنجا که معمولاً عملیات چاه‌آزمایی با مشکلات و پیچیدگی‌هایی مانند اثرات دینامیکی دهانه‌چاه، تداخل چاه‌های دیگر و ناهمگونی‌های مخزن همراه است، یافتن مجموعه داده با کیفیت، دشوار است. به همین دلیل با استفاده از نرم‌افزار چاه‌آزمایی سفیر ۴/۱۰، داده‌های مصنوعی چاه‌آزمایی تولید گردید. پس از وارد نمودن داده‌های فشار-زمان با استفاده از تابع تبدیل موجک دوبیشز^۱، داده‌ها نویززدایی شده و کیفیت آن‌ها را برای انجام تحلیل‌های بعدی افزایش دادیم. سپس با ترکیب الگوریتم‌های ژنتیک و لونیبرگ-مارکارد تابع هدف مشخص شده را کمینه کردیم. در نهایت نتایج به‌دست آمده از این الگوریتم ترکیبی را با نتایج حاصل از نرم‌افزار چاه‌آزمایی سفیر ۴/۱۰ مقایسه نمودیم. شماتیک کلی مراحل انجام کار در شکل ۱ آورده شده است.

وارد کردن داده‌های فشار در واحد زمان

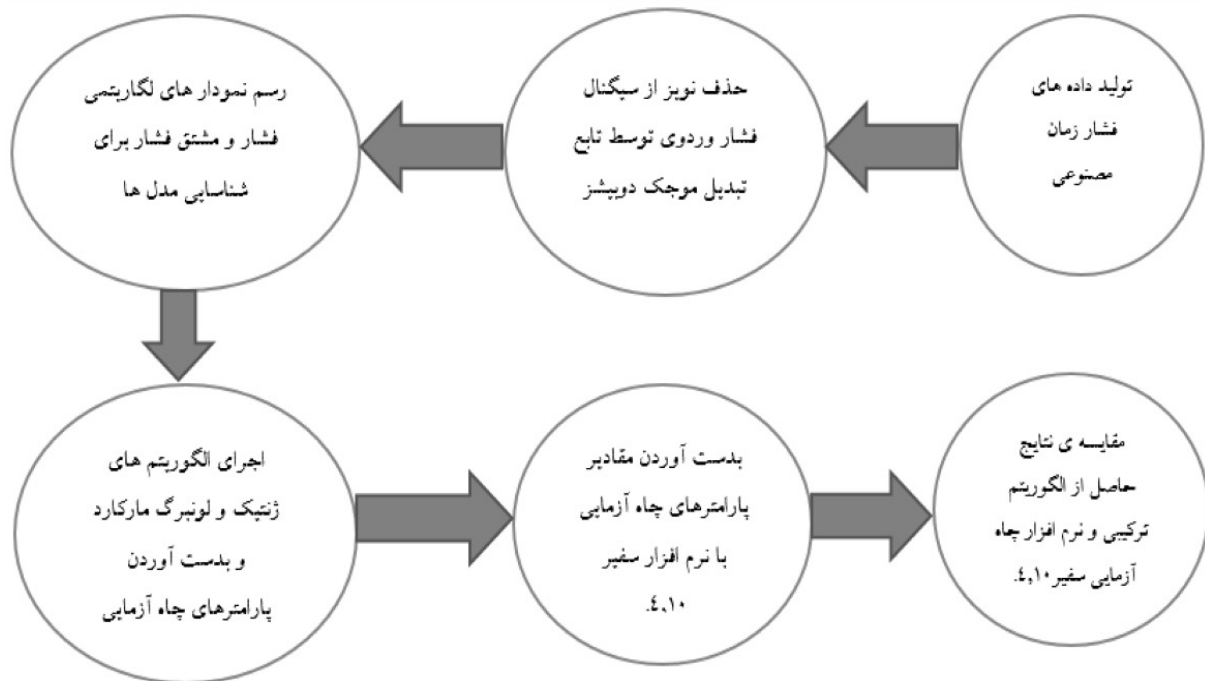
در این قسمت دو دسته داده مصنوعی فشار-زمان متناسب با مشخصات چاه‌های واقعی با نرم‌افزار سفیر ۴/۱۰ تولید کرده و وارد کد نوشته شده در نرم‌افزار متلب ۲۰۱۳ کردیم. در جدول ۱ مشخصات و ویژگی‌های هر دو چاه مورد مطالعه آورده شده است.

همچنین حذف نویز از سیگنال ورودی که نهایتاً به یکنواختی منحنی تغییرات فشار، مشتق فشار و در نتیجه تشخیص دقیق تر مدل می‌انجامد، مورد توجه ویژه‌ای قرار گرفته است. استفاده از توابع انتقال موجک جهت حذف نویز در کارهای سلیمان و انساها و همچنین سحنی و هورن آمده است [۱۲ و ۱۳].

در زمینه استفاده از هوش مصنوعی در مهندسی نفت کارهای متعددی صورت گرفته است. میرزایی و صلواتی توانستند با استفاده از الگوریتم ژنتیک دو رابطه تجربی غیر خطی برای تعیین جریان دوفازی گاز میعانی با استفاده از پارامترهای قابل اندازه‌گیری سر چاه به‌دست آورند [۱۴ و ۱۵]. شوکیر از مدل فازی برای تخمین تراوایی در مخازن ماسه سنگی استفاده نمود [۱۶]. الفتاح با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی تراوایی نسبی نفت و گاز را در مخزن بزرگ عربستان صعودی پیش‌بینی کرد. میرزایی و صلواتی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی توانستند دبی جریان‌ی درون شیرهای سرچاهی را با دقت بسیار مناسبی در مقایسه با روابط تجربی تخمین بزنند [۱۷]. در زمینه تخمین پارامترهای سیال مخزن مانند فشار حباب و ضریب حجمی نفت سازند، ابوعلی و خامه چی نیز مدلی ارائه کردند [۱۸]. همچنین در تعیین پارامترهای حفاری میرببا استفاده از توابع پایه‌ای شعاعی و پرسپترون‌های چندلایه، مدلی برای پیش‌بینی گیر رشته حفاری با استفاده از داده‌های ۶۷ چاه ارائه داد [۱۹]. یکی از جدیدترین کارهای انجام شده توسط نادری و خامه چی است که با استفاده از برنامه‌ریزی ژنتیک و ماشین‌های بهینه بردار پشتیبان، نرخ نفوذ حفاری با دقت خوبی تخمین زده‌اند [۲۰].

در این مطالعه با ترکیب الگوریتم‌های ژنتیک و لونیبرگ مارکارد، یک الگوریتم جدید بهینه‌سازی برای به‌دست آوردن پارامترهای چاه‌آزمایی شامل تراوایی، ضریب پوسته و ضریب ذخیره چاه برای

1. Daubechies Wavelet



شکل ۱ شمای کلی تطبیق داده چاه آزمایشی با هوش مصنوعی

جدول ۱ مشخصات و ویژگی های چاه های مورد مطالعه

ویژگی / پارامتر	مدل شماره ۱	مدل شماره ۲
مدل چاه	عمودی	عمودی
مدل مخزن	همگن و جریان شعاعی	همگن و جریان شعاعی
مدل مرز	نامحدود	گسل بسته بدون عبور جریان
شعاع چاه (ft)	۰/۳۵	۰/۴۵
ضخامت ناحیه تولیدی (ft)	۱۲۵	۱۴۰
طول ناحیه مشبک کاری (ft)	۱۲۵	۱۴۰
ضریب انبساط حجمی نفت (bbl/stb)	۱/۴	۱/۵
گرانروی سیال (cp)	۰/۸۸	۰/۷۸
ضریب تراکم پذیری کل (10^{-6} psia ⁻¹)	۲/۷	۳/۲
تخلخل %	۱۴	۱۸
مدت زمان تولید (hr)	۱۲۰	۱۰۰
دبی جریان (stb/day)	۷۰۰	۹۰۰
فشار اولیه مخزن (psig)	۵۰۰۰	۵۰۰۰

- بازسازی نویز جدایش شده برای دست‌یابی به سیگنال نویززدایی شده.

در این مرحله با اعمال تابع تبدیل موجک هار و دوبیشز^۱، به کاهش نویز از سیگنال فشار ورودی پرداخته شد. با توجه به جنس و پراکندگی نویز در سیگنال، در زمان آزمایشات مکرر، مشاهده شد که تبدیل موجک دوبیشز نسبت به موجک هار، بهتر عمل می‌کند. نتایج به‌دست آمده برای هر دو مدل در شکل ۳ به‌صورت تطبیقی آورده شده است. لازم به ذکر است که محور افقی بیانگر شماره مرحله نویززدایی و محور عمودی بیان‌کننده فشار است. از آنجایی که کاهش نویز به‌صورت تک بعدی انجام می‌شود، در ابتدا از درون داده‌های چاه‌آزمایی سیگنال فشار را از سیگنال زمان، جدا گردید، پس از کاهش نویز، سیگنال بازسازی شده دوباره با زمان همراه گردید و در کد نوشته شده قرار گرفت، سپس تغییرات ایجاد شده بررسی گردید. شکل ۴ به‌وضوح تاثیر تابع تبدیل موج را نشان می‌دهد.

تشخیص مدل مخزن

با توجه به اینکه از ابتدا مدل‌های انتخاب شده برای مخزن شماره یک به‌صورت نامحدود و برای مخزن شماره دو دارای گسل بسته است، باید در نمودار مشتق فشار به‌دست آمده از داده‌های فشاری هر مدل، صحت آن نیز بررسی شود.

پس از وارد کردن داده‌های چاه‌های واقعی، نمودارهای فشار و مشتق فشار برحسب زمان در مختصات لگاریتمی در شکل ۲ رسم شده است. لازم به ذکر است که ΔT بیانگر تغییرات زمان، ΔP بیانگر تغییرات فشار و ΔP_{rim} بیانگر مشتق فشار است.

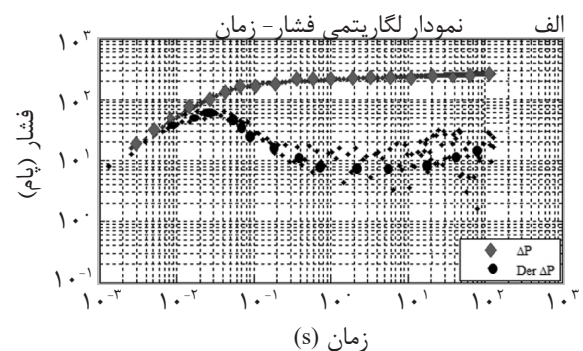
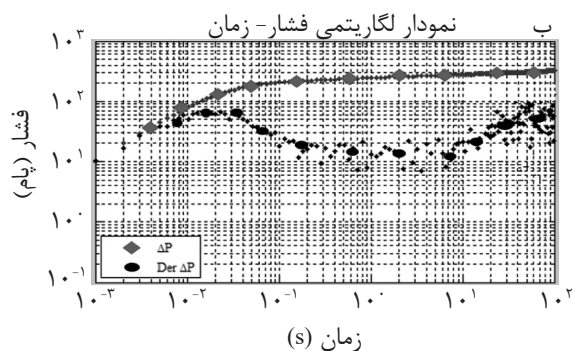
کاهش نویز از سیگنال فشار ورودی با استفاده از تبدیل موجک

حذف نویز از سیگنال مهم‌ترین جنبه پردازش سیگنال است. عنوان نویز به هر تغییر ناخواسته‌ای که مقادیر سیگنال اصلی را جابه‌جا کند، اطلاق می‌گردد. راحت‌ترین مدل برای حصول به نویز از طریق سیگنال، دست‌یابی به نویز افزوده به شکل زیر است.

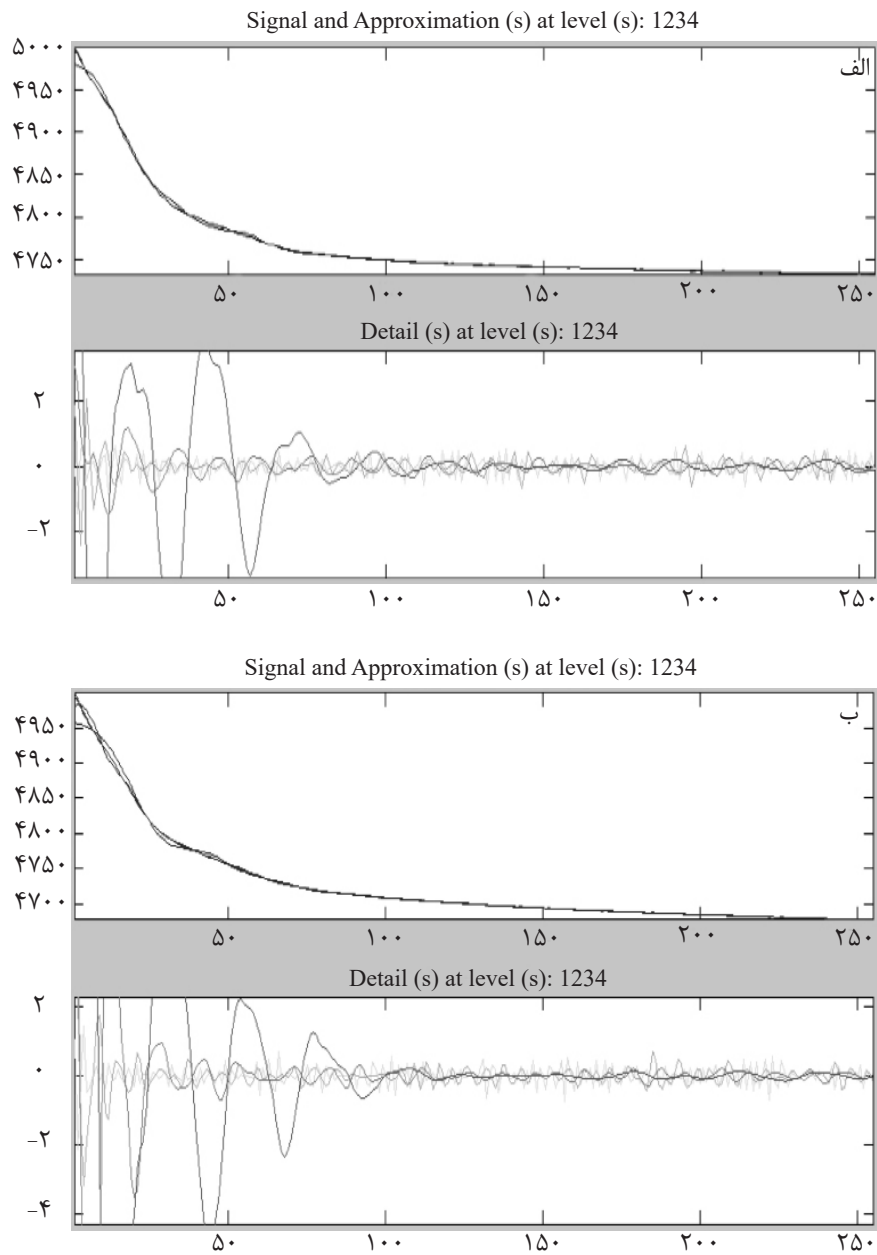
$$F = S + n \quad (1)$$

که در آن F سیگنال آلوده، S سیگنال اصلی و n نویز تعریف می‌گردد. برای حذف نویز از سیگنال اصلی مراحل زیر را طی می‌کنیم:

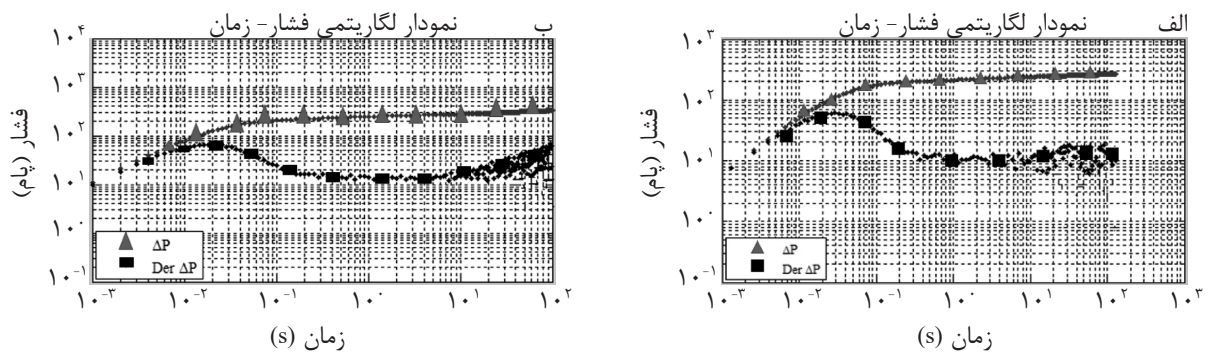
- تبدیل موجک را بر روی سیگنال نویزدار اعمال می‌کنیم تا ضرایب موجک نویزدار را تا مرحله‌ای که بتوانیم نویز را به‌راحتی تشخیص دهیم، تولید کنیم.
- انتخاب آستانه حدی مناسب در هر مرحله و بهترین روش (آستانه حدی سخت یا نرم) برای حذف نویزها.



شکل ۲ نمودار لگاریتمی فشار و مشتق فشار برحسب زمان قبل از کاهش نویز؛ الف) مدل شماره یک ب) مدل شماره دو



شکل ۳ نمایش تطبیقی نمودارهای روند و نوسان موجک دوبیشز جهت کاهش نویز از سیگنال فشار؛ الف) مدل شماره یک ب) مدل شماره دو



شکل ۴ نمودار لگاریتمی فشار و مشتق فشار بر حسب زمان بعد از کاهش نویز؛ الف) مدل شماره یک ب) مدل شماره دو

ژنتیک متوقف خواهد شد. حد ایستایی تولید نسل، بیانگر این مطلب است که اگر بعد از گذشت تولید نسل خاصی، تغییری در تابع هدف دیده نشد، الگوریتم را باید متوقف گردد. این پارامتر نیز از عوامل متوقف کننده الگوریتم است. خطای مجاز تابع هدف، معرف این مطلب است که تا زمانی که مجموع تغییرات تابع هدف به این مقدار نرسیده است، الگوریتم اجرا شود.

اجرای الگوریتم لونیبرگ مارکارد

با توجه به ویژگی ذاتی الگوریتم ژنتیک که به‌طور تصادفی در فضای جستجو محاسباتش را انجام می‌دهد، در نتیجه این امکان وجود دارد که در دو اجرای متوالی به یک پاسخ واحد نرسد. البته با افزایش اندازه جمعیت و یا پارامترهایی همچون تولید نسل یا زمان انجام الگوریتم، احتمال نزدیک شدن جواب‌ها در اجراهای مختلف بیشتر می‌شود. اما این کار تعداد محاسبات و زمان انجام آن را افزایش می‌دهد. روش لونیبرگ مارکارد مبتنی بر گرادینان مشتق تابع است، به همین دلیل اگر در فرآیند تطبیق داده از ابتدا از الگوریتم ژنتیک استفاده شود، اگر چه خیلی سریع‌تر جواب می‌دهد اما در نقطه بهینه محلی به دام می‌افتد و جستجو را خاتمه می‌دهد و این نقص بزرگی است. اما اگر از الگوریتم لونیبرگ مارکارد پس از نزدیک شدن به نقطه بهینه مطلق استفاده گردد، آنگاه جهت‌گیری به سمت نقطه بهینه مطلق خواهد داشت. این دقیقا همان مطلبی است که در آزمایشات و تکرارهای مختلف مشاهده شد. ترکیب این دو الگوریتم این مزیت را ایجاد می‌کند که خروجی الگوریتم ژنتیک را به‌عنوان ورودی الگوریتم لونیبرگ مارکارد قرار داده و در نتیجه نقطه بهینه مطلق در دامنه جستجو به دست آید. الگوریتم ژنتیک ممکن است گاهی به‌طور تصادفی به نقطه می‌نیمم مطلق تابع هدف برسد و گاهی هم به نزدیکی‌های نقطه بهینه برسد، اما پس از ترکیب با الگوریتم لونیبرگ مارکارد، حتماً به نقطه می‌نیمم در کل طول بازه

با توجه به شکل ۴، چون انتهای نمودار مشتق فشار تقریباً به‌صورت افقی شده، مدل مورد نظر در حالت اول به‌صورت نامحدود و در حالت دوم، شیب افزایش یافته است مدل به‌صورت گسل بسته است و درستی مدل‌های انتخاب شده براساس نمودار مشتق فشار تایید می‌شود.

اجرای الگوریتم ژنتیک

پس از انتخاب مدل مناسب، نوبت به اجرای الگوریتم ژنتیک است. مقدار پارامترهای تنظیم شده الگوریتم ژنتیک در این مطالعه در جدول ۲ آمده است.

جدول ۲ پارامترهای الگوریتم ژنتیک در هر دو حالت مورد مطالعه

مقدار	کمیت
۲۰۰	اندازه جمعیت
۰/۶	نسبت ترکیب
۵۰۰	تولید نسل
۱۰۰	محدودکننده زمان (s)
۱۰ ^{-۶}	دقت تابع برازش
۷۵	حد ایستایی تولید نسل
۱۰ ^{-۶}	خطای مجاز تابع هدف

لازم به توضیح است که اندازه جمعیت معرف طول هر رشته در هر بار تولید نسل است. همچنین نسبت ترکیب، نشان‌گر کسری از جمعیت است که در تولید نسل بعدی حضور دارد که البته این مقادیر به‌غیر از نخبه‌ها و برزنده‌های هر نسل هستند که به با عمل ترکیب به نسل بعدی راه یافته‌اند. تولید نسل که مقداری عددی است معرف بیشترین تعداد تکرار قبل از توقف الگوریتم است. محدودکننده زمان، یکی از پارامترهای متوقف‌کننده در این الگوریتم است و واحد آن نیز s است؛ بدین معنی که پس از گذشت مدت زمان خاصی در صورت حصول یا عدم حصول سایر پارامترها، الگوریتم متوقف و وارد مرحله بعدی خواهد شد. دقت تابع برازش، یکی دیگر از عوامل محدودکننده است، بدین معنی که اگر تابع هدف به چنین دقتی برسد، الگوریتم

بعد برای محاسبه توسط الگوریتم ترکیبی تعیین می‌شود. با توجه به اینکه مدل اول یک مخزن نامحدود است، از معادله شماره ۷ برای تخمین پارامترهای مدل استفاده می‌شود. در این معادله، K_0 و K_1 به ترتیب توابع بسط اصلاح شده نوع دوم از مرتبه صفر و یک هستند. همانطور که مشاهده می‌شود، فشار بدون بعد تابع ضریب پوسته (S) و ضریب ذخیره چاه بدون بعد (C_D) است. مدل دوم از معادله ۸ که برای مخزن دارای گسل بسته است پیروی می‌کند که علاوه بر ضریب پوسته (S) و ضریب ذخیره چاه بدون بعد (C_D)، تابع فاصله بدون بعد تا گسل (d_D) نیز است. در این روابط s پارامتر مربوط به تبدیل لاپلاس است و با ضریب پوسته چاه (S) نباید اشتباه گرفته شود.

(۷)

$$\bar{P}_{WD} = \frac{s\bar{P}_D + S}{s[1 + sC_D(s\bar{P}_D + S)]} \quad \bar{P}_D = \frac{K_0(r_D\sqrt{s})}{s\sqrt{s}K_1(\sqrt{s})} \quad (۸)$$

$$\bar{P}_{WD} = \frac{s\bar{P}_D + S}{s[1 + sC_D(s\bar{P}_D + S)]} \quad \bar{P}_D = \frac{K_0(r_D\sqrt{s}) + K_0(d_D\sqrt{s})}{s\sqrt{s}K_1(\sqrt{s})}$$

نحوه عملکرد الگوریتم ترکیبی بدین صورت است که برای کمینه کردن تابع هدف در معادله ۳، حل عددی معادلات مربوط به هر مدل (معادلات ۷ و ۸) به دست می‌آید. ابتدا یک مقدار اولیه برای هر یک از پارامترهای چاه آزمایشی تعیین کرده و مقدار P محاسبه می‌شود. سپس مقدار محاسبه شده در تابع هدف معادله ۳ قرار داده شده و اختلاف آن با مقدار واقعی $P_i^{\text{measurement}}$ تعیین می‌شود. اگر مقدار تابع هدف محاسبه شده از میزان خطای مجاز بیشتر باشد، الگوریتم ترکیبی مقادیر جدیدی را حدس می‌زند و دوباره مراحل بالا را تکرار می‌کند تا خطای محاسبه شده در تابع هدف از مقدار تعیین شده کمتر شود. سپس مقادیری که تابع هدف را کمینه می‌کنند به عنوان خروجی‌های هر مدل گزارش می‌شوند.

می‌رسد. این مطلب در تحقیق گویاگولر و هورن نیز اشاره شده است [۸]. تابعی که به منظور کمینه شدن در این الگوریتم ژنتیک تعریف گردید برطبق رابطه ۱ است. با قرار دادن آن در رابطه ۲ تابع هدفی به شکل زیر خواهیم داشت:

$$RMSE = \sum_{i=1}^n \frac{|P_i^{\text{measurement}} - P_i^{\text{calculation}}|}{\sqrt{n}} \quad (۲)$$

$$\text{Minf}(x) = \sum_i F(x) = \frac{1}{\sqrt{n}} \sum_{i=1}^n (P_i^{\text{measurement}} - P_i^{\text{calculation}}) \quad (۳)$$

RMSE یک روش مرسوم و قابل قبول برای بیان خطا است. $P_i^{\text{measurement}}$ همان مقدار اندازه‌گیری شده توسط مدل مخزن بوده و $P_i^{\text{calculation}}$ از حل عددی تبدیل لاپلاس مدل‌های مورد نظر که از الگوریتم استفسر به دست آمده‌اند محاسبه می‌شود. در این روابط n بیان‌کننده تعداد داده‌های فشاری است. به منظور محاسبات راحت‌تر، از متغیرهای بدون بعد برای محاسبه فشار در الگوریتم ترکیبی استفاده می‌شود. متغیرهای بدون بعد برای سه پارامتر فشار، شعاع خارجی و ضریب ذخیره چاه تعریف می‌گردد.

رابطه ۴ فشار بدون بعد (P_D) را مشخص می‌کند که تابع تراوایی (k)، ضخامت ناحیه تولیدی (h)، دبی جریان (q)، ضریب حجمی نفت (B)، ویسکوزیته (μ)، فشار اندازه‌گیری شده (P_i) و فشار ته چاهی (P_{wf}) است. شعاع بدون بعد (r_{eD}) از نسبت شعاع خارجی مخزن به شعاع چاه (r_w) به دست می‌آید که در رابطه ۵ نشان داده شده است. ضریب ذخیره بدون بعد چاه (C_D) نیز در فرمول خود پارامترهای ضریب ذخیره چاه (C)، تخلخل (θ)، تراکم‌پذیری کل سیال (C_p)، ضخامت ناحیه تولیدی (h) و شعاع چاه (r_w) را دارد که رابطه ۶ بیان‌کننده آن است.

$$P_D = \frac{2pkh}{qBm}(p_i - P_{wf}) \quad (۴)$$

$$r_{De} = \frac{r_e}{r_w} \quad (۵)$$

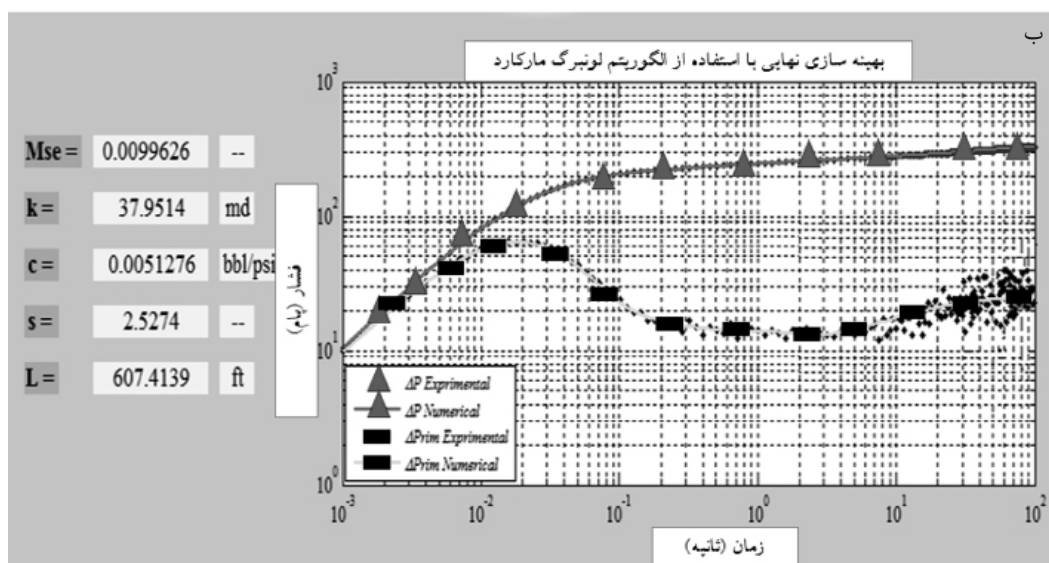
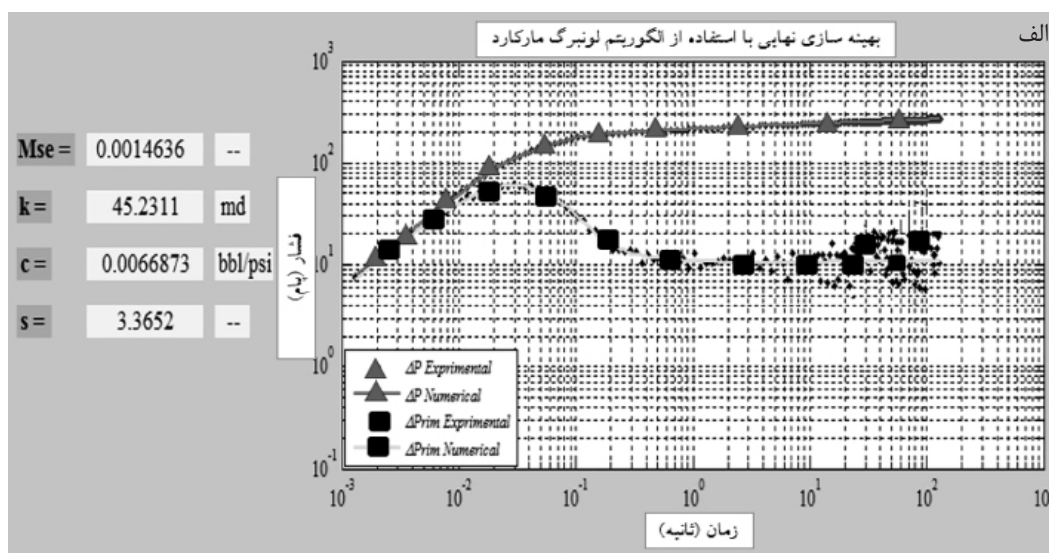
$$C_D = \frac{5.615C}{2pjC_t hr_w^2} \quad (۶)$$

پس از تعریف کردن متغیرهای بدون، فشارهای بدون

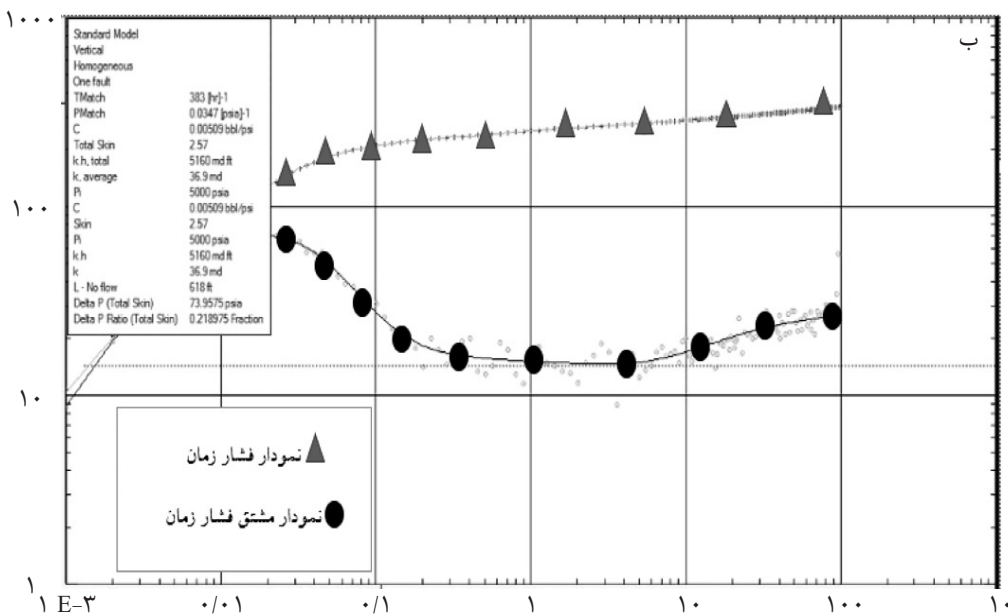
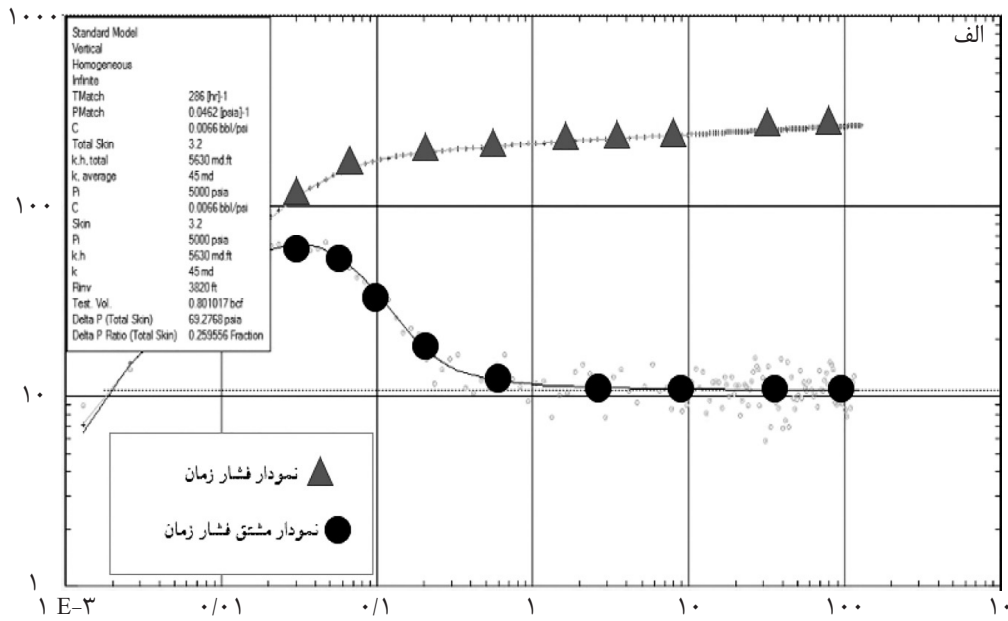
بحث و نتایج

برای داشتن یک مبنای مقایسه مناسب، داده‌های فشاری در نرم‌افزار چاه‌آزمایی سفیر ورژن ۴/۱۰ وارد گردیده و با استفاده از این نرم‌افزار مقادیر تراوایی، ضریب پوسته و ضریب ذخیره چاه حساب شد. نتایج حاصل از این نرم‌افزار در شکل ۶ برای مدل مرز نامحدود و گسل بسته ملاحظه می‌شود. همان‌طور که دیده می‌شود، الگوریتم ترکیبی در مقایسه با نرم‌افزار سفیر ۴/۱۰ با دقت بسیار مناسبی توانسته است که پارامترهای چاه‌آزمایی شامل تراوایی، ضریب ذخیره چاه و ضریب پوسته برای هر دو مدل را حدس بزند.

نتایج به‌دست آمده از اجرای الگوریتم ترکیبی، در شکل ۵ آورده شده است. همان‌طور که دیده می‌شود، مقدار تراوایی برای مدل مرز نامحدود ۴۵/۲۳ و برای مدل دارای گسل بسته ۳۷/۹۵ mD به‌دست آمده است. مقدار ضریب پوسته در حالت مدل مرز نامحدود به اندازه ۰/۸۳ واحد بیشتر از مدل دارای گسل بسته محاسبه شده است. در مورد ضریب ذخیره ی چاه نیز در مدل مرز نامحدود مقدار بیشتری (۰/۰۶۶) نسبت به مدل دارای گسل بسته (۰/۰۵۱) به‌دست آمده است.



شکل ۵ نتایج به‌دست آمده حاصل از الگوریتم ترکیبی ژنتیک و لونبرگ مارکارد بعد از کاهش نویز؛ الف) مدل شماره یک (ب) مدل شماره دو



شکل ۶ نتایج به دست آمده در نرم افزار صنعتی مربوط به: الف) مدل مخزن نامحدود ب) مدل مخزن دارای گسل بسته

تغییرات زمان و تغییرات فشار است. برای محاسبه میزان خطای محاسباتی الگوریتم ترکیبی نسبت به نرم افزار سفیر ۴/۱۰، از رابطه ۹ استفاده می شود. در این رابطه، A مقدار اندازه گیری شده توسط الگوریتم ترکیبی، B مقدار محاسبه شده توسط نرم افزار سفیر و E خطای اندازه گیری برای هر پارامتر است.

$$E = \frac{|A-B|}{B} \times 100 \quad (9)$$

بهترین نتیجه به دست آمده از الگوریتم ترکیبی در مدل مرز ناحود مربوط به تراوایی است که به اندازه ۰/۲۳ mD بیشتر و برای مدل گسل بسته برای ضریب ذخیره چاه به اندازه ۰/۰۰۱ واحد بیشتر به دست آمده است. خلاصه نتایج به دست آمده از الگوریتم ترکیبی و نرم افزار چاه آزمایی سفیر ۴/۱۰ در جدول ۳ آورده شده است. لازم به ذکر است که محورهای افقی و عمودی شکل ۶ به ترتیب بیانگر

جدول ۳ خلاصه نتایج به‌دست آمده از الگوریتم ترکیبی و نرم‌افزار صنعتی

نرم‌افزار چاه‌آزمایی سفیر ۴/۱۰		الگوریتم ترکیبی		
مدل شماره ۲	مدل شماره یک	مدل شماره دو	مدل شماره یک	پارامتر
۳۶/۹	۴۵	۳۷/۹۵۱۴	۴۵/۲۳۱	تراوایی (md)
۲/۵۷	۳/۲	۲/۵۲۷۴	۳/۳۶۵۲	ضریب پوسته
۰/۰۰۵۰۹	۰/۰۰۶۶	۰/۰۰۵۱۲۸	۰/۰۰۶۶۸۷	ضریب ذخیره چاه (bbl/psi)
۶۱۷	-----	۶۰۷/۴۱۳۹	-----	شعاع خارجی (ft)

چاه‌آزمایی شامل تراوایی، ضریب پوسته، ضریب ذخیره چاه و شعاع خارجی مخزن را به‌دست آوریم. سپس داده‌های فشاری را وارد نرم‌افزار چاه‌آزمایی سفیر ۴/۱۰ کرده و پارامترهای چاه‌آزمایی محاسبه شد. بهترین نتایج با کمترین خطا برای الگوریتم ترکیبی در مدل دارای مرز نامحدود پارامتر تراوایی با خطای ۰/۵۱۳٪ و مدل دارای گسل بسته ضریب ذخیره چاه با خطای ۰/۷۴۶٪ به‌دست آمد. همچنین بیشترین میزان خطا در مدل مرز نامحدود مربوط به ضریب پوسته چاه با میزان ۵/۱۶۲٪ و در مدل گسل بسته به مقدار ۲/۸۴۹٪ در محاسبه تراوایی است. برای کاهش خطای الگوریتم ترکیبی می‌توان پارامترهای مربوط به الگوریتم ژنتیک مانند اندازه جمعیت را تغییر داد و نتایج را دوباره بررسی نمود. مزیت استفاده از الگوریتم ترکیبی در این مطالعه، به‌دست آوردن جواب بهینه به‌وسیله تابع هدف مورد استفاده در الگوریتم لونیبرگ مارکارد است. با توجه به اینکه الگوریتم ژنتیک در هر بار اجرا نتیجه متفاوتی ارائه می‌دهد، با ترکیب این دو الگوریتم نتیجه بهینه محلی به‌دست آمده است اما ایراد اصلی وارده به این الگوریتم ترکیبی به‌دست آوردن مقدار تراوایی در مدل مرز نامحدود با کمترین خطا و در مدل گسل بسته با بیشترین خطا است.

نتایج به‌دست آمده از محاسبه خطای هر پارامتر که توسط الگوریتم ترکیبی اندازه‌گیری شده است، در جدول ۴ مشاهده می‌شود.

جدول ۴ خطای اندازه‌گیری مقادیر به‌دست آمده توسط الگوریتم ترکیبی

پارامتر	مدل شماره یک	مدل شماره دو	خطای میانگین
تراوایی	۰/۵۱۳٪	۲/۸۴۹٪	۱/۵۶٪
ضریب پوسته	۵/۱۶۲٪	۱/۶۵۷٪	۳/۱۶٪
ضریب ذخیره چاه	۱/۳۱۸٪	۰/۷۴۶٪	۱/۰۶٪
شعاع خارجی	-----	۱/۵۵۳٪	۱/۵۵۳٪

در مدل مخزن نامحدود (مدل شماره یک)، کمترین خطای اندازه‌گیری مربوط به تراوایی و بیشترین خطای اندازه‌گیری مربوط به ضریب پوسته است، در حالی که برای مدل مرز بسته دارای گسل (مدل شماره دو) کمترین خطا در محاسبه ضریب ذخیره چاه و بیشترین خطا مربوط به اندازه‌گیری تراوایی است.

نتیجه‌گیری

در این مطالعه، با ترکیب الگوریتم‌های ژنتیک و لونیبرگ مارکارد توانستیم پارامترهای مربوط به

مراجع

- [1]. Theis C. V., "The relation between the lowering of the piezometric surface and the rate and duration of discharge of a well using ground-water storage," Eos, Transactions American Geophysical Union, Vol. 16, No. 2, pp. 519-524, 1935.
- [2]. Muskat M., "Use of data oil the build-up of bottom-hole pressures," Transactions of the AIME, Vol. 123, No. 01, pp. 44-48, 1937.
- [3]. Van Everdingen A. and Hurst W., "The application of the laplace transformation to flow problems in reservoirs," Journal of Petroleum Technology, Vol. 1, No. 12, pp. 305-324, 1949.
- [4]. Gringarten A. C., "From straight lines to deconvolution: The evolution of the state of the art in well test analysis," SPE Reservoir Evaluation & Engineering, Vol. 11, No. 01, pp. 41-62, 2008.
- [5]. Bourdet D., Ayoub J. and Pirard Y., "Use of pressure derivative in well test interpretation," SPE Formation Evaluation, Vol. 4, No. 02, pp. 293-302, 1989.
- [6]. Tiab D., "Analysis of pressure and pressure derivative without type-curve matching—Skin and wellbore storage," Journal of Petroleum Science and Engineering, Vol. 12, No. 3, pp. 171-181, 1995.
- [7]. Allain O. F. and Horne R. N., "Use of artificial intelligence in well-test interpretation," Journal of Petroleum Technology, Vol. 42, No. 03, pp. 342-349, 1990.
- [8]. Al-Kaabi A. A.U., McVay D. A. and Lee J. W., "Using an expert system to identify a well-test-interpretation model," Journal of Petroleum Technology, Vol. 42, No. 05, pp. 654-661, 1990.
- [9]. Stewart G. and Du K. F., "Feature selection and extraction for well test interpretation by an artificial intelligence approach," in SPE Annual Technical Conference and Exhibition, Society of Petroleum Engineers, San Antonio, 8-11 October Texas, 1989.
- [10]. Holland J., "Adaptation in natural and artificial systems," Univ. of Mich. Press. Ann Arbor, 1975.
- [11]. Jeirani Z. and Mohebbi A., "Estimating the initial pressure, permeability and skin factor of oil reservoirs using artificial neural networks," Journal of Petroleum Science and Engineering, Vol. 50, No. 1, pp. 11-20, 2006.
- [12]. Soliman M., Ansah J., Stephenson S. and Mandal B., "Application of wavelet transform to analysis of pressure transient data," in SPE Annual Technical Conference and Exhibition, Society of Petroleum Engineers, Vol. 6, Issue 02, 2003.
- [13]. Sahni I. and Horne R. N., "Multiresolution wavelet analysis for improved reservoir description," SPE Reservoir Evaluation & Engineering, Vol. 8, No. 01, pp. 53-69, 2005.
- [14]. Mirzaei-Paiaman A., "An empirical correlation governing gas-condensate flow through chokes," Petroleum Science and Technology, Vol. 31 No. 4, pp. 368-379, 2013.
- [15]. Mirzaei-Paiaman A. and Salavati S., "A new empirical correlation for sonic simultaneous flow of oil and gas through wellhead chokes for Persian oil fields," Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects, Vol. 35, No. 9, pp. 817-825, 2013.
- [16]. Shokir E. M., "A novel model for permeability prediction in uncored wells. SPE Reservoir Evaluation & Engineering," Vol. 9, No. 03, pp. 266-273, 2006.

- [17]. Mirzaei-Paiaman A. and Salavati S., "The application of artificial neural networks for the prediction of oil production flow rate," Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects, Vol. 34, No. 19, pp. 1834-1843, 2012.
- [18]. Aboali D. and Khomehchi E., "Toward predictive models for estimation of bubble-point pressure and formation Vol factor of crude oil using an intelligent approach," Brazilian Journal of Chemical Engineering, Vol. 33, No. 4, pp. 1083-1090, 2016.
- [19]. Miri R., Jorge H. B. Sampaio, Afshar M. and Lourenco A., "Development of artificial neural networks to predict differential pipe sticking in Iranian offshore oil fields," in International Oil Conference and Exhibition in Mexico. Society of Petroleum Engineers, 27-30 June, Veracruz, Mexico 2007.
- [20]. Naderi M. and Khomehchi E., "Application of optimized least square support vector machine and genetic programming for accurate estimation of drilling rate of penetration," International Journal of Energy Optimization and Engineering (IJEEO), Vol. 7, No. 4, pp p. 92-108, 2018.



Petroleum Research

Petroleum Research, 2019(December-January), Vol. 29, No. 108, 10-12

DOI: 10.22078/pr.2019.3654.2668

Accurate Estimation of The Well Test Parameters by Using a Hybrid Algorithm and Comparing It with Conventional Industrial Software

Ehsan Khamehchi*, Mehrdad Ghasemi and Mohammad Kashi

Department of Petroleum Engineering, Amirkabir University of Technology, Tehran, Iran

Khamehchi@aut.ac.ir

DOI: 10.22078/pr.2019.3654.2668

Received: March/02/2019

Accepted: May/11/2019

INTRODUCTION

Well testing is one of the conventional methods for detecting well and reservoir parameters in petroleum engineering. In addition, this method is based on the measurement of pressure versus time in different production conditions and plotting them into pressure-time diagrams and determining permeability, skin factor, and wellbore storage coefficient [1,2]. Using the regression of the genetic algorithm, which has been introduced by Holland in 1975, the most likely reservoir models have been selected from several reservoir models, according to a set of pressure data by Guyaguler et al [3,4]. In the field of artificial intelligence in petroleum engineering, several tasks, such as predicting the rate of penetration with genetic programming and support vector machine, predicting porosity and permeability by fuzzy logic and SVM have been done [5,6].

METHODOLOGY

This study focusses on two homogeneous reservoir models, one infinite and another finite acting with no flow. To have the right basis for the analysis of relationships, high-quality pressure data are needed. It is difficult to obtain high-quality data in the well test operation. So by using reservoir simulator software, simulated pressure data have been created. In addition, some properties of two real models are shown in Table 1.

Table 1: some properties of study models.

Property/parameter	Model No.1	Model No.2
Model boundary	Infinite acting	Finite acting
Wellbore radius (ft)	0.35	0.45
Oil formation volume factor (bbl/STB)	1.4	1.5
Porosity (%)	14	18
Initial pressure (psi)	5000	5000

Because the pressure data have a lot of noises, the Daubechies wavelet transfer function has been used to create a better space for the analysis of computation. After removing noises, the genetic algorithm has been implemented, and its outputs have been applied in the Levenberg Marquardt algorithm.

RESULTS AND DISCUSSION

The results of applying this hybrid algorithm are compared to typical industrial software in Table 2. As we can see, the hybrid algorithm

has been able to calculate well test parameters with excellent accuracy in comparison with the industrial software.

CONCLUSIONS

By using the hybrid algorithm, accurate well test parameters have been obtained. The hybrid algorithm has the highest accuracy in calculating wellbore storage coefficient, permeability and skin factor respectively in comparison with conventional industrial software.

Table 2: Results of hybrid algorithm and software.

Hybrid algorithm			Software results	
Parameter	Model No.1	Model No.2	Model No.1	Model No.2
Permeability (mD)	45.231	37.9514	45	36.9
Skin factor [dimensionless]	3.3652	2.5274	3.2	2.57
Wellbore storage coefficient (bbl/psi)	0.006687	0.005128	0.0066	0.00509
External radius (ft)	-----	607.4139	-----	617

REFERENCES

- [1]. Theis C. V., "The relation between the lowering of the piezometric surface and the rate and duration of discharge of a well using groundwater storage," Eos, Transactions American Geophysical Union, Vol. 16, No. 2, pp. 519-524, 1935.
- [2]. Muskat M., "Use of data oil the build-up of bottom-hole pressures," Transactions of the AIME, Vol. 123, No. 01, pp. 44-48, 1937.
- [3]. Bourdet D., Ayoub J. and Pirard Y., "Use of pressure derivative in well test interpretation," SPE Formation Evaluation, Vol. 4, No. 02, pp. 293-302, 1989.
- [4]. Allain O. F. and Horne R. N., "Use of artificial intelligence in well-test interpretation," Journal of Petroleum Technology, Vol. 42, No. 03, pp. 342-349, 1990.
- [5]. Jeirani Z. and Mohebbi A., "Estimating the initial pressure, permeability and skin factor of oil reservoirs using artificial neural networks," Journal of petroleum science and engineering, Vol. 50, No. 1, pp. 11-20, 2006.

