

پیش‌بینی حداقل فشار امتزاجی (MMP) در تزریق گاز به مخازن نفتی با روش‌های هوشمند داده محور

مسعود بهاور، محمد تقی صادقی*

گروه نفت، دانشکده مهندسی شیمی، نفت و گاز، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران

چکیده: فرآیندهای تزریق دی‌اکسید کربن از جمله روش‌های مؤثر در ازدیاد برداشت نفت است. یک پارامتر کلیدی در طراحی پروژه تزریق دی‌اکسید کربن حداقل فشار امتزاجی است. از نقطه نظر تجربی، به طور معمول آزمایش لوله قلمی حداقل فشار امتزاجی را تعیین می‌کند. از آنجا که این آزمایش بسیار پرهزینه و زمان‌بر است، معمولاً روش‌های سریع و قوی دیگر برای تعیین حداقل فشار امتزاجی مورد تقاضا است. در این تحقیق دو مدل جدید برای پیش‌بینی حداقل فشار امتزاجی نفت و دی‌اکسید کربن خالص و ناخالص و همچنین اثر ناخالصی‌ها بر حداقل فشار امتزاجی ارائه شده است. از شبکه عصبی و رگرسیون ماشین بردار پشتیبان به منظور طراحی شبکه برای پیش‌بینی حداقل فشار امتزاجی استفاده شده است. این شبکه‌ها توسط داده‌های معتبر شامل متغیرهای مستقل آموزش داده شده‌اند. دقت متوسط مقادیر پیش‌بینی شده برای شبکه عصبی برحسب مقدار ضریب تعیین (R^2) و مقدار میانگین خطای مربع، $0/0018$ و $0/9863$ می‌باشد. این مقادیر برای رگرسیون ماشین بردار پشتیبان به ترتیب $0/9870$ و $0/0017$ می‌باشد. علاوه بر این، مدل‌های جدید می‌توانند برای پیش‌بینی حداقل فشار امتزاجی نفت دی‌اکسید کربن ناخالص در غلظت‌های بالای اجزای غیر از دی‌اکسید کربن (تا 100% برای متان و 50% برای سولفید هیدروژن) مورد استفاده قرار گیرند.

واژگان کلیدی: ازدیاد برداشت، حداقل فشار امتزاجی، شبکه عصبی، رگرسیون ماشین بردار پشتیبان

KEYWORDS: Enhanced Oil Recovery, MMP, Neural Network, SVM, Support Vector Machine Regression

مقدمه

نفتی می‌توان اشاره کرد. در میان روش‌های مختلف ازدیاد برداشت، روش‌های جابه‌جایی امتزاجی نفت مخزن بیشترین اثر را دارند. دستیابی به حداقل فشار امتزاجی^۱ به منظور رسیدن به امتزاج‌پذیری دینامیک بین نفت و گاز مورد نیاز بوده و برابر با حداقل فشاری است که در آن نفت و گاز تزریقی به صورت تک فاز وجود خواهند داشت. اگر فشار تزریق خیلی زیاد باشد، اگرچه جابه‌جایی به صورت امتزاجی خواهد بود ولی هزینه ایجاد چنین فشاری نیز بسیار بالا خواهد بود، بنابراین محاسبه حداقل فشار امتزاجی به عنوان یک فاکتور بسیار مهم در تزریق امتزاجی ضرورت دارد.

آغاز تولید نفت اکثر میادین نفتی در اثر نیروی طبیعی مخزن است. اما به مرور زمان فشار مخزن کاهش یافته و برای تأمین فشار و استمرار تولید، باید از روش‌های ازدیاد برداشت ثانویه استفاده کرد. در نهایت اگر نفت باقیمانده به وسیله تأمین فشار مخزن نیز قابل برداشت نباشد، از طریق روش‌های خاص (ازدیاد برداشت ثالثیه)، نفت جامانده در مخزن به حداقل خواهد رسید. هدف ازدیاد برداشت را می‌توان طبق تعاریف مختلف در وهله اول کمک به حفظ فشار مخزن و در وهله بعد به بهبود جابه‌جایی نفت و جریان سیال در مخزن اشاره نمود. از روش‌های ازدیاد برداشت به تزریق گاز طبیعی، دی‌اکسید کربن و گاز احتراق در مخازن

*Email: sadeghi@iust.ac.ir

(1) Minimum Miscibility Pressure

*عهده‌دار مکاتبات

حداقل فشار امتزاجی افزایش می‌یابد، همچنین حداقل فشار امتزاجی سیستم‌های دی‌اکسید کربن و نرمال آلکان نیز با تعداد کربن در محدوده دکان تا تترادکان نسبت مستقیم دارد.

احمد و همکاران [۵] اندازه‌گیری حداقل فشار امتزاجی با استفاده از آزمایش لوله قلمی و روش آزمایش محوکشش سطحی^۳ برای دو نمونه مختلف بررسی کردند. داده‌ها نشان می‌دهد که روش آزمایش لوله قلمی حداقل انحراف نسبت به حداقل فشار امتزاجی را دارد. در حالی که، برای هر دو نمونه، نشان داد که حداقل فشار امتزاجی اندازه‌گیری شده با روش محوکشش سطحی انحراف بالاتر از حداقل فشار امتزاجی محاسبه شده توسط احمد و همکارانش دارد. وانگ و پک [۶] نشان دادند که پیش‌بینی حداقل فشار امتزاجی توسط شبیه‌سازی ترکیبی یک بعدی بسیار پایدار و سازگار با داده‌های تجربی است.

تیان و همکاران [۷] توانستند مدل‌های روابط تجربی را بر پایه روش‌های یادگیری ماشین توسعه بدهند و عوامل کلیدی تأثیرگذار بر حداقل فشار امتزاجی را تعیین کنند.

دیندوراک و همکاران [۸] در تزریق گاز دی‌اکسید کربن به مخازن نفتی دو نوع اختلاط پذیری را مورد مطالعه قرار دادند. اختلاط پذیری در تماس اولیه و اختلاط پذیری چند تماسی را از طریق مدل‌های تحلیلی بر اساس معادله حالت‌ها تخمین زدند. نتایج کار نشان داد که در عمل، این دو نوع اختلاط پذیری برای یک سیستم دوگانه یکسان هستند، اما بزرگی آن‌ها برای سیستم‌های نفت خام و گاز دی‌اکسید کربن می‌تواند بسیار متفاوت باشد. ژیا و همکاران [۹] توانستند با شبیه‌سازی‌های دینامیک مولکولی خواص دی‌اکسید کربن و نفت را تحت شرایط ترمودینامیکی مختلف شبیه‌سازی کنند. این امر سبب شد جنبه‌هایی که در روش‌های آزمایشگاهی نمی‌توان به آن‌ها دست یافت بینشی جدید را در این موضوع ارائه دهد.

شبیه‌سازی دینامیک مولکولی این پتانسیل را دارد که تخمین حداقل فشار امتزاجی را سرعت بخشد و هزینه‌ها را با اجتناب از برخی آزمایش‌های آزمایشگاهی معمولی کاهش دهد. مطالعات مدل‌سازی مولکولی بر پیش‌بینی سریع و دقیق حداقل فشار امتزاجی‌هایی که نزدیک به مقادیر تجربی اندازه‌گیری شده هستند متمرکز شده‌اند.

ژو و همکاران [۱۰] با شبیه‌سازی دینامیک مولکولی نشان دادند که درجه امتزاج پذیری را می‌توان از توانایی انتشار مولکول گاز تعیین کرد.

به منظور تعیین سریع و دقیق مقدار حداقل فشار امتزاجی مدل‌های متنوعی ارائه شده‌است. این مدل‌ها که توسط محققین مختلف ارائه شده‌است، دارای محدودیت‌هایی می‌باشند. این مدل‌ها اگرچه می‌توانند در شرایط معین و محدودی که جهت توسعه آن‌ها استفاده شده، نتایج قابل قبولی ارائه نمایند، اما استفاده از آن‌ها در شرایطی که ترکیب نفت و سیال تزریقی و شرایط مخزن در محدوده عملکرد آن‌ها نباشد، منجر به خطای قابل توجهی خواهد شد. ضمن اینکه متغیرهایی که به عنوان پارامتر مستقل انتخاب شده‌اند، در اکثر موارد به علت محدودیت‌های ارائه رابطه، کلی بوده و اثر تمامی اجزای نفت و سیال تزریقی را نشان نمی‌دهند.

در صنعت نفت حداقل فشار امتزاجی معمولاً به وسیله آزمایش لوله قلمی به دست می‌آید که یک آزمایش نسبتاً پرهزینه و وقت‌گیر است. به همین دلیل، معمولاً از مدل‌سازی این آزمایش استفاده می‌کنند.

چارنوتا و همکاران [۱] یک روش جدید برای اندازه‌گیری حداقل فشار امتزاجی و بررسی رفتار فاز مایع با استفاده از جداسازهای تحت کنترل صوتی را مورد بررسی قرار دادند. در این روش تصاویر فازی نفت و دی‌اکسید کربن در فشارهای مختلف گرفته می‌شود، پس از آن، زمانی که فشار افزایش می‌یابد، حداقل فشار امتزاجی را می‌توان برای خط ثابت^۱ ثبت کرد. همچنین چارنوتا و همکاران [۲] روش جدید اندازه‌گیری آزمایشگاهی حداقل فشار امتزاجی را با عنوان روش افزایش سرعت فشار ارائه دادند. اساس روش افزایش سرعت فشار تعیین ارتباط بین افزایش فشار و کاهش حجم سیستم دوگانه و ثبت مشتق رفتار تابع است.

لیو و همکاران [۳] اسکریپت‌های اسکن را برای بررسی رفتار فاز و تخمین حداقل فشار امتزاجی از یک سیستم دی‌اکسید کربن - نرمال دکان به کار بردند. همچنین تأثیر فضاهای متخلخل بر وضعیت تعادل سیستم دی‌اکسید کربن - نرمال دکان مورد بررسی قرار گرفته است. همچنین در تحقیق دیگری [۴]، یک تکنیک آزمایشگاهی جدید برای سیستم‌های دوگانه و سه‌گانه دی‌اکسید کربن - نرمال آلکان برای مطالعه فرآیند امتزاج پذیری با استفاده از تصویرسازی تشدید مغناطیسی^۲ را مورد استفاده قرار دادند. شدت سیگنال تصویرسازی تشدید مغناطیسی، که نشان دهنده غلظت پروتون‌های نرمال آلکان در هر دو مرحله فاز غنی از هیدروکربن و غنی از دی‌اکسید کربن است، به عنوان مرجع برای تعیین حداقل فشار امتزاجی طراحی شده است. که نتایج آن نشان داد که با افزایش دما از ۲۰ به ۳۷/۸ درجه سلسیوس،

(۱) Decayed line

(۳) Vanishing Interfacial Tension

(۲) Magnetic resonance imaging

میزان آسفالتین رسوبی تهیه، سپس شبکه توسط یک الگوریتم رقابتهی بهینه‌سازی کرده‌اند. روستا و همکاران [۱۶] شبکه عصبی را برای پیش‌بینی تنش سطحی آلی ترکیبات خالص برای طیف گسترده‌ای از درجه حرارت استفاده کرده‌اند و داده‌های آزمایشگاهی موادی مانند آلکان‌ها، آلکین‌ها، آروماتیک‌ها و ترکیبات گوگرد، کلر، فلئور و نیتروژن را برای تایید مدل مورد استفاده قرار دادند.

کومار [۱۷] یک شبکه عصبی برای پیش‌بینی کشش سطحی در سطح کریستال/مایع با استفاده از حلالیت، وزن مولکولی و چگالی ایجاد کرد. داده‌های ورودی مدل، غلظت محلول در فاز مایع، غلظت محلول در فاز جامد، دما، چگالی و وزن مولکولی کریستال می‌باشد، که برای پیش‌بینی تنش بین فاز در سطح کریستال/مایع استفاده شده است. در بیشتر موارد، مدل داده محور، پیش‌بینی بهتری نسبت به روابط تجربی انجام می‌دهد. قیاسی و همکاران [۱۸] یک مدل داده محور با استفاده از شبکه عصبی برای پیش‌بینی خلوص تری اتیلن گلایکول توسعه دادند، و این مدل را با استفاده از چندین پارامتر آماری مورد ارزیابی قرار دادند.

کماری و همکاران [۱۹] یک مدل داده محور را برای پیش‌بینی میزان رسوب موم با استفاده از ویسکوزیته دینامیکی نفت خام، تنش برشی، گرادیان غلظت مولکولی موم و اختلاف دما در خط لوله به عنوان داده‌های ورودی توسعه داده‌اند. زندهبودی و همکاران [۲۰] پیش‌بینی زمان دستیابی به انقباض آب با استفاده از شبکه عصبی هیبریدی با الگوریتم بهینه‌سازی ذرات انجام دادند. پارامترهای ورودی، میزان تولید و خواص فیزیکی مدل مانند خواص سنگ و سیال بود.

ماشین بردار پشتیبان^۳ یک الگوریتم نظارت‌شده یادگیری ماشین است که هم برای مسائل طبقه‌بندی و هم مسائل رگرسیون قابل استفاده است؛ با این حال از آن بیشتر در مسائل طبقه‌بندی استفاده می‌شود. ماشین بردار پشتیبان‌ها دارای یک شالوده نظری منسجم بوده و جواب‌های تولید شده توسط آن‌ها، سراسری و یکتا می‌باشد. امروزه ماشین‌های بردار پشتیبان، به متداول‌ترین تکنیک‌های پیش‌بینی در داده کلوی تبدیل شده‌اند.

کماری و همکاران [۲۱] حداقل مربعات ماشین بردار پشتیبان را برای پیش‌بینی شرایط تهیه هیدرات گازهای طبیعی مانند درجه حرارت تشکیل هیدرات گازی و دی مونواتیلن گلایکول استفاده کردند. نتایج این مدل پتانسیل پیش‌بینی بالایی برای پیش‌بینی شرایط تشکیل هیدرات در خط لوله گاز ارائه می‌کند.

شبکه‌های عصبی^۱ مصنوعی نوعی مدل آماری است که بر اساس کارکرد مغز انسان طراحی شده است. این نوع مدل با توانایی که در اختیار دارد می‌تواند ورودی‌های معینی را دریافت کند و طی یک سری پردازش‌های موجود در مدل، نتیجه مطلوب را ارائه دهد. کاربرد شبکه‌های عصبی را می‌توان در مدل‌سازی داده‌ها، سیستم‌های بهینه‌سازی و آنالیز آماری یافت. در زمینه‌هایی نظیر اقتصاد سنجی، مهندسی، روانشناسی و فیزیک از شبکه‌های عصبی به عنوان یک ابزار آماری استفاده می‌گردد.

قدرت شبکه عصبی با توجه به توانایی آن در تقریب توابع پیوسته بر اساس نمونه‌های داده شده به آن، توسعه می‌یابد. این توانایی موجود در شبکه عصبی در طول مرحله آموزش شبکه بدست می‌آید. بعد از بدست آوردن این توانایی توسط شبکه عصبی، این ابزار می‌تواند بدون نیاز به اطلاعات قبلی، در مورد طبیعت رابطه بین پارامترها به عنوان یک سیستم قابل اطمینان تطبیق پذیر عمل کند. نژاد و همکاران [۱۱] یک رابطه با استفاده از شبکه عصبی برای ارتباط بین دمای مخزن، حداقل فشار امتزاجی، سیال مخزن و ترکیب گاز نشان دادند. ژانگ و همکاران [۱۲] الگوریتم شبیه‌سازی همگرا بهینه‌سازی اصلاح شده را برای ایجاد یک مدل پیش‌بینی حداقل فشار امتزاجی چهار پارامتری برای سیستم دی‌اکسید کربن نفت استفاده کردند. گواکینگ و همکاران [۱۳] یک مدل قوی داده محور با ترکیبی از شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک برای تخمین حداقل فشار امتزاجی نفت و دی‌اکسید کربن ارائه دادند. این مدل از پارامترهای مختلفی مانند ترکیب درصد نفت مخزن و گاز تزریق شده و دمای مخزن استفاده می‌کند. زندهبودی و همکاران [۱۴] یک مدل داده محور را برای پیش‌بینی حداقل فشار امتزاجی گاز مایع با استفاده از یک شبکه عصبی بهینه‌سازی شده با بهینه‌سازی ذرات^۲ ارائه دادند و حداقل فشار امتزاجی را به صورت تابعی از ترکیب درصد نفت، گاز تزریق شده و دمای مخزن پیش‌بینی کردند، که نتایج نشان داد دمای مخزن تأثیر قابل توجهی بر مقدار حداقل فشار امتزاجی دارد.

زندهبودی و همکاران [۱۵] از یک روش آزمایشگاهی با استفاده از چندین نمونه نفت سبک برای اندازه‌گیری خواص رفتار فازی مهم، مانند فشار نقطه حباب و میزان آسفالتین رسوب شده استفاده کرده و یک مدل ترمودینامیکی برای تعریف تعادل‌های نفت تعریف کرده‌اند. مدل شبکه عصبی مصنوعی را برای تخمین فشار حباب و

(۱) Neural Networks

(۳) Support Vector Machine

(۲) Particle Swarm Optimization

گاز تزریقی را پوشش می دهد و تعداد داده‌هایی که استفاده شده است ۱۸۶ عدد می باشد که تعداد ۱۰۶ از آن‌ها مربوط به دی اکسید کربن ناخالص می باشد. در مقایسه با سایر کارهای اشاره شده بهترین وضعیت را به طور همزمان در بررسی پارامترهای موثر و همچنین تعداد داده های به کار برده شده را دارد. در مقایسه با مقاله نژاد [۱۱] لازم است یادآوری شود که تعداد پارامترهای موثر در این کار ۳ عدد و در مورد گاز تزریقی دی‌اکسید کربن ناخالص اشاره ای نشده است. همچنین در مورد کار چن [۱۳] که تعداد ۱۰ پارامتر موثر را مورد بررسی قرار داده است تعداد داده های استفاده شده ۸۳ مورد می باشد که این مقاله از این نظر به دلیل استفاده از تعداد داده بیشتر که موجب یادگیری بهتر شبکه می‌گردد برتری دارد.

نرمال سازی داده‌ها

حتی اگر داده‌ها بازتابی از رفتار سیستم واقعی باشند، شبکه آموزش دیده به دلیل عدم نرمال سازی داده‌ها یا نرمال سازی آن‌ها با روش نامناسب، نتایجی با درجه خطای بالا تولید می‌کند. برای مشخص نمودن بهترین روش نرمال سازی در این مطالعه، داده‌های مورد نیاز جهت ساخت شبکه با روش‌های نرمال سازی مختلف تهیه می‌شوند. جدول ۳، سه روش نرمال سازی استفاده شده در این کار و همچنین خطای شبکه آموزش دیده ناشی از نرمال سازی داده‌ها با سه روش مطرح شده را نشان می‌دهد. با توجه به خطاهای به دست آمده در این جدول، روش مقیاس‌بندی محدوده‌ی ساده^۱ با کمترین خطا، جهت نرمال‌سازی داده‌ها در این کار انتخاب شده است.

انتخاب تابع انتقال

انتخاب تابع انتقال تأثیر بسزایی بر دقت خروجی شبکه می‌گذارد. معمولاً سه تابع انتقال اصلی برای مدل‌سازی شبکه عصبی وجود دارد. برای تعیین بهترین ترکیب از توابع انتقال در شبکه با یک یا دو لایه نهان، توابع انتقال مختلفی برای توسعه شبکه استفاده می‌شود. آزمایش عملکرد شبکه با یک لایه نهان که شامل ۱۰ نورون می‌باشد، نشان می‌دهد که استفاده از تابع انتقال Logsig بین لایه ورودی و لایه نهان به همراه استفاده از تابع انتقال Purelin بین لایه نهان و لایه خروجی، بالاترین مقدار ضریب تعیین (R^2) و کمترین مقدار میانگین خطای مربع^۲ را تولید می‌نماید. نتایج آزمایش در جدول ۴ نشان داده شده است. رویه‌ای مشابه برای شبکه ای با دو لایه نهان اعمال می‌گردد. نتایج نشان می‌دهد که بهترین ترکیب

جدول ۱ - عوامل موثر در حداقل فشار امتزاجی

عامل	حداقل	حداکثر	واحد
جرم مولکولی C_{5+}	۱۲۱/۹۱	۳۰۲/۵	g/mol
اجزا فرار در نفت	۰	۵۷	%
اجزا میانی در نفت	۰	۴۲/۴۴	%
جزء دی‌اکسید کربن در گاز تزریقی	۰	۱۰۰	%
جزء متان در گاز تزریقی	۰	۱۰۰	%
اجزا اتان-بوتان در گاز تزریقی	۰	۵۴/۳۳	%
جزء نیتروژن در گاز تزریقی	۰	۸٫۸	%
جزء سولفید هیدروژن در گاز تزریقی	۰	۵۰	%
دمای مخزن	۹۰	۳۴۰	°F

با توجه به مطالب بیان شده و اهمیت پیش‌بینی حداقل فشار امتزاجی، در این مقاله مدل سازی به دو روش شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان به عنوان دو روش کارآمد برای پیش‌بینی حداقل فشار امتزاجی معرفی و مورد استفاده قرار گرفته است.

بخش تجربی

جمع آوری داده‌ها

اگر داده‌های جمع آوری شده محدوده وسیعی از مؤثرترین عوامل حداقل فشار امتزاجی را در برگیرند، نتایج حاصل از این کار، کارایی قابل توجهی خواهد داشت. برای اطمینان از اینکه داده‌های جمع آوری شده محدوده مناسبی را پوشش می‌دهند، از نتایج چندین مخزن با شرایط مختلف در نقاط مختلف جهان استفاده گردید. تمام داده‌های مورد استفاده در این کار، کاملاً واقعی و مورد اطمینان می‌باشند. عواملی که نقش مهمی در تعیین حداقل فشار امتزاجی دارند، در جدول ۱ با مقادیر حداقل و حداکثر خود لیست شده‌اند. داده‌های جمع آوری شده نشان می‌دهند که داده‌های متفاوت در بازه وسیعی از متغیرهای تأثیرگذار مورد استفاده قرار گرفته است. این مقاله شامل داده های جمع آوری شده از مقالات *آلستون* [۲۲]، *مکلوانی* [۲۳]، *امرا* [۲۴]، *ایسا* [۲۵]، *متکالف* [۲۶]، *امرا* [۲۷]، *جویرت* [۲۸]، *گلاسو* [۲۹] به تعداد ۱۸۶ نمونه نفت و گاز است. در جدول ۲ تعداد پارامترها و داده ها در این تحقیق با تحقیقات دیگر مقایسه شده است.

همان طور که مشاهده می شود این مقاله ۹ پارامتر موثر دما، جرم مولکولی C_{5+} ، اجزا فرار و اجزا میانی در نفت، جزء دی‌اکسید کربن، جزء متان، اجزا اتان-بوتان، جزء نیتروژن، جزء سولفید هیدروژن در

(۱) Simple Range Scaling

(۲) Mean Square Error

جدول ۲ - مقایسه تعداد پارامترها و داده‌ها در تحقیقات دیگر

عنوان تحقیق	تعداد پارامترهای مؤثر	تعداد داده دی‌اکسید کربن خالص	تعداد داده دی‌اکسید کربن ناخالص
Current Work	۹	۸۰	۱۰۶
ANN-Nezhad[11]	۳	۱۷۹	۰
PC-Zhang[12]	۴	۲۱۰	۰
ANN-based model- Chen[13]	۸	۴۳	۴۰
GA-BPNN -Chen[30]	۱۰	۳۲	۳۳
GA-ANN-Dehghani[31]	۹	۱۶	۲۹
GP-MVM-Fathinasab[32]	۴	۲۷۰	
MGGP-model iKaydani[33]	۴	۱۲۰	

جدول ۳ - عملکرد شبکه طراحی شده با روش‌های مختلف نرمال‌سازی

روش نرمال‌سازی	خطای شبکه
Normalization to The Maximum	۰/۹۹۸۰
Simple Range Scaling	۰/۸۵۹۰
Zero-Mean Normalization	۱/۶۶۵۰

جدول ۴ - توابع انتقال انتخابی در یک شبکه با یک لایه نهان

عملکرد شبکه		تابع انتقال		عملکرد شبکه		تابع انتقال	
MSE	R ²	Hidden-Output	Input-Hidden	MSE	R ²	Hidden-Output	Input-Hidden
۰/۰۸۵۲	۰/۷۶۲۰	Logsig	Purelin	۰/۰۰۵۰	۰/۹۶۳۰	Purelin	Tansig
۰/۰۰۵۹	۰/۹۵۷۰	Tansig	Purelin	۰/۰۰۲۷	۰/۹۸۰۰	Purelin	Logsig
۰/۰۰۳۸	۰/۹۷۲۰	Tansig	Tansig	۰/۰۸۴۳	۰/۷۶۲۰	Logsig	Tansig
۰/۰۸۴۹	۰/۷۲۵۰	Logsig	Logsig	۰/۰۰۴۸	۰/۹۶۵۰	Tansig	Logsig

در پیش‌بینی خروجی‌های مورد نظر، یک امر ضروری می‌باشد. معمولاً برای تعیین تعداد بهینه لایه‌های نهان از روش خطا و آزمایش استفاده می‌شود و به تبع از آن ساختاری با کمترین تعداد لایه‌های نهان با درجه خطای قابل قبول انتخاب می‌گردد. هرچه تعداد لایه‌های نهان یک شبکه کمتر باشد، زمان کمتری برای آموزش شبکه مورد نیاز است. بسیاری از مسائل بهینه‌سازی را می‌توان با درجه خطای قابل قبولی با یک یا دو لایه نهان حل نمود. مطالعات نشان می‌دهد که تنها یک الی دو درصد از شبکه‌های عصبی برای یافتن جوابی دقیق، به سه لایه نهان یا بیشتر نیاز دارند. جدول ۵ ساختارهای مختلف شبکه به همراه عملکرد آن را نشان می‌دهد. طبق نتایج بدست آمده، شبکه با دو لایه نهان بهترین عملکرد را دارد.

توانایی شبکه عصبی جهت یادگیری توابع نگاشت پیچیده با انتخاب درست تعداد نورون‌های موجود در لایه‌های نهان بهبود می‌یابد [۲۴]. تعداد نورون‌های موجود در لایه‌های نهان تأثیر بسزایی در عملکرد شبکه عصبی خواهد گذاشت. استفاده از تعداد نورون کم،

جدول ۵ - عملکرد شبکه با یک یا دو لایه نهان

عملکرد شبکه		تعداد نورون‌ها	
MSE	R ²	تعداد لایه‌ها	تعداد نورون‌ها
۰/۰۰۲۷	۰/۹۸۰۰	۱۰	۳ (یک لایه نهان)
۰/۰۰۲۴	۰/۹۸۲۰	۲۰	۳ (یک لایه نهان)
۰/۰۰۱۷	۰/۹۸۷۰	۳۰	۳ (یک لایه نهان)
۰/۰۰۱۸	۰/۹۸۶۰	۱۰	۲۰ (دو لایه نهان)
۰/۰۰۲۰	۰/۹۸۵۰	۲۰	۳۰ (دو لایه نهان)
۰/۰۰۱۵	۰/۹۸۸۰	۳۰	۳۵ (دو لایه نهان)

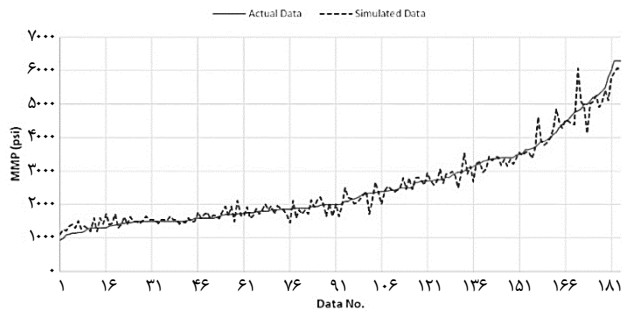
توابع انتقال استفاده از تابع Tansig بین لایه ورودی و لایه نهان اول، استفاده از تابع Logsig بین لایه نهان اول و دوم و استفاده از تابع Tansig بین لایه نهان دوم و لایه خروجی می‌باشد.

تعداد لایه‌ها

تعیین تعداد لایه‌های نهان جهت ایجاد یک شبکه با کمترین خطا

جدول ۷ - تاثیر نوع توابع کرنل در شبیه سازی شبکه به روش ماشین بردار پشتیبان

عملکرد شبکه		تابع کرنل
MSE	R ²	
۰/۰۰۲۹	۰/۹۷۸۰	Gaussian
۰/۰۰۷۳	۰/۹۴۶۰	Linear
۰/۰۰۱۷	۰/۹۸۷۰	Polynomial



شکل ۱ - مقایسه بین داده‌های واقعی و پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی

مرحله تعمیم^۲: در این مرحله، عملکرد شبکه با استفاده از مجموعه داده‌های جدید، ارزیابی می‌گردد.

مرحله فراخوانی

در این مرحله، در طول فرآیند آموزش، عملکرد شبکه در برابر داده‌های واقعی چک می‌گردد. دقت متوسط مقادیر پیش‌بینی شده بر حسب مقدار ضریب تعیین (R²) و مقدار میانگین خطای مربع، به ترتیب ۰/۹۸۶۳ و ۰/۰۰۱۸ می‌باشد. مقدار بالای مقدار ضریب تعیین (R²)، نشان دهنده توانایی مدل در پیش‌بینی حداقل فشار امتزاجی با دقت مناسب می‌باشد.

شکل ۱ مقایسه بین داده‌های واقعی و پیش‌بینی شده را نشان می‌دهد. مدل ایجاد شده توسط شبکه عصبی در محدوده تعریف شده به درستی عمل می‌کند.

مرحله تعمیم

بر اساس آنالیزهای انجام شده بر روی مجموعه داده‌های آموزش، این در این بخش مرحله عملکرد شبکه جهت پیش‌بینی خروجی بر اساس مجموعه داده‌های جدید ارزیابی می‌شود. مجموعه داده‌های جدید شامل ۲۶ داده می‌باشند که بصورت تصادفی انتخاب شده‌اند. از آنجایی که شبکه عصبی مصنوعی در برون یابی داده‌ها ضعیف می‌باشد، داده‌های جدید باید درون محدوده داده‌های آموزش

جدول ۶ - عملکرد شبکه عصبی دو لایه با تعداد نورون‌های مختلف

عملکرد شبکه		تعداد نورون‌ها	
MSE	R ²		
۰/۰۰۲۵	۰/۹۸۱۰	۵	۱۰
۰/۰۰۱۸	۰/۹۸۶۰	۱۰	۲۰
۰/۰۰۲۰	۰/۹۸۵۰	۲۰	۳۰
۰/۰۰۱۵	۰/۹۸۸۰	۳۰	۳۵

مانع از یادگیری دقیق اغلب الگوهای موجود توسط شبکه عصبی می‌شود. از سویی دیگر، وجود تعداد بالای نورون‌ها منجر به حفظ کردن الگوها توسط شبکه می‌گردد. حفظ کردن الگوها مانع از یادگیری تشخیص ویژگی‌های اساسی آن‌ها توسط شبکه عصبی می‌شود [۳۴]. جدول ۶ عملکرد یک شبکه دو لایه را با تعداد نورون‌های مختلف نشان می‌دهد. برای تعیین تعداد نورون، باید کمترین تعداد نورون که باعث عملکرد مناسب شبکه می‌گردد، انتخاب شود.

شبکه عصبی با تعداد لایه‌ها و نورون‌های مختلف مورد استفاده قرار گرفت و پس از محاسبه مقدار ضریب تعیین (R²) و کمترین مقدار میانگین خطای مربع، با توجه به مقایسه نتایج جدول ۶، شبکه‌ای دو لایه با تعداد نورون ۱۰:۲۰ جهت استفاده در این تحقیق انتخاب می‌گردد.

تأثیر نوع توابع کرنل در شبیه سازی شبکه به روش ماشین بردار پشتیبان

در ادامه کار، با داده‌ها به روش ماشین بردار پشتیبان شبکه‌ای طراحی شد و جهت بررسی تأثیر نوع توابع کرنل، شبیه سازی به روش ماشین بردار پشتیبان با توابع کرنل‌های مختلف انجام شد. نتایج این شبیه سازی در جدول ۷ قابل مشاهده است.

نتیجه‌ها و بحث

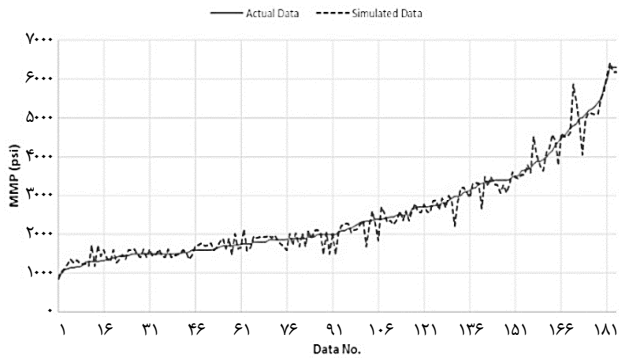
شبکه عصبی مصنوعی جهت پیش‌بینی حداقل فشار امتزاجی

در فرآیند طراحی و آموزش شبکه عصبی مصنوعی، دقت شبکه درون حلقه‌ای که وزن‌ها و بایاس‌ها را برای رسیدن به مقادیر بهینه بر حسب مقدار ضریب تعیین (R²) و کمترین مقدار میانگین خطای مربع مقدار دهی می‌کند، توسعه می‌یابد. معمولاً آزمایش شبکه عصبی در دو مرحله مختلف جهت ارزیابی عملکرد آن در پیش‌بینی خروجی‌ها، انجام می‌شود:

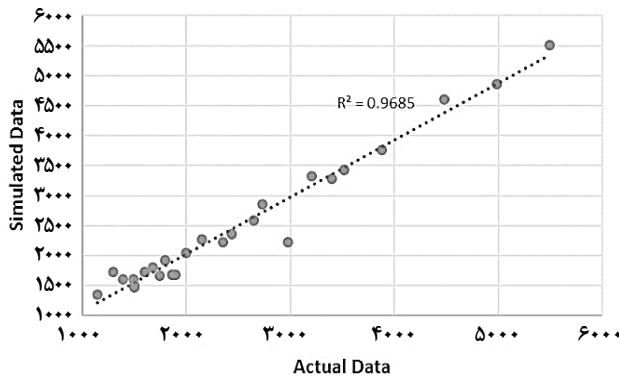
مرحله فراخوانی^۱: در این مرحله، مجموعه داده‌هایی که جهت آموزش شبکه استفاده شده‌اند، برای ارزیابی عملکرد شبکه به کار می‌روند.

(۱) Recall Step

(۲) Generalization Step



شکل ۳ - مقایسه بین داده‌های واقعی و پیش‌بینی شده توسط ماشین بردار پشتیبان

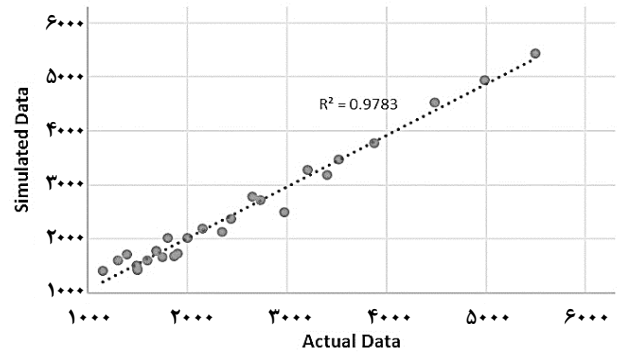


شکل ۴ - نمودار مقایسه داده‌های واقعی و شبیه‌سازی شده توسط ماشین بردار پشتیبان بر اساس مجموعه داده‌های جدید (استفاده نشده در آموزش شبکه)

جهت پیش‌بینی خروجی براساس مجموعه داده‌های جدید ارزیابی می‌شود. مجموعه داده‌های جدید شامل ۲۶ داده می‌باشند که بصورت تصادفی انتخاب شده‌اند. از آنجایی که شبکه عصبی مصنوعی در برون‌یابی داده‌ها ضعیف می‌باشد، داده‌های جدید باید درون محدوده داده‌های آموزش قرار داشته باشند. عملکرد این مرحله برحسب مقدار ضریب تعیین (R^2) و مقدار میانگین خطای مربع، به ترتیب $0/9685$ و $0/014$ می‌باشد. در شکل ۴ داده‌های شبیه‌سازی شده در برابر داده‌های واقعی بدست آمده از واحد رسم شده‌اند.

مقایسه نتایج شبکه‌های طراحی شده شبکه عصبی، ماشین بردار پشتیبان و روابط تجربی

در جدول ۸ مقایسه نتایج حاصل از پیش‌بینی حداقل فشار امتزاجی با استفاده از طراحی شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان با روابط تجربی برای دی‌اکسید کربن خالص ارائه شده است. همانگونه که در جدول ۸ قابل مشاهده است، دقت متوسط مقادیر



شکل ۲ - نمودار مقایسه داده‌های واقعی و شبیه‌سازی شده توسط شبکه عصبی بر اساس مجموعه داده‌های جدید (استفاده نشده در آموزش شبکه)

قرار داشته باشند. عملکرد این مرحله برحسب مقدار ضریب تعیین (R^2) و مقدار میانگین خطای مربع، به ترتیب $0/9783$ و $0/010$ می‌باشد. در شکل ۲ داده‌های شبیه‌سازی شده در برابر داده‌های واقعی بدست آمده از واحد رسم شده‌اند. در این شکل، هر چقدر داده‌ها به خط $y = x$ نزدیکتر باشند، میزان مقدار ضریب تعیین (R^2) بالاتر می‌رود و نشان دهنده عملکرد قابل قبول مدل می‌باشد.

استفاده از رگرسیون ماشین بردار پشتیبان جهت پیش‌بینی حداقل فشار امتزاجی

ماشین بردار پشتیبان در پیش‌بینی‌ها نسبت به شبکه عصبی از دقت بالاتری برخوردار است. از طرفی تعیین وضعیت شبکه و قابلیت تعمیم شبکه عصبی برای وظایف مدل‌سازی/یادگیری هنوز به خوبی حل نشده است، در حالی که ماشین بردار پشتیبان به خوبی تعمیم‌پذیر است.

مرحله فراخوانی

در این مرحله، در طول فرآیند آموزش، عملکرد شبکه در برابر داده‌های واقعی سنجیده می‌شود. دقت متوسط مقادیر پیش‌بینی شده برحسب مقدار ضریب تعیین (R^2) و مقدار میانگین خطای مربع، به ترتیب $0/9870$ و $0/017$ می‌باشد. مقدار بالای مقدار ضریب تعیین (R^2) نشان دهنده توانایی مدل در پیش‌بینی حداقل فشار امتزاجی با دقت مناسب می‌باشد. در شکل ۳ مقایسه بین داده‌های واقعی و پیش‌بینی شده نشان داده شده است. مدل ایجاد شده توسط شبکه عصبی در محدوده تعریف شده به درستی عمل می‌کند.

مرحله تعمیم

براساس آنالیزهای انجام شده بر روی مجموعه داده‌های آموزش همانند روش شبکه‌های عصبی، در مرحله تعمیم، عملکرد شبکه

از طرف دیگر، هرگونه افزایش در درصد مولی اجزا اتان-بوتان، سولفیدهدیدروژن و دی‌اکسید کربن باعث کاهش در مقدار حداقل فشار امتزاجی می‌شود. علاوه بر این، وجود اجزای غیر از دی‌اکسید کربن مانند سولفیدهدیدروژن و اجزای هیدروکربونی اتان-بوتان در جریان گاز تزریقی تأثیر مثبت در مقدار حداقل فشار امتزاجی دارند، در حالی که به کاهش حداقل فشار امتزاجی کمک می‌کنند. وجود اجزای غیر دی‌اکسید کربن مانند متان و نیتروژن در جریان دی‌اکسید کربن تأثیر منفی بالاتری بر حداقل فشار امتزاجی دارند، زیرا باعث افزایش بیشتر در مقدار حداقل فشار امتزاجی می‌شوند.

نتیجه‌گیری

دو مدل جدید برای پیش‌بینی حداقل فشار امتزاجی دی‌اکسید کربن خالص و دی‌اکسید کربن ناخالص و نفت پیش‌بینی تهیه شده است. مقایسه بین مقادیر پیش‌بینی شده و مقادیر آزمایشگاهی و همچنین مقادیری که به صورت گسترده از روابط تجربی به دست آمده، انجام شده است. مدل‌های طراحی شده دقیق‌ترین پیش‌بینی‌ها را با کمترین خطای مطلق نسبی نسبت به روابط تجربی معمول انجام می‌دهند. مدل‌سازی‌های انجام شده برای هر دو حالت خالص و ناخالص قابل استفاده است در حالی که روابط تجربی ارائه شده تنها قادر به ارائه پیش‌بینی حداقل فشار امتزاجی در یک حالت (خالص یا ناخالص) هستند. تأثیر ناخالصی‌ها در گاز تزریقی به این صورت است که متان و نیتروژن بیشترین تأثیر منفی در حداقل فشار امتزاجی و سولفیدهدیدروژن و اجزای هیدروکربونی اتان-بوتان تأثیر مثبت در حداقل فشار امتزاجی دارند. به این ترتیب که افزایش متان و نیتروژن باعث افزایش حداقل فشار امتزاجی و افزایش سولفیدهدیدروژن و اجزای هیدروکربونی اتان-بوتان باعث کاهش حداقل فشار امتزاجی می‌شود. این مدل‌ها که برای هر دو حالت خالص و ناخالص در پیش‌بینی حداقل فشار امتزاجی استفاده شده اند، می‌توانند برای متان (از ۰ درصد تا ۱۰۰ درصد) کاربرد داشته باشند که یک طیف وسیع را دربرمی‌گیرد و همچنین برای اجزای دیگر مانند سولفیدهدیدروژن (تا ۵۰ درصد) بسیار دقیق و کارآمد عمل می‌کنند. همانطور که مشخص است این مدل‌ها زمانی قابل اطمینان هستند که اجزای دی‌اکسید کربن، متان، نیتروژن، سولفیدهدیدروژن و اتان-بوتان در گاز تزریقی موجود باشند و در صورتی که اجزای دیگری در گاز تزریقی وجود داشته باشند ممکن است به درستی عمل نکنند. این مدل‌ها می‌توانند به صورت مؤثر به عنوان ابزاری

پیش‌بینی شده به روش شبکه عصبی برحسب مقدار ضریب تعیین (R^2) و خطای مطلق نسبی^۱ (ARE)، به ترتیب ۰/۹۹۲۴ و ۰/۲۸ می‌باشد. مقدار بالای مقدار ضریب تعیین (R^2) نشان دهنده توانایی مدل در پیش‌بینی حداقل فشار امتزاجی با دقت بیشتر نسبت به روابط تجربی می‌باشد. همچنین دقت متوسط مقادیر پیش‌بینی شده به روش ماشین بردار پشتیبان برحسب مقدار ضریب تعیین (R^2) و خطای مطلق نسبی، به ترتیب ۰/۹۹۵۹ و ۰/۳۶ می‌باشد. مقدار بالای مقدار ضریب تعیین (R^2) نشان دهنده توانایی بسیار بالا و برتری این روش نسبت به مدل شبکه عصبی در پیش‌بینی حداقل فشار امتزاجی می‌باشد.

در جدول ۹ مقایسه نتایج حاصل از پیش‌بینی حداقل فشار امتزاجی با استفاده از طراحی شبکه عصبی با روابط تجربی برای دی‌اکسید کربن ناخالص ارائه شده است.

همانگونه که در جدول ۹ قابل مشاهده است، دقت متوسط مقادیر پیش‌بینی شده به روش شبکه عصبی برحسب مقدار ضریب تعیین (R^2) و خطای مطلق نسبی، به ترتیب ۰/۹۹۲۷ و ۰/۴۵ می‌باشد. مقدار بالای مقدار ضریب تعیین (R^2) نشان دهنده توانایی مدل در پیش‌بینی حداقل فشار امتزاجی با دقت بیشتر نسبت به روابط تجربی می‌باشد. همچنین دقت متوسط مقادیر پیش‌بینی شده به روش ماشین بردار پشتیبان برحسب مقدار ضریب تعیین (R^2) و خطای مطلق نسبی، به ترتیب ۰/۹۸۷۵ و ۰/۳۵ می‌باشد. مقدار بالای مقدار ضریب تعیین (R^2) نشان دهنده توانایی بالا در پیش‌بینی حداقل فشار امتزاجی با دقت مناسب و برتری نسبت به روابط تجربی می‌باشد.

آنالیز حساسیت

نتایج آنالیز حساسیت بر مبنای رتبه ضریب همبستگی که بین متغیر خروجی (حداقل فشار امتزاجی نفت و دی‌اکسید کربن) و نمونه‌هایی که برای متغیر ورودی محاسبه می‌شود صورت گرفته است. همبستگی بالاتر بین هر متغیر ورودی و متغیر خروجی به معنای تأثیر بیشتر آن ورودی در تعیین مقدار خروجی است. با توجه به شکل ۵ بدیهی است که دمای مخزن مهم‌ترین عامل در تعیین حداقل فشار امتزاجی است و با افزایش دما، مقدار حداقل فشار امتزاجی افزایش می‌یابد که با همه روابط تجربی منتشر شده هم‌خوانی دارد. همچنین، تأثیر ترکیبات نفت بر حداقل فشار امتزاجی پیش‌بینی شده با همه روابط تجربی منتشر شده تأیید می‌شود در حالی که افزایش وزن مولکولی C_{5+} و یا درصد مولکول‌های فرار، باعث افزایش مقدار حداقل فشار امتزاجی می‌شود.

(۱) Absolute Relative Error

جدول ۸ - مقایسه شبیه سازی داده‌ها با تزریق دی‌اکسید کربن خالص با نتایج روابط تجربی

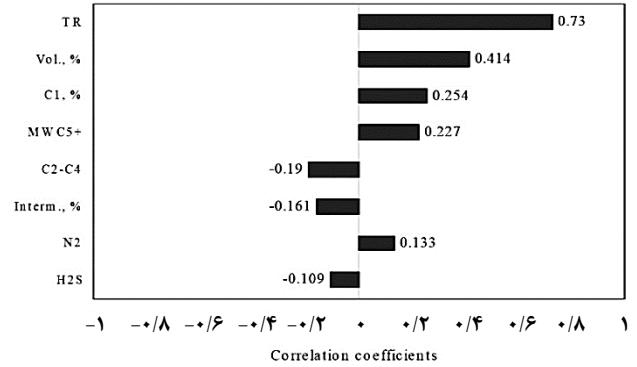
Yelling and Metcafe Model		Lee Model		Alston et al., Model		SVM Regression		NN Model		حداقل فشار امتزاجی آزمایشگاهی psi	درصد ترکیبات نفت			دمای °F	درصد ترکیبات گاز تزریقی					ردیف
Error%	psi	Error%	psi	Error%	psi	Error%	psi	Error%	psi		Interm. %	Vol. %	MWC ₅₊		H ₂ S %	N ₂ %	C ₂ -C ₄ %	C ₁ %	CO ₂ %	
-۱۰/۹۰	۲۰۰۵/۹	-۱۲/۳۵	۱۹۷۱/۱	-۱۲/۳۶	۱۹۷۲/۵	-۵/۴۹	۲۱۲۶/۸	-۳/۱۹	۲۱۷۸/۵	۲۲۵۰/۴	۱۳/۹	۴/۴	۲۰۷/۹	۱۶۰	۱۰۰	۱
-۱/۴۱	۱۶۹۵/۵	-۸/۰۶	۱۵۸۱/۹	-۱۰/۰۱	۱۵۴۷/۵	-۵/۰۳	۱۶۳۳/۲	-۳/۰۵	۱۶۶۷/۲	۱۷۱۹/۷	۱۴/۲۸	۱۰/۵	۱۸۷/۷۷	۱۳۵	۱۰۰	۲
-۱۰/۵۵	۳۰۴۲/۹	۹/۹	۳۷۳۷/۶	-۲۳/۵۴	۲۶۰۰/۵	-۳/۶۱	۳۲۷۷/۳	-۷/۰۹	۳۱۵۹/۱	۳۴۰۰/۲۵	۲۸/۶	۳۴/۲	۱۷۱/۱	۲۴۵	۱۰۰	۳
-۲۱/۱۱	۱۹۳۳/۳	-۲۳/۵۷	۱۸۷۳/۹	-۸/۹۹	۲۲۳۰/۷	-۸/۱۵	۲۲۵۰/۷	-۱/۰۱	۲۴۲۵/۷	۲۴۵۰/۵	۲۲/۹	۳۱	۲۰۳/۸۱	۱۵۴	۱۰۰	۴
-۲/۶۶	۲۸۵۲/۹	۱۵/۱۵	۳۳۷۵	-۱۱/۸۴	۲۵۸۴/۶	-۲/۲۰	۲۸۶۵/۷	-۲/۵۴	۲۸۵۶	۲۹۳۰/۴۵	۳۵/۶۴	۳۲/۵۱	۱۸۰/۶	۲۳۰	۱۰۰	۵
۲/۲۱	۱۶۳۰/۲	-۵/۳۶	۱۵۰۹/۹	-۱۸/۳۹	۱۳۰۳/۹	-۷/۷۹	۱۴۷۱/۱	-۵/۱۱	۱۵۱۳/۸	۱۵۹۵/۴	۳۱/۸۲	۲۹/۴۸	۱۷۱/۲	۱۳۰	۱۰۰	۶
-۳۴/۴۲	۲۶۷۸/۸	-۲۵/۲۳	۳۰۵۴/۵	-۵/۹۲	۳۸۴۳/۵	۳/۰۱	۴۲۰۸/۱	۳/۶۷	۴۲۴۰/۴	۴۰۸۴/۹	۹/۸۴	۵۱/۲۸	۲۰۵	۲۱۶	۱۰۰	۷
-۶/۴۲	۱۷۳۷/۵	-۱۲/۲۷	۱۶۲۸/۸	-۵/۷۳	۱۷۵۰/۶	-۰/۴۰	۱۸۴۸/۹	۲/۱۶	۱۸۹۶/۷	۱۸۵۶/۵	۱۱/۳۵	۵/۴۵	۲۰۵	۱۳۸	۱۰۰	۸
-۰/۸۷۶۴		-۰/۸۵۹۲		-۰/۹۷۲۲		-۰/۹۹۵۹		-۰/۹۹۲۴		R ²										
-۰/۹۰		۱/۱۱		-۰/۹۷		-۰/۳۶		-۰/۲۸		ARE										

جدول ۹ - مقایسه شبیه سازی داده‌ها با تزریق دی‌اکسید کربن ناخالص با نتایج روابط تجربی

Dong, Model		Kovarik, Model		Alston et al., Model		SVM Regression		NN Model		حداقل فشار امتزاجی آزمایشگاهی psi	درصد ترکیبات نفت			دمای °F	درصد ترکیبات گاز تزریقی					ردیف
Error%	psi	Error%	psi	Error%	psi	Error%	psi	Error%	psi		Interm. %	Vol. %	MWC ₅₊		H ₂ S %	N ₂ %	C ₂ -C ₄ %	C ₁ %	CO ₂ %	
-۴/۹۱	۱۰۳۸/۵	-۱۰۳/۹۸	۴۳/۵	-۵/۳۱	۱۰۳۴/۱	-۲/۰۸	۱۱۱۴/۷	-۱۲/۱۳	۱۲۲۴/۵	۱۰۹۲	۱۴/۲۸	۱۰/۵۰	۱۸۷/۸۰	۱۰۵	۲۵	.	.	.	۷۵	۱
-۵/۸۰	۸۹۴/۹	-۱۱۳/۷۴	۱۰۳/۵	-۴/۲۷	۹۰۹/۴	-۱۰/۵۴	۸۴۸/۱	-۱۸/۵۴	۱۱۲۳/۸	۹۴۸	۱۴/۲۸	۱۰/۵۰	۱۸۷/۸۰	۱۰۵	۵۰	.	.	.	۵۰	۲
-۸/۹۵	۱۱۱۶/۱	-۱۱۶/۸۸	۲۱۷/۵۶	-۱۸/۲۳	۱۰۴۷/۲	-۲/۸۹	۱۲۴۲/۹	-۰/۸۹	۱۲۹۱/۴	۱۲۸۰	۱۴/۲۸	۱۰/۵۰	۱۸۷/۸۰	۱۰۵	۴۵	.	.	۱۰	۴۵	۳
-۱۸/۴۸	۱۶۶۳/۶	-۸/۳۲	۱۸۷۰/۹	-۱۲/۶۵	۱۶۱۲/۸	۲/۲۵	۲۰۸۵/۹	-۲/۲۱	۱۹۹۴/۹	۲۰۴۰	۱۴/۲۸	۱۰/۵۰	۱۸۷/۸۰	۱۰۵	۲۰	.	.	۲۰	۶۰	۴
-۵/۷۴	۲۳۵۶/۹	-۴/۸۷	۲۳۷۸/۶	-۸/۶۴	۲۲۸۴/۳	-۵/۶۸	۲۳۵۷/۹	-۱/۵۶	۲۴۶۱/۳	۲۵۰۰	۱۴/۲۸	۱۰/۵۰	۱۸۷/۸۰	۱۳۵	۲۰	.	.	۲۰	۶۰	۵
۲۹/۱۱	۱۷۴۳/۳	-۱۶/۲۲	۱۱۳۱/۳	-۴/۵۱	۱۲۸۹/۴	-۰/۳۴	۱۳۵۴/۷	-۴/۸۶	۱۴۱۵/۷	۱۳۵۰	۲۲/۸۲	۳۴/۳۴	۱۸۷/۲۵	۱۲۰	.	.	۱۰	.	۹۰	۶
۵۱/۶۲	۲۳۰۹	-۳۴/۲۹	۱۰۰۰/۸	-۱۱/۰۵	۱۳۵۴/۷	۵/۳۰	۱۶۰۲/۷	-۳/۴۲	۱۴۶۹/۹	۱۵۲۲	۲۲/۸۲	۳۴/۳۴	۱۸۷/۲۵	۱۵۰	.	.	۲۰	.	۸۰	۷
-۱۴/۳۰	۱۸۴۳/۳	۳۴/۱۹	۲۸۸۶/۲	-۶/۶۸	۲۰۰۷/۳	۵/۷۱	۲۲۷۳/۹	۱/۸۶	۲۱۹۱/۱	۲۱۵۱	۱۴/۲۸	۱۰/۵۰	۱۸۷/۸۰	۱۰۵	.	.	.	۲۰	۸۰	۸
-۰/۷۵۶۴		-۰/۹۳۳۹		-۰/۹۷۷۴		-۰/۹۸۷۵		-۰/۹۹۲۷		R ²										
۱/۳۸		۴/۳۲		-۰/۷۱		-۰/۳۵		-۰/۴۵		ARE										

فهرست نمادها

MWC ₅₊	جرم مولکولی پنتان و اجزای سنگین تر (g/mol)
NN	شبکه عصبی
R ²	ضریب تشخیص
SVM	ماشین بردار پشتیبان
T _R	دمای مخزن (درجه فارنهایت)
Volatiles	جزء مولی اجزاء فرار
API	واحد چگالی انجمن نفت آمریکا
ARE	خطای مطلق نسبی
EOR	ازدیاد برداشت
Interm	جزء مولی اجزاء میانی
MMP	حداقل فشار امتزاجی (psig)
MSE	خطای مربعی متوسط



شکل ۵ - آنالیز حساسیت شبکه عصبی و وابستگی حداقل فشار امتزاجی به متغیرهای وابسته ورودی

کارآمد جهت پیش‌بینی حداقل فشار امتزاجی برای طراحی اقتصادی تزریق دی‌اکسید کربن استفاده شوند.

تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۰۳/۳۱؛ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۰۹/۱۴

مراجع

- [1] Czarnota R., Janiga D., Stopa J., Wojnarowski P., [Determination of Minimum Miscibility Pressure for CO₂ and Oil System Using Acoustically Monitored Separator](#), *Journal of CO₂ Utilization*, **17**: 32-36 (2017).
- [2] Czarnota R., Janiga D., Stopa J., Wojnarowski P., Kosowski P., [Minimum Miscibility Pressure Measurement for CO₂ and Oil Using Rapid Pressure Increase Method](#), *Journal of CO₂ utilization*, **21**: 156-161 (2017).
- [3] Liu Y., Jiang L., Tang L., Song Y., Zhao J., Zhang Y., [Minimum miscibility pressure estimation for a CO₂/n-decane system in porous media by X-ray CT](#). *Experiments in Fluids*, **56(7)**: 154 (2015).
- [4] Liu Y., Jiang L., Tang L., Song Y., Zhao J., Zhang Y., [Estimation of minimum miscibility pressure \(MMP\) of CO₂ and liquid n-alkane systems using an improved MRI technique](#). *Magnetic resonance imaging*, **34(2)**: 97-104 (2016).
- [5] Ahmad W., Vakili-Nezhaad G., Al-Bemani A., Al-Wahaibi Y., [Experimental determination of minimum miscibility pressure](#). *Procedia engineering*, **148**: 1191-1198 (2016).
- [6] Wang Y., Peck D., [Analytical calculation of minimum miscibility pressure: comprehensive testing and its application in a quantitative analysis of the effect of numerical dispersion for different miscibility development mechanisms](#). in *SPE/DOE Improved Oil Recovery Symposium*. Society of Petroleum Engineers (2000).
- [7] Tian Y., Ju B., Yang Y., Wang H., Dong Y., Liu N., [Estimation of minimum miscibility pressure during CO₂ flooding in hydrocarbon reservoirs using an optimized neural network](#). *Energy Exploration & Exploitation*, **38(6)**: 2485-2506 (2020).

- [8] Dindoruk B., Johns R., Orr F., [Measurement and modeling of minimum miscibility pressure: A state-of-the-art review](#). *SPE Reservoir Evaluation & Engineering*, **24(2)**: 367-389 (2021).
- [9] Jia J., Li J., Liang Y., Peng B., [Molecular Dynamics Study on Performance of Olefin Sulfonate at the Decane–Water Interface: Effect of Molecular Architecture](#). *Fuel*, **308**: 122013 (2022).
- [10] Zhu S., Yu H., Yan G., Li J., Cao A., Sun C., [Miscibility Process of Hydrocarbon Mixture Gas and Crude Oil: Insights from Molecular Dynamics](#). *Industrial & Engineering Chemistry Research*, **60(37)**: 13710-13718 (2021).
- [11] Nezhad A.B., Mousavi S.M., Aghahoseini S., [Development of an artificial neural network model to predict CO₂ minimum miscibility pressure](#). *Nafta*, **62(3-4)**: 105-108 (2011).
- [12] Zhang H., Hou D., Li K., [An improved CO₂-crude oil minimum miscibility pressure correlation](#). *Journal of Chemistry*, (2015).
- [13] Chen G., Wang X., Liang Z., Gao R., Sema T., Luo P., Zeng F., Tontiwachwuthikul P., [Simulation of CO₂-oil minimum miscibility pressure \(MMP\) for CO₂ enhanced oil recovery \(EOR\) using neural networks](#). *Energy Procedia*, **37**: 6877-6884 (2013).
- [14] Zendehboudi S., Ahmadi M., Shafiei A., Babadagli T., [A developed smart technique to predict minimum miscible pressure—EOR implications](#). *The Canadian Journal of Chemical Engineering*, **91(7)**: 1325-1337 (2013).
- [15] Zendehboudi S., Ahmadi M., Mohammadzadeh O., Bahadori A., Chatzis I., [Thermodynamic investigation of asphaltene precipitation during primary oil production: laboratory and smart technique](#). *Industrial & Engineering Chemistry Research*, **52(17)**: 6009-6013 (2013).
- [16] Roosta A., Setoodeh P., Jahanmiri A., [Artificial neural network modeling of surface tension for pure organic compounds](#). *Industrial & Engineering Chemistry Research*, **51(1)**: 561-566 (2011).
- [17] Kumar K.V., [Neural network prediction of interfacial tension at crystal/solution interface](#). *Industrial & Engineering Chemistry Research*, **48(8)**: 4160-4164 (2009).
- [18] Ghiasi M.M., Bahadori A., Zendehboudi S., [Estimation of triethylene glycol \(TEG\) purity in natural gas dehydration units using fuzzy neural network](#). *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, **17**: 26-32 (2014).
- [19] Kamari A., Mohammadi A., Bahadori A., Zendehboudi S., [A reliable model for estimating the wax deposition rate during crude oil production and processing](#). *Petroleum Science and Technology*, **32(23)**: 2837-2844 (2014).
- [20] Zendehboudi S., Elkamel A., Chatzis I., Ahmadi M., Bahadori A., [Estimation of breakthrough time for water coning in fractured systems: Experimental study and connectionist modeling](#). *AIChE Journal*, **60(5)**: 1905-1919 (2014).
- [21] Kamari A., Bahadori A., Mohammadi A., Zendehboudi S., [New tools predict monoethylene glycol injection rate for natural gas hydrate inhibition](#). *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, **33**: 222-231 (2015).

- [22] Alston R., Kokolis G., James C., [CO₂ minimum miscibility pressure: a correlation for impure CO₂ streams and live oil systems](#). *Society of Petroleum Engineers Journal*, **25(02)**: 268-274 (1985).
- [23] Maklavani A., Vatani A., Moradi B., Tangsirifard J., [New minimum miscibility pressure \(MMP\) correlation for hydrocarbon miscible injections](#). *Brazilian Journal of Petroleum and Gas*, **4(10)** (2010).
- [24] Emera M., Lu J., [Genetic Algorithm \(GA\)-Based Correlations Offer More Reliable Prediction of Minimum Miscibility Pressures \(MMP\) Between the Reservoir Oil and CO₂ or Flue Gas](#). in *Canadian International Petroleum Conference*. Petroleum Society of Canada (2007).
- [25] Shokir E.M.E.M., [CO₂-oil minimum miscibility pressure model for impure and pure CO₂ streams](#). *Journal of Petroleum Science and Engineering*, **58(1-2)**: 173-185 (2007).
- [26] Yellig W., Metcalfe R., [Determination and Prediction of CO₂ Minimum Miscibility Pressures \(includes associated paper 8876\)](#). *Journal of Petroleum Technology*, **32(01)**: 160-168 (1980).
- [27] Emera M.K., Sarma H.K., [Use of genetic algorithm to estimate CO₂-oil minimum miscibility pressure—a key parameter in design of CO₂ miscible flood](#). *Journal of petroleum science and engineering*, **46(1-2)**: 37-52 (2005).
- [28] Jaubert J.N., Avaullee L., Souvay J.F., [A crude oil data bank containing more than 5000 PVT and gas injection data](#). *Journal of Petroleum Science and Engineering*, **34(1-4)**: 65-107 (2002).
- [29] Glaso O., [Generalized minimum miscibility pressure correlation \(includes associated papers 15845 and 16287\)](#). *Society of Petroleum Engineers Journal*, **25(06)**: 927-934 (1985).
- [30] Chen G., Fu K., Liang Z., Sema T., Li C., Tontiwachwuthikul P., Idem R., [The genetic algorithm based back propagation neural network for MMP prediction in CO₂-EOR process](#). *Fuel*, **126**: 202-212 (2014).
- [31] Dehghani S.M., Sefti M., Ameri A., Kaveh N., [Minimum miscibility pressure prediction based on a hybrid neural genetic algorithm](#). *chemical engineering research and design*, **86(2)**: 173-185 (2008).
- [32] Fathinasab M., and Ayatollahi S., [On the determination of CO₂-crude oil minimum miscibility pressure using genetic programming combined with constrained multivariable search methods](#). *Fuel*, **173**: 180-188 (2016).
- [33] Kaydani H., Najafzadeh M., Hajizadeh A., [A new correlation for calculating carbon dioxide minimum miscibility pressure based on multi-gene genetic programming](#). *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, **21**: 625-630 (2014).
- [34] Lee J. , [Effectiveness of carbon dioxide displacement under miscible and immiscible conditions](#). Report RR-40, *Petroleum Recovery Inst.*, Calgary, (1979).