

## پیش‌بینی تراوایی سنگ مخزن با استفاده از روش‌های عدم قطعیت: سیستم فازی نوع دو

حمید حکیمی نژاد<sup>۱</sup>، میترا میرزازایی<sup>۲\*</sup>، بابک نجار اعرابی<sup>۳</sup>

<sup>۱</sup>دانشجوی دکتری، گروه مهندسی کامپیوتر، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد تهران مرکزی، تهران، ایران  
<sup>۲</sup>استادیار، گروه مهندسی کامپیوتر، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد علوم و تحقیقات، تهران، ایران  
<sup>۳</sup>استاد، دانشکده برق و کامپیوتر، دانشگاه تهران، تهران، ایران

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۶/۰۶/۱۴، تاریخ پذیرش: ۱۳۹۶/۱۱/۰۷)

### چکیده

تراوایی یا نفوذپذیری خاصیتی از سنگ مخزن است که به جریان سیال از سنگ مخزن می‌پردازد و از فاکتورهای مهم در تولید نفت و گاز از مخزن به حساب می‌آید. این پارامتر در شرایط آزمایشگاهی از طریق مغزه‌گیری به دست می‌آید که روشی پرهزینه و زمان‌بر است و همچنین برای همه چاه‌های موجود در یک میدان نفتی امکان‌پذیر نیست. امروزه این پارامتر را با استفاده از داده‌های لاگ پتروفیزیکی به روش‌های آماری و هوشمند محاسبه می‌کنند. در این مقاله از الگوریتم‌های هوشمند جهت پیش‌بینی تراوایی با استفاده از لاگ‌های پتروفیزیکی استفاده شده است. این پژوهش بر روی داده‌های چهار چاه کنگان و دالان واقع در میدان پارس جنوبی انجام شده است. از مجموع هشت ویژگی استخراج شده از هر چاه، با استفاده از روش انتخاب ویژگی مبتنی بر همبستگی، چهار ویژگی مؤثر در هر چاه انتخاب شدند. سپس از روش‌های رگرسیون، شبکه عصبی چندلایه، شبکه عصبی (RBF(Radial Basis Function)، مدل درخت خطی محلی (LOLIMOT: Local Linear Model Trees)، سیستم فازی نوع یک و سیستم فازی نوع دو برای پیش‌بینی تراوایی استفاده شد. نتایج نشان داد که با توجه به وجود عدم قطعیت در پارامترهای پتروفیزیکی و تراوایی، سیستم فازی نوع دو عدم قطعیت‌ها را بهتر پوشش می‌دهد. این روش در حالت پایه، تراوایی را با دقت ۰/۹۴۸۱ و ریشه دوم میانگین مربعات خطای ۰/۳۰۶۰ پیش‌بینی کرد. با استفاده از روش ترکیبی (GSA-GA (Gravitational Search Algorithm - Genetic algorithm)، تعداد قواعد فازی و نیز با استفاده از روش خوشه‌بندی K-means، توابع عضویت فازی بهبود یافت و این بهبودها منجر به افزایش دقت پیش‌بینی تراوایی با ضریب تعیین ۰/۹۷۶۸ و کاهش ریشه دوم میانگین مربعات خطا به مقدار ۰/۱۶۰۲ شد.

**واژه‌های کلیدی:** پیش‌بینی خواص سنگ، تراوایی، سیستم فازی نوع دو، الگوریتم جستجوی گرانشی، الگوریتم ژنتیک

## ۱ مقدمه

محاسبه خصوصیات مخزن، از جمله تراوایی از حوزه‌های مهم تحقیقاتی مهندسين نفت است. تراوایی در شرایط معمولی از طریق اندازه‌گیری مستقیم و تحلیل مغزه به دست می‌آید. اما به دلیل در دسترس نبودن داده‌های مغزه برای تمام چاه‌ها در یک میدان و نیز صرف هزینه و زمان زیاد مغزه‌گیری، این عملیات فقط برای تعداد محدودی از چاه‌ها در هر میدان امکان‌پذیر می‌باشد؛ بنابراین تعیین تراوایی چاه‌ها در میدان‌هایی که در آنها عملیات مغزه‌گیری انجام نشده است، چالش اساسی مهندسين نفت است (راشدي و همکاران، ۲۰۰۹؛ احمدی، ۲۰۱۵).

امروزه بیشتر تراوایی را با استفاده از تحلیل لاگ‌های پتروفیزیکی حاصل از چاه‌پیمایی به دست می‌آورند که روشی مفید و مقرون‌به‌صرفه هم از لحاظ هزینه و هم از لحاظ زمان برای ارزیابی میزان تولید مخازن نفت و گاز می‌باشد (الاتونجی و همکاران، ۲۰۱۴). لاگ‌های پتروفیزیکی مختلفی از چاه‌پیمایی یا نمودارگیری به دست می‌آیند که در پیش‌بینی تراوایی مؤثر هستند. بعضی از این لاگ‌ها عبارتند از: عمق، رسانایی، لاگ صوتی، نوترون، چگالی، تخلخل کلی، پرتوژی گاما و غیره (جمشیدیان، ۲۰۱۵).

به‌طور کلی اطلاعات حاصل از مخازن نفتی و گازی دارای شرایط ناپایدار و عدم قطعیت هستند. این عدم قطعیت در داده‌های مخزن شامل داده‌های پتروفیزیکی، داده‌های دینامیکی، داده‌های حاصل از مغزه‌گیری و خواص سیالات مخزن است. مهم‌ترین عامل ایجاد این عدم قطعیت، محدود بودن اطلاعات کسب شده از زیر زمین می‌باشد. داده‌های کسب شده از مخازن به‌طور عمده مربوط به نواحی از مخزن است که در آن چاه حفاری شده است و نیز بعضی از این داده‌ها از مغزه‌های چند سانتی‌متری به دست می‌آیند که میلیون‌ها بار کوچک‌تر از حجم مخزن هستند (الاتونجی و همکاران، ۲۰۱۵؛

جمشیدی و همکاران، ۲۰۱۵). در این مقاله به بررسی روش‌هایی پرداخته می‌شود که به کمک آنها بتوان با وجود عدم قطعیت، میزان تراوایی را با دقت مناسبی به دست آورد.

بخش دوم این مقاله به بررسی کارهای پیشین در این حوزه اختصاص یافته است. بخش سوم به معرفی داده‌های استفاده شده می‌پردازد. در بخش چهارم روش‌های استفاده شده در این پژوهش برای پیش‌بینی تراوایی و ایده‌های مطرح شده برای بهبود نتایج معرفی می‌شوند. در بخش پنجم نتایج حاصل از آزمایش‌ها ارائه و تحلیل شده‌اند، و در نهایت بخش ششم به نتیجه‌گیری اختصاص یافته است.

## ۲ پیشینه پژوهش

در دهه‌های گذشته، تحقیقات زیادی برای پیش‌بینی میزان تراوایی با استفاده از داده‌های لاگ چاه صورت گرفته است. به‌طور کلی محققان صنعت نفت از روش‌های آماری همچون تحلیل‌های رگرسیونی به‌عنوان یک روش اصلی برای پیش‌بینی خواص سنگ مخزن استفاده می‌کردند. در اکثر تحقیقات انجام شده، با فرض وجود یک رابطه خطی یا غیرخطی میان میزان تراوایی و خواص دیگر سنگ، تحلیل‌های رگرسیون برای پیش‌بینی میزان تراوایی مورد استفاده قرار گرفته‌اند (رضایی و همکاران، ۲۰۰۶). در سال‌های اخیر سیستم‌های هوشمند به‌عنوان ابزارهای قدرتمندی برای پیش‌بینی خواص سنگ مخزن در صنعت نفت توسط محققان به کار گرفته شده است. این روش‌ها بهبود قابل توجهی در پیش‌بینی خواص سنگ در صنعت نفت و گاز به همراه داشته است.

جوزه فینول (Jose Finol) و همکاران (۲۰۰۱) روش‌های فازی و رگرسیون را برای تولید داده‌های پتروفیزیکی خواص سنگ مورد استفاده قرار دادند. در تحقیقات آنها از دو نمونه از داده‌های مغزه و لاگ سه چاه نفت واقع در میدان سئوتا در حوضه دریاچه ماراکایبو در

غلامی و همکاران (۲۰۱۴) روش رگرسیون بردار رابطه را با استفاده از لاگ‌های پتروفیزیکی به کار بردند. این مطالعه به بررسی کاربرد رگرسیون بردار رابطه در پیش‌بینی تراوایی در سه چاه واقع در مخزن کربنات پارس جنوبی ایران پرداخته است. نتایج این تحقیق میانگین مربعات خطای ۱/۱۲ را نشان داد.

### ۳ داده‌ها و میدان مورد مطالعه و روش پیشنهادی

در این مطالعه از داده‌های چهار چاه مخزن کنگان و دالان واقع در میدان پارس جنوبی استفاده شده است. برای هر چاه، هشت لاگ شامل: تراکم چگالی (RHOB)، تخلخل نوترون (NPHI)، صوتی (DT)، پرتو گاما (GR)، مقاومت متوسط (ILM)، مقاومت عمق (ILD)، کالیپر (CALI) و اصلاح چگالی حجم (DRHO) استفاده شده‌اند. برای هر کدام از این لاگ‌ها در هر چاه ۱۰۰۰ داده استخراج شده است. در این پژوهش، از دو روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی و انتخاب ویژگی بر مبنای همبستگی برای استخراج ویژگی نهایی مورد نظر (لاگ تراوایی) استفاده شد. در جدول ۱ ضریب همبستگی پارامترهای لاگ چاه با تراوایی نشان داده شده است. با توجه به نتایج به دست آمده در جدول ۲ مشاهده می‌شود که روش انتخاب ویژگی مبتنی بر همبستگی عملکرد بهتری نسبت به روش تحلیل مؤلفه‌های خطی دارد. بنابراین در این مطالعه از ویژگی‌های انتخاب شده بر اساس این معیار برای پیش‌بینی تراوایی استفاده شد.

ونزوئلا استفاده شده است. بر اساس نتایج این پژوهش، میانگین مربعات خطا به روش فازی ۰/۶۲۴ و به روش رگرسیون ۰/۸۶۶ به دست آمده است.

کدخدایی و همکاران (۲۰۰۶) در تحقیقات خود به پیش‌بینی تراوایی با استفاده از داده‌های پتروفیزیکی در مخازن هیدروکربنی پرداختند. در این تحقیق از داده‌های چهار چاه واقع در یک میدان گازی پارس جنوبی استفاده شد که تراوایی را با ریشه دوم میانگین مربعات خطای ۰/۶۳۲ پیش‌بینی کرد.

صفرزاده و شادی‌زاده (۲۰۱۲) به بررسی روش رگرسیون بردار پشتیبان برای پیش‌بینی تراوایی با استفاده از لاگ‌های مقاومت RT، نورتون NPHI، تراکم چگالی RHOB، اشعه گاما GR و لاگ صوتی DT پرداختند. این پژوهش بر روی سه چاه واقع در یکی از میدان‌های نفتی جنوب ایران انجام شد که تراوایی را با ریشه دوم میانگین مربعات خطای ۰/۷۲۸۳ پیش‌بینی کرده است.

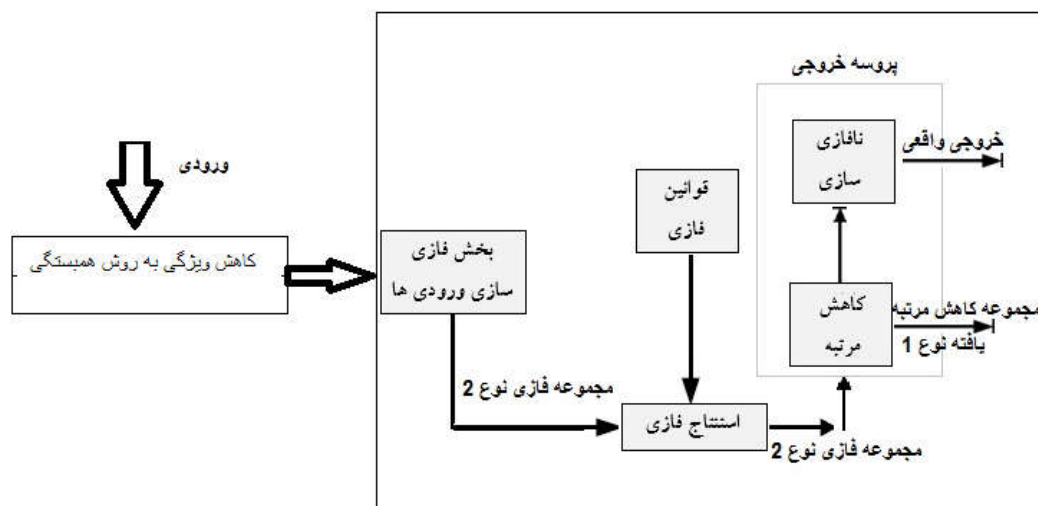
الانازی و گیتس (۲۰۱۲) روش رگرسیون بردار پشتیبان را برای پیش‌بینی تراوایی و تخلخل استفاده کردند. آنها داده‌های خام حاصل از سه حلقه چاه کامل در مخزن نفت ماسه سنگ ناهمگن رودخانه با محیط دلتایی با سن کرتاسه میانی البین را استفاده کردند. در این پژوهش روش رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) با روش‌های MLP و رگرسیون مورد مقایسه قرار گرفت و با بررسی مربعات خطا و نیز ضریب تعیین این روش‌ها در پیش‌بینی تراوایی عملکرد بهتر روش رگرسیون بردار پشتیبان را در مقایسه با دیگر روش‌ها در حجم محدود داده‌های آموزشی نشان داد.

جدول ۱. مقایسه ضریب همبستگی ویژگی‌ها با تراوایی.

نام چاه	CALI	ILM	ILD	DRHO	RHOB	NPHI	GR	DT
چاه شماره ۱	-۰.۲۱۶۲	۰.۳۲۶۵	-۰.۳۸۶۹	۰.۱۸۱۱	-۰.۸۳۳۲	۰.۷۶۱۵	۰.۴۸۴۶	۰.۹۴۸۲
چاه شماره ۲	-۰.۲۹۱۴	۰.۴۴۸۴	-۰.۳۳۱۷	۰.۲۵۲۳	-۰.۷۷۱۰	۰.۷۵۵۴	۰.۴۴۹۳	۰.۹۵۵۶
چاه شماره ۳	-۰.۲۰۳۰	۰.۴۹۱۱	-۰.۲۷۱۷	۰.۳۱۴۸	-۰.۸۱۶۰	۰.۶۴۷۲	۰.۳۴۸۳	۰.۹۴۵۵
چاه شماره ۴	-۰.۳۶۴۵	۰.۳۷۹۳	-۰.۲۸۳۶	۰.۲۲۸۵	-۰.۷۹۹۷	۰.۷۴۷۵	۰.۴۰۰۷	۰.۹۱۱۱

جدول ۲. مقایسه روش انتخاب ویژگی PCA و انتخاب ویژگی مبتنی بر همبستگی.

داده‌های تست		داده‌های آموزشی		PCA انتخاب ویژگی مبتنی بر همبستگی
R2	RMSE	R2	RMSE	
۰.۸۳۹۹	۰.۹۸۳۹	۰.۸۵۹۲	۰.۹۷۱۴	
۰.۹۰۴۲	۰.۴۴۹۹	۰.۹۰۸۸	۰.۵۱۹۹	



شکل ۱. شمای کامل روند پیش‌بینی تراوایی با استفاده از سیستم فازی نوع دو.

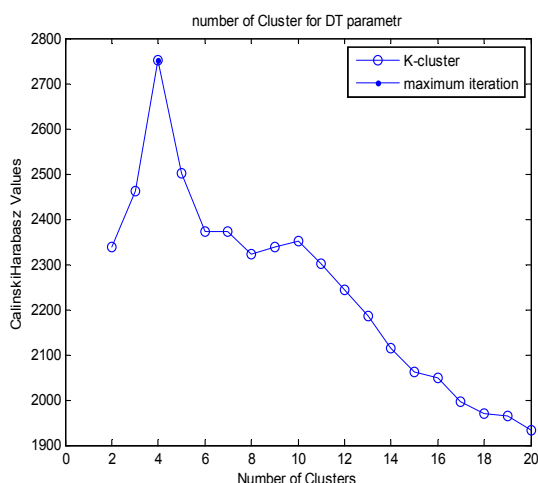
### ۳-۱ روش‌های پیش‌بینی تراوایی

#### ۳-۱-۱ سیستم فازی نوع دو

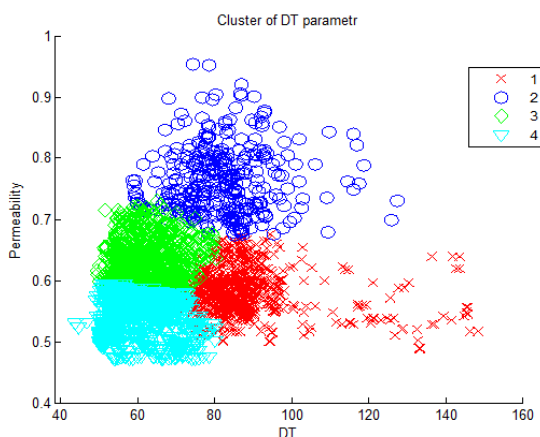
شمای کامل سیستم فازی نوع دو طراحی شده برای پیش‌بینی تراوایی در شکل ۱ نشان داده شده است. در این پژوهش از سیستم فازی نوع دو سوگنو (لی و همکاران، ۲۰۱۵) و در بخش فازی ساز از فازی ساز نوع دو یکتا (کاستیلو و ملین، ۲۰۱۴) استفاده شده است. ساختار قواعد فازی همان قواعد سیستم فازی نوع یک است که امکان مقایسه نتایج را فراهم آورد. در سیستم فازی نوع دو، توابع بخش مقدم و تالی از نوع مجموعه‌های فازی نوع دو هستند. بر این اساس دو نوع عدم قطعیت در توابع عضویت وجود دارد: عدم قطعیت توابع با میانه قطعی و انحراف استاندارد غیر قطعی و عدم قطعیت توابع با میانه غیر قطعی

و انحراف معیار استاندارد قطعی (کاستیلو و ملین، ۲۰۱۴) و (۲۰۱۲). در این تحقیق از روش کاهش نوع مرکز مجموعه‌ها استفاده شده است. در بخش غیر فازی سازی طبق روش مندل (مندل و لیو، ۲۰۱۳) از میانگین‌گیری استفاده شده است.

برای انتخاب بهترین تابع عضویت، هیستوگرام فراوانی هر کدام از ویژگی‌ها برای هر کدام از چاه‌های مورد مطالعه رسم شد. با توجه به اینکه توزیع داده‌های ورودی برای هر کدام از چاه‌ها گوسی است، برای همه ویژگی‌های ورودی و خروجی تابع عضویت از نوع گوسی انتخاب شد. با توجه به تعداد ورودی‌ها (۴) و تابع عضویت در نظر گرفته شده (۳)، تعداد قوانین فازی زیاد است. ولی با توجه به اینکه تعدادی از ویژگی‌ها تأثیر کمتری در پیش‌بینی



شکل ۲. تعیین تعداد مناسب خوشه‌ها.



شکل ۳. خوشه‌بندی داده‌های DT در فضا با مراکز خوشه بهینه.

تراوایی دارند، تعداد زیادی از قوانین فعال نیستند و این قوانین غیر مؤثر حذف شدند و در نهایت تنها از دوازده قانون فازی استفاده شد. همچنین اپراتور فازی استفاده شده در قوانین فازی از نوع AND فازی است.

### ۳-۱-۲ بهبود سیستم فازی نوع دو

### ۳-۱-۲-۱ بهبود ۱: بهبود توابع عضویت با استفاده

### از روش خوشه‌بندی k-means

برای مشخص کردن تعداد توابع عضویت اختصاص داده شده به هر پارامتر و همچنین تعیین بهینه مرکز یا میانه هر تابع عضویت ورودی از روش خوشه‌بندی K-means (فاتحی و همکاران، ۲۰۱۵؛ یونس و همکاران، ۲۰۱۵) استفاده شد و با به کارگیری معیار نسبت واریانس (VRC) (اینکایا و همکاران، ۲۰۱۵) بهینه‌ترین تعداد خوشه‌ها مشخص شدند. با استفاده از این روش تعداد خوشه‌های بهینه برای ویژگی DT چهار خوشه و برای سه ویژگی دیگر، سه خوشه به دست آمد که تعداد بهینه خوشه‌ها و پراکندگی داده‌ها بر اساس ویژگی DT به ترتیب در شکل‌های ۲ و ۳ نشان داده شده است. مقادیر میانه و واریانس محاسبه شده برای هر خوشه در جدول ۳ نشان داده شده است.

جدول ۳. تعداد خوشه‌های بهینه و مقادیر میانه‌های متناظر به ازای هر خوشه.

ویژگی‌های ورودی	تعداد خوشه	میانه یا مرکز هر خوشه
DT	۴	$C2=4.9664$ $C1=56.7336$ $C4=69.3444$ $C3=121.3252$
GR	۳	$C3=36.6260$ $C2=16.9998$ $C1=69.6141$
NPFI	۳	$C3=2.5460$ $C2=2.1802$ $C1=2.7786$
RHOB	۳	$C3=17.2622$ $C2=28.2551$ $C1=6.2323$

تمام چاه‌ها انجام شد. نتایج ارائه شده میانگین هر چهار اجرا می‌باشد.

معیارهایی که برای درستی سنجی مقادیر پیش‌بینی شده به کار رفته‌اند، خطای ریشه میانگین مربعات (RMSE: Root Mean Square Error) و ضریب تعیین ( $R^2$ ) است که از شاخص‌های مهم و پر کاربرد در ارزیابی دقت مقادیر پیش‌بینی شده می‌باشند.

شاخص RMSE میزان انحراف برآوردها نسبت به مقادیر اندازه‌گیری شده را نشان می‌دهد. به کمک این شاخص، برآوردهای بالاتر و پایین‌تر از مقدار واقعی به یک اندازه در نتیجه آزمون تأثیر گزار هستند. ضریب تعیین ( $R^2$ ) نیز میزان کارایی مدل یا در واقع میزان تطابق مدل را نسبت به مقادیر اندازه‌گیری شده می‌سنجد. این ضریب بین ۱ تا  $-\infty$  تغییر می‌کند و هرچه مقدار آن به یک نزدیک‌تر باشد، کارایی مدل بیشتر است.

#### ۴ بررسی و تحلیل نتایج

در این مقاله پیش‌بینی تراوایی از داده‌های لاگ‌های پتروفیزیکی و روش فازی نوع دو و دو بهبود پیشنهادی انجام شد. نتایج کارهای انجام شده با روش‌های هوشمند رگرسیون خطی، شبکه عصبی MLP (سیبی و همکاران، ۲۰۱۳؛ کیلیمکوویچ، ۲۰۱۵)، شبکه عصبی RBF (پیرت و هانیرت، ۲۰۱۳؛ لاهو، ۱۹۸۹؛ روی و همکاران، ۱۹۹۷؛ لاهو، ۲۰۱۵)، درخت مدل خطی محلی (LOLIMOT) (دینگ، ۲۰۱۳؛ نیلس، ۲۰۱۳؛ نیلس، ۱۹۹۶؛ نیلس، ۱۹۹۸؛ سلیمانی و همکاران، ۲۰۱۲)، سیستم فازی نوع یک (دوبویس و پراد، ۲۰۱۲؛ همایی‌فر و مک‌کورمیک، ۱۹۹۵) استفاده شد و با انتخاب مناسب‌ترین ویژگی‌ها به روش انتخاب ویژگی با معیار همبستگی، نتایج با روش فازی نوع دو مقایسه و ارزیابی شد که نتایج به‌دست‌آمده در جدول ۴ آورده شده است.

#### ۳-۱-۲-۲ بهبود ۲: بهینه‌سازی قوانین فازی با ترکیب الگوریتم جستجوی گرانشی و ژنتیک (GSA-GA)

با توجه به تعداد ورودی‌ها و تعداد متغیرهای زبانی هر ورودی، تعداد ۱۰۸ قاعده فازی قابل تعریف است. تعداد زیاد این قوانین، باعث پیچیدگی و افزایش بار محاسباتی سیستم می‌شود. در اینجا سعی می‌کنیم با استفاده از ترکیب روش‌های جستجوی گرانشی و الگوریتم ژنتیک، قواعد فازی مورد استفاده در سیستم فازی نوع یک و دو را بهینه نماییم. در الگوریتم جستجوی گرانشی، تعداد قوانین فازی به‌عنوان جمعیت اولیه یا اجرام تعریف می‌شود. برای ارزیابی کیفیت هر قاعده، تابع هزینه به‌صورت معادله (۱) تعریف شده است.

$$\text{CostFunction}(R_j) = \frac{\sum_{i=1}^N TP(r_i)}{FP}, \quad (1)$$

صورت کسر در معادله (۱) تعداد نمونه‌های آزمایشی است که توسط قاعده  $i$  به‌درستی پوشش داده می‌شوند و برآزش آنها بیشترین مقدار است. مخرج کسر تعداد کل نمونه‌های آموزشی است که توسط قاعده  $i$  پوشش داده شده‌اند. در این تحقیق ترکیب الگوریتم جستجوی گرانشی و ژنتیک که توسط سان و همکاران (۲۰۱۶) برای قطعه‌بندی تصاویر به کار رفته است با معرفی تابع هزینه جدید برای بهینه‌سازی قوانین فازی استفاده شده است. با استفاده از این الگوریتم تعداد بهینه قواعد فازی به ۱۲ قاعده کاهش یافت.

#### ۳-۲ روش تست و معیارهای ارزیابی نتایج

در تمامی روش‌های بررسی شده در این مقاله، از اعتبارسنجی متقابل (Cross Validation) با  $K = 4$  برای آموزش و تست استفاده شد و هر بار داده‌های سه چاه برای آموزش و داده‌های چاه چهارم برای تست مورد استفاده قرار گرفت و این کار به‌صورت چرخشی و روی

جدول ۴. نتایج روش‌های مختلف پیش‌بینی تراوایی.

داده‌های تست		داده‌های آموزش		روش پیش‌بینی
R2	RMSE	R2	RMSE	
۰.۹۰۴۲	۰.۴۴۹۹	۰.۹۰۸۸	۰.۵۱۹۹	رگرسیون خطی چندگانه
۰.۹۳۸۷	۰.۳۹۴۸	۰.۹۳۱۰	۰.۵۰۵۸	MLP
۰.۹۳۹۲	۰.۳۴۴۱	۰.۹۳۲۸	۰.۴۲۶۰	RBF
۰.۹۴۶۱	۰.۳۴۱۵	۰.۹۳۶۲	۰.۳۶۷۴	LOLIMOT
۰.۹۰۳۱	۰.۵۳۲۸	۰.۹۱۸۹	۰.۵۴۶۵	سیستم فازی نوع یک
۰.۹۳۰۲	۰.۴۵۷۱	۰.۹۲۸۰	۰.۴۵۰۲	سیستم فازی نوع یک با بهبود ۱ و ۲
۰.۹۴۸۱	۰.۳۰۶۰	۰.۹۳۸۸	۰.۳۴۱۵	سیستم فازی نوع دو
۰.۹۷۶۸	۰.۱۶۰۲	۰.۹۶۷۸	۰.۲۵۳۱	سیستم فازی نوع دو با بهبود ۱ و ۲

نشان‌دهنده‌ی تأثیر بهینه کردن پارامترهای سیستم در نتایج را نشان می‌دهد.

با توجه به نتایج به‌دست آمده (جدول ۴)، سیستم فازی نوع دو کارایی خوبی در پیش‌بینی میزان تراوایی دارد و با بهبود سیستم فازی نوع دو نتایج به‌صورت قابل توجهی بهبود یافته است. این نتایج بهبود یافته ضریب تعیین را به میزان  $0.279$  نسبت به حالت پایه سیستم فازی نوع دو بهبود بخشید و ریشه دوم مربعات خطا را به میزان  $0.1458$  کاهش داد که این اختلاف زیاد ناشی از انتخاب مناسب سیستم استنتاج فازی است.

نتایج حاصل از این پژوهش نشان می‌دهد که میزان بهبود همبستگی بر روی مخازن نفتی مورد مطالعه، در سیستم فازی نوع دو  $3/07\%$  بیشتر از LOLIMOT،  $3/76\%$  بیشتر از شبکه‌های عصبی RBF،  $3/81\%$  بیشتر از شبکه عصبی MLP،  $4/66\%$  بیشتر از فازی نوع یک و  $7/26\%$  بیشتر از روش رگرسیون چندگانه می‌باشد. همچنین از لحاظ ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) فازی نوع دو میزان بهبود خطای  $1/813\%$  بیش از LOLIMOT،  $1/839\%$  بیش از RBF،  $2/346\%$  بیش از شبکه‌های عصبی MLP،  $2/897\%$  بیش از فازی نوع یک و  $2/707\%$  بیش از رگرسیون را برای حالت بهینه نشان می‌دهد.

با توجه به نتایج به‌دست آمده، مشاهده می‌شود که عملکرد سیستم فازی نوع دو نسبت به فازی نوع یک و دیگر روش‌های استفاده شده بهتر بوده است. همچنین عملکرد دیگر روش‌ها و اختلاف قابل ملاحظه آنها نشان می‌دهد که روش‌های دیگر بررسی شده به‌خصوص شبکه‌های عصبی نمی‌توانند در مقابل عدم قطعیت‌ها پایدار بمانند. در اینجا چون داده‌های چهار چاه ترکیب شده‌اند، این اختلاف به‌صورت میانگین است در صورتی که این مقایسه برای هر چاه انجام شود؛ مشاهده می‌شود که در بعضی از چاه‌ها اختلاف پیش‌بینی‌ها با روش‌های گفته شده، زیاد و در بعضی چاه‌ها کم است. این امر نشان‌دهنده‌ی وجود عدم قطعیت و بی‌نظمی پارامترهای چاه است که به‌صورت طبیعی در بعضی از چاه‌ها کم و در بعضی دیگر زیاد است. اختلاف زیاد نتایج سیستم فازی نوع دو و نوع یک نشان‌دهنده‌ی وجود عدم قطعیت و بی‌نظمی در مجموعه داده‌ها و قدرت سیستم فازی نوع دو در پوشش دادن این عدم قطعیت است.

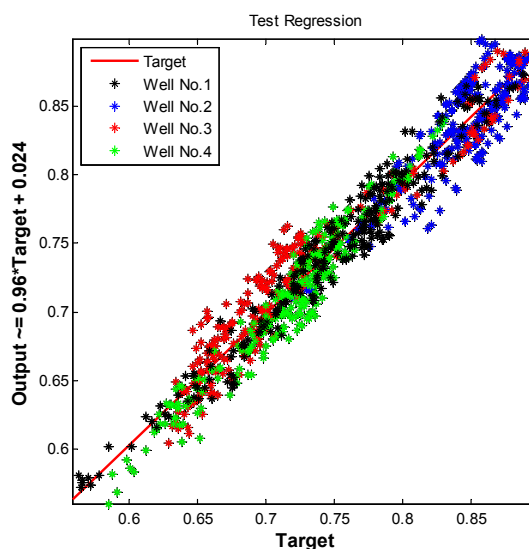
استفاده از روش‌های خوشه‌بندی و ارزیابی خوشه‌ها برای بهینه کردن میانه‌ها و واریانس‌های توابع عضویت و همچنین روش ترکیبی GSA-GA در تعیین تعداد بهینه قواعد فازی منجر به بهبود نتایج شده است که

درخت مدل خطی محلی (LOLIMOT)، سیستم فازی نوع یک و سیستم فازی نوع دو مورد استفاده قرار گرفت و با انتخاب مناسب‌ترین ویژگی‌ها به روش انتخاب ویژگی با معیار همبستگی، نتایج مختلفی با اختلاف کم برای این روش‌ها به دست آمد. در ادامه تعداد قوانین فازی با ترکیب دو الگوریتم جستجوی گرانشی و الگوریتم ژنتیک بهینه شد و نیز تعداد بهینه توابع عضویت با روش  $k$ -means برای پارامترهای ورودی انتخاب شدند و کارایی و دقت سیستم فازی نوع دو به‌عنوان یک روش جدید در پیش‌بینی نفوذپذیری در یکی از میدان‌های پارس جنوبی بررسی شد. نتایج نشان‌دهنده عملکرد بهتر سیستم فازی نوع دو بود. در سیستم فازی نوع دو به دلیل اینکه درجه عضویت داده‌ها به‌جای یک مقدار فازی خاص به‌صورت بازه‌ای تعریف می‌شود، وجود عدد واقعی در این بازه گارانتی می‌شود؛ بنابراین در مسائلی که درجه فازی بودن آنها بیشتر است تعیین درجه عضویت به‌صورت بازه‌ای از مقادیر فازی، بهتر می‌تواند مقادیر واقعی را پوشش دهد.

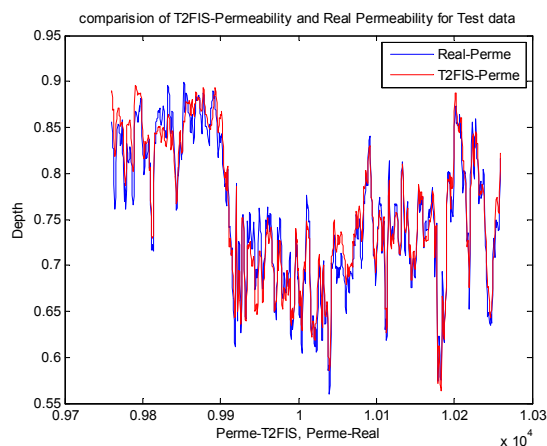
#### منابع

- Ahmadi, M. A., 2015, Connectionist approach estimates gas-oil relative permeability in petroleum reservoirs: application to reservoir simulation: *Fuel*, **140**, 429-439.
- Al-Anazi, A. F., and Gates, I. D., 2012, Support vector regression to predict porosity and permeability: effect of sample size: *Computers and Geosciences*, **39**, 64-76.
- Castillo, O., and Melin, P., 2012, A review on the design and optimization of interval type-2 fuzzy controllers: *Applied Soft Computing*, **12**(4), 1267-1278.
- Castillo, O., and Melin, P., 2014, A review on interval type-2 fuzzy logic applications in intelligent control: *Information Sciences*, **279**, 615-631.
- Cilimkovic, M., 2015, Neural networks and back propagation algorithm: Institute of Technology Blanchardstown, Blanchardstown Road North Dublin, **15**.
- Ding, F., 2013, Hierarchical multi-innovation stochastic gradient algorithm for Hammerstein nonlinear system modeling:

نمودار رگرسیون تراوایی پیش‌بینی‌شده و همچنین نمودار مقایسه تراوایی پیش‌بینی‌شده و تراوایی حاصل از مغزه‌گیری توسط سیستم فازی نوع دو بهبود یافته در شکل‌های ۴ و ۵ نشان داده شده است.



شکل ۴. نمودار رگرسیون روش سیستم فازی نوع دو بهینه در چهار چاه.



شکل ۵. نمودار مقایسه تراوایی پیش‌بینی‌شده و تراوایی حاصل از مغزه‌گیری توسط سیستم فازی نوع دو بهینه.

#### ۵ نتیجه‌گیری

در این پژوهش برای پیش‌بینی تراوایی، روش‌های رگرسیون خطی، شبکه عصبی MLP، شبکه RBF،



- Networks, First IEE International Conference, Conf. Publ. No. 313, pp. 171-175, IET.
- Lowe, D., 2015, Radial basis function networks-revisited: *Mathematics Today*, **51**(3), 124-126.
- Mendel, J. M., and Liu, X., 2013, Simplified interval type-2 fuzzy logic systems: *IEEE transactions on fuzzy systems*, **21**(6), 1056-1069.
- Nelles, O., 1996, Local linear model trees for on-line identification of time-variant nonlinear dynamic systems: *Springers*, **1112**, 115-120.
- Nelles, O., 1998, Nonlinear system identification with local linear neuro-fuzzy models: Shaker.
- Nelles, O., 2013, Nonlinear system identification: from classical approaches to neural networks and fuzzy models: Springer Science and Business Media.
- Olatunji, S. O., Selamat, A., and Abdulaheem, A., 2014, A hybrid model through the fusion of type-2 fuzzy logic systems and extreme learning machines for modelling permeability prediction: *Information fusion*, **16**, 29-45.
- Olatunji, S. O., Selamat, A., and Azeez, A. R. A., 2015, Modeling permeability and PVT properties of oil and gas reservoir using hybrid model based on type-2 fuzzy logic systems: *Neurocomputing*, **157**, 125-142.
- Piret, C., and Hanert, E., 2013, A radial basis functions method for fractional diffusion equations: *Journal of Computational Physics*, **238**, 71-81.
- Rashedi, E., Nezamabadi-Pour, H., and Saryazdi, S., 2009, GSA: a gravitational search algorithm: *Information sciences*, **179**(13), 2232-2248.
- Rashid, F., Glover, P. W. J., Lorinczi, P., Hussein, D., Collier, R., and Lawrence, J., 2015, Permeability prediction in tight carbonate rocks using capillary pressure measurements: *Marine and Petroleum Geology*, **68**, 536-550.
- Rezaee, M. R., Jafari, A., and Kazemzadeh, E., 2006, Relationships between permeability, porosity and pore throat size in carbonate rocks using regression analysis and neural networks: *Journal of Geophysics and Engineering*, **3**(4), 370.
- Roy, A., Govil, S., and Miranda, R., 1997, A neural-network learning theory and a polynomial time RBF algorithm: *IEEE Applied Mathematical Modelling*, **37**(4), 1694-1704.
- Dubois, D., and Prade, H., 2012, Gradualness, uncertainty and bipolarity: Making sense of fuzzy sets: *Fuzzy sets and Systems*, **192**, 3-24.
- Fatehi, K., Bozorgi, A., Zahedi, M. S., and Asgarian, E., 2015, Improving Semi-supervised Constrained k-Means Clustering Method Using User Feedback: *Journal of Computing and Security*, **1**(4).
- Finol, J., Guo, Y. K., and Jing, X. D., 2001, A rule based fuzzy model for the prediction of petrophysical rock parameters: *Journal of Petroleum Science and Engineering*, **29**(2), 97-113.
- Gholami, R., Moradzadeh, A., Maleki, S., Amiri, S., and Hanachi, J., 2014, Applications of artificial intelligence methods in prediction of permeability in hydrocarbon reservoirs: *Journal of Petroleum Science and Engineering*, **122**, 643-656.
- Homaifar, A., and McCormick, E., 1995, Simultaneous design of membership functions and rule sets for fuzzy controllers using genetic algorithms: *IEEE transactions on fuzzy systems*, **3**(2), 129-139.
- İnkaya, T., Kayalığıl, S., and Özdemirel, N. E., 2015, Ant Colony Optimization based clustering methodology: *Applied Soft Computing*, **28**, 301-311.
- Jamshidian, M., Hadian, M., Zadeh, M. M., Kazempoor, Z., Bazargan, P., and Salehi, H., 2015, Prediction of free flowing porosity and permeability based on conventional well logging data using artificial neural networks optimized by Imperialist competitive algorithm—A case study in the South Pars gas field: *Journal of Natural Gas Science and Engineering*, **24**, 89-98.
- Kadkhodaie Ilkhchi, A., Rezaee, M. R., and 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: *Journal of Geophysics and Engineering*, **3**(4), 356-369, doi:10.1088/1742-2132/3/4/007.
- Li, H., Yin, S., Pan, Y., and Lam, H. K., 2015, Model reduction for interval type-2 Takagi-Sugeno fuzzy systems: *Automatica*, **61**, 308-314.
- Lowe, D., 1989, Adaptive radial basis function nonlinearities, and the problem of generalisation: In *Artificial Neural*

- its application in online classification and time series prediction: *Pattern Analysis and Applications*, **15**(3), 279-288.
- Sun, G., Zhang, A., Yao, Y., and Wang, Z., 2016, A novel hybrid algorithm of gravitational search algorithm with genetic algorithm for multi-level thresholding: *Applied Soft Computing*, **46**, 703-730.
- Younus, Z. S., Mohamad, D., Saba, T., Alkawaz, M. H., Rehman, A., Al-Rodhaan, M., and Al-Dhelaan, A., 2015, Content-based image retrieval using PSO and k-means clustering algorithm: *Arabian Journal of Geosciences*, **8**(8), 6211-6224.
- Transactions on Neural Networks, **8**(6), 1301-1313.
- Saffarzadeh, S., and Shadizadeh, S. R., 2012, Reservoir rock permeability prediction using support vector regression in an Iranian oil field: *Journal of Geophysics and Engineering*, **9**(3), 336.
- Sibi, P., Jones, S. A., and Siddarth, P., 2013, Analysis of different activation functions using back propagation neural networks: *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, **47**(3), 1264-1268.
- Soleimani-B, H., Lucas, C., and Araabi, B. N., 2012, Fast evolving neuro-fuzzy model and

## Estimation of permeability using uncertainty methods: type -2 fuzzy system

Hamid Hakiminezhad<sup>1</sup>, Mitra Mirzarezaee<sup>2\*</sup>, and Babak Najjar Araabi<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Ph. D. Student, Department of Computer Engineering, Islamic Azad University, Central Tehran Branch, Tehran, Iran  
<sup>2</sup>Assistant Professor, Department of Computer Engineering, Islamic Azad University, Science and Research Branch, Tehran, Iran

<sup>3</sup>Professor, Faculty of Electrical and Computer Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran

(Received: 05 September 2017, Accepted: 27 January 2018)

### Summary

Permeability is a property of the reservoir rock, which deals with the flow of fluid from the reservoir and is an important factor in oil and gas production. This parameter is measured via coring and core laboratory analysis, which is an expensive and time-consuming process and also is not a feasible approach for every oil and gas field. Nowadays, the permeability can also be calculated using the data of petrophysical logs by means of statistical and intelligent techniques. The present study uses four wells drilled in Kangan and Dalan formations within South Pars gas field to predict permeability using fuzzy logic. Out of totally eight features extracted from each well, four more effective features were selected using correlation-based feature selection tools. Then, regression, multi-layer perceptron, RBF neural network, Local Linear Model Trees (LOLIMOT), type-1 and type -2 fuzzy systems were utilized for permeability prediction. The results indicated that due to the uncertainty in the petrophysical and permeability parameters, type-2 Fuzzy systems cover better the uncertainties. The aforementioned method predicts the best number of rules using the GSA-GA (Gravitational Search Algorithm - Genetic algorithm) combined algorithms. Fuzzy membership functions were also improved using the K-means clustering algorithms. These improvements led to increased accuracy of the predicted permeability with a coefficient of 0.9768, and a decrease in the root mean square error to 0.1602.

**Keywords:** predicting reservoir rock type, permeability, type -2 fuzzy system, gravitational search algorithm, genetic algorithm

---

\*Corresponding author:

mirzarezaee@srbiau.ac.ir