

# تخمین سرعت امواج صوتی با استفاده از روش‌های هوشمند و روش خوشه- بندی گراف پایه با توان تفکیک چندگانه: مطالعه موردی دریکی از میادین جنوب ایران

مرتضی نوری طالقانی<sup>۱\*</sup>، مینا کریمی خالدی<sup>۲</sup>، بهزاد مهرگینی<sup>۳</sup>

<sup>۱</sup> دانشجوی کارشناسی ارشد دانشکده فنی دانشگاه تهران

<sup>۲</sup> کارشناس دانشگاه صنعت نفت

<sup>۳</sup> دانشجوی دکتری دانشکده فنی دانشگاه تهران

\*morteza.noori@ut.ac.ir

(دریافت: شهریور ۹۲، پذیرش: آذر ۹۲)

## چکیده

سرعت موج برشی ( $V_s$ ) و تراکمی ( $V_p$ ) دو پارامتر اساسی هستند که در اکثر مطالعات پتروفیزیکی، ژئوفیزیکی و ژئومکانیکی کاربردهای عمده‌ای دارند. این دو پارامتر را می‌توان از طریق ابزار تصویرگر دوقطبی صوتی (Dipole sonic imaging tool) بدست آورد، اما متأسفانه به دلیل هزینه بالای این ابزار، اطلاعات مربوط به سرعت موج برشی و تراکمی تنها در تعداد محدودی از چاه‌ها موجود است. بنابراین پیش‌بینی سرعت امواج به صورت غیرمستقیم از روی دیگر نمودارهای متداول که همبستگی خوبی با این پارامترها دارند، اهمیت بسزایی دارد. در گذشته از روش‌های تجربی و تحلیل‌های رگرسیونی برای تخمین سرعت امواج استفاده می‌شد، در حالی که امروزه از سیستم‌های هوشمند که عملکرد بهتری نسبت به این روش‌ها دارند، استفاده می‌شود. مهم‌ترین ابزار برای این کار، سیستم‌های هوشمند شامل شبکه هوش مصنوعی، منطق فازی، و خوشه‌بندی گراف پایه با توان تفکیک چندگانه (Multi resolution graph base clustering) می‌باشد. در این مطالعه ۱۳۲۱ نقطه داده از سازند کنگان و دالان که دارای سرعت‌های برشی و تراکمی بودند، استفاده شده است. این داده‌ها به دو گروه تقسیم می‌شوند: ۹۹۵ نقطه داده برای ساخت سیستم‌های هوشمند و ۳۲۶ نقطه داده برای تست مدل استفاده شد. نتایج نشان داد که علی‌رغم اختلاف در مفهوم، همه تکنیک‌های هوشمند در برآورد سرعت امواج عملکرد قابل قبولی داشته‌اند. از طرفی، روش خوشه‌بندی گراف پایه با توان تفکیک چندگانه با توجه به تفکیک داده به خوشه‌هایی بر اساس میزان شباهت و تفاوت آن‌ها، تخمین دقیق‌تری از دیگر روش‌ها دارد. با استفاده از روش خوشه‌بندی، سرعت امواج تراکمی و برشی با ضریب همبستگی برابر ۰/۹۵۰۵ و ۰/۹۴۰۷، تخمین زده شد. از آنجایی که در این فرآیند، از عمق داده‌ها و لیتولوژی به عنوان ورودی استفاده نشده است، می‌توان از این روش در چاه‌ها و میادین دیگر نیز استفاده نمود.

**کلمات کلیدی:** سرعت برشی، سرعت تراکمی، تصویرگر دوقطبی صوتی، شبکه عصبی، منطق فازی و خوشه‌بندی گراف پایه با توان تفکیک چندگانه

## ۱. مقدمه

تعیین دقیق ویژگی‌های کشسان و مقاومتی برای تحریک مخزن، پیش بینی ریزش دیواره چاه، تولید ماسه و تعدادی از کاربردهای ژئومکانیکی ضروری است. اگرچه می‌توان خصوصیات کشسان سنگ‌ها را با تقریب از روی اطلاعات چاه‌نگارها نیز بدست آورد، اما تنها روش بدست آوردن دقیق این ویژگی‌ها، انجام آزمایش بر روی پلاگ (plug) مغزه‌ها در آزمایشگاه می‌باشد. معمولاً داده‌های مغزه محدود به بازه کمی از طول چاه می‌باشند و در کل چاه در دسترس نیستند. سرعت امواج برشی و تراکمی دو پارامتر مهم هستند که به طور متداول برای برآورد ویژگی‌های کشسان و مقاومتی استفاده می‌شود، از طرفی این دو پارامتر تنها از طریق ابزار تصویرگر دوقطبی صوتی که به ندرت در چاه‌پیمایی‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد، بدست می‌آیند. از این‌رو ساماندهی و طراحی مدل‌هایی جهت تخمین سرعت امواج همواره مورد توجه و اهمیت بوده است. تاکنون محققان زیادی همانند لینی (سال ۲۰۱۰)، رضایی (سال‌های ۱۹۹۷ و ۲۰۰۵) و هاکین (سال ۱۹۹۱) و غیره سعی در برآورد سرعت امواج و دیگر پارامترهای مخزنی با روش‌های مختلف داشته‌اند [۲، ۳ و ۴]. از طرفی در مخازن کربناته و شکافدار به دلیل وجود ناهمسانگردی و ناهمگونی بسیار بالای خصوصیات پتروفیزیکی و غیره، پاسخ‌های نمودارهای چاه‌نگاری به طور دقیق نشان دهنده این تغییرات نیست. از این‌رو استفاده از روش‌های داده مبنای می‌تواند نشان دهنده این تغییرات در خصوصیات سازند مورد نظر باشد و دسته بندی داده‌ها به خوشه‌هایی بر اساس میزان شباهت و تفاوت آن‌ها بسیار حائز اهمیت است و به تخمین دقیق‌تر خصوصیت مورد نظر کمک می‌کند. در این مطالعه از روش‌های منطق فازی، شبکه عصبی و روش خوشه بندی گراف پایه به منظور تخمین سرعت امواج استفاده شده است. در نهایت روش خوشه بندی گراف پایه به دلیل تفکیک داده‌ها به خوشه‌های همگن، به عنوان یکی از ابزارهای کارآمد در این راستا پیشنهاد شده است.

## ۲. روش‌ها

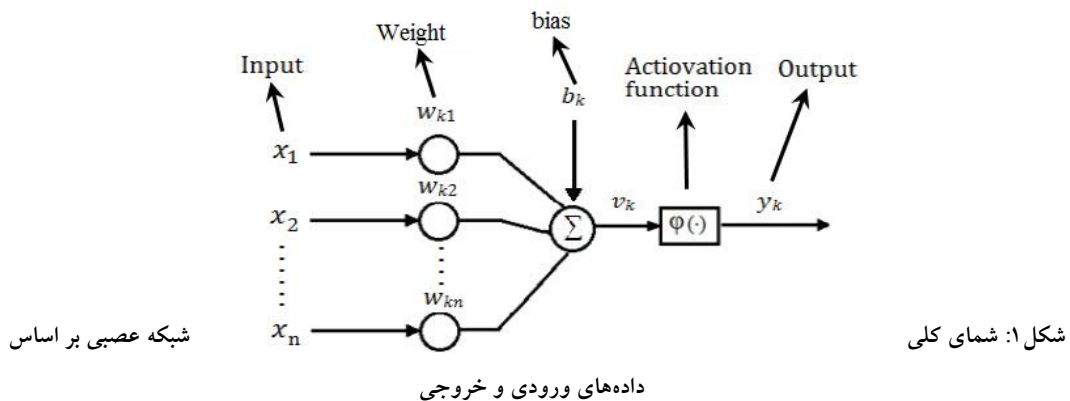
در این مقاله از روش‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی، منطق فازی و روش خوشه‌بندی گراف پایه با توان تفکیک چندگانه استفاده شده است، که در ادامه این روش‌ها معرفی و بررسی شده‌اند.

### ۱.۲ منطق فازی

سیستم استنتاج فازی یک روش فرمول‌بندی برای مجموعه‌ای از داده‌های ورودی به داده‌های خروجی، با استفاده از تئوری مجموعه‌های فازی است [۶]. تئوری منطق فازی تعمیم منطق بولی (۱ و ۰) است، که از پاسخ نسبتاً درست در بین تناوبی از بازه‌ی کاملاً نادرست و کاملاً درست استفاده می‌کند [۷]. هر مجموعه‌ی فازی بوسیله‌ی توابع عضویت مشخص می‌شود. توابع عضویت دارای انواع مختلفی شامل گوسی، مثلثی، دوزنقه‌ای، حلقوی، S شکل و غیره می‌باشند. روش سیستم استنتاج فازی شامل فازی‌سازی متغیرهای ورودی، فرمول‌بندی بر اساس قانون اگر-پس (if - then)، تعمیم استنتاج فازی و غیرفازی‌سازی است. از میان انواع روش‌های سیستم استنتاج فازی، سیستم استنتاج فازی سوگنو در این مطالعه استفاده شده است. سوگنو در سال ۱۹۹۳ یک سیستم استنتاج فازی معرفی کرد، که در آن توابع عضویت خروجی ثابت یا خطی هستند و در طی فرایند خوشه‌بندی فازی ایجاد می‌شوند [۸].

## ۲.۲ شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی یک مدل رایانه‌ای است، که سعی در تقلید از فرایندهای یادگیری زیستی دارد و وظایف مشخصی از سیستم عصبی انسان را شبیه‌سازی می‌کند [۸]. شبکه‌های عصبی از نرون‌ها (Neurons) به عنوان ریزپردازشگرها تشکیل شده‌اند، که هر یک از آن‌ها وظیفه‌ی ساده‌ای بر عهده دارند. این اجزا، یک تابع ریاضی را بر داده‌های ورودی اعمال کرده و خروجی حاصل از این عمل را نشان می‌دهند. همانند دستگاه عصبی زیستی، نرون‌ها توسط اتصالاتی به هم متصل می‌شوند، که سیگنال‌ها در بین آن‌ها انتقال می‌یابند. شدت این اتصالات با تغییر وزن مربوط به آن‌ها تغییر می‌کند. شکل ۱ شمای کلی شبکه عصبی بر اساس داده‌های ورودی و خروجی را نشان می‌دهد [۹]. نرون‌ها در قالب لایه‌هایی قرار می‌گیرند که هر یک از این لایه‌ها دارای تعدادی نرون با وظایف خاص خود می‌باشند، که در نهایت نوعی ارتباط بین ورودی‌ها و خروجی‌های مورد نظر ایجاد می‌کنند [۹].



در بحث شبکه‌های عصبی، نرونی که در خروجی قرار گرفته را نرون خروجی و همه نرون‌های خروجی را با هم لایه خروجی می‌نامند. هر کدام از نرون‌های قرار گرفته در مرکز را که در واقع یک تابع اساسی هستند. نرون میانی و مجموع نرون‌های میانی را لایه میانی و یا لایه پنهان می‌نامند.

## ۳.۲ روش خوشه‌بندی گراف پایه با توان تفکیک چندگانه (MRGC)

هدف از خوشه‌بندی داده‌ها طبقه‌بندی آن‌ها بر اساس بیشترین تشابه درون گروهی و بیشترین اختلاف بین گروهی است. خوشه‌بندی داده‌ها کاربرد گسترده‌ای در بسیاری از مطالعات مرتبط با نفت و گاز دارد. استفاده از روش‌های خوشه‌بندی در مخازن ناهمگن به دلیل وجود ناهمسانگردی بالا، برای تفکیک و دسته‌بندی داده‌ها بسیار حائز اهمیت است. روش MRGC یکی از روش‌های غیر پارامتریک و بسیار مناسب برای مطالعه و تحلیل خوشه‌ای داده‌های حاصل از نمودارگیری و مغزه‌های حفاری است. این روش مزیت‌هایی همچون قدرت شناسایی الگوهای طبیعی موجود در لاگ‌ها، بی‌نیازی از دانش قبلی در مورد داده‌ها، پیشنهاد خودکار بهترین تعداد خوشه‌ها، استفاده از کمترین پارامترها ورودی و عدم حساسیت به تغییرات آن‌ها و نیز عدم محدودیت در تعداد داده‌ها و خوشه‌ها را دارد. این روش مبتنی بر تشخیص الگوی نقطه‌ای چند بعدی بر مبنای نزدیک‌ترین همسایگی و نمایش گرافیکی داده‌هاست. داده‌ها را می‌توان توسط دو شاخص زیر که نشانه رابطه همسایگی میان آن‌ها است، مشخص کرد.

### ۱.۳.۲ شاخص همسایگی (Neighbouring Index)

این شاخص جایگزین پارامتر فاصله است. زمانی که دو نقطه در مجاورت یکدیگر قرار دارند، اگر آن‌ها دارای مقدار بالای NI باشند، می‌توان به سادگی آن‌ها را تفکیک کرد. بر خلاف دیگر روش‌های سلسله مراتبی که وابسته به رفتار خوشه‌ها می‌باشند، شناسایی تعداد خوشه‌ها محتمل تر است.

$$NI(X) = \sum_{N=1}^{n-1} \exp[-mna] \quad (1)$$

که در آن

m: رتبه‌ی همسایگی

a: پارامتر تباین و تفکیک‌پذیری

### ۲.۳.۲ شاخص معرف هسته اصلی (Kernel Representative Index)

این شاخص ترکیبی از شاخص همسایگی (NI)، فاصله و تابع وزن فاصله  $P(x, y)$  می‌باشد که مشخص‌کننده درجه‌ی همسایگی تابع  $P(x, y)$  است. در شرایطی که KRI دارای مقدار کم باشد، تحت تاثیر  $P(x, y)$  می‌باشد و در غیر این صورت دارای درجه‌ی عضویت بالایی است و تحت تاثیر  $P(x, y)$  نمی‌باشد. معادلات این شاخص‌ها بصورت زیر هستند:

$$KRI = NI(x) P(x, y) D(x, y) \quad (2)$$

که در آن

$P(x, y)$ : وزن فاصله

$D$ : فاصله بین  $x$  و  $y$

نکته این که روابط همسایگی از روی فاصله فضایی داده‌ها محاسبه می‌شود. در ابتدا هسته اصلی یا نقطه‌ی مرکزی که بر روی همه نقاط اعضای مجاور موثر است، مشخص می‌شود و بعد همه‌ی اعضا با یکدیگر مقایسه می‌شوند. در این بررسی عضوهایی تحت تاثیر هسته موثر دیگر اعضا نیز هستند. بنابراین مرزها در جاهایی که یک عضو متأثر از هسته اولیه بوده و تحت تاثیر دیگر اعضا نمی‌باشد، مشخص می‌شود. روش MRGC که یک روش غیر پارامتریک است، می‌تواند بهترین دسته‌ها را در بین حدود پایین و بالایی از قبل تعیین شده ارائه دهد [۱۰].

## ۳. زمین شناسی میدان مورد مطالعه

این میدان در بخش داخلی صفحه عربی واقع شده است و چندین میدان گازی و نفتی در این ناحیه اکتشاف شده‌اند، که مخازن نفتی در سازنده‌ای خامی و بنگستان و بخش‌های گازی آن شامل سازند های کنگان و دالان با سن زمین شناسی پرمین و تریاس می‌باشند. درسازندهای کنگان و دالان، چهار زون تولیدی K1، K2، K3 و K4 از بالا به پایین وجود دارد، که K1 و K2 متعلق به سازند دالان و K3 و K4 متعلق به سازند کنگان است. این مخازن بوسیله‌ی لایه‌های انهدریتی از یکدیگر تفکیک شده‌اند. لیتولوژی سازند کنگان سنگ آهک است، که در اوایل تریاس رسوب گذاری کرده است. سازند دالان از ریف‌های کربناته تبخیری تشکیل شده است، که به سه بخش تقسیم می‌شوند: دالان پایینی، نار، دالان بالایی. لیتولوژی دالان به صورت تناوبی است و به تغییر رخساره در حالت‌های مختلف بستگی دارد [۱۱].

## ۴. بحث و نتایج

### ۱.۴ انتخاب ورودی

مجموعه داده‌های مورد استفاده در این مقاله، از دو چاه در یکی از میادین جنوب غرب اخذ شده است. در مرحله‌ی آماده سازی داده‌ها بعد از تطابق عمقی، اطلاعات مربوط به بازه‌های ریزشی چاه به دلیل عدم کارایی ابزارهای چاه‌نگاری، حذف شده و در نهایت مجموعه ۱۳۲۸ نقطه داده که حاوی اطلاعات سرعت امواج برشی و تراکمی بودند، استفاده شد. این داده‌ها به دو گروه تقسیم شده‌اند: ۹۹۸ نقطه داده برای ساخت سیستم‌های هوشمند و ۳۳۰ نقطه داده برای تست مدل استفاده شد.

گام بعدی قبل از استفاده از سیستم‌های هوشمند، انتخاب ورودی‌های مناسب از مجموعه داده‌ها می‌باشد، که در این مطالعه از ضریب همبستگی بدست آمده از بررسی لاگ‌ها استفاده شده است و در هر مرحله، عملکرد مدل ساخته شده با داده‌های تست اندازه‌گیری شد (جدول ۱). نتایج نشان داده‌اند که برای پیش‌بینی سرعت امواج برشی و تراکمی، در هر دو، انتخاب لاگ نوترون (NPHI)، لاگ جرم مخصوص (RHOB)، لاگ پرتوی گاما (CGR)، لاگ صوتی (DT) و لگاریتم لاگ مقاومت (Log RT) به عنوان ورودی با حداقل تابع مربع میانگین خطا (MSE(mean square error)) با هم ترکیب می‌شوند [۱۲].

جدول ۱: ضریب همبستگی بین نمودارهای ورودی و سرعت‌های امواج تراکمی و برشی

	RHOB	CGR	DT	PEF	NPHI	LogRT
Vp	0.61	0.24	0.89	0.03	0.21	0.31
Vs	0.53	0.32	0.42	0.001	0.54	0.29

### ۲.۴ مدل سوگنو منطق فازی

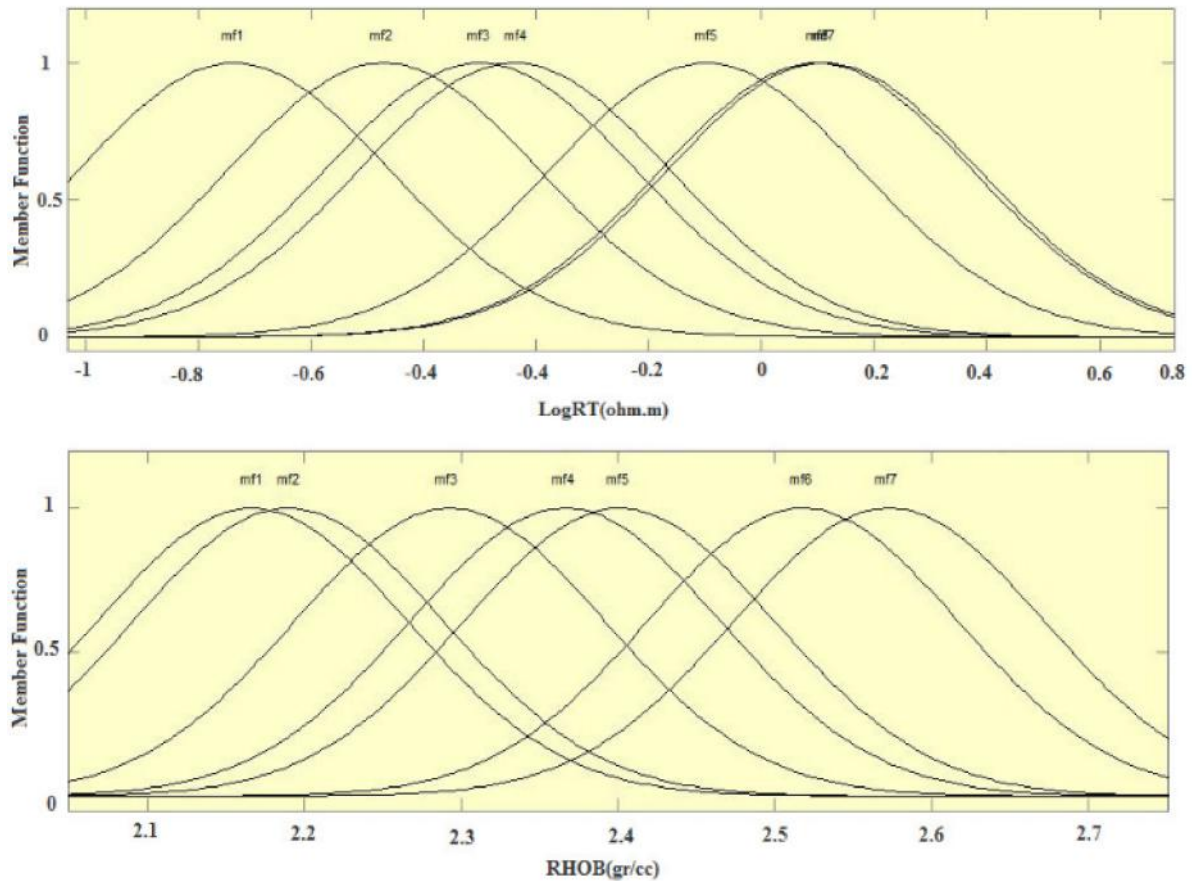
در این مطالعه از یک مدل سوگنو برای پیش‌بینی سرعت امواج در محیط برنامه‌نویسی MATLAB استفاده شده است. همه توابع عضویت ورودی و خروجی و پارامترهای آن از روش خوشه‌بندی تفاضلی و مجموعه قوانین فازی "If\_then" تولید شده‌اند. در خوشه بندی تفاضلی وقتی شعاع خوشه تغییر می‌کند، تعداد توابع عضویت و قوانین if\_then تغییر می‌کند [۱۳]. بعد از انتخاب شعاع، میزان خطا یا MSE برای هر مدل اندازه‌گیری شده است و مدلی با بهترین عملکرد (کمترین خطا) به عنوان سیستم استنتاج فازی انتخاب شد [۱۴]. در این مطالعه برای محاسبه تعداد توابع عضویت و قوانین if\_then شعاع بین ۰ تا ۱ با افزایش ۰٫۱ در هر مرحله تغییر می‌کند، که نتایج آن در جدول ۲ ارائه شده است. با توجه به توزیع نرمال اکثر نمودارهای چاه‌پیمایی و مطالعات گذشته از توابع عضویت گوسی استفاده شده است. برای نمونه در مورد سرعت موج تراکمی با انتخاب شعاع ۰٫۴، با کمترین مقدار خطا، هفت تابع عضویت گوسی برای داده‌های ورودی بدست می‌آید که برای نمونه توابع عضویت برای دو لاگ ورودی در شکل ۲ نشان داده شده است. در این نمونه قوانین if\_then به صورت زیر می‌باشند که توابع عضویت با شماره تفکیک شده‌اند:

- ۱) اگر (RHOB برابر mf1) و (DT برابر mf3) و (GR برابر mf5) و (RT برابر mf6) پس (Vp برابر mf1) است.
- ۲) اگر (RHOB برابر mf6) و (DT برابر mf2) و (GR برابر mfV) و (RT برابر mf4) پس (Vp برابر mf2) است.
- ۳) اگر (RHOB برابر mf3) و (DT برابر mf4) و (GR برابر mf1) و (RT برابر mf5) پس (Vp برابر mf3) است.
- ۴) اگر (RHOB برابر mf5) و (DT برابر mf6) و (GR برابر mf2) و (RT برابر mf1) پس (Vp برابر mf4) است.
- ۵) اگر (RHOB برابر mf7) و (DT برابر mf1) و (GR برابر 32) و (RT برابر mf4) پس (Vp برابر mf5) است.

۶) اگر (RHOB برابر mf2) و (DT برابر mf5) و (GR برابر mf6) و (RT برابر mf3) پس (V برابر mf6) است.  
 ۷) اگر (RHOB برابر mf1) و (DT برابر mf7) و (GR برابر mf2) و (RT برابر mf3) پس (V برابر mf6) است.

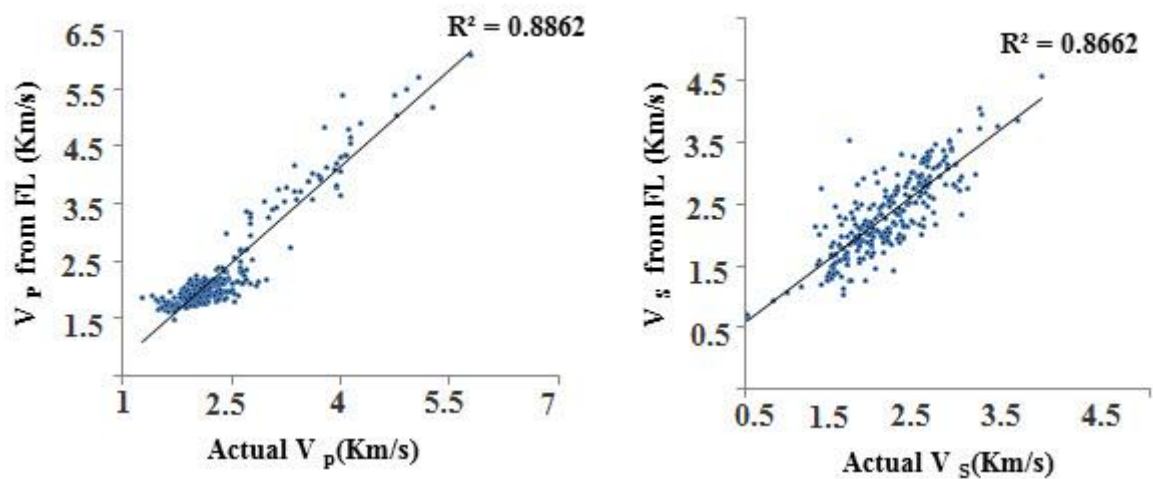
جدول ۲: تغییرات تعداد توابع عضویت و مقدار خطا یا MSE به ازای شعاع‌های مختلف برای سرعت برشی و تراکمی

شماره	تغییرات شعاع	MSE یا خطا		تعداد قوانین فازی	
		V <sub>p</sub>	V <sub>s</sub>	V <sub>p</sub>	V <sub>s</sub>
FIS					
1	0.1	0.00392	0.00423	44	55
2	0.2	0.00355	0.00366	23	14
3	0.3	0.00348	0.00355	11	8
4	0.4	0.00344	0.00382	7	5
5	0.5	0.00369	0.00379	4	5
6	0.6	0.00361	0.00377	3	5
7	0.7	0.00366	0.00378	2	4
8	0.8	0.00380	0.00312	2	2
9	0.9	0.00559	0.00344	1	2
10	1.0	0.00567	0.0035	1	1



شکل ۲: نمونه‌ای از توابع عضویت داده‌های ورودی مدل سوگنو فازی برای مدل سرعت تراکمی

بعد از آماده‌سازی مدل منطق فازی، از داده‌های تست برای پیش‌بینی به مدل‌های مذکور استفاده شد، که خطا یا MSE در پیش‌بینی سرعت امواج برشی و تراکمی به ترتیب برابر ۰.۲۹۵ و ۰.۳۲۹ می‌باشند. از طرفی  $R^2$  یا ضریب همبستگی بین داده‌های واقعی و پیش‌بینی شده برای مدل فازی به ترتیب برابر ۰.۸۹ و ۰.۸۶ بدست آمد (شکل ۳).

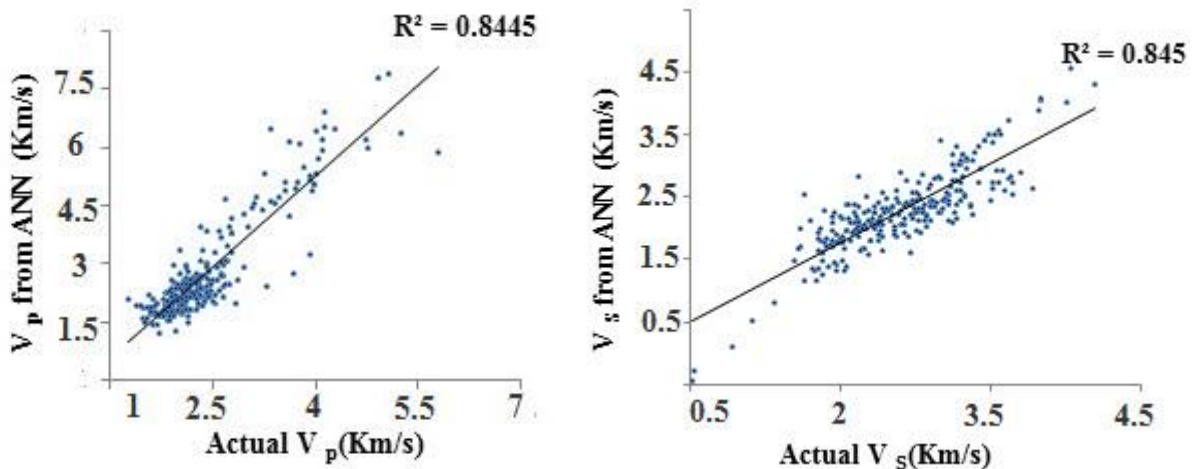


شکل ۳: نمودار ضریب همبستگی بین داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده با استفاده از منطق فازی برای سرعت‌های تراکمی و برشی

### ۳.۴ مدل شبکه عصبی

در ساخت مدل شبکه عصبی از الگوریتم لونبرگ-مارکارد (Levenberg-marquardt algorithm) برای آموزش داده‌ها استفاده شده است. این شبکه با سه لایه (لایه ورودی، لایه پنهان و لایه خروجی) طراحی شده‌اند. تعداد نرون‌ها در لایه ورودی، پنهان و خروجی به ترتیب با ۱۰، ۴ و ۱ تنظیم شده و از تابع انتقال TANSIG و PURELIN برای انتقال بین یک لایه با لایه‌های دیگر استفاده شده است.

بعد از آماده سازی و آموزش مدل‌های شبکه عصبی، خطا یا MSE در پیش‌بینی سرعت امواج تراکمی و برشی به ترتیب برابر ۰.۱۴۴ و ۰.۱۶۲ می‌باشند. از طرفی R2 یا ضریب همبستگی بین داده‌های واقعی و پیش‌بینی شده برای مدل شبکه عصبی به ترتیب برابر ۰.۸۴ و ۰.۸۵ می‌باشند (شکل ۴).

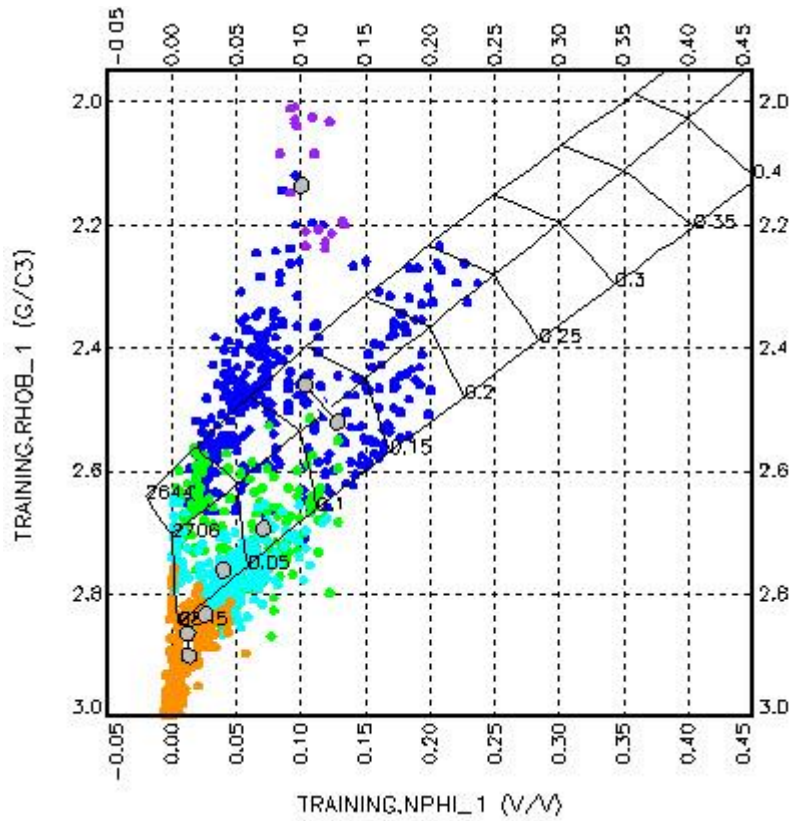


شکل ۴: نمودار ضریب همبستگی بین داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده با استفاده از شبکه عصبی برای سرعت‌های تراکمی و برشی

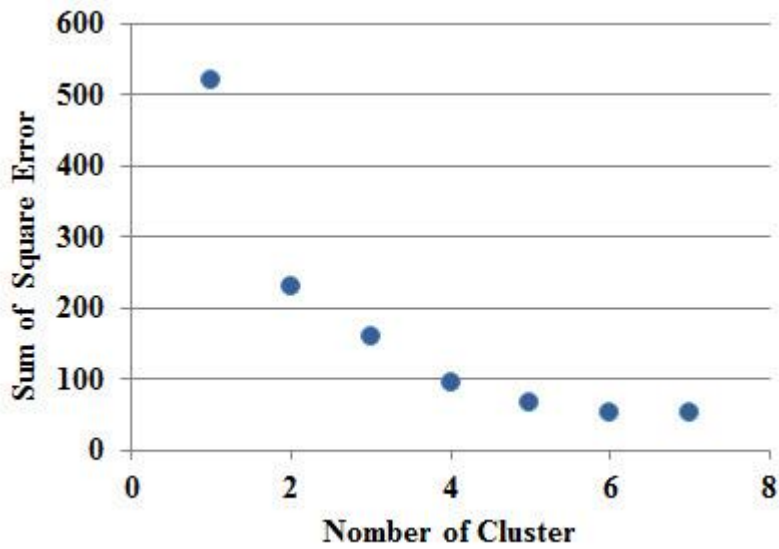
### ۴.۴ مدل MRGC

در این مطالعه سه مدل با تعداد خوشه‌های چهار، هفت و یازده بدست آمد که با استفاده از روش سعی و خطا و بررسی همپوشانی خوشه‌ها در نمودارهای پراکنندگی متفاوت در هر مدل، مدل با هفت خوشه برای ساخت مدل نهایی و تخمین سرعت امواج استفاده شده است. در واقع پیش از تخمین سرعت امواج، خوشه‌ها با همپوشانی زیاد با هم ادغام شده‌اند. شکل ۵ خوشه‌های مدل MRGC برای تخمین سرعت تراکمی را بعد از ادغام نشان می‌دهد. برای اطمینان از تعداد خوشه‌ها از روش طبقه‌بندی ترتیبی صعودی (Ascendant Hierarchical Clustering) استفاده شده که در این روش به ازای خوشه‌های مختلف مقدار مجموع مربع خطا محاسبه شده است. همانطور که در شکل ۶ نشان داده شده است بعد از تعداد ۷ خوشه، مقدار مجموع مربع خطا ثابت می‌شود. و براساس این روش نیز تعداد خوشه‌ها ۷ تایید می‌شود. بعد از انتخاب خوشه‌ها از روش نزدیک‌ترین همسایگی (K Nearest Neighbor) برای مدلسازی و تخمین نهایی داده‌ها استفاده شد، که در نهایت مقدار خطا یا MSE در پیش‌بینی سرعت امواج تراکمی و برشی به ترتیب برابر ۰.۳۱۴ و ۰.۷۲ بدست آمد. از طرفی ضریب همبستگی برای مدل MRGC به ترتیب برابر ۰.۹۵ و ۰.۹۴ می‌باشند؛ که در شکل ۷ نشان داده شده است، که نسبت به دو مدل قبل بالاتر می‌باشد. برای بررسی دقیق‌تر عملکرد این روش داده‌های واقعی و تخمینی در کنار هم نمایش داده شده است (شکل ۸).



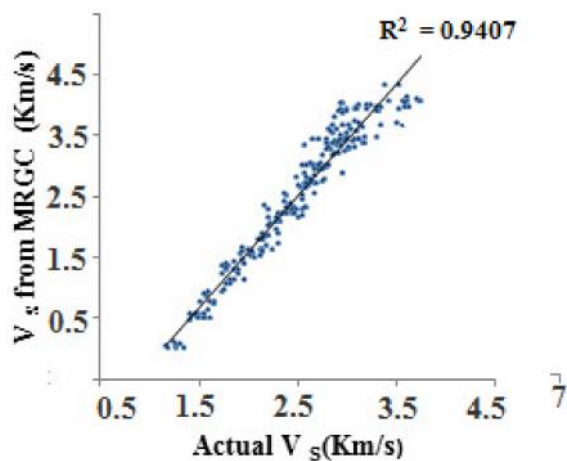


شکل ۵: نمودار نوترون- دانسیته خوشه‌های مدل MRGC برای تخمین سرعت تراکمی

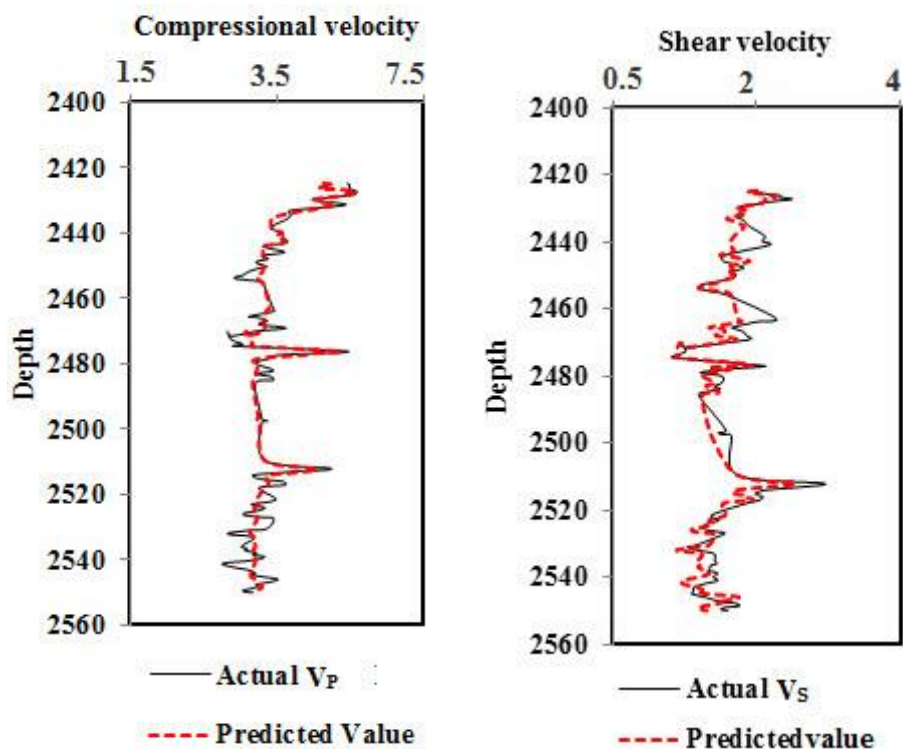


شکل ۶: مقدار مجموع مربع خطا (sum square error) برای تعیین خوشه‌های بهینه در تخمین سرعت تراکمی و برشی از روش طبقه‌بندی

ترتیبی صعودی (Ascendant Hierarchical Clustering)



شکل ۷: نمودار ضریب همبستگی بین داده‌های اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده با استفاده از روش MRGC برای سرعت‌های تراکمی و برشی



شکل ۸: مقایسه عمقی بین داده‌های تخمینی و واقعی در روش خوشه‌بندی گراف پایه با توان تفکیک چندگانه برای سرعت‌های تراکمی و برشی

## ۵. نتیجه گیری

در جدول ۳ مقایسه‌ی خطا یا MSE برای داده‌های تست با استفاده از سیستم‌های هوشمند منطق فازی، شبکه عصبی و روش خوشه بندی گراف پایه ارائه شده است. خطا یا MSE بدست آمده توسط این سیستم‌ها نزدیک به همدیگر است و نتیجه می‌شود که علی‌رغم تفاوت در مفاهیم و روش‌ها، این تکنیک‌ها همگی منحصراً یک ابزار قدرتمند برای پیش بینی سرعت برشی و تراکمی هستند. علاوه بر این، نتایج نشان می‌دهد زمانی که یک رابطه منطقی بین داده‌های ورودی و خروجی برقرار است، سیستم‌های هوشمند می‌توانند الگوهایی را در داده‌های تست با موفقیت تشخیص دهند و سازش خوبی بین داده‌های واقعی و تخمینی ایجاد شود. اگر پارامترهای ضروری برای ساخت این مدل‌ها تنظیم شوند، صرف‌نظر از لیتولوژی و خصوصیات سازند در میدان نفتی مربوطه، این روش‌ها را می‌توان برای دیگر چاه‌های میدان که فاقد سرعت امواج برشی و تراکمی هستند نیز، استفاده کرد. از طرفی با مقایسه عملکرد پارامترهای اندازه گیری شده و تخمین زده شده از روش‌های مختلف می‌توان نتیجه گرفت که روش MRGC به دلیل ناهمسانگردی بالای مخزن از دیگر روش‌ها عملکرد بهتری داشته است و این روش برای تعیین این پارامترها در چاه‌ها و بازه‌های فاقد این پارامترها مناسب تر می‌باشد. در خاتمه شایان ذکر است که روش MRGC یک روش کارآمد برای خوشه بندی و همگن سازی داده‌ها و تعیین پارامترهای مختلف مخزن می‌باشد، که علاوه بر سرعت عمل بالا، محدود به ابعاد داده‌ها و تعداد آن‌ها نمی‌باشد.

جدول ۳: مقایسه خطا یا MSE سیستم‌های هوشمند در پیش‌بینی الف) سرعت برشی و ب) تراکمی برای داده‌های تست

الف) سرعت تراکمی

Method	MSE	Rank
TKS-F1S	0.00295	1
ANN	0.00329	3
MRGC	0.00314	2

ب) سرعت برشی

Method	MSE	Rank
TKS-F1S	0.00144	2
ANN	0.00162	3
MRGC	0.00072	1

"هیئت تحریریه مجله از آقایان دکتر علیرضا عرب امیری، مهندس فرهاد خوشبخت و مهندس محمد محمدنیا که داوری مقاله را بر عهده داشته اند، تشکر و قدردانی می‌نماید."

- [1] Bhatt, A. and H. B. Helle, 2002. Committee neural networks for porosity and permeability prediction from well logs. *Geophys. Prospect.* 50, 645–660.
- [2] Haykin, S., 1991, *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, p. 842.
- [3] Labani, M. M., Kadkhodaie Ilkhchi, A. and K. Salahshoor, 2010, Estimation of NMR log parameters from conventional well log data using a committee machine with intelligent systems: A case study from the Iranian part of the South Pars gas field, Persian Gulf Basin, *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 72,175–185.
- [4] Nells, O., 2001, *Nonlinear system identification: From classical approaches to neural networks and Fuzzy Models*, Springer, 785 pp.
- [5] *Matlab user's Guide 2012*. Fuzzy logic, Neural Network and Direct Search toolboxes, Matlab CD-ROM, by the Mathworks, Inc.
- [6] Zadeh, L. A., 1965, Fuzzy sets. *Information and Control* 8, 338–353.
- [7] Sugeno, M. and T. Yasukawa, 1993, A fuzzy-logic based approach to qualitative modeling, *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.*, 1.
- [8] Wong P. M, Henderson D. J. and L.J. Brooks, 1997, Reservoir Permeability Determination from Well Log Data using Artificial Neural Networks: An Example from the Ravva Field, Offshore India, *SPE Paper* 38034.
- [9] Nells, O., 2001, *Nonlinear system identification: From classical approaches to neural networks and Fuzzy Models*, Springer, 785 pp
- [10] Lim, J. S., 2005, Reservoir properties determination using Fuzzy Logic and neural networks from well data in offshore Korea, *Journal of Petroleum Science and Engineering*, Vol. 49 (3-4): 182-192
- [11] Shine-Ju, Y. and P. Rabiller, 2000, A New Tool for Electrofacies Analysis: Multi-Resolution Graph-Based Clustering, presented at the SPWLA 41st Annual Logging Symposium, June 4-7
- [12] Motiee, H., *Iran Geology-Zagros Stratigraphy*, Ministry of Industries and Mines Publication, Tehran, Iran, 1990
- [13] Chiu, S., 1994, Fuzzy model identification based on cluster estimation. *J. Intell. Fuzzy Syst.* 2, 267–278.
- [14] Rezaee, M. R., Kadkhodaie Ilkhchi, A. and A. Barabadi, 2006, Prediction of shear wave velocity from petrophysical data utilizing intelligent systems: an example from a sandstone reservoir of Carnarvon Basin, Australia. *Journal of Petroleum Science and Engineering* 55, 201–212.

# **Sonic wave velocity estimation using intelligent system and multi resolution graph base clustering: A case study from one of Iranian south field**

M. Noori Taleghani\*, M. Karimi Khaledi and B. Mehrgini

\*morteza.noori@ut.ac.ir

Received: September 2013, Accepted: December 2013

## **Abstract**

Compressional and shear velocity are two fundamental parameters, which have many applications in petrophysical, geophysical, and geomechanical operations. These two parameters can be obtained using Dipole Sonic Imaging tool (DSI), but unfortunately this tool is run just in few wells of a field. Therefore it is important to predict compressional and shear velocity indirectly from the other conventional well logs that have good correlation with these parameters in wells without these logs. Classical methods to predict the mentioned parameters are utilizing correlations and regression analysis. However, the best tool is intelligent systems including Artificial Neural Network, Fuzzy Logic, Adaptive Neuro Fuzzy Inference System, and Multi resolution graph base clustering for performing such tasks. In this paper 1321 data points from Kangan and Dalan formations which have compressional and shear velocity are used. These data are divided into two groups: 995 and 326 data points were used for construction of intelligent systems and model testing, respectively. The results showed that despite differences in concept, all of the intelligent techniques were successful for estimation of compressional and shear velocities. The Multi resolution graph base clustering. The method had the best performance among the others due to precise clustering the data points. Using this method, the compressional and shear velocity were correlated with correlation factor of 0.9505 and 0.9407, respectively. The developed model does not incorporate depth or lithological data as a part of the inputs to the network. This means that utilized methodology is applicable to any field.

**Keywords:** Compressional velocity, Shear velocity, Dipole sonic imaging, Neural network, Fuzzy logic, Multi resolution graph base clustering.