

غربال‌گری روش‌های ازدیادبرداشت از مخازن نفتی با استفاده از تلفیق روش‌های هوش مصنوعی

حسین خیرالهی، میثم زایدی، صدرالدین سبحانی، محمد چهاردولی* و محمد سیم‌جو

گروه مهندسی نفت، دانشگاه سهند، تبریز، ایران

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۳/۲۷ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۷/۰۸

چکیده

تصمیم‌گیری در انتخاب یک یا چند روش ازدیادبرداشتی از میان روش‌های مختلف، یکی از مراحل حیاتی در فرآیند توسعه میداین نفتی به‌شمار می‌رود. انتخاب درست روش افزایش‌برداشت نقش کلیدی در موفقیت فنی و اقتصادی پروژه‌های کلان در صنعت نفت دارد. معمولاً برای غربال‌گری و اتخاذ تصمیم مناسب در خصوص تعیین روش‌های کاندیدای پیاده‌سازی افزایش‌برداشت یک مخزن از پارامترهای متعددی همچون، میزان ظرفیت ذخیره مخزن، قابلیت انتقال و عبوردهی سیال، عمق مخزن، ضخامت لایه نفتی، دمای مخزن و گرانشی نفت تأثیرگذار می‌باشند. هدف و رویکرد اصلی این پژوهش، تلفیق روش‌های هوش مصنوعی شامل: ۱- سیستم‌های منطق فازی (مبتنی بر دانش انسانی) و ۲- شبکه عصبی مصنوعی (داده محور) به‌عنوان یک ابزار و راه‌کار مناسب در کاهش عدم قطعیت و غربال‌گری روش‌های ازدیادبرداشتی استفاده کرد. در این مطالعه از داده‌های تاریخیچه ازدیاد برداشت مخازن مختلف در سطح دنیا برای تعریف مجموعه‌های فازی و تعیین قوانین فازی بین متغیرهای ورودی و خروجی استفاده و در نهایت یک مدل فازی ارائه گردید. با توجه به عدم توازن در فراوانی و تعداد برجسب برخی از کلاس‌ها، طراحی آزمایش و روش سطح پاسخ به‌عنوان یک راه‌کار برای آماده‌سازی داده‌های ورودی برای مدل شبکه عصبی تک لایه استفاده گردید. مدل شبکه عصبی پیش‌خور با معماری ۲۰ نرون، تابع فعال‌سازی سیگموئیدی در لایه مخفی و عملکرد مدل با ضریب همبستگی ۹۵ و ۹۲٪ به‌ترتیب برای داده آموزش و صحت‌سنجی، برای تعیین و غربال‌گری روش‌های ازدیادبرداشت میداین نفتی استفاده گردید. در نهایت با استفاده از استراتژی الویت‌بندی و تلفیق نتایج روش‌های مختلف، الویت کاندیدهای مناسب ازدیادبرداشت تعیین گردید.

کلمات کلیدی: غربال‌گری، ازدیادبرداشت، هوش مصنوعی، منطق فازی، طراحی آزمایش

مقدمه

میزان تقاضا این ماده ارزشمند در دهه‌های آینده وجود ندارد. غالب میداین جهان به بلوغ رسیده‌اند و تولید آن‌ها دچار افت شده است. بنابراین استفاده از روش‌هایی برای افزایش تولید از این مخازن لازم است. نزدیک به دو تریلیون بشکه نفت سبک و پنج تریلیون بشکه نفت سنگین بعد از تولید طبیعی از مخازن جهان باقی می‌ماند که

امروزه نفت غالب‌ترین منبع تأمین انرژی جهان است. از طرفی، الگوی خاصی برای پیش‌بینی

ازدیاد برداشت از تکنیک هوش مصنوعی استفاده نمود. این کار نقطه آغاز استفاده از سیستم‌های هوش مصنوعی برای غربال‌گری روش‌های ازدیاد برداشت شد. همچنین پارکینسون و همکاران اولین برنامه کامپیوتری برای غربال‌گری روش‌های ازدیاد برداشت را با زبان برنامه‌نویسی C طراحی نمود. این برنامه کامپیوتری ارزیابی‌های اقتصادی بین کاندیدهای روش‌های افزایش برداشت را در مرحله نهایی غربال‌گری نیز شامل می‌شود [۷-۹]. ایباتولین و همکاران به کاربرد هوش مصنوعی برای غربال‌گری روش‌های ازدیاد برداشت پرداختند. آن‌ها با استفاده از الگوریتم‌های ژنتیک بیش از ۶۰ روش ازدیاد برداشت و تحریک چاه^۲ را بر روی ۲۲۰۰ نمونه میدانی بررسی کردند. نتیجه کار آن‌ها تشخیص مناسبی از روش‌های ازدیاد برداشت را نمایش می‌دهد [۵]. آداسانی و بانی با جمع‌آوری یک پایگاه داده بزرگ از پروژه‌های ازدیاد برداشت انجام گرفته در دنیا پروفایلی مشخص از روند انجام عملیات افزایش برداشت نفت را ارائه دادند. همچنین آن‌ها با توجه به مجموعه داده حاصل شده از ۶۵۲ گزارش پروژه‌های ازدیاد برداشت، جدول غربال‌گری تابر و همکارانش را به‌روزرسانی کردند [۳]. لی و همکاران به بررسی ارزیابی و غربال‌گری روش‌های ازدیاد برداشت با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی پرداختند. آن‌ها از داده‌های منتشر شده در مجلات نفت و گاز مرتبط با ازدیاد برداشت در سال‌های ۲۰۰۶، ۲۰۰۸ و ۲۰۱۰ به‌عنوان مبنای اطلاعات ورودی شبکه عصبی استفاده نمودند. مدل شبکه عصبی آن‌ها شامل چهار لایه است که روش ازدیاد برداشت خروجی را با دقت ۹۵٪ پیش‌بینی می‌کند [۴]. پارادا و ارتکین با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی یک ابزار شبیه‌سازی-عصبی^۳ را برای ارزیابی و غربال‌گری روش‌های بهبود بازیافت نفت ارائه نمودند.

غالب این نفت (۵۰-۵٪) بایستی توسط روش‌های ازدیاد برداشت، بهره‌برداری شود که رویکرد اصلی بهبود برداشت نفت از مخازن است [۱ و ۲]. عملیات ازدیاد برداشت اعمال یک نیروی خارجی یا تزریق مواد شیمیایی به داخل مخزن هیدروکربوری برای دستیابی به بازیافت بیشتر است که به‌صورت طبیعی در مخزن حضور ندارند. این عملیات می‌تواند در مرحله اولیه تولید از مخزن که نفت در اثر اختلاف فشار طبیعی تولید می‌شود، در مرحله ثانویه تولید از مخزن که نگهداشت فشار انجام می‌شود و یا در مرحله ثالثیه تولید از مخزن که تولید آب بالا می‌رود و بازیافت نفت کم می‌شود، اعمال گردد [۳]. از سوی دیگر این روش‌ها بسیار هزینه‌بردار بوده و انتخاب یکی از آن‌ها برای اعمال در یک مخزن بخصوص نیازمند تحقیق و مطالعه دقیق است تا از زیان‌های اقتصادی بزرگ جلوگیری به عمل آید. انتخاب روش صحیح ازدیاد برداشت نیازمند توجه به ساختار سازند، مشخصات مخزن، اشباع سیالات و دیگر خواص سنگ و سیالات است. در واقع، غربال‌گری روش‌های ازدیاد برداشت اولین قدم به‌عنوان راهنما در اعمال این روش‌ها است [۴ و ۵]. تابر و مارتین هشت روش ازدیاد برداشت را با توجه به ملاک‌های خواص سنگ و سیال مخزن را براساس داده‌های میدانی غربال‌گری نمودند. روش آن‌ها مبتنی بر ارائه بازه‌های مشخص برای پارامترهای خواص سنگ و سیال مخزن در روش‌های ازدیاد برداشت مختلف است [۶]. علاوه بر روش‌های سنتی مانند روش غربال‌گری تابر اخیراً مطالعات به سمت استفاده از هوش مصنوعی و شبکه‌های عصبی برای غربال‌گری روش‌های ازدیاد برداشت سوق پیدا کرده است. در دهه اخیر موازی با پیشرفت‌های شگرف در حوزه داده‌کاوی^۱، غربال‌گری روش‌های ازدیاد برداشت با استفاده از شبکه هوش مصنوعی به موضوعی جذاب به‌عنوان اولین قدم در پروژه‌های ازدیاد برداشت تبدیل شده است [۵]. برای اولین بار گوریلات برای غربال‌گری روش‌های

1. Data Mining
2. Well Stimulation
3. Neuro-Simulation

را برای مخازن کربناته ایران پیشنهاد کرده است [۹]. به‌علاوه رجبی و همکاران با استفاده از الگوریتم تاپسیس به غربال‌گری روش‌های کنترل ماسه پرداختند. نتایج کار آنها نشان داد رتبه بندی روش‌های کنترل ماسه با توجه به غربال‌گری کمک مؤثری در پیش‌برد عملیات‌های بهبود برداشت دارد [۱۴]. پیری زاده و همکاران با استفاده از مدل جامع یادگیری ماشین به بررسی مقیاسی مناسب برای انتخاب روش یا روش‌های کاندید ازدیادبرداشت یک مخزن پرداختند. آن‌ها با استفاده ۴۲۶ مجموعه داده ۱۰ روش ازدیاد برداشت را از طریق روش یادگیری ماشین غربال‌گری نمودند. همچنین برای کاهش خطا ناشی از نامتوازی داده‌ها از سه مدل بوسستینگ^۵، بگینگ^۶ و استکینگ^۷ از روش یادگیری ماشین استفاده کردند [۱۵]. چراغی و همکاران به کاربرد روش‌های مختلف تکنیک یادگیری ماشین برای غربال‌گری روش‌های افزایش برداشت پرداختند. آن‌ها با استفاده از روش‌های شبکه هوش مصنوعی عمیق، نیوی بیز^۸، درخت تصمیم^۹، جنگل تصادفی^{۱۰} و آنالیز اجزای اساسی الگوهای مختلفی برای غربال‌گری روش‌های ازدیادبرداشت ارائه نمودند. نتایج آن‌ها نشان می‌دهد جنگل تصادفی و شبکه هوش مصنوعی عمیق بیشترین دقت در غربال‌گری را دارند [۱۶]. **جدول ۱** تکنیک‌های غربال‌گری، روش‌های ازدیادبرداشت غربال‌شده و پارامترهای ورودی در دو دهه اخیر را نمایش می‌دهد. هدف اصلی این مطالعه توسعه یک مدل تلفیقی شامل مدل فازی، شبکه عصبی مصنوعی برای غربال‌گری و انتخاب بهترین کاندیدای ازدیادبرداشت از مخازن نفتی است.

آن‌ها با استفاده از این ابزار برنامه توسعه و رویکرد تولید مخزن همراه با روش‌های بهبود برداشت نفت را غربال‌گری و پیش‌بینی نمودند [۱۰]. ناگی و همکاران با استفاده از منطق فازی به‌عنوان تکنیکی از هوش مصنوعی به غربال‌گری روش‌های ازدیاد برداشت براساس ۳۴۷ داده میدانی ازدیاد برداشت پرداختند. آن‌ها با استفاده از خواص سنگ و سیال میادین، چهار پارامتر بحرانی (حداکثر، حداقل، مرز پایین و مرز بالای پروژه‌های موفق ازدیاد برداشت) برای تمایز بین روش‌های ازدیاد برداشت در غربال‌گری تعریف نمودند. با استفاده از این ابزار بهترین روش افزایش برداشت برای مخازن خلیج سوئز، احتراق درجا پیش‌بینی گردید [۱۱]. سی‌ئنا و همکاران با استفاده از روش‌های خوشه‌بندی بیزی^۱ و آنالیز مؤلفه‌های اساسی^۲ تکنیکی جدید برای غربال‌گری روش‌های ازدیاد برداشت ارائه دادند. آن‌ها روش خود را در سه میدان با نفت‌های سبک، میانه و سنگین که به ترتیب عملیات‌های تزریق گاز، شیمیایی و حرارتی در آن‌ها اجرا شده بود، صحت‌سنجی نمودند. نتایج صحت‌سنجی آن‌ها شامل ارزیابی‌های کیفی و کمی بر روی روش‌های ازدیادبرداشت است [۱۲]. راموس و آکانجی از الگوریتم شبکه عصبی- فازی^۳ برای غربال‌گری روش‌های ازدیادبرداشت در میادین آنگولا استفاده نمودند. آن‌ها با ترکیب الگوریتم منطق فازی با شبکه عصبی یک الگویی را براساس خواص سنگ و سیالات میادین جهان ارائه نمودند و سپس به بررسی میدان خاصی از آنگولا با استفاده از آن الگو پرداختند. نتایج آزمایش‌های آن‌ها تزریق پلیمر، تزریق گاز هیدروکربن و احتراق درجا را کاندیدهای مناسب برای این میادین معرفی نمود [۱۳].

خجسته‌مهر و همکاران به بررسی عملکرد الگوریتم تاپسیس^۴ که با استفاده از داده‌های میدانی حاصل از پروژه‌های موفق ازدیادبرداشت طراحی شده بود، در ۶۵ مخزن خشکی و دریایی ایران پرداختند. نتایج غربال‌گری آن‌ها تزریق گاز کربن‌دی‌اکسید

1. Bayesian Clustering
2. Principal Component Analysis
3. Neuro-Fuzzy
4. TOPSIS
5. Boosting
6. Bagging
7. Stacking
8. Navie Bayes
9. Tree Decision
10. Random Forest

عصبی مصنوعی استفاده شد. روش‌های سنتی رایج برپایه جست‌وجوی جدولی از میان داده‌های حاصل از پروژه‌های موفق میدانی است. اما شبکه‌های عصبی مصنوعی و سیستم فازی به ایجاد یک رابطه بین متغیرهای ورودی و خروجی می‌پردازند. از طرف دیگر جنبه مهم منطق فازی را می‌توان در توانایی بیان عدم قطعیت آن مطرح کرد که با توجه به وجود عدم قطعیت‌های ساختاری و عدم قطعیت پارامتری یک رابطه، از منطق فازی می‌توان کمک گرفت. علاوه بر این سیستم فازی در مقایسه با سیستم عصبی این برتری را دارد که می‌تواند به صورت مستقیم از دانش انسانی استفاده کند. به عبارت دیگر، سیستم فازی بر پایه دانش انسانی^۱ و استفاده از تجربه و قوانین به دست آمده از مطالعه عمیق یک یا چند شخص در یک حوزه خاص و تعیین توابع عضویت مناسب برای متغیرهای مسئله تعریف می‌گردند. اما شبکه‌های عصبی مصنوعی به صورت داده محور و با جمع‌آوری و به کارگیری داده‌های مشاهده شده از یک پدیده، آزمایش یا فرآیند ایجاد می‌گردند. تلفیق این روش‌ها باعث ایجاد یک روش قوی در انتخاب کاندیدای ازدیادبرداشت خواهد شد.

طراحی آزمایش

همان‌طور که اشاره گردید، در این مطالعه از داده‌های تاریخی پروژه‌های موفق انجام شده در میادین مختلف استفاده گردید.



شکل ۱ نقشه پراکندگی پروژه‌های ازدیاد برداشت در سطح جهان

این مدل با توجه به پارامترهای سنگ و سیال مخزنی و روش‌های موفق ازدیادبرداشت انجام گرفته، به غربال‌گری روش‌های کاندید افزایش برداشت با استفاده از مدل تلفیقی می‌پردازد.

معرفی داده

شکل ۱ نشان‌دهنده تعداد پروژه‌های ازدیاد برداشت انجام شده در کشورهای مختلف دنیا است. با توجه به شکل به ترتیب کشورهای آمریکا (۵۶۳)، کانادا (۱۵۵) و چین (۷۰) دارای بیشترین تعداد پروژه ازدیادبرداشت می‌باشند. در این مطالعه از داده‌های مختلف حاصل از پروژه‌های موفق میدانی استفاده گردید. این داده‌ها شامل پارامترهای مختلف خواص سنگ (تخلخل، تراوایی)، سیال (ویسکوزیته نفت، دما)، هندسه (ضخامت لایه نفتی) و موقعیت مخزن (عمق) است. در این مطالعه از ۲۵۷ نمونه داده میدانی به همراه ۴۸۸ نمونه داده استخراج شده از نرم‌افزار EOR-GUI و طراحی آزمایش به روش سطح پاسخ (باکس بنکن) استفاده گردید. لازم به ذکر است که استفاده از این روش، میان داده‌های مربوط به روش‌های ازدیادبرداشت توازن برقرار می‌کند.

روش تحقیق

رویکرد اصلی این مطالعه استفاده از روش‌های مختلف غربال‌گری ازدیاد برداشت و تلفیق این روش‌ها برای تصمیم‌گیری نهایی است. به همین منظور از روش‌های سنتی، منطق فازی و شبکه‌های

منطق فازی

پس از تعیین و تعریف متغیرهای فازی بایستی عبارت‌ها یا قواعد فازی به صورت شرطی (رابطه ۲ و ۳) و به کمک گزاره‌های فازی ایجاد گردند. ارزیابی این گزاره‌ها با استفاده از استلزام‌های فازی صورت می‌گیرد که با اعمال استلزام می‌توان نتیجه هر قاعده فازی را تعیین کرد.

(۲) اگر «گزاره مقدم» آنگاه «گزاره تالی»

برای ایجاد یک رابطه صریح بین ورودی و خروجی‌ها از استلزام سوگنو استفاده می‌گردد که در آن تابع عضویت گاوسی استفاده شده است و در نهایت به صورت رابطه ۳ بیان می‌گردد:

$$y = \frac{\sum_r y_r \prod_{i=1}^n e^{-\frac{1}{2}(\frac{x-m_{ij}}{\sigma})^2}}{\sum_r \prod_{i=1}^n e^{-\frac{1}{2}(\frac{x-m_{ij}}{\sigma})^2}} = \frac{\sum_r y_r e^{-\frac{1}{2}\sum_{i=1}^n (\frac{x-m_{ij}}{\sigma})^2}}{\sum_r e^{-\frac{1}{2}\sum_{i=1}^n (\frac{x-m_{ij}}{\sigma})^2}} \quad (3)$$

در این رابطه x و y به ترتیب بیانگر مقدار ورودی و خروجی است. پارامتر n و r نشان‌دهنده تعداد داده‌ها و قوانین فازی، m_{ij} و σ به ترتیب بیانگر میانگین و انحراف معیار است.

با توجه به کمبود داده، عدم توازن تعداد نمونه‌ها در میان کلاس‌ها و عدم دسترسی به داده کافی، از طراحی آزمایش به‌عنوان ابزار مفید و کاربردی جهت ایجاد پایگاه داده به صورت سیستماتیک استفاده گردید [۱۷]. طراحی آزمایش دارای روش‌های مختلف است و در این مطالعه از روش طراحی باکس‌بنکن که زیرمجموعه روش سطح پاسخ است برای ایجاد جدول انتخاب سطح متغیرها استفاده شد. جدول ۲ نشان‌دهنده طراحی آزمایش به روش باکس‌بنکن است که در آن اعداد +۱ و ۰ و -۱ به ترتیب نشان‌دهنده مقدار بیشینه، میانگین و کمینه هر پارامتر است.

$$N = 2f \times (f-1) + C \quad (1)$$

در این رابطه f بیانگر تعداد فاکتورها و C تعداد تکرار در نقطه مرکزی و N نشان‌دهنده تعداد کل آزمایش‌ها می‌باشد. این روش برای تمامی روش‌های ازدیادبرداشت شامل روش‌های حرارتی، شیمیایی و حلال برای تولید داده از نرم‌افزار EOR-GUI استفاده گردید.

جدول ۲ جدول طراحی آزمایش به روش Box Behnken Design

ردیف	تراوایی مطلق	دمای مخزن	عمق مخزن	اشباع نفت	گرانروی نفت	شاخص گرویتی
۱	۰	۰	-۱	۰	-۱	-۱
۲	۰	۰	+۱	۰	-۱	-۱
۳	۰	۰	-۱	۰	+۱	-۱
۴	۰	۰	+۱	۰	+۱	-۱
۵	۰	۰	-۱	۰	-۱	۱
۶	۰	۰	+۱	۰	-۱	۱
۷	۰	۰	-۱	۰	۱	۱
۸	۰	۰	+۱	۰	۱	۱
۹	۰	-۱	۰	-۱	-۱	۰
۱۰	۰	+۱	۰	-۱	-۱	۰
...	۰	۰	-۱	۰	-۱	-۱
...
...
...
...
۵۴	۰	۰	۰	۰	۰	۰

تابع فعال‌سازی در لایه میانی می‌باشند. نماد g^l بیانگر تابع فعال‌سازی اعمال‌شده در هر لایه است. **تصمیم‌گیری چند معیاره و استراتژی الویت‌بندی**

در یک مسئله تصمیم‌گیری چندمعیاره، ممکن است که از چندین روش تصمیم‌گیری استفاده گردد و خروجی حاصل برای رتبه‌بندی گزینه‌ها در روش‌های مختلف یکسان نباشد. به همین منظور برای رسیدن به وحدت آرا، نتایج روش‌های مختلف به کمک روش میانگین‌گیری با یکدیگر ادغام و تلفیق می‌گردند. در روش میانگین‌گیری برای هر گزینه، میانگین حسابی رتبه‌های به‌دست آمده با استفاده از روش‌های مختلف تعیین می‌شود. و در نهایت براساس رتبه‌های میانگین الویت‌بندی می‌گردند.

بحث و نتایج

در گام اول به منظور آماده‌سازی داده ورودی الگوریتم‌ها از داده‌های پروژه‌های میدانی موفق از تاریخچه مطالعات استخراج گردید. اما دو مشکل اساسی در میان داده‌ها رویت می‌شود. اولاً، اکثر این پروژه‌ها به صورت عمیلات حرارتی و تزریق گاز در میداین می‌باشند و عملیات تزریق مواد شیمیایی کمتر انجام شده است. به همین دلیل یک عدم توازن در داده ایجاد می‌گردد. ثانیاً، وجود داده‌های بدون مقدار نیز یک مشکل اساسی به‌شمار می‌آید. بنابراین برای حل این مشکل از طراحی آزمایش و نرم‌افزار GUI-EOR جهت تولید داده بیشتر استفاده گردید. با توجه به شکل ۲ مقادیر بیشینه، میانگین و کمینه یک پارامتر به‌صورت اعداد +۱، ۰ و -۱ نمایش داده می‌شوند. در این مطالعه از داده‌های میدانی مربوط به پروژه‌های ازدیادبرداشت شیمیایی، حرارتی و حلال استفاده گردید. پس از جمع‌آوری داده‌های حاصل از پروژه‌های میدانی موفق می‌توان به‌رسم منحنی توزیع فراوانی پارامترهای مربوط به سنگ و سیال مخزن پرداخت.

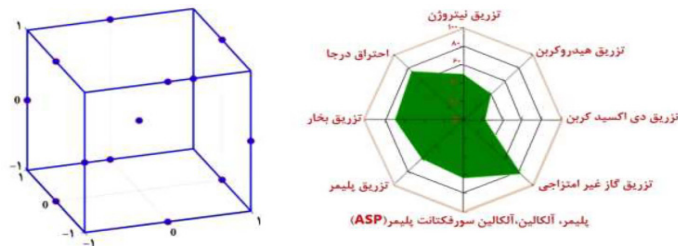
در واقع این عبارت شبیه به شبکه عصبی پایه شعاعی است و این عبارت فقط زمانی که توابع عضویت گاوسی و سیستم فازی به‌صورت تاکاگی سوگنو باشند پس در نتیجه شبکه عصبی پایه شعاعی حالت خاصی از سیستم فازی است. می‌توان با توجه به این خاصیت سیستم فازی از آن برای تقریب هر تابع دلخواه استفاده کرد به‌صورتی که یک اختلاف ناچیز بین مقادیر تابع دلخواه و سیستم فازی وجود داشته باشد.

شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی الهام گرفته‌شده از کارکرد ساختار مغز انسان می‌باشند که محققان با تعیین بلوک‌های محاسباتی به پیاده‌سازی آن پرداخته‌اند. معماری یک شبکه عصبی معمولاً از یک لایه ورودی، لایه‌های مخفی میانی و لایه خروجی تشکیل شده است. سلول عصبی یک واحد بسیار ساده است که با انجام محاسبات وزن دار و اعمال تابع فعال‌سازی، مقدار ورودی را به خروجی تبدیل می‌کنند. تعداد لایه‌های میانی و تعداد سلول‌های عصبی در لایه مخفی، نوع تابع فعال‌سازی، نحوه مقداردهی اولیه و الگوریتم آموزش مدل از پارامترهای قابل تنظیم یک شبکه برای بهبود عملکرد آن می‌باشند. در حالت کلی با افزایش تعداد لایه‌ها و تعداد نرون‌های داخل هر لایه، پیچیدگی مدل افزایش می‌یابد ولی معمولاً برای مسائلی همانند برازش، طبقه‌بندی و تشخیص الگو استفاده از یک لایه میانی، جواب مناسبی را به‌همراه خواهد داشت [۱۸]. برای تعیین پارامترهای شبکه‌ی عصبی از الگوریتم‌های مختلف همانند گرادیان کاهشی، لونبرگ مارکوات و غیره استفاده می‌گردد. این روش‌ها با استفاده از روش پس انتشار خطا (اختلاف بین مقادیر خروجی و هدف) به تنظیم و به‌روزرسانی وزن‌های مدل ایجادشده می‌پردازند.

$$A^{[l]} = g^l(W^{[l]}A^{[l-1]} + b^{[l]}) \quad (4)$$

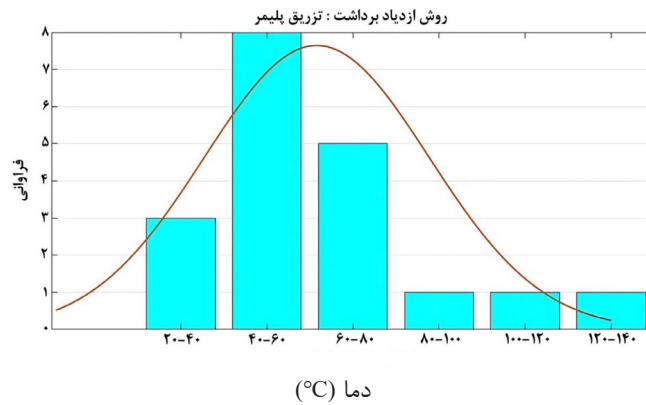
در رابطه بالا، ۱ شماره لایه‌های مخفی، $W^{[l]}$ ، $b^{[l]}$ و $A^{[l]}$ به ترتیب وزن‌ها، مقدار بایاس و خروجی‌های



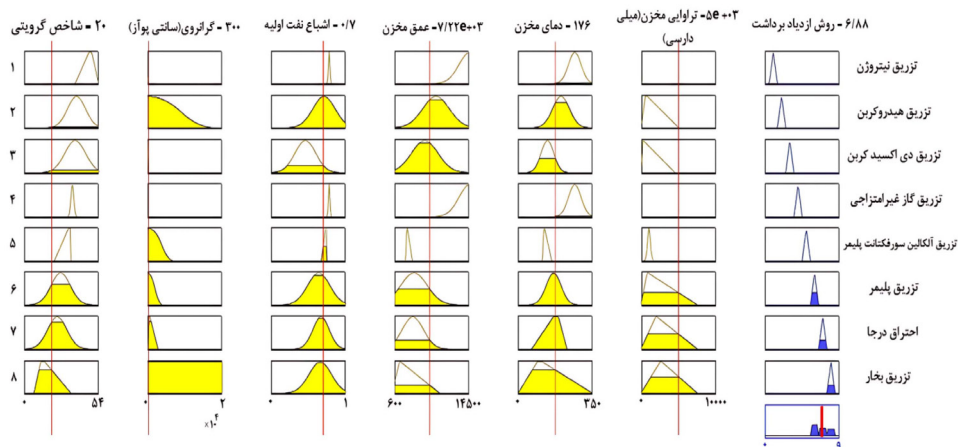
شکل ۲ طراحی آزمایش به کمک روش بنکن برای استخراج داده از نرم افزار EOR-GUI

(۷۰٪) و صحت‌سنجی (۳۰٪) تقسیم شد. از الگوریتم تنظیم‌کننده بی‌زی و لوب‌برگ مارکوارت برای آموزش استفاده گردید. پس از تنظیم پارامترهای مدل، شبکه عصبی با یک لایه مخفی و تعداد ۲۰ نرون در لایه میانی به‌عنوان بهینه‌ترین حالت با مقدار ضریب همبستگی برابر با ۹۵، ۹۲ و ۹۴٪ برای داده‌های آموزش، صحت‌سنجی و کل داده‌ها در نظر گرفته شد (شکل ۵). همان‌طور که در شکل ۶ قابل مشاهده است، آنالیز مقادیر خطای بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده نشان‌دهنده توزیع نرمال خطا است که اکثر خطاهای مدل برای نمونه‌ها در نزدیکی صفر است. در این منحنی خطای داده‌های آموزش و صحت‌سنجی به‌ترتیب با رنگ‌های آبی و قرمز نشان داده شده است. همان‌طور که در جدول ۳ مشاهده می‌شود، در این پژوهش برای غربال‌گری روش‌های ازدیاد برداشت در ۱۰ مطالعه میدانی، سه روش غربال‌گری شامل نرم‌افزار غربال‌گری ازدیاد برداشت (EOR-GUI)، منطق فازی و شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده است. در هر روش غربال‌گری، سه فرآیند ازدیاد برداشت انتخاب شد که به‌ترتیب از چپ به راست آورده شده‌اند. در ادامه با بررسی نتایج می‌توان به انتخاب فرآیند ازدیاد برداشت غالب براساس حداکثر هم پوشانی روش‌ها پرداخت. برای مثال، در مطالعه موردی شماره ۱ و ۳ روش تزریق بخار به‌عنوان الویت نخست برای کاندیدای ازدیاد برداشت در هر سه روش غربال‌گری معرفی گردیده است و بنابراین می‌توان با قاطعیت بیشتر در خصوص اعمال آن تصمیم‌گیری کرد.

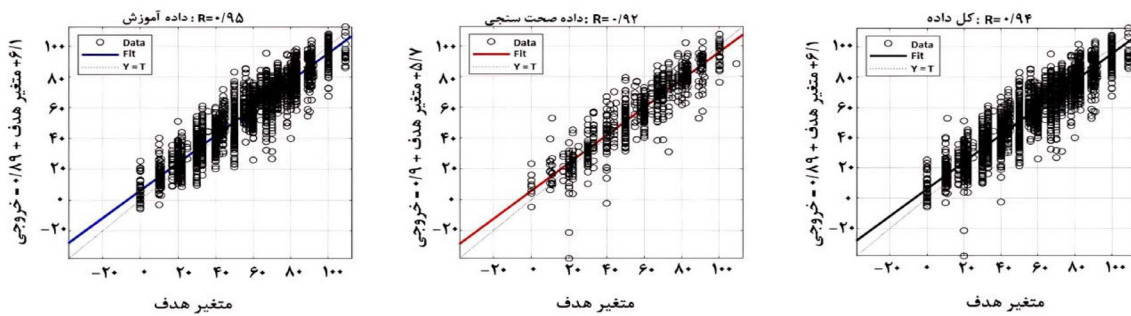
در ادامه با برآزش یک منحنی تابع عضویت به داده‌های هر پارامتر، مجموعه فازی متعلق به آن متغیر مشخص می‌گردد. به‌عنوان نمونه، در شکل ۳ برای داده‌های دمای مخزن مربوط به تزریق پلیمر در میادین مختلف با رسم منحنی هیستوگرام و برآزش منحنی گاوسی به داده‌های پرداخته شده است که به‌عنوان تابع عضویت در سیستم فازی مورد استفاده قرار می‌گیرد. پارامترهای مربوط به منحنی گاوسی به‌ترتیب برابر ۶۱/۵۸ و ۲۵/۰۹ برای میانگین و انحراف معیار است. همان‌طور که در شکل ۴ دیده می‌شود، پس از تعیین توابع عضویت برای تمام پارامترهای مربوط به روش‌های مختلف ازدیاد برداشتی می‌توان به طراحی یک سیستم فازی مبتنی بر دانش پرداخت. به همین منظور می‌توان با استفاده از مجموعه‌های فازی ایجاد شده به تعریف قواعد و قوانین فازی پرداخت. به همین منظور ارتباط بین خروجی (روش ازدیاد برداشتی) و ورودی (پارامترهای مخزنی) با تعریف شرط‌های مختلف انجام می‌گیرد. در این مطالعه برای تمام روش‌های ازدیاد برداشتی قوانین تعریف گردید و نتایج آن به‌صورت شکل ۴ ارائه شده است. در واقع در این مرحله مدل فازی مبتنی دانش آماده غربال‌گری روش‌های ازدیاد برداشت در میادین جدید است. برای این کار می‌توان پس از تعیین مقادیر دقیق پارامترهای مخزنی به‌عنوان ورودی به مشخص کردن روش مناسب ازدیاد برداشت نفت پرداخت. در این مطالعه از شبکه عصبی پیش‌خور با تابع فعال‌سازی سیگموئیدی در لایه خروجی استفاده گردید. داده‌ها ورودی به دو دسته شامل داده آموزش



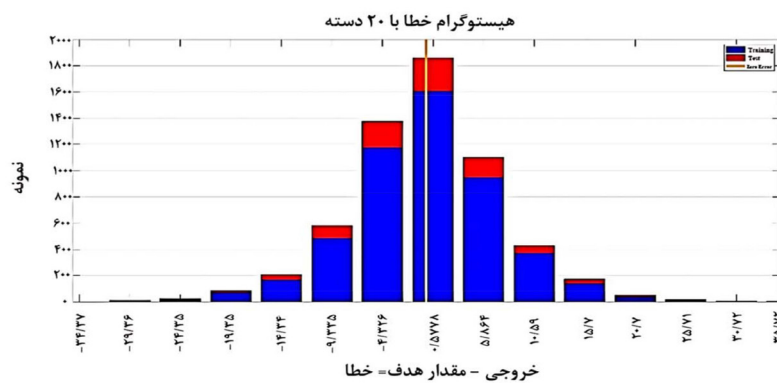
شکل ۳ تعیین پارامترهای تابع عضویت گاوسی با استفاده از داده‌های میدانی



شکل ۴ توابع عضویت و قوانین استنتاج فازی



شکل ۵ عملکرد شبکه عصبی مصنوعی برای داده آموزش، صحت‌سنجی و کل (از چپ به راست)



شکل ۶ بررسی خطای پیش‌بینی شبکه عصبی مصنوعی

جدول ۳ پارامترهای مخزنی مربوط به چند میدان نفتی

ردیف	شاخص رویتی	ویسکوزیته (cp)	اشباع نفت (%)	عمق (ft)	دما (F)	تراوایی (mD)	EOR-GUI	سیستم فازي	شبکه عصبی مصنوعی	الویت اول	الویت دوم
۱	۲۰	۳۰۰	۷۰	۷۲۱۸	۱۷۶	۷۰۰۰	G-H-D	F-G-H	D-F-H	H	F-D
۲	۲۶/۵	۱۰	۳۴	۴۲۲۲	۷۴	۸۳۴	E-F-H	C-H-E	D-E-F	E	F-H
۳	۳۲/۶	۸۷۵/۸	۷۳/۷	۲۷۲۳	۱۵۸	۵۹۶	E-G-H	F-G-H	H-D-E	H	E-G
۴	۱۶	۳۴۵	۸۰	۱۴۰۰	۱۰۰	۸۵۰	H-E-F	H-F-G	E-F-G	F	E-G
۵	۳۸	۵۰۵	۵۰	۵۵۷۰	۱۷۶	۱۵۰۰۰	E-D-G	F-G	D-F-H	-	D-F-G
۶	۱۴	۴۰۰۰	۷۰	۱۳۰۰	۸۵	۳۰۰۰	H-E-F	H	E-F-G	H	E-F
۷	۴۲/۲	۰/۳۳	۸۰	۹۵۴۱	۲۰۴	۹۰۰	E-D-B	B-C	D-F-H	-	B-D
۸	۳۱/۸	۲/۶	۵۳	۳۴۰۶	۱۵۵	۶۷/۵۶	G-E-H	B-C-H	D-H-E	H	E
۹	۲۳	۱۱	۷۳/۷	۲۹۸۵	۱۲۱	۱۵۲۰	E-F-D	F-H-C	E-H-D	-	E-F-D-H
۱۰	۲۳	۸۷۵/۸	۷۳/۷	۲۷۲۳	۱۵۸	۱۰۰۰	G-E-H	H-B	H-E-G	H	E-G

C: تزریق دی اکسید کربن	F: سیلاب‌زنی پلیمر	H: تزریق بخار
A: تزریق نیتروژن	E: تزریق آکالین-پلیمر-سورفکتانت	G: احتراق درجا
B: تزریق گاز هیدروکربنی		
D: تزریق گاز غیرامتراجی		

میدانی شاخص گرویتی، ویسکوزیته، اشباع نفت، عمق، دمای مخزن و تراوایی مطلق است. با توجه تعداد کم و عدم توازن کافی میان داده‌های میدانی، از روش طراحی آزمایش سطح پاسخ برای استخراج داده استفاده شد.

در ادامه این پژوهش از یک رویکرد تصمیم‌گیری جمعی شامل نرم‌افزار غربال‌گری ازدیادبرداشت به‌همراه مدل دانش‌محور (منطق فازی) و مدل داده‌محور (شبکه عصبی مصنوعی) استفاده گردید. متغیرهای فازی با استفاده از توابع عضویت مثلثی، دوزنقه‌ای، گاوسی تعریف شده و از استلزام فازی برای ارزیابی قوانین استفاده گردید. شبکه عصبی تک لایه با ۲۰ نرون با استفاده الگوریتم بیزی آموزش داده شد و نتایج نشان‌دهنده عملکرد خیلی مناسب مدل شبکه عصبی مصنوعی برای غربال‌گری روش‌های ازدیادبرداشت، به ترتیب با دقت ۹۵ و ۹۲ درصد برای داده‌های آموزش و صحت‌سنجی مدل بود.

با توجه به نتایج مطلوب حاصل از تلفیق روش شبکه‌های عصبی مصنوعی، منطق فازی و خروجی نرم‌افزار غربال‌گری برای انتخاب بهترین کاندیدای ازدیاد برداشت، و در توسعه میادین نفتی پیشنهاد می‌شود. بر این کار و اتخاذ تصمیم نهایی از روش‌های تصمیم‌گیری چند معیاره و استراتژی الویت‌بندی استفاده می‌گردد.

با این وجود در برخی موارد همانند مطالعه موردی شماره ۵، اتفاق نظر در میان روش‌ها وجود ندارد و با اطمینان کامل نمی‌توان در مورد روش کاندید برتر نتیجه‌گیری کرد. به عبارت دیگر روش ازدیاد برداشت سیلاب‌زنی پلیمر، تزریق غیرامتزاجی گاز و احتراق درجا دارای ارجحیت یکسان در غربال‌گری می‌باشند و برای انتخاب دقیق‌تر نیازمند مطالعات بیشتر و اعمال پارامترهای گسترده‌تر همانند پارامتر اقتصادی یا زمین‌شناسی است. بدین منظور می‌توان از روش وزن‌دهی ساده برای تصمیم‌گیری نهایی بهره برد. به‌طور کلی این تکنیک یک روش تصمیم‌گیری جمعی و با در نظر گرفتن رأی مربوط به اکثریت، و کاهش ریسک و خطا در تصمیم‌گیری است.

نتیجه‌گیری

(۱) غربال‌گری و تعیین مناسب‌ترین روش ازدیادبرداشت نفت از مخازن هیدروکربنی از چالش‌های اساس در تدوین نقشه راه توسعه میادین به‌شمار می‌رود. معمولاً از روش‌های رایج همانند جست و جوی جدولی برای تصمیم‌گیری درخصوص این امر به‌کار گرفته می‌شوند. در این مطالعه از روش منطق فازی و شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌منظور غربال‌گری روش‌های ازدیاد برداشت استفاده گردید. (۲) داده‌های ورودی مورد استفاده شامل داده‌های

مراجع

- [1]. Thomas, S. (2008). Enhanced oil recovery-an overview, *Oil & Gas Science and Technology-Revue de l'IFP*, 63(1), 9-19, doi.org/10.2516/ogst:2007060 .
- [2]. Mahdavi, E., & Zebarjad, F. (2018). Screening criteria of enhanced oil recovery methods, *Fundamentals of Enhanced Oil and Gas Recovery from Conventional and Unconventional Reservoirs*, Amsterdam: Elsevier, 41-59, doi:10.1016/B978-0-12-813027-8.00002-3.
- [3]. Al Adasani, A., & Bai, B. (2011). Analysis of EOR projects and updated screening criteria. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 79(1-2), 10-24, https://doi.org/10.1016/j.petrol.2011.07.005.
- [4]. Lee, J. Y., Shin, H. J., & Lim, J. S. (2011). Selection and evaluation of enhanced oil recovery method using artificial neural network. *Geosystem Engineering*, 14(4), 157-164, https://doi.org/10.1080/12269328.2011.10541345.
- [5]. Ibatullin, R. R., Ibragimov, N. G., Khisamov, R. S., Podymov, E. D., & Shutov, A. A. (2002, April). Application and method based on artificial intelligence for selection of structures and screening of technologies for enhanced oil recovery, In *SPE Improved Oil Recovery Conference? SPE-7517* doi.org/10.2118/75175-MS.
- [6]. Taber, J. J. (1983, October). Technical screening guides for the enhanced recovery of oil, In *SPE Annual Technical Conference and Exhibition, OnePetro*, doi.org/10.2118/12069-MS.

- [7]. Guerillot, D. R. (1988, June). EOR screening with an expert system, In SPE Petroleum Computer Conference, SPE-17791, doi.org/10.2118/17791-MS.
- [8]. Parkinson, W. J., Luger, G. F., Bretz, R. E., & Osowski, J. (1994). Using an expert system to explore enhanced oil recovery methods, *Computers & Electrical Engineering*, 20(2), 181-197, doi.org/10.1016/0045-7906(94)90029-9.
- [9]. Khojastehmehr, M., Madani, M., & Daryasafar, A. (2019). Screening of enhanced oil recovery techniques for Iranian oil reservoirs using TOPSIS algorithm, *Energy Reports*, 5, 529-544, doi.org/10.1016/j.egy.2019.04.011.
- [10]. Parada, C. H., & Ertekin, T. (2012). A new screening tool for improved oil recovery methods using artificial neural networks, In SPE Western Regional Meeting. OnePetro, doi.org/10.2118/153321-MS.
- [11]. Siena, M., Guadagnini, A., Rossa, E. D., Lamberti, A., Masserano, F., & Rotondi, M. (2016). A novel enhanced-oil-recovery screening approach based on Bayesian clustering and principal-component analysis, *SPE Reservoir Evaluation & Engineering*, 19(03), 382-390, doi.org/10.2118/174315-PA.
- [12]. Siena, M., Guadagnini, A., Rossa, E. D., Lamberti, A., Masserano, F., & Rotondi, M. (2016). A novel enhanced-oil-recovery screening approach based on Bayesian clustering and principal-component analysis, *SPE Reservoir Evaluation & Engineering*, 19(03), 382-390, doi.org/10.2118/174315-PA.
- [13]. Ramos, G. A., & Akanji, L. (2017). Data analysis and neuro-fuzzy technique for EOR screening: Application in Angolan oilfields. *Energies*, 10(7), 837, doi.org/10.3390/en10070837.
- [14]. Rajabi, M., Kord, S., Hashemi, A. N., & Salehi, R. (2020). Screening of Sand Control Methods for One Well in South Western of Iran Using TOPSIS Algorithm, *Journal of Petroleum Research*, 30(99-4), 105-117, doi.org/10.22078/pr.2020.4174.2891.
- [15]. Pirizadeh, M., Alemohammad, N., Manthouri, M., & Pirizadeh, M. (2021). A new machine learning ensemble model for class imbalance problem of screening enhanced oil recovery methods, *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 198, 108214, doi.org/10.1016/j.petrol.2020.108214.
- [16]. Cheraghi, Y., Kord, S., & Mashayekhizadeh, V. (2021). Application of machine learning techniques for selecting the most suitable enhanced oil recovery method; challenges and opportunities. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 205, 108761, doi.org/10.1016/j.petrol.2021.108761.
- [17]. Fereidooni, A., Fereidooni, M., Moradi, S., Zargar, G., & Ganjeh Ghazvini, M. (2014). A screening analysis of conventional reservoirs for nitrogen and dry gas injection by using a combination of experimental design techniques and compositional reservoir simulation, *Journal of Petroleum Research*, 24(79), 135-146. doi: 10.22078/pr.2014.414
- [18]. Alavala C. R. (2017). *Fuzzy Logic and Neural Networks Basic Concepts and applications*, Vol. 5, No. 1. ISBN: 978-81-224-2182-8.



Using an Ensembled Artificial Intelligence Approach for EOR Methods Screening in Oil Fields

Hossein Kheirollahi, Meisam Zayedi, Sadraddin Sobhani, Mohammad Chahardowli * and Mohammad Simjoo

Faculty of Petroleum Engineering, Sahand University of Technology, Tabriz, Iran

chahardowli@sut.ac.ir

DOI: 10.22078/pr.2023.5151.3284

Received: June/23/2023

Accepted: September/30/2023

Introduction

Oil and gas are the main sources of energy in the world. Most of the fields are mature and the decline phase is triggered. Therefore, it is necessary to perform an EOR method, i.e., an external force or the injection of chemicals that are not naturally present in the reservoir, into the hydrocarbon reservoir to achieve more recovery [1, 2]. However, these methods are very expensive, and choosing one of them to apply in a significant reservoir requires careful research and study to avoid large economic losses. Choosing the best method requires paying attention to the rock and fluid properties, reservoir characteristics, and other structures of the formation.

Several researchers are attempted to propose a method to choose the best EOR method. Some data-driven (e.g., artificial neural network models) methods were utilized to screen the methods [3-5]. However, decision-making about selecting the best EOR methods is challenging.

The main objective of this study is to develop an integrated model including a fuzzy model, and artificial neural network based on lessons learned from successful EOR projects, e.g., reservoir rock and fluids properties for screening and selecting the best candidate for EOR.

Materials and Methods

The main purpose of this study is to apply different screening methods and combine these models to make the final decision. For this purpose, an ensembled method including traditional methods, fuzzy logic, and artificial neural networks was utilized.

Design of Experiment

In this study, the history data of 257 successful projects carried out in different fields were gathered. To increase the number of data points, the design of the experiment, i.e., the statistical approach was used as a useful and practical tool to generate some observations (488 data samples) from EOR-GUI software. Box Behnken design method was used to create a selection table in which -1, 0, and +1 represent the minimum, mean, and maximum values for each factor, respectively.

Artificial Neural Network and Fuzzy Logic

The network models are data-driven. In other words, ANN models are created based on data. The architecture of a neural network usually consists of an input layer, intermediate hidden layers, and an output layer. The number of hidden layers and neurons in each layer, the type of activation function, initialization, and the model training algorithm are adjustable parameters of a network to improve its performance. In general, with the increase in the number of layers and the number of neurons inside each layer, the complexity of the model increases. However, using one hidden layer for fitting, classification, and pattern recognition problems will be sufficient to provide a suitable solution [6].

$$A^{[l]} = g^l(W^{[l]}A^{[l-1]} + b^{[l]}) \quad (1)$$

In the above equation (equation 1), l is the number of hidden layers, $W^{[l]}$, $b^{[l]}$ and $A^{[l]}$ are the weights, bias value and outputs of the activation function in the hidden layer, respectively. The symbol g^l represents the activation function applied to each layer.

The fuzzy systems are based on human knowledge. In

other words, after determining and defining fuzzy variables, fuzzy expressions or rules including antecedent and consequent should be created (equation 2). Then, fuzzy implication, e.g., Sugeno implication is utilized to evaluate each rule. Finally, the aggregation method is performed to calculate the output value [6]. Sugeno implication is used to create an explicit relationship between inputs and outputs. The Gaussian membership function is applied, and finally, it is expressed as equation 3:

$$y = \frac{\sum_r y_r \prod_{i=1}^n e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{x-m_{ij}}{\sigma} \right)^2}}{\sum_r \prod_{i=1}^n e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{x-m_{ij}}{\sigma} \right)^2}} = \frac{\sum_r y_r * e^{-\frac{1}{2} \sum_i \left(\frac{x-m_{ij}}{\sigma} \right)^2}}{\sum_r e^{-\frac{1}{2} \sum_i \left(\frac{x-m_{ij}}{\sigma} \right)^2}} \quad (2)$$

In this equation, x and y represent input and output variables. The parameters n and r indicate the number of data and fuzzy rules, m_{ij} and σ indicate the mean and standard deviation, respectively.

Results and Discussion

In the first step, to prepare the input data, some available data from successful field projects were tabulated from the literature. But there exist two basic problems among the data. First, most of these projects are related to thermal operations and gas injection in the

fields. Chemical EOR methods have been performed less. For this reason, an imbalance is created among data to develop a classification model. Secondly, the existence of data without value, i.e., missing value is also a fundamental problem.

Hence, box Behnken designs and GUI-EOR software was utilized to generate more data to address this problem. According to Fig. 1, the maximum, average, and minimum values of a parameter are displayed as +1, 0, and -1 numbers.

A knowledge-based fuzzy system can be designed by determining the membership functions for all the parameters related to the different EOR methods. For this purpose, it is possible to define fuzzy rules by using the created fuzzy sets. For this purpose, the connection between the output (EOR method) and input (reservoir parameters) is done by defining different conditions. In this study, rules were defined for all EOR methods and the results are presented in Fig. 2. In fact, at this stage, the knowledge-based fuzzy model is ready to select the EOR methods for observation from new fields. Consequently, after determining the exact values of reservoir parameters as input parameters, it is possible to propose the appropriate EOR candidate method.

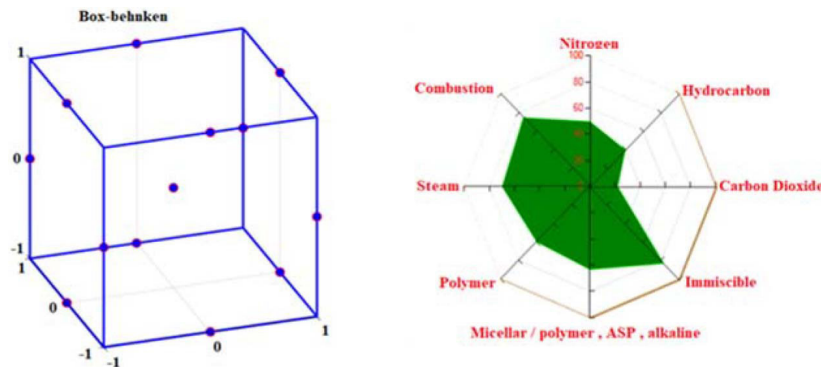


Fig. 1 Design of Experiment using Box Behnken method.

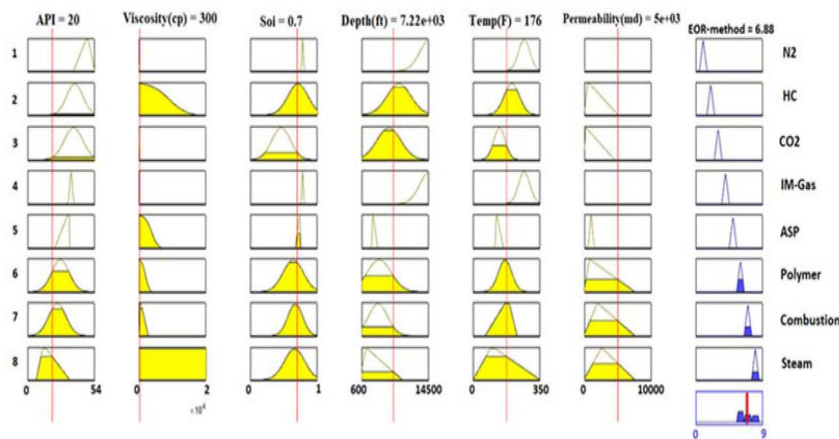


Fig. 2 Fuzzy Inference system for screening EOR methods.

In this study, a feedforward neural network with a sigmoid activation function in the output layer was used. The input data were divided into two segments including training data (70%) and test data (30%). Bayesian Regularization and Levenberg-Marquardt algorithm was applied for training. After tuning the

parameters of the model, the neural network with one hidden layer and 20 neurons was considered the most optimal model with correlation coefficients equal to 95, 92, and 94% for training, test and total data (Fig. 3).

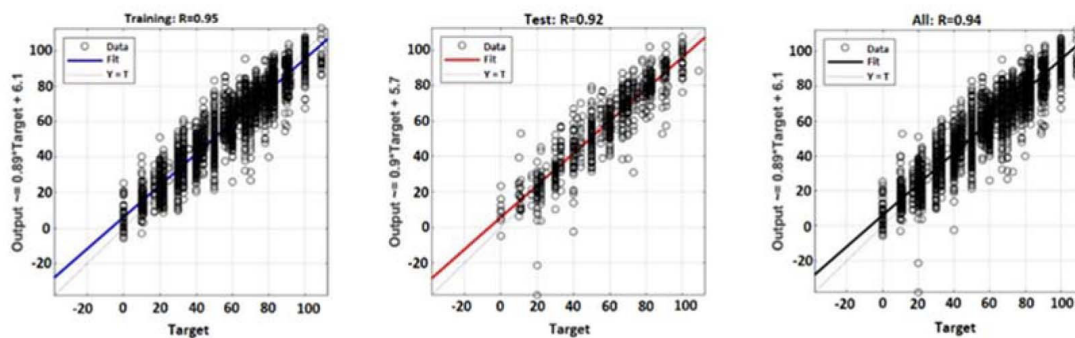


Fig. 3 Network performance for a) training, b) validation, and c) test data.

Conclusions

In this study, fuzzy logic and artificial neural networks were utilized to select the best EOR method. The input features include: API gravity, oil viscosity, oil saturation, depth, reservoir temperature, and absolute permeability. Due to the small number and insufficient balance between the field data, to create a balance between data, the design of experiment method was used for data generation from EOR-GUI. In this research, an ensemble decision-making approach was used, including the screening software along with the knowledge-based model (fuzzy logic) and the data-driven model (artificial neural network).

Fuzzy variables are defined using different membership functions, e.g., gaussian, and then fuzzy implications were utilized to evaluate the rules. The trained network (20 neurons – Bayesian regularization training algorithm) provides appropriate performance for screening EOR methods with accuracy (92%). Hence, the integration of artificial neural networks method, fuzzy logic, and screening software is suggested to select the best EOR candidate in the development of oil fields.

References

1. Thomas, S. (2008) Enhanced oil recovery-an overview. Oil & Gas Science and Technology-

Revue de l'IFP, 63(1), 9-19, doi.org/10.2516/ogst:2007060 .

2. Mahdavi, E. & Zebarjad F. (2018). Screening criteria of enhanced oil recovery methods fundamentals of enhanced oil and gas recovery from conventional and unconventional reservoirs, Amsterdam: Elsevier.
3. Lee, J. Y., Shin H. J. & Lim J. S. (2011) Selection and evaluation of enhanced oil recovery method using artificial neural network, Geosystem Engineering, . 14(4): p. 157-164, doi.org/10.1080/12269328.2011.10541345.
4. Parada, C. H. & Ertekin T. (2012). A new screening tool for improved oil recovery methods using artificial neural networks. in SPE Western Regional Meeting. . OnePetro, doi.org/10.2118/153321-MS.
5. Pirizadeh M., Alemohammad N., Manthouri M. & Pirizadeh M. (2021). A new machine learning ensemble model for class imbalance problem of screening enhanced oil recovery methods, Journal of Petroleum Science and Engineering, 198, 108214, doi.org/10.1016/j.petrol.2020.108214.
6. C. R. Alavala, Fuzzy Logic and Neural Networks Basic Concepts and applications, vol. 5, no. 1. 2017.