



استفاده از مدل های مبتنی بر منطق فازی به منظور تخمین ضریب بازیافت نفت در پروژه های ازدیاد برداشت و مقایسه با مدل های خطی

احسان برنجکار^{۱*}، فرزاد مرادی^۲

۱- کارشناسی ارشد مهندسی نفت، دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات تهران

۲- کارشناسی ارشد مهندسی نفت، دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم و تحقیقات تهران

*ebrenjkar@gmail.com

ارسال: تیر ماه ۱۴۰۱ پذیرش: مرداد ۱۴۰۱

چکیده

ضریب بازیافت (RF)، در موفقیت مهندسی و اقتصادی هر فاز عملیاتی در فرایند تولید نفت و گاز اهمیت به سزایی دارد. از آنجایی که ارتباط میان متغیرهای ورودی و ضریب بازیافت به صورت پیچیده و غیر خطی می باشد، پیش بینی این متغیر به آسانی امکان پذیر نیست. از سوی دیگر ضریب بازیافت همواره تحت تأثیر متغیرهای زیادی از جمله نوع فرآیند بازیافت، نوع مخزن، خواص سیال، ناهمگنی مخزن، عمق و ضخامت آن می باشد که لازم است در فرایند مدل سازی مد نظر قرار گیرند. متداول ترین و جامع ترین روش در تخمین ضریب بازیافت، آزمایشات انجام شده در محیط آزمایشگاهی یا شبیه سازی های عددی مخزن یا ترکیبی از هر دو این روش ها می باشد که هر کدام به دلیل نیاز به داده ها، شرایط مرزی و اثرات مقیاس محدودیت های خاص خود را دارند. در این مطالعه از مدل های مبتنی بر سیستم استنتاج فازی نوع سوگنو و ممدانی به همراه یک مدل رگرسیونی ساده به منظور تخمین ضریب بازیافت با استفاده از داده های جمع اوری شده از ادبیات تحقیق استفاده گردید. در ادامه عملکرد مدلها بوسیله شاخص های آماری مورد ارزیابی قرار گرفت تا دقیق ترین مدل برای تخمین این فاکتور کلیدی معرفی شود. نتایج بدست آمده ثابت کرد که سیستم فازی ارائه شده در این مقاله عملکرد بهتری نسبت به مدل های رگرسیونی ساده ارائه میکند که میتوان از آن به عنوان یک ابزار مناسب برای تخمین این فاکتور کلیدی استفاده نمود. علاوه بر این نتایج بدست آمده از حساسیت سنجی متغیرها، به درک تأثیر ورودی های مختلف بر روی ضریب بازیافت بسیار کمک میکند.

کلمات کلیدی: ضریب بازیافت، سیستم استنتاج فازی، افزایش برداشت، مدل سازی، تزریق گاز.

۱- مقدمه

روش های ازدیاد برداشت نفت (EOR)^۱ یا بازیافت ثالثیه، معمولاً برای افزایش تولید از مخازنی که از طریق تولید اولیه و ثانویه انجام می شوند، استفاده می شود. هدف از این کار، دستیابی به نفت باقی مانده در مخزن و افزایش عمر تولید مخزن با تزریق حلال ها، گازهای مختلف مانند CO₂ یا استفاده از روش های مختلف تحریک حرارتی می باشد.

¹ Enhanced Oil Recovery

بسته به لیتولوژی، خواص نفت و ویژگی های مخزن، روش های قابل اجرای EOR ممکن است متفاوت باشد. علاوه بر این، بسته به روش EOR اعمال شده، مکانیسم های بازیافت نفت نیز تغییر میکند. بنابراین، معیارهای غربالگری متفاوتی بر اساس آزمایشات انجام شده در محیط آزمایشگاهی و تجربیات میدانی وجود دارد که از طریق آنها کاربردی ترین روش EOR بر اساس شرایط و ویژگی های مخزن و همچنین ویژگی های نفت موجود در آن مخزن، انتخاب می شود [۱].

در میان تمام فرآیندهای ازدیاد برداشت، ازدیاد برداشت بوسیله تزریق گاز CO_2 احتمالاً یکی از محبوب ترین این روش ها میباشد [۲]. در پروژه های ازدیاد برداشت، گاز CO_2 را می توان به طور مداوم یا به صورت متناوب با آب برای کنترل تحرک نفت و جلوگیری از پدیده انگشت گذاری چسبناک^۱ تزریق کرد [۳]. ثابت شده که تزریق CO_2 و آب به صورت متناوب کارآمدتر از اعمال این دو فرآیند به طور جداگانه میباشد و سبب بهبود جابجایی میکروسکوپی و ماکروسکوپی می شود [۴].

CO_2 -EOR از طریق دو مکانیسم اصلی به دست می آید که شامل سیلاب زنی^۲ CO_2 امتزاج پذیر^۳ و غیر قابل امتزاج^۴ میباشد. در فرایند امتزاج پذیری، چه تماس اول و چه تماس چندگانه، تنها در شرایط مساعد ایجاد می شود، جایی که حداقل فشار قابل امتزاج می تواند حاصل شود و سنگ مخزن بتواند چنین فشارهایی را بدون شکست تحمل کند. به طور کلی، گاز CO_2 با اکثر نفت های خام در اولین تماس قابل اختلاط نیست و برای ایجاد امتزاج پذیری نیاز به تماس های متعدد با نفت خام دارد [۴]. تزریق قابل اختلاط گاز CO_2 یک فاز واحد با نفت را تشکیل داده و ویسکوزیته نفت را کاهش می دهد. همچنین، به عنوان یک محرک گاز داخلی^۵ عمل کرده و سبب افزایش حجم سیال مخزن می شود، که همگی منجر به افزایش تحریک پذیری^۶ و بازیافت تدریجی نفت می شود [۵ و ۷].

علیرغم تولید نفت اضافی بیشتر که می توان در مقایسه با سایر روش های EOR به دست آید، CO_2 -EOR امتزاج پذیر ممکن است برای همه مخازن قابل استفاده نباشد. بنابراین، مجموعه ای از معیارهای غربالگری^۷ برای مخازن مناسب برای تزریق گاز امتزاج پذیر توسط نویسندگان مختلف، عمدتاً بر اساس کاربردهای میدانی موفق، پیشنهاد شده است. [۸]، خلاصه خوبی از معیارهای غربالگری ایجاد شده توسط نویسندگان مختلف را ارائه می دهد و مجموعه ای به روز شده متشکل از ۱۴ پارامتر مختلف و محدوده آنها را برای شناسایی مخازن نفتی مناسب برای CO_2 -EOR امتزاج پذیر با استفاده از ذخایر و پایگاه های داده تولیدی پیشنهاد می کند.

فناوری CO_2 -EOR به طور گسترده در حوضه پرمین نیومکزیکو و تگزاس مورد استفاده قرار گرفته است [۹ و ۱۲]. از دیگر نمونه های این فناوری استفاده از CO_2 -EOR در میداین نفتی Weyburn و Midale در حوزه Williston، ساسکاچوان کانادا میباشد. در شرایط اختلاط پذیر و تقریباً قابل اختلاط^۸ در پروژه Weyburn، حدود ۱۳۰ میلیون بشکه اضافی تولید نفت با ۱۳ میلیون تن CO_2 ذخیره گردید [۱۳].

¹ Viscous fingering

² Flooding

³ Miscible

⁴ Immiscible

⁵ Internal gas drive

⁶ Mobility

⁷ Screening criteria

⁸ Near-miscible

ضریب بازیافت (نفت تولید شده/نفت اصلی درجا^۱) یکی از مهمترین معیارهای موفقیت در تمام پروژه های EOR است زیرا تعیین می کند چه مقدار نفت بیشتر تولید می شود. پیشبینی عوامل بازیافت و عدم قطعیت آنها نیز می تواند در تصمیم گیری های تجاری در خصوص برداشت از مخازن مورد استفاده قرار گیرد. پیشبینی ضریب بازیافت آسان نیست زیرا تابعی از پارامترهای دیگر است، مانند خصوصیات مخزن و ناهمگنی آن، خواص سیال، طراحی چاه، فشار تزریق و ترکیب سیال تزریق شده. به عنوان مثال [۱۴]، ضریب بازیافت ۷.۵ درصدی از نفت اصلی درجا را با مقدار تزریق CO_2 معادل با ۳۰ درصد از حجم منافذ هیدروکربنی (HCPV)^۲ در ماسه سنگ و بر^۳ در میدان نفتی Rangely در کلرادو پیشبینی کردند. همچنین، [۱۵] گزارش داد که فاکتور بازیابی واقعی ۴۸٪ پس از تزریق ۴۶٪ HCPV بود. به منظور کاهش عدم قطعیت در ضریب بازیافت پیشبینی شده در مقیاس مخزن، روش های معمول انجام آزمایشات در محیط آزمایشگاهی و فراهم کردن شرایط مخزن و در مقیاس کوچکتر قبل از عملیات در مقیاس بزرگتر بسیار کاربردی است [۱۶]. این رویکرد، اگرچه ممکن است به بسیاری از سوالات پاسخ دهد، اما بسیار پرهزینه و طولانی است. بنابراین، استفاده از روشی کاربردی، چند متغیره، ارزان، سریع و در عین حال دقیق برای برآورد ضرایب بازیافت مطلوبتر است.

در سال های اخیر، روش های یادگیری ماشین^۴ به دلیل توانایی آنها در تقریب موفقیت آمیز توابع پیچیده و غیر خطی، که در آن روابط ورودی و خروجی از نظر ریاضی دشوار است، در علوم مهندسی محبوبیت بالایی پیدا کرده است. یکی از این روش ها، استنتاج فازی یا منطق فازی است. منطق فازی که برای اولین بار توسط [۱۷] ارائه شد، یک استدلال احتمالی زبانی و چند ارزشی برای بیان حالات مختلف از متغیرها را بیان میکند. استدلال زبانی امکان نمایش محدوده های مقادیر بوسیله عبارات را فراهم می کند. از سوی دیگر، ویژگی چند ارزشی هر متغیر ما را قادر می سازد تا بیش از یک تابع برای نشان دادن محدوده ارزش ورودی ها در نظر بگیریم. این واقعیت که منطق فازی می تواند حقیقت جزئی یا عدم قطعیت دنیای واقعی را کنترل کند، آن را در مقایسه با بسیاری از روش های یادگیری ماشین مانند شبکه های عصبی مصنوعی (ANN) انعطاف پذیرتر و شفاف تر می کند. همچنین، سیستم های مبتنی بر منطق فازی، شرایط را برای درک سیستم هایی که نامشخص یا تا حدی شناخته شده اند، سازگارتر، بصری تر و قابل پیشبینی تر می کند. بنابراین، با توجه به عدم قطعیت فرآیندهای مخزن، منطق فازی به عنوان یک روش مناسب برای اهداف مورد نظر در تقریب متغیرها، برجسته میکند.

منطق فازی در مطالعات مختلف زمین شناسی و مهندسی مخازن از پیشبینی خواص مخزن از نمودارهای چاه [۱۸] تا پیشبینی حداقل فشار امتزاج پذیری (MMP) برای فرآیندهای تزریق گاز [۱۹-۲۰] و پیش بینی مدول الاستیک سنگ های دست نخورده [۲۱] استفاده شده است. همچنین برای انتخاب روشهای مناسب و قابل استفاده EOR [۲۲] و برای غربالگری EOR در مخازن بدون شکستگی [۲۳] استفاده شده است. با این حال در مطالعات انجام شده، به جز مواردی همچون [۲۴]، روش های آموزش ماشین را به عنوان یک ابزار پیش بینی کننده برای تخمین ضرایب بازیافت CO_2 -EOR قابل اختلاط چندان مورد بررسی قرار نداده اند. در این مطالعه، از منطق فازی برای پیش بینی فاکتورهای بازیافت گذشته با بهره گیری از اطلاعات جمع اوری شده از مقالات استفاده شده است و نتایج بدست آمده با مدل مرسوم رگرسیونی مقایسه گردید. با توجه به محدودیت اطلاعات میدانی در این زمینه، ۲۴ نمونه اطلاعات از مطالعه [۲۴] جمع اوری گردید و به منظور توسعه مدلها مورد استفاده قرار گرفت. با این حال، با وجود پیچیدگی و وابستگی ضریب بازیافت به متغیرهای مختلف، مدل های توسعه داده شده قابلیت پیش بینی معقولی را برای مشاهدات میدانی از خود

¹ Original oil in place

² Hydrocarbon pore volume

³ Weber Sandstone

⁴ Machine learning methods

⁵ Well logs

⁶ Intact rocks

نشان دادند. نتایج بدست آمده از این مطالعه میتواند به عنوان یک ابزار تقریبی، به منظور تخمین ضرایب بازیافت عملیات $\text{CO}_2\text{-EOR}$ قابل اختلاط در مخازن در نظر گرفته شود.

۲- سیستم استنتاج فازی - عصبی سازگار (Adaptive network-based fuzzy inference system)

سیستم استنتاج فازی-عصبی^۱ (ANFIS) ترکیبی از شبکه‌های عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج فازی Takagi and Sugeno (۱۹۸۵) [۲۵] میباشد. مدل ANFIS، یک مدل غیرخطی با ساختاری متشکل از قوانین فازی است که قدرت تحلیل غیرقطعی و مبهم استنتاج فازی را با توانایی یادگیری و تطبیق شبکه‌های عصبی مصنوعی ترکیب کرده است تا بتواند براساس داده‌های آموزشی، یک ارتباط غیرخطی و یک سیستم استنتاج فازی برای پیش‌بینی متغیر هدف از روی متغیرهای مستقل تطبیق دهد [۲۶]. سیستم‌های پایه فازی قابلیت درک ارتباط پیچیده میان متغیرهای ورودی و خروجی را دارا میباشند و میتوانند یک راه حل تقریبی مناسب را برای مسائل گوناگون ارائه کنند. با اینحال استفاده از این روش زمانی موثر است که داده‌های کافی فراهم باشد [۲۷]. برتری ANFIS نسبت به شبکه‌های عصبی مصنوعی در توانایی بیان عدم قطعیت است. همچنین، برخلاف شبکه‌های عصبی مصنوعی که به صورت یک جعبه سیاه^۲ عمل میکنند و یک رابطه پیچیده و غیر بدیهی میان متغیرهای ورودی و خروجی تشکیل می‌دهد، خروجی‌های مدل ANFIS قوانین فازی تعریف شده میان ورودی‌ها و خروجی خواهد بود.

مطابق با شکل ۱، ساختار ANFIS از پنج لایه تشکیل شده است که در هر یک از این لایه‌ها عملیات مشخصی انجام می‌شود تا در نهایت، یک مدل متشکل از قوانین فازی ایجاد شود. در ادامه هر یک از این لایه‌ها توضیح داده شده اند.

- لایه اول: متغیرهای ورودی با توجه به توابع عضویت از پیش مشخص شده، در لایه اول فازی می‌شوند. رابطه ۱ عملیات فازی سازی برای دو ورودی x_1 و x_2 به ANFIS را نشان می‌دهد.

$$O_{11} = \mu_{A1}(x_1), O_{12} = \mu_{A2}(x_2), O_{13} = \mu_{B1}(x_1), O_{14} = \mu_{B2}(x_2), \quad (1)$$

که در این رابطه، مقادیر O_{1i} خروجی i ام لایه اول از شبکه میباشد. این خروجی‌ها، درجه عضویت هر یک از ورودی‌ها را در توابع عضویت در نظر گرفته شده نشان می‌دهند. به طور مثال، $\mu_{A1}(x_1)$ درجه عضویت متغیر ورودی x_1 را در تابع عضویت $A1$ را نشان می‌دهد [۲۸]. یکی از انواع پرکاربرد این توابع، تابع عضویت گوسی میباشد که اعمال این تابع عضویت بر روی داده‌ها و خروجی تولید شده از آن به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$O_{1i} = \mu(u) = \left(-\frac{1}{2} \frac{(U-C)^2}{\sigma^2} \right) \quad (2)$$

- در این رابطه، C مرکز تابع عضویت گوسی میباشد، O_{1i} خروجی لایه اول و σ پهنا (واریانس) می‌باشد [۲۹].
- لایه دوم: خروجی‌های لایه اول که درجات عضویت هستند، در لایه دوم متناظر با قوانین تعریف شده در یکدیگر ضرب می‌شوند. هدف از این عملیات تعیین میزان تاثیر قوانین موردنظر در تابع خروجی میباشد. این عملیات در رابطه زیر نشان داده شده است:

$$O_{2i} = W_i = \mu_{A_i}(x_1) \mu_{B_i}(x_2) \quad i = 1, 2 \quad (3)$$

- که در این رابطه، O_{2i} خروجی‌های لایه دوم ANFIS هستند و به عنوان وزن هریک از قوانین شناخته می‌شوند.
- لایه سوم: مقادیر وزن‌های محاسبه شده برای قوانین، در لایه سوم نرمال می‌شوند و میزان اهمیت نسبی هر یک از قوانین در تابع خروجی تعیین میگردد. رابطه زیر، بیان محاسباتی عملیات این لایه را به نمایش می‌گذارد.

$$O_{3i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad i = 1, 2, \dots \quad (4)$$

¹ Adaptive neuro fuzzy inference system

^۲- Black box

- لایه چهارم: لایه چهارم یا لایه تابع، متناظر با تعداد قوانین بوجود آمده یک تابع چندجمله‌ای از ورودی‌ها را تشکیل می‌دهد که مطابق با رابطه زیر، در وزن به دست آمده برای قانون مورد نظر ضرب می‌شود.

$$O_{4i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (a_i x_1 + b_i x_2 + c_i) \quad (5)$$

- لایه پنجم: خروجی شبکه به صورت میانگین وزن دار خروجی قوانین، در لایه پنجم محاسبه می‌گردد. رابطه زیر محاسبات مربوط به این مراحل را نشان می‌دهد.

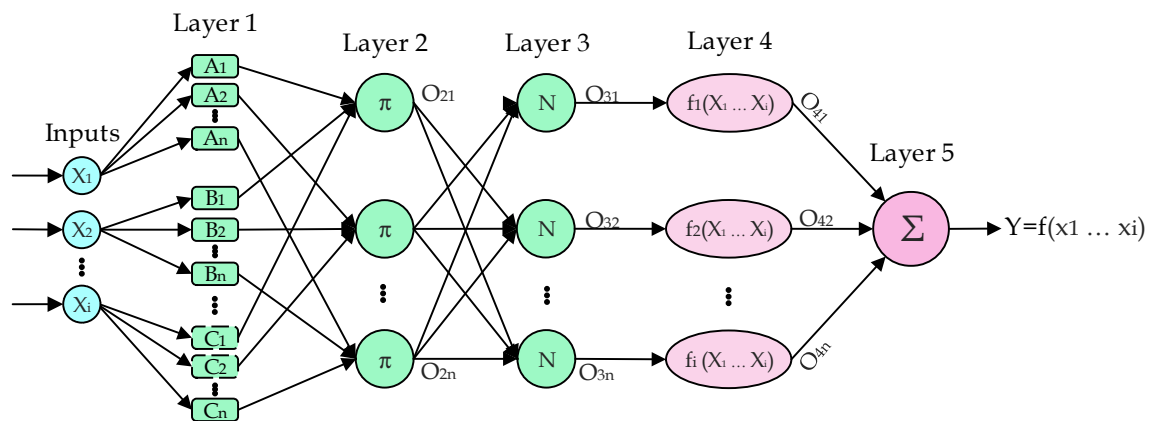
$$O_5 = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (6)$$

جایی که O_{4i} ، خروجی لایه چهارم و O_5 خروجی لایه پنجم می‌باشد [۲۸]. در زیر نمونه‌ای از قواعد فازی میان دو متغیر ورودی و یک متغیر خروجی ارائه شده است:

IF x_1 is A_1 AND x_2 is B_1 THEN $y = a_1 x_1 + b_1 x_2 + c_1$

IF x_1 is A_2 AND x_2 is B_2 THEN $y = a_2 x_1 + b_2 x_2 + c_2$

که در این قوانین، بخش اول (IF) بخش شرط و بخش دوم بخش (THEN) بخش تالی نامیده می‌شود. عبارت‌های A و B بیان‌کننده توابع عضویت بوده و مقادیر a، b و c پارامترهای تنظیمی مدل هستند که در حین فرایند آموزش بهینه می‌شوند [۳۰]. مقادیر این پارامترها تاثیر به سزایی در عملکرد شبکه دارند، بنابراین نیاز است تا در یک فرایند بهینه سازی مقادیر مناسبی برای آنها تنظیم شود [۲۹].



شکل ۱- ساختار ANFIS با i ورود و n قانون استنتاجی

پایگاه دانش یکی از مهم ترین بخش ها در فرآیند استنتاج فازی است. این بخش شامل تعریف متغیرهای ورودی و خروجی زبانی، تعریف توابع عضویت فازی و همچنین مجموعه ای از قوانین مربوط به سیستم در حال توسعه میباشد. در شکل ۲، به صورت گرافیکی معماری کلی سیستم های استنتاج فازی نشان داده شده است. بخش های اصلی عملیات سیستم فازی شامل فازی ساز^۱، موتور استنتاج^۲ و غیر فازی کننده^۳ هستند. پایگاه دانش (قوانین پایه)^۴، که یکی از مهمترین جنبه های منطق فازی است، شامل قوانین و پایگاه داده است که هر دو بخش فازی ساز و سیستم استنتاج را تقویت می کنند. قوانین پایه شامل قوانین IF-THEN فازی است، در حالی که پایگاه داده توابع عضویت مجموعه های فازی مورد استفاده در قوانین را تعریف می کند. فازی ساز، ورودی واضح را با استفاده از توابع عضویت به متغیرهای زبانی تبدیل می کند که سپس توسط سیستم استنتاج فازی و با استفاده از قوانین IF-THEN به

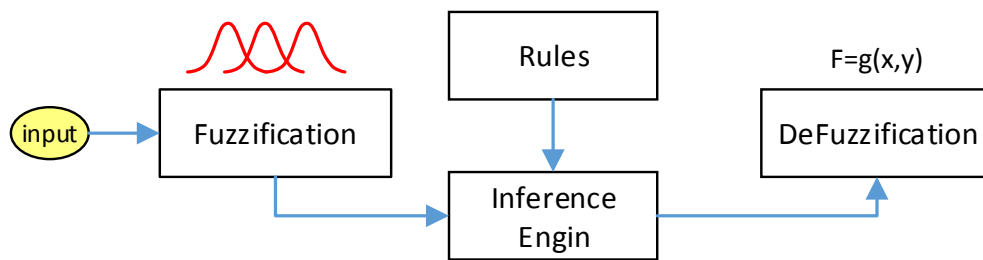
¹ Fuzzifier

² Inference engine

³ Defuzzifier

⁴ Rule base

خروجی‌های فازی تبدیل می‌شوند. خروجی‌های فازی انباشته شده توسط بخش غیر فازی کننده با استفاده از توابع عضویت مشابه با توابع استفاده شده توسط فازی ساز به مقادیر غیر زبانی تبدیل می‌شوند. بخش غیر فازی کننده با روش‌های مختلفی مانند مرکز، نیمساز^۲ و میانگین حداکثر^۳ به دست می‌آید [۲۳].



شکل ۲- شمایی گرافیکی از معماری کلی سیستم‌های استنتاج فازی

در این مطالعه، از تولباکس فازی در نرم افزار متلب برای ساخت دو نوع سیستم فازی ممدانی و سوگنو استفاده گردید. همچنین از توابع گوسی و مثلثی به ترتیب برای ورودی‌ها و خروجی استفاده گردید.

۳- پایگاه داده مورد استفاده:

در حالت ایده‌آل، هر مدل پیش‌بینی کننده باید ترجیحاً حاوی تمام پارامترهای مؤثر بر خروجی باشد. با این حال، این تقریباً غیرممکن است، زیرا همه پارامترهای حاکم بر رفتار سیستم را نمی‌توان شناخت و برخی از این پارامترها ممکن است آنقدر پیچیده باشند که مقادیر آنها قابل اندازه‌گیری نباشد. با این وجود، باید منطقی در پس انتخاب پارامترهای توصیفی وجود داشته باشد. در این بخش، منطق پشت پارامترهای انتخاب شده معرفی می‌شود.

ضریب بازیافت مستقیماً به موفقیت یا عدم موفقیت یک عملیات میدانی مرتبط است. بنابراین، فرآیند انتخاب پارامترهای ورودی برای پیش‌بینی ضریب بازیافت باید بر اساس یک تئوری و تأثیرات مختلف مشاهده شده این پارامترها بر موفقیت عملیات میدانی باشد. در این راستا، باید یک ارتباط قوی بین معیارهای غربالگری CO_2 -EOR امتزاج پذیر و ورودی‌های انتخاب شده برای پیش‌بینی ضریب بازیافت وجود داشته باشد. علاوه بر این، پارامترهای ورودی انتخاب شده باید گستره‌ای از متغیرهای مهم از دسته‌های مختلف را نشان دهد. به عنوان مثال، مدلی که تنها بر خواص سیال متکی است ممکن است موفق نباشد. بنابراین پارامترهای ورودی از سه دسته مختلف در این کار انتخاب شدند که شامل خواص سنگ و مخزن (تخلخل، نفوذپذیری، لیتولوژی، عمق و اشباع نفت پس از سیلاب زنی)، خواص سیال (چگالی نفت API) و پارامترهای عملیاتی (HCPV) بودند.

تخلخل و نفوذپذیری از ویژگی‌های سنگ مخزن هستند که بر ذخیره و انتقال سیال تأثیر می‌گذارند. ثابت شده است که تخلخل یک متغیر مهم اثر گذار است و مقادیر این متغیر باید بین ۳ تا ۳۷ درصد باشد تا یک مخزن کاندید CO_2 -EOR قابل اختلاط باشد [۸]. با این حال، در مد نظر قرار دادن نفوذپذیری به عنوان یک معیار غربالگری، اختلاف نظر وجود دارد زیرا محدوده نفوذپذیری در یک عملیات موفقیت آمیز بسیار بزرگ است (۱-۴۵۰۰ md) [۸]. با این حال، ضخامت و نفوذپذیری توسط برخی از نویسندگان به عنوان یک معیار مهم در نظر گرفته می‌شود [۳۱]. در این مطالعه به دلیل عدم موجود بودن اطلاعات ضخامت از آن صرف نظر شده است. همچنین عمق به عنوان یک معیار برای بررسی دما در نظر گرفته می‌شود و چگالی API برای بررسی خواص سیال مد نظر قرار می‌گیرد [۲۴].

¹ Centroid

² Bisector

³ Mean of maximum

لیتولوژی ممکن است از طریق تاثیر بر روی ترشوندگی^۱، اختلاف نفوذپذیری نسبی^۲ و اشباع^۳ها بر روی ضریب بازیافت موثر باشد. لیتولوژی همچنین ممکن است بر بازیابی متغیر S_{row} پس از سیلاب زنی نیز تاثیر بگذارد. نویسنده مقاله [۳۲]، بر اساس بررسی ادبیات تحقیق، اشاره کرد که ضرایب بازیافت برای مخازن کربناته^۴ نسبت به مخازن آواری^۵ بزرگتر است. همچنین نویسنده اضافه میکند که با مساوی بودن همه عوامل دیگر، هرچه S_{row} یک مخزن بزرگتر باشد، ضریب بازیابی آن نیز بیشتر است. بنابراین، هر دو متغیر لیتولوژی و S_{row} به عنوان ورودی بایستی در نظر گرفته شوند.

در نهایت، پارامتر عملیاتی HCPV به عنوان ورودی در نظر گرفته شد. به طور کلی، هر چه HCPV تجمعی گاز CO_2 تزریق شده در یک مخزن بزرگتر باشد، ضریب بازیافت از آن مخزن نیز بیشتر است. به طور متوسط، برای مقادیر بیشتری از تزریق گاز S_{row} در شرایط امتزاج پذیر، عوامل بازیابی از کربنات ها بزرگتر است [۳۲]. بنابر این، با توجه به تأثیرات بالقوه این پارامتر بر ضریب بازیافت، بایستی به عنوان پارامترهای ورودی در مدل سازی در نظر گرفته شود.

با توجه به وجود محدودیت در جمع اوری اطلاعات، از اطلاعات ارائه شده در مقاله [۲۴] برای توسعه مدل های تخمین گر استفاده گردید. نویسنده مقاله [۲۴]، سه پایگاه داده اصلی را برای ایجاد یک پایگاه دانش ورودی-خروجی استفاده کرده که شامل پایگاه داده جامع منابع (CRD)^۶ [۳۳]، گزارشات مجله نفت و گاز و بررسی ادبیات تحقیق مربوط به عملکرد CO_2 -EOR در پروژه های مختلف می باشد [۳۲].

در جدول ۱، داده های ورودی و خروجی جمع آوری شده به منظور مدل سازی فازی ضرایب بازیافت ارائه شده است. همچنین نمودار همبستگی میان متغیرها، در شکل ۳ نمایش داده شده است که از طریق آن میتوان ارتباط و شدت ارتباط میان متغیرها را به خوبی نمایش داد. در این جدول متغیرهای مساله شامل لیتولوژی، ضریب بازیافت (RF)، حجم منافذ هیدروکربنی تزریق شده CO_2 (HCPV)، اشباع نفت باقی مانده پس از سیلاب زنی و در شروع تزریق گاز CO_2 (S_{row})، عمق مخزن (Depth)، تخلخل (Porosity) و تراوایی (Permeability) و چگالی سیال مخزن (API) می باشد.

جدول ۱- متغیرهای مورد استفاده به منظور توسعه مدلها [۲۴].

Lithology	API Gravity	HCPV (%)	Porosity (%)	Permeability (md)	Depth (ft)	Sorw (%)	RF (%)
ماسه سنگ	۳۹	-	۲۳	۹۰	۱۰۷۵۰	۴۴	۱۸.۴
ماسه سنگ و دولمیت	۳۸	۱۶	۱۲	۲۲	۴۵۵۰	۳۶	۲.۰
ماسه سنگ	۳۵	۱۸	۱۳	۴۴	۹۴۰۰	-	۲.۸
ماسه سنگ	۴۲	۵۹	۱۶	۲۵	۶۲۰۰	۷۵	۶.۷
سنگ آهک	۴۰	-	۱۳	۶	۶۸۰۰	۴۵	۱۱.۰
ماسه سنگ	۴۰	-	۲۳	۳۰	۲۶۸۰	۴۹	۱.۰
دولمیت	۳۲	۲۴	۱۰	۵	۵۷۰۰	۴۵	۱۴.۰
دولمیت	۲۹	۵۵	۹	۲۰	۴۰۰۰	۳۴	۱۵.۰
ماسه سنگ	۳۷	۲۱	۱۶	۳۷	۲۶۰۰	۲۶	۴.۳
سنگ آهک	۴۲	-	۱۰	۱۷۰	۶۷۰۰	۳۵	۴.۰
سنگ آهک	۳۹	۳۵	۲۰	۱۲	۶۳۰۰	۸۹	۶.۰
دولمیت	۳۵	۵۸	۱۲	۶۰	۵۳۰۰	۳۵	۱۳.۷

¹ Wettability

² Relative permeability differences

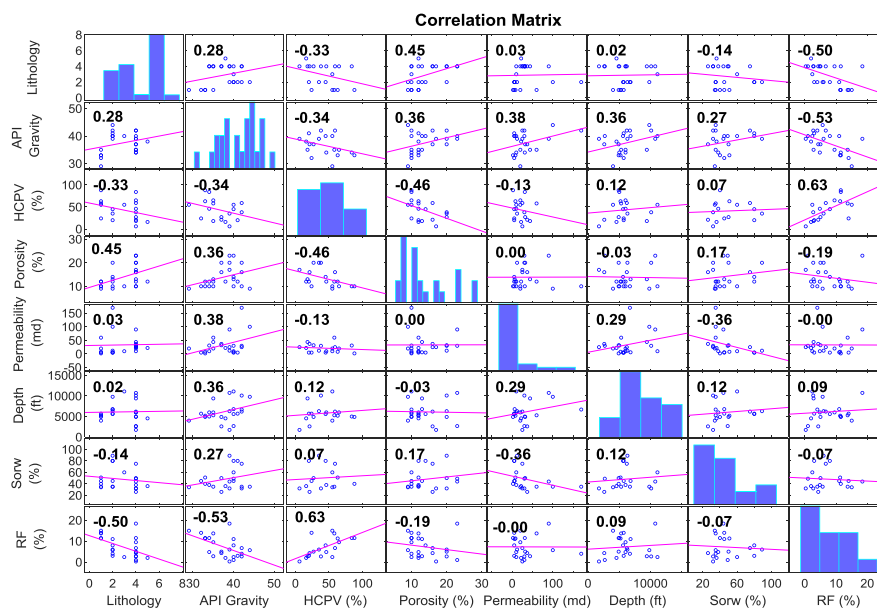
³ Saturations

⁴ Carbonate reservoirs

⁵ Clastic reservoirs

⁶ Comprehensive Resource Database

دولمیت	۳۳	۸۸	۱۰	۲	۴۹۰۰	۴۰	۱۱.۵
ماسه سنگ	۳۷	۲۷	۲۰	۳۲	۴۹۰۰	۵۰	۵.۰
دولمیت	۳۳	۶۳	۱۲	۸	۵۲۰۰	۵۱	۱۱.۳
سنگ آهک	۴۴	-	۹	۱۰۰	۹۸۰۰	۳۵	۵.۷
سنگ آهک	۴۱	۲۰	۱۲	۵	۵۷۰۰	۸۰	۳.۰
سنگ آهک	۴۰	۴۵	۱۴	۵	۵۶۰۰	۸۰	۸.۰
سنگ آهک و دولمیت	۴۰	۵۵	۱۰	۱۰	۱۱۱۰۰	۶۰	۲.۴
ماسه سنگ	۳۴	۸۴	۱۰	۳۱	۵۰۰۰	-	۱۱.۵
ماسه سنگ	۳۹	۶	۱۷	۲۵	۱۷۵۰	۳۲	۰.۳
ماسه سنگ	۳۵	۶۵	۱۰	۲۰	۶۰۰۰	-	۹.۵



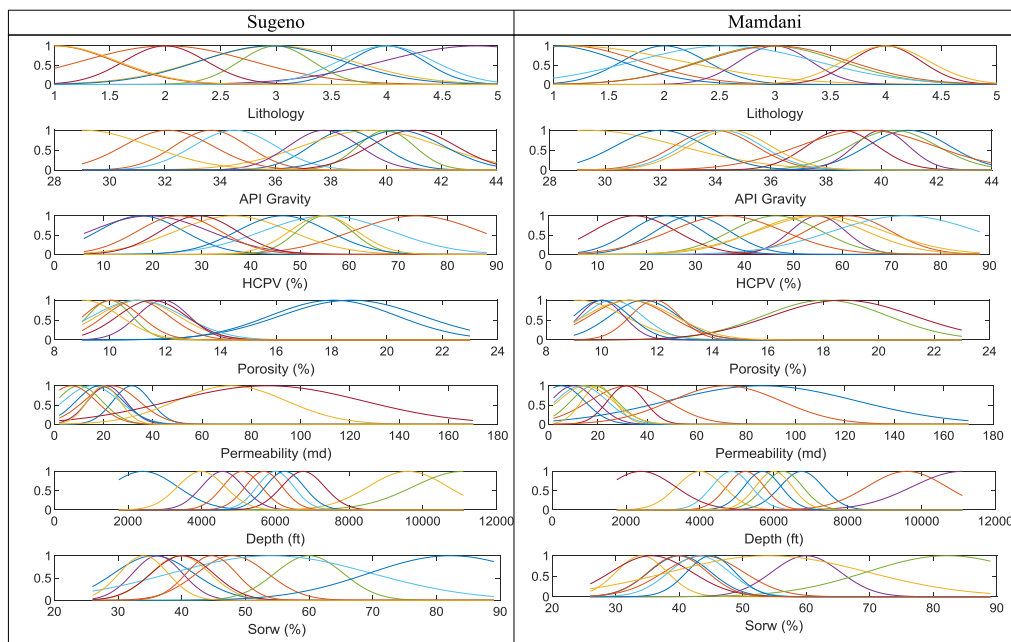
شکل ۳- ماتریکس همبستگی متغیرهای مدل سازی

۴- توسعه مدل

برخی از محققین اهمیت انتخاب معیارهای غربالگری موثر بر عملکرد CO₂-EOR را بسیار به سزا دانستند [۱] و [۸]. این موارد سبب شده تا لزوم به کارگیری مدل‌های قدرتمند و دقیق برای پیش‌بینی این فاکتور حیاتی بسیار پر اهمیت شود. با توجه به محدود بودن اطلاعات موجود در این زمینه، ۲۴ نمونه داده از مراجع جمع‌آوری گردید و در فرایند مدل‌سازی مورد استفاده قرار گرفت. برای این منظور ۱۹ مورد از این نمونه‌ها برای ساخت مدل‌ها و ۵ مورد از آنها برای آزمایش توانایی پیش‌بینی مورد استفاده قرار گرفت. در طراحی یک سیستم پایه فازی، انتخاب تعداد مناسب قوانین بسیار پر اهمیت است، به طوری که انتخاب تعداد زیادی قواعد باعث پیچیده شدن سیستم می‌شود و انتخاب تعداد پایین سبب ایجاد یک سیستم فازی ضعیف می‌شود که اهداف یک مدل‌سازی را تامین نمی‌کند. تعیین قوانین فازی با تقسیم زو‌ج‌های ورودی-خروجی به دسته‌های مختلف (خوشه بندی) و اختصاص یک قانون فازی به هر دسته، تعریف می‌شود [۳۴]. در این مطالعه برای تخمین ضریب بازیافت، از دو سیستم استنتاج فازی نوع ممدانی و سوگنو با ۱۰ قانون فازی استفاده گردید. همچنین، از الگوریتم پس انتشار خطا^۱ برای یادگیری سیستم پایه فازی استفاده گردید. در فرایند یادگیری یک سیستم فازی، نخست پارامترهای توابع عضویت و ضرایب چندجمله‌ای مقداردهی اولیه می‌شوند و سپس در هر تکرار سعی می‌گردد تا متناسب با مقدار خطای مشاهده شده تنظیم شوند. پس از حصول مدل پایه فازی بهینه، از آن به منظور استنتاج از داده‌های

¹ Backpropagation

مجموعه تست استفاده می شود. شکل ۴، توابع عضویت اختصاص داده شده به متغیرها را برای سیستم های ممدانی و سوگنو توسعه داده شده نمایش می دهد.



شکل ۴- شمایی از توابع عضویت سیستم های فازی توسعه داده شده

از قوانین فازی IF-THEN، برای تولید خروجی های مختلف بر اساس متغیرهای ورودی با استفاده از عملگرهای تجمع، AND، OR و NOT استفاده می شود. ایجاد قوانین همزمان با آموزش مدل فازی انجام شد. هدف از آموزش مدل، به حداقل رساندن خطای پیش بینی میباشد. تفاوت عمده این مقاله با برخی مطالعات انجام شده در این زمینه استفاده از دو نوع سیستم ممدانی و سوگنو برای توسعه مدلها میباشد. همچنین استفاده از یک فرایند آموزشی برای تنظیم پارامترهای مدل به جای سعی و خطا و مقایسه نتایج بدست آمده با یک مدل رگرسیون ساده، وجه تمایز دیگر این مطالعه میباشد. در شکل های ۵ و ۶ قوانین بدست آمده از دو مدل ممدانی و سوگنو در محیط نرم افزار متلب نمایش داده شده است. همچنین در شکل های ۷ و ۸، مجموع ضریب بازیافت غیر فازی شده برای مجموعه ای از مقادیر ورودی در دو سیستم ممدانی و سوگنو توسعه داده شده نمایش داده شده است.

```

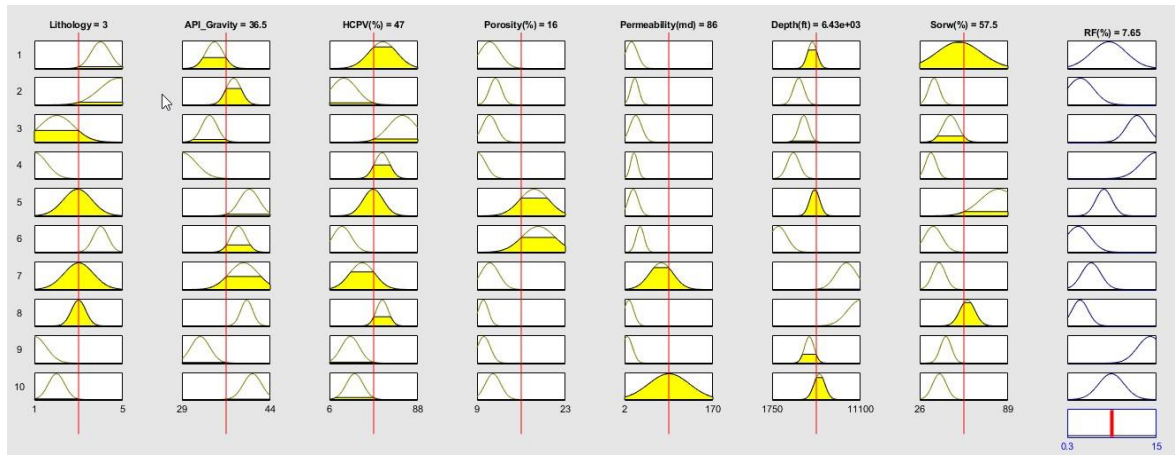
1. If (Lithology is in1cluster1) and (API_Gravity is in2cluster1) and (HCPV(%) is in3cluster1) and (Porosity(%) is in4cluster1) and (Permeability(md) is in5cluster1) and (Depth(ft) is in6cluster1) and (Sorw(%) is in7cluster1) then (RF(%) is out1cluster1) (1)
2. If (Lithology is in1cluster2) and (API_Gravity is in2cluster2) and (HCPV(%) is in3cluster2) and (Porosity(%) is in4cluster2) and (Permeability(md) is in5cluster2) and (Depth(ft) is in6cluster2) and (Sorw(%) is in7cluster2) then (RF(%) is out1cluster2) (1)
3. If (Lithology is in1cluster3) and (API_Gravity is in2cluster3) and (HCPV(%) is in3cluster3) and (Porosity(%) is in4cluster3) and (Permeability(md) is in5cluster3) and (Depth(ft) is in6cluster3) and (Sorw(%) is in7cluster3) then (RF(%) is out1cluster3) (1)
4. If (Lithology is in1cluster4) and (API_Gravity is in2cluster4) and (HCPV(%) is in3cluster4) and (Porosity(%) is in4cluster4) and (Permeability(md) is in5cluster4) and (Depth(ft) is in6cluster4) and (Sorw(%) is in7cluster4) then (RF(%) is out1cluster4) (1)
5. If (Lithology is in1cluster5) and (API_Gravity is in2cluster5) and (HCPV(%) is in3cluster5) and (Porosity(%) is in4cluster5) and (Permeability(md) is in5cluster5) and (Depth(ft) is in6cluster5) and (Sorw(%) is in7cluster5) then (RF(%) is out1cluster5) (1)
6. If (Lithology is in1cluster6) and (API_Gravity is in2cluster6) and (HCPV(%) is in3cluster6) and (Porosity(%) is in4cluster6) and (Permeability(md) is in5cluster6) and (Depth(ft) is in6cluster6) and (Sorw(%) is in7cluster6) then (RF(%) is out1cluster6) (1)
7. If (Lithology is in1cluster7) and (API_Gravity is in2cluster7) and (HCPV(%) is in3cluster7) and (Porosity(%) is in4cluster7) and (Permeability(md) is in5cluster7) and (Depth(ft) is in6cluster7) and (Sorw(%) is in7cluster7) then (RF(%) is out1cluster7) (1)
8. If (Lithology is in1cluster8) and (API_Gravity is in2cluster8) and (HCPV(%) is in3cluster8) and (Porosity(%) is in4cluster8) and (Permeability(md) is in5cluster8) and (Depth(ft) is in6cluster8) and (Sorw(%) is in7cluster8) then (RF(%) is out1cluster8) (1)
9. If (Lithology is in1cluster9) and (API_Gravity is in2cluster9) and (HCPV(%) is in3cluster9) and (Porosity(%) is in4cluster9) and (Permeability(md) is in5cluster9) and (Depth(ft) is in6cluster9) and (Sorw(%) is in7cluster9) then (RF(%) is out1cluster9) (1)
10. If (Lithology is in1cluster10) and (API_Gravity is in2cluster10) and (HCPV(%) is in3cluster10) and (Porosity(%) is in4cluster10) and (Permeability(md) is in5cluster10) and (Depth(ft) is in6cluster10) and (Sorw(%) is in7cluster10) then (RF(%) is out1cluster10) (1)
    
```

شکل ۵- شمایی از قوانین فازی بدست آمده برای سیستم فازی ممدانی

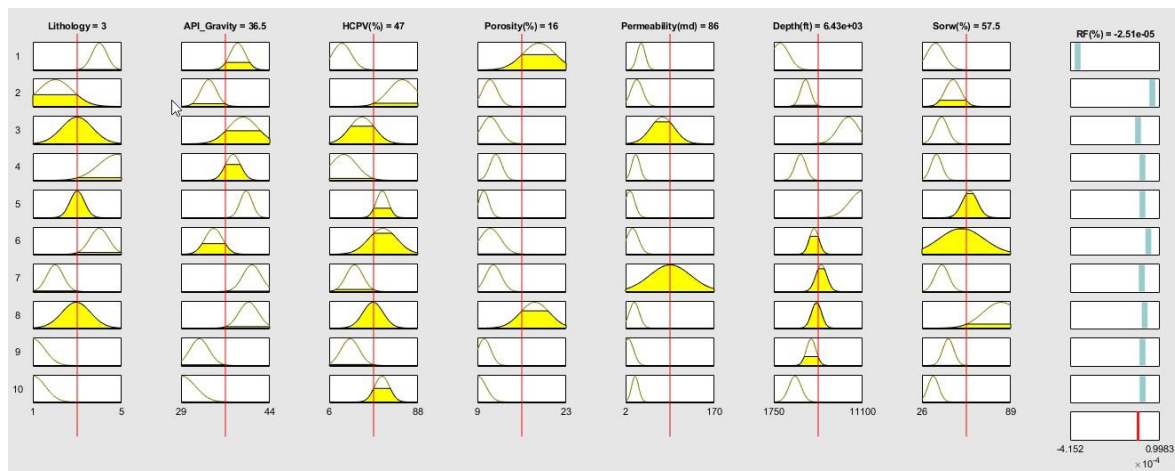
```

1. If (Lithology is in1cluster1) and (API_Gravity is in2cluster1) and (HCPV(%) is in3cluster1) and (Porosity(%) is in4cluster1) and (Permeability(md) is in5cluster1) and (Depth(ft) is in6cluster1) and (Sorw(%) is in7cluster1) then (RF(%) is out1cluster1) (1)
2. If (Lithology is in1cluster2) and (API_Gravity is in2cluster2) and (HCPV(%) is in3cluster2) and (Porosity(%) is in4cluster2) and (Permeability(md) is in5cluster2) and (Depth(ft) is in6cluster2) and (Sorw(%) is in7cluster2) then (RF(%) is out1cluster2) (1)
3. If (Lithology is in1cluster3) and (API_Gravity is in2cluster3) and (HCPV(%) is in3cluster3) and (Porosity(%) is in4cluster3) and (Permeability(md) is in5cluster3) and (Depth(ft) is in6cluster3) and (Sorw(%) is in7cluster3) then (RF(%) is out1cluster3) (1)
4. If (Lithology is in1cluster4) and (API_Gravity is in2cluster4) and (HCPV(%) is in3cluster4) and (Porosity(%) is in4cluster4) and (Permeability(md) is in5cluster4) and (Depth(ft) is in6cluster4) and (Sorw(%) is in7cluster4) then (RF(%) is out1cluster4) (1)
5. If (Lithology is in1cluster5) and (API_Gravity is in2cluster5) and (HCPV(%) is in3cluster5) and (Porosity(%) is in4cluster5) and (Permeability(md) is in5cluster5) and (Depth(ft) is in6cluster5) and (Sorw(%) is in7cluster5) then (RF(%) is out1cluster5) (1)
6. If (Lithology is in1cluster6) and (API_Gravity is in2cluster6) and (HCPV(%) is in3cluster6) and (Porosity(%) is in4cluster6) and (Permeability(md) is in5cluster6) and (Depth(ft) is in6cluster6) and (Sorw(%) is in7cluster6) then (RF(%) is out1cluster6) (1)
7. If (Lithology is in1cluster7) and (API_Gravity is in2cluster7) and (HCPV(%) is in3cluster7) and (Porosity(%) is in4cluster7) and (Permeability(md) is in5cluster7) and (Depth(ft) is in6cluster7) and (Sorw(%) is in7cluster7) then (RF(%) is out1cluster7) (1)
8. If (Lithology is in1cluster8) and (API_Gravity is in2cluster8) and (HCPV(%) is in3cluster8) and (Porosity(%) is in4cluster8) and (Permeability(md) is in5cluster8) and (Depth(ft) is in6cluster8) and (Sorw(%) is in7cluster8) then (RF(%) is out1cluster8) (1)
9. If (Lithology is in1cluster9) and (API_Gravity is in2cluster9) and (HCPV(%) is in3cluster9) and (Porosity(%) is in4cluster9) and (Permeability(md) is in5cluster9) and (Depth(ft) is in6cluster9) and (Sorw(%) is in7cluster9) then (RF(%) is out1cluster9) (1)
10. If (Lithology is in1cluster10) and (API_Gravity is in2cluster10) and (HCPV(%) is in3cluster10) and (Porosity(%) is in4cluster10) and (Permeability(md) is in5cluster10) and (Depth(ft) is in6cluster10) and (Sorw(%) is in7cluster10) then (RF(%) is out1cluster10) (1)
    
```

شکل ۶- شمایی از قوانین فازی بدست آمده برای سیستم فازی سوگنو



شکل ۷- مجموع ضریب بازیافت غیر فازی شده برای مجموعه ای از مقادیر ورودی (سیستم فازی ممدانی)



شکل ۸- مجموع ضریب بازیافت غیر فازی شده برای مجموعه ای از مقادیر ورودی (سیستم فازی سوگنو)

۵- قابلیت پیش بینی مدل فازی

به منظور بررسی میزان خطای مدلها، از شاخص های آماری ضریب رگرسیون، ضریب تعیین و خطای میانگین مربعات استفاده شد که نتایج آن برای دو بخش آموزش و آزمایش، در جدول ۲ ارائه شده است. همچنین در جدول ۳، به مقایسه مقادیر پیش بینی شده و مقادیر واقعی در پایگاه داده به ترتیب برای مجموعه های آموزش و آزمایش پرداخته شده است.

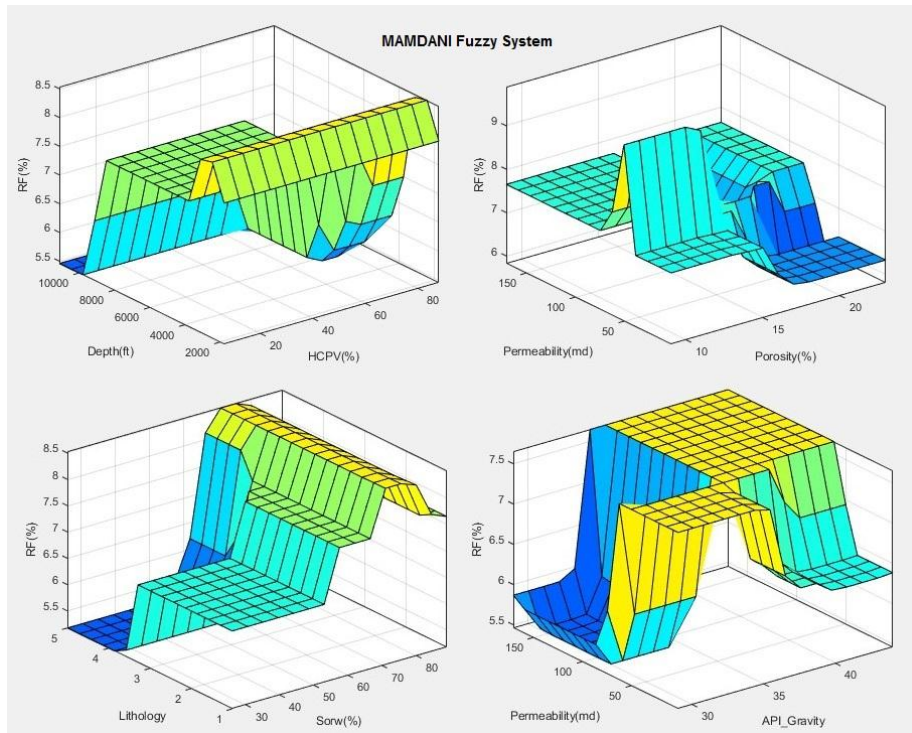
جدول ۲- نتایج آماری بدست آمده از ارزیابی عملکرد مدلها

نام مدل	مجموعه داده	R	R^2	MSE
ANFIS (Mamdani)	آموزش	۰.۸۷	۰.۷۲	۵.۹۷
	آزمایش	۰.۵۴	۰.۲۸	۲۳.۹۷
ANFIS (Sugeno)	آموزش	۰.۹۹	۰.۹۶	۰.۶۶
	آزمایش	۰.۸۲	۰.۵۷	۱۴.۴۶
Linear Regression	آموزش	۰.۶۳	۰.۲۶	۱۵.۶۵
	آزمایش	۰.۳۶	۰.۰۶	۳۱.۵۳

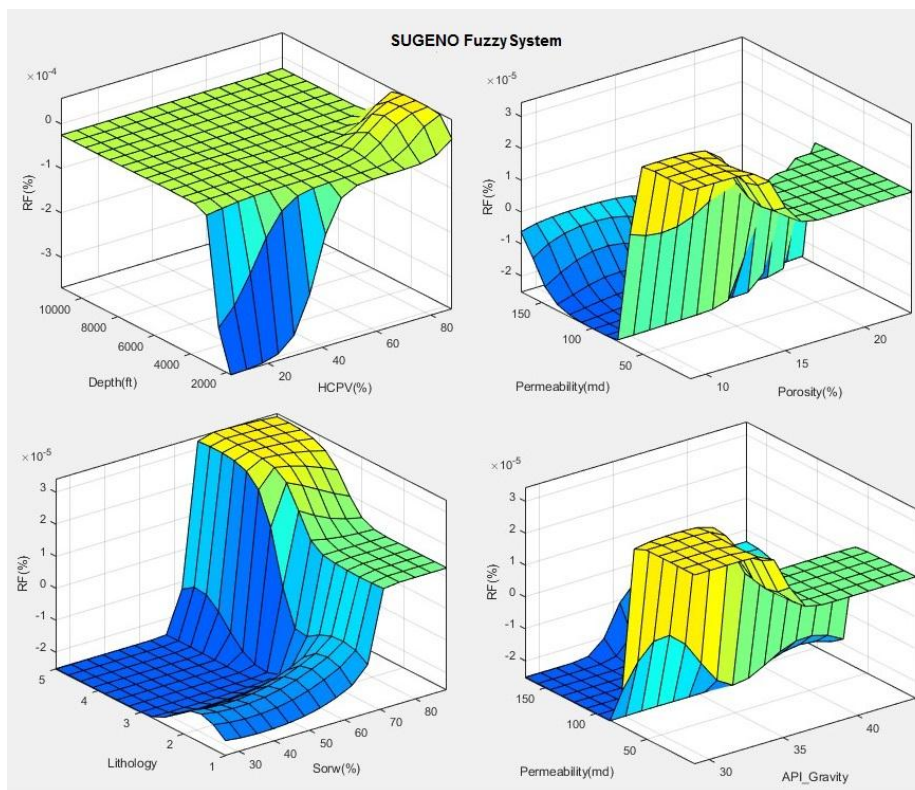
جدول ۳- مقایسه خروجی های واقعی و پیشبینی شده مدلها برای مجموعه داده های آموزش و آزمایش

مجموعه داده	مقادیر واقعی RF	مقادیر پیشبینی شده RF توسط سیستم فازی ممدانی	مقادیر پیشبینی شده RF توسط سیستم فازی سوگنو	مقادیر پیشبینی شده RF توسط مدل رگرسیون
مجموعه آموزش	۴۸۰	۹۶۵	۶۴۱	۶۳۷
	۲۰۰	۷۱۸	۳۷۲	۳۸۷
	۲۸۰	۲۸۷	۲۸۵	۱۴۰
	۶۷۰	۶۷۹	۶۷۳	۲۴۱
	۱۱۰۰	۷۵۱	۹۸۳	۲۷۷
	۱۰۰	۴۱۰	۲۰۳	۰۵۵
	۱۴۰۰	۱۲۶۶	۱۳۵۵	۱۱۷۳
	۱۵۰۰	۱۲۰۷	۱۴۰۳	۱۴۷۲
	۴۳۰	۴۱۰	۴۲۳	۲۳۲
	۴۰۰	۷۵۱	۵۱۷	۷۷۰
	۶۰۰	۶۷۹	۶۲۶	۸۷۷
	۱۳۷۰	۱۰۵۸	۱۲۶۶	۷۸۰
	۱۱۵۰	۱۱۰۳	۱۱۳۴	۱۶۸۴
	۱۱۳۰	۱۱۰۴	۱۱۲۱	۱۵۰۶
	۵۷۰	۵۷۰	۵۷۴	۴۲۵
	۲۴۰	۲۵۳	۲۴۳	۸۷۵
	۱۱۵۰	۱۱۰۲	۱۱۳۴	۷۱۱
	۰۳۰	۲۹۲	۱۱۷	۶۰۶
۹۵۰	۸۵۳	۹۱۸	۹۰۳	
مجموعه آزمایش	۲۷۰	۸۳۷	۹۳۹	۳۱۷
	۱۸۴۰	۱۱۸۵	۱۴۰۲	۷۴۰
	۵۰۰	۸۵۲	۷۷۸	۱۰۲۲
	۳۰۰	۶۲۵	۳۴۶	۳۹۷
	۸۰۰	۳۳۲	۸۶۱	۵۱۳

برای ارزیابی حساسیت ضرایب بازیافت پیش‌بینی شده از مدل های نهایی فازی نسبت به ورودی های مختلف، از تجزیه و تحلیل سطوح پاسخ استفاده گردید. سطح پاسخ یک تفسیر سه بعدی از روابط ورودی-خروجی را ارائه می دهد که می تواند برای نشان دادن وابستگی خروجی در محدوده مقادیر هر دو متغیر ورودی استفاده شود. شکل ۹، نشان دهنده این سطوح پاسخ برای سیستم فازی ممدانی و شکل ۱۰ نشان دهنده سطوح پاسخ برای سیستم فازی سوگنو می باشد.



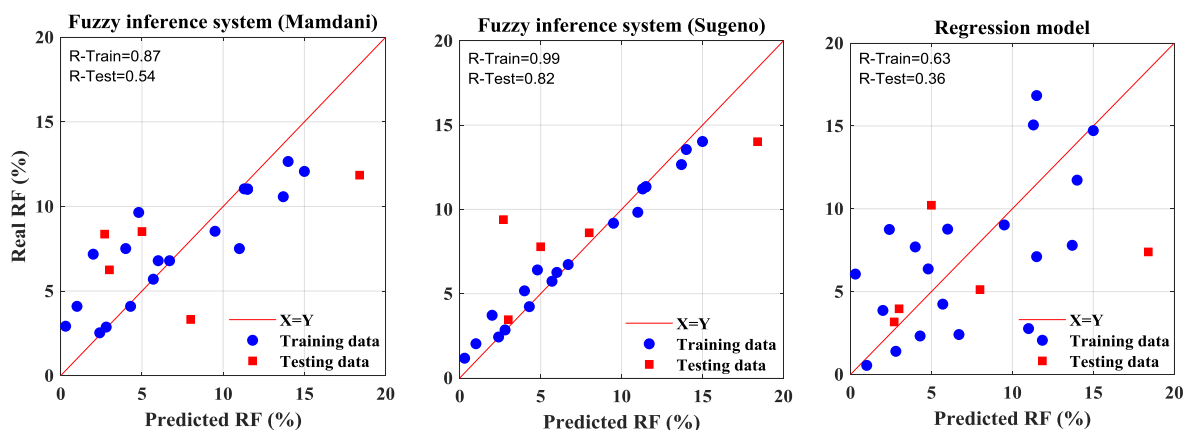
شکل ۹- سطوح پاسخ سه بعدی از روابط ورودی-خروجی مدل فازی ممدانی



شکل ۱۰- سطوح پاسخ سه بعدی از روابط ورودی-خروجی مدل فازی سوگنو

نمودارهای رگرسیون و ضریب رگرسیون، یکی دیگر از متغیرهای موثر در ارزیابی عملکرد و دقت مدلها میباشد. در آنالیز رگرسیون، مقادیر پیشبینی شده در مقابل مقادیر واقعی قرار گرفته و خطی با شیب معین از تمامی نقاط عبور داده میشود. نزدیک بودن ضریب رگرسیون به عدد ۱ نشان دهنده همبستگی بالای میان مقادیر واقعی و تخمین زده شده میباشد و هر چه این ضریب به عدد ۰ نزدیک

تر شود، بیان کننده همبستگی ضعیفتر و خطای بالای مدل است. نمودار های بدست آمده از آنالیز رگرسیون مدل ها، در شکل ۱۱ نشان داده شده است.



شکل ۱۱- آنالیز رگرسیون خطالی مدل های توسعه داده شده در این مطالعه

نتایج بدست آمده، نشان می دهند که با توجه به پیچیدگی متغیرهایی که بر فاکتورهای بازیابی $\text{CO}_2\text{-EOR}$ امتزاج پذیر تأثیر می گذارند، متغیرهای ورودی انتخاب شده و مدل های فازی توسعه یافته به خوبی قادر به پیش بینی عوامل بازیابی هستند. با این حال، بین دو مدل فازی ممدانی و سوگنو، مدل فازی سوگنو عملکرد بهتری را از خود نشان داد. اگرچه پیش بینی های مدل فازی ارائه شده در این مطالعه را میتوان با توجه به مجموعه داده های نسبتاً کوچک مورد استفاده قابل قبول در نظر گرفت، با اینحال باید توجه داشت که دقت پیش بینی ها می تواند با افزایش حجم داده های مجموعه آموزش، بهبود بیشتری پیدا کند.

۶- نتیجه گیری

✓ پیش بینی فاکتور بازیابی (RF) به سهولت امکان پذیر نیست و از سوی دیگر روشهای سنتی استفاده شده در ادبیات تحقیق دقت مطلوبی را ارائه نکرده و در عین حال بسیار زمانبر هستند. بنابراین، یک مدل مبتنی بر استنتاج فازی می تواند یک جایگزین عملی و نسبتاً دقیق برای تخمین این فاکتور کلیدی باشد.

✓ اقتصاد هر پروژه ازدیاد برداشت در مخازن نفتی تا حد زیادی توسط ضریب بازیافت مخزن تعیین می شود. در مورد $\text{CO}_2\text{-EOR}$ قابل امتزاج، ضریب بازیافت تابعی از چندین متغیر مختلف است که تأثیرات آنها فقط تا حدی در محدوده های مقادیر مختلف شناخته شده می باشد. این شرایط، مدل منطق فازی را کاندیدای مناسبی برای پیش بینی ضریب بازیافت می کند. در این مطالعه، از دو سیستم استنتاج فازی ممدانی و سوگنو در کنار یک مدل رگرسیون خطی برای پیش بینی ضریب بازیافت $\text{CO}_2\text{-EOR}$ قابل امتزاج استفاده گردید. برای این منظور، از ۲۴ داده میدانی جمع اوری شده از ادبیات تحقیق برای ساخت مدل استفاده شد.

✓ نتایج بدست آمده نشان داد که ۷ متغیر ورودی انتخاب شده از عوامل مختلف، به خوبی قادر به مدل سازی ضریب بازیافت بودند. با این حال سیستم فازی نوع سوگنو، توانست ضریب بازیافت را با ضریب رگرسیون، ضریب همبستگی و خطای میانگین مربعات برابر ۰.۸۲، ۰.۵۷ و ۱۴.۴۶ پیش بینی کند که نسبت به سیستم فازی نوع ممدانی و مدل رگرسیونی دقت قابل قبول تری را ارائه کرد. یکی از محدودیت هایی که ممکن است بر دقت مدل تأثیر بگذارد، تعداد محدود داده ها می باشد که با غلبه بر این محدودیت میتوان دقت و عملکرد مدلها را در پیشینی بهبود بخشید.

✓ حساسیت ضریب بازیافت به متغیرهای ورودی مختلف نشان داد که مخازن دولومیتی به طور بالقوه بالاترین ضریب بازیافت را برای همه محدوده k_{row} دارند. همچنین برای ماسه سنگ ها، k_{row} اثر معنی داری بر ضریب بازیافت ندارد، در حالی که برای سنگ های آهکی و دولومیتی، ضریب بازیافت در اشباع های نفت باقی مانده بیشتر افزایش می یابد.

✓ مدل فازی ارائه شده در این مقاله دارای قابلیت پیش‌بینی نسبتاً دقیقی است و می‌تواند به عنوان یک ابزار غربالگری مناسب، برای پیش‌بینی ضریب بازیافت در نظر گرفته شود.

۷- مراجع

1. J. J. Taber, F. D. Martin, and R. S. Seright, "EOR screening criteria revisited—Part 1: Introduction to screening criteria and enhanced recovery field projects," *SPE Reserv. Eng.*, vol. 12, no. 03, pp. 189–198, 1997.
2. P. D. Warwick et al., "A database and probabilistic assessment methodology for carbon dioxide-enhanced oil recovery and associated carbon dioxide retention in the United States," *Energy Procedia*, vol. 114, pp. 7055–7059, 2017.
3. N. Mungan, "Carbon dioxide flooding fundamentals: *Journal of Canadian Petroleum Technology*." January–March, 1981.
4. M. H. Holtz, "Geologic CO₂ Storage in Oil Fields: Considerations for Successful Sites," 2009.
5. R. Simon and D. J. Graue, "Generalized correlations for predicting solubility, swelling and viscosity behavior of CO₂-crude oil systems," *J. Pet. Technol.*, vol. 17, no. 01, pp. 102–106, 1965.
6. B. Ghosh, N. Sulemana, F. Banat, and N. Mathew, "Ionic liquid in stabilizing asphaltenes during miscible CO₂ injection in high pressure oil reservoir," *J. Pet. Sci. Eng.*, vol. 180, pp. 1046–1057, 2019.
7. N. Zhang, M. Yin, M. Wei, and B. Bai, "Identification of CO₂ sequestration opportunities: CO₂ miscible flooding guidelines," *Fuel*, vol. 241, pp. 459–467, 2019.
8. S. Bachu, "Identification of oil reservoirs suitable for CO₂-EOR and CO₂ storage (CCUS) using reserves databases, with application to Alberta, Canada," *Int. J. Greenh. Gas Control*, vol. 44, pp. 152–165, 2016.
9. D. Barnes, B. Harrison, G. M. Grammer, and J. Asmus, "CO₂/EOR and geological carbon storage resource potential in the Niagaran Pinnacle Reef Trend, Lower Michigan, USA," *Energy Procedia*, vol. 37, pp. 6786–6799, 2013.
10. J. R. Damico et al., "Strategies for advancing CO₂ EOR in the Illinois Basin, USA," *Energy Procedia*, vol. 63, pp. 7694–7708, 2014.
11. M. Alfi and S. A. Hosseini, "Integration of reservoir simulation, history matching, and 4D seismic for CO₂-EOR and storage at Cranfield, Mississippi, USA," *Fuel*, vol. 175, pp. 116–128, 2016.
12. E. Agartan, M. Gaddipati, Y. Yip, B. Savage, and C. Ozgen, "CO₂ storage in depleted oil and gas fields in the Gulf of Mexico," *Int. J. Greenh. Gas Control*, vol. 72, pp. 38–48, 2018.
13. M. S. A. Perera, R. P. Gamage, T. D. Rathnaweera, A. S. Ranathunga, A. Koay, and X. Choi, "A review of CO₂-enhanced oil recovery with a simulated sensitivity analysis," *Energies*, vol. 9, no. 7, p. 481, 2016.
14. W. R. Brock and L. A. Bryan, "Summary results of CO₂ EOR field tests, 1972-1987," 1989.
15. R. Clark, "Rangely Weber Sand Unit case history," in *Presentation at the Sixth Annual Wyoming CO₂ Conference, Casper, 2012*, vol. 31.
16. M. Ding, F. Yuan, Y. Wang, X. Xia, W. Chen, and D. Liu, "Oil recovery from a CO₂ injection in heterogeneous reservoirs: The influence of permeability heterogeneity, CO₂-oil miscibility and injection pattern," *J. Nat. Gas Sci. Eng.*, vol. 44, pp. 140–149, 2017.
17. L. A. Zadeh, "Information and control," *Fuzzy sets*, vol. 8, no. 3, pp. 338–353, 1965.
18. J.-S. Lim, "Reservoir properties determination using fuzzy logic and neural networks from well data in offshore Korea," *J. Pet. Sci. Eng.*, vol. 49, no. 3–4, pp. 182–192, 2005.
19. M.-A. Ahmadi and M. Ebadi, "Fuzzy modeling and experimental investigation of minimum miscible pressure in gas injection process," *Fluid Phase Equilib.*, vol. 378, pp. 1–12, 2014.
20. A. Karkevandi-Talkhooncheh, S. Hajirezaie, A. Hemmati-Sarapardeh, M. M. Husein, K. Karan, and M. Sharifi, "Application of adaptive neuro fuzzy interface system optimized with evolutionary algorithms for modeling CO₂-crude oil minimum miscibility pressure," *Fuel*, vol. 205, pp. 34–45, 2017.
21. M. Rezaei, "Indirect measurement of the elastic modulus of intact rocks using the Mamdani fuzzy inference system," *Measurement*, vol. 129, pp. 319–331, 2018.
22. V. Alvarado et al., "Selection of EOR/IOR opportunities based on machine learning," 2002.
23. S. Eghbali, S. Ayatollahi, and R. B. Boozarjomehry, "New expert system for enhanced oil recovery screening in non-fractured oil reservoirs," *Fuzzy Sets Syst.*, vol. 293, pp. 80–94, 2016.
24. C. Ö. Karacan, "A fuzzy logic approach for estimating recovery factors of miscible CO₂-EOR projects in the United States," *J. Pet. Sci. Eng.*, vol. 184, p. 106533, 2020.

25. T. Takagi and M. Sugeno, "Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control," *IEEE Trans. Syst. Man. Cybern.*, vol. SMC-15, no. 1, pp. 116–132, Jan. 1985, doi: 10.1109/TSMC.1985.6313399.
26. J.-S. R. Jang, "ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system," *IEEE Trans. Syst. Man. Cybern.*, vol. 23, no. 3, pp. 665–685, 1993, doi: 10.1109/21.256541.
27. R. Khosravanian, M. Sabah, D. A. Wood, and A. Shahryari, "Weight on drill bit prediction models: Sugeno-type and Mamdani-type fuzzy inference systems compared," *J. Nat. Gas Sci. Eng.*, vol. 36, pp. 280–297, Nov. 2016, doi: 10.1016/j.jngse.2016.10.046.
28. D. Karaboga and E. Kaya, "Adaptive network based fuzzy inference system (ANFIS) training approaches: a comprehensive survey," *Artif. Intell. Rev.*, vol. 52, no. 4, pp. 2263–2293, Dec. 2019, doi: 10.1007/s10462-017-9610-2.
29. A. Karkevandi-Talkhooncheh, S. Hajirezaie, A. Hemmati-Sarapardeh, M. M. Husein, K. Karan, and M. Sharifi, "Application of adaptive neuro fuzzy interface system optimized with evolutionary algorithms for modeling CO₂-crude oil minimum miscibility pressure," *Fuel*, vol. 205, pp. 34–45, Oct. 2017, doi: 10.1016/j.fuel.2017.05.026.
30. H. Basarir, L. Tutluoglu, and C. Karpuz, "Penetration rate prediction for diamond bit drilling by adaptive neuro-fuzzy inference system and multiple regressions," *Eng. Geol.*, vol. 173, pp. 1–9, May 2014, doi: 10.1016/j.enggeo.2014.02.006.
31. A. R. Kovscek, "Screening criteria for CO₂ storage in oil reservoirs," *Pet. Sci. Technol.*, vol. 20, no. 7–8, pp. 841–866, 2002.
32. R. A. Olea, "Carbon dioxide enhanced oil recovery performance according to the literature," *US Geol. Surv.*, 2017.
33. M. Carolus, K. Biglarbigi, P. D. Warwick, E. D. Attanasi, P. A. Freeman, and C. D. Lohr, "Overview of a comprehensive resource database for the assessment of recoverable hydrocarbons produced by carbon dioxide enhanced oil recovery," *US Geological Survey*, 2018.
34. L.-X. Wang, *A course in fuzzy systems and control*, vol. 2. Prentice Hall PTR Upper Saddle River, NJ, 1997.