

Optimization of EOR well constraints using surrogate models and NSGA II: Low-salinity water flooding

Kosar Mohammadzadeh¹, Seyyed Alireza Tabatabaei-Nezhad^{2,*}

1- M. Sc. Student of Petroleum Engineering, Tabriz University of Technology

2-Professor of Petroleum Engineering, Tabriz University of Technology

Email: tabatabaei@sut.ac.ir

Abstract

A significant portion of the world's oil reserves is hosted in carbonate formations. Recent studies on low-salinity water injection have shown that reducing the salinity of the injected water can significantly enhance oil recovery. However, optimizing well operating conditions during low-salinity water injection remains a major challenge due to the process complexity and the computational cost of reservoir simulations. Unlike previous works, this study employed a combination of a machine-learning-based surrogate model and a multi-objective genetic algorithm to simultaneously model and optimize well operating constraints, including maximum oil production rate, minimum bottom-hole pressure, water injection rate, and perforation status (open/closed). The developed surrogate model demonstrated high accuracy ($R^2 = 0.989$ for training and 0.984 for testing) and significantly reduced the simulation time. Subsequently, by considering net present value, oil recovery factor, and water cut as objective functions, a set of optimal solutions was obtained on the Pareto front. The results indicated that optimal well conditions could lead to a \$135 million increase in net present value and an oil recovery factor of up to 65.54%.

Keywords: Low Salinity Water Injection, Carbonate Oil Reservoir, Net Present Value, Multi-objective genetic algorithm, Well-operating condition

* Faculty of Petroleum and Natural Gas Engineering, Sahand Oil and Gas Research institute, Tabriz University of Technology, Tabriz, Iran

بهینه‌سازی شرایط عملیاتی چاه‌های ازدیاد برداشت نفت با مدل جایگزین و الگوریتم ژنتیک چندهدفه: تزریق آب کم‌شور

کوثر محمدزاده ۱، سید علیرضا طباطبائی نژاد ۲*

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی نفت، دانشگاه صنعتی تبریز

۲- استاد مهندسی نفت، دانشگاه صنعتی تبریز

پیام‌نگار: tabatabaei@sut.ac.ir

چکیده

بخش قابل توجهی از ذخایر نفت و گاز جهان در سنگ‌های کربناته واقع شده است. مطالعات اخیر نشان داده‌اند که کاهش شوری آب تزریقی می‌تواند تولید نفت را به‌طور قابل توجهی افزایش دهد. با این حال، بهینه‌سازی شرایط عملیاتی چاه‌ها در حین تزریق آب کم‌شور به دلیل پیچیدگی‌های فرایند و زمان‌بر بودن شبیه‌سازی‌ها، یک چالش اساسی محسوب می‌شود. این مطالعه بر پایه داده‌های شبیه‌سازی شده از یک مخزن کربناته مصنوعی انجام شده است که خصوصیات آن با داده‌های واقعی میدان‌های جنوب ایران تنظیم گردیده است. در این مطالعه، برخلاف تحقیقات پیشین، از ترکیب یک مدل جایگزین مبتنی بر یادگیری ماشین با الگوریتم ژنتیک چندهدفه برای شبیه‌سازی و بهینه‌سازی هم‌زمان محدودیت‌های عملیاتی چاه‌ها شامل حداکثر دبی تولید، حداقل فشار ته‌چاهی، دبی تزریق آب و وضعیت باز یا بسته بودن مشبک‌کاری‌ها استفاده شد. مدل جایگزین با دقت مناسب (ضریب همبستگی ۰/۹۸۹ برای داده‌های آموزش و ۰/۹۸۴ برای تست) موجب تسریع فرایند شبیه‌سازی شد. سپس با در نظر گرفتن ارزش خالص فعلی، ضریب بازیافت نفت و برش آب به عنوان پارامترهای هدف، مجموعه‌ای از راه‌حل‌های بهینه در قالب جبهه پارتو به دست آمد. نتایج نشان داد که انتخاب شرایط عملیاتی بهینه می‌تواند منجر به افزایش ۱۳۵ میلیون دلاری در ارزش خالص فعلی و دستیابی به ضریب بازیافت نفت تا ۶۵/۵۴ درصد شود.

کلیدواژه‌ها: تزریق آب کم‌شور، مخازن کربناته، الگوریتم ژنتیک چندهدفه، شرایط عملیاتی چاه‌های تزریقی و تولیدی، ارزش خالص فعلی

* دانشکده مهندسی نفت و گاز، پژوهشکده نفت و گاز سهند، دانشگاه صنعتی تبریز، تبریز، ایران

۱- مقدمه

بخش عمده‌ای از مخازن نفتی جهان در سازندهای کربناته واقع شده‌اند و به‌طور طبیعی ضریب بازیافت نفت پایینی دارند [۱]. با توجه به افزایش تقاضای انرژی جهانی، نفت و گاز نقش کلیدی در تأمین انرژی جهان دارند [۲]. از سوی دیگر، اکتشاف و توسعه مخازن جدید فرآیندی دشوار و پرهزینه است. بنابراین استفاده از روش‌های ازدیاد برداشت برای کاهش اشباع نفت باقی‌مانده در مخازن بالغ، مورد توجه قرار گرفته است. تزریق آب کم‌شور به‌عنوان یکی از روش‌های ارزان‌قیمت و در دسترس ازدیاد برداشت شیمیایی، توجه گسترده‌ای را در صنعت نفت به خود جلب کرده است. همچنین به دلیل منابع در دسترس و مقرون‌به‌صرفه نسبت به سایر روش‌های ازدیاد برداشت، به‌طور گسترده‌ای در صنعت نفت مورد توجه قرار گرفته است [۳].

اولین آزمایش برنارد و همکاران در سال ۱۹۶۷ نشان‌دهنده تأثیر شوری آب تزریقی بر روی برهمکنش سنگ-سیال و افزایش ضریب بازیافت نفت بود [۴]. در سال ۱۹۹۰، محققان دانشگاه وایومینگ فرآیند تزریق آب با غلظت شوری کنترل‌شده را مورد بررسی قرار دادند. مورو و همکاران نیز تأثیر شوری آب بر ضریب بازیافت نفت را بررسی کرده و نتایج مثبتی را گزارش کردند [۵]. یل‌دیز و مورو در سال ۱۹۹۶ نشان دادند که ترکیب یونی آب نمک تأثیر قابل‌توجهی بر ضریب بازیافت نفت در فرآیند سیلاب‌زنی آب دارد [۶]. متعاقباً تحقیقات بیشتری در این زمینه توسط شرکت BP^۱ صورت گرفته و چندین شرکت نفتی و مراکز تحقیقاتی نیز مطالعات گسترده‌تری را در ارتباط با این موضوع انجام دادند. سرانو-سالدان در سال ۲۰۰۴ نشان داد که کاهش شوری آب نمک باعث کاهش کشش بین سطحی می‌شود [۷]. مک‌گری و همکاران در سال ۲۰۰۵ گزارش کردند که مکانیسم اصلی افزایش برداشت نفت در سیلاب‌زنی با آب کم‌شور، تغییر ترشوندگی و کاهش کشش بین سطحی بین فازها است [۸]. نصرالله و همکاران در سال ۲۰۱۱ آزمایش‌های سیلاب‌زنی را بر روی مغزه‌های نفت دوست مختلف با استفاده از آب با شوری‌های متفاوت انجام دادند. نتایج نشان داد که تزریق آب دیونیزه نسبت به آب دریا تولید نفت بیشتری را به همراه دارد [۹]. در سال ۲۰۲۰، سیرا و همکاران تزریق آب کم‌شور را در یک مخزن ماسه‌سنگی شبیه‌سازی کردند و با استفاده از ماژول CMOST، جدول آزمایش‌ها را برای بررسی و بهینه‌سازی پارامترهای کلیدی طراحی نمودند. پارامترهای مورد مطالعه، فاصله چاه، فاصله عمودی مشبک‌کاری و وضعیت مشبک‌کاری‌ها بود که تمامی این پارامترها توسط الگوریتم‌های یادگیری ماشین بهینه‌سازی شدند. همچنین، محاسبات ارزش فعلی خالص با در نظر گرفتن عدم قطعیت‌های زمین‌شناسی، از جمله تغییرات تخلخل و نفوذپذیری، در فرآیند شبیه‌سازی انجام گرفت [۱۰]. در سال ۲۰۲۴، نوانوه و همکاران با بهره‌گیری از شبکه‌های عصبی مصنوعی و الگوریتم‌های ژنتیک چندهدفه، شرایط عملیاتی را برای چاه‌های تزریق و تولید در طول سیلاب‌زنی آب در یک مخزن ناهمگن بهینه‌سازی کردند [۱۱].

^۱ British Petroleum

مشاهدات آزمایشگاهی اخیر حاکی از آن است که مکانیسم‌های مختلف و گاه هم‌افزایی برای افزایش ضریب بازیافت نفت در اثر کاهش شوری آب تزریقی وجود دارد. مکانیسم‌های مؤثر شامل تبادل یونی چندگانه، انبساط لایه الکتریکی دوگانه، تغییر ترشوندگی، افزایش pH، کاهش کشش بین سطحی، انحلال کانی‌ها و مهاجرت ذرات ریز می‌باشند [۱۲-۱۵]. از میان مکانیسم‌های مختلف ارائه‌شده، تغییر ترشوندگی به‌عنوان اصلی‌ترین مکانیسم شناخته می‌شود. در واقع، تبادل یونی چندگانه، افزایش pH، کاهش کشش سطحی و انبساط لایه الکتریکی دوگانه به‌عنوان زیرمجموعه‌های این مکانیسم معرفی می‌شوند، زیرا همگی منجر به تغییر ترشوندگی در سنگ می‌شوند [۱۶]. شرایط عملیاتی چاه‌ها از جمله دبی تزریق، دبی تولید، فشار ته‌چاهی و وضعیت مشبک کاری، متغیرهایی کلیدی هستند که به‌صورت دینامیک بر عملکرد بلندمدت مخزن تأثیر می‌گذارند. این پارامترها تحت تأثیر عوامل مختلفی نظیر منابع آب در دسترس، تجهیزات سطح الارضی، مشخصات فیزیکی سیال و شرایط اولیه مخزن قرار دارند. اگر چه شبیه‌سازهای مخزنی ابزار مناسبی برای تعیین مقدار بهینه این پارامترها به شمار می‌روند، اما زمان‌بر بودن اجرای شبیه‌سازی‌های متعدد در تزریق آب کم‌شور، محدودیتی جدی در مطالعات پیشین ایجاد کرده است [۱۷]. در اغلب مطالعات گذشته، به‌طور هم‌زمان به بهینه‌سازی چندهدفه محدودیت چاه‌ها و وضعیت مشبک کاری‌ها در سنگ‌های کربناته با در نظر گرفتن پارامترهای اقتصادی پرداخته نشده است. در این مطالعه، یک مدل داده‌محور مبتنی بر یادگیری ماشین توسعه‌یافته است که با ترکیب آن با الگوریتم ژنتیک چندهدفه، امکان پیش‌بینی سریع و بهینه‌سازی شرایط عملیاتی چاه‌ها فراهم‌شده است.

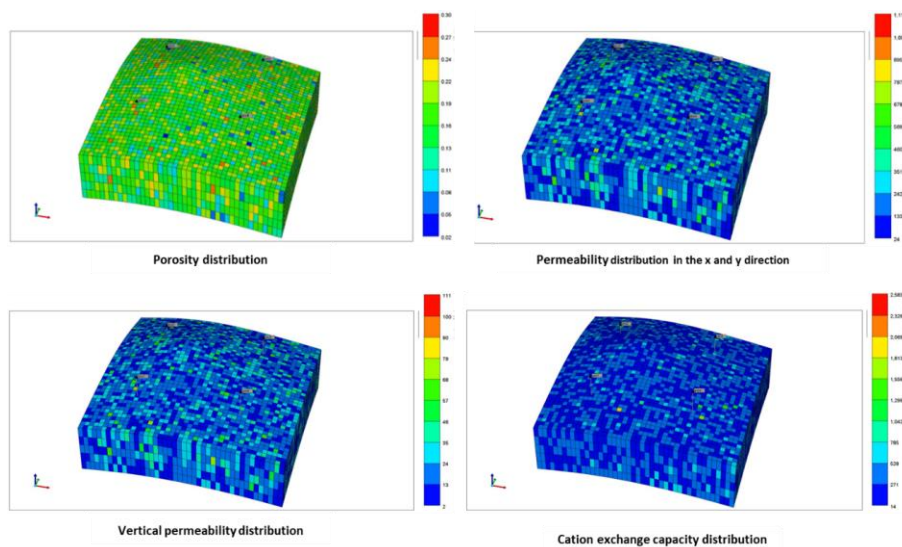
۲- معرفی مخزن مورد مطالعه

در این مطالعه، بخشی از یک مخزن کربناته حاوی کانی‌های رسی، کوارتز، کلسیت و دولومیت مورد بررسی قرار گرفت. ابعاد ناحیه مورد مطالعه برابر با $100 \times 6020 \times 6020$ فوت مکعب بوده و به شبکه‌ای شامل $5 \times 43 \times 43$ بلوک شبیه‌سازی تقسیم شد. مقادیر تخلخل، تراوایی و ظرفیت تبادل کاتیونی به‌صورت ناهمگن در مخزن توزیع شد (شکل ۱). همچنین، برای مدل‌سازی تزریق آب کم‌شور از شبیه‌ساز ترکیبی مبتنی بر معادله حالت پنگ-رابینسون استفاده شد. دما و فشار اولیه مخزن به ترتیب برابر $212/5$ درجه فارنهایت و 5049 پام می‌باشد. نفت مخزن دارای شاخص وزن مخصوص^۲ برابر $23/13$ می‌باشد و اطلاعات بیشتر درباره مدل خواص سیال در جدول ۱ آورده شده است. شوری آب تزریقی به‌صورت ثابت در نظر گرفته شد و برای تهیه آن، آب سازندی به میزان 60 برابر رقیق‌سازی گردید. مقدار شوری آب سازندی 240000 ppm و آب تزریقی 4000 ppm در نظر گرفته شد و میزان شوری آب تزریقی به منظور بررسی دقیق تأثیر پارامترهای شرایط عملیاتی بر تولید نفت ثابت نگه داشته شده است. همچنین، داده‌های تراوایی نسبی آب تزریقی (در شرایط شوری بالا و پایین) مورد استفاده به منظور درون‌یابی و بررسی تأثیر مکانیسم‌های تبادل یونی، در جدول ۲ نشان داده‌شده‌اند. برای تعیین پارامتر درون‌یاب،

^۲ API: American Petroleum Institute

از کسر معادل یونی سدیم استفاده شد [۱۸]. با توجه به ناهمگنی توزیع ظرفیت تبادل کاتیونی در گستره مخزن، از معادله (۱) برای محاسبه ضریب درونیابی در هر گرید استفاده شد [۱۹-۲۰]:

$$\omega = \frac{[Na - X] \times CEC}{CEC_{max}} \quad (1)$$



شکل ۱: نقشه سه بعدی توزیع تخلخل، تراوایی و ظرفیت تبادل کاتیونی در گستره مخزن

Figure 1: Distribution map of porosity, permeability and cation exchange capacity

جدول ۱: خواص سیالات مخزن [۲۰].

Table 1: Fluid properties of the reservoir.

Parameters	Value	Units
Reservoir temperature	212.5	□
Reservoir Pressure	5049	PSi
Bubble Point Pressure	1942	PSi
API	23.13	API
Dissolved Gas	437.44	SCf/BBL
Oil Formation Volume Factor at Ps	1.27	bbI/STB
Oil Viscosity at Ps	1.31	CP
Water Viscosity	0.45	CP
Oil Density	50.67	$\frac{lb}{ft^3}$
Water Density	71.15	$\frac{lb}{ft^3}$
Connate Water Saturation	0.15	-

جدول ۲: مقادیر تراوایی نسبی آب - نفت در شرایط شوری بالا و کم [۲۰].

Table 2: Water-oil relative permeability values under high and low salinity conditions

High-Salinity water injection		Low-Salinity water injection		Water saturation
Water relative permeability	Oil relative permeability	Oil relative permeability	Water relative permeability	
0	0.7	0.7	0	0.15
0.065	0.4	0.45	0.05	0.3
0.19	0.175	0.255	0.14	0.5
0.7	0	0.04	0.43	0.85
-	-	0	0.49	0.9

همچنین برای ارزیابی اقتصادی و تعیین سناریو بهینه عملیات ازدیاد برداشت، شاخص ارزش خالص فعلی (NPV) برای سنجش ارزش ایجادشده در طول پروژه تزریق آب کم‌شور مورد استفاده قرار گرفت. نحوه محاسبه ارزش خالص فعلی در معادله (۲) آورده شده است:

$$NPV = \sum_{n=1}^N \frac{CF_n}{(1+i)^n} - C_{cap} \quad (2)$$

پارامترهای C_{cap} و CF_n به ترتیب از معادلات (۳) و (۴) به دست می‌آیند:

$$C_{cap} = C_f + N_{pro} \times C_{pro} + N_{inj} \times C_{inj} \quad (3)$$

$$CF_n = (P_o \times Q_n^{oil} + P_g \times Q_n^{Gas}) - (C_n^{w,pro} \times Q_n^{w,pro} + C_n^{w,inj} \times Q_n^{w,inj} + C_n^{op} \times Q_n^{o,pro}) \quad (4)$$

مقادیر جدول ۳ نمایانگر هزینه متغیرهای مختلف بر اساس مقادیر متداول استفاده‌شده در مطالعات قبلی به‌منظور ارزیابی اقتصادی در این مطالعه است:

جدول ۳: هزینه متغیرهای مورد استفاده در محاسبه ارزش خالص فعلی [۲۱]

Table 3: Variable cost in net present value calculation.

Economic parameter	Value
C_f	2 MM\$/well
C_{inj}, C_{pro}	2.5 MM\$/well
P_o	60 \$/bbl
P_g	3 \$/Mscf
$C_n^{w,pro}$	5 \$/bbl
$C_n^{w,inj}$	10 \$/bbl
C_n^{op}	8 \$/bbl

۳- روش تحقیق

در گام نخست، یک مدل پایه از شبیه‌سازی تزریق آب کم‌شور با الگوی پنج‌نقطه‌ای معکوس ساخته شد. برای ساخت مدل سیال و کاهش عدم قطعیت مرتبط با خواص بحرانی اجزای سنگین نفت (C_{12+})، از داده‌های آزمایشگاهی مربوط به تست انبساط با ترکیب ثابت و انبساط مرحله‌ای در ماژول CMG-WINPROP استفاده شد. در نهایت تطابق قابل قبولی میان مدل خواص سیال مورد استفاده در شبیه‌سازی با داده‌های آزمایشگاهی ایجاد شد. شبیه‌سازی به صورت سه‌فازی (آب، نفت و گاز) انجام گرفت و برای حل عددی دستگاه معادلات، از روش تطبیقی ضمنی استفاده شد. در ادامه، آنالیز حساسیت^۳ برای بررسی تأثیر شرایط عملیاتی چاه‌های تولیدی و تزریقی بر متغیرهای هدف مانند تولید نفت و آب و شناسایی پارامترهای کلیدی انجام شد. با توجه به تأثیر قابل توجه شرایط عملیاتی بر تولید نفت و آب، این پارامترها به عنوان ورودی در ماژول CMOST تعریف شده و ضریب بازیافت نفت، برش آب و ارزش خالص فعلی به عنوان پارامتر هدف مشخص شدند. در این مطالعه، هر یک از پارامترهای مؤثر مانند دبی تزریق، دبی تولید و فشار ته‌چاهی به صورت مجزا تغییر داده شدند تا تأثیر آن‌ها بر ضریب بازیافت نفت و ارزش خالص فعلی مشخص شود. سپس، بازه‌ای که منجر به بیشترین میزان تولید نفت و ارزش خالص فعلی شد به عنوان بازه بهینه برای بهره‌برداری از چاه‌ها انتخاب گردید. فشار ته‌چاهی باید بیشتر از فشار هیدرو استاتیک نفت در چاه و کمتر از فشار اولیه مخزن باشد؛ با توجه به چگالی نفت و عمق قرارگیری مخزن (۱۰۳۵ فوت)، حداقل فشار ته‌چاهی ۱۲۰۰ پام (با در نظر گرفتن فشار سر چاهی) و حداکثر فشار ته‌چاهی ۲۵۰۰ پام در نظر گرفته شد. دبی تولید نفت در بازه ۱۰۰ تا ۱۰۰۰ بشکه در روز تغییر کرد و در این محدوده، ضریب بازیافت نفت پایین بود؛ بنابراین شبیه‌سازی‌ها برای بازه جدیدی از ۱۰۰۰ تا ۸۰۰۰ بشکه در روز انجام شد. با توجه به ماهیت پیچیده معادلات و زمان طولانی همگرایی معادلات در شبیه‌سازی ترکیبی از نتایج تعداد مشخصی از شبیه‌سازی‌ها جهت ساخت مدل جایگزین داده محور استفاده گردید. به منظور انتخاب شبیه‌سازی‌های لازم جهت محاسبه پارامترهای هدف، جدول آزمایشی (شامل مقادیر مختلفی از شرایط عملیاتی چاه‌ها) بر اساس روش طراحی آزمایش فوق مکعب لاتین^۴ ایجاد شد. همان‌طور که اشاره گردید، زمان اجرای شبیه‌سازی تزریق آب کم‌شور طولانی بوده و تعداد بالای شبیه‌سازی‌ها نیز موجب زمان‌بر بودن عملیات بهینه‌سازی گردید. در نتیجه، برای تعیین شرایط عملیاتی بهینه، مدل جایگزین^۵ داده محور با بهره‌گیری از شبکه‌های عصبی مصنوعی چندلایه توسعه یافت. نتایج اجرای شبیه‌سازی (مطابق جدول طراحی آزمایش) به عنوان مجموعه داده مورد استفاده در ساخت مدل (شبکه عصبی چندلایه) و ارزیابی دقت عملکرد آن به کار گرفته شد. برای اعتبارسنجی مدل، از روش تفکیک داده^۶ استفاده شد؛ به طوری که ۷۰ درصد داده‌ها به آموزش و ۳۰ درصد به ارزیابی مدل اختصاص یافتند.

^۳ Sensitivity Analysis

^۴ Latin hyper cube

^۵ surrogate model

^۶ Hold-Out

مقادیر ضریب همبستگی بین نتایج پیش‌بینی‌شده و داده‌های واقعی در مراحل آموزش و آزمون مدل جایگزین، بیش از ۰/۹ گزارش شد و میانگین خطای مربعات^۷ آموزش شبکه عصبی نیز در طی فرایند آموزش کاهش یافت. بنابراین با توجه به مدت‌زمان بسیار کوتاه و دقت مناسب ارزیابی مدل جایگزین داده محور به‌جای شبیه‌ساز مخزنی، از آن به عنوان یک ابزار با پتانسیل بالایی برای افزایش سرعت عملیات بهینه‌سازی چندهدفه در تعیین شرایط بهینه عملیاتی چاه‌های ازدیاد برداشت به کمک تزریق آب کم‌شور استفاده گردید.

نهایتاً ترکیب الگوریتم ژنتیک چندهدفه با مدل جایگزین جهت یافتن شرایط عملیاتی بهینه، مورد استفاده قرار گرفت. در این مطالعه الگوریتم ژنتیک چندهدفه با تغییر شرایط عملیاتی چاه‌ها، ضریب بازیافت نفت و ارزش خالص فعلی را افزایش داده و برش آب را کاهش داد. در نهایت، نتایج در قالب نمودار پارتو^۸ نشان داده شد. انتخاب جواب بهینه به نوع مخزن، فناوری سرچاهی و تجهیزات انتقال نفت بستگی دارد. شرایط عملیاتی به‌دست‌آمده از الگوریتم ژنتیک به شبیه‌ساز وارد شد تا دقت مدل جایگزین بررسی شود. همچنین نمودار ضریب بازیافت نفت برای مدل بهینه و پایه نیز توسط شبیه‌ساز به دست آمد (شکل ۷ و شکل ۸). لازم به ذکر است که، کلیه شبیه‌سازی‌ها با استفاده از نرم‌افزار CMG نسخه ۲۰۲۱ و به‌طور خاص با بهره‌گیری از ماژول CMOST انجام شده است. برای آموزش شبکه عصبی و اجرای الگوریتم ژنتیک چندهدفه نیز از نرم‌افزار MATLAB نسخه R2016b استفاده گردید. محاسبات بر روی یک سیستم سرور با دو عدد پردازنده با فرکانس ۲/۴ گیگاهرتز و حافظه رم ۶۴ گیگابایت انجام شد. در ادامه این پژوهش نتایج حاصل از به‌کارگیری مدل داده محور و تلفیق آن با الگوریتم‌های بهینه‌سازی تکاملی چندهدفه بحث خواهد شد.

۴- نتایج و بحث

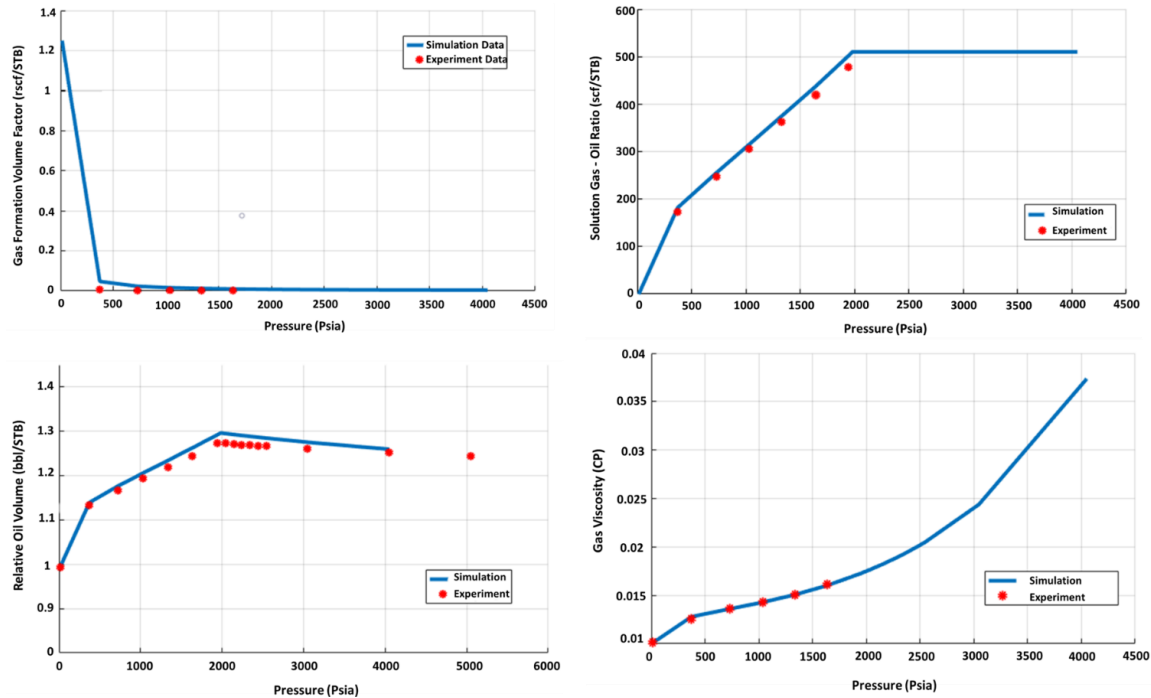
مدل سیال با استفاده از عملیات رگرسیون داده‌های آزمایشگاهی (انبساط با ترکیب ثابت و انبساط مرحله‌ای) روی معادله حالت پنگ-رابینسون و مدل ویسکوزیته جاسی-استیل-تودوس^۹ تنظیم شد و در ادامه برای ساخت مدل پایه مخزن مورد استفاده قرار گرفت.

شکل ۲ انطباق داده‌های آزمایشگاهی و شبیه‌سازی بر اساس معادله حالت و معادله ویسکوزیته پس از تعیین مقدار دقیق پارامترهای قابل تنظیم برای نفت مخزن را نشان می‌دهد. پس از تنظیم معادله حالت برای خواص سیالات مخزن، سایر داده‌های لازم برای شبیه‌سازی، به نرم‌افزار وارد شد و مدل پایه برای اجرای شبیه‌سازی آماده گردید.

^۷ Mean square error

^۸ Pareto front

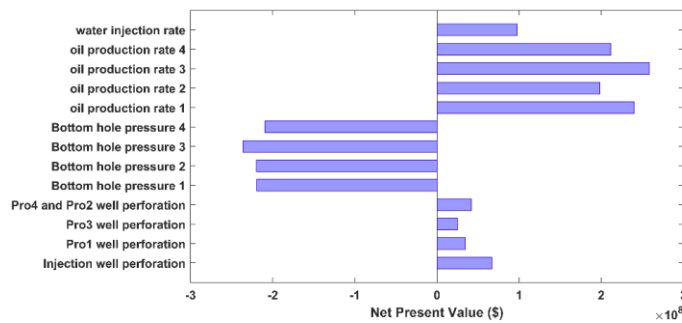
^۹ Jossi- Stiel-Thodos correlation



شکل ۲: تطابق داده‌های آزمایشگاهی و شبیه‌سازی خواص سیالات مخزن.

Figure 2: Matching laboratory and simulation data for reservoir fluid.

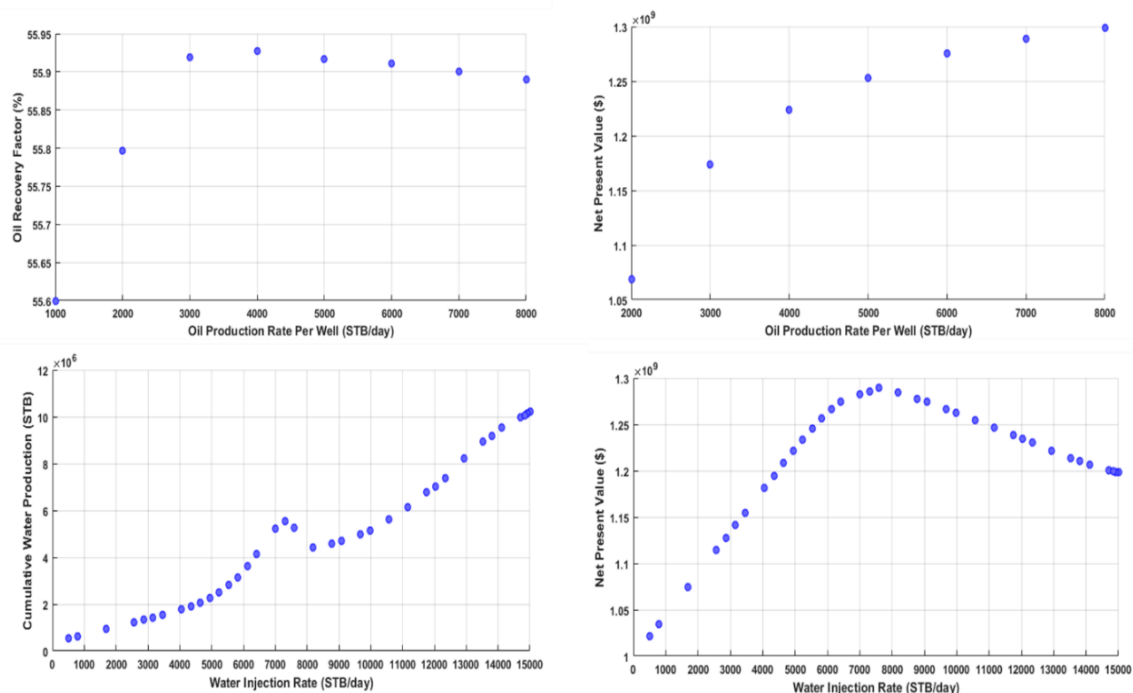
در مدل پایه که با الگوی پنج‌نقطه‌ای معکوس و مشبک‌کاری کامل لایه‌ها طراحی شده بود، ابتدا به مدت ۵ سال تولید طبیعی و سپس به مدت ۱۷ سال تزریق آب کم‌شور صورت گرفت. شرایط عملیاتی چاه‌های تزریقی و تولیدی در مدل پایه در جدول ۴ آورده شده است. به‌منظور ارزیابی اثر شرایط عملیاتی بر ارزش خالص فعلی نفت (به‌عنوان پارامتر هدف) آنالیز حساسیت با استفاده از ماژول CMOST انجام شد. پارامترهایی نظیر دبی تولید، دبی تزریق، فشار ته‌چاهی و وضعیت مشبک‌کاری به‌عنوان متغیرهای کلیدی تأثیرگذار در مدل تعیین شدند و حدود ۴۰۰ آزمایش با استفاده از روش فوق مکعب لاتین انجام شد. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که دبی چاه‌های تولیدی و فشارهای ته‌چاهی بیشترین تأثیر را بر ارزش خالص فعلی داشتند (شکل ۳).



شکل ۳: میزان تأثیر پارامترهای شرایط عملیاتی بر ارزش خالص فعلی نفت.

Figure 3: The impact of well-operating conditions on the net present value.

نتایج تعیین بازه بهینه نشان داد که بازه‌ی ۳۰۰۰ تا ۵۰۰۰ بشکه در روز، بیشترین ضریب بازیافت نفت و تولید نفت تجمعی را دارد. با افزایش دبی تولید نفت، ارزش خالص فعلی نیز افزایش می‌یابد؛ زیرا افزایش دبی باعث تخلیه سریع‌تر مخزن و تولید حجم بیشتری از نفت در مدت‌زمان کوتاه‌تری می‌شود. از این رو، به منظور تعیین بازه‌ی بهینه، از پارامتر ضریب بازیافت نفت استفاده شد. دبی تزریق آب در بازه ۵۰۰ تا ۱۵۰۰۰ بشکه در روز تغییر داده شد و نمودارهای ارزش خالص فعلی در برابر دبی تزریق آب و همچنین تولید تجمعی آب در برابر دبی تزریق رسم گردید. دبی تزریق آب باید در بازه‌ای انتخاب شود که ارزش خالص فعلی بالا و تولید تجمعی آب پایین باشد؛ بنابراین، بازه‌ی ۵۰۰۰ تا ۹۰۰۰ بشکه در روز به عنوان بازه بهینه تزریق انتخاب شد (شکل ۴).

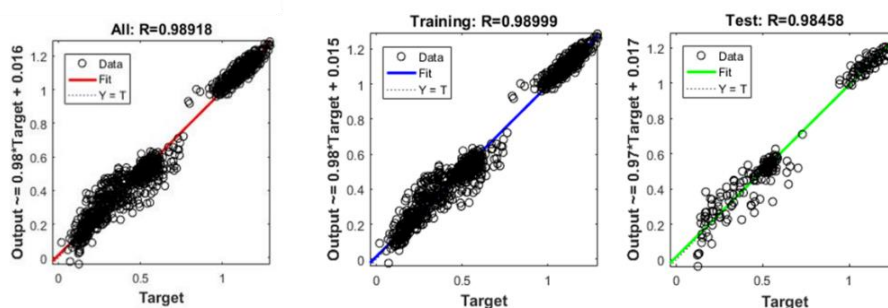


شکل ۴ : انتخاب بازه بهینه دبی تزریق آب و تولید نفت.

Figure 4: Selecting the optimal range of water injection and oil production flow rate

با وجود محدود بودن تعداد پارامترهای عملیاتی، گستردگی بازه تغییرات هر پارامتر و ترکیب‌های متعدد میان آن‌ها باعث افزایش فضای جست‌وجو شد و استفاده از تعداد محدودی شبیه‌سازی، همچون ۴۰۰ مورد، برای پوشش کامل این فضا کافی نبود. بنابراین، جهت افزایش دقت و جلوگیری از گیر افتادن در بهینه‌های محلی، از الگوریتم ژنتیک چندهدفه برای یافتن شرایط عملیاتی بهینه استفاده شد. همچنین با توجه به زمان طولانی اجرای شبیه‌سازی تزریق آب کم شور (یک ساعت و نیم)، امکان بررسی تمام حالات ممکن وجود نداشت. نتایج شبیه‌سازی‌ها در ماژول CMOST به‌عنوان داده‌های ورودی برای آموزش شبکه عصبی چندلایه مورد استفاده قرار

گرفتند تا رابطه میان شرایط عملیاتی و پارامترهای هدف مدل سازی شود. شبکه عصبی پیش خور^{۱۰} با سه لایه پنهان^{۱۱}، حاوی ۳۹ نورون در لایه اول، ۲۰ نورون در لایه دوم و ۸ نورون در لایه سوم، با تابع انتقال تانژانت سیگموئید^{۱۲} در لایه اول و خطی ساده^{۱۳} در لایه های دوم و سوم برای داده های به دست آمده از مرحله قبل آموزش داده شدند. تعداد نورون های هر لایه با استفاده از روش جست و جوی شبکه ای^{۱۴} بهینه سازی شد. الگوریتم آموزش شبکه عصبی از نوع نظم دهی بیزی^{۱۵} بود. مقادیر ضرایب همبستگی^{۱۶} برای داده های آموزش و تست به ترتیب برابر با ۰/۹۸۹ و ۰/۹۸۴ بودند که نشان دهنده همبستگی قابل قبول میان داده ها بود. مقدار میانگین خطای مربعات در فرآیند آموزش نیز برابر با ۰/۰۰۲۴ بود که مقدار قابل قبولی را نشان داد. شکل ۵ نمودار مقدار شبیه سازی در مقابل مقدار پیش بینی شده توسط شبکه عصبی و همچنین مقادیر ضرایب همبستگی را برای داده های آموزش، تست و مجموعه داده ها نشان می دهد. این مدل به جای شبیه ساز مورد استفاده قرار گرفته و با شرایط عملیاتی مختلف، پارامترهای هدف را پیش بینی کرد. به علاوه، با توسعه این مدل، زمان شبیه سازی از ۱/۵ ساعت به ۱ ثانیه کاهش یافت.



شکل ۵: مقدار شبیه سازی در مقابل مقدار پیش بینی شده توسط شبکه عصبی چندلایه برای داده ها.

Figure 5: The cross plots of training, testing, and total datasets.

در ادامه این مدل در الگوریتم ژنتیک چندهدفه به کار گرفته شد تا مقادیر بهینه شرایط عملیاتی به دست آید. در این فرآیند، الگوریتم ژنتیک با هدف افزایش ارزش خالص فعلی و ضریب بازیافت نفت و کاهش برش آب به کار گرفته شد. نتایج در قالب جبهه پارتو در شکل ۶ نشان داده شده است. پاسخ نهایی می تواند هر کدام از این نقاط باشد و اتخاذ تصمیم نهایی بر اساس رویکرد کلی بخش مدیریت مخزن انجام می شود. در این مطالعه پاسخ با ارزش

^{۱۰} Feed forward neural network

^{۱۱} Hidden layer

^{۱۲} Tangent sigmoid transfer function

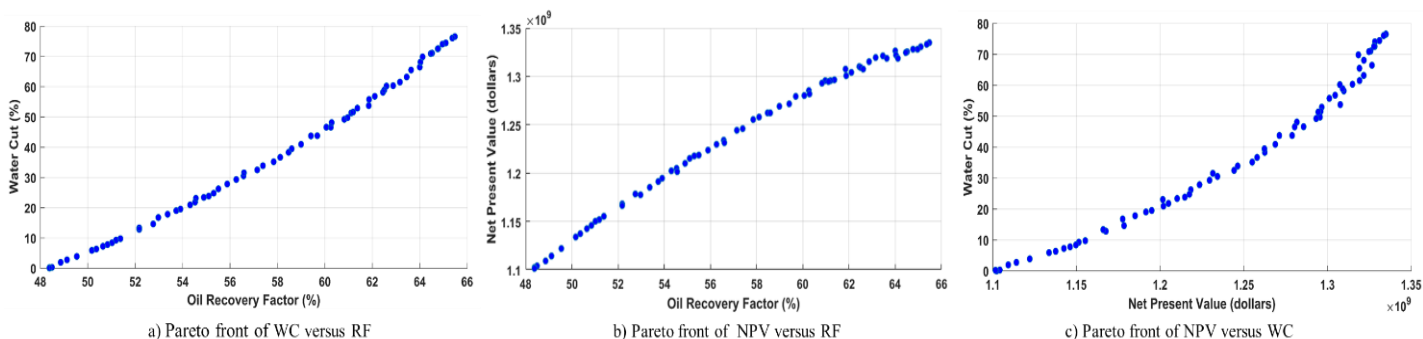
^{۱۳} Pure line

^{۱۴} Grid search

^{۱۵} Bayesian regularization

^{۱۶} R-squared values

خالص فعلی، ضریب بازیافت نفت و برش آب به ترتیب ۱/۳۳۵ میلیارد دلار، ۶۵/۴ و ۷۶ درصد به عنوان پاسخ بهینه انتخاب شد.



شکل ۶: جبهه پارتو پارامترهای هدف به دست آمده از الگوریتم ژنتیک.

Figure 6: Pareto front of Target parameters using genetic algorithm.

شکل ۷ مقادیر شبیه ساز و پیش بینی شده توسط مدل جایگزین را برای پارامترهای ضریب بازیافت نفت، برش آب و ارزش خالص فعلی مقایسه می کند. بنابراین، مقدار بهینه ارزش خالص فعلی، ضریب بازیافت نفت و برش آب به ترتیب ۱/۳۵۸ میلیارد دلار، ۶۵/۵۴ و ۷۷ درصد به دست آمد. شرایط عملیاتی بهینه در جدول ۴ آورده شده و وضعیت مشبک کاری های باز/بسته نیز در این جدول با رنگ مشکی/قرمز مشخص شده است.

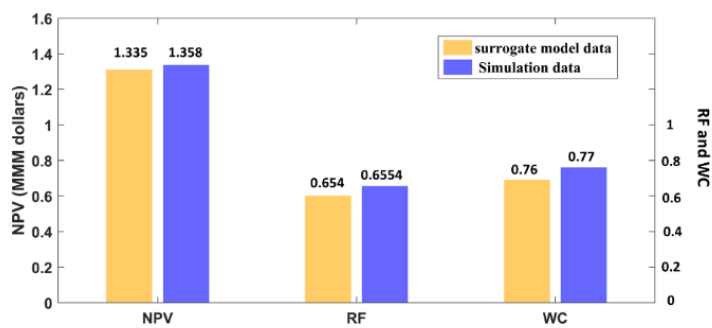
جدول ۴: شرایط عملیاتی بهینه با استفاده از الگوریتم ژنتیک چندهدفه.

Table 4: The optimal operating conditions obtained from the multi-objective genetic algorithm.

Input Parameters	Search interval	Optimal value	Units																																				
Injection rate	5000-9000	8826	STB/day																																				
Production rate (well number1 to 4)	3000-5000	4700-4400-3608-3521	STB/day																																				
Bottom hole pressure (well number1 to 4)	1200-2500	1779-1385-1281-1362	psi																																				
perforation status	Open:1, Closed: 0	<table border="1"> <thead> <tr> <th></th> <th>Inj</th> <th>Pro1</th> <th>Pro2</th> <th>Pro3</th> <th>Pro4</th> </tr> </thead> <tbody> <tr> <td>K=1</td> <td>●</td> <td>●</td> <td>●</td> <td>●</td> <td>●</td> </tr> <tr> <td>K=2</td> <td>●</td> <td>●</td> <td>●</td> <td>●</td> <td>●</td> </tr> <tr> <td>K=3</td> <td>●</td> <td>●</td> <td>●</td> <td>●</td> <td>●</td> </tr> <tr> <td>K=4</td> <td>●</td> <td>●</td> <td>●</td> <td>●</td> <td>●</td> </tr> <tr> <td>K=5</td> <td>●</td> <td>●</td> <td>●</td> <td>●</td> <td>●</td> </tr> </tbody> </table> <p>● Closed Perforation ● Open Perforation</p>		Inj	Pro1	Pro2	Pro3	Pro4	K=1	●	●	●	●	●	K=2	●	●	●	●	●	K=3	●	●	●	●	●	K=4	●	●	●	●	●	K=5	●	●	●	●	●	
	Inj	Pro1	Pro2	Pro3	Pro4																																		
K=1	●	●	●	●	●																																		
K=2	●	●	●	●	●																																		
K=3	●	●	●	●	●																																		
K=4	●	●	●	●	●																																		
K=5	●	●	●	●	●																																		

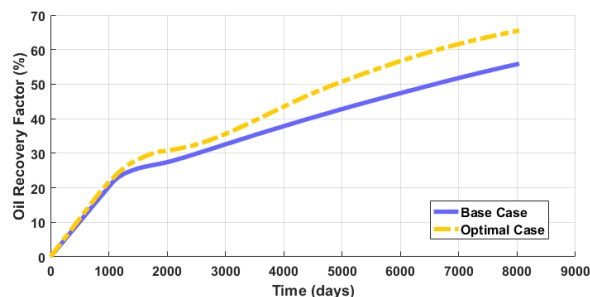
نمودار ضریب بازیافت نفت در مدل پایه و مدل بهینه در شکل ۸ ارائه شده است. تولید بهینه نفت از یک مخزن مستلزم برقراری تعادل میان پارامترهای عملیاتی همچون فشار ته چاهی، دبی تولید و نرخ تزریق آب است. کاهش

فشار ته‌چاهی به‌طور کنترل‌شده می‌تواند باعث افزایش اختلاف فشار میان مخزن و چاه تولیدی شود که در نتیجه نفت با سرعت بیشتری به سمت چاه حرکت می‌کند و تولید افزایش می‌یابد. اما اگر این فشار بیش از حد کاهش یابد، اختلاف فشار زیاد باعث می‌شود که آب زودتر از زمان مطلوب به سمت چاه حرکت کند و تولید نفت کاهش یابد. از طرفی، افزایش دبی تولید نفت در کوتاه‌مدت باعث افزایش تولید و ارزش خالص فعلی می‌شود. ولی اگر این دبی بیش از اندازه بالا رود، منجر به افت شدید فشار مخزن و حرکت سریع‌تر آب به سمت چاه می‌شود. در این شرایط بخشی از نفت به دام افتاده و تولید تجمعی و ضریب بازیافت نفت کاهش می‌یابد. علاوه بر آن، بخش زیادی از نفت در سال‌های اولیه تولید می‌شود و برای سال‌های بعد تولید بسیار افت پیدا می‌کند که این روند با تولید پایدار و بلندمدت ناسازگار است. افزایش دبی تزریق می‌تواند به هل دادن سریع‌تر نفت به سمت چاه کمک کند و بهره‌وری مخزن را بهبود ببخشد، ولی اگر بیش‌ازحد باشد، آب زودتر از زمان مناسب به چاه می‌رسد، تولید آب افزایش می‌یابد و به دلیل هزینه‌های بالای تزریق و تجهیزات، ارزش خالص فعلی پروژه کاهش پیدا می‌کند. با توجه به توزیع ناهمگن خواص سنگ در مخزن، باز یا بسته بودن مشبک‌کاری‌های لایه‌های مخزن باعث تغییر نوع حرکت نفت و آب شده و بر میزان تولید نفت و آب تأثیر می‌گذارند. در نهایت، اجرای بهینه‌سازی با استفاده از مدل جایگزین و الگوریتم ژنتیک منجر به افزایش ضریب بازیافت نفت به ۶۵/۵۴ درصد و ایجاد سودی معادل ۱۳۵ میلیون دلار نسبت به مدل پایه شد.



شکل ۷: مقایسه مقادیر واقعی و مقادیر پیش‌بینی‌شده توسط الگوریتم ژنتیک برای جواب بهینه.

Figure 7: Comparison of optimal values predicted by the neural network and simulation.



شکل ۸: نمودار ضریب بازیافت نفت در مدل پایه و بهینه.

Figure 8: The oil recovery factor curves for the base and optimal cases.

۵- نتیجه گیری

این مطالعه با هدف شبیه‌سازی تزریق آب کم‌شور به یک مخزن کربناته، با استفاده از الگوی پنج‌نقطه‌ای معکوس، انجام گرفت. نتایج آنالیز حساسیت نشان داد که شرایط عملیاتی چاه‌ها می‌توانند به‌عنوان پارامترهای ورودی مؤثر در فرآیند بهینه‌سازی استفاده شوند. جداول طراحی آزمایش با استفاده از روش فوق مکعب لاتین تهیه شد و پس از جمع‌آوری داده‌ها، مدل جایگزین بر اساس شبکه عصبی مصنوعی با سه لایه پنهان آموزش داده شد. ضریب همبستگی بین خروجی شبکه و داده‌های واقعی در مراحل آموزش و آزمون، بیش از ۰/۹ به دست آمد که نشان‌دهنده دقت بالای مدل جایگزین است. ترکیب مدل جایگزین با الگوریتم ژنتیک چندهدفه، برای یافتن شرایط عملیاتی بهینه به کار گرفته شد و نتایج آن به‌صورت جبهه پارتو برای هر سه پارامتر هدف ارائه شد. یکی از نقاط روی جبهه پارتو به‌عنوان جواب بهینه انتخاب شد که دارای ارزش خالص فعلی معادل ۱/۳۵۸ میلیارد دلار و ضریب بازیافت نفت ۶۵/۵۴ درصد بود. نتایج نشان داد که هرچند کاهش زیاد فشار ته‌چاهی و افزایش بیش از اندازه نرخ تولید و تزریق می‌تواند در کوتاه‌مدت باعث افزایش تولید نفت شود، اما در بلندمدت منجر به ورود زود هنگام آب، افت فشار مخزن و کاهش ضریب بازیافت و تولید تجمعی می‌شود. به دلیل ناهمگنی و ناهمسانگردی ذاتی مخازن کربناته، وضعیت باز یا بسته بودن لایه‌های مشبک‌کاری نقش تعیین‌کننده‌ای در رفتار جریان سیال و میزان تولید دارد. در نتیجه، دستیابی به تولید پایدار مستلزم حفظ تعادل بهینه میان فشار ته‌چاهی، نرخ تولید، نرخ تزریق و وضعیت مشبک‌کاری لایه‌ها است.

۶-علائم و اختصارات

symbol	Description	Unit
C_{cap}	Capital expenses	\$
CEC	Cation exchange capacity	$\frac{eq}{m^3}$
CF_n	Cash flow in the n year	\$

C_f	Cost of facility installation	\$
C_{inj}	Cost of drilling one injector well	\$
C_{pro}	Cost of drilling one production well	\$
C_n^{op}	Operating cost per barrel of oil produced in the n year	\$
$C_n^{w,inj}$	Cost of injecting a barrel of water in the n year	\$
$C_n^{w,pro}$	Cost of treatment and disposal of a barrel of produced water	\$
i	Discount rate	Dimensionless
N	Number of time	Year
N_{inj}	Number of injectors	Dimensionless
N_{pro}	Number of producers	Dimensionless
NPV	Net present value	\$
P_g	Gas price	\$/Mscf
P_o	Oil price	\$/bbl
Q_n^{Gas}	Total gas produced in the n year	Scf
$Q_n^{w,inj}$	Total water injected in the n year	STB
Q_n^{oil}	Total oil produced in the n year	STB

٧ - مراجع

- [1] Aljuboori, F. A., Lee, J. H., Elraies, K. A., & Stephen, K. D. (2020). Using low salinity waterflooding to improve oil recovery in naturally fractured reservoirs. *Applied Sciences (Switzerland)*, 10(12), 1–21. <https://doi.org/10.3390/APP10124211>.
- [2] Alvi, F., & Qureshi, H. A. (2023). Technical and economic feasibility assessment of low and high salinity water flooding: a simulation-based approach. *International Journal of Energy and Environmental Engineering*, 14(4), 921–936. <https://doi.org/10.1007/s40095-022-00556-8>
- [3] Aghaeifar, Z., Strand, S., Puntervold, T., Austad, T., & Muchibbus Sajjad, F. (2018). Smart Water injection strategies for optimized EOR in a high temperature offshore oil reservoir. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 167, 743-751, <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2018.02.021>.
- [4] Bernard, G. G. (1967). Effect of Floodwater Salinity on Recovery Of Oil from Cores Containing Clays. SPE California Regional Meeting. Los Angeles, California. SPE 1725, 1-4 <https://doi.org/10.2118/1725-ms>.
- [5] Morrow, N. R. (1996). Wettability and Its Effect on Oil Recovery. *Research Quarterly for Exercise and Sport*, 67, 1476–1484. <https://doi.org/10.1080/02701367.1996.10608848>
- [6] Yildiz, H. O., & Morrow, N. R. (1996). Effect of brine composition on recovery of Moutray crude oil by waterflooding. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 14, 159–168. [https://doi.org/10.1016/0920-4105\(95\)00041-0](https://doi.org/10.1016/0920-4105(95)00041-0)
- [7] Serrano-Saldaña, E., Domínguez-Ortiz, A., Pérez-Aguilar, H., Kornhauser-Strauss, I., & Rojas-González, F. (2004). Wettability of solid/brine/n-dodecane systems: Experimental study of the effects of ionic strength and surfactant concentration. In *Colloids and Surfaces A: Physicochemical*

and Engineering Aspects, 241, 343–349. <https://doi.org/10.1016/j.colsurfa.2004.04.025>

- [8] McGuire, P. L., Chatham, J. R., Paskvan, F. K., Sommer, D. M, and F. H. Carini. (2005). Low Salinity Oil Recovery: An Exciting New EOR Opportunity for Alaska's North Slope. SPE Western Regional Meeting, Irvine, California, 1, 1-15, <https://doi.org/10.2118/93903-MS>.
- [9] Nasralla, R. A., Alotaibi, M. B., & Nasr-El-Din, H. A. (2011). Efficiency of Oil Recovery by Low Salinity Water Flooding in Sandstone Reservoirs. In SPE Western North American Region Meeting. Anchorage. Alaska. USA. 14, 713-725. <https://doi.org/10.2118/144602-MS>.
- [10] Sierra, D. M., Rojas, A. A., & Araque, V. S. (2020). Low salinity water injection optimization in the Namorado Field using compositional simulation and artificial intelligence. SPE Latin American and Caribbean Petroleum Engineering Conference Proceedings, Virtual, 1, 1-15. <https://doi.org/10.2118/198995-ms>
- [11] Nwanwe, O. I., Izuwa, N. C., Ohia, N. P., Kerunwa, A., & Uwaezuoke, N. (2024). Determining optimal controls placed on injection/production wells during waterflooding in heterogeneous oil reservoirs using artificial neural network models and multi-objective genetic algorithm. Computational Geosciences, 28, 991–1013. <https://doi.org/10.1007/s10596-024-10300-2>
- [12] Abbasi, S., & Shahrabadi, A. (2009). Laboratory investigation of the effects of clay in reservoir rock on permeability reduction in the water injection process into hydrocarbon reservoirs. Iranian Chemical Engineering Journal, 8, 93–101. In Persian
- [13] Harighi, H, Baghban Salehi, M, Taghikhani, V, & Mirzaei, M. (2023). A comprehensive assessment of the performance of ionic liquids in Modifying Reservoir Rock and Fluid Properties for Enhanced Oil Recovery. Iranian Chemical Engineering Journal, 22, 59–76. <https://doi.org/10.22034/ijche.2023.412131.1343>. In Persian
- [14] Roozsaz, H., Sadegh Nejad, S., & Manteghian, M. (2017). Optimization of water, gas and alternating water and gas injection using Simulated Annealing Algorithm. Iranian Chemical Engineering Journal, 16, 57–68. In Persian
- [15] Moghadam, S., Ameli, F., & Moghbeli, M. R. (2023). A Review of Recent Studies on Water Shut-off Methods in Oil Wells. Iranian Chemical Engineering Journal, 22, 18–38. <https://doi.org/10.22034/ijche.2022.326459.1174>. In Persian.
- [16] Jabbar, M. Y. (2014). Low Sal/High Sal?: A New Promising Approach of EOR in Carbonate Reservoirs. International Petroleum Technology Conference, Doha, Qatar, IPTC-17707-MS, 1-4 <https://doi.org/10.2523/iptc-17707-ms>
- [17] Kheirollahi, H., Chahardowli, M., & Simjoo, M. (2024). Selecting the Best Pilot Area for Water-based EOR Using Artificial Intelligence and Multi Criteria Decision Making Algorithms. Journal of Petroleum Research, 34, 3–19. <https://doi.org/10.22078/pr.2024.5315.3361>. In Persian
- [18] Mohammadi, A. M., & Sadeghi, M. T. (2009). Mathematical Modeling of Hybrid Enhanced Oil Recovery Using Alternating Water and immiscible Gas Injection. Journal of Iranian Chemical Engineering, 8, 130–138. https://www.ijche.ir/article_112116.html. In Persian
- [19] Etemadi, A., Khodapanah, E., & Tabatabaei-Nejad, S. A. (2017). Modelling low-salinity waterflooding: Effect of divalent cations and capillary pressure. Journal of Petroleum Science and Engineering, 149, 1–8. <https://doi.org/10.1016/j.petrol.2016.10.012>.
- [20] Olfati ,Sh .(2019) .Simulation of the smart water injection process in carbonate reservoirs: Studying the effect of injection water composition on mobility ratio and oil recovery factor in a field in

western Iran. MSc Thesis .Sahand University of Technology. Tabriz. Iran. In Persian

- [21] Awotunde, A. A. (2014). Well placement optimization constrained to minimum well spacing. SPE Latin America and Caribbean Petroleum Engineering Conference, Maracaibo, Venezuela, 1, 325–350. <https://doi.org/10.2118/169272-ms>.