

بهبود تطابق تاریخچه‌ی مخازن شکاف‌دار با استفاده از حداقل مربعات ماشین بردار پشتیبان و الگوریتم ازدحام ذرات

سید هادی ریاضی*، دانشگاه صنعت نفت • ابراهیم شریفی دارانی^۱، شرکت ملی مناطق نفت‌خیز جنوب^۱

چکیده

در این مقاله از حداقل مربعات ماشین بردار پشتیبان به‌عنوان مدل پروکسی جهت تطابق تاریخچه‌ی مخازن شکاف‌دار استفاده شده است. مدل پروکسی برای مدل‌سازی تابع هدف تطابق تاریخچه بر اساس داده‌های حاصل از میداین نفتی ساخته می‌شود. هدف از تطابق تاریخچه، حداقل‌سازی تابع هدف مربوطه است. برای این کار تابع هدف مورد نظر توسط الگوریتم ازدحام ذرات به حداقل مقدار ممکن خود می‌رسد. در تطابق تاریخچه‌ی خودکار، آنالیز حساسیت‌سنجی اغلب روی مدل شبیه‌ساز اعمال می‌شود. برای این کار جهت به‌دست آوردن محدوده‌ی جدیدی از متغیرهای عدم قطعیت (متغیرهای تطابق) که در آنها تابع هدف حداقل مقدار را دارد، آنالیز حساسیت‌سنجی روی مدل پروکسی انجام شد. به‌کارگیری محدوده‌های بهبود یافته مربوط به متغیرهای عدم قطعیت در الگوریتم بهینه‌سازی، منجر به افزایش سرعت بهینه‌سازی تابع هدف می‌شود و همچنین خروجی الگوریتم بهینه‌سازی که در واقع همان متغیرهای تطابقند، در زمان کمتر و با دقت بیشتری تولید می‌شوند. کارآیی رویه‌ی ارائه شده در این مقاله با کارآیی روش معمول در تطابق تاریخچه مقایسه شده است. نتایج حاصل نشان می‌دهد که رویه‌ی ارائه شده نسبت به روش معمول منجر به نتایج مطمئن‌تر، سرعت همگرایی بیشتر و خطای کمتری بین داده‌های واقعی و شبیه‌سازی شده برای تطابق تاریخچه می‌گردد. همچنین به‌علت سرعت عملکرد زیاد و عدم نیاز به تعداد زیادی از مجموعه‌ی داده‌ها، حداقل مربعات ماشین بردار پشتیبان می‌تواند گزینه‌ی مناسبی جهت ساخت مدل پروکسی باشد.

اطلاعات مقاله

تاریخ ارسال نویسنده: ۹۵/۱/۲۱

تاریخ ارسال به داور: ۹۵/۱/۲۲

تاریخ پذیرش داور: ۹۵/۲/۲

واژگان کلیدی:

حداقل مربعات ماشین بردار پشتیبان، مدل پروکسی، الگوریتم ازدحام ذرات

مقدمه

از تطابق تاریخچه‌ی خودکار پیشنهاد شده است. در یک روش مناسب، یکی از مهم‌ترین فعالیت‌ها جهت دستیابی به نتایج قابل قبول، بهبود الگوریتم‌های بهینه‌سازی جهت رسیدن به حداقل خطای سراسری است [۲]. در این مقاله الگوریتم ازدحام ذرات^۲ که از معروف‌ترین بهینه‌گرهای سراسری مورد استفاده در مطالعات گذشته است به کار گرفته می‌شود. این الگوریتم نیازمند تعداد زیادی ارزیابی تابع هدف برای بهینه‌سازی است. اما هر ارزیابی تابع هدف نیازمند اجرای کامل شبیه‌ساز است که زمان‌بر خواهد بود. بنابراین به‌منظور کاهش زمان ارزیابی تابع هدف، از مدل پروکسی استفاده می‌کنیم و مدل‌های پروکسی جایگزین مدل شبیه‌ساز مخزن می‌شوند. یک مدل پروکسی مناسب باید ویژگی‌های زیر را داشته باشد [۳]:

- به‌طرز قابل قبولی از رفتار غیرخطی مدل واقعی پیروی نماید.
- کاربرد و ساخت آن ساده باشد.

در مطالعات قبلی، مدل‌های پروکسی مختلفی برای مدل شبیه‌ساز ارائه شده که هر مدل تنها برای یک مدل مخزن

با استفاده از شبیه‌سازی عددی می‌توان به درکی از رفتار واقعی مخزن رسید. جهت سوق دادن داده‌های شبیه‌سازی شده به سمت داده‌های واقعی، باید عملیات تطابق تاریخچه و تنظیم متغیرهای مخزن انجام شود [۱]. فرآیندهای اصلی تطابق تاریخچه شامل انتخاب متغیرها، تعریف مدل ریاضی، تعریف تابع هدف، آنالیز حساسیت و شرایط توقف است. مسائل عمده در تطابق تاریخچه عبارتند از:

- تطابق تاریخچه به‌صورت دستی انجام می‌شود و به‌دلیل زیادی داده‌ها، معمولاً نتایج مطلوبی به‌دست نمی‌آید.
 - تنظیم متغیرها جهت تطابق نتایج شبیه‌ساز با داده‌های واقعی به‌دلیل تعداد زیاد متغیرهای مخزن امری دشوار است.
 - الگوریتم‌های بهینه‌سازی مورد استفاده در فرآیند تطابق تاریخچه، مسائل را به‌صورت محلی بهینه می‌کنند و بنابراین با وجود چندین حداقل مقدار خطا، جواب قابل قبول فراهم نمی‌شود.
 - یک رویه‌ی خاص از تطابق تاریخچه‌ی تنها برای یک مدل شبیه‌سازی استفاده می‌شود و برای سایر مدل‌ها غیرقابل استفاده است.
- بنابراین برای حل مسائل ذکر شده در بالا روش‌های مختلفی

* نویسنده‌ی عهده‌دار مکاتبات (seiiedhadiri@ gmail.com)

است تخمین می‌زند. حداقل مربعات ماشین بردار پشتیبان رابطه‌ی ۱- را جهت تخمین $y(x)$ پیشنهاد می‌کند:

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

در این رابطه تابع غیرخطی $\varphi(x)$ داده‌های ورودی را جهت کاهش پیچیدگی و افزایش سرعت حل مسأله به فضایی با بُعد بالاتر انتقال می‌دهد. b مقدار بایاس و w بردار وزنی است که بُعدی مشابه با بُعد فضای تعریف شده دارد. برای تخمین حداقل مربعات ماشین بردار پشتیبان، $y(x)$ باید مسأله‌ی زیر را بهینه کند:

$$\frac{1}{2} w^T w + \gamma^* \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N e_i^2 \longrightarrow \text{باید حداقل گردد}$$

که در آن γ^* متغیر تنظیم و e_i متغیر خطاست. پس از حداقل سازی این مسأله می‌توان $y(x)$ را به شکل رابطه‌ی ۲- به دست آورد:

$$y(x) = \sum_{i=1}^N \alpha_i K(x, x_i) + b \quad (2)$$

که در آن $K(x, x_i)$ تابع کرنل و α_i ضریب لاگرانژ است که مقدار پشتیبان نامیده می‌شود. α_i و b از مسأله‌ی بهینه‌سازی توصیف شده در بالا به دست می‌آیند. انواع مختلفی از توابع کرنل نظیر خطی، چندجمله‌ای و پایه شعاعی^۷ وجود دارد. از میان فرم‌های قابل دسترس جهت ساخت تابع کرنل، تابع پایه شعاعی بیشترین بازدهی را دارد و می‌تواند عملکرد حداقل مربعات ماشین بردار پشتیبان را بهبود بخشد [۱۰]. تابع پایه شعاعی به شکل رابطه‌ی ۳- تعریف می‌شود:

$$K(x_1, x_2) = \exp(-\|x_1 - x_2\|^2 / 2\sigma^2) \quad (3)$$

که در آن σ^2 ضخامت تابع پایه شعاعی است و مقادیر γ^* و σ^2 در طول فرآیند آموزش حداقل مربعات ماشین بردار پشتیبان به دست می‌آیند.

۲- الگوریتم ازدحام ذرات

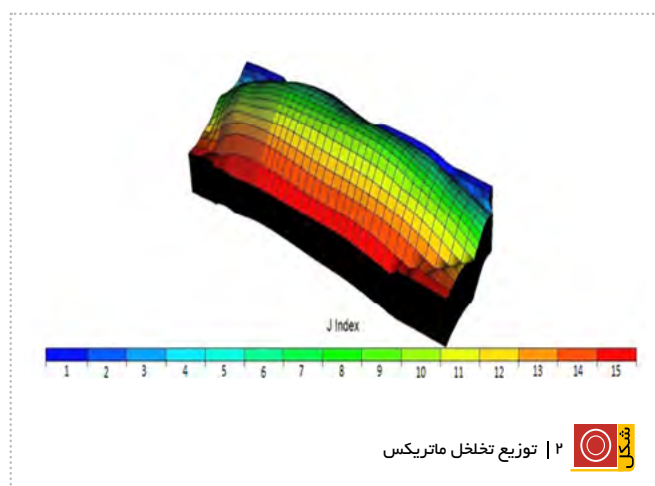
الگوریتم ازدحام ذرات که نخستین بار توسط کندی و ابرهات ارائه شد [۱۱] می‌تواند رقیبی سرسخت برای سایر الگوریتم‌های تکاملی در حل مسائل بهینه‌سازی سراسری باشد. الگوریتم ازدحام ذرات به عنوان یک روش بهینه‌سازی اتفاقی^۸ حرکت گروهی پرندگان و ماهیان را مدل‌سازی می‌کند. مطالعات قبلی نشان می‌دهد که الگوریتم ازدحام ذرات در مقایسه با سایر الگوریتم‌های بهینه‌سازی نظیر ژنتیک الگوریتم، از سرعت و بازدهی بیشتری برخوردار است

خاص قابل استفاده است. مدل‌های پروکسی می‌توانند با تسریع محاسبات مقادیر بهینه‌ی متغیرهای مخزن فرآیند یافتن این متغیرها را جهت رسیدن به تطابق تاریخچه آسان نمایند. به دلیل رفتار پیچیده‌تر مخازن شکاف دار نسبت به مخازن معمولی، این امر برای مخازن شکاف دار اهمیت بیشتری دارد. با توجه به اهمیت کاربرد مدل‌های پروکسی در تطابق تاریخچه، مطالعات زیادی در این زمینه انجام شده است. کولیک و همکاران [۴] با استفاده از مدل پروکسی غیرخطی، بهینه‌سازی سراسری تطابق تاریخچه را انجام داده‌اند. آنها از شبکه‌های عصبی جهت ساخت مدل پروکسی استفاده کرده و نشان دادند که می‌توان با استفاده از شبکه‌ی عصبی، تعداد اجزای لازم جهت رسیدن به تطابق تاریخچه مطلوب را کاهش داد. یو و همکاران [۵] برای ساخت مدل پروکسی به منظور رسیدن به تطابق تاریخچه از برنامه‌ی ژنتیک^۹ استفاده کردند. رامی و همکاران [۶] با استفاده از سیستم نرو-فازی و فقی^۴ به عنوان مدل پروکسی و ترکیب آن با ارزیابی تفاضلی^۵ تعداد اجزای لازم مدل شبیه‌ساز و زمان مورد نظر را کاهش دادند. اعظمی فرد و همکاران [۷] متغیرهای مخزنی مؤثر را جهت طراحی یک مدل پروکسی با استفاده از طراحی آزمایش به دست آوردند. آنها با استفاده از این روش عدم توانایی محاسبه‌ی تداخل متغیرها را که یکی از اشکالات روش کلاسیک است برطرف کرده و به این نتیجه رسیدند که تداخل و نفوذپذیری افقی، متغیرهای مؤثر بوده و با گذشت زمان، اثر آنها کاهش می‌یابد. رحیمی و همکاران [۸] با استفاده از نرم افزار Simopt تطابق تاریخچه‌ی خود کار مخزن شکاف دار را برای مدل دینامیک مخزن انجام دادند. آنها با استفاده از این نرم افزار زمان مورد نیاز جهت تطابق تاریخچه را کاهش داده و علاوه بر آن دقت متغیرهای تخصیص داده شده به مدل را افزایش دادند. در این مقاله استفاده از حداقل مربعات ماشین بردار پشتیبان به عنوان مدل پروکسی جهت بهبود فرآیند تطابق تاریخچه ارائه شده است.

۱- حداقل مربعات ماشین بردار پشتیبان^۶

با توجه به عملکرد مناسب ماشین بردار پشتیبان در تقریب توابع، کاربرد این الگوریتم در مدل‌سازی مخازن نفتی رشد محسوسی داشته است. ماشین بردار پشتیبان به عنوان یک سازمان یادگیری، مسائل غیرخطی را به فضایی با بُعد بالاتر انتقال می‌دهد و با استفاده از توابع کرنل مسأله را حل می‌کند. به منظور کاهش پیچیدگی و افزایش سرعت محاسبات، فرم اصلاح شده‌ی ماشین بردار پشتیبان تحت عنوان حداقل مربعات ماشین بردار پشتیبان پیشنهاد شده است [۹]. حداقل مربعات ماشین بردار پشتیبان به عنوان یک تقریب تابع، تابع $y(x)$ را از مجموعه N نمونه‌ی آموزش $\{x_i, y_i\}$ که در آن $x_i \in R^N$ داده‌های ورودی و $y_i \in R$ داده‌های خروجی

می‌باشد؛ به طوری که فشار همه‌ی چاه‌ها در تمامی مخزن برابر است. همچنین عملکرد چاه‌ها (نظیر شاخص بهره‌وری چاه - ۱۱) نیز تا حدود زیادی مشابه هم هستند. بنابراین می‌توان خواص شکاف این مخزن را با تقریب مناسبی همگن فرض کرد. در واقع مسأله‌ی مخازن شکافدار آنست که خروجی مدل مانند درصد آب و گاز تولیدی چاه‌ها و وقوع پدیده‌ی مخروطی شدن به خواص شکاف‌ها نظیر تخلخل و سیگما بستگی دارد. در این مخزن به دلیل عدم وجود داده‌های شکستگی نظیر نمودارهای FMI^۲ و FMS^۳، مدل‌سازی شکستگی انجام نشده است. با وجود همگن بودن سیستم شکاف این مخزن، سیستم ماتریس آن مخزن کاملاً ناهمگن است. جهت نشان دادن این ناهمگنی، توزیع تخلخل ماتریس در شکل ۲- نشان داده شده است.



شکل ۲ | توزیع تخلخل ماتریس

۴- روش بررسی

۴-۱- آماده‌سازی داده‌ها

به علت ناهمگنی زیاد مخازن شکافدار ایران، داده‌های این نوع مخازن محدودیت وسیعی از عدم قطعیت دارند. این عدم قطعیت عمدتاً از داده‌های مربوط به شبکه‌ی شکاف، حجم آبده و ... ناشی شده و منجر به پیچیدگی مدل مخزن می‌شود که ارزیابی این مدل، نتایج غیرقابل قبولی تولید می‌کند. در این مقاله متغیرهایی که درجه‌ی عدم قطعیت بالاتر و بیشترین تأثیر را بر رفتار مخازن شکافدار دارند به عنوان متغیرهای تطابق جهت تطابق تاریخچه‌ی مخزن شکافدار انتخاب شده‌اند. جدول ۲- متغیرها را به عنوان داده‌های ورودی جهت ساخت مدل پروکسی برای فرآیند تطابق تاریخچه نشان می‌دهد.

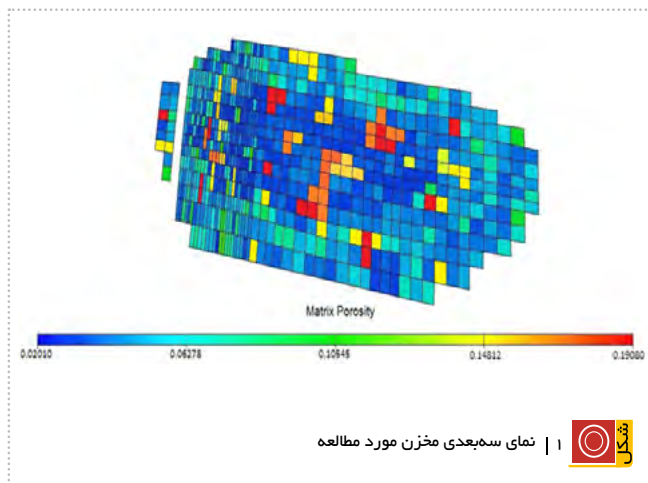
مهم‌ترین مرحله جهت ساخت مدل پروکسی با عملکرد بالا، نمونه‌گیری از داده‌های ورودی است (طراحی آزمایش روی داده‌ها). روش‌های مختلفی برای نمونه‌گیری از داده‌ها و طراحی آزمایش نظیر لاتین هاپر کیوب^{۱۴} و طراحی پلکت- برمن^{۱۵} و

[۱۲]. دلیل دیگر انتخاب الگوریتم ازدحام ذرات، تعداد کم متغیرهای تنظیم، فرمولاسیون ساده و به کارگیری آسان آن در کامپیوتر است. در الگوریتم ازدحام ذرات، مجموعه‌ای از پاسخ‌های تولید شده به صورت تصادفی که ذره نامیده می‌شوند از طریق فضای مسأله حرکت می‌کنند؛ به نحوی که جایگاه ذره مطابق با تجربه‌ی شخصی خود ذره^۱ و ذرات همسایه^۱ طبق روابط ۴ و ۵ تغییر می‌کند:

$$v_{i+1} = w v_i + c_1 r_1 (pbest_i - x_i) + c_2 r_2 (gbest_i - x_i) \quad (4)$$

$$x_{i+1} = x_i + \Delta t v_{i+1} \quad (5)$$

که در آن v سرعت ذره، r_1, r_2 اعداد تولید شده به صورت تصادفی در بازه‌ی $[0, 1]$ ، c_1, c_2 به ترتیب شدت جاذبه‌ی ذره به سمت ذرات همسایه و تجربه‌ی شخصی خود ذره، Δt متغیر زمان و ارائه کننده‌ی حرکت ذره و عامل اینرسی است که اثر سرعت را کنترل می‌کند. در این مقاله مقدار عددی یک برای این متغیر در نظر گرفته شده است. در تکرار $(i+1)$ ام سرعت هر ذره و دو نیرویی که ذره را به سمت ذرات همسایه و تجربه‌ی شخصی خود ذره سوق می‌دهد به روز می‌شود. مکان هر ذره نیز با استفاده از بردار سرعت در انتهای هر تکرار به روز می‌شود.



شکل ۳ | نمای سه‌بعدی مخزن مورد مطالعه

۳- منطقه‌ی مورد مطالعه

منطقه‌ی مورد مطالعه این مقاله یکی از مخازن شکافدار منطقه‌ی نفتی خوزستان است. این مخزن بخشی از مخزن آسماری است که عمدتاً از کربنات (سنگ آهک و دولومیت) تشکیل شده است. نمودار طرح کلی این مخزن شامل سه فاز نفت، آب و گاز در شکل ۱- نشان داده شده است. خواص این مخزن به صورت خلاصه در جدول ۱- ارائه شده است.

مدل این مخزن که شدیداً شکافدار است تخلخل دوگانه

۱ | خواص مخزن در مدل شبیه‌ساز

مقدار	کمیت	مقدار	کمیت
۵۳	ابعاد X	۰/۱۸۵۸۹	تراوایی متوسط ماتریکس در جهت (md)y,x
۱۵	ابعاد Y	۰/۳۴۶۷۷	تراوایی متوسط ماتریکس در جهت (md)z
۱۴۶	ابعاد Z	۰/۰۵۵۰۳	تخلخل متوسط ماتریکس
۱۱۷۴	ضخامت متوسط شکاف در جهت (ft)x	۳۲۲۳/۶	فشار متوسط شکاف (psi)
۱۵۴۳/۶	ضخامت متوسط شکاف در جهت (ft)y	۳۲۱۹/۴	فشار متوسط ماتریکس (psi)
۲۲/۱۶۹	ضخامت متوسط شکاف در جهت (ft)z	۰.۵۸۲۳۱	درجه‌ی متوسط اشباع نفت در شکاف
۱۲۰۷/۹	ضخامت متوسط ماتریکس در جهت (ft)x	۰/۳۳۷۷۱	درجه‌ی متوسط اشباع آب در شکاف
۱۵۵۹/۹	ضخامت متوسط ماتریکس در جهت (ft)y	۰/۳۶۹۸۳	درجه‌ی متوسط اشباع نفت در ماتریکس
۲۲/۲۴۶	ضخامت متوسط ماتریکس در جهت (ft)z	۰/۶۱۴۳۹	درجه‌ی متوسط اشباع آب در ماتریکس
نفت زنده، آب و گاز	فازهای فعال	۶۲/۴۲۸	چگالی آب (Ib/ft ³)
۵۸۰۳۵	تعداد سلول‌های فعال شکاف	۰/۰۶۰۸	چگالی گاز (Ib/ft ³)
۵۸۰۳۵	تعداد سلول‌های فعال ماتریکس	۵۱/۷۸	چگالی نفت (Ib/ft ³)
۷۰۷/۰۹	تراوایی متوسط شکاف در جهت (md)y,x	۶۰۷۰	سطح تماس آب و نفت (ft)
۴۴۵/۴۱	تراوایی متوسط شکاف در جهت (md)z	۲۷۵۰	سطح تماس گاز و نفت (ft)
۰/۰۰۷۸۶	تخلخل متوسط شکاف	۳۵۵۳۳۶۶۶۷۶	مقدار اولیه‌ی نفت درجا (STB)

۲ | ویژگی‌های متغیرهای ورودی

متغیرها	شمار داده‌ها	مقدار اولیه	حداقل	حداکثر	متوسط	انحراف معیار
تخلخل آبده	۴۸۰	۰/۱	۰/۰۳	۰/۲	۰/۰۵۴۲۲۲۹۷۲	۰/۰۰۹۵۰۵۲۸۵
تراوایی آبده (md)	۴۸۰	۲۰	۱	۲۰۰۰	۱۰۲۵/۰۵۷۴۰۸	۵۷۵/۵۱۶۳۹۸۹
شعاع آبده (ft)	۴۸۰	۵۰۰۰	۳۰۰۰	۲۵۰۰۰	۱۹۰۴۱/۸۱۷۰۸	۳۲۱۴/۹۴۰۲۹۸
ارتفاع آبده (ft)	۴۸۰	۲۰۰۰	۷۰۰	۳۰۰۰	۱۸۵۸/۹۸۵۳۲۸	۶۳۶/۴۱۴۹۴۸۱
تراکم‌پذیری آبده (psi ⁻¹)	۴۸۰	۵/۰ × ۱۰ ^{-۵}	۹/۸۹ × ۱۰ ^{-۵}	۲/۹۶ × ۱۰ ^{-۴}	۰/۰۰۰۱۹۹۲۱۴	۵/۷۲۵۲۷ × ۱۰ ^{-۵}
تراکم‌پذیری ماتریکس (psi ⁻¹)	۴۸۰	۳/۵۵ × ۱۰ ^{-۶}	۲ × ۱۰ ^{-۶}	۱۵ × ۱۰ ^{-۶}	۸/۷۱ × ۱۰ ^{-۶}	۳/۷۲۵۷۱ × ۱۰ ^{-۶}
تراکم‌پذیری شکاف (psi ⁻¹)	۴۸۰	۱۶۰ × ۱۰ ^{-۶}	۱۵۰ × ۱۰ ^{-۶}	۲۰۰ × ۱۰ ^{-۶}	۰/۰۰۰۱۷۵۳۷۹	۱/۴۱۹۹۹ × ۱۰ ^{-۵}
عامل شکل (سیگما) (psi ^{-۲})	۴۸۰	۰/۰۰۲	۰/۰۰۰۱	۰/۱	۰/۰۵۰۶۷۳۴۴۹	۰/۰۲۸۵۶۴۰۳۲
ارتفاع بلاکه ماتریکس (ft)	۴۸۰	۲۰	۱۰	۱۰۰	۵۶/۳۴۲۶۲۰۴۴	۲۶/۰۹۵۶۲۵۰۳
ضرب‌کننده‌ی حجم منفذ	۴۸۰	۰/۵	۰/۲	۱	۰/۶۳۴۰۳۴۵۹۷	۰/۲۱۳۵۴۷۵۰۵
تراوایی شکاف (z) (md)	۴۸۰	۱۰۰	۹۰	۵۰۰	۳۵۰/۱۱۱۳۴۶۴	۸۷/۱۰۶۶۵۱۰۸
تراوایی شکاف (x&y) (md)	۴۸۰	۱۰۰۰	۵۰	۲۰۰۰	۱۰۴۳/۱۴۳۱۳۶	۵۵۶/۵۸۶۶۵۳۵
تخلخل شکاف	۴۸۰	۰/۰۰۲	۰/۰۰۰۱	۰/۰۱	۰/۰۰۵۵۹۲۵۹۶	۰/۰۰۲۷۴۷۸۶۳

نسبت به سایر متغیرهای خروجی، کوچکترین مقدار وزنی به نرخ نفت تخصیص می‌یابد. جدول ۳- مقادیر وزن‌های مورد استفاده جهت ساخت تابع هدف نهایی را نشان می‌دهد.

۳ | مقدار وزن‌های مورد استفاده در ساخت تابع هدف نهایی

مقدار وزن‌ها			
w ₄	w ₃	w ₂	w ₁
۱۰	۱۰	۱۰	۵

۴-۲- ساخت مدل پروکسی با استفاده از حداقل مربعات ماشین بردار پشتیبان

ساخت مدل پروکسی در قالب مراحل زیر خلاصه می‌گردد:

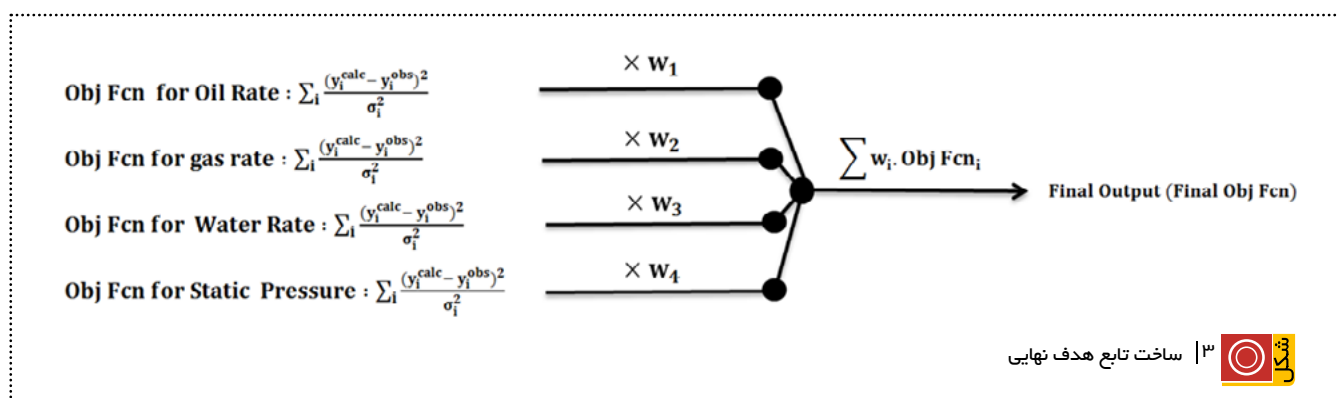
- مجموعه‌ای داده‌های موجود به سه قسمت آموزش، ارزیابی و آزمایش تقسیم می‌شوند. مجموعه‌ای داده‌های آموزش و ارزیابی برای ساخت مدل حداقل مربعات ماشین بردار پشتیبان و مجموعه داده‌های آزمایش برای بازبینی و ارزیابی عملکرد و بازدهی این مدل استفاده می‌شوند.

- با استفاده از مجموعه داده‌های آموزش، متغیرهای σ_2 (متغیر ضخامت کرنل) و γ^* (متغیر تنظیم) مقداردهی اولیه می‌شوند.
- با استفاده از روش جستجوی شبکه^{۱۶} به همراه روش واریانس اعتبار^{۱۷} مقادیر بهینه‌ی متغیرهای σ_2 و γ^* به دست می‌آیند. در این مقاله واریانس اعتبار^{۱۸} استفاده می‌شود. در این فرآیند مجموعه‌ای داده‌های آموزش به ده قسمت مساوی تقسیم می‌شوند. تعداد ۹ بخش به عنوان داده‌های آموزش شبکه و بخش باقی مانده به عنوان داده‌های ارزیابی شبکه استفاده می‌شوند. حداقل مربعات ماشین بردار پشتیبان توسط داده‌های آموزش شبکه آموزش داده می‌شوند. بهینه‌سازی σ_2 و γ^* از طرق فرآیند آموزش حداقل مربعات ماشین بردار پشتیبان انجام می‌شود. پس

... در دسترس است. از بین روش‌های نمونه‌گیری، لاتین هاپیر کیوب بازدهی محاسباتی بیشتری دارد [۱۳]. برای طراحی n نمونه داده، لاتین هاپیر کیوب توزیع احتمالی-تجمعی را برای هر یک از متغیرهای ورودی به دست می‌آورد. سپس لاتین هاپیر کیوب n نمونه نقطه را با توزیع یکنواخت روی توزیع احتمالی-تجمعی هر یک از متغیرها پیشنهاد می‌کند. مقادیر حاصل برای متغیرهای ورودی مربوط به این n نقطه جهت ساخت نمونه به صورت تصادفی با یکدیگر ترکیب می‌شوند. با استفاده از لاتین هاپیر کیوب، از ۱۳ متغیر تعریف شده، ۴۸۰ مجموعه داده به عنوان فایل‌های ورودی جهت اجرا در مدل شبیه‌ساز تولید شده‌اند. این ۴۸۰ مجموعه داده به عنوان متغیرهای ورودی جهت ساخت مدل پروکسی استفاده می‌شوند. هدف این مقاله تطابق داده‌های مربوط به نرخ نفت، آب و گاز و فشار استاتیک مربوط به همه چاه‌های این مخزن با داده‌های واقعی مربوطه است. بعد از اجرای مدل شبیه‌ساز، نرخ نفت، آب و گاز و فشار استاتیک به عنوان خروجی‌های مدل شبیه‌ساز برای ساخت تابع هدف استفاده می‌شوند. تابع هدف به شکل رابطه‌ی ۶- تعریف می‌شود:

$$\text{Objective Function} = \sum_i \frac{\sum_i (y_i^{\text{calc}} - y_i^{\text{obs}})^2}{\sigma_i^2} \quad (6)$$

(y_i^{obs}) (x) به عنوان مقدار شبیه‌سازی شده از مدل شبیه‌ساز به دست می‌آید. (y_i^{obs}) (x) به عنوان مقدار واقعی حاصل از تاریخچه‌ی تولید مخزن و σ_i بیانگر انحراف معیار داده‌های واقعی است. تابع هدف برای نرخ نفت، آب و گاز و فشار استاتیک به شکل جداگانه تعریف می‌شود. تابع هدف نهایی جمع وزنی توابع هدفی است که به صورت جداگانه برای نرخ نفت، آب و گاز و فشار استاتیک تعریف می‌شود. شکل ۳- چگونگی ساخت تابع هدف نهایی را نشان می‌دهد. وزن‌های مورد نیاز برای جمع وزنی جهت ساخت تابع هدف نهایی، برای یکسان‌سازی اثرات توابع هدف بر تابع هدف نهایی استفاده می‌شود. این وزن‌ها بر اساس مرتبه و اندازه‌ی نرخ نفت، آب و گاز و فشار استاتیک تنظیم می‌شوند. به علت بیشتر بودن مرتبه و اندازه‌ی نرخ نفت



اجرا در مدل شبیه‌ساز توسط لاتین هایپر کیوب تهیه شده‌اند. از بین این ۴۸۰ مجموعه‌ی داده، تنها در ۲۷۰ مجموعه، همگرایی مدل شبیه‌ساز مخزن به‌دست آمد. به‌ترتیب ۷۰، ۱۵ و ۱۵ درصد از مجموعه داده‌های ورودی به‌عنوان داده‌های آموزش، ارزیابی و آزمایش تعریف می‌شوند. جدول-۵ عملکرد مدل پروکسی ساخته شده را نشان می‌دهد.

شکل‌های ۴- تا ۶- اختلاف بین داده‌های واقعی و خروجی‌های شبیه‌سازی شده توسط مدل پروکسی را برای مراحل آموزش، ارزیابی و آزمایش نشان می‌دهند.

جدول ۴ | مقادیر بهینه‌ی σ^2 و γ^* جهت ساخت مدل حداقل مربعات ماشین بردار پشتیبان

متغیرهای تنظیم	
γ^*	σ^2
۳/۱۳۹۲	۱/۵۹۸۲

جدول ۵ | عملکرد مدل حداقل مربعات بردار پشتیبان

نمونه	RMSE	ARE	R ²
داده‌های آموزش	۲۵/۶۳۹	۰/۷۳۰۲	۰/۹۴۹۱
داده‌های ارزیابی	۲۷/۸۲۴۳	۰/۸۶۹۱	۰/۹۳۹۲
داده‌های آزمایش	۳۰/۲۷۵	۰/۹۳۲۶	۰/۹۳۶۳

برای تطابق تاریخچه، خروجی مدل پروکسی (تابع هدف نهایی) باید توسط الگوریتم‌های بهینه‌سازی به حداقل برسد. در واقع الگوریتم‌های بهینه‌سازی، مجموعه‌ای از متغیرهای ورودی را که منجر به حداقل شدن تابع هدف می‌شوند انتخاب می‌کنند. به‌عبارت دیگر تطابق تاریخچه روی مدل شبیه‌ساز انجام می‌شود. در تطابق تاریخچه خودکار، آنالیز حساسیت‌سنجی اغلب روی مدل شبیه‌ساز اعمال می‌گردد. برای به‌دست آوردن محدوده‌ی جدیدی از متغیرهای عدم قطعیت (متغیرهای تطابق) که در آنها تابع هدف حداقل مقدار را دارد، آنالیز حساسیت‌سنجی روی مدل پروکسی نیز اعمال می‌شود. به‌کارگیری محدوده‌های بهبود یافته مربوط به متغیرهای عدم قطعیت در الگوریتم بهینه‌سازی، منجر به افزایش سرعت بهینه‌سازی تابع هدف می‌شود. همچنین خروجی الگوریتم بهینه‌سازی که در

از آموزش مدل حداقل مربعات ماشین بردار پشتیبان، این مدل با استفاده از داده‌های ارزیابی شبکه آزمایش می‌شود که این فرآیند ۱۰ مرتبه تکرار می‌گردد. فرآیند آموزش و آزمایش مدل حداقل مربعات ماشین بردار پشتیبان تا رسیدن به شرایط توقف ادامه می‌یابد. در این شرایط، مقادیر بهینه‌ی σ^2 و γ^* با حداقل خطا به‌دست می‌آیند.

پس از به‌دست آوردن مقادیر بهینه‌ی σ^2 و γ^* ، این متغیرها جهت ساخت مدل حداقل مربعات ماشین بردار پشتیبان استفاده می‌شوند. جدول-۴ مقادیر بهینه‌ی σ^2 و γ^* را جهت ساخت مدل حداقل مربعات ماشین بردار پشتیبان نشان می‌دهد.

پس از ساخت مدل حداقل مربعات ماشین بردار پشتیبان، داده‌های آزمایش به‌منظور ارزیابی عملکرد این مدل استفاده می‌شوند.

۴-۳- ارزیابی عملکرد مدل

ارزیابی دقت پیش‌بینی مدل، آخرین و مهم‌ترین مرحله‌ی فرآیند مدل‌سازی است. برای این کار جهت ارزیابی عملکرد، از آنالیز کمی مدل استفاده شده است. بنابراین، ضریب همبستگی^{۱۹} (R₂)، خطای نسبی مطلق^{۲۰} (ARE) و ریشه‌ی دوم متوسط مربع خطا^{۲۱} (RMSE) برای آنالیز کمی استفاده می‌شود. ARE که نشان‌دهنده‌ی نزدیکی داده‌های شبیه‌سازی شده به داده‌های واقعی است. به‌شکل رابطه‌ی ۷- تعریف می‌شود:

$$ARE = \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \quad (7)$$

که (y_i) داده‌ی واقعی و \hat{y}_i مقدار پیش‌بینی شده توسط مدل پروکسی است. R₂ مقداری را فراهم می‌کند که بیانگر موفقیت در کاهش انحراف معیار با استفاده از آنالیز رگرسیون است و به‌شکل رابطه‌ی ۸- تعریف می‌شود:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum (y_i - \bar{y})^2} \quad (8)$$

که \bar{y} مقدار متوسط y_i است.

RMSE اختلاف بین داده‌ی شبیه‌سازی شده و واقعی را نشان می‌دهد و به‌شکل رابطه‌ی ۹- تعریف می‌شود:

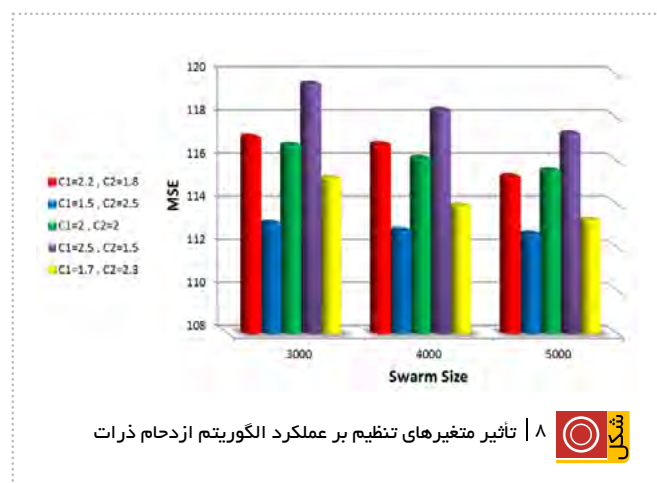
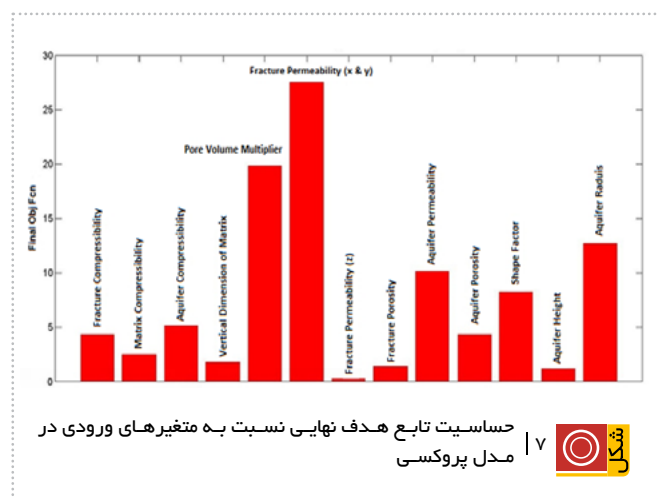
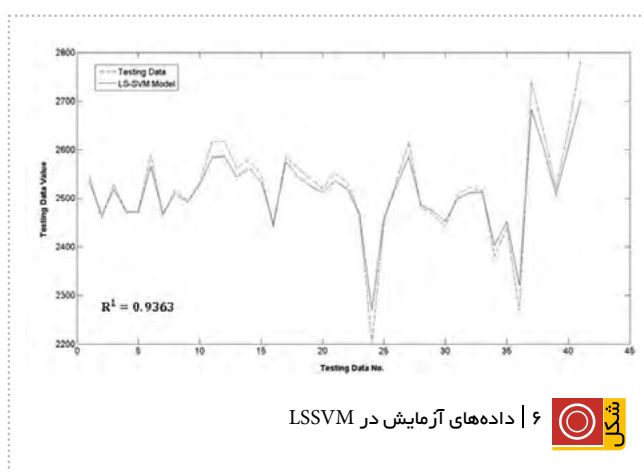
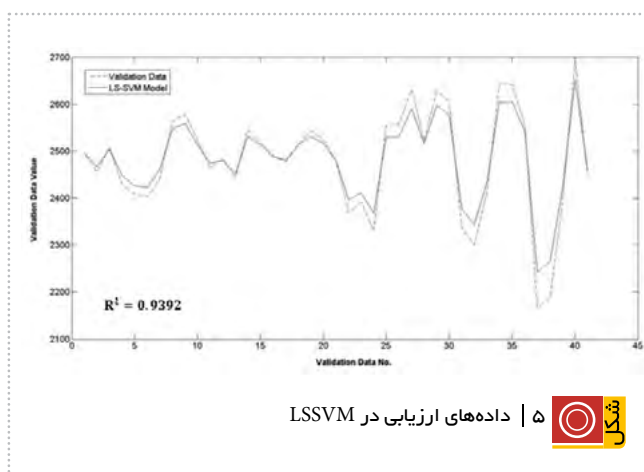
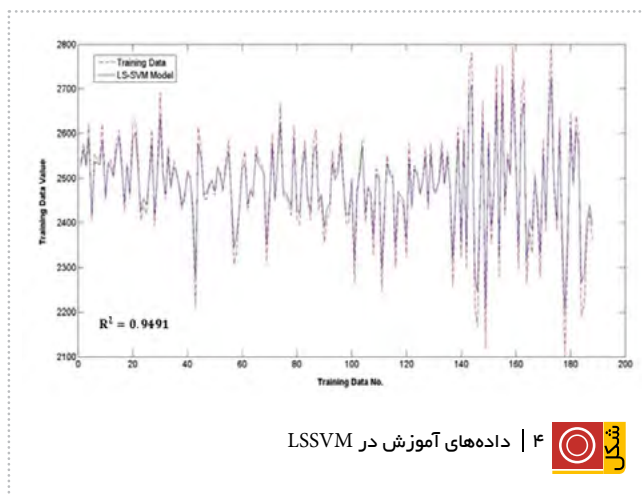
$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}} \quad (9)$$

که n تعداد داده‌های واقعی است.

۵- نتایج مدل

تعداد ۴۸۰ مجموعه‌ی داده به‌عنوان فایل‌های ورودی جهت

حجم منفذ^{۲۲} بیشترین تأثیر را در خروجی مدل پروکسی دارند. برای تطابق تاریخچه، خروجی مدل پروکسی (تابع هدف نهایی) باید توسط الگوریتم‌های بهینه‌سازی به حداقل برسد. در واقع الگوریتم‌های بهینه‌سازی، مجموعه‌ای از متغیرهای ورودی را که منجر به حداقل شدن تابع هدف می‌شوند انتخاب می‌کنند. به عبارت دیگر تطابق تاریخچه روی مدل شبیه‌ساز انجام می‌شود. در تطابق تاریخچه خودکار، آنالیز حساسیت‌سنجی اغلب روی مدل شبیه‌ساز اعمال می‌گردد. برای به دست آوردن محدوده‌ی جدیدی از متغیرهای عدم قطعیت (متغیرهای تطابق) که در آنها تابع هدف حداقل مقدار را دارد، آنالیز حساسیت‌سنجی روی مدل پروکسی نیز اعمال می‌شود. به کارگیری محدوده‌های بهبود یافته مربوط به متغیرهای عدم قطعیت در الگوریتم بهینه‌سازی، منجر به افزایش سرعت بهینه‌سازی تابع هدف می‌شود. همچنین خروجی الگوریتم بهینه‌سازی که در واقع همان متغیرهای تطابق هستند در زمان کمتر و با دقت بیشتری تولید می‌شوند. بنابراین تعیین محدوده‌های جدید از متغیرهای ورودی



واقع همان متغیرهای تطابق هستند در زمان کمتر و با دقت بیشتری تولید می‌شوند. بنابراین تعیین محدوده‌های جدید از متغیرهای ورودی سبب بهبود بازدهی تطابق تاریخچه می‌گردد. شکل-۷ حساسیت تابع هدف نهایی را نسبت به متغیرهای ورودی به صورت کلی نشان می‌دهد. با توجه به این شکل، تراوایی شکاف در جهت‌های x و y و ضرب‌کننده‌ی

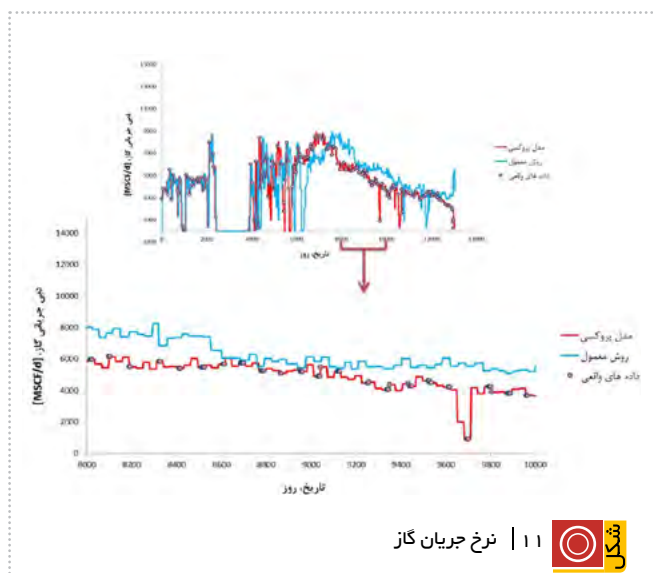
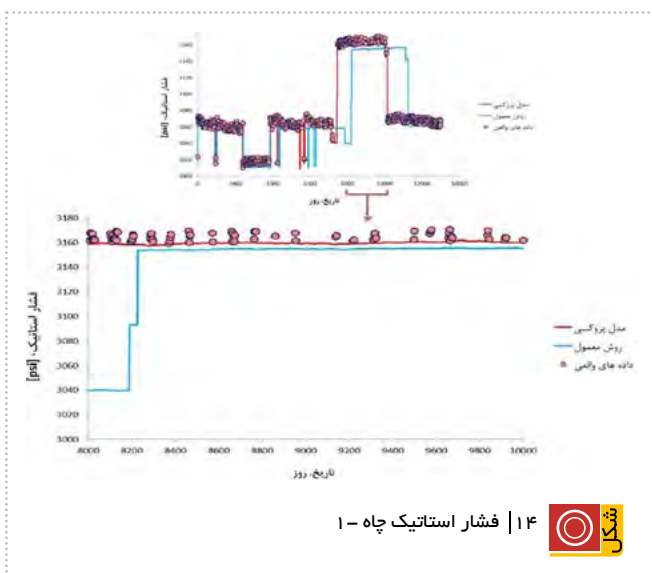
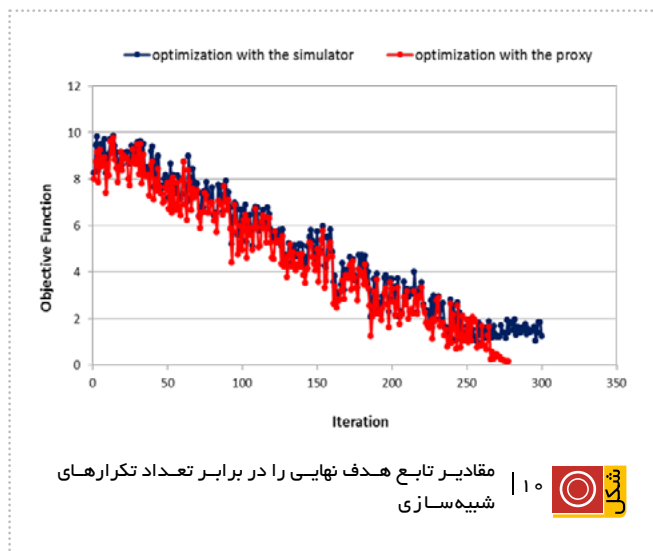
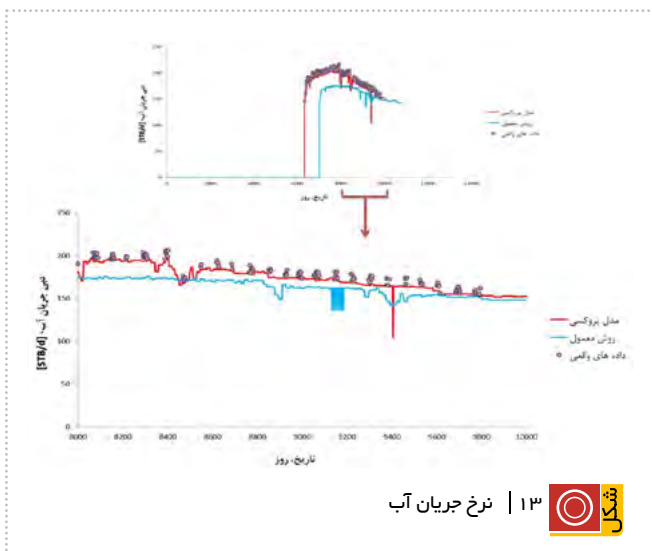
جدول ۸ | عملکرد مدل پروکسی و روش معمول در تطابق تاریخچه

کمیت	RMSE	
	روش معمول	مدل پروکسی
خروجی شبیه‌ساز		
نرخ جریان گاز	۱۰۷/۵۷۷۴	۳۸۵/۹
نرخ جریان نفت	۳۱۵/۲۷	۴۹۵/۱
نرخ جریان آب	۶/۳۴۳۳	۴۶/۶۸
فشار استاتیک چاه ۱-	۶/۱۴۷۵	۳۴/۹۱۹
فشار استاتیک چاه ۶-	۶/۳۵۰۵	۴۱/۸۸۴

می‌دهد. جدول ۸- عملکرد مدل پروکسی و روش معمول در تطابق تاریخچه را نشان می‌دهد. RMSE نشان داده شده در این جدول اختلاف بین داده‌های شبیه‌سازی شده و واقعی را نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود روش ارائه شده در مقایسه با روش معمول عملکرد بهتری داشته است. شکل ۱۳- تطابق تاریخچه‌ی نرخ آب را نشان می‌دهد. به علت کم بودن تعداد داده‌های مربوط به نرخ آب، عملکرد مدل پروکسی و الگوریتم بهینه‌سازی تا حدودی افت داشته است؛ این در حالی است که عملکرد این دو در تطابق تاریخچه‌ی نرخ گاز و نفت بسیار مناسب است (شکل‌های ۱۱-۱۲). برای بررسی تطابق تاریخچه‌ی فشار استاتیک چاه‌ها، چاه ۱- به صورت تصادفی انتخاب شده است. شکل ۱۴- مربوط به تطابق تاریخچه‌ی فشار استاتیک چاه ۱- است. در حین تولید، داده‌های فشاری توسط گیج‌های سرچاهی که اغلب نویز دارند ثبت می‌شوند. وجود این نویزها سبب کاهش عملکرد مدل پروکسی و الگوریتم بهینه‌سازی می‌گردند.

جدول ۷ | محدوده‌ی اصلاح شده‌ی متغیرهای ورودی در مدل پروکسی

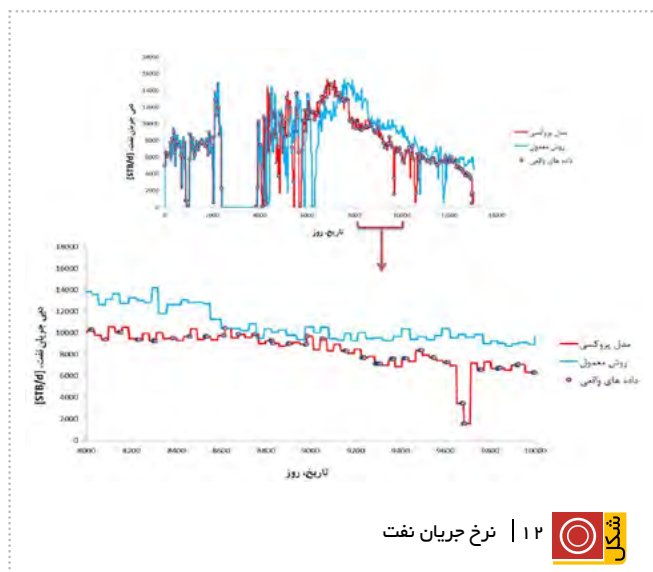
اجرا	اندازه‌ی ازدحام	C_1	C_2	MSE
# ۱	۳۰۰۰	۱/۵	۲/۵	۱۱۳/۱۳۲
# ۲	۳۰۰۰	۱/۷	۲/۳	۱۱۵/۲۲۳
# ۳	۳۰۰۰	۲	۲	۱۱۶/۷۵۴
# ۴	۳۰۰۰	۲/۲	۱/۸	۱۱۷/۱۲۱
# ۵	۳۰۰۰	۲/۵	۱/۵	۱۱۹/۵۸۷
# ۶	۴۰۰۰	۱/۵	۲/۵	۱۱۲/۸۰۲
# ۷	۴۰۰۰	۱/۷	۲/۳	۱۱۳/۹۳۷
# ۸	۴۰۰۰	۲	۲	۱۱۶/۱۴۲
# ۹	۴۰۰۰	۲/۲	۱/۸	۱۱۶/۷۸۹
# ۱۰	۴۰۰۰	۲/۵	۱/۵	۱۱۸/۳۸۱
# ۱۱	۵۰۰۰	۱/۵	۲/۵	۱۱۲/۶۴۲
# ۱۲	۵۰۰۰	۱/۷	۲/۳	۱۱۳/۲۸۵
# ۱۳	۵۰۰۰	۲	۲	۱۱۵/۵۸۵
# ۱۴	۵۰۰۰	۲/۲	۱/۸	۱۱۵/۲۸۵
# ۱۵	۵۰۰۰	۲/۵	۱/۵	۱۱۷/۲۸۵



نتیجه گیری

با ارزیابی نتایج حاصل می توان نتیجه گرفت:

- به علت سرعت عملکرد زیاد و عدم نیاز به تعداد زیادی از مجموعه داده ها، حداقل مربعات ماشین بردار پشتیبان می تواند گزینه ای مناسبی جهت ساخت مدل پروکسی باشد.
- اندازه ی جمعیت اثر چندانی بر عملکرد الگوریتم ازدحام ذرات ندارد.
- تراوایی شکاف در جهت های x و y و ضرب کننده ی حجم منفذ، بیشترین اثر را در خروجی مدل پروکسی دارند. بنابراین باید انتخاب و تعیین محدوده های اصلاح شده ی این متغیرها با دقت بیشتری انجام گیرد.
- رویه ی ارائه شده نسبت به روش معمول، منجر به نتایج مطمئن تر، سرعت همگرایی بیشتر و خطای کمتری بین داده های واقعی و شبیه سازی شده برای تطابق تاریخچه خواهد بود. ■



پانویس ها

- | | | |
|--|------------------------------|-------------------------------|
| 1. ebrahim.sh@gmail.com | 9. Personal best position | 17. cross-validation |
| 2. Particle Swarm Optimization (PSO) | 10. Global best position | 18. ten-fold cross-validation |
| 3. Genetic programming | 11. Well productivity index | 19. correlation coefficient |
| 4. Adaptive neuro-fuzzy system | 12. Formation Micro Imaging | 20. absolute relative error |
| 5. Differential evolution | 13. Formation Micro Scanner | 21. root mean square error |
| 6. Least square support vector machine | 14. Latin hypercube sampling | 22. pore volume multiplier |
| 7. radial basis function | 15. Plackett-Burman designs | |
| 8. Stochastic optimization technique | 16. grid search technique | |

منابع

- [1] Zhang, X., Hou, H., Wang, D., Mu, T., Wu, J. and Lu, X., (2012), An Automatic History Matching Method of Reservoir Numerical Simulation Based on Improved Genetic Algorithm, International Workshop on Information and Electronics Engineering (IWIEE), Procedia Engineering, Vol. 29, pp. 3924-3928.
- [2] Bjorndalen, N., Kuru, E. and Schiozer, D.J., (2008), Application of Neural Network and Global Optimization in History Matching, Journal of Canadian Petroleum Technology, PETSOC-08-11-22-TN, Vol. 47, Issue. 11.
- [3] Lophaven, S. N., Nielsen, H. B. and Sondergaard, J., (2002), DACE: A MatlabKriging Toolbox Version 2.0. Technical Report IMM-TR-2002-12, Technical University of Denmark, Lyngby, Denmark, 1st August.
- [4] Cullick, A. S., Johnson, D. and Shi, G., (2006), Improved and More-Rapid History Matching With a Nonlinear Proxy and Global Optimization, SPE 101933, SPE Annual Technical Conference and Exhibition held in San Antonio, Texas, U.S.A., 24-27 September, <http://dx.doi.org/10.2118/101933-MS>.
- [5] Yu, T., Wilkinson, D. and Castellini, A., (2008), Constructing Reservoir Flow Simulator Proxies Using Genetic Programming for History Matching and Production Forecast Uncertainty Analysis, Journal of Artificial Evolution and Applications, Vol. 2008, Article ID 263108.
- [6] Rammay, M. H., Abdulraheem, A., (2014), Automated History Matching Using Combination of Adaptive Neuro Fuzzy System (ANFIS) and Differential Evolution Algorithm, Society of Petroleum Engineers, SPE Large Scale Computing and Big Data Challenges in Reservoir Simulation Conference and Exhibition, Istanbul, Turkey, SPE-172992-MS, 15-17 September.
- [7] اعظمی فرد، آرش، خامه‌چی، احسان، انتخاب متغیرهای تأثیرگذار در شبیه‌سازی مخزن برای پروکسی مدل به روشی نوین با استفاده از آنالیز واریانس، اکتشاف و تولید نفت و گاز، ۱۳۹۲، دوره‌ی، شماره‌ی-۱۰۳، صفحه‌ی-۳۷-۸۶
- [8] رحیمی، مجتبی، رمضانی، احمد، مسیحی، محسن، تطابق تاریخچه‌ی تولید برای یکی از مخازن نفتی شکاف‌دار ایران، ۱۳۸۸، مجله‌ی مهندسی شیمی ایران، سال هشتم، شماره‌ی-۴۳، صفحه‌ی ۱۶۵ - ۱۵۲
- [9] Suykens, J. A. K. and Vandewalle, J., (1999), Neural Processing Letters, Vol. 9, pp. 293-300.
- [10] Shi, D.F. and Nabil, N.G., (2007), Tool wear predictive model based on least squares support vector machines, Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 21, pp. 1799-1814.
- [11] Kennedy, J., Eberhart, R., (1995), Particle Swarm Optimization, Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, Piscataway, NJ, USA, Vol. 4, pp. 1942-1948.
- [12] Mohamed, L., (2010), SPE, Mike Christie, SPE, and Vasily Demyanov, SPE, Reservoir Model History Matching With Particle Swarms, Institute of Petroleum Engineering, Heriot-Watt University, Edinburgh, UK, SPE 129152.
- [13] Zubarev, D. I., (2009), Pros and cons of applying proxy models as a substitute for full reservoir simulations, SPE 124815, in Proceedings of the SPE Annual Technical Conference and Exhibition held in New Orleans, Louisiana, USA.