

## تخمین درجه اشباع آب با استفاده از روش سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی (ANFIS) در یکی از مخازن هیدروکربوری جنوب غربی ایران (میدان نفتی آزادگان شمالی)

حسنیه نظری\*<sup>۱</sup> و فروش حاجی‌زاده<sup>۲</sup>

۱- دانشجوی دکترا مهندسی معدن (اکتشاف)، دانشگاه ارومیه، ارومیه، ایران

۲- دانشیار گروه مهندسی معدن، دانشگاه ارومیه، ارومیه، ایران

نویسنده مسئول: nazarihosnie@yahoo.com \*

نوع مقاله: پژوهشی

پذیرش: ۱۴۰۰/۹/۱۷

دریافت: ۱۴۰۰/۵/۱۶

### چکیده

درجه اشباع آب یکی از پارامترهای کلیدی در مهندسی زمین‌شناسی نفت جهت محاسبه حجم هیدروکربن مخزن و همچنین کاهش ریسک اقتصادی در توسعه میادین نفتی محسوب می‌شود. اولین تلاش‌ها برای تخمین درجه اشباع آب سازندی با استفاده از داده‌های نمودارهای چاه‌پیمایی توسط آرچی در مخازن ماسه‌سنگی تمیز صورت گرفت که نتایج آن بصورت یک رابطه تجربی برای مخازن کربناته نیز تعمیم داده شد. در مخازن کربناته به دلیل ناهمگنی شدید ثابت فرض نمودن این پارامترها با خطای زیادی همراه است. از سوی دیگر محاسبه این پارامترها به دلیل زمان بر و هزینه بر بودن و از دست رفتن بخشی از مغزه برای تمام طول چاه امکان‌پذیر نمی‌باشد. روش‌های هوش مصنوعی از روش‌های جدید، کم هزینه و دقیقی هستند که می‌توانند با استفاده از داده‌های چاه‌پیمایی، درجه اشباع آب مخزن را در کمترین زمان ممکن به صورت غیرمستقیم تخمین بزنند. لذا در این مطالعه با استفاده از چاه‌نگارهای مختلف و روش هوشمند سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی (ANFIS-FCM)، درجه اشباع آب در یکی از مخازن هیدروکربوری جنوب غربی ایران (میدان آزادگان شمالی) به صورت غیرمستقیم تخمین زده شده است. جهت بکارگیری این روش هوش مصنوعی پایگاه داده متشکل از ۲۵۱۱ داده‌ی چاه‌نگاری بوده که به دو بخش داده‌های آموزش (۱۷۵۸ داده) و داده‌های آزمون جهت ارزیابی مدل‌ها (۷۵۳ داده) تقسیم شدند. نتایج نشان‌دهنده عملکرد بسیار مناسب روش سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی (ANFIS-FCM)، در تخمین درجه اشباع آب است. بنابراین می‌توان از مدل سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی (ANFIS-FCM)، به عنوان یک روش قدرتمند، سریع و دقیق برای تخمین غیرمستقیم درجه اشباع آب در مخازنی که درجه اشباع آب از طریق مغزه اندازه‌گیری نشده استفاده نمود.

واژه‌های کلیدی: درجه اشباع آب، داده‌های چاه‌پیمایی، ANFIS-FCM، مخزن هیدروکربوری

### پیشگفتار

آب اشغال شده باشد. این مقدار به صورت درصد (٪) بیان می‌شود (اشلومبرگر، ۱۹۸۹). این پارامتر یکی از مهم‌ترین پارامترهای پتروفیزیکی مخازن نفتی بوده که تاثیر زیادی بر دقت تخمین میزان نفت اولیه مخزن دارد. به دلیل اهمیت زیاد این پارامتر در محاسبات اقتصادی توسعه مخزن، تعیین دقیق آن اجتناب‌ناپذیر است (فضلی و باقری، ۱۳۹۲). روش سنتی مغزه‌گیری از چاه و انجام آزمایش‌های آن برای تعیین پارامترهای پتروفیزیکی از جمله درجه اشباع آب، بسیار پرهزینه و زمان‌بر است. گاهی مغزه‌گیری از چاه عملیات حفاری چاه را با خطر مواجه می‌سازد و از دقت خوبی برخوردار نیستند. بنابراین، در سال‌های اخیر، برآورد پارامترهای پتروفیزیکی مخزن

مطالعه و بررسی ذخایر هیدروکربوری فرآیندی است که نیازمند تعیین خصوصیات و مشخصات ذخیره و تغییرات آن‌ها در ابعاد مختلف با استفاده از داده‌های در دسترس است. ارزیابی پتروفیزیکی که همان علم تعبیر و تفسیر اطلاعات حاصل از نمودارهای چاه‌پیمایی است، یکی از مهم‌ترین فاکتورها در تعیین ویژگی‌های سنگ مخزن هیدروکربوری است (اوهن، ۲۰۰۳). نفوذپذیری، تخلخل، تراکم‌پذیری سنگ و سیال و همچنین درجه اشباع از مهم‌ترین خواص پتروفیزیکی سنگ‌ها به شمار می‌آیند (اودن و لوکوکو، ۲۰۰۰). اشباع‌شدگی آب<sup>۱</sup> سنگ ( $S_w$ ) به کسری از فضاهای خالی سنگ گفته می‌شود که توسط

<sup>1</sup> Water saturation

شده با استفاده از روش هوشمند و اندازه‌گیری شده همبستگی نزدیکی وجود دارد. سائمی و همکاران (۲۰۰۷) طراحی شبکه‌های عصبی با استفاده از الگوریتم ژنتیک را برای پیش‌بینی نفوذپذیری مخزن به کار بردند. تکنیک جدید، کارآمد و دقیق برای پیش‌بینی نفوذپذیری مخزن می‌باشد. بازیار و همکاران (۲۰۱۴) با استفاده از سه روش هوش محاسباتی شامل: سیستم استنتاج نروفازی، ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی پرسپترون چند لایه مقدار نفوذپذیری در یک مخزن متراکم گازی در حوضه واشاکو آمریکا را تخمین زدند. زویداویان‌پور و همکاران (۲۰۱۳) با استفاده از سیستم استنتاج نروفازی تطبیقی و رگرسیون خطی چندگانه سرعت موج فشاری را از نگارهای چاه‌پیمایی در یک مخزن هیدروکربوری پیش‌بینی کردند. کدخدایی و همکاران (۲۰۰۹) نیز مقدار تخلخل در یک مخزن ماسه‌سنگی را با استفاده از سایر روش‌های هوشمند پیش‌بینی نمودند. آسوده و باقری‌پور (۲۰۱۲) از روش‌های هوشمند با ایجاد رابطه کمی بین نگارهای چاه‌پیمایی و سرعت امواج صوتی برای پیش‌بینی سرعت امواج فشاری، برشی و استوتولی بر روی سازند آسماری استفاده کردند. احمدی و چن (۲۰۱۹) با استفاده از روش‌های یادگیری ماشینی و نگارهای پتروفیزیکی، نفوذپذیری و تخلخل مخازن نفتی را پیش‌بینی و با مقادیر واقعی مقایسه کردند. عبدالجبار و همکاران (۲۰۲۰) تخلخل مخزن را با استفاده از پارامترهای حفاری و شبکه عصبی مصنوعی تخمین زدند. اوکن و همکاران (۲۰۲۰) از مدل شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از داده‌های چاه‌پیمایی برای پیش‌بینی پارامترهای پتروفیزیکی مخزن (نفوذپذیری، تخلخل، درصد اشباع آب) استفاده کردند. آق‌لی و همکاران (۲۰۱۹) روش جدیدی را برای تخمین پارامترهای شکستگی با استفاده از لاگ‌های معمول پتروفیزیکی و ANFIS در مخازن ناهمگن کربناته بررسی کردند. به دلیل همبستگی بالای مقادیر تخمین‌زده شده و توسعه مقادیر مغزه‌گیری ( $R^2=0.8$ )، نتایج قابل اعتماد و توسعه برای دیگر مخازن کربناته می‌باشند. طاریق و همکاران (۲۰۱۹) یک روش هوش مصنوعی برای پیش‌بینی اشباع آب در سنگ‌های مخزن کربناته به کار بردند. نتایج به وضوح نشان داد که روش یادگیری ماشینی، اشباع آب را با دقت بالا پیش‌بینی می‌کند. انمنگلی و همکاران (۲۰۱۹)

از داده‌های نمودارهای چاه‌پیمایی، با استفاده از روش‌های هوشمند انجام شده است (کدخدایی ایلخچی و همکاران، ۲۰۰۶). اگرچه پیش‌بینی پارامترهای پتروفیزیکی از روی داده‌های نمودارهای چاه‌پیمایی، با استفاده از روش‌های تجربی و آماری نیز صورت می‌گیرد. ولی روش‌های هوشمند نسبت به این روش‌ها از مزایایی برخوردار می‌باشد. از جمله مزیت آن نسبت به روش آماری، آزاد بودن این روش از تحمیل شکل خاصی از توابع است. در مقایسه با مدل‌های رگرسیون خطی، روش‌های هوشمند مقادیر پیش‌بینی شده را ملزم به قرارگیری در اطراف مقدار میانگین نکرده و به همین دلیل تغییرپذیری واقعی داده‌ها را حفظ می‌کند. همچنین مزیت آن نسبت به روش تجربی، قابل بسط در هر نوع لیتولوژی هستند. هر یک از مدل‌های تجربی در مقایسه با دیگری جواب‌های کاملاً متفاوت می‌دهند که انتخاب بین آن‌ها را مشکل می‌سازد (فیتزجرالد و همکاران، ۱۹۹۹؛ فلاویو و جریگور، ۱۹۹۹). پژوهش‌های متعددی در زمینه کاربرد روش‌های هوشمند در بدست آوردن ویژگی‌های سنگ مخزن از طریق نمودارهای چاه‌نگاری انجام شده است که از آن میان می‌توان به مطالعات زیر اشاره نمود: جعفری و همکاران (۲۰۱۲) مدلی را برای پیش‌بینی چگالی شکستگی، با استفاده از روش هوشمند عصبی فازی (ANFIS) پیشنهاد کردند. نتایج حاصل از این مطالعه نشان می‌دهد که تطابق خوبی (ضریب همبستگی ۰.۹۸) بین چگالی شکستگی اندازه‌گیری شده و تخمین زده با استفاده از روش عصبی-فازی وجود دارد. کدخدایی و همکاران (۲۰۰۶) روش منطق فازی ( $FL^3$ ) را در پیش‌بینی نفوذپذیری و نوع سنگ از داده‌های نموداری معمول چاه در مخزن کنگان میدان گازی فلات قاره ایران به کار بردند. نتایج حاصل از این مطالعه نشان می‌دهد که روش منطق فازی یک ابزار مناسبی برای پیش‌بینی نفوذپذیری و شناسایی مناطق نفوذپذیر و غیر قابل نفوذپذیر در سازند کنگان است. روش خوشه‌بندی فازی برای تعریف نوع سنگ در سازند کنگان، مفید است. نوری طالقانی و همکاران (۲۰۱۳) با استفاده از روش منطق فازی از داده‌های نموداری چاه در مخزن کربناته جنوب غرب ایران پارامترهای پتروفیزیکی از جمله تخلخل، چگالی و صوت را پیش‌بینی کردند. نتایج نشان داده بین مقادیر پیش‌بینی

3. fuzzy logic

2. Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

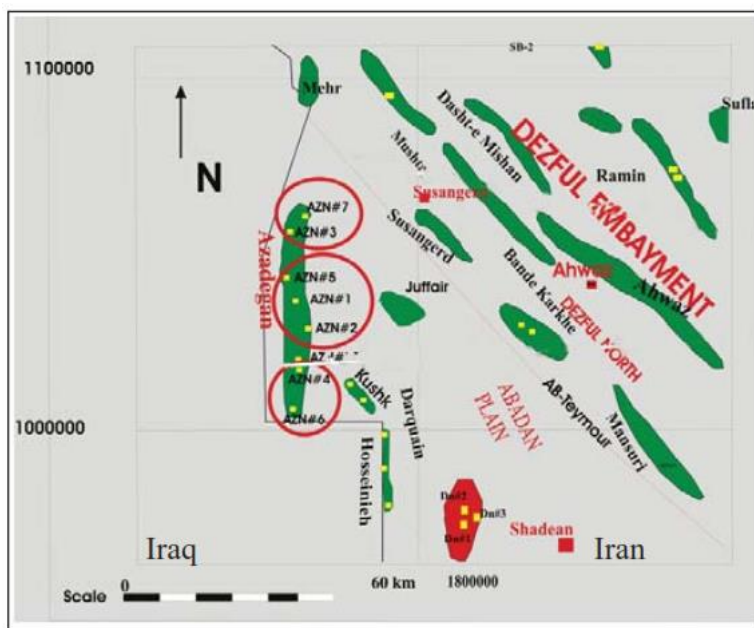
از آنجا که پژوهش‌های محدودی با استفاده از روش‌های هوشمند جهت بررسی درجه اشباع آب در میدان نفتی آزادگان شمالی انجام شده، در این مطالعه، به پیش‌بینی درجه اشباع آب با استفاده از داده‌های چاه‌پیمایی و بهره‌گیری از روش سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی (ANFIS-FCM)، پرداخته می‌شود.

### میدان مورد مطالعه

میدان آزادگان از میدان‌های نفتی ایران است، که در در محدوده‌ای به وسعت ۲۰ در ۷۵ کیلومتر در جنوب غربی ایران در ناحیه دزفول شمالی، در ۸۰ کیلومتری غرب اهواز، به فاصله ۵۰ کیلومتری جنوب غربی میدان جفیر، ۶۰ کیلومتری شمال دارخوین و ۷۰ کیلومتری غرب سوسنگرد، در مجاورت و به موازات خط مرزی ایران و عراق، در منطقه هورالعظیم و دشت آبادان قرار گرفته است (شکل ۱) (قلی‌پور و همکاران، ۱۳۹۴؛ علیزاده و همکاران، ۱۳۹۲). تاکنون چهار لایه تولیدی شامل سروک، کژدمی، گدوان و فهلیان در میدان آزادگان شناسایی شده‌اند. که در لایه اصلی خود یعنی سروک، با میدان مجنون عراق مشترک است (ناصریان اصل و امیری، ۱۳۹۳؛ عاقبتی، ۱۳۸۷). سازند سروک دارای نفت سنگین است و سازندهای فهلیان، کژدمی، گدوان دارای نفت سبک هستند (مشایخی و رضایی‌پرتو، ۱۳۹۵). به دلیل وسعت زیاد میدان آزادگان، توسعه آن به دو بخش آزادگان شمالی و جنوبی تقسیم شده است (عاقبتی، ۱۳۸۷).

در تاق‌دیس حفاری شده در میدان آزادگان پس از سازند آغاچاری، سازندهای گچساران، آسماری، پابده، جهرم، گورپی، تابور، ایلام، لافان، سروک، کژدمی، داریان، گدون، فهلیان و گرو با توالی معمول زمین‌شناسی قرار گرفته‌اند. که مخازن این میدان سازندهای ایلام، سروک، پابده، کژدمی، گدون، فهلیان و گورپی می‌باشد، اما در حال حاضر در میدان نفتی آزادگان، تولید از چهار سازند نفتی شامل کژدمی، گدون، فهلیان و سروک انجام می‌شود که البته مخزن اصلی این میدان سازند سروک بوده و از سنگ‌های کربناته تشکیل گردیده است (شکل ۲). لازم به ذکر است تولیدی بودن دو مخزن ماسه‌سنگ کوشک از سازند گدوان و ماسه‌سنگ آزادگان از سازند کژدمی اخیراً در ایران به اثبات رسیده است (ناصریان اصل و امیری، ۱۳۹۳).

سرعت موج برشی را با استفاده از روش یادگیری ماشین و لاگ‌های پتروفیزیکی پیش‌بینی کردند. معضدیان و همکاران (۲۰۱۱) با استفاده از روش الگوریتم ژنتیک سرعت موج برشی و فشاری را در یک مخزن کربناته واقع در میدان ابودر و هنديجان پیش‌بینی و با مقادیر واقعی مقایسه کردند. غلامی و مرادزاده (۲۰۱۲) از رگرسیون بردار پشتیبان برای پیش‌بینی نفوذپذیری استفاده کردند. ثبت الشیخ و همکاران (۲۰۱۵) از روش ماشین‌برداری پشتیبان به پیش‌بینی سنگ‌شناسی مخزن هیدروکربوری در جنوب غربی ایران پرداختند. آنیفوز و عبدالرحیم (۲۰۱۱) با استفاده از روش‌های هوشمند منطق فازی و ماشین‌برداری پشتیبان مقدار تخلخل و نفوذپذیری را پیش‌بینی نمودند. نظری و همکاران (۲۰۱۱) از رگرسیون برداری پشتیبان برای به دست آوردن نفوذپذیری از روی داده نگارهای چاه و اندازه‌گیری مغزه استفاده نمودند. یونه و وانگ (۲۰۰۷) از ماشین‌برداری پشتیبان برای پیش‌بینی ضخامت ماسه‌سنگ از روی شکل موج در یک میدان نفتی استفاده کردند. آنیفوز و همکاران (۲۰۱۵) با استفاده از مدل تعمیمی ماشین‌برداری پشتیبان نظرات کارشناسان مختلف را با هم ترکیب و بهینه‌ترین پارامترها را جهت پیش‌بینی تخلخل و نفوذپذیری ذخایر نفتی پیشنهاد کردند. انصاری و غلامی (۲۰۱۵) مدل رگرسیون بردار پشتیبان توسعه یافته‌ای را برای پیش‌بینی اشباع‌شدگی نفت خام در شمال آمریکا ارائه نمودند. احمدی و همکاران (۲۰۱۴) با استفاده از نمودارهای پتروفیزیکی و یک مدل ترکیبی مبتنی بر دو روش هوشمند منطق فازی و ماشین بردار پشتیبان بهینه‌شده توسط الگوریتم ژنتیک برای پیش‌بینی تخلخل و نفوذپذیری میدان نفتی شمال خلیج فارس ارائه دادند. باقری‌پور و همکاران (۲۰۱۵) با استفاده از بردار پشتیبان رگرسیونی سرعت موج برشی سنگ مخزن نفتی واقع در سازند آسماری را پیش‌بینی نمودند. اسکندری و همکاران (۲۰۰۴) برای پیش‌بینی سرعت موج برشی در یک مخزن کربناته واقع در جنوب غربی ایران از روش شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون چندمتغیره استفاده کردند. رجیبی و همکاران (۲۰۱۰) با استفاده از روش‌های هوشمند منطق فازی، الگوریتم ژنتیک و نروفازی سرعت امواج فشارشی، برشی و استونلی از نگارهای چاه‌پیمایی مربوط به مخزن کربناتی در آبادان جنوب غربی ایران (سازند سروک) را پیش‌بینی کردند.



شکل ۱. موقعیت میدان نفتی آزادگان نسبت به میادین همجوار (علیزاده و همکاران، ۱۳۹۲؛ علیزاده و همکاران، ۱۳۹۳)

سن	سازند	عمق	ضخامت	لیتولوژی	توصیف (جنس)
کرتاسه بالایی	گورپی بالایی	۲۰۴۸	۲۰۱		سنگ آهک: سفید، خاکستری، خاکستری تیره، ماداستون، وکستون
	تارور	۲۲۴۹	۸۹		سنگ آهک: نوع II, I/II, آرژانتی، پیرینی
	گورپی زبرین	۲۳۳۸	۱۴۵		
	ایلام	۲۴۸۳	۸۰		مارل: خاکستری، آهکی
	لافان	۲۵۶۳	۸		مارل و شیل
کرتاسه پایینی	سروک	۲۵۷۱	۶۴۰		سنگ آهک: تخودی و سفید، گرم روشن، خاکستری روشن، خاکستری تیره، نوع II, I/II
	کژدمی	۳۲۱۱	۲۱۰		سنگ آهک خاکستری روشن، قهوه ای - خاکستری، فسیل دار، گچ دار، بیثومینه
					شیل، خاکستری تیره، قهوه ای
					سنگ آهک: تخودی، گرم روشن، خاکستری روشن، خاکستری تیره رنگ، نوع II, I
					ماسه سنگ: قهوه ای، قهوه ای روشن، دانه ریز، بست، شکننده
	داریان	۳۴۲۱	۱۵۷		سنگ آهک: تخودی و سفید، گرم روشن، خاکستری روشن، خاکستری تیره، نوع II, I/II
	گدوان بالایی	۳۵۷۸	۷۱		شیل: خاکستری تیره، قهوه‌ای تیره
	ممبر خلیج	۳۶۴۹	۱۰		ماسه سنگ: قهوه‌ای، تامتراکم
گدوان زبرین	۳۶۵۹	۲۵۴		سنگ آهک: نوع I و II	

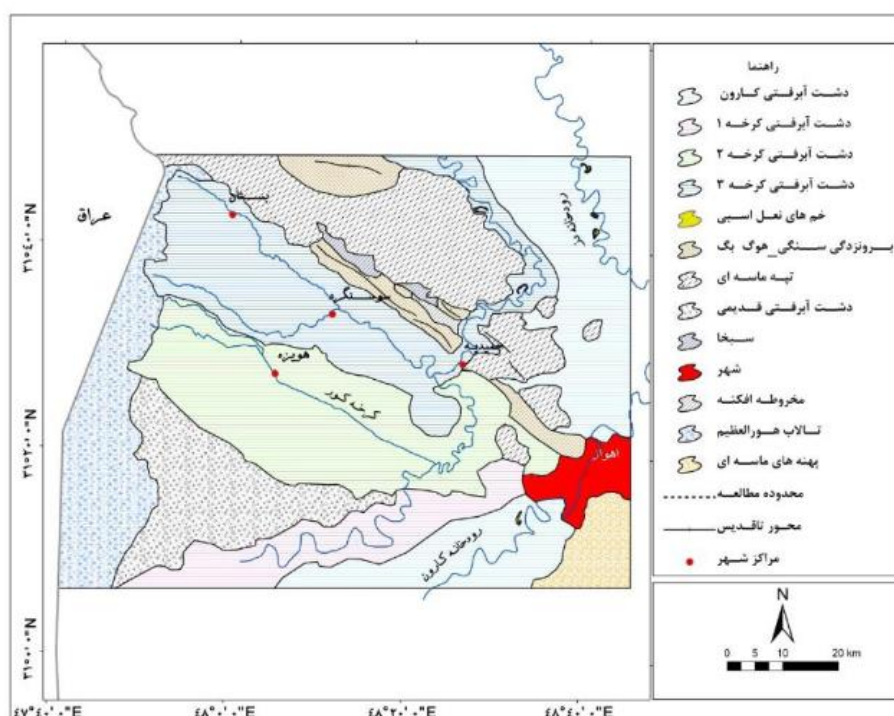
شکل ۲. ستون چینه‌شناسی یکی از چاه‌های منطقه مورد مطالعه (پاشنه‌طلا و همکاران، ۱۳۹۷)

و عمیق تشکیل شده است (قلی پور و همکاران، ۱۳۹۴؛ نصریان اصل و امیری، ۱۳۹۳).

منطقه مورد مطالعه، نماینده‌ی حوضه چین‌خوردگی‌های کم ارتفاع و حوضه فرورفتگی‌های حاصل از دگرگونی‌های تکتونیکی بین فلات ایران و عربستان است، این منطقه به لحاظ ژئومورفولوژی از سه واحد ژئومورفولوژی اصلی کوهستان، دشت‌های آبرفتی و تپه‌ها و پهنه‌های ماسه‌ای تشکیل شده است (شکل ۳) (مقصودی و همکاران، ۱۳۹۴).

میدان آزادگان شمالی در واقع بخش شمالی میدان آزادگان می‌باشد که مساحتی حدود ۴۶۰ کیلومتر مربع را داراست. این میدان در ۱۲۰ کیلومتری جنوب غربی اهواز، در منطقه مرز مشترک ایران و عراق و عمدتاً در تالاب هورالعظیم واقع شده است. در چاه‌های این میدان از مکانیزم فرآوری با گاز به منظور حفظ و نگهداشت سطح تولید استفاده شده است (عاقبتی، ۱۳۸۷). در این مقاله جهت مدل‌سازی از نگارهای چاه‌پیمایی بدست آمده از این میدان استفاده می‌شود.

سازند سروک، مخزن اصلی میدان نفتی آزادگان یکی از واحدهای کربناته گروه بنگستان به سن آلبین-تورونین به صورت آهک‌مارنی و شیلی و سنگ‌آهک گسترش دارد. این سازند یکی از مخازن هیدروکربنی در حوضه زاگرس محسوب می‌شود که دومین سنگ مخزن بعد از سازند آهکی آسماری به شمار می‌رود. این سازند به صورت هم شیب بر روی سازند کژدمی قرار گرفته است و قسمت بالای آن (سازند سروک) با سازند ایلام به صورت یک سطح ناپیوسته تماس دارد. جالب این است که سازند سروک و ایلام در بخشی از فرو افتادگی دزفول و دشت آبادان توسط یک واحد رسی و کربناته از هم جدا شده‌اند. پیش‌بینی می‌شود این سازند در میدان آزادگان ضخامتی در حدود ۲۰۰ متر داشته باشد. از این رو مخزن سروک افقی اصلی در تولید نفت در نواحی نفت خیز ایران محسوب می‌شود که نرخ تولید در چاه‌های مختلف این مخزن متغیر است که دلیل این تفاوت در خصوصیات پتروفیزیکی موجود در این سازند می‌باشد. سازند سروک از دو رخساره کم عمق



شکل ۳. نقشه ژئومورفولوژیکی محدوده دشت آزادگان (مقصودی و همکاران، ۱۳۹۴)

دو سامانه فازی و شبکه عصبی مصنوعی است (سرینیواسان و فیشر، ۱۹۹۵؛ جانگ و همکاران، ۱۹۹۷). به عبارت دیگر یک سامانه عصبی فازی یک سامانه فازی است که برای تعیین پارامترهای خود (مجموعه‌ها و قوانین

تجزیه و تحلیل روش سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی (ANFIS)

تلفیق منطق فازی و شبکه‌های عصبی مصنوعی منجر به ایجاد سامانه عصبی فازی می‌شود که دارای مزیت‌های هر

$$J(U, c_1, \dots, c_2) = \sum_{i=1}^c J_i = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n \mu_{ij}^m d_{ij}^2 \quad (2)$$

در مرحله آخر، یک مراکز خوشه‌های فازی جدید  
اشباع آب در یکی از مخازن هیدروکربوری جنوب غربی

$$\mu_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{d_{ij}}{d_{kj}}\right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (3)$$

### نتایج و بحث

جهت ارائه راهکار جدید برای تخمین غیرمستقیم درجه اشباع آب در یکی از مخازن هیدروکربوری جنوب غربی ایران (میدان آزادگان شمالی)، همبستگی بین نگارها، بعد از پیش‌پردازش داده‌ها با استفاده از ماتریس همبستگی تهیه شده به روش پیرسن در نرم‌افزار SPSS، مورد ارزیابی قرار گرفت. با توجه به هدف مطالعه (درجه اشباع آب)، نگارهایی که دارای بیشترین همبستگی با درجه اشباع آب می‌باشند را به عنوان ورودی مدل مورد نظر انتخاب می‌نماییم. با توجه به ماتریس همبستگی، مشخص گردید که نگارهای قطرسنجی (CALI)، گاما (CGR)، چگالی تصحیح شده (DRHO)، سرعت موج فشاری (DT)، نوترون (NPHI)، فتوالکتریک (PEF)، طیف‌سنج پرتو گاما (SGR)، لاترولاگ عمیق (LLD)، لاترولاگ کم‌عمق (LLS) نسبت به سایر نگارهای موجود، بیشترین همبستگی را با درجه اشباع آب دارند. بنابراین ورودی‌های مدل شامل نگارهای نامبرده و خروجی نیز با توجه به هدف تحقیق، درجه اشباع آب انتخاب شد. ماتریس همبستگی بین پارامترها در جدول ۱ آورده شده است. تعداد کل داده‌ها ۲۵۱۱ مورد بود که از این تعداد به طور تصادفی، ۷۰ درصد داده‌ها (۱۷۵۸ داده) به عنوان داده‌های آموزش و ۳۰ درصد داده‌ها (۷۵۳ داده) به عنوان داده‌های آزمون انتخاب گردیدند. بخشی از داده‌های استفاده شده برای مدل‌سازی در جدول ۲ آورده شده است. هم چنین توصیف آماری داده‌های به کار رفته در این مطالعه در جدول ۳ نشان داده شده است.

### استانداردسازی داده‌ها

برای ورود داده‌ها به سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی، لازم است دامنه تغییرات داده‌ها مشابه یکدیگر باشد که در اصطلاح این عمل را، استانداردسازی داده‌ها می‌نامند. استانداردسازی داده‌ها برای ورود به سیستم

فازی) از نمونه آموزشی پردازش شده از الگوریتم آموزش که به وسیله تئوری شبکه عصبی مصنوعی مشتق شده و یا الهام گرفته شده، استفاده می‌کند. عملکرد شبکه‌های عصبی، به طور مستقیم با تعداد و کمیت داده‌های آموزشی در ارتباط است (کوسکو، ۱۹۹۲)، بنابراین زمانی که تعداد داده‌های آموزشی کم باشد، نتایج شبکه‌های عصبی مصنوعی چندان قابل اعتماد نیست. در چنین مواردی ترکیب شبکه‌های عصبی مصنوعی و منطق فازی باعث بهبود عملکرد سامانه شبکه عصبی مصنوعی و نتایج قابل قبول می‌شود (ناوا و تایلور، ۱۹۹۶).

سامانه استنتاج تطبیقی فازی عصبی<sup>۱</sup>، یک سامانه استنتاج فازی است که پارامترهای تابع عضویت آن به روش پس انتشار<sup>۲</sup> به تنهایی و یا همراه با روش کمترین مربعات<sup>۳</sup> تعدیل می‌شود (راهنمای کاربر متلب، ۲۰۰۶). در این پژوهش یک مدل انفیس برای شناسایی توابع عضویت بکار رفته است که عبارت است از: روش فازی c- میانگین<sup>۴</sup> که در ادامه به توضیح اجمالی این مدل می‌پردازیم.

**فازی C- میانگین:** روش فازی C- میانگین یک الگوریتم خوشه‌بندی داده توسط بزیدیک ارائه شده است (بزیدک، ۱۹۷۳). که در آن هر داده متعلق به یک خوشه با درجه مشخص شده توسط درجه عضویت می‌باشد. روش فازی C- میانگین، پارتیشن‌بندی مجموعه‌ای از n بردار، در گروه‌های فازی C است و مرکز خوشه در هر گروه را می‌یابد، به طوری که اندازه‌گیری متفاوت تابع هزینه به حداقل برسد. در ابتدا مراحل الگوریتم روش فازی C- میانگین مختصر شرح داده شده است. در ابتدا، مراکز خوشه به طور تصادفی از n نقطه انتخاب شده است. پس از آن ماتریس عضویت U با استفاده از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$c_i = \frac{\sum_{j=1}^n \mu_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^n \mu_{ij}^m} \quad (1)$$

که در آن  $d_{ij} = \|c_i - x_j\|$ ، فاصله اقلیدسی بین مرکز خوشه i ام و j ام نقطه داده است، و m شاخص فازی است. تابع هزینه با توجه به رابطه زیر محاسبه می‌شود. اگر زیر یک آستانه مشخصی باشد این فرایند متوقف می‌شود.

<sup>3</sup> . least squares

<sup>7</sup> . Fuzzy C-means Method (FCM)

<sup>1</sup> . Adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS)

<sup>2</sup> . backpropogation

که در آن:  $p_n$ : پارامتر استاندارد شده؛  $p$ : پارامتر حقیقی؛  
 $p_{max}$ : بیشینه پارامتر حقیقی و  $p_{min}$ : کمینه پارامتر  
 حقیقی می‌باشند (غلامی و همکاران، ۲۰۱۴؛ جایالاکشمی  
 و سنتاکوماران، ۲۰۱۱).

استنتاج عصبی- فازی تطبیقی نیز توسط رابطه (۴) انجام  
 گرفت که دامنه ورودی‌ها را در بازه (۰.۱-) قرار می‌دهد.

$$p_n = 2 \frac{p - p_{min}}{p_{max} - p_{min}} - 1 \quad (4)$$

جدول ۱. ماتریس همبستگی بین نگارهای اندازه‌گیری شده

	CALI													
CALI	۱													
CGR	۰/۵۲۴**	۱												
DRHO	۰/۵۱۶**	۰/۳۴۴**	۱											
DT	۰/۵۸۹**	۰/۸۰۶**	۰/۲۷۳**	۱										
LLD	-۰/۰۶۲**	-۰/۰۸۹**	-۰/۰۵۰*	-۰/۱۱۱**	۱									
LLS	-۰/۰۵۰*	-۰/۰۷۶**	-۰/۰۴۳*	-۰/۰۹۱**	۰/۹۷۸**	۱								
MSFL	۰/۰۰۶	-۰/۰۲۰	۰/۰۷۵**	-۰/۰۳۲	۰/۰۸۲**	۰/۷۸**	۱							
NPHI	۰/۵۴۷**	۰/۸۷۱**	۰/۲۵۲**	۰/۹۰۰**	-۰/۱۴۵**	-۰/۱۲۱**	-۰/۰۴۶*	۱						
PEF	۰/۶۷۰**	۰/۱۸۷**	۰/۵۹۴**	۰/۳۱۱**	-۰/۰۶۴**	-۰/۰۵۳**	۰/۰۱۸	۰/۳۰۲**	۱					
RHOB	-۰/۴۲۵**	-۰/۲۰۶**	-۰/۰۰۷	-۰/۴۶۰**	۰/۱۱۷**	۰/۰۹۶**	۰/۰۳۰	-۰/۴۷۱**	-۰/۳۸۷**	۱				
SGR	۰/۴۹۴**	۰/۹۶۳**	۰/۳۴۱**	۰/۷۶۸**	-۰/۰۵۱*	-۰/۰۴۴*	-۰/۰۲۲	۰/۸۲۴**	۰/۱۴۷**	-۰/۱۴۵**	۱			
Sw	۰/۱۸۵**	۰/۳۳۹**	۰/۱۹۸**	۰/۲۳۷**	-۰/۳۷۹**	-۰/۳۳۱**	-۰/۰۳۰	۰/۳۰۵**	۰/۳۰۶**	-۰/۰۱۱	-۰/۲۹۷**	۱		

جدول ۲. نمونه‌های از داده‌های استفاده شده برای مدل‌سازی

پارامتر خروجی	پارامترهای ورودی									شماره داده
	طیف‌سنج پرتو گاما (SGR)	لاترولاگ کم عمق (LLD)	فتوالکتریک (PEF)	نوترون (NPHI)	لاترولاگ عمیق (LLD)	سرعت موج فشاری (DT)	چگالی تصحیح شده (DRHO)	گاما (CGR)	قطرسنجی (CALI)	
درجه اشباع آب	۳۱/۵۸	۳۹/۰۵	۵/۲۷	۰/۰۱	۴۸/۸۸	۵۱/۹۴	۰/۰۱	۴/۷۷	۶/۳۵	۱
	۳۱/۲۰	۳۱/۲۰	۵/۳۳	۰/۰۱	۴۳/۹۰	۵۲/۰۷	۰/۰۱	۴/۱۸	۶/۳۶	۲
	۳۱/۱۵	۳۱/۹۹	۵/۴۲	۰/۰۲	۳۸/۰۹	۵۲/۳۰	۰/۰۱	۵/۰۷	۶/۳۵	۳
	۳۰/۴۷	۲۷/۷۳	۵/۵۴	۰/۰۲	۳۳/۳۲	۵۲/۶۱	۰/۰۲	۵/۰۶	۶/۲۹	۴
	۲۹/۷۴	۲۵/۹۹	۵/۶۹	۰/۰۲	۳۱/۲۲	۵۲/۹۵	۰/۰۳	۵/۲۵	۶/۳۰	۵
	۲۸/۹۱	۲۷/۴۷	۵/۹۱	۰/۰۲	۳۱/۵۶	۵۳/۱۵	۰/۰۴	۶/۷۴	۶/۴۱	۶

جدول ۳. توصیف آماری داده‌های به کار رفته در این مطالعه

پارامتر	حد اقل	حداکثر	میانگین	انحراف معیار
قطرسنجی (CALI)	۵/۶۶	۱۲/۵۵	۶/۹۸	۰/۸۴
گاما (CGR)	۰/۴۳	۱۱۵/۲۹	۲۵/۲۶	۲۵/۴۳
چگالی تصحیح شده (DRHO)	-۰/۰۹	۰/۳۲	۰/۰۴	۰/۰۵۸
سرعت موج فشاری (DT)	۴۹/۲۹	۱۳۲/۲۱	۶۹/۸۷	۱۶/۵۳
لاترولاگ عمیق (LLD)	۰/۲۵	۳۱۷۷۵/۶۶	۳۱۸/۰۴	۲۲۸۴/۱۳
لاترولاگ کم عمق (LLS)	۰/۵۱	۴۰۰۰/۰۰	۳۶۲/۷۱	۳۱۳۴/۲۷
نوترون (NPHI)	۰/۰۱	۰/۴۸	۰/۱۵	۰/۱۲
فتوالکتریک (PEF)	۲/۴۸	۱۱/۲۶	۶/۴۵	۱/۵۵
طیف سنسج پرتو گاما (SGR)	۵/۳۸	۱۱۸/۵۴	۴۶/۸۶	۲۷/۱۵
درصد اشباع آب	۰/۰۲	۱/۰۰	۰/۸۸	۰/۲۲

### معیارهای ارزیابی عملکرد مدل

برای ارزیابی عملکرد مدل، از سه شاخص آماری استفاده گردید که روابط آن‌ها به شرح زیر است:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - y'_i)^2}{\sum_{i=1}^n y_i^2 - \frac{\sum_{i=1}^n y_i'^2}{n}} \quad (5)$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y'_i)^2 \quad (6)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - y'_i)^2} \quad (7)$$

که در آن‌ها:

$y_i$ : مقدار اندازه‌گیری شده

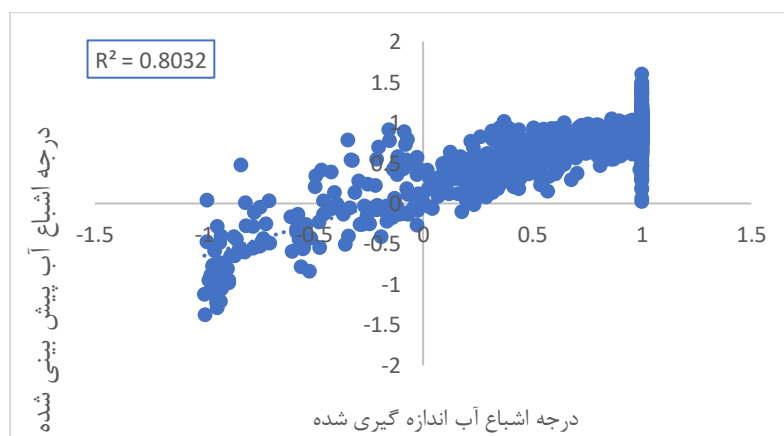
و  $y'_i$ : مقدار پیش‌بینی شده می‌باشد.

معیار  $R^2$  بیانگر انطباق بین مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده می‌باشد که بهترین حالت آن جایی است که مقدار آن یک باشد و اگر صفر باشد بدان معنی است که عملکرد مدل برای پیش‌بینی خیلی ضعیف است. معیار  $MSE^1$ ،  $RMSE^2$  نیز بیانگر خطای بین مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده می‌باشد و هر چه مقدار آن کمتر باشد عملکرد مدل از اطمینان بیش‌تری برخوردار است.

### نتایج به دست آمده از مدل ANFIS-FCM

در این پژوهش، آموزش و آزمون برای مجموعه داده‌ها انجام شد. نتایج بدست آمده از مدل در جدول ۴ نشان داده

شده است. همانطور که در این جدول مشاهده می‌کنید، روش ANFIS-FCM، برای پیش‌بینی درجه اشباع آب از اطمینان و دقت بالایی برخوردار است. شکل‌های ۴ و ۵ همبستگی بین مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده در مجموعه داده‌های آموزش و آزمون برای مدل ANFIS-FCM را نشان می‌دهند. علاوه بر این، مقایسه بین مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده درجه اشباع آب توسط مدل ANFIS-FCM، در مراحل آزمون و آموزش در شکل‌های ۶ و ۷ نشان داده شده است، که به دلیل همبستگی بالا بر روی هم منطبق شده‌اند. نتایج حاکی از آن است که مدل ANFIS-FCM قابلیت بالایی در برآورد درجه اشباع آب با استفاده از مجموعه پارامترهای ورودی ذکر شده را دارد و می‌تواند برای پروژه‌های دیگر با شرایط مشابه، به طور مطلوبی مورد استفاده قرار گیرد. انصاری و غلامی (۲۰۱۵) مدل رگرسیون بردار پشتیبان توسعه یافته‌ای را برای پیش‌بینی اشباع‌شدگی نفت خام در شمال آمریکا ارائه نمودند و نتایج آن‌ها با نتایج مطالعه کنونی هم‌سو می‌باشد. همچنین اوکن و همکاران (۲۰۲۰) از مدل شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از داده‌های چاه‌پیمایی برای پیش‌بینی پارامترهای پتروفیزیکی مخزن (نفوذپذیری، تخلخل، درصد اشباع آب) استفاده کردند و نتایج آن‌ها با مطالعه حاضر مشابه بود.



شکل ۴. همبستگی بین مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده در مجموعه داده آموزش (ANFIS-FCM)

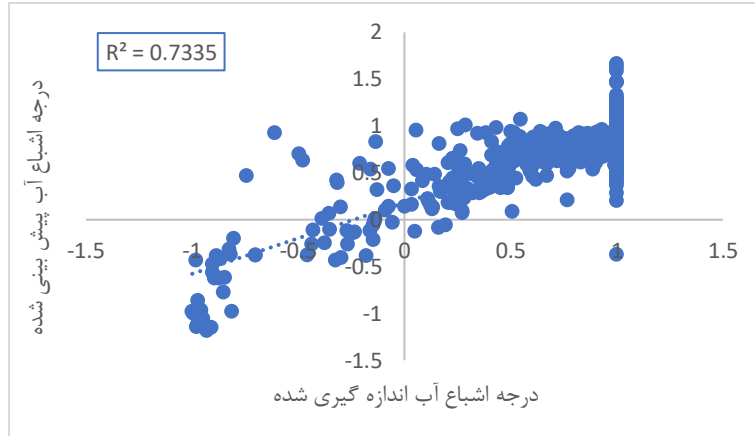
<sup>9</sup>. Root Mean Squared Error (RMSE)

<sup>1</sup>. Mean Squared Error (MSE)

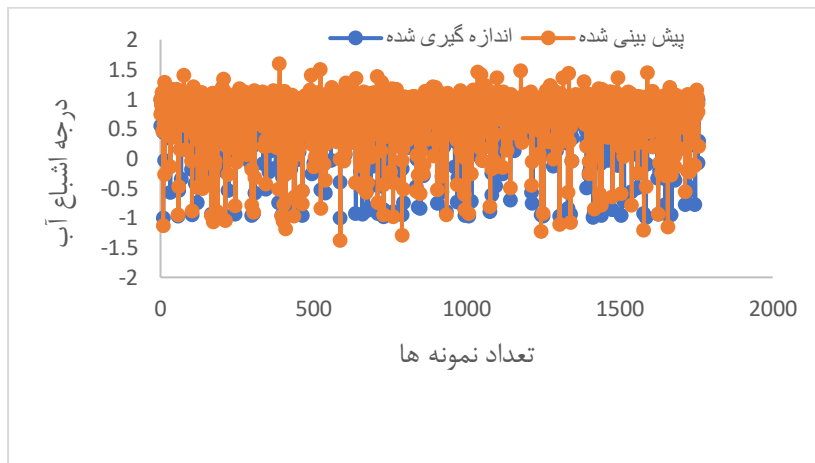


جدول ۴. مقایسه بین نتایج حاصل از مدل ANFIS-FCM برای مجموعه داده‌های آموزش و آزمون

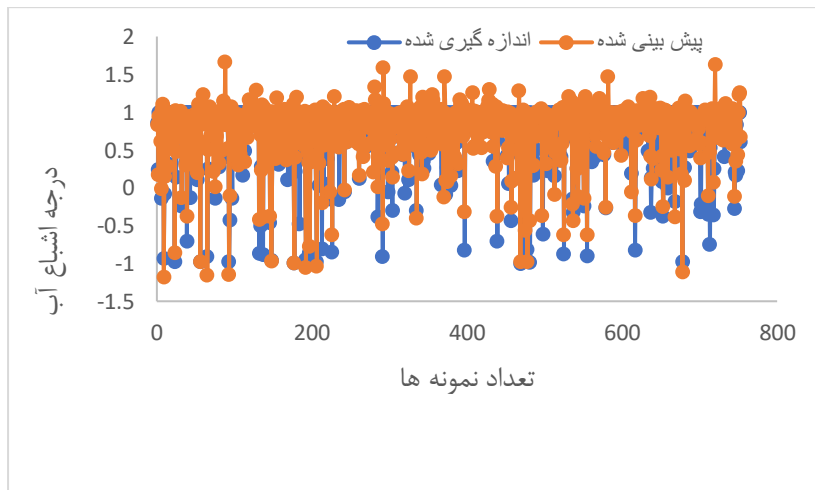
مجموعه داده		$R^2$	MSE	RMSE
درجه اشباع آب (ANFIS-FCM)	آموزش	۰/۸۰۳۲	۰/۰۴۱۵۸۶	۰/۲۰۳۹۳
	آزمون	۰/۷۳۳۵	۰/۰۵۶۵۸	۰/۲۳۷۸۷



شکل ۵. همبستگی بین مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده در مجموعه داده آزمون (ANFIS-FCM)



شکل ۶. نمودار مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده در مجموعه داده آموزش (ANFIS-FCM)



شکل ۷. نمودار مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده در مجموعه داده آزمون (ANFIS-FCM)

## نتیجه‌گیری

نتایج آنالیز و پیش‌پردازش داده‌ها، همبستگی بین نگارها، با استفاده از ماتریس همبستگی که در نرم‌افزار SPSS و به روش پیرسن تهیه گردید، نشان داد که نگارهای قطرسنجی (CALI)، گاما (CGR)، چگالی تصحیح شده (DRHO)، سرعت موج فشاری (DT)، لاترولاگ عمیق (LLD)، لاترولاگ کم‌عمق (LLD)، نوترون (NPHI)، فتوالکتریک (PEF)، طیف‌سنج پرتو گاما (SGR) نسبت به سایر نگارهای موجود، بیش‌ترین همبستگی را با درجه اشباع آب دارند. با انتخاب نگارهای یاد شده به عنوان ورودی‌های مدل ANFIS-FCM و انتخاب درجه اشباع آب به عنوان خروجی، با توجه به هدف تحقیق و در نظر گرفتن ۷۰ درصد داده‌ها (۱۷۵۸ نمونه) برای مجموعه داده آموزش و ۳۰ درصد داده‌ها (۷۵۳ نمونه) برای مجموعه داده آزمون به طور تصادفی، برای مجموعه داده آموزش مدل ANFIS-FCM مقادیر  $R^2$ ، MSE، RMSE به ترتیب ۰/۸۰۳۲، ۰/۰۴۱۵۸۶، ۰/۲۰۳۹۳ و همچنین برای مجموعه داده آزمون مدل ANFIS-FCM مقادیر  $R^2$ ، MSE، RMSE به ترتیب ۰/۷۳۳۵، ۰/۰۵۶۵۸، ۰/۲۳۷۸۷ حاصل گردید. با استفاده از نتایج به دست آمده از این مدل، مشخص شد که درجه اشباع آب تخمین‌زده شده برای مدل ANFIS-FCM در میدان مورد بررسی از دقت بسیار خوب و همبستگی بالایی نسبت به مقادیر اندازه‌گیری شده برخوردار بوده است. در نتیجه روش هوشمند ANFIS-FCM روشی مناسب جهت تخمین پارامترهای پتروفیزیکی بویژه درجه اشباع آب می‌باشد.

## منابع

- پاشنه‌طلا، م. ه. جوزانی کهن، گ.، مجدی، ع (۱۳۹۷) مطالعه میکروسکوپی وضعیت سیمان‌شدگی سازند مخزنی سروک در میدان آزادگان جنوبی، ماهنامه علمی- ترویجی اکتشاف و تولید نفت و گاز، شماره ۱۵، ص ۲۸-۲۴.
- عاقبتی، ر (۱۳۸۷) معرفی یک میدان: طرح توسعه میدان آزادگان، ماهنامه علمی- ترویجی اکتشاف و تولید، شماره ۵۱، ص ۶-۸.
- علیزاده، ب.، سعادت، ح.، حسینی، س. ح.، گندمی‌ثانی، ا. ر (۱۳۹۲) مطالعه نفت مخزن آزادگان در میدان نفتی آزادگان با استفاده از روش کروماتوگرافی گازی، ماهنامه علمی- ترویجی اکتشاف و تولید نفت و گاز، شماره ۱۰۳.
- فضلی، م.، باقری، م (۱۳۹۲) ارزیابی پتروفیزیکی مخازن هیدروکربوری به روش قطعی و احتمالی، انتشارات ستایش، ۱۹۵ ص.
- قلی‌پور، س.، کدخدائی، ع.، کمالی، م. ر (۱۳۹۴) تخمین نگار کربن آلی کل با استفاده از داده‌های ژئوشیمیایی و پتروفیزیکی توسط شبکه عصبی مصنوعی در میدان نفتی آزادگان، مجله پژوهش نفت، شماره ۲-۸۵.
- مشایخی، ر.، رضایی‌پرتو، ک (۱۳۹۵) ارزیابی پتروفیزیکی و تعیین پارامترهای لیتولوژی، حجم شیل، تخلخل و اشباع آب در سازند سروک در یکی از میدانی نفتی واقع در دشت آبادان به روش MRGC، چهارمین کنفرانس بین‌المللی پژوهش در مهندسی، علوم و تکنولوژی.
- مقصودی، م.، مقیمی، ا.، یمانی، م.، چرخایی، ا. ح.، ایرانمنش، ف (۱۳۹۲) تحلیل وقایع محیطی دشت آزادگان براساس توالی و خصوصیات رسوب‌شناسی، پژوهش‌های ژئومورفولوژی کمی، سال دوم، شماره ۱، ص ۴۹-۶۶.
- ناصریان اصل، م.، امیری، ا (۱۳۹۳) میدان نفتی آزادگان از دیدگاه زمین‌شناسی و ژئوشیمی، کرج، رهام اندیشه، ۶۵ ص.
- Acharya, C., Mohanty, S., Sukla, L., Misra, V (2006) Prediction of sulphur removal with Acidithiobacillus sp. using artificial neural networks, Ecological modelling, 190 (1): 223-230.
- Aghli, Gh., Moussavi-Harami, R., Mortazavi, S., Mohammadian, R (2019) Evaluation of new method for estimation of fracture parameters using conventional petrophysical logs and ANFIS in the carbonate heterogeneous reservoirs, Journal of Petroleum Science and Engineering, Volume 172, January, Pages 1092-1102.
- Ahmadi, M. A., Ahmadi, M. R., Hosseini, S. M., Ebadi, M (2014) Connectionist model predicts the porosity and permeability of petroleum reservoirs by means of petro-physical logs: Application of artificial intelligence, Journal of Petroleum Science and Engineering, 123: 183-200.
- Ahmadi, M. A., Zhangxing, C (2019) Comparison of machine learning methods for estimating permeability and porosity of oil reservoirs via petro-physical logs, Petroleum, 5 (3): 271-284.
- Al-AbdulJabbar, A., Al-Azani, Kh., Elkatatny, S (2020) Estimation of Reservoir Porosity from Drilling Parameters Using Artificial Neural Networks, Petrophysics, 61 (3): 318-330.
- Anemangely, M., Ramezanzadeh, A., Amiri, H., Hoseinpour, S. A (2019) Machine learning technique for the prediction of shear wave velocity using petrophysical logs, Journal of Petroleum Science and Engineering, 174: 306-327.

- Flavio, S. A., Gregor, P. E (1999) The velocity-deviation log a tool to predict pore type and permeability trends in carbonate drill holes from sonic and porosity or density logs, *Am. Assoc. Pet. Geol. Bull.*, 83: 450–66.
- Gholami, R., Moradzadeh, A (2012) Support vector regression for prediction of gas reservoirs permeability, *Journal of Mining and Environment*, 2: 41-52.
- Gholami, R., Moradzadeh, A., Maleki, S., Amiri, S., Hanachi, J (2014) Applications of artificial intelligence methods in prediction of permeability in hydrocarbon reservoirs, *J Pet Sci Eng*, 122: 643-56.
- Hagan, M. T., Demuth, H. B., Beale, M. H (1996) *Neural network design*, Pws Pub. Boston.
- Ja'fari, A., Kadkhodaie-Ilkhchi, A., Sharghi, Y., Ghanavati, K (2012) Fracture density estimation from petrophysical log data using the adaptive neuro-fuzzy inference system, *J. Geophys. Eng.* 9:105–114.
- Jang, J. S. R., Sun, C. T., Mizutani, E (1997) *Neuro-Fuzzy and Soft Computing A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence*, Prentice Hall, 640p.
- Jayalakshmi, T., Santhakumaran, A (2011) Statistical normalization and back propagation for classification, *Int J Comput Theory Eng*, 3(1): 1793-8201.
- Jorjani, E., Chelgani, S. C., Mesroghli, S (2008) Application of artificial neural networks to predict chemical desulfurization of Tabas coal, *Fuel*, 87 (12).
- Kadkhodaie Ilkhchi, A., Rezaee, M., Moallemi, S. A (2006) a fuzzy logic approach for estimation of permeability and rock type from conventional well log data: an example from the Kangan reservoir in the Iran Offshore Gas Field, *J. Geophys. Eng.* 3: 356–369.
- Kadkhodaie-Ilkhchi, A., Rezaee, M. R., Rahimpour-Bonab, H., Chehrazai, A (2009) Petrophysical data prediction from seismic attributes using committee fuzzy inference system, *Computers & Geosciences*, 35: 2314-2330.
- Kosko, B (1992) *Neural Networks and Fuzzy Systems. A Dynamical Approach to Machine Intelligence*, Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 449p.
- MATLAB user's guide (2006) *Fuzzy logic Toolbox*, by the math works Inc.
- Mehrabian, A. R., Lucas, C (2006) A novel numerical optimization algorithm inspired from weed colonization, *Ecological informatics*, 1 (4): 355-366.
- Moatazadian, I., Rahimpour-Bonab, H., Kadkhodaie-Ilkhchi, A., Rajoli, M (2011) Prediction of shear and Compressional Wave Velocities from petrophysical data utilizing genetic algorithms technique: A case study in Anifowose, F., Abdulraheem, A (2011) Fuzzy logic-driven and SVM-driven hybrid computational intelligence models applied to oil and gas reservoir characterization, *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, 3: 505-517.
- Anifowose, F., Labadin, J., Abdulraheem, A (2015) Improving the prediction of petroleum reservoir characterization with a stacked generalization ensemble model of support vector machines, *Applied Soft Computing*, 26: 483-496.
- Ansari, H. R., Gholami, A (2015) an improved support vector regression model for estimation of saturation pressure of crudoils, *Fluid Phase Equilibria*, 402: 124-132.
- Asoodeh, M., Bagheripour, P (2012) Prediction of compressional, shear, and stoneley wave velocities from conventional well log data using a committee machine with intelligent systems, *Rock Mechanics and Rock Engineering* 45: 45-63.
- Bagheripour, P., Gholami, A., Asoodeh, M., Vaezzadeh-Asadi, M (2015) Support vector regression based determination of shear wave velocity, *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 125: 95-99.
- Baziar, S., Gafoori, M. M., Pour, M., Mehdi, S., Bidhendi, M. N., Hajiani, R (2015) Toward a Thorough Approach to Predicting Klinkenberg Permeability in a Tight Gas Reservoir: A Comparative Study, *Iranian Journal of Oil & Gas Science and Technology*, 4: 18-36.
- Bezdek, J. C (1973) *Fuzzy mathematics in pattern classification*. Cornell university, Ithaca.
- Demuth, H., Beale, M (1993) *Neural network toolbox for use with MATLAB*.
- Doulati Ardejani, F., Rooki, R., Jodieri Shokri, B., Eslam Kish, T., Aryafar, A., Tourani, P (2012) Prediction of rare earth elements in neutral alkaline mine drainage from Razi Coal Mine, Golestan Province, northeast Iran, using general regression neural network, *Journal of Environmental Engineering*, 139 (6): 896-907.
- Eskandari, H., Rezaee, M., Mohammadnia, M (2004) Application of multiple regression and artificial neural network techniques to predict shear wave velocity from wireline log data for a carbonate reservoir South-West Iran, *CSEG recorder*, 42: 48.
- Eskandari, H., Rezaee, M., Mohammadnia, M (2004) Application of multiple regression and artificial neural network techniques to predict shear wave velocity from wireline log data for a carbonate reservoir South-West Iran, *CSEG recorder*, 42 (48).
- FitzGerald, E. M., Bean, C. J., Reilly, R (1999) Fracture-frequency prediction from borehole wireline logs using artificial neural networks, *Geophys Prospect*, 47: 1031–44.

- Reservoir, Iranian Journal of Oil & Gas Science and Technology, 4: 1-14.
- Specht, D. F (1991) A general regression neural network, IEEE Transactions on Neural Networks, 2 (6): 568-576.
- Srinivasan, K., Fisher, D (1995) Machine Learning Approaches to Estimating Software Development Effort, IEEE Transactions on Software Engineering, 21(2): 126-137.
- Tariq, Z., Mahmoud, M., Abdulraheem, A (2019) An Artificial Intelligence Approach to Predict the Water Saturation in Carbonate Reservoir Rocks, Paper presented at the SPE Annual Technical Conference and Exhibition, Calgary, Alberta, Canada.
- Yue, Y., Wang, J (2007) SVM method for predicting the thickness of sandstone, Applied Geophysics, 4: 276-281.
- Zoveidavianpoor, M., Samsuri, A., Shadizadeh, S.R (2013) Adaptive neuro fuzzy inference system for compressional wave velocity prediction in a carbonate reservoir, Journal of Applied Geophysics, 89: 96-107.
- Hendijan and Abuzar fields located in Persian Gulf, Geopersia, 1: 1-17.
- Monjezi, M., Dehghani, H (2008) Evaluation of effect of blasting pattern parameters on back break using neural networks, International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences, 45 (8): 1446-1453.
- Nava, P., Taylor, J (1996) the Optimization of Neural Network Performance through Incorporation of Fuzzy Theory, In: 11th Conference on Systems Engineering, 897-901.
- Nazari, S., Kuzma, H. A., Rector III, J. W (2011) Predicting permeability from well log data and core measurements using support vector machines, SEG Annual Meeting, Society of Exploration Geophysicists.
- Nouri Taleghani, M., Saffarzadeh, S., Karimi Khaledi, M., Zargar, Gh (2013) Development of an Intelligent System to Synthesize Petrophysical Well Logs, Iranian Journal of Oil & Gas Science and Technology, 2 (3): 11-24.
- Oden, C. O., LoCoco, J. J (2000) Variable Frequency Monopole-Dipole Sonic Logging for Mechanical and Hydrogeologic parameters, Conference Proceedings of the Annual Meeting of Environmental and Engineering Geophysical Society, Denver, CO.
- Ohen, H. A (2003) Calibrated wire-line Mechanical Rock Properties Model for Predicting and preventing wellbore Collapse and Sanding, SPE, European Formation Damage Conference.
- Okon, A. N., Adewole S. E., Uguma, E. M (2020) artificial neural network model for reservoir petrophysical properties: porosity, permeability and water aturation prediction, Modeling Earth Systems and Environment.
- Rajabi, M., Bohloli, B., Ahangar, E. G (2010) Intelligent approaches for prediction of compressional, shear and Stoneley wave velocities from conventional well log data: A case study from the Sarvak carbonate reservoir in the Abadan Plain (Southwestern Iran), Computers & Geosciences, 36: 647-664.
- Rezaee, M. R., Kadkhodaie-Ilkhchi, A., Alizadeh, P. M (2007) Intelligent approaches for the synthesis of petrophysical logs, Journal of Geophysics and Engineering, 5 (12).
- Saemi, M., Ahmadi, M., Yazdian Varjani, A (2007) Design of neural networks using genetic algorithm for the permeability estimation of the reservoir, Journal of Petroleum Science and Engineering, 59: 97-105.
- Schlumberger (1989) Schlumberger Log Interpretation Principles / Applications, July, Houston, Texas.
- Sebtosheikh, M. A., Motafakkerfard, R., Riahi, M. A., Moradi, S (2015) Separating Well Log Data to Train Support Vector Machines for Lithology Prediction in a Heterogeneous Carbonate

## Estimation of water saturation using adaptive neural-fuzzy inference system (ANFIS) in one of the hydrocarbon reservoirs in southwestern Iran (North Azadegan oil field)

H. Nazari<sup>\*1</sup> and F. Hajizadeh<sup>2</sup>

1- Ph. D. student, of Mining Engineering, Urmia University, Urmia, Iran

2- Assoc. Prof., Dept., of Mining Engineering, Urmia University, Urmia, Iran

\* nazarihosnie@yahoo.com

Received: 2021/8/7 Accepted: 2021/12/8

### Abstract

Degree of water saturation is one of the key parameters in petroleum geological engineering to calculate the volume of reservoir hydrocarbons and also reduce economic risk in the development of oil fields. The first attempts to estimate the degree of water saturation of the formation were made by Archi in the data of well drilling diagrams in clean sandstone reservoirs, the results of which were generalized as an experimental relation for carbonate reservoirs. In carbonate reservoirs, assuming these parameters to be constant due to severe heterogeneity is associated with a large error. On the other hand, it is not possible to calculate these parameters due to the time and cost and loss of part of the core for the entire length of the well. Artificial intelligence methods are new, low-cost and accurate methods that can indirectly estimate the degree of saturation of the reservoir water in the shortest possible time using well data. Therefore, in this study, using different wells and intelligent method of adaptive neural-fuzzy inference system (ANFIS-FCM), the degree of water saturation in one of the hydrocarbon reservoirs in southwestern Iran (North Azadegan Square) has been indirectly estimated. To use this artificial intelligence method, the database consisted of 2511 well data, which were divided into two parts: training data (1758 data) and test data to evaluate the models (753 data). The results show the very good performance of the adaptive neural-fuzzy inference system (ANFIS-FCM) method of estimating the degree of water saturation. Therefore, the adaptive neural-fuzzy inference system (ANFIS-FCM) model can be used as a powerful, fast and accurate method for indirectly estimating the degree of water saturation in reservoirs where the degree of water saturation is not measured through the core.

**Keywords:** Degree of water saturation, Well data, ANFIS-FCM, Hydrocarbon reservoir