

## تخمین تراوایی با استفاده از روش خوشه‌سازی، شبکه عصبی مصنوعی و منطق فازی در مخزن کربناته بنگستان

کتایون رضایی پرتو\*<sup>۱</sup> و حسن باقری<sup>۲</sup>

۱- استادیار، گروه پژوهش زمین‌شناسی نفت، پردیس بالادستی، پژوهشگاه صنعت نفت، تهران، ایران

۲- مهندسی اکتشاف نفت، دانشکده مهندسی معدن، دانشگاه تهران - پتروفیزیست، شرکت ملی حفاری ایران

\*Rezaeepartok@ripi.ir

### چکیده

تراوایی یکی از اساسی‌ترین پارامترهای سنگ مخزن است. محاسبه آن از آنالیز مغزه‌های حفاری به دست می‌آید ولی از آنجایی که در تمام چاه‌ها مغزه‌گیری انجام نمی‌شود و داده‌های مغزه به‌صورت پیوسته در طول مخزن وجود ندارند؛ لذا تخمین این پارامتر از طریق لاگ‌های پتروفیزیکی انجام می‌شود. روش‌های متفاوتی برای تخمین تراوایی از لاگ‌ها وجود دارد که در این مطالعه از تعدادی از این روش‌ها استفاده شد. مخزن مورد مطالعه، بنگستان بوده که تراوایی در ۴ حلقه چاه برای این مخزن تخمین زده شد. در تمامی چاه‌های مورد مطالعه (A, B, C و D) داده‌های لاگ‌های پتروفیزیکی در اختیار بود که علاوه بر داده‌های لاگ در چاه A، داده‌های تراوایی مغزه نیز وجود داشت. در نتیجه با استفاده از روش‌های خوشه‌سازی MRGC، AHC، DC و SOM و همچنین شبکه عصبی مصنوعی و منطق فازی تراوایی در مدل‌های مختلف تخمین زده شد و با داده‌های تراوایی مغزه کالیبره شد. میزان ضریب همبستگی بین تراوایی تخمین زده شده در تمامی مدل‌ها در روش‌های مختلف بررسی شد تا در نهایت بهترین روش با بالاترین میزان همبستگی مشخص شد. در نتیجه روش خوشه‌سازی پویا (DC) با میزان ضریب همبستگی ۰.۸۴۷۹ بهترین تخمین را در مخزن مورد مطالعه در چاه A داشت که مدل مورد نظر در این روش دارای ۱۶ خوشه بود. در نهایت این مدل در تمامی چاه‌های مورد مطالعه اعمال شد تا تراوایی در توالی مخزن مورد مطالعه در چاه‌های فاقد مغزه نیز به دست آید. همچنین روش منطق فازی با ضریب همبستگی ۰.۷۰۳۷ ضعیف‌ترین روش در این مطالعه معرفی شد.

واژگان کلیدی: تخمین تراوایی، خوشه‌سازی، منطق فازی، شبکه عصبی مصنوعی، مخزن بنگستان

### مقدمه

میزان تولید هیدروکربن‌های قابل استخراج از مخزن و بهره‌وری بیشتر از آن استفاده می‌شود. بیشتر اندازه‌گیری‌های تراوایی از آنالیز تست فشاری مغزه در آزمایشگاه اندازه‌گیری می‌شود. هرچند همیشه مغزه در دسترس نیست و مقدار مغزه

تراوایی، یک پارامتر کلیدی در ارزیابی مخزن بشمار می‌رود زیرا کنترل کننده دسترسی به تجمع‌های هیدروکربنی حاضر در اعماق زمین می‌باشد. به عبارت دیگر تراوایی سنگ مخزن یکی از پارامترهای اساسی است که برای تشخیص

مخازن شد (Bagheri et al. 2024; Alizadeh et al. 2012; Sefidari et al. 2012; Tanha et al. 2023). تخمین تراوایی، سالهاست که توسط افراد مختلفی و با استفاده از روش‌های مختلفی مورد مطالعه قرار گرفته است (khoshbakht et al. 2010; Bagheri and Falahat, 2021; Mohebian et al. 2021). هدف این مطالعه نیز یافتن میزان تراوایی در توالی مخزن بنگستان در یکی از میداین جنوب غربی کشور است. آگاهی از تخمین این پارامتر پتروفیزیکی در توالی مخزن مورد نظر، سبب یافتن اینتروال‌های تولیدی در این مخزن خواهد شد.

### مخزن بنگستان

بر اساس گزارش جیمز و وایند (James and Wynd, 1965) از آلبین تا کامپانین، یک چرخه رسوبی از سازندهای کژدمی، سروک، سورگاه و ایلام را می‌توان در زاگرس شناسایی کرد. نام مجموعه این سازندها گروه بنگستان، برگرفته از کوه بنگستان در شمال بهبهان می‌باشد (آقانباتی ۱۳۸۵). در بعضی از میدان‌های نفتی واقع در فروافتادگی دزفول، سازندهای ایلام و سروک تقریباً رخساره سنگی مشابه دارند و روی هم یک مخزن نفتی را تشکیل می‌دهند (Trauth et al. 2007).

### داده‌ها و روش‌های مطالعه

در این مطالعه به منظور تخمین مهمترین پارامتر پتروفیزیکی مخزن (تراوایی) از اطلاعات نمودارهای چاه الکتریکی برداشت شده در ۴ حلقه چاه استفاده شد که این توالی مربوط به مخزن بنگستان در یکی از میداین جنوب غرب کشور می‌باشد. از این تعداد چاه مورد مطالعه، در یک حلقه چاه (چاه A) علاوه بر اطلاعات نمودارهای الکتریکی، داده‌های تراوایی حاصل از آنالیز مغزه نیز در دسترس قرار گرفت. در نتیجه با استفاده از روش‌های مختلفی از جمله شبکه عصبی مصنوعی (Artificial Neural Network (ANN)، روش منطق فازی (Fuzzy Logic) و تعدادی از روش‌های خوشه‌سازی شامل روش خوشه‌سازی گراف پایه با توان

نماینده کل مخزن نمی‌باشد. به بیان دیگر، تراوایی، توانایی سنگ در انتقال سیال می‌باشد که به صورت مستقیم از آنالیز مغزه تعیین می‌شود (Khoshbakht and Mohammadnia, 2012). در سالهای اخیر، تکنیک‌های هوش مصنوعی و بویژه شبکه عصبی و خوشه‌سازی در حل کردن مشکلات غیرخطی پیچیده محبوبیت به دست آوردند. یک مخزن نفتی، سیستم زمین‌شناسی ناهمگن با پیچیدگی‌های ذاتی بزرگ است. تخلخل، تراوایی و اشباع هیدروکربن مخزن بطور مستقیم و به ترتیب با ظرفیت ذخیره سازی، ظرفیت جریان سیال و مقدار حجم هیدروکربن موجود در منافذ سنگ مرتبط هستند. در همین راستا مشکلات مربوط به ویژگی‌های مخزن با توجه به ناهمگونی طبیعی، عدم قطعیت و غیرخطی بودن این پارامترهای بسیار دشوارند. در نتیجه شناسایی روابط فضایی خصوصیات متغیر مخازن نیز دشوار خواهد بود. روش‌های مبتنی بر کامپیوتر (به‌عنوان مثال شبکه‌های عصبی - منطق فازی - الگوریتم ژنتیک و ...) به راحتی می‌توانند به این نوع مشکل پیچیده را با دقت بسیار بالا حل کنند (Zargar et al. 2020; Nikravesh and Aminzadeh, 2001). از آنجایی که در همه چاه‌ها مغزه‌گیری صورت نمی‌گیرد، تراوایی را می‌توان با استفاده از آزمایش چاه و نگارهای برداشت شده از چاه به دست آورد (Bagheri et al. 2021; Mohaghegh et al. 1997; Kadkhodaie and Amini, 2009; Gholizadeh and Darand, 2009). برخلاف مغزه‌های حفاری، نمودارهای چاه‌پیمایی تقریباً در تمام چاه‌ها برداشت می‌شود و در دسترس می‌باشد. نمودارهایی که تخلخل سازند را اندازه‌گیری می‌کنند، برای پیش‌بینی تراوایی یک سازند می‌توانند مورد استفاده قرار گیرند (کدخدایی و همکاران ۱۳۸۴، سروش نیا و همکاران ۱۳۹۱، باقری و فضلی ۱۳۹۲، نقدی و همکاران ۱۳۹۳). با ورود تکنیک‌های جدید مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) و منطق فازی (Fuzzy Logic)، تخمین تراوایی سازند با استفاده از نگارهای چاه‌پیمایی بیشتر مورد توجه قرار گرفت و باعث محبوبیت بیشتر نگارهای چاه‌پیمایی در امر تفسیر

لاگ تراوایی تخمین زده شده با داده‌های مغزه در سایر چاه‌های مورد مطالعه اعمال شد و تراوایی در چاه‌هایی که فاقد مغزه بودند نیز تخمین زده شد. نتایج به دست آمده از این روش‌ها در نهایت برای معرفی بهترین روش تخمین با هم مقایسه شدند. جدول ۱، داده‌های موجود در چاه‌های مورد مطالعه را نمایش می‌دهد.

تفکیک چندگانه ( Multi-Resolution Graph-Based Clustering (MRGC)، روش خوشه‌سازی پویا (Dynamic Clustering (DYNCLUST)، روش خوشه‌سازی سلسله مراتبی ( Ascending Hierarchical Clustering (AHC) و روش نقشه خودسامانده ( Self Organizing Map (SOM) تراوایی ابتدا با نظارت داده‌های مغزه در چاه A تخمین و با داده‌های مغزه کالیبره شد و سپس بهترین روش با بهترین تخمین تراوایی از لحاظ ضریب همبستگی (Coherence Coefficient) داده‌های

جدول ۱: اسامی لاگ‌های موجود در هر چاه

	Well-A	Well-B	Well-C	Well-D
Depth	3101-3470m	3060-3487m	3093-3906m	3119-3562m
Logs	BS	BS	BS	BS
	CALI	CALI	CALI	CALI
	CGR	CGR	CGR	CGR
	DT	DT	DT	DT
	LLD	LLD	LLD	LLD
	LLS	LLS	LLS	LLS
	PEF	PEF	PEF	PEF
	RT	RT	RT	RT
	DRHO	DRHO	DRHO	DRHO
	NPHI	NPHI	NPHI	NPHI
	RHOB	RHOB	RHOB	RHOB
	CORE-PERM	-	-	-
	PHIE	PHIE	PHIE	PHIE
	VOL-CALCTTE	VOL-CALCTTE	VOL-CALCTTE	VOL-CALCTTE
VSH	VSH	VSH	VSH	

که خوشه نامیده می‌شود. تقسیم‌بندی مجموعه داده‌ها به گروه‌های مشخص بر اساس اندازه‌گیری شباهت یا تفاوت بین گروه‌ها می‌باشد که داده‌های موجود در هر گروه بیشترین شباهت را با یکدیگر و بیشترین تفاوت را با داده‌های موجود در گروه‌های دیگر دارند. هر یک از خوشه‌های به دست آمده دارای ویژگی‌های خاص خود هست که هم آن را از خوشه‌های دیگر تفکیک می‌کند و هم تفسیر آن راحت‌تر انجام می‌گیرد ( Azizzadeh et al.

### روش‌های تخمین تراوایی در مخزن بنگستان

#### روش‌های خوشه‌سازی (Clustering)

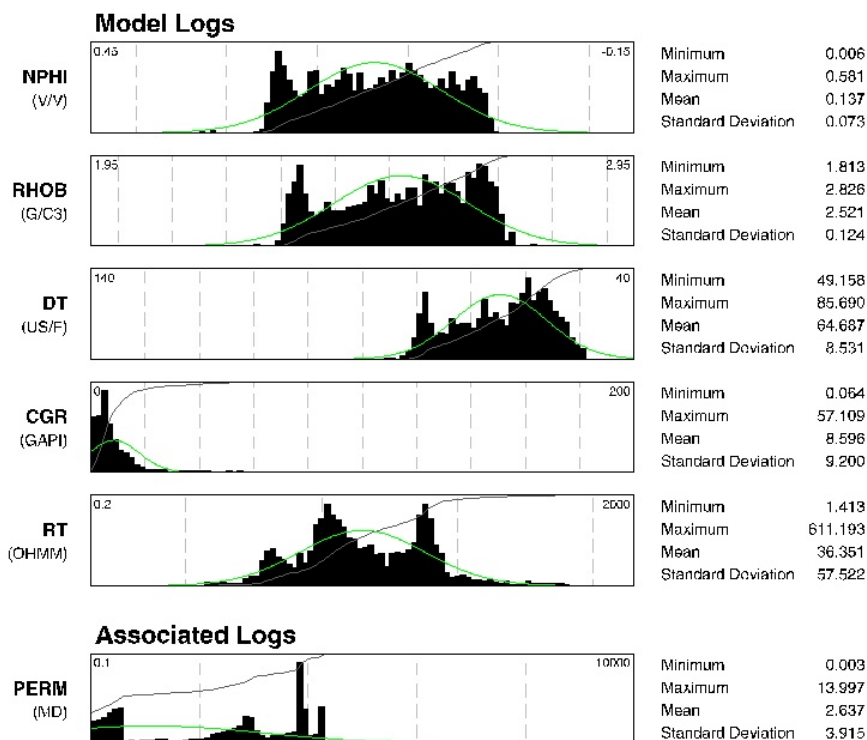
خوشه‌بندی داده‌ها پایه و اساس الگوریتم‌های مدل‌سازی و دسته‌بندی محسوب می‌شود (کدخدایی و همکاران ۱۳۸۴). خوشه‌بندی در واقع آنالیز خوشه‌ای و خوشه‌سازی دسته‌بندی مشاهدات در زیرگروه‌هایی است

می‌شوند، چون باید در تمام چاه‌های مورد مطالعه مدل ساخته شده اعمال گردد، در نتیجه این لاگ‌ها باید در تمامی چاه‌ها موجود باشند. لاگ‌های ورودی نیز بر اساس ارتباط آنها با پارامتری که باید تخمین زده شود، انتخاب می‌شوند. لاگ تراوایی، عموماً با لاگ‌های تخلخل ارتباط معناداری دارد، در نتیجه گزینه اول برای انتخاب ورودی مدل، لاگ‌هایی خواهند بود که ارتباط نزدیک‌تری با تراوایی داشته باشند. در اینجا با توجه به جدول ۱ که اسامی لاگ‌های موجود در چاه‌های مورد مطالعه را نمایش می‌دهد، لاگ‌های نوترون (NPHI)، چگالی (RHOB)، مقاومت ناحیه دست‌نخورده سازند (RT)، صوتی (DT)، گاما (CGR) و فتوالکتریک (PEF) به‌عنوان ورودی‌های مدل انتخاب شدند. تراوایی مغزه نیز به‌عنوان ناظر عملیات خوشه‌سازی در مدل وارد شد. شکل ۱ نمودار فراوانی لاگ‌های ورودی مدل را به همراه تراوایی مغزه را در چاه A نمایش می‌دهد. در نمودارهای فراوانی ترسیم شده در شکل ۱، بازه قرائت هر کدام از لاگ‌ها از ابتدا تا انتها به همراه میزان قرائت یا فراوانی میزان قرائت آنها را نمایش می‌دهد. در ادامه، به شش روش مورد استفاده جهت تخمین تراوایی با توجه به ورودی‌های ذکر شده اشاره می‌شود. نکته کلیدی و مشترک در بین تمام این روش‌ها، ثابت بودن ورودی‌ها برای تمامی مدل‌های مورد استفاده است.

2024). روش‌های خوشه‌بندی برای آنالیزهای رخساره‌های الکتریکی (Electrofacies Analysis) و تخمین خصوصیات پتروفیزیکی بسیار زیاد استفاده می‌شوند. به‌وسیله یکپارچه‌سازی این روش‌ها با روش‌های هوشمند، برخی روش‌های جدید از قبیل SOM و MRGC ساخته شدند. (Kohonen, 2001; Ye and Rabiller, 2000) در این مرحله از روش خوشه‌سازی (Dynamic Ascending Hierarchical Clustering (DC) Self Organizing Map Clustering (AHC) Multi-Resolution Graph-Based (SOM) و Clustering (MRGC) برای تخمین تراوایی استفاده شد.

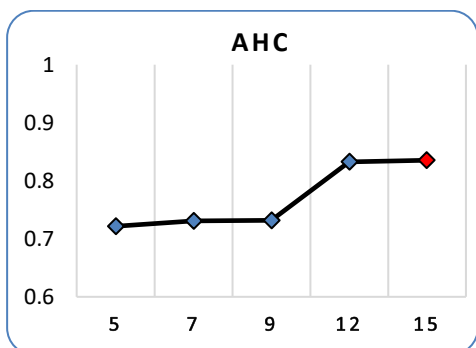
#### داده‌های ورودی مدل خوشه‌سازی

ابزار اصلی در اختیار گرفته برای انجام عملیات خوشه‌سازی، نمودارهای چاه‌پیمایی به همراه اطلاعات مغزه حفاری است. عملیات تخمین لاگ تراوایی در تمامی روش‌های مورد استفاده ابتدا در چاه A که دارای داده‌های تراوایی مغزه نیز می‌باشد در سطوح مختلف یا خوشه‌های مختلف انجام و پس از پیدا کردن بهترین روش تخمین لاگ تراوایی بعد از کالیبراسیون با داده‌های تراوایی مغزه، روش مورد نظر در سایر چاه‌های مورد مطالعه اعمال خواهد شد. لاگ‌هایی که به‌عنوان ورودی مدل انتخاب



شکل ۱: نمودار فراوانی لاگ‌های ورودی مدل

مدل‌های با بیش از ۱۰ خوشه وجود دارد. در نتیجه برای تخمین لاگ تراوایی در مخزن مورد مطالعه در روش AHC تعداد خوشه‌های بالا نتایج بهتری می‌دهد. شکل ۳ نیز نمودار مقاطع تراوایی تخمین زده شده با روش AHC با استفاده از ۱۵ خوشه را در مقابل تراوایی مغزه نمایش می‌دهد.

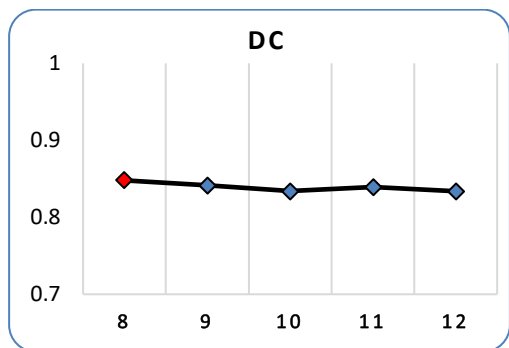


شکل ۲: مقایسه ضریب همبستگی در مدل‌های با خوشه‌های متفاوت

## روش AHC

روش خوشه‌سازی سلسله مراتبی صعودی (AHC) روشی آماری برای پیدا کردن ارتباط نسبی خوشه‌های همگن بر اساس خصوصیات اندازه‌گیری شده است (Lukasova, 1979). در این روش تعداد خوشه‌های مختلفی برای تخمین لاگ تراوایی استفاده و مورد آزمایش قرار گرفته شد که در نهایت بهترین میزان همبستگی بین لاگ تراوایی تخمین زده شده در چاه A با این روش و تراوایی مغزه در مدل دارای ۱۵ خوشه مشاهده شد (شکل ۲). میزان ضریب همبستگی (CC) در این روش ۰.۸۳۵۳ به دست آمد که نمایانگر تخمین لاگ تراوایی با بیش از ۸۰ درصد دقت می‌باشد. در اینجا مشاهده می‌شود که در روش AHC برای تخمین لاگ تراوایی اختلاف زیادی بین ضریب همبستگی مدل‌های با زیر ۱۰ خوشه نسبت به

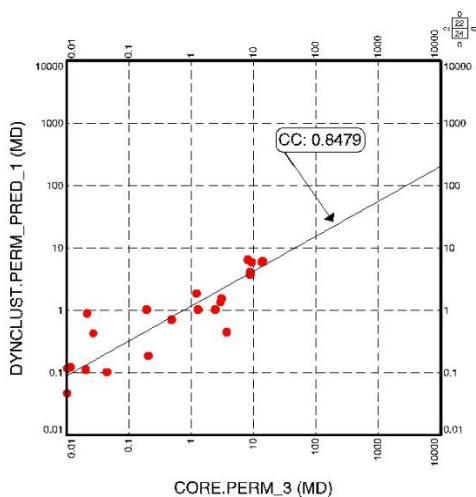
همچنین شکل ۵ نیز نمودار متقاطع تراوایی تخمین زده شده به روش DC با استفاده از ۸ خوشه را در مقابل تراوایی مغزه همراه با مقدار CC بین داده‌ها را نمایش می‌دهد.



شکل ۵: نمایش ضریب همبستگی تراوایی تخمین زده شده

در مدل‌های با خوشه‌های مختلف

DYNCLUST.PERM\_PRED vs. CORE.PERM Crossplot  
Well: WELL\_A



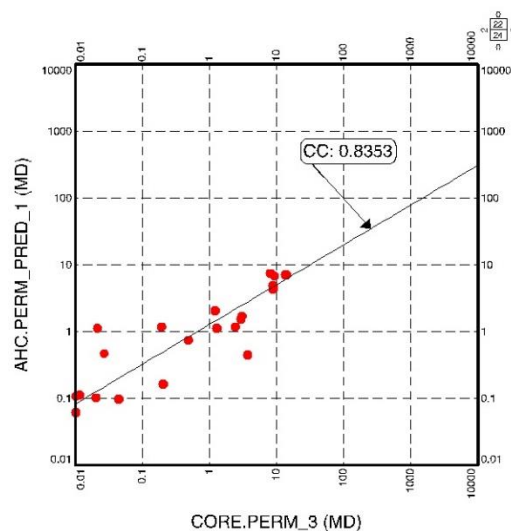
شکل ۶: نمودار متقاطع تراوایی تخمین زده شده به روش

DC در مدل با ۸ خوشه در مقابل تراوایی مغزه

### روش MRGC

روش MRGC یکی از معهود روش‌های غیر پارامتریک و بسیار مناسب جهت مطالعه و تحلیل خوشه‌ای داده‌های حاصل از نگارها می‌باشد که ویژگی‌های ذکر شده را دارد. در این روش داده‌های نگارها توسط دو شاخص NI (Neighboring Index یا پارامتر شاخص همسایگی) که موقعیت نزدیک بودن هر نقطه در یک مجموعه داده را

AHC.PERM\_PRED vs. CORE.PERM Crossplot  
Well: WELL\_A



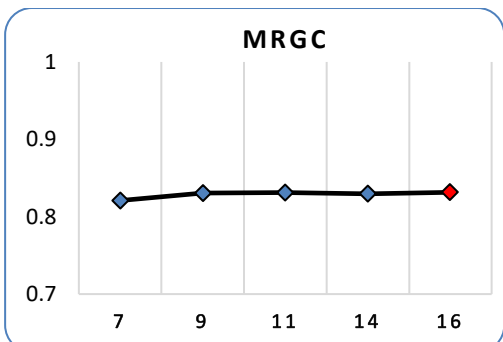
شکل ۷: نمودار متقاطع تراوایی تخمین زده شده با استفاده

از روش AHC در مدل ۱۵ خوشه‌ای با تراوایی مغزه

### روش DC

روش خوشه‌سازی پویا (Dynamic Clustering) روشی غیر سلسله مراتبی که برای تقسیم‌بندی داده‌ها بر اساس تعیین تعداد خوشه‌های از پیش تعیین شده عمل می‌کند (Khoshbakht and Mohammadnia, 2010). در این روش نیز خوشه‌های متفاوتی مورد آزمایش قرار گرفت که در نهایت مدل با ۸ خوشه به‌عنوان بهترین مدل برای تخمین لاگ تراوایی در چاه A معرفی شد. دقت این تخمین با استفاده از پلات کردن لاگ تراوایی تخمین زده شده در مقابل تراوایی مغزه مشخص شد. شکل ۴ میزان ضریب همبستگی لاگ تراوایی تخمین زده شده با استفاده از خوشه‌های مختلف در مقابل تراوایی مغزه و مشخص شدن بهترین تخمین با استفاده از مدل دارای ۸ خوشه‌ای نسبت به سایر مدل‌ها را نمایش می‌دهد. در اینجا نکته‌ای که وجود دارد این است که تغییر تعداد خوشه‌ها اختلاف زیادی در تخمین تراوایی به وجود نیاورده است هرچند که مدل با کمترین خوشه در این مطالعه بهترین تخمین را داشته است.

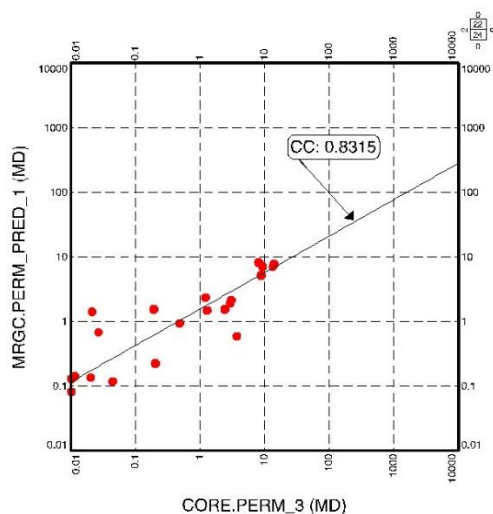
نمودار متقاطع تراوایی تخمین زده شده به روش MRGC در ۱۶ خوشه را در مقابل تراوایی مغزه همراه با میزان ضریب همبستگی بین آن‌ها را نمایش می‌دهد.



شکل ۶: مقایسه ضریب همبستگی مدل‌های مختلف برای

### تخمین تراوایی به روش MRGC

MRGC.PERM\_PRED vs. CORE.PERM Crossplot  
Well: WELL\_A



شکل ۷: نمودار متقاطع تراوایی تخمین زده شده به روش

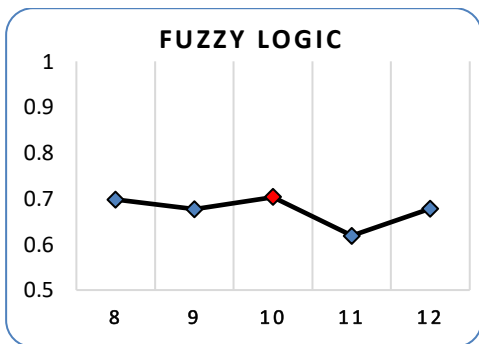
MRGC در مدل ۱۶ خوشه‌ای در مقابل تراوایی مغزه

### روش SOM

روش نقشه خودسامان ده، یک روش محاسباتی برای آنالیز و تجسم داده‌های ابعاد بالای اطلاعات ویژه آزمایشی حاصل شده است (Kohonen, 2001). در اینجا شبکه‌های مختلف SOM با ابعاد متفاوت مورد آزمایش قرار گرفت که در حدود ۵ شبکه با ابعاد مختلف و در نهایت لاگ

به قله یا قعر تابع چگالی احتمالی داده‌ها مشخص می‌کند و Kernel Representative Index (KRI) یا پارامتر هسته خوشه) شاخصی است جهت تعیین نقاط مستعد برای نمایندگی به‌عنوان هسته یا مرکز خوشه. این دو شاخص نشانه‌های رابطه همسایگی میان داده‌ها هستند. رابطه همسایگی از روی فاصله فضایی داده‌ها (نگارها) محاسبه می‌شود. بر اساس این دو شاخص، گروه‌های کوچکی از داده‌ها با نام گروه‌های جذبی شکل می‌گیرند که این گروه‌ها ممکن است از لحاظ شکل، اندازه، چگالی و نسبت جدایش باهم تفاوت داشته باشند. این گروه‌های جذبی به‌وسیله مرزهایی از یکدیگر جدا شده و در نهایت در یک فرآیند روبه رشد با یکدیگر ترکیب و گروه‌های بزرگ‌تر که همان رخساره‌های مختلف الکتریکی می‌باشند را تشکیل می‌دهند. روش MRGC به‌صورت اتوماتیک، مدل‌های بهینه تعیین خواهد کرد (Khoshbakht and Mohammadnia, 2010; Ye and Rabiller, 2000). در اینجا علاوه بر لاگ‌های ورودی و داده مغزه به‌عنوان ناظر، حد بالا و پایین دسته‌ها به ترتیب ۵ و ۳۵ دسته با حداقل ۵ مدل بهینه در نظر گرفته شد. در بین مدل‌های استفاده شده، مدل با ۱۶ خوشه، با ضریب همبستگی ۰.۸۳۱۵ بهترین مطابقت را با داده‌های مغزه حفاری نشان داد. شکل ۶، میزان ضریب همبستگی لاگ‌های تراوایی تخمین زده شده در مدل‌های با خوشه‌های متفاوت را مقایسه می‌کند. در شکل ۶ ملاحظه می‌شود میزان ضریب همبستگی در لاگ تراوایی تخمین زده شده با ۱۶ خوشه که بالاترین میزان ضریب همبستگی را دارد (بیش از ۸۰ درصد) نسبت به مدل با ۷ خوشه که دارای کمترین میزان ضریب همبستگی می‌باشد اختلاف بسیار کمی دارد در نتیجه مشخص می‌شود که روش MRGC در مدل‌های مختلف دارای دقت مناسب و تقریباً یکنواخت بوده در تخمین تراوایی مخزن مورد مطالعه در این تحقیق. شکل ۷ نیز

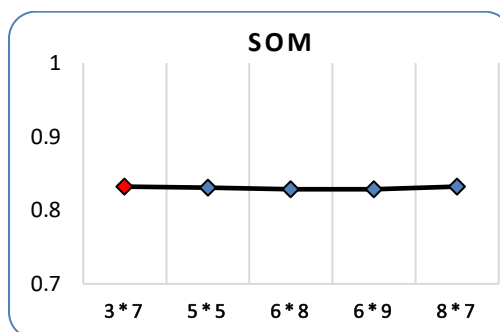
در این روش که در دو مرحله آموزش و تخمین انجام می‌شود، ابتدا قبل از وارد نمودن لاگ‌های ورودی، تعداد کلاس‌ها (بین‌ها bin) باید تعیین گردد. به جهت اینکه بتوان مقایسه‌ای بین تمامی روش‌های مورد استفاده در این مطالعه انجام داد، لاگ‌های ورودی در تمامی روش‌ها یکسان در نظر گرفته شد در نتیجه لاگ‌های ورودی در مدل منطقی فازی نیز همان لاگ‌های ورودی مدل‌های خوشه‌سازی بود. تعداد بین‌های متفاوتی (از ۸ تا ۱۲ بین) برای این مدل در مرحله آموزش مورد استفاده قرار گرفت که در نهایت مدل با ۱۰ بین بهترین دقت را نسبت به سایر مدل‌های با بین‌های مختلف ارائه داد که ضریب همبستگی با ۱۰ بین در این روش مقدار ۰.۷۰۳ به دست آمد (شکل ۱۱). در اینجا مشاهده می‌شود که اختلاف در تعداد بین در نظر گرفته شده می‌تواند تأثیر زیادی روی تخمین پارامتر مورد نظر داشته باشد. نمودار موجود در شکل ۱۰ نتایج ضریب همبستگی در مدل‌های متفاوت مورد استفاده را در این روش با هم مقایسه می‌کند که نشان می‌دهد مدل دارای ۱۰ بین، بالاترین میزان همبستگی را بین لاگ تراوایی تخمین زده شده با تراوایی مغزه را نشان می‌دهد. همچنین نمودار مقاطع موجود در شکل ۱۱ داده‌های تراوایی تخمین زده شده را در مقابل داده‌های تراوایی مغزه در مدل بهینه‌ی دارای ۱۰ بین را به همراه مقدار ضریب همبستگی نشان می‌دهد.



شکل ۱۰: میزان ضریب همبستگی در مدل‌های مختلف در

روش منطق فازی

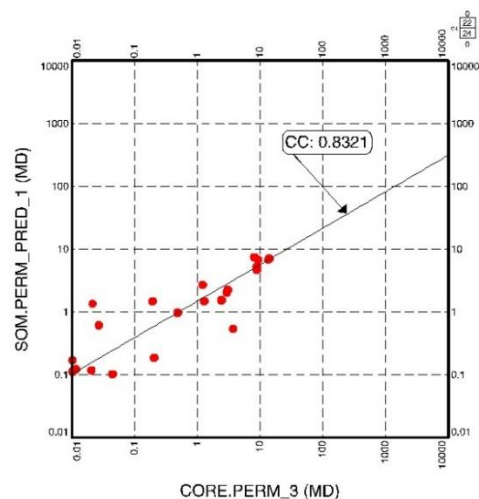
تراوایی با تمامی شبکه‌ها تخمین زده شد و میزان تطابق لاگ تخمین زده شده با داده تراوایی مغزه بررسی شد که در نهایت مدل شبکه SOM دارای ابعاد ۷\*۳ بهترین تخمین را نسبت به سایر شبکه‌ها ارائه داد (شکل ۸). در این روش نیز اختلاف ابعاد شبکه‌های متفاوت اختلاف زیادی را در مقدار ضریب همبستگی به وجود نمی‌آورد. نمودار مقاطع تراوایی تخمین زده شده با روش SOM را در مدل با ابعاد شبکه‌ای ۷\*۳ نسبت به تراوایی مغزه در شکل ۹ نمایش داده شده است.



شکل ۸: مقایسه ضریب همبستگی در شبکه‌های مختلف

روش SOM

SOM.PERM\_PRED vs. CORE.PERM Crossplot  
Well: WELL\_A



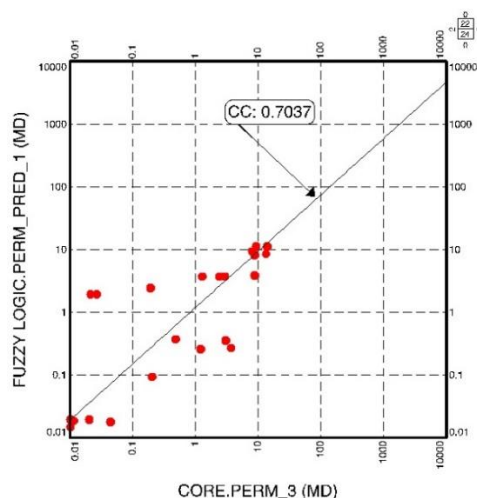
شکل ۹: نمودار مقاطع تراوایی تخمین زده شده به روش

SOM در شبکه ۷\*۳ نسبت به تراوایی مغزه

روش منطق فازی



اواسط سال ۱۹۴۰ به وجود آمدند و تا سال ۱۹۷۰ به تدریج توسعه یافتند. شبکه‌های عصبی مصنوعی در زمینه‌های مختلف استفاده می‌شوند از امور اقتصادی تا مهندسی، از پزشکی تا امور اداری، از مطالعات آماری تا مدیریت، مهم‌ترین مرحله گسترش جنبه‌های تئوریک این روش جدید در طی شکوفایی تکنولوژی کامپیوتر و کاربرد هوش مصنوعی به وجود آمد. ویژگی‌هایی که باعث می‌شود شبکه‌های عصبی برای مقاصد کنترل هوشمند مناسب باشد عبارت‌اند از: ۱- یادگیری از طریق تجربه (مانند رفتار یادگیری انسان)، ۲- قابلیت تعمیم‌پذیری (انطباق ورودی‌ها با خروجی‌های مربوطه)، ۳- پردازش موازی، ۴- مقاوم بودن در برابر خطا، ۵- قابلیت چند متغیره. مثال‌های متعددی از کاربردهای شبکه عصبی در صنعت نفت وجود دارد از اکتشافات گرفته تا مهندسی مخزن و تولید و عملیات حفاری یک شبکه عصبی یک سیستم با چندین واحد پردازشی ساده تحت عنوان گره‌ها، عصب‌ها و یا عناصر پردازشگر می‌باشد. این عناصر پردازشگر به‌واسطه رشته‌های ساده‌ای با نام رشته‌های سیناپتیکی به هریک از سایر عناصر پردازشگر مرتبط هستند. پایداری رشته‌های سیناپتیکی با پیوستن یک بردار وزن به آن‌ها تغییر می‌کند. نرون‌ها در یک شبکه در لایه‌ها سازمان‌دهی می‌شوند. هر لایه وظیفه مخصوصی به عهده دارد. به‌طور کلی سه لایه در یک شبکه عصبی مصنوعی وجود دارد. لایه ورودی، اطلاعات لازم را از جهان پیرامون به صورت عادی در اختیار شبکه قرار می‌دهد. لایه‌های میانی یا مخفی ممکن است بیش از یک لایه میانی در شبکه وجود داشته باشد بسته به نوع مسئله شامل نرون‌هایی هستند که وظیفه مهم برقراری ارتباط بین ورودی و خروجی را به عهده دارند. لایه خروجی شامل نرون‌های خروجی می‌باشد که وظیفه ابلاغ نتیجه محاسبه شبکه عصبی به کاربر را به عهده دارند. در نتیجه با استفاده از روش ANN تراوایی در توالی مخزن

FUZZY LOGIC.PERM\_PRED vs. CORE.PERM Crossplot  
Well: WELL\_A

شکل ۱۱: نمودار متقاطع لاگ تراوایی تخمین زده شده با مدل دارای ۱۰ بین در مقابل تراوایی مغزه در روش منطق فازی

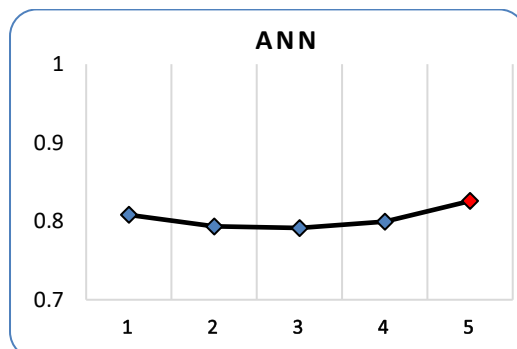
#### روش شبکه عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی از ارتباطات غیرخطی عناصر تشکیل دهنده آن‌ها یعنی نورون که مشابه سیستم عصبی انسان هستند تشکیل می‌شوند (Rezaeeparto and Bagheri, 2023). شبکه عصبی مصنوعی در سال ۱۹۵۷ در آزمایشگاه کرنل آرونوتیکال و به‌وسیله فرانک روزنبلت در ساده‌ترین شکل خود (پرسپترون) ابداع شد. مهم‌ترین عامل تمایز شبکه عصبی نسبت به دیگر روش‌ها این است که خودش راه حل مسئله را کشف می‌کند. هر شبکه عصبی مانند شبکه‌های زیستی دارای سه بخش ورودی، پردازشگر و خروجی است (Bagheri et al. 2015; Bagheri and Khoshbakht, 2015) ویژگی اصلی شبکه‌های عصبی، توانایی آموزش ویژگی‌های درونی یک سیستم به‌وسیله تجزیه و تحلیل مجموعه داده‌ها می‌باشد. چنانچه نگارهای متعارف چاه در دسترس باشد، شبکه‌های عصبی مصنوعی قادر به شناخت روابط غیرخطی بین اطلاعات نگارها و پارامترهای مخزن می‌باشند (Bagheri and Rahimibahar, 2015). نخستین عناصر مفهومی شبکه‌های عصبی در

## تحلیل نتایج در روش‌های مختلف مورد استفاده

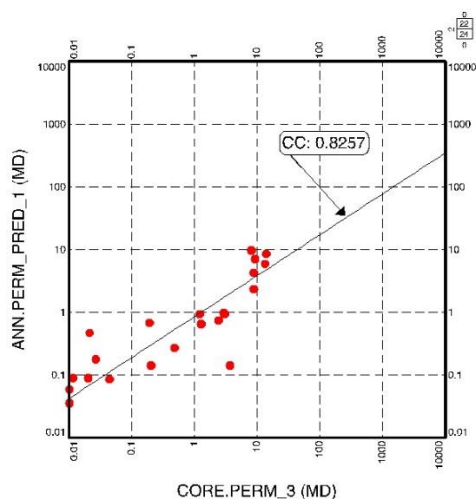
تخمین تراوایی توسط شش روش مختلف در توالی چاه A با نظارت اطلاعات تراوایی حاصل از آنالیز مغزه‌های حفاری انجام شد. به منظور بررسی دقت تخمین این پارامتر در روش‌های مختلف مورد استفاده، در تمامی این روش‌ها داده‌های ورودی یکسان در نظر گرفته شده است. در نهایت با استفاده از ۶ روش متفاوت تراوایی در توالی مخزن مورد مطالعه که مخزنی کربناته و تقریباً تمیز بود (عاری از کانی‌های رسی (شیل))، تخمین زده شد. نتایج تخمین لاگ تراوایی در تمامی این روش‌ها به صورت پیوسته در توالی مخزن مورد مطالعه در شکل ۱۴ ارائه شده است. این نمودارهای تراوایی ارائه شده در واقع نمودار تراوایی تخمین زده شده‌ای است که بالاترین ضریب همبستگی را در هر روش دارد می‌باشد تا در نهایت برای مقایسه بین روش‌های مختلف مورد استفاده قرار گیرد. اگر بخواهیم تحلیلی از دقت تراوایی تخمین زده شده در هر روش را مورد بررسی قرار دهیم، ضریب همبستگی بین نمودار واقعی و نمودار تخمین زده شده تراوایی در روش AHC با افزایش تعداد خوشه‌ها از ۵ تا ۹ خوشه در یک رنج تقریباً ثابتی قرار دارد اما دقت تراوایی تخمین زده شده در این مدلها نسبت به مدل‌های دارای ۱۲ و ۱۵ خوشه بسیار پایین‌تر است. این تغییرات ناگهانی در مدل AHC با افزایش تعداد خوشه‌ها نسبت به سایر روش‌ها تقریباً متحصر به فرد می‌باشد این در حالی است که در روش‌های MRGC و ANN در نمودار ضریب همبستگی (شکل‌های ۶ و ۱۲) با افزایش تعداد خوشه‌ها (در روش MRGC) و افزایش تعداد لایه‌های پنهان (در روش ANN) با یک شیب ملایم بهتر شدن ضریب همبستگی بین نمودار واقعی و نمودار تخمین زده شده تراوایی را نشان می‌دهد. روش‌های DC و SOM عکس روش‌های MRGC و ANN می‌باشند، بصورتیکه با افزایش تعداد

بنگستان با تعداد لایه‌های پنهان متفاوتی تخمین زده شد که در نهایت مدل با تعداد ۵ لایه پنهان بهترین تخمین را در بین مدل‌های دیگر نشان می‌دهد (شکل ۱۲). همچنین نمودار متقاطع تراوایی تخمین زده شده با استفاده از روش ANN با مدل ۵ لایه پنهان در مقابل تراوایی مغزه در شکل ۱۳ به همراه میزان ضریب همبستگی بین آن‌ها نمایش داده شده است.



شکل ۱۲: مقایسه ضریب همبستگی بین مدل‌های مختلف

## در روش ANN

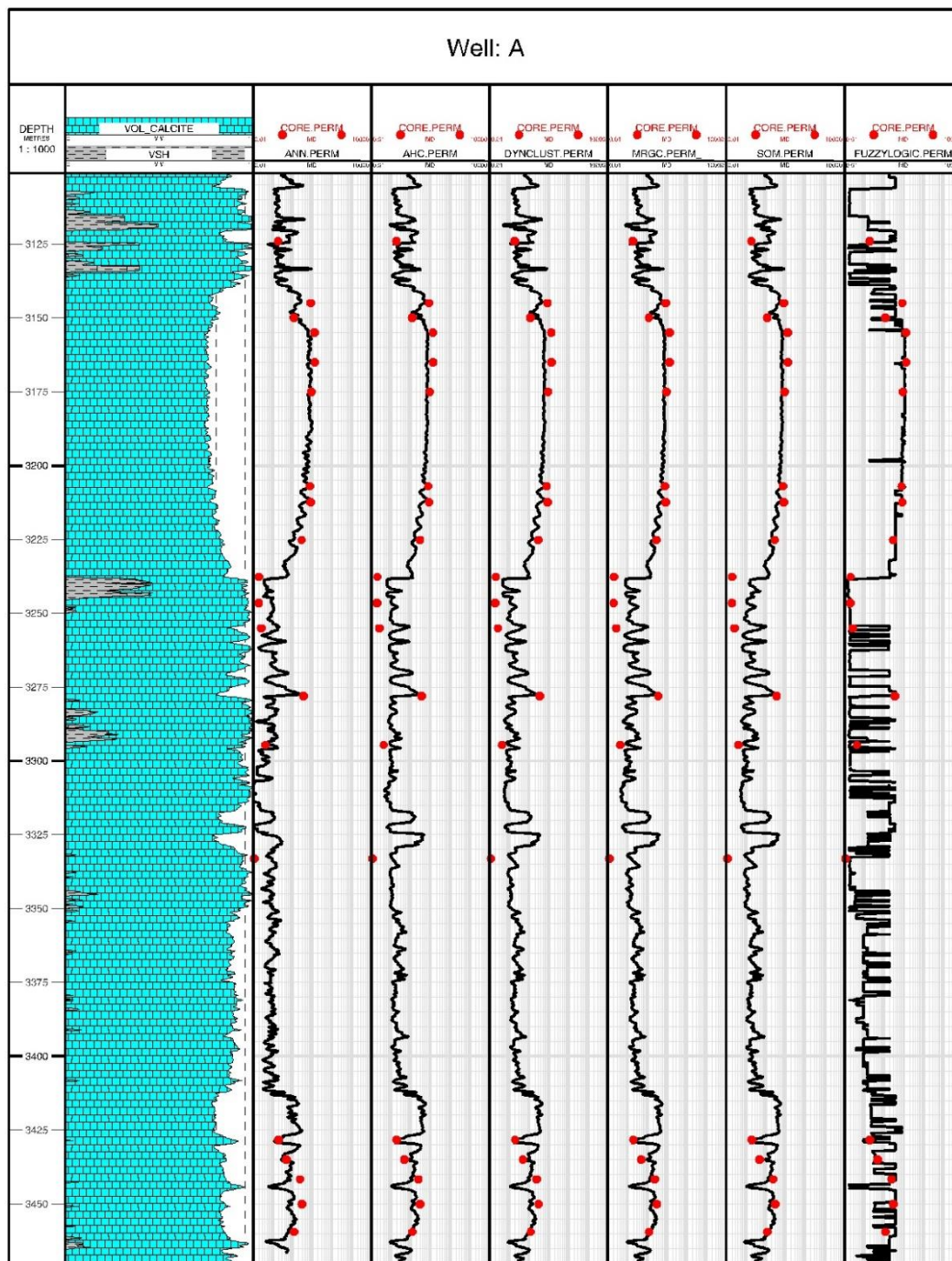
ANN.PERM\_PRED vs. CORE.PERM Crossplot  
Well: WELL\_A

شکل ۱۳: نمودار متقاطع تراوایی تخمین زده شده در روش

ANN با مدل ۵ لایه‌ای با تراوایی مغزه

افزایش تعداد بین‌ها در این روش گاهی سبب افزایش و گاهی سبب کاهش دقت تخمین تراوایی می‌شود.

خوشه‌ها در این دو روش از میزان دقت تخمین تراوایی با شیب ملایمی کاسته می‌شود. روش FUZZY LOGIC نیز همانند روش AHC رفتار منحصر به فردی دارد و



شکل ۱۴: نمایش تراوایی بهینه تخمین زده شده در روش‌های مختلف در توالی مخزن مورد مطالعه در چاه A

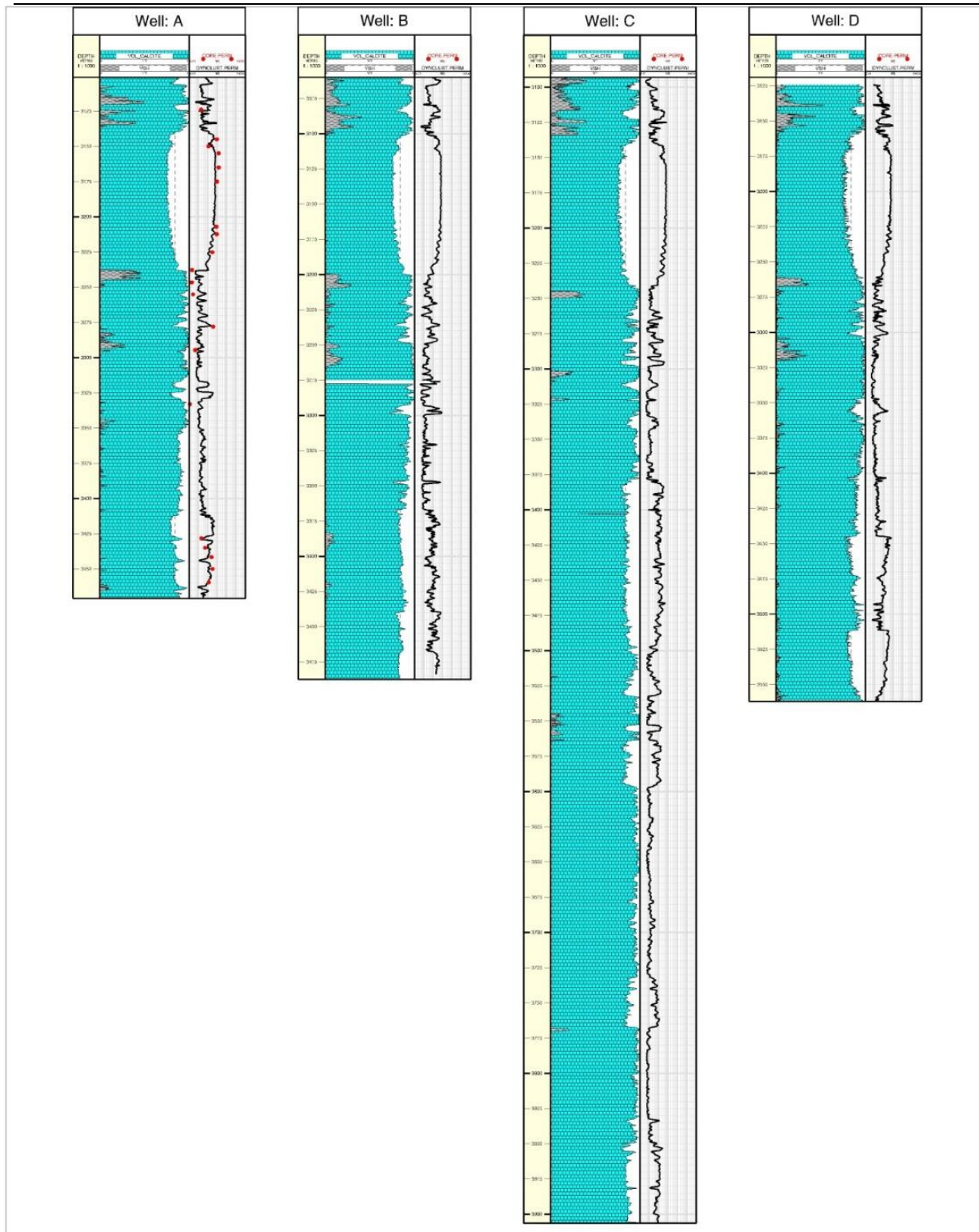
تخمینی را در بین روش‌های مورد استفاده در این مطالعه به خود اختصاص داده است. در نتیجه پس از انتخاب مدل‌های بهینه در هر روش در چاه A، مدل بهینه انتخاب شده که همان مدل ۸ خوشه‌ای روش DC بود در سایر چاه‌های مورد مطالعه برای تخمین تراوایی اعمال شد تا تراوایی در چاه‌های فاقد مغزه با نهایت دقت محاسبه و تخمین زده شود. شکل ۱۵ تراوایی تخمین زده شده در توالی چاه‌های مورد مطالعه به روش DC را نشان می‌دهد. در این شکل مشاهده می‌شود که فواصل دارای تخلخل مناسب که قابل تطابق (Correlation) در تمامی چاه‌های میان هستند، دارای تراوایی بالا و بالعکس فواصل دارای تخلخل پایین نیز در تمامی چاه‌ها دارای تراوایی پایینی می‌باشند.

در شکل ۱۴ مشاهده می‌شود که تمامی روش‌های مورد استفاده در حد قابل قبولی توانستند تراوایی را در توالی مخزن مورد مطالعه تخمین بزنند اما مشهود است که دقت تراوایی تخمین زده شده با توجه میزان ضریب همبستگی تراوایی مغزه و تراوایی لاگ تخمین زده شده در فواصلی از مخزن که دارای تراوایی بالاتری است بهتر از فواصلی است که دارای تراوایی پایینی می‌باشد. در نهایت جدول ۲ ضریب همبستگی در مدل‌های بهینه در هر روش را با هم مقایسه می‌کند که مشاهده می‌شود روش خوشه‌سازی پویا ((Dynclust (DC)) بهترین تخمین را با بالاترین ضریب همبستگی بین داده‌های تراوایی مغزه و لاگ تراوایی

جدول ۲: مقایسه ضریب همبستگی مدل‌های بهینه در هر روش در چاه A

ضریب همبستگی (Coefficient Coherent)					
Well	Fuzzy Logic	MRGC	AHC	ANN	SOM
Well-A	0.7037	0.8315	0.8479	0.8353	0.8321





شکل ۱۵: تخمین تراوایی در توالی مخزن بنگستان در چاه‌های مورد مطالعه

## نتیجه‌گیری

تخمین تراوایی در مطالعه مورد نظر به ۶ روش مختلف با استفاده از داده‌های لاگ و مغزه انجام شد که در نهایت نتایج زیر حاصل شد:

- در ابتدا از روش‌های خوشه‌سازی برای تخمین تراوایی استفاده شد. روش‌های مورد استفاده شامل روش‌های DC، AHC، MRGC، SOM و DC بودند. در هر کدام از این روش تعداد ۵ مدل با تعداد خوشه‌های متفاوت ساخته شد و در نهایت مدل بهینه‌هایی که بالاترین میزان ضریب همبستگی بین لاگ تراوایی تخمین زده شده با تراوایی مغزه داشت انتخاب شد. در نتیجه مدل‌های بهینه در روش‌های یاد شده به ترتیب مدل با تعداد خوشه‌های ۱۶، ۱۵، ۸ و شبکه ۷\*۳ حاصل آمد که میزان ضریب همبستگی در این مدل‌ها به ترتیب ۰.۸۳۱۵، ۰.۸۳۵۳، ۰.۸۴۷۹ و ۰.۸۳۲۱ به دست آمد.

- در روش شبکه عصبی مصنوعی برای تأمین لاگ تراوایی تعداد لایه‌های پنهان (Hidden Layers) مختلف بکار رفت. تعداد ۵ مدل با لایه‌های پنهان متفاوت استفاده شد که در بین این مدل‌ها، مدل با ۵ لایه پنهان بهترین میزان ضریب همبستگی را با داده‌های مغزه به مقدار ۰.۸۲۵۷ داشت.

- استفاده از روش Fuzzy Logic با تعداد بین‌های متفاوت انجام شد. در این روش نیز ۵ مدل فازی با تعداد بین‌های مختلف مورد استفاده قرار گرفت که در انتها مدل با تعداد ۱۰ بین بهترین نتیجه را برای تخمین لاگ تراوایی با توجه میزان ضریب همبستگی داشت. مقدار ضریب همبستگی در این روش ۰.۷۰۳۷ بود.

- در بین روش‌های مورد استفاده، مدل ۸ خوشه‌ای روش خوشه‌سازی پویا (DC) بهترین تخمین را برای لاگ تراوایی با ضریب همبستگی ۰.۸۴۷۹ داشت و روش منطق فازی (Fuzzy Logic) ضعیف‌ترین تخمین را با ضریب همبستگی ۰.۷۰۳۷ داشت.

- با توجه به اینکه روش DC بهترین تخمین تراوایی را در چاه A به خود اختصاص داده بود، در نتیجه روش مذکور برای تخمین لاگ تراوایی در سایر چاه‌های مورد مطالعه انتخاب شد و تراوایی در توالی مخزن بنگستان در تمامی چاه‌های مورد مطالعه به دست آمد.

## منابع

- کدخدائی ایلخچی، ع.، رضائی، م.ر.، معلمی، س.ع.، شیخ زاده، ا.، (۱۳۸۴). تخمین گونه‌های سنگی و تراوایی در میدان گازی پارس جنوبی با استفاده از تکنیک خوشه‌سازی میان مرکز فازی و مدلسازی فازی. نهمین همایش انجمن زمین‌شناسی ایران، دانشگاه تربیت معلم تهران، ص ۶۹۰-۶۷۸.
- سروش نیا، م.، کدخدائی ایلخچی، ع.، نوری، ب.، (۱۳۹۱). بررسی روش‌های خوشه‌سازی در تعیین الکتروفاسیسها و نیز میکروفاسیسهای مخزنی با استفاده از اطلاعات پتروفیزیکی و پتروگرافی در سازند آسماری در یکی از میادین نفتی خلیج فارس. سی و یکمین گردهمایی علوم زمین، سازمان زمین‌شناسی و اکتشافات معدنی کشور، ص ۱۰۱-۱۲۳.
- باقری، ح و فضلی، ل.، (۱۳۹۲). ارزیابی پتروفیزیکی مخازن هیدروکربوری به روش قطعی و احتمالی، انتشارات ستایش، چاپ اول، ۲۱۰ ص.
- نقدی، س.، معلمی، س.ع. و خوشبخت، ف.، (۱۳۹۳). تخمین نفوذپذیری دریک مخزن کربناته با استفاده از تکنیک‌های خوشه‌بندی و مقایسه نتایج با سایر روش‌های

- climate and human evolution. *Journal of Human Evolution*, 53(5), 475-486.
- **Kohonen, T., (2001).** Self-Organizing Maps. Third, extended edition. Springer, 501 p.
  - **Ye S. J. and Rabiller P., (2000).** A New Tool for Electro-Facies Analysis: Multi-Resolution Graph-Based Clustering, SPWLA.
  - **Lukasova, A. (1979).** "Hierarchical Agglomerative Clustering Procedure", Pattern Recognition, v. 1, pp. 365-381.
  - **Khoshbakht, F., & Mohammadnia, M. (2010).** Assessment of clustering methods for predicting permeability in a heterogeneous carbonate reservoir. In *4th EAGE St. Petersburg International Conference and Exhibition on Geosciences-New Discoveries through Integration of Geosciences* (pp. cp-156). European Association of Geoscientists & Engineers.
  - **Bagheri, H., Khoshbakht, F., Fazli, L., (2015).** Electro-facies determined based on sedimentary facies and rock types using clustering methods, wire-line logs and core data in the Kangan and Dalan Formations. Southern Pars gas field. *Sedimentary Facies* 7(2), 178-195. <https://doi.org/10.22067/sed.facies.v7i2.23589>
  - **Bagheri, H., Rahimibahar, A.A., (2015).** Using Log Clustering to Zone Fahliyan Limestone Formation Reservoir in One of Iran Southwest Reservoirs. *Journal of Petroleum Research* 25(82), 45-55. <https://doi.org/10.22078/pr.2015.515>
  - **Bagheri, H., Khoshbakht, F., (2015).** Determining Pay Zone Using Clustering of Petro-physical Log Data and Cut-off Methods in a Carbonate Gas Reservoir. *Journal of Petroleum Research* 25(81), 97-111. <https://doi.org/10.22078/pr.2015.496>
  - **Bagheri, H., Mohebian, R., Moradzadeh, A., Olya, B.A.M., (2024).** Pore Size Classification and Prediction Based on Distribution of Reservoir Fluid Volumes Utilizing Well Logs and Deep Learning Algorithm in a Complex Lithology. *Artificial Intelligence in Geosciences* 5, 100094. <https://doi.org/10.1016/j.aiig.2024.100094>
  - **Khoshbakht, F., & Mohammadnia, M., (2012).** Assessment of Clustering Methods for Predicting Permeability in a Heterogeneous Carbonate Reservoir. *Journal of Petroleum Science and Technology*, 2 (2): 50-57.
  - **Zargar, Gh., Ayatizadeh Tanha, A., Parizad, A.H., Amouri, M. and Bagheri, H., (2020)** رایج، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه علوم و تحقیقات تهران. ۱۷۶ ص.
  - **آقائباتی، س.ع.، (۱۳۸۵)،** زمین‌شناسی ایران، چاپ دوم، انتشارات سازمان زمین‌شناسی کشور. ۷۵۰ ص.
  - **Azizzadeh, M.O.B., Mohebian, R., Bagheri, H., Mahdavi Hezaveh, A., Khan Mohammadi, A., (2024).** Toward Real-Time Fracture Detection on Image Logs Using Deep Convolutional Neural Networks, *Yolov5. Interpretation* 12 (2), 1-10. <https://doi.org/10.1190/int-2022-0104.1>.
  - **Mohaghegh, S., Balan, B. and Ameri, S., (1997).** Permeability Determination from Well Log Data, SPE formation evaluation.
  - **Kadkhodaie-Ilkhchi, A., and Amini, A., (2009).** A fuzzy logic approach to estimating hydraulic flow units from well log data: A case study from the Ahwaz Oilfield: south Iran: *J. Pet. Geol.* v. 32, p. 67-78.
  - **Gholizadeh, M.H., & Darand, M., (2009).** Forecasting precipitation with artificial neural networks (case study: Tehran). *Journal of Applied Sciences*, 5: 23-32.
  - **Khoshbakht M, Baghaie Lakeh M, Hasavari F, Kazemnejad leili E, Blourchian M. (2010).** Evaluation of Body posture Ergonomic during work in intensive care units nurses in teaching hospitals of Guilan University of Medical Sciences in Rasht city in . *J Holist Nurs Midwifery.* 21 (1) :22-29.
  - **Alizadeh, B., Najjari, S., & Kadkhodaie-Ilkhchi, A., (2012).** Artificial neural network modeling and cluster analysis for organic facies and burial history estimation using well log data: A case study of the South Pars Gas Field, Persian Gulf, Iran. *Computers & Geosciences*, Elsevier Press. 45: 261–269.
  - **Sefidari, E., Amini, A., Kadkhodaie, A., & Ahmadi, B., (2012).** Electrofacies clustering and a hybrid intelligent based method for porosity and permeability prediction in the South Pars Gas Field, Persian Gulf, *Geopersia*, 2 (2): 11-23.
  - **James, G.A., Wynd, J. G., (1965).** Stratigraphic nomenclature of the Iranian oil Consortium agreement area, Iranian oil operating companies geological and exploration division, PP.1-86.
  - **Trauth, M. H., Maslin, M. A., Deino, A. L., Strecker, M. R., Bergner, A. G., & Dühnforth, M. (2007).** High-and low-latitude forcing of Plio-Pleistocene East African

- characterization trends. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 31(2-4), 67-79.
- **Bagheri, H. and Falahat, R., (2021)**. Fracture permeability estimation utilizing conventional well logs and flow zone indicator, *Petroleum Research*, <https://doi.org/10.1016/j.ptlrs.2021.11.004>.
  - **Bagheri, H., Tanha, A.A., Dolati-Ardehjani, F., Heydari-Tajereh, M. and Larki, E., (2021)**. Geomechanical Model and Wellbore Stability Analysis Utilizing Acoustic Impedance and Reflection Coefficient in a Carbonate Reservoir, *Journal of Petroleum Exploration and Production Technology*, 11, 3935–3961.
  - **Tanha, A.A., Pirzad, A.H., Shahbazi, KH., Bagheri, H., (2022)**. Investigation of Trend Between Porosity and Drilling Parameters in one of the Iranian Undeveloped Major Gas Fields. *Petroleum Research* 8 (1), 63-70. <https://doi.org/10.1016/j.ptlrs.2022.03.001>.
  - **Mohebian, R., Bagheri, H., Kheirollahi, M., Bahrami, H., (2021)**. Permeability Estimation Using an Integration of Multi-Resolution Graph-Based Clustering Methods in an Iranian Carbonate Reservoir. *Journal of Petroleum Science and Technology* 11(3), 49-58. <https://doi.org/10.22078/jpst.2022.4737.1785>.
  - **Rezaeeparto, K., Bagheri, H., (2023)**. Prediction of Total Organic Carbon (TOC) Utilizing  $\Delta\log R$  and Artificial Neural Network (ANN) Methods and Geochemical Facies Determination of Kazhdumi Formation in One of the Fields - Southwest of Iran. *Advanced Applied Geology* 12(4), 732-746. <https://doi.org/10.22055/AAG.2021.35538.2177>.
  - **Nikravesh, M., & Aminzadeh, F. (2001)**. Past, present and future intelligent reservoir



# Permeability Estimation Using Clustering, Artificial Neural Network and Fuzzy Logic Method in Bangestan Carbonate Reservoir

- 1- Assistant Professor, Research Institute of Petroleum Industry, Tehran, Iran
- 2- Petroleum Exploration Engineering, Mining Engineering, University of Tehran – Petrophysicist at National Iranian Drilling Company (NIDC)

\*Rezaeepartok@ripi.ir

## Abstract

Permeability is one of the most important parameters of reservoir rock. The calculation of this parameter is obtained from the analysis of drilling cores, but since not all wells are coreed and the core data is not available continuously along the reservoir. The estimation of this parameter is done through petrophysical logs. There are different methods for estimating the permeability of logs, and a number of these methods were used in this study. The studied interval is Bangestan reservoir for which permeability in 4 wells was estimated. In all studied wells (A, B, C and D) petrophysical log data were available that in addition to log data in well A, there was also core permeability data. As a result, using MRGC, AHC, DC and SOM clustering methods, as well as artificial neural network and fuzzy logic, permeability was estimated in different models and calibrated with core permeability data. The coefficient of correlation coefficient between the estimated permeability in all models was evaluated in different methods to finally determine the best method with the highest rate (CC). As a result, the dynamic clustering method with a correlation coefficient of 0.8479 had the best estimate in the reservoir studied in well A that the model in this method had 16 clusters. Finally, this model was applied in all studied wells to obtain permeability in the studied interval in wells without core. Also, the fuzzy logic method with a correlation coefficient of 0.7037 was introduced as the weakest method in this study.

**Keywords:** Permeability estimation, Clustering, Fuzzy logic, Artificial neural network, Bangestan reservoir