



کاربرد مدل‌های رگرسیون چندجمله‌ای و شبکه‌های عصبی مصنوعی در آنالیز ریسک فرآیند سیلاب‌زنی بخار آب

حامد پنجاه زاده*، دانشگاه صنعتی امیرکبیر

چکیده

در توسعه میادین نفت سنگین (به ویژه در زمان‌های اولیه توسعه) عدم قطعیت‌های زیادی وجود دارد. با توجه به هزینه فراوان توسعه میادین، ضروری است ریسک همه متغیرهای غیرقطعی موجود در شبیه‌سازی ارزیابی و در تصمیم‌گیری در نظر گرفته شود. جهت دست‌یابی به اطلاعات معقول و دقیق در آنالیز ریسک، باید شبیه‌سازی صدها یا هزاران بار به اجرا گذاشته شود که این کار بسیار زمان‌بر و پرهزینه است. ساخت مدل‌های پراکسی به عنوان جایگزینی برای شبیه‌ساز، روشی سریع جهت آنالیز ریسک است. در این مطالعه از شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) و مدل‌های رگرسیون چندجمله‌ای (PR) به عنوان جایگزینی برای شبیه‌ساز در بخشی از یک مخزن نفت سنگین تحت سیلاب‌زنی بخار استفاده شده است.

همچنین به منظور یافتن متغیرهای اثرگذار بر نتایج تولید از آنالیز غربال‌گری استفاده شده است. طراحی‌های آزمایشی مختلفی جهت به دست آوردن داده‌های مفیدتر برای ساخت مدل‌های پراکسی به کار رفته‌اند. نتایج بررسی‌ها نشان می‌دهد که مدل‌های ساخته شده توسط طراحی ترکیبی فاکتوریل کامل سه مرحله‌ای و مرکب مرکزی محاطی (CCI) دقیق‌تر از سایر مدل‌هاست. انتقال توانی مناسب پاسخ‌ها نیز در اکثر موارد عملکرد مدل‌های رگرسیون چندجمله‌ای را بهبود بخشیده است.

مقایسه بین نتایج مدل‌های پراکسی و شبیه‌ساز عددی نشان می‌دهد که شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل‌های رگرسیون چندجمله‌ای توانایی پیش‌بینی نتایج خروجی شبیه‌ساز از جمله مقدار نفت تجمعی تولیدی برای یک دوره ۲۰۰۰ روزه را دارند. با این حال انحراف شبکه‌های عصبی مصنوعی کمتر از مدل‌های رگرسیون درجه دوم است. مدل‌های پراکسی ساخته شده در شبیه‌سازی مونته کارلو برای به دست آوردن توزیع احتمالی متغیرهای تولیدی به کار رفته‌اند.

مدل‌های رگرسیون چندجمله‌ای، شبکه‌های عصبی مصنوعی، مدل پراکسی، طراحی آزمایشی، شبیه‌سازی مونته کارلو، سیلاب‌زنی بخار، آنالیز ریسک

واژگان کلیدی

مقدمه

در مخازن نفت سنگین به دلیل وجود مشکلاتی در نمونه برداری سیال، گرفتن مغزه و همچنین انجام عملیات چاه‌آزمایی، عدم قطعیت‌های بیشتری در خواص سنگ و سیال مخزن نسبت به مخازن نفتی رایج وجود دارد. در چنین مواردی که تصمیم‌گیری درباره توسعه میدان باید تحت عدم قطعیت شدید انجام گیرد، انجام آنالیز احتمالی به جای آنالیز قطعی روش مرسوم است. برای در نظر گرفتن اثر عدم قطعیت‌ها، باید متغیرهای غیرقطعی و محدوده آنها مشخص شوند. در روش آنالیز ریسک می‌توان اثر متغیرهای غیرقطعی بر توزیع متغیرهای هدف را با استفاده از روش مونته کارلو به دست آورد [۳]. در روش مونته کارلو شبیه‌سازی باید دفعات زیادی برای مقادیر مختلف متغیرهای غیرقطعی اجرا گردد. بنابراین انجام آنالیز ریسک نیازمند تعداد زیادی اجرای مستقیم شبیه‌ساز می‌باشد که این

امروزه روش‌های مؤثر برداشت از مخازن نفت سنگین و بیتومن مورد توجه ویژه‌ای قرار گرفته‌اند. علت این توجه کاهش تدریجی میزان برداشت از مخازن نفتی رایج در اثر تولید طی سالیانتمادی و همچنین وجود میزان قابل توجهی (حدود ۶ تریلیون بشکه در جا) منابع نفت سنگین در سراسر دنیاست. قسمت عمده این منابع در کشورهای کانادا، ونزوئلا و ایالات متحده قرار دارد [۱]. در حال حاضر فرآیندهای حرارتی از قبیل سیلاب‌زنی بخار و تزریق متناوب بخار به طور گسترده‌ای برای برداشت نفت‌های با گراندوری متوسط از مخازن ماسه‌سنگی استفاده می‌شوند [۲]. از این رو بررسی عدم قطعیت‌های موجود در روش سیلاب‌زنی بخار از اهمیت بسیاری برخوردار است.

*نویسنده عهده‌دار مکاتبات (panjalizadeh@aut.ac.ir)

هدف انجام آزمایش متفاوت خواهد بود. به طور کلی طراحی های آزمایشی به دو دسته عمده تقسیم می شوند: طراحی های غربال گری و طراحی های سطح پاسخ.

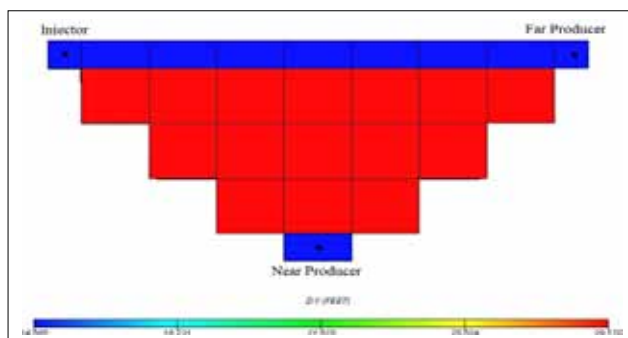
۱-۱- طراحی های غربال گری

عبارت طراحی غربال گری به هر طرح آزمایشی گفته می شود که هدف آن یافتن متغیرهای اثرگذار بر یک فرآیند از بین تعداد زیادی متغیر محتمل باشد [۸]. معمولاً دو نوع طراحی برای غربال گری استفاده می شود: طراحی پلاکت-بورمن و طراحی فاکتوریل کسری دو مرحله ای^۱. طراحی فاکتوریل کسری معمولاً به صورت 2^{k-p} نمایش داده می شود که در آن k تعداد عوامل مورد بررسی و p کسری از طراحی فاکتوریل کامل به کار رفته است. طراحی پلاکت-بورمن که هدف به دست آوردن اثرات اصلی انجام می شود طراحی غربال گری بسیار مقرون به صرفه ای است. باید توجه داشت که اگر اثرات متقابل دو تایی قابل توجهی در سیستم موجود باشد این طراحی قادر به تشخیص صحیح متغیرهای اثرگذار نخواهد بود [۸].

۱-۲- طراحی های سطح پاسخ

گروه خاصی از آزمایش های طراحی شده که برای انطباق سطوح پاسخ به کار می روند طراحی های سطح پاسخ نامیده می شوند. در اینجا برخی از معروف ترین طراحی های آزمایشی سطح پاسخ به طور خلاصه بیان می شود.

الف) طراحی فاکتوریل کامل سه مرحله ای: این طراحی به صورت 3^k نوشته می شود و یکی از انواع طراحی فاکتوریل کامل است. در این طراحی k فاکتور با سه مرحله در نظر گرفته می شوند. در این طراحی وجود سه مرحله برای هر متغیر باعث امکان تشخیص انحنا می شود. همچنین این ویژگی سبب اندازه گیری دقیق ضرایب درجه



کار بسیار زمان بر و پرهزینه است. استفاده از یک پراکسی مدل یا سطح پاسخ مثل شبکه های عصبی مصنوعی (ANN) یا مدل های رگرسیون چند جمله ای (PR) که بتواند نتایج مشابه شبیه ساز ارائه کند می تواند روش مناسبی برای کاهش زمان و هزینه لازم جهت انجام آنالیز ریسک باشد.

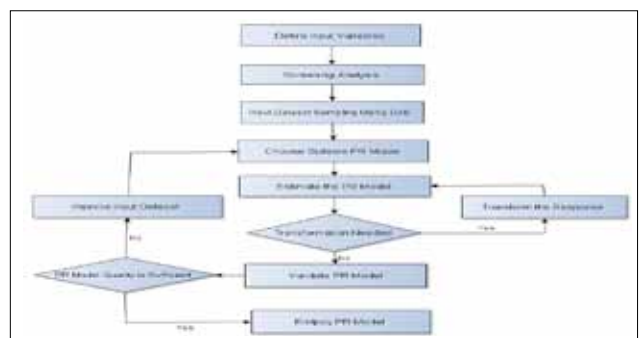
برای ساخت سطوح پاسخ قابل اعتمادی که تمام محدوده عدم قطعیت را پوشش دهد می توان از طراحی آزمایشی استفاده کرد. طراحی آزمایشی یک استراتژی آزمایشی جهت جمع آوری بهینه اطلاعات آزمایش یا شبیه سازی برای ساخت سطوح پاسخ (مدل پراکسی) است.

تاکنون شبکه های عصبی مصنوعی برای پیش بینی به کار رفته اند [۴]. طراحی آزمایشی نیز برای مطالعات مخزن مورد استفاده قرار گرفته است [۵]. همچنین ترکیب طراحی آزمایشی و پراکسی مدل شامل شبکه های عصبی مصنوعی و مدل های رگرسیون چند جمله ای نیز برای مطالعه سیستم های دارای عدم قطعیت به کار گرفته شده اند [۷] و [۶].

هدف این پژوهش ساخت مدل های پراکسی شامل شبکه های عصبی مصنوعی و مدل های رگرسیون چند جمله ای به منظور بررسی عدم قطعیت و آنالیز ریسک در بخشی از یک میدان نفت سنگین تحت سیلاب زنی بخار است. در این مطالعه از طراحی های آزمایشی مختلف برای ساخت مدل های جایگزین استفاده خواهد شد و ضمن مقایسه دو نوع پراکسی مدل، طراحی های مختلف نیز با یکدیگر مقایسه می شوند.

۱- مقدمه ای بر طراحی آزمایشی

طراحی های آزمایشی جداولی شامل لیست شبیه سازی ها، آزمایش ها و ... هستند که در کمترین تعداد اجراها بیشترین اطلاعات را درباره سیستم مد نظر به دست می دهند. نوع طراحی آزمایشی بسته به





دوم چندجمله‌ای خواهد بود.

۲- مقدمه‌ای بر روش‌های ساخت سطوح پاسخ (RSM)

سطح پاسخ که مدل جایگزین^۸ و پراکسی مدل^۹ نیز نامیده می‌شود نماینده یک سیستم واقعی یا شبیه‌سازی آن سیستم است. زمانی که ارزیابی مستقیم سیستم ناممکن بوده یا شبیه‌سازی آن بسیار گران باشد استفاده از سطوح پاسخ بسیار مفید است و به همین دلیل استفاده از آن به‌طور فزاینده‌ای افزایش یافته است. این سطوح پاسخ می‌توانند به‌جای شبیه‌سازی‌های وقت‌گیر و گران‌قیمت جهت بهینه‌سازی، آنالیز ریسک و پیش‌بینی میداین نفتی استفاده شوند. مدل‌های رگرسیون چندجمله‌ای (PR)^{۱۰}، مدل‌های چندمتغیره کریجینگ (KG)^{۱۱}، صفحات-نازک اسپلین (TPS)^{۱۲} و شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)^{۱۳} معمولاً به‌طور گسترده‌ای به‌عنوان پراکسی مدل برای شبیه‌سازی‌های مخزن استفاده می‌شوند [۹]. در این مطالعه مدل‌های

(ب) طراحی باکس-بنکن (BB): این طراحی یک طراحی مرتبه دوم مستقل است. ترکیبات متغیرهای موجود، در نقاط میانی یال‌ها و مرکز فضای طراحی قرار می‌گیرند. در این طراحی برای هر متغیر سه مرحله وجود دارد. اجراهای طراحی باکس-بنکن تنها تعداد کمی بیشتر از اجراهای فاکتوریل کامل دو مرحله‌ای است. با این حال طراحی باکس-بنکن امکان ساخت سطوح پاسخ فراگیرتر و با دقت بیشتری را فراهم می‌کند.

(ج) طراحی مرکب مرکزی (CCD): طراحی مرکب مرکزی شامل یک طراحی فاکتوریل کامل یا کسری دو مرحله‌ای به‌همراه نقاط مرکزی است که تعدادی نقطه به‌نام نقاط ستاره به آن اضافه شده‌اند. با استفاده از این طراحی انحنای موجود در سیستم قابل تخمین خواهد بود. اگر فاصله مرکز فضای طراحی تا نقاط فاکتوریل برای هر متغیر ± 1 در نظر گرفته شود فاصله مرکز فضای طراحی تا نقاط ستاره برابر $\pm \alpha$ خواهد بود که در آن $|\alpha| > 1$. طراحی مرکب مرکزی دارای سه گونه خاص است: مرکب مرکزی محیطی یعنی CCC (نقاط ستاره در یک فاصله از مرکز قرار دارند)، مرکب مرکزی محاطی یعنی CCI (طراحی CCC با این تفاوت که تمام مراحل طراحی CCC بر α تقسیم شده‌اند) و مرکب مرکزی وجوه پر یعنی CCF (نقاط ستاره در مرکز وجوه فضای فاکتوریل کسری). دو طراحی CCC و CCI پنج مرحله برای هر متغیر مهیا می‌کنند. در صورتی که طراحی CCF برای هر متغیر تنها سه مرحله فراهم می‌شود.

متغیرهای غیرقطعی و محدوده آنها			
Uncertain parameter	Minimum value	Base value	Maximum value
Steam injection rate, STBD, CWE (Qinj)	30	45	60
Steam quality, fraction (SQ)	0.3	0.6	0.9
Steam temperature, °F (ST)	350	450	550
Maximum bottom hole injection pressure, psia BHP	800	1000	1200
Pore volume multiplier (MULTPV)	0.5	1	1.5
Transmissibility multiplier in X direction (MULTX)	0.5	1	1.5
Transmissibility multiplier in Y direction (MULTY)	0.5	1	1.5
Transmissibility multiplier in Z direction (MULTZ)	0.5	1	1.5
Rock volume multiplier (MULTRV)	0.5	1	1.5
Heat transmissibility multiplier in X direction (HEATTX)	0.5	1	1.5
Heat transmissibility multiplier in Y direction (HEATTY)	0.5	1	1.5
Heat transmissibility multiplier in Z direction (HEATTZ)	0.5	1	1.5
Rock thermal conductivity, Btu/(ft-D-°F) (RTC)	14	24	34
Critical water saturation, fraction (SWCR)	0.35	0.45	0.55
Heat capacity of reservoir, Btu/(ft ³ of rock-°F) (HCR)	30	35	40

خواص سنگ و سیال و شرایط اولیه	
مقدار	کمیت (واحد)
۲۴	ضریب هدایت حرارتی سنگ‌های مخزن، پی و پوش
۳۵	ظرفیت گرمایی سنگ‌های مخزن، پی و پوش
۰/۳	تخلخل (جزء)
۵×۱۰ ^{-۴}	تراکم پذیری موثر سنگ (psi ^{-۱})
۳×۱۰ ^{-۶}	تراکم‌پذیری آب (psi ^{-۱})
۰/۵۵	اشباع اولیه آب (جزء)
۱۲۵	دمای اولیه مخزن (°F)
۷۵	فشار اولیه در مرکز لایه فوقانی (psia)

رگرسیون چند جمله‌ای و شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان پراکسی مدل مورد استفاده قرار گرفته‌اند.

۱-۲- روش حداقل مربعات

هدف از روش حداقل مربعات ساختن توابع ساده و مشخصی مانند مدل‌های رگرسیون چند جمله‌ای است. این روش با کمینه کردن مجموع مربعات باقیمانده‌ها (تفاوت بین مقادیر مشاهده شده و مقادیر تخمین تابع)، ضرایب مجهول چند جمله‌ای را به دست می‌آورد. به طور معمول چند جمله‌ای‌های درجه دوم برای تطبیق عملکرد سیستم‌های طبیعی مناسب هستند اما می‌توان از مدل‌هایی با درجات بالاتر نیز استفاده کرد. معادله ۱- مدل رگرسیون درجه دوم را با سه متغیر نشان می‌دهد.

$$y = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + b_3x_3 + b_{12}x_1x_2 + b_{13}x_1x_3 + b_{23}x_2x_3 + b_{11}x_1^2 + b_{22}x_2^2 + b_{33}x_3^2 \quad (1)$$

شکل ۱- مراحل ساخت یک مدل رگرسیون چند جمله‌ای را از ابتدا تا انتها نشان می‌دهد. همان‌طور که بیان شد برای تعیین ضرایب از روش حداقل مربعات استفاده می‌شود. همان‌گونه که در شکل ۱- مشاهده می‌شود یکی از مراحل ساخت مدل رگرسیون چند جمله‌ای، انتقال^{۱۴} پاسخ‌ها در صورت نیاز است. نمودار باکس-کاکس^{۱۵} ابزاری کارا برای تشخیص انتقال توانی مناسب (معادله-۲) جهت اعمال بر داده‌های پاسخ است [۱۰].

$$y' = (y + k)^2 \quad (2)$$

که در این معادله y' و y به ترتیب پاسخ‌های واقعی و انتقال یافته هستند. λ توان اعمالی و k یک ثابت است. پایین‌ترین نقطه در نمودار باکس-کاکس مقدار λ را نشان می‌دهد که به ازای آن مقدار مجموع

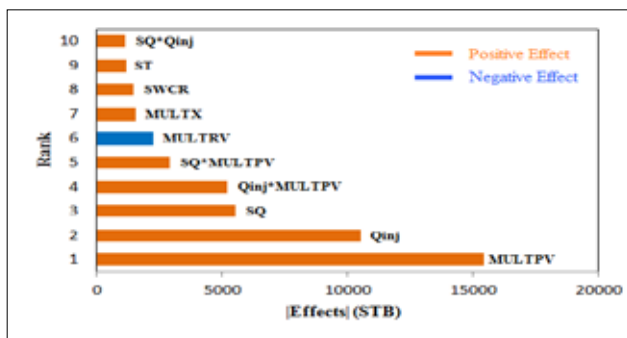
مربعات باقیمانده‌ها حداقل خواهد بود [۱۰].

۲-۲- مقدمه‌ای بر شبکه‌های عصبی مصنوعی

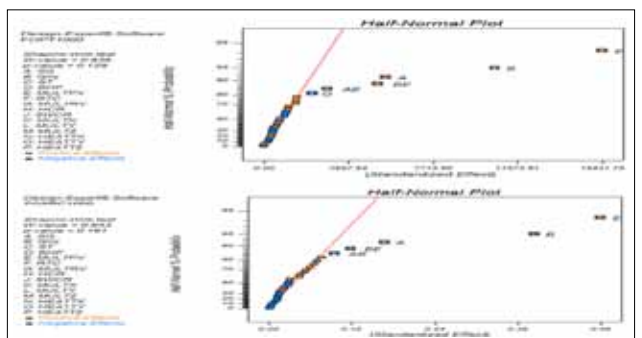
شبکه‌های عصبی مصنوعی با پردازش داده‌های تجربی، دانش یا قانون نهفته در ورای داده‌ها را به ساختار شبکه منتقل می‌کنند. به همین دلیل به این سیستم‌ها هوشمند می‌گویند؛ چرا که بر اساس محاسبات انجام شده روی داده‌های عددی یا مثال‌ها، قوانین کلی را یاد می‌گیرند. شبکه‌های چند لایه‌ای پس‌انتشار^{۱۶} امروزه در ساختار بسیاری از شبکه‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرند. مهم‌ترین خاصیت این شبکه‌ها داشتن ساختار لایه‌ای و ارتباط به جلو^{۱۷} بین نورون‌هاست. این شبکه‌ها از بردار ورودی و هدف برای تقریب زدن یک تابع، یافتن رابطه بین ورودی و خروجی و دسته‌بندی ورودی‌ها بر اساس روش تعیین شده توسط طراح استفاده می‌کنند. یک شبکه پس‌انتشار دارای بایاس، یک لایه سیگموئید و یک لایه خروجی خطی قادر به پیش‌بینی هر تابعی با تعداد معینی ناپوستگی است [۱۱].

۳- توصیف مدل

در این مطالعه از شبیه‌ساز Eclipse استفاده شده است. از آنجایی که فرآیند تزریق بخار فرآیندی ترکیبی است انجام شبیه‌سازی‌ها نیازمند استفاده از یک شبیه‌ساز ترکیبی^{۱۸} خواهد بود و به همین منظور از گزینه Thermal در ماژول E300 نرم‌افزار Eclipse استفاده شده است [۱۲]. مدل مورد مطالعه مسأله سوم SPE است که برای مقایسه شبیه‌سازی‌های تزریق بخار مورد استفاده قرار گرفت [۱۳]. تغییرات جزئی در این مدل که یک هشتم الگوی نه نقطه‌ای معکوس می‌باشد اعمال شده است. مدل شامل شبکه‌های موازی $4 \times 5 \times 9$ است. شکل ۲- نمای مدل شبیه‌سازی را از بالا نشان می‌دهد. خواص کلی سنگ مخزن، شرایط اولیه و همچنین خواص حرارتی سنگ پی و پوش در جدول ۱- ارائه



۴ | رتبه‌بندی اثر متغیرهای غیرقطعی بر FOPT طی ۱۰۰۰ روز



۳ | نمودار Half Normal برای FOPT و FOSRC پس از ۱۰۰۰ روز



شده است.

و آنالیز غربال‌گری از نرم‌افزار Design Expert استفاده شده است. از نمودار Half Normal به منظور یافتن متغیرهای تأثیرگذار استفاده شده است. آنالیز غربال‌گری منجر به شناسایی چهار متغیر ضریب حجم حفرات (MULTPV)، نرخ بخار تزریقی (Qinj)، کیفیت بخار تزریقی (SQ) و ضریب حجم سنگ (MULTRV) به عنوان متغیرهای تأثیرگذار بر فرآیند سیلاب‌زنی بخار خواهد شد. برای نمونه شکل-۳ نمودار Half Normal برای FOPT و FOSRC را پس از ۱۰۰۰ روز نشان می‌دهد. همچنین شکل-۴ رتبه‌بندی متغیرهای غیرقطعی بر اساس میزان اثر آنها بر متغیر FOPT در زمان ۱۰۰۰ روز را نشان می‌دهد که از طراحی فاکتوریل کسری به دست آمده است.

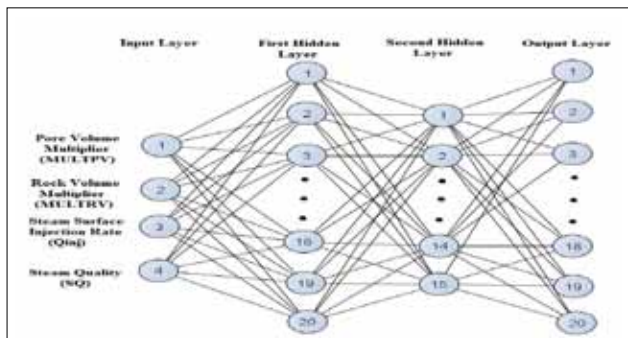
۵- سطوح پاسخ (مدل‌های پراکسی)

سطوح پاسخ در مراحل بعدی مطالعات مخزن از جمله آنالیز عدم قطعیت، آنالیز ریسک و بهینه‌سازی تولید به‌عنوان جایگزینی برای شبیه‌ساز به کار می‌روند. در این مطالعه مدل‌های پراکسی برای دو متغیر مهم FOPT و FOSRC ساخته می‌شوند. از لحاظ زمانی نیز به روش مرسوم، مدل‌های استاتیک برای زمان‌های ۲۰۰ روز ساخته می‌شوند؛ به این ترتیب که برای انتهای هر ۲۰۰ روز از تولید یک مدل می‌سازند. دو روش بیان شده در قسمت‌های قبل یعنی روش حداقل مربعات (برای ساخت مدل‌های رگرسیون چندجمله‌ای) و شبکه‌های عصبی مصنوعی (برای ساخت سطوح پاسخ) به کار خواهند رفت.

۵-۱- مدل‌های رگرسیون چندجمله‌ای

مدل‌های رگرسیون چندجمله‌ای برای طراحی‌های مختلف با استفاده از روش حداقل مربعات ساخته می‌شوند. طراحی‌ها استفاده شده در این مطالعه عبارتند از:

■ طراحی مرکب مرکزی وجوه پر (CCF) با ۳۰ اجرا شامل ۱۶ اجرای نقاط میانی



شکل ۵ ساختار شبکه عصبی مورد استفاده

۴- آنالیز غربال‌گری

در مرحله نخست متغیرهای غیرقطعی و محدوده محتمل هر متغیر انتخاب می‌شود (جدول-۲). برای یافتن متغیرهای تأثیرگذار، از یک طراحی فاکتوریل کسری دو مرحله‌ای با ۳۲ اجرا استفاده شده است. مقدار نفت تجمعی تولیدی (FOPT^۱) و نسبت نفت تولیدی به بخار تزریقی (FOSRC^۲) به عنوان متغیرهای مقایسه‌ای در نظر گرفته شده‌اند. کل زمان شبیه‌سازی ۲۰۰۰ روز بوده اما از آنجا که هدف این مطالعه ساخت پراکسی مدل برای کل بازه زمانی ۲۰۰۰ روز است مقادیر این دو متغیر در انتهای چهار بازه زمانی ۵۰۰ روزه مورد بررسی قرار گرفت. در این مطالعه برای ساخت چند جمله‌ای‌ها

بیشینه و میانگین خطای نسبی FOPT حاصل از مدل‌های رگرسیون مرتبه دوم در زمان‌های ۱۰۰۰ و ۱۴۰۰ روز						
Response	Design	Transform	Fitting Error		Validation Error	
			Average % RE	Max % RE	Average % RE	Max % RE
FOPT 1000 days	BB	-	1.03	4.25	-	-
		sqrt	0.96	2.56	1.57	2.85
	CCF	-	2.10	9.06	-	-
		Ln	1.15	4.40	1.92	3.67
	BB+CCF	-	1.99	12.54	-	-
		Ln	1.33	4.80	1.75	3.60
	CCI	Not needed	0.80	2.98	1.55	3.07
	BB+CCI	Not needed	1.03	3.72	1.27	2.97
	3-Level	-	0.85	3.33	-	-
		sqrt	0.75	2.90	1.16	2.41
3-level+CCI	-	0.85	3.25	-	-	
	sqrt	0.78	2.83	1.12	1.94	
FOPT 1400 days	BB	-	1.27	5.76	-	-
		Inverse sqrt	1.03	2.62	2.53	6.39
	CCF	-	2.52	9.86	-	-
		Ln	1.52	3.91	1.67	6.56
	BB+CCF	-	2.12	15.15	-	-
		Ln	1.34	5.91	1.63	6.62
	CCI	Not needed	0.65	3.52	1.28	6.14
	BB+CCI	-	1.19	4.62	-	-
	3-Level	-	0.84	3.32	-	-
		sqrt	0.74	2.91	1.13	3.2
3-level+CCI	-	0.87	3.59	-	-	
	sqrt	0.91	3.18	1.03	2.54	

پاسخ‌ها به دست آمده است.

روند تمامی زمان‌ها و هر دو متغیر FOPT و FOSRC مشابه است. با مقایسه داده‌های جدول ۳- ملاحظه می‌شود که انتقال توانی پاسخ‌ها در اغلب طراحی‌ها باعث بهبود عملکرد مدل رگرسیون شده است. این امر در طراحی CCF به وضوح دیده می‌شود. اما برای طراحی‌های پنج مرحله‌ای (طراحی‌های شامل طراحی CCI) به طور کلی یا نیازی به انتقال نبوده یا انتقال تأثیر چندانی بر عملکرد مدل نداشته است.

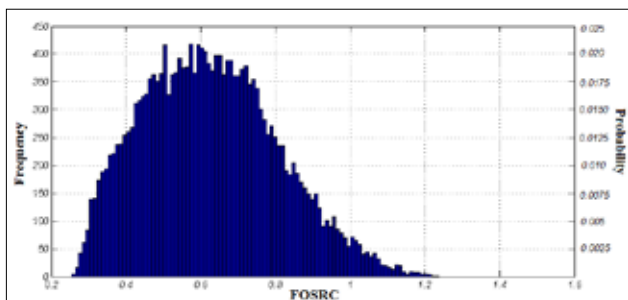
از بین طراحی‌هایی با تعداد اجرای کم، طراحی CCI بهترین عملکرد را دارد. ترکیب طراحی‌های فاکتوریل کامل سه مرحله‌ای و CCI بیشترین دقت را در پیش‌بینی عملکرد فرآیند سیلاب‌زنی بخار دارد اما تعداد اجراهای آن بیش از سایر طراحی‌هاست.

با وجود اینکه تعداد اجراهای طراحی ترکیبی باکس-بنکن و CCI تقریباً نصف تعداد اجراهای طراحی ترکیبی فاکتوریل کامل سه مرحله‌ای و CCI است مدل‌های رگرسیون ساخته شده توسط این طراحی دقت قابل قبولی دارند.

طراحی ترکیبی باکس-بنکن و CCI و ترکیب دو طراحی فاکتوریل کامل سه مرحله‌ای و CCI در مراحل بعد یعنی آنالیز ریسک مورد استفاده قرار خواهند گرفت. در قسمت بعد با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی مدل‌های پراکسی ساخته می‌شوند و عملکرد آنها با عملکرد مدل‌های چندجمله‌ای مقایسه خواهد شد.

۲-۵- شبکه‌های عصبی مصنوعی

در این بخش با استفاده از دو طراحی انتخاب شده در قسمت قبل (طراحی ترکیبی باکس-بنکن و CCI و ترکیب دو طراحی فاکتوریل کامل سه مرحله‌ای و CCI) شبکه‌های عصبی مصنوعی ساخته می‌شوند که قادر به پیش‌بینی عملکرد فرآیند تزریق بخار هستند. برای ساخت شبکه‌های عصبی مصنوعی نرم‌افزار Matlab استفاده شده است. این شبکه‌ها مقادیر دو متغیر FOPT و FOSRC را در انتهای فواصل زمانی ۲۰۰ روزه (که از



شکل ۷ | توزیع عدم قطعیت FOSRC پس از گذشت ۱۰۰۰ روز از تولید و تزریق

طراحی مرکب مرکزی محاطی (CCI) با ۳۰ اجرا شامل ۶ اجرای نقاط میانی

طراحی فاکتوریل کامل سه مرحله‌ای^{۲۱} با ۸۶ اجرا شامل ۵ اجرای نقاط میانی

ترکیب دو طراحی BB و CCF با ۵۵ اجرا شامل ۶ اجرای نقاط میانی

ترکیب دو طراحی BB و CCI با ۵۵ اجرا شامل ۶ اجرای نقاط میانی

ترکیب دو طراحی سه مرحله‌ای و CCI با ۱۰۲ اجرا شامل ۶ اجرای نقاط میانی

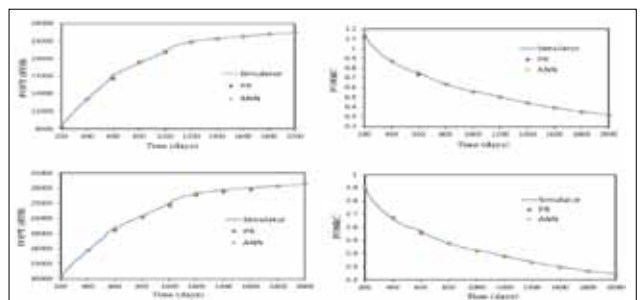
مدل‌های رگرسیون چندجمله‌ای برای هر طراحی در پایان هر ۲۰۰ روز ساخته شده‌اند. به منظور اعتبارسنجی مدل‌ها ۲۰ اجرای تصادفی به وسیله یک مولد اعداد تصادفی ایجاد شده است. برای مقایسه طراحی‌های مختلف خطای نسبی^{۲۲} با استفاده از معادله ۳- پیش‌بینی هر مدل انجام می‌شود. میزان بیشینه و میانگین خطای نسبی به عنوان معیار مقایسه طراحی‌ها در نظر گرفته شده است.

$$RE = \left(\left| \lambda_1 - \lambda_2 \right| \setminus \lambda_2 \right) \times 100 \quad (3)$$

که در آن λ^s پاسخ به دست آمده از

شبیه‌سازی و λ^p پاسخ پیش‌بینی شده توسط مدل پراکسی است. با مقایسه طراحی‌ها می‌توان دقیق‌ترین آنها را انتخاب کرد. این کار برای تمامی ده بازه زمانی ۲۰۰ روزه و همه طراحی‌های گفته شده انجام گردیده است. برای نمونه نتایج حاصل از این مقایسه‌ها برای متغیر FOPT در زمان‌های ۱۰۰۰ و ۱۴۰۰ روز در جدول ۳- ارائه شده است. توجه شود که انتقال‌های توانی ارائه شده در این جدول از نمودار باکس-کاکس

۴ مقادیر خطای نسبی شبکه‌های عصبی در مراحل آموزش و اعتبارسنجی					
Response	Design	Training Error		Validation Error	
		Average %RE	Max %RE	Average RE%	Max RE%
FOPT & FOSRC	BB+CCI	0.15	2.1	1	3.8
	3-level+CCI	0.16	2.2	0.7	2.5



شکل ۶ | مقایسه نتایج حاصل از ANN و PR برای اجرای تصادفی

تصادفی نشان داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود هر دو پراکسی مدل به خوبی می‌توانند خروجی شبیه‌ساز را پیش‌بینی کنند. اما شبکه‌های عصبی مصنوعی نسبت به مدل‌های رگرسیون چند جمله‌ای عملکرد بهتری از خود نشان می‌دهند.

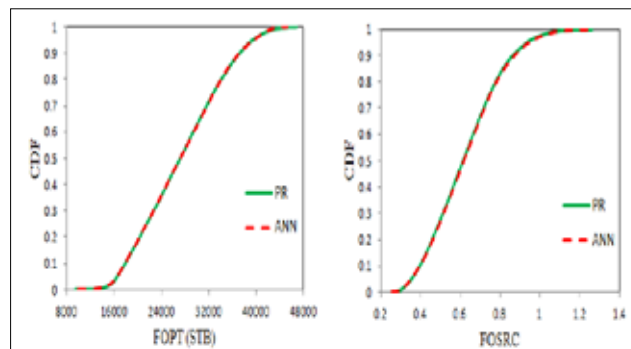
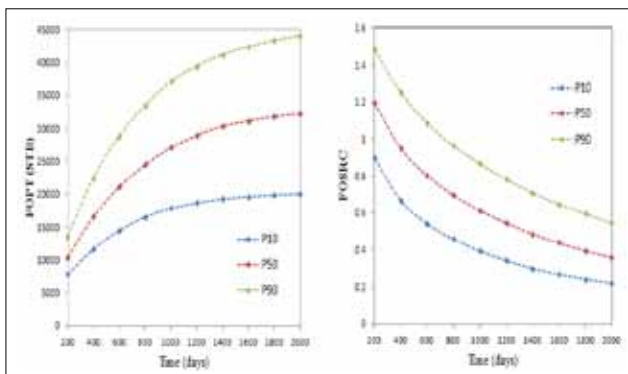
۶- آنالیز ریسک با استفاده از مدل‌های پراکسی ساخته شده

با استفاده از شبیه‌سازی مونت کارلو^{۱۳} می‌توان نمودارهای ریسک را تهیه کرد. استفاده از مدل‌های پراکسی روشی مناسب برای انجام شبیه‌سازی‌های مونت کارلو است. به این ترتیب که ابتدا با استفاده از تعدادی اجرای شبیه‌ساز یک مدل پراکسی یا سطح پاسخی با دقت مناسب ساخته و در شبیه‌سازی مونت کارلو از آن استفاده می‌شود. مدل‌های پراکسی مورد استفاده در این بخش، مدل‌های رگرسیون درجه دوم و شبکه عصبی مصنوعی هستند. هر دوی این پراکسی‌ها با استفاده از نتایج حاصل از طراحی ترکیبی باکس-بنکن و CCI ساخته شده‌اند. علت انتخاب این طراحی تعداد اجراهای تقریباً کم و دقت نسبتاً زیاد آنست. برای انجام شبیه‌سازی مونت کارلو با استفاده از یک مولد اعداد تصادفی، ۲۰۰۰۰ اجرای تصادفی ایجاد می‌شود و برای هر یک از این اجراها مقادیر FOPT و FOSRC توسط دو مدل پراکسی به دست می‌آیند. سپس مقادیر دو متغیر برای انتهای ۱۰ بازه زمانی ۲۰۰ روزه به دست می‌آید. حال می‌توان با استفاده از نتایج حاصل از شبیه‌سازی مونت کارلو نمودارهای تولید احتمالی را پیش‌بینی کرد. برای مثال شکل ۷- میزان عدم قطعیت متغیر FOSRC را در زمان ۱۰۰۰ روز نشان می‌دهد (توزیع احتمالی عدم قطعیت به دست آمده از شبکه عصبی). مقدار توزیع تجمعی (F^2 CDF) برای دو متغیر نیز در این مرحله محاسبه شده است. نمودار توزیع تجمعی، احتمال وقوع مقادیر مختلف را برای یک متغیر به شکل تجمعی نشان می‌دهد. مهم‌ترین خروجی این نمودار میزان احتمالات ۱۰، ۵۰ و ۹۰ درصد است که به ترتیب

۲۰۰ روز آغاز شده و تا ۲۰۰۰ روز ادامه دارد) پیش‌بینی می‌کنند. با توجه به مقادیر خطای نسبی حاصل از اجراهای اعتبارسنجی بیان شده در بخش قبل و با استفاده از حدس و خطا، ساختار شبکه عصبی مشخص گردیده است. در این مطالعه از شبکه‌های پس‌انتشار تغذیه شونده پیشرو استفاده شده است. پس از انجام مراحل زیادی حدس و خطا، شبکه حاصل دارای دو لایه پنهان با تابع انتقال tansig و یک لایه خروجی خطی خواهد بود. برای آموزش شبکه نیز از تابع trainlm استفاده شده است. ساختار شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده در شکل ۵- نشان داده شده است.

همان‌طور که در این شکل ملاحظه می‌شود چهار لایه ورودی متغیرهای اثرگذار را دریافت می‌کنند. لایه‌های پنهان اول و دوم به ترتیب دارای ۲۰ و ۱۵ نرون هستند. لایه خروجی دارای ۲۰ نرون است که این نرون‌ها به دو دسته تقسیم می‌شوند. دسته نخست دارای ۱۰ نرون است که مقادیر FOPT را در پایان هر ۲۰۰ روز تولید می‌کنند. ۱۰ نرون بعدی نیز همانند دسته نخست عمل می‌کنند؛ با این تفاوت که این نرون‌ها مقادیر FOSRC را تولید خواهند کرد. به این ترتیب با آموزش یک شبکه عصبی می‌توان تمامی پاسخ‌های مورد نیاز را پیش‌بینی کرد. با بررسی نتایج مراحل آموزش و اعتبارسنجی، مقادیر خطاهای نسبی برای این دو مرحله به دست آمده است. در جدول ۴- مقادیر خطای نسبی در مراحل آموزش و اعتبارسنجی برای دو طراحی ارائه شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود ترکیب دو طراحی فاکتوریل کامل سه مرحله‌ای و CCI دقت بیشتری دارند اما تعداد اجراهای مورد نیاز این دو، برابر با تعداد اجراهای طراحی دیگر است و در صورتی که امکان استفاده از این طراحی نباشد می‌توان از طراحی ترکیبی باکس-بنکن و CCI استفاده کرد.

در شکل ۶- مقادیر FOPT و FOSRC به دست آمده از شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) و مدل‌های رگرسیون (PR) برای دو اجرای



■ چهار متغیر ضریب حجم حفرات، نرخ تزریق بخار، کیفیت بخار تزریقی و ضریب حجم سنگ، متغیرهای اثرگذار بر عملکرد فرآیند سیلاب زنی بخار هستند.

■ طراحی ترکیبی فاکتوریل کامل سه مرحله‌ای و CCI دقیق‌ترین طراحی است. همچنین طراحی ترکیبی باکس-بنکن و CCI با داشتن تعداد اجراهای کمتر، از دقت نسبتاً زیادی برخوردار است.

■ انتقال توانی پاسخ‌ها باعث بهبود عملکرد مدل‌های رگرسیون چندجمله‌ای می‌شود. اما برای طراحی‌های آزمایشی پنج مرحله‌ای انتقال توانی لازم نیست یا انتقال تأثیر چندانی بر عملکرد مدل چندجمله‌ای ندارد.

■ دقت پیش‌بینی‌های شبکه عصبی مصنوعی تا حدودی بیش از مدل‌های رگرسیون چندجمله‌ای است.

■ ترکیب طراحی آزمایشی و مدل‌های پراکسی دقیق، سریع و مقرون به صرفه جهت آنالیز ریسک فرآیند سیلاب زنی بخار است.

احتمال بدبینانه، محتمل و خوشبینانه هستند. برای مثال نمودارهای توزیع تجمعی برای دو متغیر FOPT و FOSRC پس از گذشت ۱۰۰۰ روز در شکل ۸- نشان داده شده است. همان‌طور که در این دو شکل دیده می‌شود نوع پراکسی مدل تأثیر چندانی بر خروجی‌های آنالیز ریسک ندارد. در نهایت با استفاده از پراکسی مدل‌های ساخته شده مقادیر احتمالی ۱۰، ۵۰ و ۹۰ درصد FOPT و FOSRC برای تمامی بازه‌های زمانی به دست می‌آیند. شکل ۹- پیش‌بینی احتمالی متغیرهای FOPT و FOSRC را در طول ۲۰۰۰ روز نشان می‌دهد.

به این ترتیب مقادیر احتمالی متغیرهای تولیدی در روش سیلاب زنی بخار با استفاده از روش مونته کارلو و مدل‌های پراکسی ساخته شده به دست آمد. این نمودارهای احتمالی می‌توانند در ارائه طرح‌های توسعه و تولید مورد استفاده قرار گیرند.

نتیجه‌گیری

نتایج حاصل از این مطالعه را می‌توان در موارد زیر خلاصه کرد:

پانویس‌ها

- | | | |
|---|--|--|
| ¹ two level fractional factoria | ⁹ proxy model | ¹⁷ forward connection |
| ² Box-Behnken Design | ¹⁰ Polynomial Regression models | ¹⁸ compositional simulator |
| ³ Central Composite Design | ¹¹ Multivariate Kriging | ¹⁹ Field Oil Production Total |
| ⁴ Circumscribed Central Composite design | ¹² Thin-plate Splines | ²⁰ Field Oil Steam Ratio Cumulative |
| ⁵ Inscribed Central Composite design | ¹³ artificial neural networks | ²¹ three level |
| ⁶ Face-centered Central Composite design | ¹⁴ transformation | ²² Relative Error (RE) |
| ⁷ Response Surface Methodologies | ¹⁵ Box-Cox plot | ²³ Monte Carlo Simulation |
| ⁸ Surrogate model | ¹⁶ back propagation | ²⁴ Cumulative Distribution Function |

منابع

- [1] Queipo N.V., Goicochea J.V., Pintos S "Surrogate Modeling-Based Optimization Of Sagd Processes", Journal Of Petroleum Science And Engineering, 35, P. 83-93, 2002.
- [2] Swapan Das, "Application Of Thermal Recovery Processes In Heavy Oil Carbonate Reservoirs", Spe 105392, Middle East Oil & Gas Show And Conference, Bahrain, 2007.
- [3] Risso, F.V.A., Risso, V.F., Schiozer, D.J., "Risk Assessment Of Oil Fields Using Proxy Models: A Case Study", Journal Of Canadian Petroleum Technology, Volume 47, No. 8. 2008
- [4] Birang, Y., Dinarvand, N., Shariatpanahi, S. F., Edalat, M., "Development Of A New Artificial-Neural-Network Model For Predicting Minimum Miscibility Pressure In Hydrocarbon Gas Injection", Spe 105407, Middle East Oil & Gas Show And Conference, Bahrain, 2007
- [5] Prada, J.W.V., Cunha, J.C., Cunha, L.B., "Uncertainty Assessment Using Experimental Design And Risk Analysis Techniques, Applied To Offshore Heavy-Oil Recovery", Spe 97917, International Thermal Operations And Heavy Oil Symposium, Calgary, Alberta, Canada, 2005.
- [6] Jalali, J., Mohaghegh, S. D., "Reservoir Simulation And Uncertainty Analysis Of Enhanced Cbm Production Using Artificial Neural Networks", Spe 125959, Eastern Regional Meeting, West Virginia, 2009.
- [7] Murtha, J.A., Osorio, R., Perez, H.H., Kramer, D.L., Skinner, R.J., Williams, C.A., "Experimental Design: Three Contrasting Projects", Spe 121878, Latin American And Caribbean Petroleum Engineering Conference, Cartagena, Colombia, 2009.
- [8] Nist/Sematech E-Handbook Of Statistical Methods, <http://www.itl.nist.gov/Div898/Handbook/>, 2012.
- [9] Zubarev, D.I., "Pros And Cons Of Applying Proxy-Models As A Substitute For Full Reservoir Simulations", Spe 124815, Spe Annual Technical Conference And Exhibition, Louisiana, Usa, 2009.
- [10] Design Expert, User's Guide. Version 7.
- [11] Demuth, H., Beale, M., "Neural Network Toolbox User's Guide". The Mathworks, Inc. 2002.
- [12] Simulation Software User's Manual, Eclipse 2005a
- [13] Aziz, K., Ramesh, A.B., Woo, P.T. "Fourth Spe Comparative Solution Project: Comparison' Of Steam Injection Simulators". Spe 13510, Spe Reservoir Simulation Symposium, Dallas, Feb. 10-13. 1985