

## مطالعه عملکرد تزریق دی اکسید کربن در مخازن تخلیه شده با به کارگیری الگوریتم‌های شبکه عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: اسمایهیا)

پویا اسحق<sup>۲</sup>، کیوان شایسته<sup>۱</sup>، محمدجواد خانی<sup>۱\*</sup>

۱- گروه مهندسی شیمی دانشکده فنی و مهندسی دانشگاه محقق اردبیلی- اردبیل- ایران

۲- گروه مهندسی شیمی دانشکده مهندسی شیمی و نفت دانشگاه صنعتی شریف- تهران- ایران

\*mjavadkhani73@gmail.com

دریافت آبان ۱۴۰۳، پذیرش آذر ۱۴۰۳

### چکیده

تزریق دی اکسید کربن (CO<sub>2</sub>) در مخازن نفتی، روشی مؤثر برای افزایش برداشت نفت و ذخیره سازی CO<sub>2</sub> است. در این مطالعه، از شبکه عصبی مصنوعی (ANN) برای پیش بینی میزان بازیابی نفت و ظرفیت ذخیره سازی CO<sub>2</sub> در مخازن تخلیه شده (ROZ) با توجه به عدم قطعیت‌های زمین شناسی و عملیات چاه استفاده شد. داده‌های میدانی منطقه Smeaheia، نروژ، شامل ۱۴ ویژگی کلیدی برای بهینه سازی تزریق CO<sub>2</sub> شناسایی گردید. دو مدل شبکه عصبی MLP و RBF در این پژوهش بکار گرفته شد و دقت آنها به ترتیب ۹۱/۳۶٪ و ۹۴/۶۳٪ ارزیابی شد. به منظور بهینه سازی ویژگی‌ها و کاهش ابعاد داده‌ها، الگوریتم گرگ خاکستری استفاده شد که به انتخاب ۱۰ ویژگی مؤثر انجامید. این ویژگی‌ها شامل نفوذپذیری، فشار چاه، حجم منافذ، تراکم پذیری، فشار اولیه، نسبت ضخامت خالص به ناخالص، کسر موج برشی، نسبت شیل به ارتفاع، پارامتر مقیاس بندی و نسبت تخلخل به ارتفاع بودند. مدل‌های بهینه سازی شده دقت پیش بینی تزریق CO<sub>2</sub> را در مدل MLP به ۹۷/۴۶٪ و در مدل RBF به ۹۸/۹۷٪ افزایش دادند. این نتایج نشان می‌دهد که ترکیب ANN و انتخاب ویژگی بهینه، می‌تواند به عنوان ابزاری قدرتمند برای پیش بینی و مدیریت تزریق CO<sub>2</sub> در مخازن نفتی باشد. با استفاده از مدل‌های بهینه سازی شده MLP و RBF، می‌توان میزان تزریق CO<sub>2</sub> را با دقت بالاتر پیش بینی کرد و به این ترتیب، فرآیند ازدیاد برداشت نفت را در مخازن با ویژگی‌های زمین شناسی پیچیده ایران مانند مخازن نفتی کم فشار و یا مخازن با تخلخل و نفوذپذیری متغیر، بهینه سازی نمود.

واژه‌های کلیدی: تزریق دی اکسید کربن، زون نفتی باقیمانده (ROZ)، ازدیاد برداشت، شبکه عصبی مصنوعی.

## ۱- مقدمه

دی اکسید کربن یکی از گازهای موجود در هوا است که از سوختن مواد آلی یا روش های دیگر به وجود می آید. این گاز، بی رنگ و بی بو است، مولکول آن به صورت خطی بوده و دارای دو پیوند دوگانه بین اتم کربن و دو اتم اکسیژن می باشد. دی اکسید کربن مایع تنها تحت فشار خاصی به وجود می آید، به میزان کمی در آب حل می شود و اسید ضعیفی به نام اسید کربنیک تولید می کند که به طور جزئی به بی کربنات و کربنات تجزیه می شود [۱، ۲]. گیاهان از دی اکسید کربن در فرآیند فتوسنتز بهره می برند و با جذب آن و پس از فتوسنتز اکسیژن آزاد می کنند. گاز دی اکسید کربن موجود در اتمسفر به عنوان نگهدارنده گرما برای زمین عمل کرده و با ایجاد اثر گلخانه ای، مانع از از بین رفتن گرمای زمین می شود. در میان انواع گازهای گلخانه ای، دی اکسید کربن بیشترین سهم را در ایجاد این اثرات منفی دارد؛ به طوری که حدود ۶۴ درصد از کل حجم گازهای گلخانه ای را تشکیل می دهد. از این رو، کاهش غلظت این گاز مخرب در جو، یکی از دغدغه های اصلی هر سیستم متعادل کننده گازهای گلخانه ای است [۳، ۴]. جذب، استفاده و ذخیره کربن (CCUS) به عنوان یک روش کارآمد برای کاهش سرعت انتشار گازهای گلخانه ای و مهار تغییرات آب و هوایی معرفی شد [۵]. دی اکسید کربن (CO<sub>2</sub>) را می توان در ساختارهای مختلفی نظیر سفره های آب شور، مخازن هیدروکربنی تخلیه شده، سازندهای شیل تھی، مخازن زیرزمینی، و سازندهای اعماق اقیانوس ذخیره کرد [۶، ۷]. در حال حاضر، مناطق نفتی باقی مانده (ROZs) به عنوان سازندهای امیدوارکننده برای ذخیره سازی طولانی مدت CO<sub>2</sub> در نظر گرفته می شوند. ROZها مخازنی هستند که در آنها نفت به حالت اشباع یا نزدیک به باقیمانده قرار دارد و به عنوان بهینه ترین مخازن برای ذخیره CO<sub>2</sub> محسوب می شوند [۸، ۹]. مخازن نفتی به عنوان مهم ترین منابع تأمین انرژی در جهان، نقش بسیار مهمی در اقتصاد جهانی دارند. این مخازن که شامل تجمعات وسیعی از هیدروکربن ها در زیر سطح زمین هستند، می توانند ساختارهای پیچیده ای داشته باشند که استخراج نفت از آنها را به چالش بکشد [۱۰]. تزریق و تولید در این مخازن به معنای فرآیندهایی است که طی آنها موادی نظیر آب یا گاز به داخل مخزن فشرده می شود تا فشار آن افزایش یابد و این امر به نوبه خود به استخراج نفت بیشتر کمک می کند. با این حال، تعیین الگوی مناسب برای تزریق و تولید می تواند چالش برانگیز باشد، زیرا تنوع در خصوصیات و شرایط مخازن نفتی مختلف وجود دارد [۱۱، ۱۲]. هر مخزن ویژگی های خاصی دارد که می تواند شامل ترکیب هیدروکربن ها، فشار و دمای موجود در مخزن و ویژگی های سنگ مخزن باشد. بنابراین، توسعه یک الگوی بهینه برای تزریق و تولید نیازمند درک دقیق این پارامترها و انجام محاسبات پیچیده است [۱۳]. مسأله اصلی این تحقیق به بررسی و تحلیل روش های مختلف توسعه در مخازن نفتی با هدف ارائه یک الگوی بهینه برای تزریق و تولید می پردازد. این مسأله شامل تشریح چالش های موجود در به کارگیری تکنیک های متداول و نوآوری های احتمالی در این حوزه است. جنبه های مبهم و مجهول در این تحقیق شامل تعیین اثربخشی روش های مختلف تزریق در مخازن با ویژگی های متفاوت، شناسایی عوامل مؤثر بر کارایی استخراج نفت، و همچنین مدل سازی و پیش بینی رفتار مخازن در شرایط متغیر است. متغیرهای مورد بررسی در این تحقیق شامل فشار، دما، ترکیبات هیدروکربنی موجود در مخزن، ویژگی های سنگ مخزن و مشخصات فیزیکی و شیمیایی مایعات تزریقی هستند. تانج و همکاران در سال ۲۰۲۰ به کاربرد شبکه عصبی مصنوعی (ANN)<sup>۳</sup> برای پیش بینی بازیابی نفت و ظرفیت ذخیره سازی CO<sub>2</sub> در ROZها پرداختند. در این مقاله، کاربرد شبکه عصبی

<sup>1</sup> Carbon Capture, Utilisation and Storage

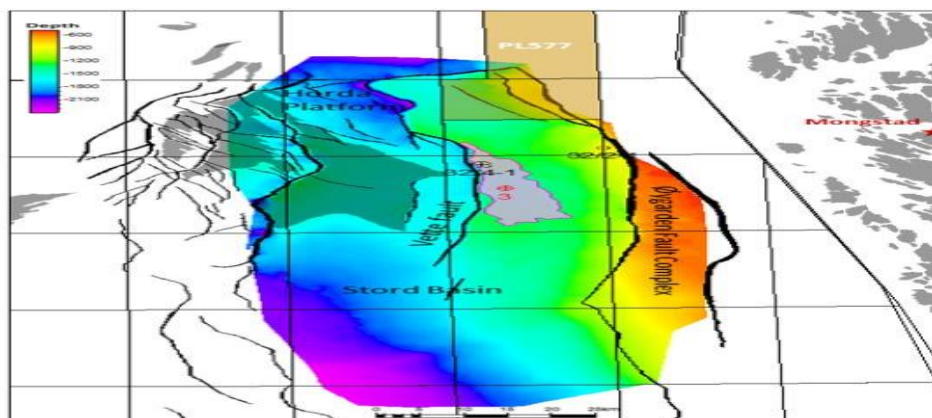
<sup>2</sup> Residual oil zones

<sup>3</sup> Artificial Neural Network

مصنوعی (ANN) برای پیش‌بینی بازیابی نفت و ظرفیت ذخیره‌سازی CO<sub>2</sub> در ROZs معرفی شد. پارامترهای عدم قطعیت شامل عوامل زمین‌شناسی و عملیات چاه برای تولید پایگاه آموزشی استفاده شد. سپس در مجموع ۳۵۱ نمونه عددی شبیه‌سازی شده و تولید روغن تجمعی، ذخیره CO<sub>2</sub> تجمعی و CO<sub>2</sub> تجمعی مورد بررسی قرار گرفته است. نتایج نشان داد که مدل ANN توسعه‌یافته دارای عملکرد پیش‌بینی عالی با ضریب همبستگی بالا در مقایسه با مقادیر هدف، بیش از ۰/۹۸ و مجموع میانگین مجذور خطا کم‌تر از ۲ درصد بوده است. همچنین، دقت و پایداری مدل‌های ANN برای پنج ROZ واقعی در حوضه پرمین تأیید شد. نتایج پیش‌بینی‌کننده یک توافق عالی بین پیش‌بینی‌های ANN و داده‌های گزارش میدانی بوده است. این نتایج نشان داد که مدل ANN می‌تواند ذخیره‌سازی CO<sub>2</sub> و بازیافت نفت را با دقت بالا پیش‌بینی کند و می‌تواند به‌عنوان یک ابزار قوی برای تعیین امکان‌سنجی در مراحل اولیه CCUS در ROZs استفاده شود [۱۴]. تحقیق حاضر به بررسی و توسعه الگوهای مختلف در مخازن نفتی با هدف پیشنهاد یک الگوی بهینه برای تزریق و تولید می‌پردازد. این تحقیق با استفاده از مدل‌سازی و شبیه‌سازی پیشرفته، به دنبال شناسایی بهترین روش‌ها برای افزایش بازیافت نفت با حفظ ملاحظات زیست‌محیطی و اقتصادی است. این پژوهش می‌تواند به بهبود کارایی و پایداری فعالیت‌های نفتی کمک کند

## ۲- روش کار

این پژوهش از داده‌های میدان نفتی Smeaheia، یکی از میدان‌های نفتی مهم در نروژ، استفاده کرده است. مجموعه داده Smeaheia شامل داده‌های زیرسطحی مانند داده‌های لرزه‌ای دوبعدی و سه‌بعدی و داده‌های فشار و دما و داده‌های ژئومکانیکی و تنش، گزارش‌ها و مدل‌های ژئومدل مانند یک ژئومدل استاتیک و یک مدل شبیه‌سازی دینامیکی مربوط به ارزیابی مکان‌های ذخیره‌سازی CO<sub>2</sub> در منطقه Smeaheia، واقع در پلتفرم Hordaland نروژ است. این میدان به‌عنوان یک مکان احتمالی برای ذخیره CO<sub>2</sub> در پروژه<sup>۴</sup> (CCS) برای ذخیره‌سازی دی‌اکسید کربن (CO<sub>2</sub>) به‌طور گسترده در مقیاس بزرگ در منطقه شفق شمالی<sup>۵</sup> نروژ آزمایش و اجرا می‌شود. همچنین برای پروژه‌های قبلی جذب CO<sub>2</sub> در مونگستاد در نظر گرفته شد. موقعیت جغرافیایی این سایت در دریای شمال نروژ و در سکوی Horda، در شرق میدان ترول قرار دارد و به‌طور خاص در بلوک‌های ۳۲/۱ و ۳۲/۴ واقع شد. فاصله این سایت از مونگستاد تقریباً ۵۰ کیلومتر است. در شکل ۱، موقعیت میدان نفتی Smeaheia به تصویر کشیده شد. همچنین نوع مخزن از نوع ماسه سنگی و ارتفاع آن ۷۰۰ متر می‌باشد.

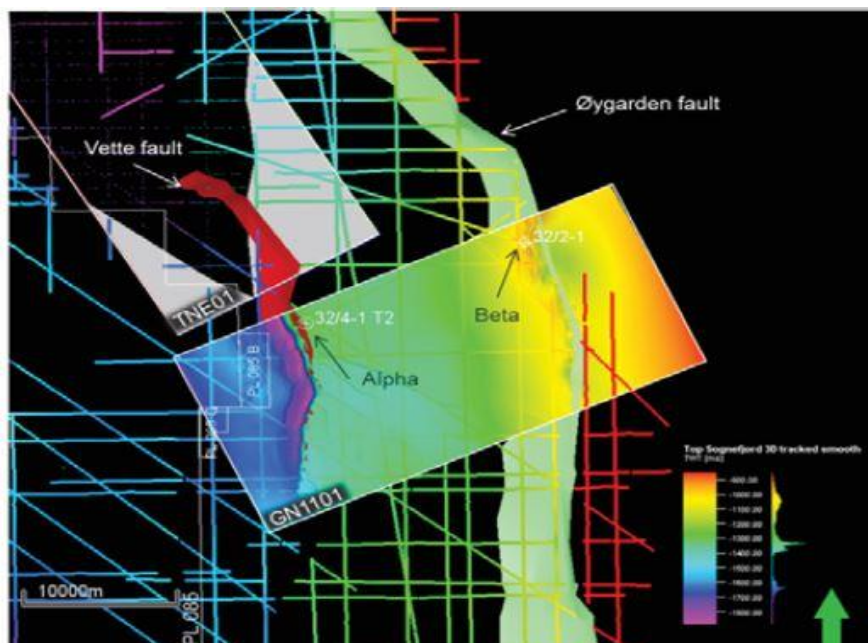


شکل ۱- موقعیت میدان نفتی Smeaheia [۱۵]

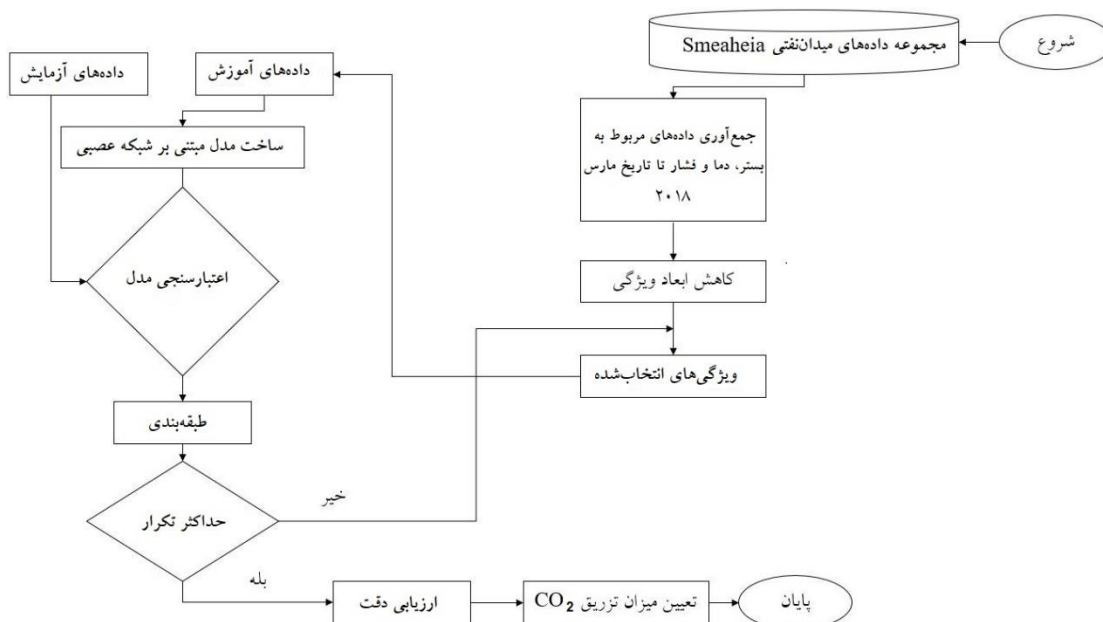
<sup>4</sup> Capture and Storage

<sup>5</sup> Northern Lights

این مجموعه داده شامل لرزه های دوبعدی و سه بعدی، گزارش های چاه، داده های فشار و دما، داده های ژئومکانیکی و تنش، یک ژئومدل استاتیکی و یک مدل شبیه سازی دینامیکی است. شکل ۲ داده های حاصل از مطالعه امکان سنجی شامل تفسیر مجدد داده های لرزه ای موجود به صورت دوبعدی و سه بعدی است. همچنین شکل ۳، روش پیشنهادی جهت بهینه سازی تزریق دی اکسید کربن است.



شکل ۲ مکان یابی خطوط لرزه ای دوبعدی و سه بعدی. گزارش داخلی Statoil در مورد استخراج های منتخب Smeaheia Subsurface 2016



شکل ۳- الگوریتم روش بهینه سازی تزریق دی اکسید کربن

برای استفاده از داده‌های میدان نفتی Smeaheia، مجموعه‌ای از داده‌های متنوع براساس فیلدهای مختلف این میدان منتشر شد. در راستای بهره‌گیری از این داده‌ها در بخش پژوهشی، نیاز بود تا مقالاتی که از این داده‌ها استفاده کرده‌اند، مورد بررسی قرار گیرند. بنابراین، با مطالعه مقالات مختلفی که به داده‌های این میدان پرداخته‌اند، سه مقاله [۱۶-۱۸] انتخاب شد تا براساس مفاهیم و روش‌های ارائه‌شده در آن‌ها که به داده‌های این میدان نفتی پرداخته‌اند، داده‌های مورد نیاز مانند داده‌های زیرسطحی، گزارش‌های چاه و مدل‌های ژئومدل برای این پژوهش انتخاب و استفاده شوند. پارامترهای استفاده‌شده در این پژوهش در جدول ۱ معرفی شده‌اند.

جدول ۱- پارامترهای مورد استفاده در مقاله

ردیف	پارامتر	مفهوم	واحد
۱	${}^6V_b$	مجموع حجم منافذ موجود	متر مکعب
۲	${}^7P_{well}$	حداکثر فشار چاه	بار
۳	${}^8P_{init}$	فشار اولیه	بار
۴	${}^9A$	پارامتر مقیاس بندی	-
۵	${}^{10}C_b$	تراکم پذیری	$Pa^{-1}$
۶	${}^{11}F_b$	شرایط مرزی شار	مترمکعب بر روز
۷	${}^{12}\Delta P$	تغییرات فشار	مگاپاسکال
۸	${}^{13}N/G$	نسبت ضخامت خالص به ناخالص	-
۹	$\varphi$	میزان تخلخل	-
۱۰	${}^{14}S_w$	کسر موج برشی	-
۱۱	${}^{15}V_{sh}$	کسر حجم شیل	-
۱۲	${}^{16}\varphi \times H$	نسبت تخلخل به ارتفاع	متر
۱۳	$V_{sh} \times H$	نسبت شیل به ارتفاع	متر
۱۴	${}^{17}K$	نفوذپذیری	$mD$
۱۵	${}^{18}I_c$	شاخص تزریق دی‌اکسید کربن به مخزن	مترمکعب در روز

<sup>6</sup> Total available pore volume

<sup>7</sup> Maximum well pressure

<sup>8</sup> Initial pressure

<sup>9</sup> Scaling parameter

<sup>10</sup> Compressibility

<sup>11</sup> Flux boundary condition

<sup>12</sup> Pressure change

<sup>13</sup> Net-to-gross thickness ratio

<sup>14</sup> Shear wave

<sup>15</sup> Shaliness

<sup>16</sup> Porosity

<sup>17</sup> Permeability

<sup>18</sup> Injectivity Index

برای جمع‌آوری داده‌های مورد استفاده از مقالات ذکر شده [۱۵، ۱۹]، ارزیابی استانداردهای پتروفیزیکی بر روی لاگ‌های مربوط به چاه‌های ۱-۴/۳۲ و ۱-۲/۳۲ انجام گردیده است. در این ارزیابی، حجم شیل ( $V_{sh}$ ) از طریق روش کلاویر و با استفاده از داده‌های لاگ پرتو گاما محاسبه شد.

$$V_{shGR} = 1/7 - \sqrt{3/38 - (I_{GR} + 0/7)^2} \quad (1)$$

در این رابطه،  $I_{GR}$  شاخص پرتو گاما است که منحنی GR را براساس انتخاب نقاط مرجع برای ماسه و شیل، از ۰ تا ۱ نرمال می‌کند [۲۰].

تخلخل مؤثر ( $\phi_e$ ) با استفاده از نمودار چگالی ( $RhoB$ ) و با در نظر گرفتن به‌عنوان ورودی، محاسبه می‌شود. در این محاسبات، تراکم دانه‌ها و آب نمک به ترتیب ۲/۶۵ گرم بر سانتی‌متر مکعب و ۱/۰۲ گرم بر سانتی‌متر مکعب فرض شد. تنها یک بخش هسته از چاه ۱-۴/۳۲ در سازند Sognefjord استخراج شد. مقادیر تخلخل به‌دست آمده از تجزیه و تحلیل هسته، کمی بیشتر از تخلخل مؤثر ( $\phi_e$ ) برآورد شده از  $RhoB \log$  است. نفوذپذیری با استفاده از  $\phi_e$  (به‌عنوان یک کسر از آن) و لاگ‌های چگالی، نفوذپذیری و گاما، از طریق معادله لگاریتمی خطی زیر محاسبه می‌شود [۱۵]:

$$\log_{10} k = C \log_{10} \phi_e + D \quad (2)$$

که در آن  $k$  نفوذپذیری مطلق در میلی‌داریسی است، ضرایب  $C$  و  $D$  به ترتیب به ۸/۴ و ۷/۶ تنظیم می‌شوند تا نفوذپذیری قابل مقایسه با هسته به‌دست آید [۱۶].

ضخامت خالص مخزن، نسبت ضخامت خالص به ناخالص ( $N/G$ ) با استفاده از برش  $V_{sh} \leq 0/3$  و  $\phi_e \geq 0/1$  و نفوذپذیری  $k > 20mD$  (به‌دست آمده است. میانگین حسابی برای هر پارامتر مخزن برای هر دو چاه ۱-۴/۳۲ و ۱-۲/۳۲ ارائه شد. رابطه بین سرعت موج  $S_w$  و سرعت موج  $P_w$  در نهایت منجر به محاسبه حجم شیل ( $V_{sh}$ ) براساس دامنه نسبت  $A_i$  و  $V_p/V_s$  می‌شود. در این رابطه  $V_p$  برابر با سرعت موج  $P_w$  و  $V_s$  برابر با سرعت موج می‌باشد.  $A_i$  نیز امیدانس آکوستیک می‌باشد [۱۶].

$$V_{sh} = \frac{\left\{ \rho_{ma} - \frac{AI}{V_{Pma}} - \left[ 1 - \frac{V_s}{V_{PG\alpha}} \right]^{\frac{1}{n}} \right\} \left[ AI \left( \frac{1}{V_{P\omega}} - \frac{1}{V_{Pma}} \right) - (\rho_{\omega} - \rho_{ma}) \right]}{[(\rho_{sh} - \rho_{ma}) - AI \left( \frac{1}{V_{Psh}} - \frac{1}{V_{Pma}} \right)]} \quad (3)$$

که در آن  $V_{sh}$  حجم کسری شیل،  $\phi_i$  کسرتخلخل،  $A_i$  امیدانس صوتی بر حسب گرم بر سانتی‌متر مکعب در متربر ثانیه،  $V_p$  سرعت موج  $P$  بر حسب متربر ثانیه،  $V_s$  سرعت موج  $S$  بر حسب متربر ثانیه است.  $G$  ضریب کانی شناسی/شلیت،  $\alpha$  نسبت  $V_s/V_p$  ماتریس کانی/سنگ،  $n$  ضریب تنش/سیمان‌شدن،  $V_{Pma}$ ،  $V_{Psh}$  و  $V_{P\omega}$  سرعت‌های موج  $P$  (بر حسب متربر ثانیه) ماتریس کانی (به‌عنوان مثال، کوارتز)، شیل و آب می‌باشد. همچنین  $\rho_{ma}$  چگالی دانه‌های معدنی،  $\rho_{sh}$  چگالی شیل،  $\rho_{\omega}$  چگالی آب است (همه بر حسب گرم بر سانتی‌متر مکعب) می‌باشند.

در این تحقیق، برای پیش‌بینی و بهینه‌سازی تزریق دی‌اکسید کربن ( $CO_2$ ) در مخازن نفتی، از الگوریتم‌های شبکه عصبی مصنوعی (ANN) استفاده شد. این شبکه‌ها به‌ویژه برای تحلیل داده‌های پیچیده و غیرخطی مفید هستند. در این پژوهش، دو

مدل شبکه عصبی پر کاربرد به نام‌های پرسپترون چند لایه (MLP) و شبکه عصبی پایه شعاعی (RBF) به کار گرفته شدند. شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP) یکی از محبوب‌ترین مدل‌های شبکه عصبی است که برای مسائل پیش‌بینی و دسته‌بندی استفاده می‌شود. این مدل شامل یک لایه ورودی، چندین لایه مخفی و یک لایه خروجی است. هدف از استفاده از مدل MLP در این تحقیق، پیش‌بینی میزان تزریق CO<sub>2</sub> و ظرفیت ذخیره‌سازی CO<sub>2</sub> در مخازن نفتی است. در این مدل الگوریتم آموزش پس‌انتشار خطا (BP<sup>۱۹</sup>) برای تنظیم وزن‌های شبکه استفاده شد. شبکه عصبی پایه شعاعی (RBF) یکی دیگر از مدل‌های قدرتمند شبکه عصبی است که برای مسائل پیش‌بینی با ویژگی‌های پیچیده و غیرخطی مناسب است. در این مدل، از توابع شعاعی به عنوان توابع فعال‌سازی در لایه مخفی استفاده می‌شود. مدل RBF به‌طور ویژه برای شبیه‌سازی رفتارهای غیرخطی و پیش‌بینی نتایج دقیق در محیط‌های پیچیده طراحی شد. در این مدل الگوریتم گرادینان نزولی (GD<sup>۲۰</sup>) برای آموزش شبکه و بهینه‌سازی وزن‌ها استفاده شد.

### ۳- بحث و نتایج

در این تحقیق، استفاده از دو مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP) و شبکه عصبی پایه شعاعی (RBF) برای تخمین میزان تزریق دی‌اکسید کربن مورد بررسی قرار گرفت. به منظور بهبود دقت پیش‌بینی‌ها، ابتدا از داده‌های کامل در پایگاه داده استفاده شده و نتایج نشان‌دهنده کارایی بالا در تخمین میزان تزریق دی‌اکسید کربن با استفاده از مدل MLP بود؛ به طوری که مدل توانست دقت ۹۱/۳۶ درصد را در پیش‌بینی‌ها به دست آورد. هم‌چنین، شبکه عصبی RBF با دقت ۹۴/۶۳ درصد عملکرد بهتری نسبت به MLP نشان داد. برای بهینه‌سازی دقت و سرعت پردازش، سناریوی دوم بر انتخاب ویژگی با استفاده از الگوریتم گرگ خاکستری<sup>۲۱</sup> تمرکز داشت که توانست ویژگی‌های بهینه را برای بهبود مدل‌های پیش‌بینی استخراج کند. این مدل‌ها نه تنها دقت پیش‌بینی را افزایش دادند، بلکه فرآیند پردازش داده‌ها را نیز به‌طور قابل توجهی تسریع کردند.

#### ۳-۱- سناریوی اول: استفاده از کلیه ویژگی‌های موجود در پایگاه داده

##### ۳-۱-۱- شبکه عصبی پرسپترون چند لایه

همان‌طور که توضیح داده شد، شبکه‌های عصبی مصنوعی به انواع مختلفی تقسیم می‌شوند و در این پژوهش از نوع پرسپترون چند لایه (MLP) با استفاده از الگوریتم آموزش پس‌انتشار بهره‌گیری شد. در این مدل، یادگیری نظارتی شبکه عصبی از طریق الگوریتم گرادینان کاهشی انجام می‌شود که در آن، گرادینان تابع خطا نسبت به وزن‌های شبکه عصبی مصنوعی محاسبه می‌شود. یکی از جنبه‌های کلیدی در شبکه عصبی، انتخاب تابع آموزش‌دهنده است. در جدول ۲، مقایسه‌ای میان رگرسیون توابع مختلف گرادینان کاهشی انجام شد تا مشخص شود کدام تابع کارایی بالاتری داشته است.

<sup>19</sup> Backpropagation

<sup>20</sup> Gradient Descent

<sup>21</sup> Grey Wolf Optimization

جدول ۲- مقایسه همبستگی (رگرسیون) توابع آموزش مختلف شبکه عصبی

شماره	نوع تابع	تعریف تابع	ضریب همبستگی
۱	trainlm	Levenberg-Marquardt	۰/۹۰۴
۲	trainscg	Scaled conjugate gradient	۰/۷۵۹
۳	trainbr	Bayesian regularization	۰/۹۷۹
۴	trainbfg	BFGS quasi-Newton	۰/۶۲۱
۵	traincgb	Conjugate gradient backpropagation with Powell-Beale restarts	۰/۷۰۵
۶	traincgp	Conjugate gradient backpropagation with Polak-Ribière updates	۰/۸۲۷
۷	traingda	Gradient descent with adaptive learning rate	۰/۹۲۵
۸	traingdm	Gradient descent with momentum	۰/۸۱۴
۹	traingdx	Gradient descent with momentum and adaptive learning rate	۰/۷۱۳
۱۰	trainoss	One-step secant	۰/۷۶۹

همانطور که در جدول ۲ مشاهده می شود، تابع Bayesian regularization که در کتابخانه متلب با عنوان trainbr شناخته می شود، بالاترین مقدار همبستگی را نسبت به سایر توابع دارد. بنابراین، برای آموزش پس انتشار گرادیان کاهش دهنده از این تابع استفاده شد.

پیش از آغاز مدل سازی و تخمین تزریق دی اکسید کربن با استفاده از شبکه عصبی MLP، لازم است که تعداد لایه ها و نرون های مناسب برای مدل سازی مشخص شود. این اطلاعات در جدول ۳ ارائه شد.

جدول ۳- مقایسه معماری های مختلف شبکه عصبی MLP

ضریب همبستگی	Performance	معماری	
		تعداد نرون	تعداد لایه
۰/۹۶۷۴	۰/۰۰۱۸	۱۰	۱۰
۰/۹۸۶۰	۰/۰۰۵۲	۲۰	۱۰
۰/۹۷۴۶	۰/۰۰۲۱	۱۰	۲۰
۰/۴۸۹۰	۰/۰۰۳۷	۱۵	۱۵
۰/۹۶۱۲	۰/۰۰۳۳	۵	۵



۰/۸۸۲۰	۰/۰۰۷	۸	۸
۰/۹۷۸۶	۰/۰۰۱۳	۵	۱۰
۰/۹۰۸۰	۰/۰۰۷	۱۰	۵
۰/۸۳۸۸	۰/۰۰۴۳	۸	۱۲
۰/۹۵۸۰	۰/۰۰۳۰	۱۵	۱۰
۰/۹۶۸۶	۰/۰۰۱۹	۲۵	۹

با تحلیل معماری‌های گوناگون مانند تعداد لایه‌های مخفی، نرون‌های موجود در هر لایه مخفی، نوع تابع فعال‌سازی، نحوه تقسیم داده‌ها و تنظیمات آموزش که بخشی از آن‌ها در جدول ذکر شده ارائه شد، مشخص گردید که با تغییر تعداد لایه‌ها به بالای ۱۰ و همراه با افزایش تعداد نرون‌ها، عملکرد شبکه بهبود یافته و همبستگی بین داده‌ها افزایش می‌یابد. بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که مناسب‌ترین ساختار برای شبکه عصبی MLP در راستای بهینه‌سازی میزان تزریق دی‌اکسید کربن، شامل ۱۰ لایه و ۲۰ نرون است. پس از دستیابی به این مدل بهینه، نتایج طبقه‌بندی را با استفاده از ساختار پیشنهادی و در شرایط مختلف تقسیم داده‌ها تحلیل می‌شود.

با استفاده از تابع آموزش پس‌انتشار trainbr و به‌کارگیری چهارده ویژگی عملکردی، میزان تزریق گاز دی‌اکسید کربن به‌خوبی تعیین شد. این فرآیند با بهره‌گیری از ۱۰ لایه و ۲۰ نرون در لایه‌های پنهان انجام گرفته و خروجی نهایی میزان تزریق براساس برجسب‌های موجود در جدول ۴ تعیین شد.

جدول ۴- ارزیابی عملکرد مدل شبکه عصبی MLP در تخمین میزان تزریق دی‌اکسید کربن

مقدار	معیار
۹۱/۳۶ درصد	دقت طبقه بندی

مطابق نتایج به‌دست‌آمده و ارائه‌شده در جدول ۴، مدل شبکه عصبی پس‌انتشار توانسته دقتی برابر با ۹۱/۳۶ درصد را کسب کند. علاوه بر این، خطای MSE به میزان ۰/۰۷۸۶ و خطای MPE برابر با ۰/۰۳۶۴ محاسبه شد. نکته مهمی که باید درباره عملکرد شبکه عصبی ذکر کرد، این است که فرآیند آن براساس آموزش و تست داده‌ها انجام می‌گیرد. با توجه به این‌که داده‌ها در طول فرآیند آموزش به‌طور تصادفی برای آموزش یا تست انتخاب می‌شوند، نتایج ممکن است کمی متفاوت باشد، هرچند این تفاوت‌ها بسیار جزئی هستند.

### ۳-۱-۲- شبکه عصبی مصنوعی پایه شعاعی (RBF)

در شبکه عصبی RBF<sup>۲۲</sup>، چندین پارامتر مهم وجود دارد که تأثیر قابل‌توجهی بر عملکرد شبکه دارند. این پارامترها شامل بایاس شعاعی (SPREAD)، تعداد نرون‌ها، و تعداد نرون‌های موجود بین نمایش‌ها (DF) هستند. پیش از شروع فرآیند

<sup>22</sup> Radial Basis Function

مدل سازی با شبکه عصبی RBF، ضروری است که تعداد مناسب SPREAD، تعداد نرون ها و DF به طور دقیق تعیین شود. اطلاعات مرتبط با این موضوع در جدول ۵ آورده شد.

جدول ۵- مقایسه معماری های مختلف شبکه عصبی شعاعی RBF

ضریب همبستگی	معماری		
	تعداد DF	تعداد نرون	SPREAD
۰/۴۷۱۴۱	۱	۵	۱
۰/۷۲۱۷۲	۲۵	۱۰	۱
۰/۱۲۰۴۷	۲۵	۱۰	۱/۵
۰/۷۲۱۷۲	۲۰	۱۰	۱
۰/۸۴۸۴۷	۲۵	۱۵	۱
۰/۸۹۸۳۵	۲۵	۲۰	۱
۰/۹۳۶۵۷	۲۵	۲۵	۱
۰/۷۷۲۵۹	۲۵	۳۰	۱
۰/۹۱۴۸۲	۲۵	۲۷	۱
۰/۹۵۱۷	۲۵	۲۶	۱

مطابق اطلاعات ارائه شده در جدول ۵، بهترین تنظیمات برای شبکه عصبی RBF به صورت بایاس شعاعی (SPREAD) برابر با ۱، تعداد نرون ها برابر با ۲۶ و DF برابر با ۲۵ تعیین شد. با استفاده از این تنظیمات، مدل سازی و طبقه بندی داده های مربوط به تزریق دی اکسید کربن انجام خواهد شد. نکته ای که شبکه عصبی RBF را از روش MLP متمایز می کند، این است که در هر اجرای مدل، یک نمونه از داده ها به صورت تصادفی به عنوان داده تست انتخاب می شود و بقیه داده ها به عنوان داده های مرحله آموزش در نظر گرفته می شوند. برای داده های مربوط به تزریق دی اکسید کربن که شامل ۵۰۰ سری داده است. هر بار یک سطر به عنوان داده تست و سایر سطرها به عنوان داده های آموزشی مورد استفاده قرار می گیرند. در هر بار اجرای مدل، میزان خطای روش RBF محاسبه می شود و در نهایت، پس از طی تمامی حلقه ها، میانگین خطای الگوریتم به دست می آید. مشابه با آنچه در مورد شبکه عصبی پس انتشار انجام شد، برای بررسی عملکرد روش RBF نیز از پنج معیار ارزیابی استفاده شد. نتایج حاصل از این ارزیابی ها در مدل شبکه عصبی RBF توانسته با دقتی برابر با ۹۴/۶۳ درصد، خطای MSE معادل ۰/۰۵۸۵ و خطای MPE برابر با ۰/۰۱ را به دست آورد.

### ۳-۲- سناریوی دوم: بهینه‌سازی ویژگی‌ها با بهره‌گیری از الگوریتم گرگ خاکستری

در این سناریو، با هدف افزایش دقت و بهبود سرعت پردازش داده‌ها، از رویکرد انتخاب ویژگی استفاده شد. به همین منظور، از الگوریتم گرگ خاکستری بهره برده شد. این الگوریتم مبتنی بر رفتار طبیعی گرگ‌های خاکستری در طبیعت است که به صورت گروهی حرکت می‌کنند و استراتژی‌های خاصی را برای شکار و بقا به کار می‌گیرند. در این الگوریتم،  $N$  بیانگر تعداد گله‌های گرگ است (که در این مطالعه معرف ۳۰ ویژگی اصلی مؤثر بر تزریق گاز دی‌اکسید کربن است) و  $D$  نشان‌دهنده تعداد متغیرهای تصمیم‌گیری یا ابعاد مسئله بهینه‌سازی است (که در این پژوهش، تعداد ویژگی‌های بهینه انتخاب شده مرتبط با تزریق گاز را مشخص می‌کند). بنابراین، گله‌های گرگ‌های خاکستری با استفاده از ماتریسی به ابعاد  $N \times D$  شبیه‌سازی می‌شوند. هر سطر این ماتریس نشان‌دهنده یک راه‌حل بالقوه برای مسئله بهینه‌سازی است. جمعیت گله، که شامل تعداد زیادی گرگ است، طبق معادله (۴) تعریف می‌شود. در مدل پیشنهادی، رویکرد کار با داده‌ها به این صورت است که الگوریتم گرگ خاکستری متشکل از  $D$  گله است و هر گله نیز از تعدادی گرگ (هرکدام نمایانگر یک ویژگی) تشکیل شد. هر گله توسط ویژگی‌های تحت بررسی تعریف می‌شود. به عبارت دیگر، براساس این الگوریتم، هر گرگ در گله به‌عنوان یک ویژگی در پایگاه داده در نظر گرفته می‌شود که در نهایت به تعداد بهینه‌ای از ویژگی‌های مؤثر برای تخمین تزریق گاز دی‌اکسید کربن منجر می‌شود.

$$\text{Population of GWO} = \begin{bmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1D} \\ x_{22} & x_{22} & \dots & x_{2D} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{N1} & x_{N2} & \dots & x_{ND} \end{bmatrix} \quad (4)$$

در مجموعه  $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}), i = 1, 2, \dots, n$  هر  $x_i$  یک راه‌حل بالقوه را در فضای جستجو نشان می‌دهد. هر گله از گرگ‌ها شامل تعدادی گرگ مهاجم است که هر یک به‌عنوان بخشی از یک راه‌حل در نظر گرفته می‌شود. این گروه از گرگ‌ها به‌عنوان یک واحد یکپارچه عمل می‌کنند و به سمت موقعیت‌هایی که منابع بیشتری دارند، حرکت می‌کنند. در صورتی که گله به یک موقعیت بهینه دست یابد، راه‌حل ایده‌آل پیدا می‌شود. ارزیابی عملکرد هر گله براساس تابع هدف انجام می‌گیرد که مطابق با معادله (۵) محاسبه می‌شود [۲۱].

$$\text{fit}_i = 1 - \frac{\text{Obj}_i - \text{worst}(\text{Obj})}{\text{best}(\text{Obj}) - \text{worst}(\text{Obj})} \quad (5)$$

در معادله (۵)، مقدار  $\text{fit}_i$  به‌عنوان معیار برازندگی گله  $i$  ام تعریف شد. پارامتر  $\text{Obj}_i$  نیز نشان‌دهنده مقدار تابع هدف برای همان گله است. ارزیابی هر گله براساس محاسبه فاصله انجام می‌شود. در این الگوریتم، دو پارامتر  $\text{Best}$  و  $\text{Worst}$  به ترتیب نمایانگر بدترین و بهترین گله‌ها نسبت به طعمه هستند. این پارامترها به گونه‌ای تنظیم شده‌اند که  $\text{Worst}$  به‌عنوان ویژگی‌های منفی (یعنی عواملی که اثرات منفی بر مقدار هدف دارند) و  $\text{Best}$  به‌عنوان ویژگی‌های مثبت شناخته می‌شوند. در مدل پیشنهادی، الگوریتم گرگ‌های خاکستری به‌کار گرفته شده تا زیرمجموعه‌ای از ویژگی‌ها که منجر به دستیابی به مقدار بهینه می‌شوند، انتخاب گردد. تابع برازندگی برای انتخاب ویژگی‌ها از هر گله گرگ براساس معادله (۶) تعریف شد. در این

معادله،  $|n|$  تعداد کل ویژگی ها و  $|S|$  تعداد ویژگی های انتخاب شده را نشان می دهد. پارامتر Accuracy دقت مدل را بیان می کند و پارامترهای  $\delta$  و  $\rho$  ثابت هایی هستند که به ترتیب با مقادیر ۹۹ و ۱ تعریف شده اند.

$$Fitness = \delta \cdot Accuracy + \rho \cdot \frac{|n| - |S|}{|n|} \quad (6)$$

با توجه به انتخاب ویژگی های بهینه با استفاده از الگوریتم گرگ خاکستری، مشخص شد که از میان ۱۴ ویژگی اولیه جدول ۷، تنها ۱۰ ویژگی انتخاب شده اند. بر این اساس، الگوریتم گرگ خاکستری منجر به انتخاب ویژگی های زیر شد:

- (۱) مجموع حجم منافذ موجود
- (۲) حداکثر فشار چاه
- (۳) فشار اولیه
- (۴) تراکم پذیری
- (۵) نسبت ضخامت خالص به ناخالص
- (۶) کسر موج برشی
- (۷) نسبت تخلخل به ارتفاع
- (۸) نسبت شیل به ارتفاع
- (۹) نفوذپذیری
- (۱۰) پارامتر مقیاس بندی

با در نظر گرفتن این ویژگی ها، در ادامه نتایج حاصل از اعمال هر دو مدل شبکه عصبی ارائه می شود.

### ۳-۲-۱- شبکه عصبی چند لایه پرسپترون

در این بخش، با بکارگیری معماری بهینه ارائه شده در سناریوی اول، بر این اساس، با انتخاب ۱۰ ویژگی انتخاب شده در مرحله قبل، به ارائه نتایج پرداخته شد.

بر اساس نتایج مدل شبکه عصبی پس انتشار در سناریوی دوم، با دقت ۹۷/۴۶ درصد دارای میزان خطای MSE برابر با ۰/۲۶۳۵ و میزان خطای MPE برابر با ۱۰/۰۳۱ می باشد.

### ۳-۲-۲- شبکه عصبی RBF در سناریوی دوم

در این بخش نیز، همچون معماری در نظر گرفته شده برای شبکه RBF در سناریوی اول، به ارائه نتایج در تخمین تزریق دی اکسید کربن بر اساس سناریوی دوم پرداخته می شود.

بر اساس نتایج برای مدل شبکه عصبی RBF در سناریوی دوم، میزان دقت ۹۸/۷۵ درصد دارای میزان خطای MSE<sup>۲۳</sup> برابر با ۰/۰۰۹۸ و میزان خطای MPE<sup>۲۴</sup> برابر با ۰/۰۰۷۸ بدست آمده است.

<sup>23</sup> Mean Square Error

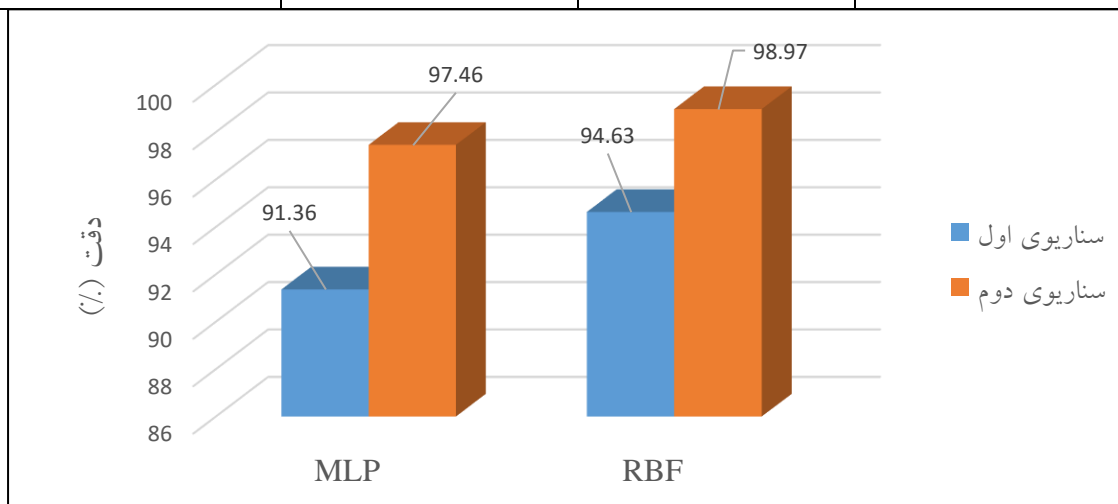
<sup>24</sup> Mean Percentage Error

### ۳-۲-۳- مقایسه دو سناریو

در این بخش به مقایسه میزان دقت بدست آمده برای هر دو مدل شبکه‌های عصبی MLP و RBF براساس هر دو سناریو پرداخته شده است. این مقایسه در جدول ۶ و شکل ۴ نشان داده شد.

جدول ۶- مقایسه دقت مدل‌های شبکه عصبی در هر دو سناریو

سناریو	روش	دقت (%)	خطای MSE
سناریوی اول	MLP	۹۱/۳۶	۰/۰۷۸۶
	RBF	۹۴/۶۳	۰/۰۵۸۵
سناریوی دوم	MLP	۹۷/۴۶	۰/۲۶۳۵
	RBF	۹۸/۹۷	۰/۰۰۹۸



شکل ۴ مقایسه دقت مدل‌های عصبی در تخمین تزریق دی‌اکسید کربن در هر دو سناریو

### ۳-۲-۴- تحلیل حساسیت

در این بخش به منظور تعیین تأثیر هر یک از شاخص‌ها، به بررسی تحلیل حساسیت پرداخته می‌شود. به عبارتی با این کار مشخص می‌شود تا چه میزان، پارامترهای تعیین شده بر تزریق گاز دی‌اکسید کربن زیرسطحی مؤثر می‌باشند. در بخش قبل با استفاده از الگوریتم گرگ خاکستری، مشخص شد که از بین ۱۴ ویژگی اولیه، تنها ۱۰ ویژگی مرتبط با مجموع حجم منافذ موجود، حداکثر فشار چاه، فشار اولیه، تراکم‌پذیری، نسبت ضخامت خالص به ناخالص، کسر موج برشی، نسبت تخلخل به ارتفاع، نسبت شیل به ارتفاع و نفوذپذیری دارای بیش‌ترین تأثیر می‌باشند. بر این اساس، ابتدا در گام نخست، وزن هر یک از شاخص‌ها که میزان اثرگذاری بر میزان تزریق گاز دی‌اکسید کربن را نشان می‌دهند در جدول ۷ ارائه شد.

جدول ۷- ضریب تأثیر (اولویت) هر یک از شاخص‌های مورد مطالعه

رتبه	پارامتر	مفهوم	وزن
۱	$K (mD)$	نفوذپذیری	۹۸/۰۵۳
۲	$P_{well} (bar)$	حداکثر فشار چاه	۹۸/۰۴۹

۹۸/۰۴۳	مجموع حجم منافذ موجود	$V_b(m^3)$	۳
۰/۹۷۱۸	تراکم پذیری	$C_b(pa^{-1})$	۴
۰/۹۷۰۴	نسبت تخلخل به ارتفاع	$\varphi \times H$	۵
۰/۹۶۲۲	فشار اولیه	$P_{init}(\text{bar})$	۶
۰/۹۰۷۵	نسبت شیل به ارتفاع	$V_{sh} \times H$	۷
۰/۸۹۷۴	نسبت ضخامت خالص به ناخالص	$N/G$	۸
۰/۸۹۱۹	کسر موج برشی	$S_w$	۹
۰/۸۸۱۰	پارامتر مقیاس بندی	$A$	۱۰
۰/۴۲۱۵	کسر حجم شیل	$V_{sh}$	۱۱
۰/۳۱۰۷	میزان تخلخل	$\varphi$	۱۲
۰/۲۹۷۴	تغییرات فشار	$\Delta P (Mpa)$	۱۳
۰/۲۸۷۷	شرایط مرزی شار	$F_b$	۱۴

همانطور که مشاهده می شود، ۱۰ ویژگی اول دارای بیشترین تأثیر بر روی تزریق گاز دی اکسیدکربن زیر سطحی در مخازن را دارند که در این میان، "نفوذپذیری" دارای بالاترین تأثیر است. بر این اساس، ۱۰ پارامتر انتخاب شده به عنوان شاخص های نهایی برای ارزیابی تحلیل حساسیت استفاده می شوند؛ لذا به بررسی تأثیر هر یک از این شاخص ها پرداخته می شود. برای این کار، مقدار سطر اول را به عنوان مقدار پایه هر یک از پارامترها انتخاب کرده، و سپس هر یک به میزان  $\pm 20\%$  تغییر داده می شود. با تغییر هر پارامتر و ثابت نگه داشتن پارامترهای دیگر، تحلیل حساسیت انجام شد. تحلیل حساسیت نفوذپذیری در جدول ۸، تحلیل حساسیت حداکثر فشار چاه در جدول ۹، تحلیل حساسیت مجموع حجم منافذ موجود در جدول ۱۰، تحلیل حساسیت تراکم پذیری در جدول ۱۱، تحلیل حساسیت نسبت تخلخل به ارتفاع در جدول ۱۲، تحلیل حساسیت فشار اولیه در جدول ۱۳، تحلیل حساسیت نسبت شیل به ارتفاع در جدول ۱۴، تحلیل حساسیت نسبت ضخامت خالص به ناخالص در جدول ۱۵، تحلیل حساسیت کسر موج برشی در جدول ۱۶ و تحلیل حساسیت پارامتر مقیاس بندی در جدول ۱۷ ارائه شده است.

جدول ۸- تحلیل حساسیت نفوذپذیری

پارامتر نفوذپذیری	مقدار (mD)	تزریق دی اکسید کربن ( $Mm^3$ )
مقدار پایه	۲۶۷۲	۲۷
+۲۰ درصد	۳۱۰۶/۴	۳۵/۶۳
+۱۰ درصد	۲۹۳۹/۲	۳۲/۴۹
-۱۰ درصد	۲۴۰۴/۸	۲۲/۱۴
-۲۰ درصد	۲۱۳۷/۶	۱۹/۸۵

جدول ۹- تحلیل حساسیت حداکثر فشار چاه

پارامتر حداکثر فشار چاه	مقدار (bar)	تزریق دی‌اکسید کربن (Mm <sup>3</sup> )
مقدار پایه	۱۷۷	۲۷
+۲۰ درصد	۲۱۲/۴	۳۴/۵۸
+۱۰ درصد	۱۹۴/۷	۳۱/۰۲
-۱۰ درصد	۱۵۹/۳	۲۱/۹۷
-۲۰ درصد	۱۴۱/۶	۱۹/۴۵

در جدول ۸، تأثیر تغییرات در نفوذپذیری بر میزان تزریق دی‌اکسید کربن بررسی شده است. با مقدار پایه ۲۶۷۲ میلی‌داریسی میزان تزریق ۲۷ میلیون متر مکعب است. با افزایش ۲۰ درصدی نفوذپذیری (۳۱۰۶/۴ میلی‌داریسی)، تزریق به ۳۵/۶۳ میلیون متر مکعب افزایش می‌یابد. در مقابل کاهش ۲۰ درصدی (۲۱۳۷/۶ میلی‌داریسی)، منجر به کاهش تزریق به ۱۹/۸۵ میلیون متر مکعب می‌شود. جدول ۹ به بررسی تأثیر حداکثر فشار چاه بر تزریق دی‌اکسید کربن می‌پردازد. مقدار پایه ۱۷۷ بار، منجر به تزریق ۲۷ میلیون متر مکعب دی‌اکسید کربن می‌شود. همچنین با افزایش ۲۰ درصدی در فشار چاه (۲۱۲/۴ بار)، تزریق دی‌اکسید کربن به ۳۴/۵۸ میلیون متر مکعب افزایش می‌یابد. در مقابل کاهش ۲۰ درصدی در فشار چاه (۱۴۱/۶ بار)، تزریق دی‌اکسید کربن به ۱۹/۴۵ میلیون متر مکعب کاهش می‌یابد.

جدول ۱۰- تحلیل حساسیت مجموع حجم منافذ موجود

پارامتر مجموع حجم منافذ موجود	مقدار (m <sup>3</sup> )	تزریق دی‌اکسید کربن (Mm <sup>3</sup> )
مقدار پایه	۵۶۲۳۵۴۵۶۳۰	۲۷
+۲۰ درصد	6/7483e <sup>+9</sup>	۳۴/۱۰
+۱۰ درصد	6/1859e <sup>+9</sup>	۳۰/۷۷
-۱۰ درصد	5/0612e <sup>+9</sup>	۲۱/۳۲
-۲۰ درصد	4/4988e <sup>+9</sup>	۱۸/۹۳

جدول ۱۱- تحلیل حساسیت تراکم پذیری

پارامتر تراکم‌پذیری	مقدار (pa <sup>-1</sup> )	تزریق دی‌اکسید کربن (Mm <sup>3</sup> )
مقدار پایه	2/8e <sup>-09</sup>	۲۷
+۲۰ درصد	3/36e <sup>-09</sup>	۳۳/۱۹
+۱۰ درصد	3/08e <sup>-09</sup>	۲۹/۷۴
-۱۰ درصد	2/52e <sup>-09</sup>	۲۰/۱۰
-۲۰ درصد	2/24e <sup>-09</sup>	۱۸/۰۷

مطابق جدول ۱۰، تأثیر مجموع حجم منافذ موجود در مخزن بر تزریق دی‌اکسید کربن مورد بررسی قرار گرفت. مقدار پایه ۵۶۲۳۵۴۵۶۳۰ متر مکعب منجر به تزریق ۲۷ میلیون متر مکعب دی‌اکسید کربن می‌شود. با افزایش ۲۰ درصدی حجم منافذ (6/7483e<sup>+9</sup> متر مکعب)، تزریق به ۳۴/۱۰ میلیون متر مکعب افزایش می‌یابد. در حالی که با کاهش ۲۰ درصدی به

$4/4988e+9$  مترمکعب، تزریق دی اکسید کربن به  $18/93$  میلیون مترمکعب کاهش می یابد. جدول ۱۱، تأثیر تراکم پذیری بر تزریق دی اکسید کربن را بررسی می کند. مقدار پایه تراکم پذیری  $2/8e^{-09} \text{ pa}^{-1}$  منجر به تزریق ۲۷ میلیون مترمکعب دی اکسید کربن می شود. همچنین با افزایش ۲۰ درصدی در این مقدار ( $3/36e^{-09} \text{ pa}^{-1}$ )، تزریق را به  $19/33$  میلیون مترمکعب افزایش یافت. با کاهش ۲۰ درصدی تراکم پذیری به  $2/24e^{-09} \text{ pa}^{-1}$ ، میزان تزریق دی اکسید کربن به  $18/07$  میلیون مترمکعب کاهش می یابد.

جدول ۱۲- تحلیل حساسیت نسبت تخلخل به ارتفاع

توزیع دی اکسید کربن ( $\text{Mft}^3$ )	مقدار	پارامتر نسبت تخلخل به ارتفاع
۲۷	۴۴/۳۵	مقدار پایه
۳۲/۰۹	۵۳/۲۲	+۲۰ درصد
۲۸/۷۵	۴۸/۷۸۵	+۱۰ درصد
۱۹/۴۸	۳۹/۹۱۵	-۱۰ درصد
۱۷/۲۳	۳۵/۴۸	-۲۰ درصد

جدول ۱۳- تحلیل حساسیت فشار اولیه

توزیع دی اکسید کربن ( $\text{Mm}^3$ )	مقدار (bar)	پارامتر فشار اولیه
۲۷	۱۰۸	مقدار پایه
۳۱/۱۲	۱۲۹/۶	+۲۰ درصد
۲۸/۱۱	۱۱۸/۸	+۱۰ درصد
۱۹/۰۰	۹۷/۲	-۱۰ درصد
۱۶/۷۷	۸۶/۴	-۲۰ درصد

جدول ۱۲، تأثیر نسبت تخلخل به ارتفاع بر تزریق دی اکسید کربن را نشان می دهد. مقدار پایه  $44/35$  منجر به تزریق ۲۷ میلیون مترمکعب دی اکسید کربن می شود. با افزایش ۲۰ درصدی نسبت تخلخل به ارتفاع ( $53/22$ )، تزریق به  $32/09$  میلیون مترمکعب افزایش می یابد. در ضمن با کاهش ۲۰ درصدی به  $39/15$ ، کاهش تزریق دی اکسید کربن به  $17/23$  میلیون مترمکعب اتفاق می افتد. در جدول ۱۳، تأثیر فشار اولیه بر تزریق دی اکسید کربن بررسی شد. مقدار پایه ۱۰۸ بار، منجر به تزریق ۲۷ میلیون مترمکعب دی اکسید کربن می شود؛ در حالی که با افزایش ۲۰ درصدی در فشار اولیه ( $129/6$  بار)، تزریق به  $31/12$  میلیون مترمکعب افزایش یافت. همچنین کاهش ۲۰ درصدی به  $86/4$  بار، تزریق دی اکسید کربن را به  $16/77$  میلیون مترمکعب کاهش می دهد.

جدول ۱۴- تحلیل حساسیت نسبت شیل به ارتفاع

توزیع دی اکسید کربن ( $\text{Mm}^3$ )	مقدار (m)	پارامتر نسبت شیل به ارتفاع
۲۷	۲۸/۴۰	مقدار پایه
۳۰/۲۲	۳۴/۰۸	+۲۰ درصد



۲۷/۸۹	۳۱/۲۴	+۱۰ درصد
۱۸/۱۲	۲۵/۵۶	-۱۰ درصد
۱۶/۲۳	۲۲/۷۲	-۲۰ درصد

جدول ۱۵- تحلیل حساسیت نسبت ضخامت خالص به ناخالص

توزیع دی‌اکسید کربن (Mm <sup>3</sup> )	مقدار (m)	پارامتر نسبت ضخامت خالص به ناخالص
۲۷	۰/۱۷	مقدار پایه
۲۹/۴۵	۰/۲۰۴۰	+۲۰ درصد
۲۷/۶۵	۰/۱۸۷۰	+۱۰ درصد
۱۸/۰۱	۰/۱۵۳۰	-۱۰ درصد
۱۶/۲۰	۰/۱۳۶	-۲۰ درصد

مطابق جدول ۱۴، تأثیر نسبت شیل به ارتفاع بر توزیع دی‌اکسید کربن بررسی شد. مقدار پایه ۲۸/۴۰ متر، منجر به توزیع ۲۷ میلیون مترمکعب دی‌اکسید کربن می‌شود. افزایش ۲۰ درصدی به ۳۸/۰۸ متر، توزیع را به ۳۰/۲۲ میلیون مترمکعب افزایش می‌دهد. همچنین کاهش ۲۰ درصدی به ۲۲/۷۲ متر، منجر به کاهش توزیع به ۱۶/۲۳ میلیون مترمکعب می‌شود. جدول ۱۵ تأثیر نسبت ضخامت خالص به ناخالص بر توزیع دی‌اکسید کربن را نشان می‌دهد. مقدار پایه ۰/۱۷ متر منجر به توزیع ۲۷ میلیون مترمکعب دی‌اکسید کربن می‌شود. با افزایش ۲۰ درصدی به ۰/۲۰۴۰ متر، توزیع به ۲۹/۲۵ میلیون مترمکعب افزایش می‌یابد. در عوض کاهش ۲۰ درصدی (۰/۱۳۶ متر)، منجر به کاهش توزیع به ۱۶/۲۰ میلیون مترمکعب می‌شود.

جدول ۱۶- تحلیل حساسیت کسر موج برشی

توزیع دی‌اکسید کربن (Mm <sup>3</sup> )	مقدار	پارامتر کسر موج برشی
۲۷	۱	مقدار پایه
۲۹/۱۲	۱/۲	+۲۰ درصد
۲۷/۵۲	۱/۱	+۱۰ درصد
۱۷/۴۵	۰/۹	-۱۰ درصد
۱۵/۹۹	۰/۸	-۲۰ درصد

جدول ۱۷- تحلیل حساسیت پارامتر مقیاس‌بندی

توزیع دی‌اکسید کربن (Mm <sup>3</sup> )	مقدار	پارامتر مقیاس‌بندی
۲۷	۳۴/۹	مقدار پایه
۲۸/۸۹	۴۱/۸۸	+۲۰ درصد
۲۷/۳۱	۳۸/۳۹	+۱۰ درصد
۱۶/۸۹	۳۱/۴۱	-۱۰ درصد
۱۵/۴۱	۲۷/۹۲	-۲۰ درصد

در جدول ۱۶، تأثیر کسر موج برشی بر تزریق دی اکسید کربن بررسی شده است. مقدار پایه ۱ منجر به تزریق ۲۷ میلیون مترمکعب دی اکسید کربن می شود. با افزایش ۲۰ درصدی به ۱/۲، تزریق به ۲۹/۱۲ میلیون مترمکعب افزایش می یابد. در مقابل با کاهش ۲۰ درصدی کسر موج برشی به ۰/۸، تزریق به ۱۵/۹۹ میلیون مترمکعب کاهش می یابد. جدول ۱۷ تأثیر پارامتر مقیاس بندی بر تزریق دی اکسید کربن را بررسی می کند. مقدار پایه ۳۴/۹ منجر به تزریق ۲۷ میلیون مترمکعب دی اکسید کربن می شود. با افزایش ۲۰ درصدی (۴۱/۸۸)، تزریق به ۲۸/۸۹ میلیون مترمکعب افزایش می یابد. در حالی که کاهش ۲۰ درصدی (۲۷/۹۲)، منجر به کاهش تزریق به ۱۵/۴۱ میلیون متر مکعب دی اکسید کربن می شود.

جداول فوق مجددا تایید می کنند که در میان تمام شاخص ها، میزان نفوذپذیری و حداکثر فشار چاه دارای بیش ترین تأثیر بر تزریق گاز دی اکسید کربن دارند.

## ۴- نتیجه گیری

در این پژوهش، استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی (ANN) برای پیش بینی بازیابی نفت، ظرفیت ذخیره سازی CO<sub>2</sub> در مخازن زیرسطحی و تعیین میزان بهینه تزریق CO<sub>2</sub> به مخازن زیرسطحی مورد بررسی قرار گرفت. در این مقاله، پارامترهای عدم قطعیت نظیر عوامل زمین شناسی و عملیات چاه در تولید مجموعه داده های آموزشی دخالت داشتند. در مراحل اولیه، دو مدل شبکه عصبی MLP (پرسپترون چندلایه) و RBF (شبکه عصبی پایه شعاعی) به منظور پیش بینی بازیابی نفت و ظرفیت ذخیره سازی CO<sub>2</sub> مدل سازی شدند. نتایج نشان داد که دقت پیش بینی مدل ها به ترتیب برای مدل MLP معادل ۹۱/۳۶٪ و برای مدل RBF معادل ۹۴/۶۳٪ بود. در مرحله بعد، بهینه سازی ویژگی ها با استفاده از الگوریتم گرگ خاکستر انجام شد. هدف این مرحله انتخاب ویژگی های بهینه و کاهش ابعاد آن ها بود که در نهایت ۱۰ ویژگی از ۱۴ ویژگی اولیه به عنوان مهم ترین عوامل مؤثر انتخاب شدند. این ویژگی ها شامل نفوذپذیری، فشار چاه، حجم منافذ، تراکم پذیری، فشار اولیه، نسبت ضخامت خالص به ناخالص، کسر موج برشی، نسبت شیل به ارتفاع، پارامتر مقیاس بندی و نسبت تخلخل به ارتفاع بودند. در مرحله نهایی، پس از بهینه سازی ویژگی ها، مجدداً مدل سازی با شبکه های MLP و RBF انجام شد. نتایج بیان گر آن بود که دقت پیش بینی به طور چشم گیری بهبود یافت. دقت پیش بینی مدل MLP به ۹۷/۴۶٪ و دقت مدل RBF به ۹۸/۹۷٪ رسید. نتیجه گیری کلی این تحقیق نشان دهنده اهمیت انتخاب و بهینه سازی ویژگی ها در بهبود دقت پیش بینی تزریق CO<sub>2</sub> است. استفاده از ویژگی های بهینه، منجر به افزایش قابل توجهی در دقت پیش بینی در هر دو مدل MLP و RBF شد که می تواند در طراحی و مدیریت بهینه عملیات تزریق CO<sub>2</sub> در مخازن زیرسطحی مؤثر واقع گردد.

## سپاس و قدردانی

از داوران مقاله آقایان دکتر بهمن سلیمانی (استاد دانشگاه شهید چمران اهواز) و دکتر پیمان رضائی (دانشیار دانشگاه هرمزگان) تشکر و قدردانی می گردد.

- [۱] SHAYA, J, SROUR, H, KARAMÉ, I. Introductory Chapter: An Outline of Carbon Dioxide Chemistry, Uses and Technology. Carbon dioxide chemistry, capture and oil recovery. . ۱۲-۲۰۱۸: ۱
- [۲] DENG, R-M, LIU, Y-C, LI, J-Q, XU, J-G, CHEN, G. The role of carbon dioxide in acute brain injury. Medical Gas Research. ۲۰۲۰; ۱۰(۲): ۴-۸۱
- [۳] SOEDER, DJ. Greenhouse gas sources and mitigation strategies from a geosciences perspective. Advances in Geo-Energy Research. ۲۰۲۱; (۳) ۵
- [۴] KWEKU, DW, BISMARCK, O, MAXWELL, A, DESMOND, KA, DANSO, KB, OTI-MENSAH, EA, et al. Greenhouse effect: greenhouse gases and their impact on global warming. Journal of Scientific research and reports. ۲۰۱۸; ۱۷(۶): ۹-۱
- [۵] LIN, Q, ZHANG, X, WANG, T, ZHENG, C, GAO, X. Technical perspective of carbon capture ,utilization, and storage. Engineering. ۲۰۲۲; ۳۲-۱۴: ۲۷
- [۶] RASOOL, M, AHMAD, M, AYOUB, M. ۲۰۲۳, Selecting Geological Formations for CO<sub>2</sub> Storage: A Comparative Rating System., Sustainability, ۱۵, . ۶۵۹۹
- [۷] ALKAN, H, RIVERO, FF, BURACHOK, O, KOWOLLIK, P. Engineering design of CO<sub>2</sub> storage in saline aquifers and in depleted hydrocarbon reservoirs: similarities and differences. First Break. ۲۰۲۱; ۳۹(۶): ۸۰-۶۹
- [۸] SANGUINITO, S, SINGH, H, MYSHAKIN, EM, GOODMAN, AL, DILMORE, RM, GRANT, TC, et al. Methodology for estimating the prospective CO<sub>2</sub> storage resource of residual oil zones at the national and regional scale. International Journal of Greenhouse Gas Control. ۲۰۲۰; ۹۶: ۱۰۳۰۰۶
- [۹] BURTON-KELLY, ME, DOTZENROD, NW, FEOLE, IK, PECK, WD, HE, J, BUTLER, SK, et al. Identification of Residual Oil Zones in the Williston and Powder River Basins. Univ. of North Dakota, Grand Forks, ND (United States). Energy and ...; . ۲۰۱۸
- [۱۰] DORDZIE, G, BALHOFF, M. A Grand Challenge Update on Improved Recovery From Tight/Shale Reservoirs. Journal of Petroleum Technology. ۲۰۲۴; ۷۶(۰۶): ۴۲-۳۸
- [۱۱] AHMADI, P, GHANDI, E, RIAZI, M, MALAYERI, MR. Experimental and CFD studies on determination of injection and production wells location considering reservoir heterogeneity and capillary number. Oil & Gas Science and Technology–Revue d'IFP Energies nouvelles. ۲۰۱۹; ۷۴: ۴
- [۱۲] MIRZAEI, M, AHMADI, MH, AKKALP, E, RAHIMZADEH, M. Sensitivity analysis of technical and economic parameters for natural gas management in enhanced oil recovery projects. International Journal of Low-Carbon Technologies. ۲۰۱۹; ۱۴(۱): ۹-۱
- [۱۳] MATA, C, BADMAEV, D, SAPUTELLI, L, MOHAN, R, RUBIO, E, AL SHEHHI, M, et al. Embedding Physics and Data Driven Models for Smart Production Optimization. Field Examples. . ۲۰۲۲
- [۱۴] VO THANH, H, SUGAI, Y, SASAKI, K. Application of artificial neural network for predicting the performance of CO<sub>2</sub> enhanced oil recovery and storage in residual oil zones. Scientific reports. ۲۰۲۰; ۱۰(۱): ۱۸۲۰۴
- [۱۵] FAWAD, M, RAHMAN, MJ, MONDOL, NH. Seismic reservoir characterization of potential CO<sub>2</sub> storage reservoir sandstones in Smeaheia area, Northern North Sea. Journal of Petroleum Science and Engineering. ۲۰۲۱; ۲۰۵: ۱۰۸۸۱۲
- [۱۶] LUO, C, ZHANG, S-L, WANG, C, JIANG, Z. A metamodel-assisted evolutionary algorithm for expensive optimization. Journal of Computational and Applied Mathematics. ۲۰۱۱; ۲۳۶(۵): ۶۴-۷۵۹
- [۱۷] WANG, H, JIN, Y, DOHERTY, J. Committee-based active learning for surrogate-assisted particle swarm optimization of expensive problems. IEEE transactions on cybernetics. ۲۰۱۷; ۴۷(۹): ۷۷-۲۶۶۴
- [۱۸] AN, Z, ZHOU, K, HOU, J, WU, D, PAN, Y. Accelerating reservoir production optimization by combining reservoir engineering method with particle swarm optimization algorithm. Journal of Petroleum Science and Engineering. ۲۰۲۲; ۲۰۸: ۱۰۹۶۹۲
- [۱۹] MULROONEY, MJ, OSMOND, JL, SKURTVEIT, E, FALEIDE, JI, BRAATHEN, A. Structural analysis of the Smeaheia fault block, a potential CO<sub>2</sub> storage site, northern Horda Platform, North Sea. Marine and Petroleum Geology. ۲۰۲۰; ۱۲۱: ۱۰۴۵۹۸
- [۲۰] KENNEDY, D ,editor Gamma Ray Index-Shale Volume Transforms. SPWLA Annual Logging Symposium; ۲۰۲۱: SPWLA.
- [۲۱] PURUSHOTHAMAN, R, RAJAGOPALAN, S, DHANDAPANI, G. Hybridizing Gray Wolf Optimization (GWO) with Grasshopper Optimization Algorithm (GOA) for text feature selection and clustering. Applied Soft Computing. ۲۰۲۰; ۹۶: ۱۰۶۶۵۱

# A review of the performance of carbon dioxide injection in depleted reservoirs using artificial neural network algorithms (Case study: Ismayahia)

Pouya Eshaghi<sup>1\*</sup>, Kivan Shaiste<sup>2</sup>, Mohammad Javad Khani<sup>2</sup>

<sup>۱</sup>-Department of Chemical Engineering, Faculty of Chemical and Petroleum Engineering, Sharif University of Technology, Tehran, Iran

<sup>۲</sup>-Department of Chemical Engineering, Technical and Engineering Faculty, Mohaghegh Ardabili University, Ardabil, Iran  
mjavadkhani73@gmail.com\*

Received: October 2024, Accepted: December 2024

## Abstract

Carbon dioxide (CO<sub>2</sub>) injection into oil reservoirs is an effective method for enhancing oil recovery and CO<sub>2</sub> storage. In this study, an artificial neural network (ANN) was used to predict the oil recovery rate and CO<sub>2</sub> storage capacity in depleted reservoirs (ROZ) considering geological and well operation uncertainties. Field data from the Smeaheia area, Norway, were identified to contain 14 key features for optimizing CO<sub>2</sub> injection. Two neural network models, MLP and RBF, were used in this study, and their accuracy was evaluated to be 91.36% and 94.63%, respectively. In order to optimize the features and reduce the data dimensionality, the Gray Wolf algorithm was used, which resulted in the selection of 10 effective features. These features included permeability, wellbore pressure, pore volume, compressibility, initial pressure, net-to-gross thickness ratio, shear wave fraction, shale-to-height ratio, scaling parameter, and porosity-to-height ratio. The optimized models increased the accuracy of CO<sub>2</sub> injection prediction in the MLP model to 97.46% and in the RBF model to 98.97%. These results indicate that the combination of ANN and optimal feature selection can be a powerful tool for predicting and managing CO<sub>2</sub> injection in oil reservoirs. Using the optimized MLP and RBF models, the CO<sub>2</sub> injection rate can be predicted with higher accuracy, and thus, the enhanced oil recovery process can be optimized in reservoirs with complex geological characteristics in Iran, such as low-pressure oil reservoirs or reservoirs with variable porosity and permeability.

**Keywords:** carbon dioxide injection, Residual oil zone (ROZ), over-harvesting, artificial neural network.