

## پیاده‌سازی الگوریتم نوین "جایگزین بهینه‌سازی شده شبیه‌ساز" در علوم زمین مطالعه موردی: "تطابق تاریخچه" در یکی از مخازن نفتی جنوب ایران

مجتبی کریمی<sup>۱</sup>-علی مرتضوی<sup>۲\*</sup>-محمد احمدی<sup>۳</sup>

- ۱- دانشجوی دکتری؛ دانشکده مهندسی نفت، دانشگاه صنعتی امیرکبیر  
۲- دانشیار؛ دانشکده مهندسی معدن و متالورژی، دانشگاه صنعتی امیرکبیر  
۳- استادیار؛ دانشکده مهندسی نفت، دانشگاه صنعتی امیرکبیر

دریافت دست‌نوشته: ۱۳۹۵/۱۲/۲۳؛ پذیرش دست‌نوشته: ۱۳۹۶/۰۴/۱۷

شناسه دیجیتال (DOI): 10.22107/JPG.2017.49770

واژگان کلیدی	چکیده
تطابق تاریخچه <i>CCF</i> مدل پروکسی ماشین بردار پشتیبان الگوریتم ژنتیک	اخیراً "مدل‌های جایگزین" و معادلات ریاضی به‌جای مدل مخزن واقعی در برخی از حوزه‌های علوم زمین مورد استفاده قرار گرفته است. در این مطالعه، سعی شده است با بهره‌گیری از دانش "مدل جایگزین بهینه‌سازی شده"، یکی از مهم‌ترین مراحل شناخت دقیق پارامترهای اصلی مخازن در "تطابق تاریخچه" با هدف زمان اجرای کمتر و شتاب بخشی به شبیه‌سازی انجام گیرد. در این مقاله جدیدترین رویکرد مدل جایگزین برای تطابق تاریخچه خودکار در یک میدان بزرگ در جنوب ایران با ۱۴ چاه با متغیرهای پاسخ‌های (تولید نفت، فشار ته چاه و فشار میانگین) استفاده شده است. روشی که به عنوان مدل پروکسی استفاده شده است، ماشین بردار پشتیبان حداقل مربعات است و برای نمونه‌گیری اولیه روش <i>CCF</i> بکار گرفته شد. سپس برای پروکسی ساخته شده با استفاده از دو روش نوین بهینه‌سازی، الگوریتم ژنتیک و بهینه‌سازی ازدحام ذرات، بهینه‌سازی انجام شد. روش کار استفاده شده در این مقاله کدنویسی و برنامه‌نویسی در متلب و لینک آن با یکی از مهم‌ترین نرم‌افزارهای شبیه‌ساز مخزن (اکلیپس) برای بررسی و نهایی‌سازی پارامترها بود. در نتیجه، ساخت مدل پروکسی با استفاده از ۱۰۸۶ نمونه برای مجموعه داده‌های آموزشی و آزمایشی موفق عمل کرد. همچنین الگوریتم <i>GA</i> نتایج بهتری نسبت به <i>PSO</i> برای یافتن بهترین راه حل ارائه کرد.

### ۱. پیش‌گفتار

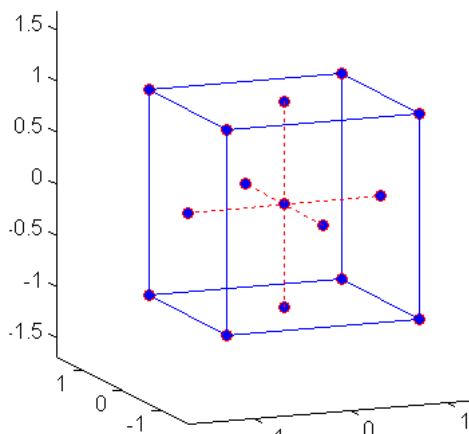
روش دقیق و مناسب برای بهینه‌سازی. برای تعیین بیشتر پارامترهای تطابق تاریخچه مناسب لازم است تحلیل حساسیت پارامترها انجام گیرد؛ هرچند، عموماً انتخاب متغیرها بر اساس تجربه عملیاتی، دانش و تخصص مرتبط با تحلیل داده‌های مخزن مورد مطالعه انجام می‌شود. از سال ۱۹۹۰، جنبه‌های الگوریتم‌های تطابق تاریخچه مورد مطالعه قرار گرفته است. اغلب این کارها بر روش مدل‌های پروکسی و بهینه‌سازی تمرکز داشت. همچنین در روش‌های چندگانه برای تطابق تاریخچه کمکی و خودکار از مدل‌سازی پروکسی (جایگزین) و هوش مصنوعی استفاده

در مقایسه با تطابق تاریخچه دستی در دهه‌های اخیر، روش‌هایی برای دستیابی به فرآیند تطابق به صورت خودکار معرفی شده‌اند. تطابق تاریخچه کمکی متشکل از تکنیک‌های بهینه‌سازی است که به طور خودکار پارامترهای نامطمئن مخزن را تنظیم می‌کند تا معیارهای اطمینان به دست آید. هدف این است که تطابق تاریخچه زمان کمتری مصرف کند و قابل اعتماد باشد. اجزاء اصلی تطابق تاریخچه خودکار عبارت‌اند از: شناسایی پارامترهای مخزن برای منطبق شدن با تاریخچه، تعریف یک تابع هدف مناسب و نهایتاً انتخاب یک

آزمایش است. در تطابق تاریخچه کمکی، بهره‌گیری از طراحی آزمایش و ساخت مدل پروکسی، می‌تواند جایگزین مناسبی برای شبیه‌سازی مخزن منظور شود. چندین روش برای طراحی آزمایش وجود دارد که انتخاب هر یک بستگی به اهداف مطالعه و همچنین منابع موجود دارد. یکی از مهم‌ترین این روش‌ها، روش طرح مرکب مرکزی است (Arief, 2013; Arwini & Stephen, 2011; Bhark & K, 2014).

### ۱.۲ مکعب متمرکز بر وجه ( $CCF^1$ )

سه نوع ساختار در طرح مرکب مرکزی ( $CCD$ ) وجود دارد که شامل: محدود ( $CCC^2$ )، محاط ( $CCI^3$ ) و وجه محور ( $CCF$ ) است. همان‌طور که در شکل ۱ نشان داده شده، تنها  $CCF$  متناسب با هدف این مطالعه است، چراکه  $CCD$  نیاز به فضای بزرگ‌تری از مرزهای مشخص شده دارد؛ درحالی‌که  $CCI$  به بررسی فضای کمتری از مرزهای مشخص شده می‌پردازد.



شکل ۱. حالت اصلی طرح مرکب مرکزی (Arief, 2013)

### ۳. مدل‌سازی پروکسی

در کارهای گذشته، به اهمیت مدل پروکسی به عنوان جایگزینی برای شبیه‌سازی‌های مخزن و بررسی جوانب مثبت و منفی آن پرداخته شده است (Denney, 2010). برخی از محققان، پروکسی‌هایی به عنوان ابزار مدیریت مخزن نوآورانه

شده است (Arwini & Stephen, 2011; He et al., 2015; Mohaghegh et al., 2006; Shahkarami, 2012; Shahkarami et al., 2015; Silva et al., 2008; Wang & Buckley, 2006; Wang et al., 2005; Zangl et al., 2006).

برخی از مطالعات روی مدل پروکسی و الگوریتم‌های بهینه‌سازی با هدف افزایش سرعت عملیات تطابق تاریخچه انجام شده است که استفاده از شبکه‌های عصبی (Al-Thuwaini et al., 2006; Arwini & Stephen, 2011; Askari Firoozjaee & Khamehchi, 2014; He et al., 2015; Ramgulam, 2006; Silva et al., 2008) و طراحی تجربی و روش سطح پاسخ (Arief, 2013; Bhark & K, 2014; Dehghan Monfared et al., 2012) جمله این روش‌ها هستند.

سیلوا (۲۰۰۸) الگوریتم جدیدی بر روی پروکسی مبتنی بر ادغام بهینه‌سازهای عمومی با شبکه عصبی برای مسائل تطابق تاریخچه بکار گرفت (Silva et al., 2008). علی‌رغم انجام مطالعات و تحقیقات در این زمینه، به‌کارگیری همزمان روش‌های هوشمند، انتخاب و غربالگری پارامترهای مخزنی، تعریف و ساخت مدل پروکسی و بهینه‌سازی آن در یک میدان بزرگ واقعی مورد اجرا و واکاوی دقیق قرار نگرفته است. بنابراین در این مطالعه ضمن ارائه الگوریتم تطابق تاریخچه خودکار، روش کار در مورد یک مخزن نفتی بزرگ واقع در جنوب ایران بحث می‌شود.

### ۲. آنالیز حساسیت و غربالگری پارامترهای نامشخص اولیه

مدل‌های مخزن عموماً از پارامترهای زیرسطحی با عدم قطعیت بالا ساخته می‌شوند؛ لذا انجام عملیات تطابق تاریخچه برای لحاظ کردن تمام پارامترهای نامشخص امکان‌پذیر نبوده و لازم است صرفاً حساس‌ترین و مهم‌ترین پارامترهای نامشخص را در برگیرند. بنابراین به منظور انتخاب حساس‌ترین پارامترها، یک فرآیند غربالگری مورد نیاز است. یکی از روش‌های نوین برای این هدف، استفاده از طراحی

<sup>1</sup> Cubic Centered Face

<sup>2</sup> central composite design

<sup>3</sup>central composite circumscribed

<sup>4</sup> central composite inscribed

$$\min j(w, b, e) = \frac{1}{2}w^T w + \frac{1}{2}\gamma \sum_{i=1}^N e_i \quad (2)$$

که در آن  $\gamma$  پارامتر ساماندهی و  $e_i$  خطای مدل است. سایکنس و همکاران (۲۰۰۲)، معادله ۲ را محاسبه کردند که در حوزه‌های علمی مربوطه بحث شده است (Suykens et al., 2002). در نهایت، فرمول *LSSVM* (از معادله ۱)، بعد از اعمال تئوری مرسر به صورت زیر بیان می‌شود:

$$y(x) = \sum_{i=1}^N a K(x, x_i) + b \quad (3)$$

$k(x, x_i)$  تابع کرنل (هسته) نامیده می‌شود و انواع مختلفی دارد؛ برای مثال: خطی، چندجمله‌ای، تابع شعاعی و چندلايه‌ای. جدول ۱، رایج‌ترین توابع هسته کلی و عبارت ریاضی آن‌ها را نشان می‌دهد.

جدول ۱. دو تابع هسته مشترک رایج و عبارت ریاضی مربوطه

روش هسته	بیان ریاضی
خطی	$k(x_i, x_j) = x_i^T x_j + c$
تابع شعاعی پایه (RBF)	$k(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\ x_i - x_j\ ^2}{\sigma^2}\right)$

با جایگزینی  $RBF^5$  به عنوان تابع هسته در معادله ۳ داریم:

$$y(x) = \sum_{i=1}^N a_i \exp\left(-\frac{\|x-x_i\|^2}{\sigma^2}\right) + b \quad (4)$$

که در آن  $x$  و  $x_i$  بردارهای اندازه (تعداد پارامترها) و  $\|x - x_i\|^2 = \sum_{k=1}^p (x_k - x_{k,i})^2$  هستند. پارامترهای عرض هسته  $\sigma^2$  و پارامتر ساماندهی  $\gamma$  بر روی عملکرد *LSSVM* تأثیر بسزایی دارد.  $\gamma$  توازن بین حداقل خطای کار و پیچیدگی مدل حداقل‌سازی شده را تعریف می‌کند. همچنین  $\sigma^2$  به طور ضمنی، نگاهت غیرخطی از فضای ورودی به فضای ویژگی ابعاد بالا را تعریف می‌کند و در نتیجه مقدار کم  $\sigma^2$  می‌تواند در نهایت منجر به فوق انطباق شود (Espinoza et al., 2003). روش محاسبه اولیه این دو پارامتر در طی فرایند ساخت پروکسی انجام

ارائه کردند. تاکنون مدل‌های پروکسی در مدل‌سازی مکانیسم‌های ازدیاد برداشت، همچون *SAGD* یا روش حرارتی مورد استفاده قرار گرفته‌اند (Azad & Chalaturnyk, 2013; Fedutenko et al., 2013; Fedutenko et al., 2014; Ghasemi & Whitson, 2011). همچنین محقق و همکاران مدل‌های پروکسی را برای بخشی از مطالعات مخزن همچون مدیریت تولید، پیش‌بینی و تحلیل اقتصادی میزان تولید هیدروکربن، مشخصات مخزن و پروژه‌های ذخیره‌سازی  $CO_2$  استفاده کرده‌اند (Arwini & Stephen, 2011; He et al., 2015; Shahkarami et al., 2015; Van Doren et al., 2012).

از این رو، در این مطالعه برای شتاب دادن به دوره تطابق تاریخچه، مدل پروکسی معرفی می‌شود؛ چراکه اولاً مدل ایجاد شده می‌تواند برای پیدا کردن حساسیت هر یک از پارامترهای خروجی استفاده شود و معمولاً در فرآیند غربالگری اولیه پارامترها انجام می‌پذیرد و دیگر آنکه، این روش می‌تواند برای جایگزینی شبیه‌ساز برای پیش‌بینی دقیق پارامترهای اولیه متناسب با پاسخ‌های مدل استفاده شود.

### ۱.۳ ماشین بردار پشتیبان حداقل مربعات

این روش توانایی بالایی در حل مسائل غیرخطی (با بردن به فضای چندبعدی) و حل آن‌ها از طریق توابع هسته را داراست. همچنین به دلیل عملکرد بالای ماشین بردار پشتیبان در تخمین تابع، استفاده از این الگوریتم پیشرفت مهمی را در زمینه مدل‌سازی مخزن نفت و گاز رقم خواهد زد (Suykens et al., 2002; Ahmadi & Bahadori, 2015). رابطه ساده ۱ بیان شده است:

$$y(x) = w^T \varphi(x) + b \quad (1)$$

که در آن تابع غیرخطی  $\varphi(x)$ ، داده‌های ورودی را به فضای چندبعدی می‌برد که پیچیدگی‌ها را کاهش داده و سرعت حل مسئله را افزایش می‌دهد.  $b$  مقدار بایاس و  $w$  بردار وزنی است که بُعدی مشابه با بُعد فضای تعریف شده دارد. این پارامترها با رگرسیون خطی تعیین و به صورت زیر بیان می‌شوند:

<sup>5</sup> Radial Basis Function

<sup>6</sup> Kernel width parameters

<sup>7</sup> Regularization parameter

می‌شود؛ بدین صورت که با استفاده از داده‌های آموزش، دو پارامتر ساماندهی و عرض هسته، مقداردهی اولیه شده و با استفاده از روش واریسی، اعتبار<sup>۸</sup> مقادیر بهینه این دو متغیر به دست می‌آیند. در این مقاله، از واریسی اعتبار<sup>۱۰</sup> چین استفاده شد. سپس پروکسی مورد نظر توسط داده‌های آموزش شبکه، آموزش داده می‌شود و بهینه‌سازی دو متغیر ساماندهی و عرض هسته از طریق فرایند آموزش پروکسی انجام می‌شود. فرایند آموزش و آزمایش مدل پروکسی تا رسیدن به شرایط توقف ادامه می‌یابد. در این شرایط مقادیر دو پارامتر ساماندهی ( $V$ ) و عرض هسته ( $\sigma^2$ ) با حداقل خطا به دست می‌آید.

پس از ساخت مدل پروکسی و اعتبارسنجی مدل، جهت رسیدن به هدف اصلی که تطابق تاریخچه داده‌های پاسخ با حداقل خطاست، لازم است فرایند ساخته شده را بهینه کرد. از جمله بهترین روش‌ها برای این منظور به کارگیری الگوریتم‌های بهینه‌سازی همچون الگوریتم ژنتیک<sup>۹</sup>، بهینه‌سازی ازدحام ذرات<sup>۱۱</sup> و آنیلینگ شبیه‌سازی شده<sup>۱۱</sup> است (Panja et al., 2016). این الگوریتم‌های بهینه‌سازی خصوصاً  $GA$  و  $PSO$  در علوم و رشته‌های کاربردی مختلفی استفاده می‌شوند. مثلاً الگوریتم ژنتیک در تولید پارامترهای طراحی هواپیما، تولید ربات مسیریاب، سیستم‌های دینامیکی غیرخطی و مدل‌های امنیت بین‌المللی، پردازش اطلاعات خورشیدی، بهینه‌سازی طراحی مهندسی و شبکه عصبی مورد توجه قرار گرفته و روش ازدحام ذرات در مسائل فضای پیوسته تک منظوره، شبکه عصبی مصنوعی و مسئله بهینه‌سازی ترکیبی چند منظوره مورد بهره‌برداری واقع شده است. در این مطالعه، این دو الگوریتم مهم برای بهینه‌سازی مدل پروکسی استفاده شده‌اند.

#### ۱.۴ الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات

این روش که از جمله روش‌های بهینه‌سازی تصادفی است، بر اساس مدل رفتاری گروهی از پرندگان و ماهیان ساخته شده است. کارهای انجام شده توسط محققان توضیح می‌دهد که این روش بر خلاف سایر روش‌های بهینه‌سازی با سرعت قبل قبولی عمل می‌کند. دلیل دیگر برای استفاده از  $PSO$  آن است که نیاز به تعداد کمتری پارامتر برای تنظیم دارد. همچنین فرمول آن ساده است و راحت اجرا می‌شود. فرمول این روش به صورت روابط ۵ و ۶ بیان می‌شود:

$$V_{i+1} = WV_i + c_1 r_1 (pbest_i - x_i) + c_2 r_2 (gbest_i - x_i) \quad (5)$$

$$x_{i+1} = x_i + \Delta t V_{i+1} \quad (6)$$

که در آن:

- $V$  سرعت ذرات
- $r_1, r_2$  دو عدد تصادفی ایجاد شده در بازه  $[0, 1]$  هستند.
- $c_1$  (اعتماد به خود)،  $c_2$  (اعتماد ازدحام) به ترتیب شدت‌های جذب به  $pbest$  و  $gbest$  هستند.
- $\Delta t$  پارامتر زمان است که گام پیشرفت ذرات است.
- $W$  عامل اینرسی است که اثر سرعت را مدیریت می‌کند. در این کار مقدار ۱ برای  $w$  استفاده شده است.

مجموعه‌ای از راه‌حل‌های دلخواه تولید شده، به نام "ذرات"، در فضای بزرگ مسئله پرواز می‌کنند. با توجه به معادلات جایگزین، موقعیت هر ذره با توجه به تجربه خودش ( $pbest$ ) و همسایگانش ( $gbest$ ) تغییر می‌کند.

#### ۴. بهینه‌سازی

همان‌طور که پیش‌تر مطرح شد، بهینه‌سازی نقش مهمی در حل مسئله تطابق تاریخچه دارد، چرا که می‌تواند به یافتن راه‌حلی برای یک تطابق تاریخچه قابل قبول کمک کند (Arief, 2013; Mohamed Al-akhdar et al., 2012; )

<sup>8</sup> Cross Validation

<sup>9</sup> Genetic Algorithm (GA)

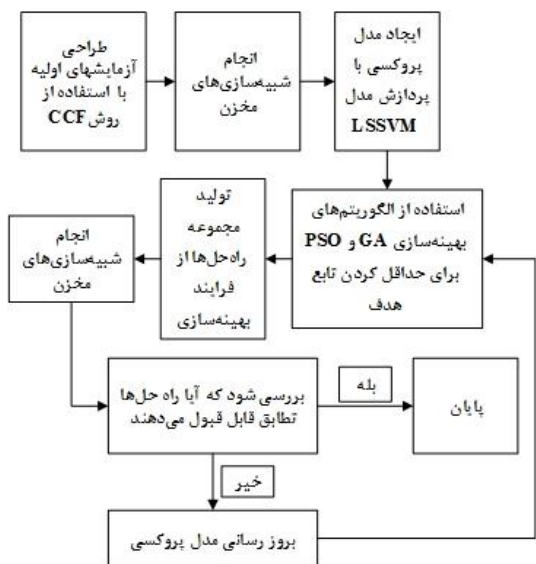
<sup>10</sup> Particle Swarm Optimization (PSO)

<sup>11</sup> Simulated Annealing

است ولی سعی در استفاده شرایط همسان برای هر دو روش بود.

### ۱.۵ تابع هدف

جهت یافتن راه حل خوب تطابق، نیاز به تعریف یک تابع هدف است. به عبارتی، برای دستیابی به هدف مطالعه (که تطابق داده‌های مربوط به تولید نفت، فشار ته چاهی و فشار میلگین با داده‌های واقعی است) بعد از اجرای مدل شبیه‌ساز، نرخ تولید نفت و دو پارامتر فشاری به عنوان خروجی‌های مدل شبیه‌ساز برای ساخت تابع هدف استفاده می‌شوند. معمولاً توابع هدف را بسته به شرایط مدل‌سازی به صورت‌های مختلفی می‌توان تعریف کرد.



شکل ۲. الگوریتم انجام "تطابق تاریخچه خودکار" با مدل جایگزین بهینه‌سازی شده شبیه‌ساز

برای تعریف تابع هدف در این مطالعه که بر مبنای تابع خطا تعریف شده است، سه بخش مهم در نظر گرفته شده است. مرحله اول؛ لحاظ کردن میزان خطای حاصل از تغییر پارامترها بر متغیرهای پاسخ در بازه‌های زمانی مختلف در هر یک از چاه‌هاست که در واقع نرمال شده اختلاف مقادیر داده پاسخ محاسبه شده از مدل پروکسی با داده پاسخ مشاهداتی

### ۲.۴ الگوریتم ژنتیک

الگوریتم ژنتیک یک روش جستجوی قدرتمند دامنه مستقل است که از نظریه داروین الهام گرفته است. الگوریتم ژنتیک الگوریتمی مبتنی بر جمعیت است، به این معنی که در هر تکرار بیش از یک راه حل تولید می‌شود. مفهوم اصلی این الگوریتم انتخاب طبیعی است که افراد قوی تر زنده می‌مانند و ویژگی‌های قوی خود را برای فرزندانشان به ارث می‌گذارند. دو عملگر ژنتیکی اصلی در این الگوریتم وجود دارد؛ ادغام و جهش. ادغام عملگر ژنتیکی است که مکانیزمی برای فرزندانی که ویژگی‌های پدر و مادر را به ارث می‌برند فراهم می‌کند. جهش یک اپراتور بر اساس احتمالاتی است که برای برخی از افراد در جامعه اتفاق می‌افتد. با داشتن جهش، ویژگی‌های جدید به جمعیتی که از پدر و مادر خود ارث نمی‌برند، معرفی شده است.

### ۵. متدولوژی و روش کار

همان‌طور که در مقدمه و مدل جایگزین بحث شد، روش‌های مختلفی برای تطابق تاریخچه وجود دارد که در این کار تمرکز اصلی بر روی سه مرحله اصلی است؛ طراحی آزمایش و پارامترهای غربالگری، ساخت مدل جایگزین (پروکسی) و بهینه‌سازی. الگوریتمی که برای تطابق تاریخچه خودکار اعمال و در اینجا استفاده شده، در شکل ۲ نشان داده شده است. در این مطالعه، همه این مراحل اصلی برای تطابق تاریخچه خودکار تحلیل شده و سپس در مدل واقعی آزمایش شد. بر اساس تجارب تحلیل‌های گذشته روی میدان مورد مطالعه و سطح دقت داده‌ها، ۴۴ پارامتر برای ایجاد نمونه‌ها با استفاده از CCF استفاده شد.

همان‌طور که در بخش ۳ بیان شد، برای کاهش زمان و سرعت بخشیدن به اجرای شبیه‌سازی، مدل پروکسی ماشین بردار پشتیبان حداقل مربعات جایگزین مدل اصلی شد. ساخت پروکسی بارها تکرار شد تا یک مدل قابل قبول به دست آمد. معیار بررسی اعتبار مدل ساخته شده لاند، سیگما، خطا<sup>۲</sup> و  $R^2$  در نظر گرفته شد. در ادامه کار، روش‌های بهینه‌سازی  $GA$  و  $PSO$  برای مدل اعمال شدند تا بهترین راه حل را بیابند. هر چند مفاهیم این الگوریتم‌ها اساساً متفاوت

(واقعی) است و به صورت رابطه ۷ نشان داده شده است  
 $A_{Resp}$ . مرحله دوم؛ در نظر گرفتن خطای حاصل در هر چاه  
 (با در نظر گرفتن وزن هر یک از متغیرهای پاسخ که وزن‌های  
 متغیرهای پاسخ برای تولید نفت، فشار ته چاه و فشار ۹ نقطه،  
 به ترتیب برابر ۶،۱،۱ در نظر گرفته شد) که به صورت رابطه ۸  
 نشان داده شده است ( $B_{well-i}$ ) و در نهایت لحاظ کردن کل  
 خطای میدان (همه چاه‌ها) با در نظر گرفتن وزن هر چاه (که  
 در اینجا وزن هر چاه برابر یک در نظر گرفته شده است) که  
 به صورت رابطه ۹ نشان داده شده است ( $C_{Total}$ ). نهایتاً تابع  
 هدف به طور خلاصه به صورت رابطه شماره ۱۰ آورده شده  
 است.

$$A_{Resp:Error\ responses} = \sum_{timestep=1}^P \left( \frac{Y_{Hist} - Y_{Calc}}{SD * Y_{Hist}} \right)^2$$

$$Response = q, P_{bh}, P_{9-point} \quad (7)$$

$$B_{well-i:Error\ well-i} = \sum_R W_{Responses} A_{Resp} \quad (8)$$

$$C_{Total:Error\ total} = \sum_{well-i}^M W_{well-i} B_{well-i} \quad (9)$$

$$Y_{Obj} = \sum_{well-i}^M W_{well-i} \sum_R W_{Responses} \sum_{timestep=1}^P \left( \frac{Y_{Hist} - Y_{Calc}}{SD * Y_{Hist}} \right) \quad (10)$$

به بیان دیگر؛ در تابع هدف این مطالعه (رابطه ۱۰)، پارامترهای اصلی از جمله متغیرهای پاسخ، تعداد چاه‌ها، بازه‌های زمانی و اختلاف داده پاسخ محاسبه شده از مدل پروکسی و حالت واقعی به همراه انحراف از معیار تعریف شده است. به عبارتی مقدار تابع هدف درصد متوسط خطای همه متغیرهای تطابق و گام‌های زمانی را نشان می‌دهد. همچنین استفاده از این تابع هدف شامل داده‌های مشاهده صفر نیست. پارامترهای تابع هدف شامل موارد زیر است:

$Y_{Obj}$ : تابع هدف تعریف شده برای بازه‌های زمانی

$P$ : تعداد گام‌های زمانی

$N$ : تعداد متغیرهای پاسخ

$M$ : تعداد چاه‌ها

$R$ : متغیرهای پاسخ (تولید نفت، فشار ته چاهی و فشار ۹ نقطه)

$W_{Responses}$  و  $W_{well-i}$ : فاکتورهای وزنی برای چاه‌ها و ریسپانس‌ها (که عبارت‌اند از تولید نفت، فشار ته چاه و فشار ۹ نقطه)

$Y_{Calc}$ : داده پاسخ محاسبه شده از مدل پروکسی  
 $Y_{His}$ : داده پاسخ مشاهده‌ای (واقعی)  
 $SD$ : انحراف از معیار  
 در این تابع هدف، میزان اثر هر چاه شبیه به هم برابر و در نتیجه با وزن یکسان در نظر گرفته شد. ساخت مدل پروکسی و همچنین فرایند بهینه‌سازی بر اساس این تابع هدف انجام گرفت. وزن‌های متغیرهای پاسخ برای تولید نفت، فشار ته چاه و فشار ۹ نقطه، به ترتیب برابر ۶،۱،۱ در نظر گرفته شد. در مدل مورد بررسی، تولید گازی گزارش نشده و همچنین میزان تولید آب بسیار کم و ناچیز بود. لذا برای متغیرهای پاسخ، پارامترهای تولید آب و گاز در نظر گرفته نشد.

## ۶. شرح مدل

### ۱.۶ اطلاعات میدان

میدان مورد مطالعه، دارای ابعاد تقریبی ۲۳\*۶/۵ کیلومتر و متشکل از یک مخزن کربناته است که در ۲۵ کیلومتری جنوب غربی ایران واقع شده است. مدل مخزن بزرگ مقیاس شده از مدل زمین‌شناسی سه‌بعدی دارای مشخصات زیر است:

#### اندازه شبکه فضایی:

۱۰۰\*۱۰۰ متر؛ مربع شکل

#### اندازه عمودی شبکه:

مخزن مورد مطالعه به ۳ لایه تقسیم شده و تنها یکی از این لایه‌ها، مخزن اصلی نفت است. این لایه زمین‌شناسی به زیرلایه‌های بیشتری در مدل مقیاس بالای مخزن تقسیم‌بندی شده است. به‌طور کلی، ۳۰ لایه مخزن در مدل شبیه‌سازی تعریف شد. ضخامت‌های لایه‌ها بسته به مشخصات مخزن از ۲/۵۴ تا ۵/۰۲ با مقدار میانگین ۳/۵۸ متر هستند.

#### تعداد شبکه مدل:

مدل به ۸۸ سلول در جهت  $X$ ، ۲۷۵ سلول در جهت  $Y$  و ۳۰ سلول در جهت  $Z$  شبکه‌بندی شده و در نتیجه تعداد کل سلول‌ها  $۷۲۶۰۰۰ = ۲۷۵ * ۳۰ * ۸۸$  است. دید ۳ بعدی خواص شبکه یعنی تخلخل، نفوذپذیری و موقعیت چاه‌ها به ترتیب در شکل ۳ تا ۵ نمایش داده شده‌اند.

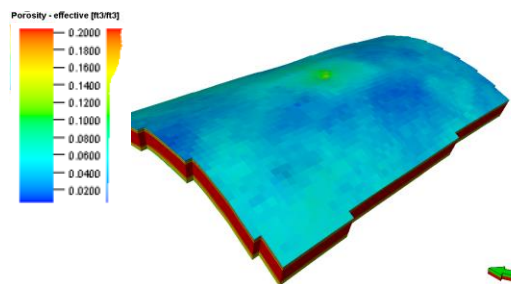
در این میدان به صورت عمودی، افقی و انحرافی وجود دارند. رنگ سبز در چاه‌ها نشانه فواصل مشبک کاری<sup>۱۳</sup> و رنگ قرمز رنگ نشانه وجود بیش از یک شاخص بهره‌وری<sup>۱۴</sup> در فواصل زمانی تولید با توجه به اتفاقاتی مانند مسائل تولید یا حتی انگیزش چاه و اسیدکاری در برخی از چاه‌هاست.

## ۲.۶ پارامترها

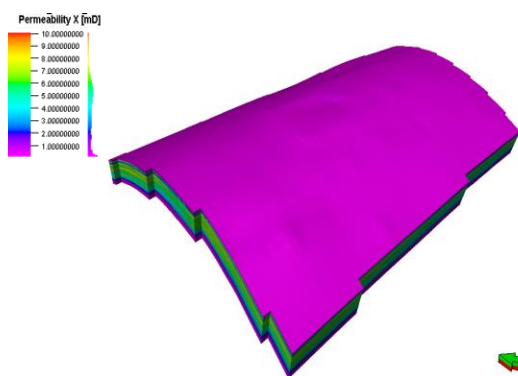
با توجه به همه اطلاعات مخزن مورد مطالعه و دانش تجربی، ۴۴ پارامتر اصلی برای ساخت پروکسی متشکل از خصوصیات سنگ مخزن، آبخوان<sup>۱۵</sup> و ویژگی‌های اصلی هر چاه در نظر گرفته شد. خصوصیات اصلی سنگ مخزن برای این مطالعه، فشردگی<sup>۱۶</sup>، نسبت نفوذپذیری عمودی و افقی ( $\frac{k_y}{k_x}$ ) و برای خصوصیات آبخوان، نفوذپذیری آبخوان، تخلخل، تراکم‌پذیری کل و ضخامت آبخوان لحاظ گردید. برای مشخص‌سازی پارامترهای هر چاه، به ازای هر چاه، یک منطقه<sup>۱۷</sup> و طبیعتاً ۱۴ منطقه بر اساس فواصل هر چاه تعریف شد. مهم‌ترین ویژگی‌های هر چاه، تعریف ضریب نفوذپذیری<sup>۱۸</sup> و همچنین ضریب شاخص بهره‌دهی<sup>۱۹</sup>، برای هر چاه است. در نتیجه ۱۴ ضریب نفوذپذیری و ۲۴ ضریب شاخص بهره‌دهی (به دلیل آنکه برای برخی چاه‌ها بیش از یک مقدار وجود داشت) تعریف شد. به دلیل نداشتن کاهش ارتفاع آب و  $GOR$  متغیر، پارامترهای مربوط به این پاسخ‌ها همچون نفوذپذیری نسبی (از آب یا گاز) نادیده گرفته شده است. سایر پارامترها دارای سطح مناسبی از دقت هستند. عموماً تعداد پارامترها و نمونه‌ها بستگی به منابع سخت‌افزاری و زمان دارد.

## ۷. نتایج

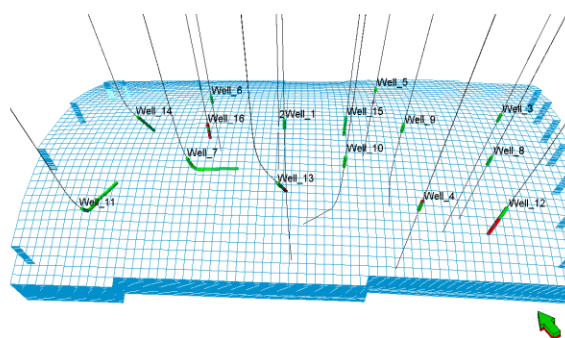
برای تطابق تاریخچه خودکار، تولید نمونه و غربالگری، ساخت و تأیید مدل پروکسی و بهینه‌سازی نهایی انجام شد. برای انتخاب داده و تولید نمونه‌های اولیه از روش  $CCF$  استفاده



شکل ۳. شمای ۳ بعدی تخلخل مخزن



شکل ۴. شمای ۳ بعدی نفوذپذیری مخزن



شکل ۵. نمایش ۳ بعدی مدل مخزن و موقعیت چاه‌ها

همان‌طور که در شکل ۵ نشان داده شده است، ۱۴ چاه فعال

<sup>13</sup> Perforations

<sup>14</sup> Productivity Index (PI)

<sup>15</sup> Aquifer

<sup>16</sup> Compressibility

<sup>17</sup> Region

<sup>18</sup> Permeability Multiplier

<sup>19</sup> PI Multiplier

## پیاده‌سازی الگوریتم نوین "جایگزین بهینه‌سازی شده شبیه‌ساز" در علوم زمین

اساس اطلاعات میدان‌های مطالعه شده مجاور و همچنین بر طبق مفاهیم مهندسی مخزن انتخاب شدند. در نظر گرفتن تمامی این پارامترها در برخی اوقات منجر به عدم همگرایی در اجراها و بالتبع افزایش زمان شبیه‌سازی می‌شود، به همین دلیل معمولاً این‌گونه پارامترهای مشکل‌ساز را نادیده می‌انگارند؛ ولی از آنجاکه ممکن بود حذف برخی نمونه‌ها تأثیرات نامناسبی بر پروکسی تولید شده بگذارد، در این مطالعه تمامی عملیات اجرا با این پارامترها صورت گرفت و تعداد این اجراها<sup>۲۰</sup> به ۱۰۸۶ رسید.

### ۲.۷ مدل‌سازی پروکسی

#### الف) ساخت پروکسی

مجموعه‌های آموزش<sup>۲۱</sup>، اعتبارسنجی<sup>۲۲</sup> و آزمایش<sup>۲۳</sup> سه گام اصلی برای ساخت پروکسی و برای نیل به این سه گام به ترتیب ۷۰٪، ۱۵٪ و ۱۵٪ از مجموعه داده خروجی (۱۰۸۶ نمونه) برای هر کدام در نظر گرفته شد. برای ساخت پروکسی، تابع پایه شعاعی که یک تابع غیر خطی و یک هسته پشتیبانی متراکم‌تر است، استفاده شده است. این نوع تابع می‌تواند پیچیدگی محاسباتی روش آموزش را کاهش داده و عملکرد خوبی را ارائه دهد؛ بنابراین بر اساس ۱۰۸۶ نمونه و تابع هدف تعریف شده، یک مدل پروکسی قابل قبول ایجاد شد. شکل ۶ مقایسه بین داده‌های حقیقی و پیش‌بینی شده از مدل پروکسی را برای مجموعه آموزشی نشان می‌دهد. معیارهایی برای بررسی اعتبار مدل ساخته شده وجود دارد که در ادامه این معیارها بررسی خواهند شد.

شد. برای ساخت پروکسی از روش ماشین بردار پشتیبان حداقل مربعات و برای بهینه‌سازی از دو الگوریتم *GA* و *PSO* استفاده شد. نتایج هر بخش به‌قرار زیر است:

#### جدول ۲.۴ پارامتر که برای ساخت مدل پروکسی مورد استفاده قرار گرفت.

نام پارامتر	حداقل	حداکثر	نام پارامتر	حداقل	حداکثر
Compressibility	1	7	PIMULT3	1	16
PerRatio	0.5	0.9	PIMULT4	1	16
AquPer	1	200	PIMULT5	1	16
AquPor	0.1	0.2	PIMULT6	1	16
AquComp	2	8	PIMULT7	1	16
AquThic	300	400	PIMULT8	1	16
PerMult1	0.55	3.5	PIMULT9	1	16
PerMult2	0.55	3.5	PIMULT10	1	16
PerMult3	0.55	3.5	PIMULT11	1	16
PerMult4	0.55	3.5	PIMULT12	1	16
PerMult5	0.55	3.5	PIMULT13	1	16
PerMult6	0.55	3.5	PIMULT14	1	16
PerMult7	0.55	3.5	PIMULT15	1	16
PerMult8	0.55	3.5	PIMULT16	1	16
PerMult9	0.55	3.5	PIMULT17	1	16
PerMult10	0.55	3.5	PIMULT18	1	16
PerMult11	0.55	3.5	PIMULT19	1	16
PerMult12	0.55	3.5	PIMULT20	1	16
PerMult13	0.55	3.5	PIMULT21	1	16
PerMult14	0.55	3.5	PIMULT22	1	16
PIMULT1	1	16	PIMULT23	1	16
PIMULT2	1	16	PIMULT24	1	16

#### ۱.۷ تولید نمونه

۱۰۸۶ اجرا با استفاده از طراحی *CCF* که از پارامترهای تعریف شده در جدول ۲ استفاده می‌کند تولید شد. در این جدول، ۴۴ پارامتر نشان داده شده که برای ساخت پروکسی با مقادیر حداقل و حداکثرشان استفاده می‌شود. این مقادیر بر

<sup>20</sup> Runs

<sup>21</sup> Training

<sup>22</sup> Validation

<sup>23</sup> Testing

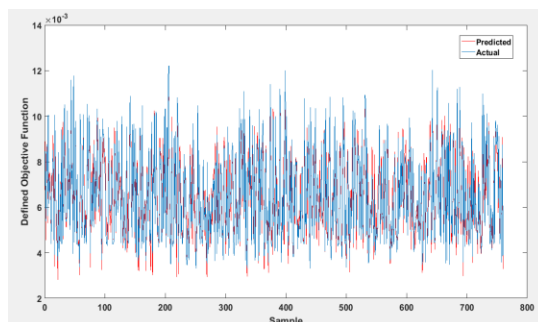


شده، خطاهای مربع میانگین و خطای مطلق میانگین ارزیابی شد. اگر یک مدل خوب ساخته شده باشد، این خطاها برای مجموعه‌های آموزش و آزمایش باید مقادیر حداقل و بسیار شبیه به هم باشند. نکته دیگر آنکه اگر  $MSE$  برای مجموعه آزمایش بسیار بیشتر از مجموعه آموزش باشد، مدل داده را بیش از حد منطبق کرده است.

### ۳.۷ بهینه‌سازی

پس از ساخت مدل پروکسی و اعتبارسنجی، مرحله آخر یعنی بهینه‌سازی انجام شد. الگوریتم‌های بهینه‌سازی بکار گرفته شده در این مقاله از جمله الگوریتم‌های آماری هستند که دارای متغیرهای قابل تنظیم بوده و برای میزان کردن فرایند بهینه‌سازی استفاده می‌شوند. به‌طور مثال متغیرهای اصلی تنظیم رفتار الگوریتم ازدحام ذرات شامل جاذبه ذره به سمت ذرات همسایه و تجربه شخصی خود ذره و اندازه ذرات است. برای الگوریتم ژنتیک نیز پارامترهای ادغام و جهش دو پارامتر اصلی تعیین کننده تلقی می‌شوند. تنظیم این متغیرها، چگونگی بهینه‌سازی فضای جستجو را تعیین می‌کند و در نتیجه عملکرد بهتر الگوریتم نیازمند مقدار مناسب متغیرهای تنظیم است.

روش معمول برای یافتن پارامترهای تنظیم الگوریتم‌های آماری، روش آزمایش و خطا و در برخی موارد (نظیر مسئله‌ها و مطالعات مشابه) تجربه قبلی است. در این مقاله نیز مبنای تعیین پارامترها، روش آزمایش و خطا بوده است. روال کار در هر دو الگوریتم این بوده است که چندین مورد تغییر پارامتر تنظیم بر روی هر دو الگوریتم بررسی شده و عملکرد آن بر اساس متوسط مربع خطا به دست می‌آید. نتایج ارائه شده در بین اجراهای انجام شده، بر اساس خطای محاسبه شده با یکدیگر مقایسه می‌شود و پارامترهای متناسب با حداقل خطا، به عنوان پارامترهای تنظیم معرفی می‌شوند. انجام آزمایش‌های تغییر تا زمانی ادامه می‌یابد که اطمینان نسبی از بررسی پارامترها و رسیدن به بهترین پارامتر بر اساس خطای محاسبه شده پدید آید. نتیجه این بررسی در این مقاله نشان داد که مقادیر ۱٫۵ و ۲ به ترتیب برای دو پارامتر اصلی



شکل ۶. مقایسه داده‌های واقعی و تخمینی در پروکسی ساخته شده

### ب: اعتبارسنجی پروکسی

برای اعتبارسنجی پروکسی، پنج معیار در نظر گرفته شد که عبارت‌اند از: پارامتر ساماندهی ( $\gamma$ )، پارامتر عرض هسته ( $\sigma^2$ )، خطای مربع میانگین<sup>۲۴</sup>، خطای مطلق میانگین<sup>۲۵</sup> و  $R^2$ . این مقادیر برای مقایسه مقادیر محاسبه شده با مقادیر واقعی در نظر گرفته می‌شود. اگر کیفیت پروکسی پس از اعتبارسنجی، مناسب تشخیص داده شد، آماده استفاده خواهد بود، در غیر این صورت، الگوریتم برای افزایش کیفیت پروکسی تکرار خواهد شد. جدول ۳، پارامترهای مدل پروکسی ساخته شده و خطاها را نشان می‌دهد.

جدول ۳. پارامترهای مدل پروکسی ساخته شده و میزان خطاها در مراحل آموزش و آزمایش

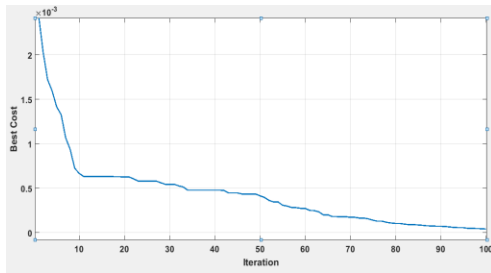
	LAMBDA	SIGMA	MSE	MAE	$R^2$
آموزش	1.26e5	1.2e7	0.0006	0.0005	<b>0.90</b>
آزمایش	-	-	0.0007	0.0006	<b>0.88</b>

همان‌گونه که در بخش ۳-۱ اشاره شد، افزایش مقادیر  $\gamma$  به معنای بهتر شدن عملکرد است. به بیانی پارامتر  $\gamma$  تبادل بین حداقل‌سازی خطای آموزش و حداقل‌سازی پیچیدگی مدل را تعیین می‌کند. پارامتر  $\sigma^2$  پهنای باند است و نگاشت غیرخطی از فضای ورودی به یک فضای ویژگی ابعاد بالا را تعریف می‌کند. مقدار بالای  $\sigma^2$  می‌تواند مدل را به صرفه‌تر کند و مقدار کم آن نتیجه را نامطلوب سازد. توانایی پیش‌بینی اساساً با ضرایب همبستگی بین خروجی‌های واقعی و پیش‌بینی

<sup>24</sup> Mean Square Error

<sup>25</sup> Mean Average Error

## پیاده‌سازی الگوریتم نوین "جایگزین بهینه‌سازی شده شبیه‌ساز" در علوم زمین



شکل ۸. نتایج حاصل از به‌کارگیری PSO بر روی مدل پروکسی ساخته شده

جدول ۶. مقایسه نتایج حاصل از PSO و GA

روش بهینه‌سازی	بهترین جواب‌ها
الگوریتم ژنتیک	0.000038
الگوریتم ازدحام ذرات	0.00011

جدول ۷ مقادیر بهینه شده همه ۴۴ پارامتر را گزارش می‌کند. لازم به ذکر است که مقادیر به دست آمده در بسیاری از پارامترها، کاملاً با مقادیر اولیه متفاوت است.

### ۴.۷ اعمال بهترین جواب‌ها

در این بخش، پاسخ‌های بهینه به دست آمده از هر دو الگوریتم بهینه‌ساز، به اجرا گذاشته شد. شکل‌های ۹ تا ۱۳ نتایج حاصل از تطابق تاریخچه خودکار را برای مدل مورد مطالعه برای هر دو حالت میدان و چاه‌ها نمایش می‌دهد. در اینجا نمونه‌هایی از نتایج چند چاه ارائه می‌شود. متدلوژی بکار گرفته شده حاکی از نتایج خوب و قابل قبول برای تطابق تاریخچه چاه‌ها و میدان است.

### الف: کل میدان

تولید کل میدان، دارای بیشترین سهم در فرایند بهینه‌سازی و همچنین از مهم‌ترین متغیرهای پاسخی است که لازم است تطابق تاریخچه برای آن انجام شود. به بیان دیگر در وهله اول تولید کل میدان پیش از سایر داده‌ها بایستی در معرض تطابق تاریخچه قرار گیرد. شکل ۹ فرایند تطابق تاریخچه را برای بهترین حالت با الگوریتم‌های ژنتیک و ازدحام ذرات در مقایسه با مدل اولیه نشان می‌دهد.

(*personal* و *global*) بهترین عملکرد را برای الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات و مقادیر ۰.۸ و ۰.۲ به ترتیب برای پارامترهای *CROSSOVER* و *MUTATION* برای الگوریتم ژنتیک به دست آمد. نتیجه آنکه برای بهینه‌سازی، پارامترهای جدول شماره ۲ مورد استفاده قرار گرفت و جداول ۴ و ۵ خصوصیات و پارامترهای استفاده شده در هر دو الگوریتم (با استفاده از روش آزمایش و خطا) را نشان می‌دهد.

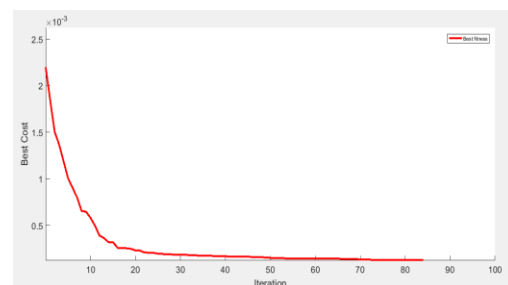
### جدول ۴. ویژگی‌های الگوریتم ژنتیک ساخته شده

100	Generation
300	اندازه جمعیت
44	تعداد پارامترها
-	Pareto فاکتور
0.8	Crossover فاکتور
0.2	Mutation فاکتور
10-6	تلورانس

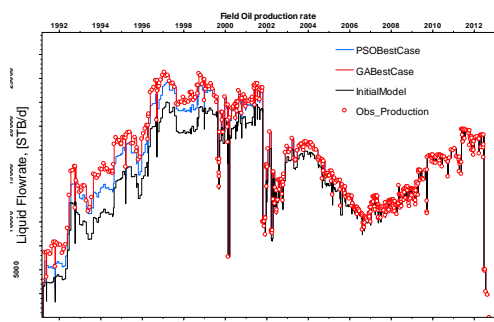
### جدول ۵. ویژگی‌های PSO ساخته شده

100	Generation
300	اندازه جمعیت
44	تعداد پارامترها
1.5	Personal ضریب آموزش
2.0	Global ضریب آموزش

شکل ۷ و ۸ نتیجه اجرای *PSO* و *GA* روی مدل پروکسی ساخته شده را به ترتیب نشان می‌دهد. در *GA* به دلیل آنکه تغییر میانگین در تابع هدف کمتر از  $10^{-6}$  بود، فرآیند بهینه‌سازی در نهایت در عدد ۸۴ متوقف شد، در حالی که در *PSO*، فرآیند به دلیل رسیدن به تعداد حداکثر تکرار متوقف شد. پارامترهای کنترل بهینه در جدول ۶ نشان داده شده‌اند.



شکل ۷. نتایج حاصل از به‌کارگیری الگوریتم ژنتیک بر روی مدل پروکسی ساخته شده



شکل ۹. مقایسه تولید نفت میدان برای الگوریتم‌های بهینه‌سازی و مدل اولیه

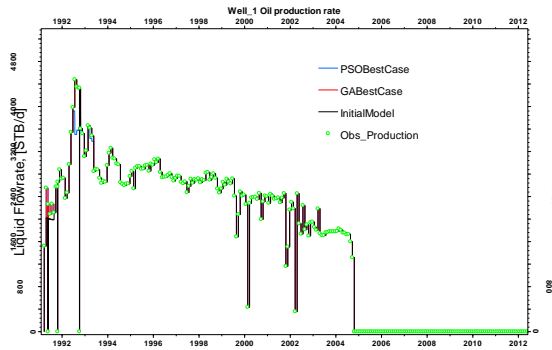
### ب: بخش چاه‌ها

در این بخش، نتایج تطابق تاریخچه برای چاه‌ها در هر دو الگوریتم بهینه‌سازی نمایش داده شده است. فشار ۹ نقطه، فشار ته چاهی و تولید در چاه‌های منتخب در این بخش آمده است. همان‌گونه که در شکل‌های ۱۰ تا ۱۳ مشاهده می‌شود، الگوریتم ژنتیک نسبت به الگوریتم دیگر از نتایج دقیق‌تری برخوردار است. به‌طور مثال نتایج تطابق تاریخچه در چاه شماره ۷ (شکل ۱۰)، برای فشار ۹ نقطه حکایت از نتیجه دقیق الگوریتم ژنتیک نسبت به الگوریتم ازدحام ذرات و مدل اولیه دارد. همین شرایط برای چاه شماره ۱۱ (شکل ۱۱) هم قابل‌مشاهده است؛ با این تفاوت که هر دو الگوریتم بهینه‌سازی نتایج خوب و شبیه به یکدیگر را ارائه کرده‌اند. در شکل ۱۲، تطابق تاریخچه فشار ته چاهی برای چاه شماره ۷ نشان از نتایج مناسب هر دو الگوریتم بهینه‌سازی دارد. با این حال، نتایج حاصل از الگوریتم ژنتیک از دقت بالاتری برخوردار است. در الگوریتم ازدحام ذرات تلاش شد که تطابق تاریخچه داده‌های قبل از سال ۱۹۹۸ به‌خوبی انجام گیرد اما نتایج تطابق تاریخچه در ادامه متوقف شد؛ چراکه در این الگوریتم تعریف وزن برای بازه‌های زمانی در فرایند تطابق تاریخچه اهمیت پیدا می‌کند و برای نتیجه بهتر در این چاه، می‌توان به سال‌های پس از ۱۹۹۸ وزن بیشتری داد. با این حال، الگوریتم ژنتیک عملیات تطابق موفق‌تری را بدون در نظر گرفتن وزن برای بازه‌های زمانی ارائه کرد. در ادامه مطالعه، فرایند تطابق تاریخچه تولید نفت در چاه‌های این میدان انجام گرفت که برای نمونه، برای چاه شماره ۱ نتایج عملیات در شکل ۱۳ نشان داده شده است.

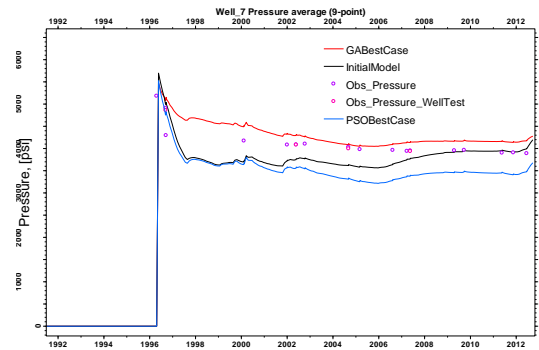
همچنین الگوریتم ژنتیک نتیجه بهتر و دقیق‌تری را نسبت به ازدحام ذرات نشان داده است.

جدول ۷. مقادیر به‌دست‌آمده پس از اعمال مدل جایگزین بهینه‌سازی شده شبیه‌ساز

نام پارامتر	حداقل	حداکثر	نام پارامتر	حداقل	حداکثر
Compressibility	2.22E-06	2.75E-06	PIMULT3	2.17	14.55
PerRatio	0.51	0.86	PIMULT4	2.4	14.50
AquPer	10.46	98.38	PIMULT5	2.12	14.62
AquPor	0.10	0.12	PIMULT6	1.04	1.15
AquComp	2.15E-06	3.81E-06	PIMULT7	1.70	9.37
AquThic	305	349	PIMULT8	1.06	1.16
PerMult1	0.75	2.68	PIMULT9	1.79	14.25
PerMult2	0.71	2.76	PIMULT10	1.29	1.48
PerMult3	0.71	2.76	PIMULT11	1.21	1.24
PerMult4	0.58	0.67	PIMULT12	1.50	10.90
PerMult5	0.54	0.70	PIMULT13	1.32	1.35
PerMult6	0.71	2.82	PIMULT14	1.82	12.18
PerMult7	0.71	2.87	PIMULT15	1.09	1.15
PerMult8	0.50	0.79	PIMULT16	1.21	1.28
PerMult9	0.54	0.57	PIMULT17	1.13	1.16
PerMult10	0.62	0.72	PIMULT18	1.80	14.37
PerMult11	0.63	2.90	PIMULT19	2.19	14.89
PerMult12	0.71	2.72	PIMULT20	1.21	1.42
PerMult13	0.5	0.54	PIMULT21	1.73	9.51
PerMult14	0.54	0.65	PIMULT22	1.3	1.33
PIMULT1	2.5	14.82	PIMULT23	1.26	1.41
PIMULT2	2.19	14.99	PIMULT24	1.3	1.5



شکل ۱۳. نتایج تطابق تولید نفت در چاه ۱



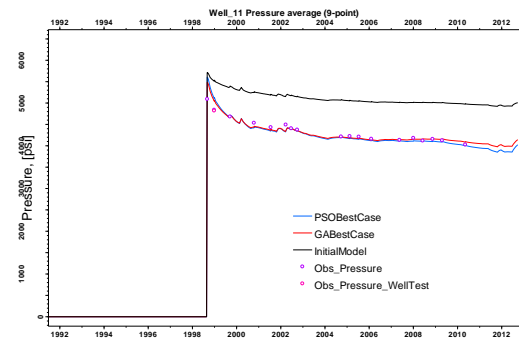
شکل ۱۰. نتایج تطابق تاریخچه فشار میانگین (۹ نقطه‌ای)

در چاه ۷

بر اساس شکل‌های بالا، می‌توان نتیجه گرفت که الگوریتم ژنتیک نتایج بهتر و نزدیک‌تر به داده‌های مشاهده‌ای نسبت به الگوریتم دیگر ارائه کرده است.

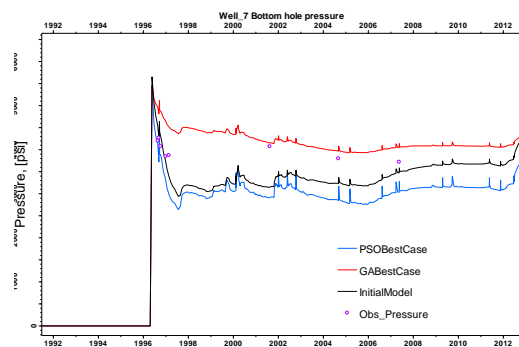
### ۸. نتیجه‌گیری و جمع‌بندی

در این مطالعه، متدولوژی جدیدی برای انجام تطابق تاریخچه یکی از میدان‌های بزرگ ایران انجام شد. در این مقاله جدیدترین رویکرد مدل جایگزین برای تطابق تاریخچه خودکار در یک میدان بزرگ در جنوب ایران و دارای ۱۴ چاه، با متغیرهای پاسخ‌های (تولید نفت، فشار ته چاه و فشار میانگین) استفاده شده است. روشی که به عنوان مدل پروکسی استفاده شده، ماشین بردار پشتیبان حداقل مربعات است که در آن پارامتر برای ساخت مدل با استفاده از روش  $CCF$  معرفی شده است. سپس برای پروکسی ساخته شده با استفاده از دو روش نوین بهینه‌سازی، الگوریتم ژنتیک و بهینه‌سازی ازدحام ذرات بهینه‌سازی انجام شد. روش کار استفاده شده در این مقاله کد نویسی و برنامه‌نویسی در متلب و لینک آن با یکی از مهم‌ترین نرم‌افزارهای شبیه‌ساز مخزن (اکلیپس) برای بررسی و نهایی‌سازی پارامترها بود. در نتیجه، ساخت مدل پروکسی با استفاده از ۱۰۸۶ نمونه با  $R^2$  ۰٫۹ و ۰٫۸۸ برای مجموعه داده‌های آموزشی و آزمایشی موفق عمل کرد. همچنین الگوریتم  $GA$  نتایج بهتری نسبت به  $PSO$  برای یافتن بهترین راه‌حل ارائه کرد.



شکل ۱۱. نتایج تطابق تاریخچه فشار میانگین (۹ نقطه‌ای)

در چاه ۱۱



شکل ۱۲. نتایج تطابق تاریخچه برای فشار ته چاهی چاه

شماره ۷

## ۹. مراجع

- Ahmadi, M.A., & Bahadori, A. (2015). ALSSVM approach for determining well placement and conning phenomena in horizontal wells. *Fuel*, 153, 276–283.
- Al-Thuwaini, J., Zangl, G., & Earl Phelps, R. (2006). *Innovative Approach to Assist History Matching Using Artificial Intelligence*. Paper presented at the Intelligent Energy Conference and Exhibition, Amsterdam, The Netherlands.
- Arief, I. H. (2013). *Assisted History Matching : A Comprehensive Study of Methodology*. Stavanger.
- Arwini, S.G., & Stephen, K.D. (2011). *Combining Experimental Design with Proxy Derived Sensitivities to Improve Convergence Rates in Seismic History Matching*. Paper presented at the SPE EUROPEC/EAGE Annual Conference and Exhibition, Vienna, Austria
- Askari Firoozjaee, R., & Khamehchi, E. (2014). A Novel Approach to Assist History Matching Using Artificial Intelligence. *Chemical Engineering Communications*, 202, 513–519. doi: 10.1080/00986445.2013.852977
- Azad, A., & Chalaturnyk, R. (2013). Application of Analytical Proxy Models in Reservoir Estimation for SAGD Process: UTF-Project Case Study *SPE-165576-PA*.
- Bhark, E., & K.B. (2014). *Assisted History Matching Benchmarking: Design of Experiments-based Techniques*. Paper presented at the SPE Annual Conference, Amsterdam, Netherlands.
- Dehghan Monfared, A., Helalizadeh, A., Parvizi, H., & Zobeidi, K. (2014). A Global Optimization Technique Using Gradient Information for History Matching. *Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects*, 36(Taylor & Francis), 1414–1428.
- Denney, D. (2010). Pros and Cons of Applying a Proxy Model as a Substitute for Full Reservoir Simulations. *Journal of Petroleum Technology*, 62(07).
- Espinoza, M., Suykens, A.K., & Moor, B.D. (2003). *Least Square support Vector Machines and Primal Space Estimation*. Paper presented at the 42nd IEEE Conference on Decision and Control, Maui, Hawaii, USA.
- Fedutenko, E., Yang, C., Card, C., & Nghiem, L. X. (2013). *Time-Dependent Proxy Modeling of SAGD Process* Paper presented at the SPE Heavy Oil Conference-Canada, Calgary, Alberta, Canada
- Fedutenko, E., Yang, C., Card, C., & Nghiem, L. X. (2014). *Time-Dependent Neural Network Based Proxy Modeling of SAGD Process*. Paper presented at the SPE Heavy Oil Conference-Canada, Calgary, Alberta, Canada
- Ghasemi, M., & Whitson, C. H. (2011). *Modeling SAGD with a Black-Oil Proxy*. Paper presented at the SPE Annual Technical Conference and Exhibition, Denver, Colorado, USA
- He, J., Xie, J., Wen, X.-H., & Chen, W. (2015). *Improved Proxy For History Matching Using Proxy-for-data Approach And Reduced Order Modeling*. Paper presented at the SPE Western Regional Meeting, California, USA.
- Mohaghegh, S.D., Abdulla, F., Gaskari, R., & Maysami, M. (2015). *Smart Proxy: An Innovative Reservoir Management Tool; Case Study of a Giant Mature Oilfield in the UAE*. Paper presented at the Abu Dhabi International Petroleum Exhibition and Conference, Abu Dhabi, UAE.
- Mohaghegh, S.D., & Abdulla, F.A.S. (2014). *Production Management Decision Analysis Using AI-Based Proxy Modeling of Reservoir Simulations – A Look-Back Case Study*. Paper presented at the SPE Annual Technical Conference and Exhibition, Amsterdam, The Netherlands
- Mohaghegh, S.D., Liu, J., Gaskari, R., Maysami, M., & Olukoko, O. (2012). *Application of Well-Based Surrogate Reservoir Models (SRMs) to Two Offshore Fields in Saudi Arabia, Case Study*. Paper presented at the SPE Western North American Regional Meeting, Bakersfield, California, USA.

- Mohaghegh, S.D., Modavi, A., Hafez, M., & Haajizadeh, Y. (2006). *Development of Surrogate Reservoir Models (SRM) For Fast Track Analysis of Complex Reservoirs* Paper presented at the 2006 SPE Intelligent Energy Conference and Exhibition, Amsterdam, The Netherlands.
- Mohamed Al-akhdar, S., Yu Ding, D., Dambrine, M., & Jourdan, A. (2012). *An Integrated Parameterization and Optimization Methodology for Assisted History Matching: Application to Libyan Field Case*. Paper presented at the North Africa Technical Conference and Exhibition, Cairo, Egypt.
- Panja, P., Pathak, M., Velasco, R., & Deo, M. (2016). *Least Square Support Vector Machine :An Emerging Tool for Data Analysis*. Paper presented at the SPE Low Perm Symposium, Denver, Colorado, USA.
- Ramgulum, A. (2006). *Utilization Of Artificial Neural Networks In The Optimization Of History Matching* (Master of Science), Pennsylvania State University.
- Shahkarami, A. (2012). *Artificial Intelligence Assisted History Matching – Proof Of Concept*. (Master of Science), West Virginia University.
- Shahkarami, A., Mohaghegh, S.D., & Hajizadeh, Y. (2015). *Assisted History Matching Using Pattern Recognition Technology*. Paper presented at the Digital Energy Conference, Texas, USA.
- Shahkarami, A., Mohaghegh, S.D., Gholami, V., & Haghghat, S.A. (2014). *Artificial Intelligence (AI) Assisted History Matching*. Paper presented at the SPE Western North American and Rocky Mountain Joint Regional Meetingheld, Denver, Colorado, USA.
- Silva, P. C., Maschio, C., & Schiozer, D.J. (2008). Application of Neural Network and Global Optimization in History Matching. *Journal of Canadian Petroleum Technology*.
- Suykens, A.K., Gestel, J., Brabanter, T.V., Moor, J.D., & walle, J.V. (2002). *Least Square Support Vector Machines*. Singapore World Scientific Publishing Co.
- Van Doren, J., Van Essen, G., Wilson, O., Zijlstra, E., & (2012). *A Comprehensive Workflow for Assisted History Matching Applied to a complex Mature Reservoir*. Paper presented at the EAGE Annual Conference, Copenhagen, Denmark.
- Wang, J., & Buckley, J.S. (2006). *Automatic History Matching Using Differential Evolution Algorithm* Paper presented at the International Symposium of the Society of Core Analysts, Trondheim, Norway.
- Wang, S., Zhao, G., Xu, L., Guo, D., & Sun, S. (2005). Optimization for Automatic History Matching. *International Journal Of Numerical Analysis And Modeling*, 2, 131-137.
- Yao, S., & Prasad, V. (2015). Proxy Modeling of the Production Profiles of SAGD Reservoirs Based on System Identification. *Industrial & Engineering Chemistry Research*.
- Zangl, G., Graf, T., & Al-Kinani, A. (2006). *Proxy Modeling in Production Optimization*. Paper presented at the SPE Europec/EAGE Annual Conference and Exhibition, Vienna, Austria.