

تخمین سرعت موج استونلی از نگارهای پتروفیزیکی با استفاده از ماشین مشاوره هوشمند در سازند سروک، دشت آبادان

مجتبی رجبی^{۱*}، بهمن بهلولی^۱، سید جلال موسوی^۲

^۱دانشکده زمین‌شناسی، پردیس علوم، دانشگاه تهران، تهران، ایران

^۲شرکت مهندسی و توسعه نفت (متن)، تهران، ایران

*مسئول مکاتبات - آدرس الکترونیکی: rajabi@khayam.ut.ac.ir

(دریافت: ۸۷/۳/۵؛ پذیرش: ۸۸/۶/۷)

چکیده

برای توصیف و ارزیابی دقیق مخازن نفت و گاز به مجموعه اطلاعات زیادی نیاز است. از جمله این اطلاعات می‌توان به موج استونلی که از انواع امواج سطحی است اشاره کرد. در این مطالعه، با استفاده از نگارهای پتروفیزیکی (چگالی، نوترون و موج تراکمی) و از طریق تکنیک نرو-فازی، سیستم‌های استنتاج فازی سوگنو و ممدانی سرعت موج استونلی تخمین زده شد و سپس با استفاده از یک ماشین مشاوره هوشمند نتایج تخمین زده شده با یکدیگر ترکیب گردیدند. جهت ساخت ماشین مشاوره هوشمند و پیدا کردن ضرایب وزنی بهینه، از تکنیک الگوریتم‌های ژنتیک استفاده شد. بانک اطلاعاتی متشکل از ۲۰۴۷ نقطه‌ی اطلاعاتی جهت ساخت سیستم‌های هوشمند و ۹۸۳ نقطه اطلاعاتی جهت آزمودن مدل‌ها است که متعلق به دو چاه در مخزن کربناته سروک واقع در یکی از میداین نفتی جنوب غرب ایران می‌باشند. نتایج بدست آمده نشان می‌دهد که ماشین مشاوره هوشمند با دقت بسیار خوبی (ضریب همبستگی ۰/۹۸ و حداقل مربعات خطای ۰/۰۰۰۰۹۶) سرعت موج استونلی را در این مخزن کربناته تخمین زده است.

واژه‌های کلیدی: الگوریتم‌های ژنتیک، سیستم استنتاج فازی سوگنو، سیستم استنتاج فازی ممدانی، منطق فازی، موج استونلی، تکنیک نرو-فازی.

مقدمه

اکثر موارد بطور پیوسته در تمامی طول چاه ثبت می‌شوند (Lim *et al.* 2005). بنابراین همواره سعی محققین بر این بوده که بتوانند این اطلاعات را با تکنیک‌ها و روش‌های دیگر ادغام کرده و اطلاعات جدیدی با صرف کمترین هزینه بدست آورند. اخیراً مطالعات گسترده‌ای در مورد کاربرد سیستم‌های هوشمند در مورد تخمین پارامترهای پتروفیزیکی، تعیین لیتولوژی و... انجام شده است (Finol *et al.* 2001, Saggaf & Nebrija 2003, Kamali *et al.* 2004, Lim *et al.* 2005, Rezaee *et al.* 2006 & 2008).

موج استونلی (Stoneley wave)

موج استونلی نوعی موج سطحی است که در مرز بین جامد و مایع از واکنش امواج طولی در سیال و امواج برشی در سنگ بوجود می‌آیند (رضایی و چهارزی ۱۳۸۵). این امواج، توسط یک منبع تک قطبی تولید می‌گردند و دقیقاً بعد از موج برشی یا تراکمی سیال به گیرنده می‌رسند. این امواج تا حدودی ویژگی پراکنشی دارند، گسترش هندسی ندارند و با سرعت خیلی کمتر از سیال چاه یا سرعت برشی سازند حرکت می‌کنند. از موج استونلی به عنوان تنها ابزاری که قادر به

جهت توسعه و ارزیابی میداین نفت و گاز داشتن اطلاعات کافی در مورد مخازن امری ضروری و اجتناب‌ناپذیر است. موج استونلی که نوعی موج سطحی است حاوی اطلاعات ارزشمندی از مخازن می‌باشد، اما محاسبه این پارامتر بصورت مستقیم بسیار وقت‌گیر و هزینه‌بر است. ابزار (Dipole Shear Sonic Imager) DSI از جمله ابزارهای جدیدی است که بطور مستقیم سرعت موج استونلی را اندازه‌گیری می‌کند، اما داده‌های DSI در تمام چاه‌ها بخصوص چاه‌های قدیمی موجود نیست. بنابراین تلاش محققین بر این است که بتوانند اینگونه پارامترها را از روش‌های دیگر و با دقت مورد قبول تخمین بزنند. نکته مهم اینکه، روش‌هایی که در تخمین این پارامترها به کار می‌رود علاوه بر صرفه اقتصادی، نایبستی نیاز به اطلاعات جدید داشته باشد. اطلاعات نگارهای چاه‌پیمایی در اکثر چاه‌ها موجود است که از جمله این نگارها می‌توان به نگارهای چگالی، نوترون و سرعت موج تراکمی اشاره کرد. یکی از محاسن این نگارها نسبت به اطلاعات دیگر این است که در

اگر $\Delta t_{st} - calc$ ، کُند شدگی استونلی محاسبه شده از رابطه (۱) باشد، در مقابل لایه تراوا، رابطه (۲) برقرار است:

$$\Delta t_{st} - measured = \Delta t_{st} - calc + f(mobility) \quad (2)$$

با جابجایی رابطه (۲) در رابطه (۱) رابطه (۳) برقرار است:

$$\Delta t_{st}^2 = \rho f \Delta t_{sm}^2 / \rho b + \Delta t_{st}^2 f \quad (3)$$

که: Δt_{st}^2 کُند شدگی موج استونلی، Δt_{sm}^2 کُند شدگی برشی سازند و $\Delta t_{st}^2 f$ کُند شدگی سیال چاه می‌باشد.

با رسم مقاطع Δt_{st}^2 در مقابل $\Delta t_{sm}^2 / \rho b$ شیب خط در طول نقاط با تراوایی صفر ρf و عرض از مبدأ $\Delta t_{st}^2 f$ است. زمانی که این پارامترها تعیین شدند، محاسبه $\Delta t_{st} - calc$ ساده است و سپس شاخص تراوایی از رابطه (۴) تعیین می‌گردد (مسلمان نژاد ۱۳۸۴).

$$K_{st} = \Delta t_{st} - measured / \Delta t_{st} - calc \quad (4)$$

رابطه بین نگارهای پتروفیزیکی و سرعت موج استونلی

بطور کلی با افزایش تخلخل، در صورت ثابت بودن بقیه پارامترها، سرعت صوت کاهش می‌یابد (نوروزی ۱۳۸۵). در زمین‌شناسی نفت، به نگارهای نوترون (NPHI)، چگالی (RHOB) و موج تراکمی (DT) یا V_p عنوان نگارهای تخلخل اطلاق می‌شود، چرا که پاسخ این نگارها به تخلخل سازند، سیال سازند و ماتریکس می‌باشد و با دانستن نوع سیال و ماتریکس، محاسبه تخلخل امکان‌پذیر می‌گردد. همچنین سرعت موج استونلی (V_{st}) به سرعت موج فشارشی، سرعت موج برشی و چگالی سازند بستگی دارد (Darwin & Julian 2007). با توجه به این روابط از داده‌های نگارهای تخلخل (که شاخص تعیین لیتولوژی هم می‌باشند) به عنوان ورودی جهت تخمین سرعت موج استونلی استفاده شد. رابطه بین سرعت موج استونلی و نگارهای تخلخل در شکل ۲ نشان داده شده است.

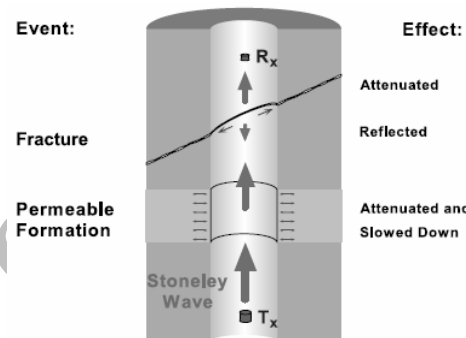
معرفی روش‌ها

۱- منطق فازی (Fuzzy Logic)

منطق فازی در سال ۱۹۶۵ توسط "لطفی زاده"، استاد ایرانی‌الاصل

اندازه‌گیری تراوایی به طور مستقیم در امتداد دیواره چاه می‌باشد نامبرده می‌شود (Endo 2006). همچنین موج استونلی قادر به ارزیابی شکستگی‌ها و محاسبه سرعت موج برشی در سازندهای کند (Slow formations) می‌باشد (Endo 2006).

پاسخ موج استونلی به بخش‌های تراوا و شکستگی‌های باز قطع‌کننده چاه بصورت پالس فشاری است که توسط چاه هدایت می‌گردد و باعث حرکت سیال به داخل زون‌های تراوا می‌گردد. این حرکت باعث کاهش انرژی و سرعت موج استونلی می‌گردد (شکل ۱)، (مسلمان نژاد ۱۳۸۴).



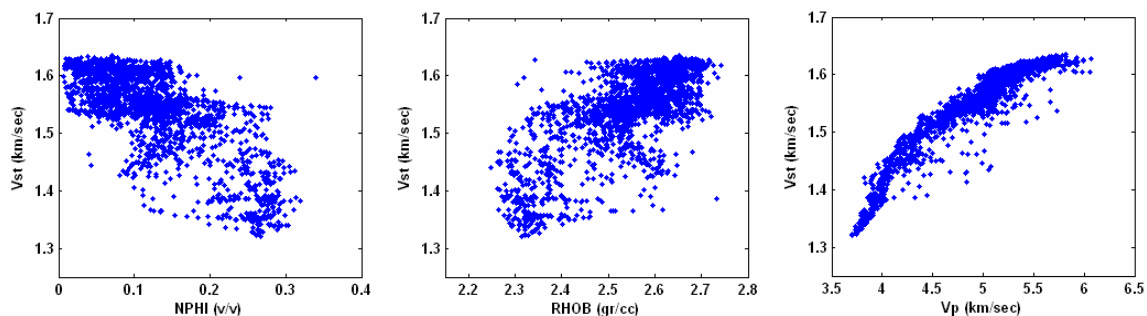
شکل ۱: تاثیر تراوایی و شکستگی بر موج استونلی. در مقابل سازندهای تراوا، کُند شدگی موج استونلی افزایش می‌یابد. همچنین شکستگی‌های باز باعث انعکاس موج استونلی و در نتیجه کاهش سرعت موج می‌گردد (Endo 2006).

در مقابل سازند چگال، سرعت موج استونلی اساساً از ویژگی‌های سیال چاه و سازند (مدول بالک سیال، سرعت سیال و چگالی) تاثیر می‌پذیرد. در جلوی بازه متخلخل و شیل‌ها، کُند شدگی برشی افزایش می‌یابد و کُند شدگی استونلی توسط مدول برشی و سیال سازند تاثیر می‌پذیرد. در بسامدهای پائین رابطه (۱) برقرار است:

$$1/V_{st} = \sqrt{\rho f (1/G + 1/Kf)} \quad (1)$$

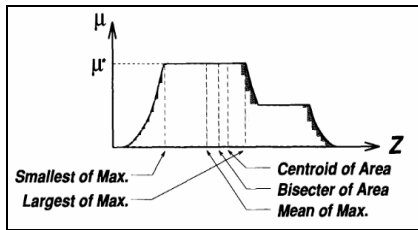
که در معادله فوق ρf : چگالی سیال (g/cc)، G : مدول برشی و Kf : مدول بالک می‌باشد.

این معادله در یک سازند با تراوایی صفر معتبر و صحیح است که کُند شدگی استونلی تنها تحت تاثیر خواص الاستیکی چاه و سازند است. در جلوی زون تراوا رفتار موج استونلی توسط جابجایی سیال تغییر می‌کند.



شکل ۲- ارتباط بین داده‌های ورودی با سرعت موج استونلی.

(MOM)، ۴- بزرگترین ماکزیمم (largest of maximum: LOM) و ۵- کوچکترین ماکزیمم (smallest of maximum: SOM). برای شروع کار با یک سیستم استنتاج فازی مهمترین قسمت تعیین تعداد قوانین اگر- آنگاه فازی بهینه، تعداد و نوع تابع عضویت، پارامترهای آن‌ها و روش دفازی کردن است که لازم است طی فرآیند خوشه سازی فازی تعیین شوند. بوسیله این توابع عضویت، باید مجموعه قوانین اگر- آنگاه را جهت ایجاد رابطه‌ای منطقی بین ورودی و خروجی تعریف کرد.



شکل ۳- نمایش روش‌های مختلف دفازی کردن (Jang and Mizutani 1997).

۲- نرو-فازی (Neuro-Fuzzy: NF)

تلفیق منطق فازی و شبکه‌های عصبی منجر به ایجاد سیستم نرو-فازی می‌شود که حاوی مزیت‌های هر دو سیستم فازی و شبکه عصبی می‌باشد (Jang et al. 1997, Srinivasan & Fisher 1995). به عبارت دیگر یک سیستم نرو-فازی یک سیستم فازی است که برای تعیین پارامترهایش (مجموعه‌های فازی و قانون فازی) از نمونه آموزشی پردازش شده از الگوریتم آموزش که بوسیله تئوری شبکه عصبی مشتق شده و یا الهام گرفته شده، استفاده می‌کند. عملکرد شبکه‌های عصبی، بطور مستقیم با تعداد و کمیت داده‌های آموزشی در ارتباط است (Kosko 1992)، بنابراین زمانی که تعداد داده‌های آموزشی کم باشد، نتایج شبکه‌های عصبی چندان مطلوب نیست. در چنین مواردی ترکیب شبکه‌های عصبی و منطق فازی باعث بهبود عملکرد سیستم شبکه عصبی و نتایج قابل قبول می‌شود (Nava & Taylor 1996).

سیستم استنتاج تطبیقی فازی عصبی (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System: ANFIS) که توسط (Jang 1993) معرفی گردید، یک سیستم استنتاج فازی است که پارامترهای تابع عضویت آن به روش پیش انتشار به تنهایی و یا همراه با روش حداقل مربعات تعدیل می‌شود (MATLAB user's guide 2006).

۳- الگوریتم‌های ژنتیک (Genetic Algorithms)

الگوریتم‌های ژنتیک که نوعی روش جستجوی کلی تصادفی است توسط هالند (Holland 1975) معرفی گردید. این روش با مجموعه‌ای از پاسخ‌های تصادفی (کروموزوم‌ها) یعنی جمعیت اولیه (Initial

دپارتمان مهندسی برق دانشگاه برکلی کالیفرنیا تحت مقاله‌ای با عنوان "سیستم های فازی (fuzzy set)" به صورت رسمی معرفی شد (Zadeh, 1965). در اوایل دهه ۶۰ لطفی‌زاده بیان کرد که تئوری کلاسیک بیش از حد بر روی دقت تأکید داشته و از این جهت با سیستم‌های پیچیده و دنیای واقعی چندان سازگاری ندارد. لطفی‌زاده معتقد است که باید به دنبال ساختن مدل‌هایی بود که ابهام را به‌عنوان بخشی از سیستم مدل کند. ریاضیات فازی یک فرا مجموعه از منطق بولین (Boolean logic) است که بر مفهوم درستی نسبی دلالت می‌کند. منطق کلاسیک، هر چیزی را بر اساس یک سیستم دوتایی نشان می‌دهد (درست یا غلط، صفر یا یک، سیاه یا سفید) ولی در منطق فازی، هر چیزی را با یک عدد که مقدار آن بین صفر و یک است نشان می‌دهند، به عبارت دیگر در مجموعه‌های فازی درستی یا نادرستی هر چیزی با درجه عضویت (degree of membership) نشان داده می‌شود. عدم قطعیت و ابهام موجود در داده‌های زمین‌شناسی، محققان علوم زمین را بر آن داشته است که در حل مسائل خود از منطق فازی استفاده کنند. استنتاج فازی، فرآیند فرموله کردن نگاهت ورودی داده شده به یک خروجی با استفاده از منطق فازی است. پس از آن، نگاهت یک مبنا از این که تصمیم ما چه می‌تواند باشد یا این که الگوی تصمیم‌گیری چه باشد برای ما فراهم می‌کند. دو نوع سیستم استنتاج فازی پر کاربرد وجود دارد: ۱- نوع ممدانی و اصیلیان (Mamdani & Assilian یا Mamdani-FIS) و ۲- نوع سوگنو (Takagi-Sugeno-Kang یا TSK-FIS).

روش ممدانی برای سیستم‌های استنتاج فازی در سال ۱۹۷۵ معرفی شد (Mamdani & Assilian 1975) و به عنوان یک کوشش برای کنترل ترکیب یک موتور بخار و بویلر، با استفاده از ترکیب قواعد کنترل زبانی که در تجربیات عملگرهای انسانی وجود دارد به کار گرفته شد.

روش سوگنو که برای سیستم‌های استنتاج فازی در سال ۱۹۸۵ معرفی گردید (Sugeno 1985)، در بسیاری از موارد شبیه روش ممدانی است ولی مهمترین تفاوت در خروجی آنها است، به طوری که در سیستم ممدانی خروجی بصورت یک مجموعه فازی است که باید دفازی (defuzzify) شوند ولی در سیستم سوگنو خروجی بصورت خطی یا ثابت است (MATLAB user's guide 2006).

روش‌های مختلفی برای دفازی کردن خروجی‌ها (در سیستم استنتاج فازی ممدانی) وجود دارد. از جمله این روش‌ها می‌توان به موارد زیر اشاره کرد (شکل ۳):

۱- مرکز ثقل (centroid)، ۲- نیمساز (bisector)، ۳- نصف ماکزیمم (middle of maximum: میانگین مقدار ماکزیمم مجموعه خروجی)

مدل کرد. در روش دسته‌بندی تفریقی بر اساس شعاع دسته‌بندی (Ra)، تعداد دسته‌ها و بالطبع تعداد قوانین اگر-آنگاه یا تعداد توابع عضویت متفاوت خواهد بود. انواع مختلفی از توابع عضویت وجود دارد که در این مطالعه، داده‌های دسته‌بندی شده (داده‌های ورودی و خروجی یا داده‌های مدل) با استفاده از تابع عضویت نوع گوسی (Gaussian membership) تعریف شدند. بعد از این مرحله نوبت به تعریف کردن قوانین اگر-آنگاه و انتخاب عملگرهای فازی می‌رسد. در نهایت و پس از ساختن سیستم استنتاج فازی مراحل زیر به ترتیب برای داده‌های تست به منظور دستیابی به خروجی انجام می‌شود:

- ۱- فازی‌سازی ورودی‌ها (fuzzify inputs)، ۲- اعمال عملگرهای فازی و روش دلالت (apply fuzzy operator and implication method)، ۳- اجتماع تمام خروجی‌ها (apply the aggregation method)، ۴- دفازی کردن (defuzzify).

۱-۱- سیستم استنتاج فازی سوگنو (TSK-FIS)

جهت تخمین سرعت موج استونلی به کمک سیستم استنتاج فازی سوگنو، ۱۹ مدل فازی بر اساس شعاع دسته‌بندی متفاوت و با توابع عضویت گوسی ساخته شد. در جدول ۱ نتایج این ۱۹ مدل نشان داده شده است، برای اینکه مشخص شود کدام مدل از بین ۱۹ مدل کارایی بهتری در این مخزن دارد، نتایج مدل‌ها با داده‌های واقعی مقایسه شد و میانگین مربعات خطا (Mean Squared Error: MSE) برای هر مدل محاسبه شد. بهترین سیستم، سیستمی است که کمترین MSE را داشته باشد.

جدول ۱: نتایج مدل‌های فازی ساخته شده به کمک سیستم استنتاج سوگنو به همراه میانگین مربعات خطای مربوط به هر مدل.

TSK-FIS	Ra	No. of if-then rules	MSE
1	0.1	43	0.035573
2	0.15	19	0.023421
3	0.2	11	0.004559
4	0.25	8	0.001562
5	0.3	6	0.000328
6	0.35	5	0.000293
7	0.4	4	0.000233
8	0.45	4	0.000264
9	0.5	3	0.001244
10	0.55	3	0.001206
11	0.6	3	0.001158
12	0.65	2	0.006037
13	0.7	2	0.004502
14	0.75	2	0.004399
15	0.8	2	0.0043151
16	0.85	2	0.0043151
17	0.9	2	0.0043151
18	0.95	2	0.0043151
19	1	2	0.0043151

در بین این مدل‌ها، مدل شماره ۷ کمترین MSE (۰/۰۰۰۲۳۳) را

آغاز می‌شود. از این پاسخ‌ها برای ساخت جمعیت جدید استفاده می‌شود، به امید اینکه جمعیت‌های جدید بهتر از جمعیت‌های قبلی باشند. زیرا روش‌هایی که برای انتخاب جمعیت‌های جدید استفاده شده با توجه به مناسب بودن (Fitness) آنها صورت می‌گیرد. پس بهترین‌ها شانس بیشتری برای تولیدمثل خواهند داشت. این فرایند آنقدر تکرار می‌شود تا شرایط خاتمه (برای دستیابی به بهترین راه حل) محقق شود. در طی این مراحل عملگرهای ژنتیکی جهش (Mutation) و تقاطع (Crossover) جهت رسیدن هر چه سریعتر به پاسخ‌های بهینه مورد استفاده قرار می‌گیرند.

۴- ماشین مشاوره هوشمند (Committee machine with intelligent system: CMIS)

ماشین مشاوره هوشمند ترکیبی از سیستم‌های هوشمند است که نتایج سیستم‌های مورد استفاده را با یکدیگر به صورت موازی تلفیق کرده و از نقاط قوت تمام سیستم‌ها بهره می‌برد. بنابراین عملکرد مدل ساخته شده از عملکرد دیگر مدل‌ها (به تنهایی) بالاتر و دقیق‌تر می‌باشد (Haykin 1991, Shrkey 1996, Chen and Lin 2006, Rezaee et al. 2009, Kadkhodaie-Ilkhchi et al. 2008). ماشین‌های مشاوره از جمله ابزارهای نوینی است که اخیراً در صنعت نفت مورد توجه قرار گرفته‌اند.

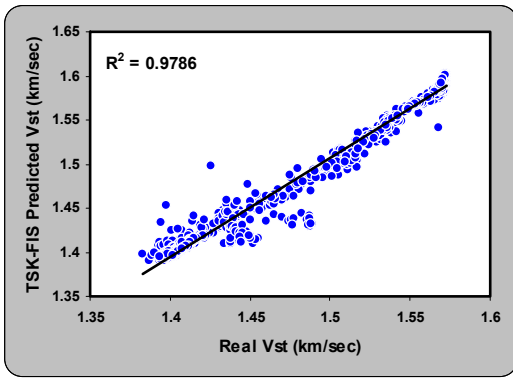
روش کار

به منظور ساخت مدل‌ها، در ابتدا بر روی داده‌های مورد نظر تصحیحات لازم (حذف نقاط ریزشی در چاه و تصحیحات محیطی) صورت گرفت و سپس داده‌های تصحیح شده به منظور تخمین سرعت موج استونلی وارد محیط نرم افزار متلب شدند.

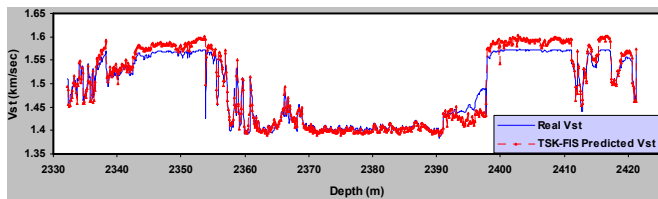
۱- تخمین موج استونلی به کمک سیستم‌های استنتاج فازی

ممدانی و سوگنو

جهت تخمین سرعت موج استونلی به کمک سیستم‌های استنتاج فازی ممدانی و سوگنو بانک اطلاعاتی متشکل از ۳۰۳۰ نقطه داده ایجاد شد که شامل دو بخش داده‌های مدل (model data) به تعداد ۲۰۴۷ نقطه و داده‌های تست (test data) به تعداد ۹۸۳ نقطه است. از داده‌های مدل، ورودی‌ها (inputs) جهت ساختن سیستم‌های استنتاج فازی مشخص شدند. داده‌های ورودی شامل نگارهای نوترون، چگالی و سرعت موج فشارشی می‌باشند، بعد از مشخص شدن داده‌های ورودی و خروجی باید توابع عضویت تعریف شوند. قبل از تعریف توابع عضویت، تمامی داده‌ها با استفاده از روش دسته‌بندی تفریقی (subtractive clustering) دسته‌بندی شدند. سپس با استفاده از اطلاعات دسته‌بندی شده می‌توان به بهترین نحو و با کمترین تعداد قوانین رفتار داده‌ها را



شکل ۶: نمودار متقاطع و ضریب همبستگی بین سرعت موج استونلی تخمینی حاصل از مدل فازی سوگنو (TSK) و اندازه‌گیری شده (Real Vst) توسط ابزار DSI.



شکل ۷: مقایسه گرافیکی نگر سرعت موج استونلی تخمینی حاصل از مدل فازی سوگنو (TSK) و اندازه‌گیری شده (Real) توسط ابزار DSI در برابر عمق.

۱-۲- سیستم استنتاج فازی ممدانی (Mamdani-FIS)

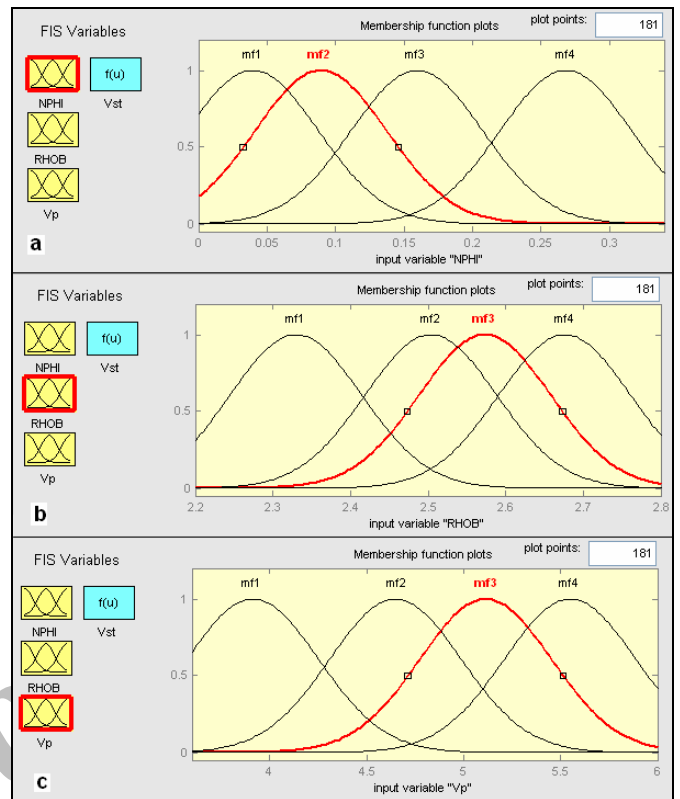
بر اساس مدل‌های ساخته شده توسط سیستم استنتاج فازی سوگنو مشخص گردید که بهترین مدل در این مخزن مدلی است که تعداد چهار قانون اگر- آنگاه دارد. جهت تخمین سرعت موج استونلی به کمک سیستم استنتاج فازی ممدانی، چندین مدل (با تعداد چهار قانون اگر- آنگاه) با روش‌های دِفازی متفاوت ساخته شد. در جدول شماره ۲ نتایج این مدل‌ها آورده شده است. بهترین مدل مدلی است که خروجی‌ها را به روش مرکز ثقل دِفازی می‌کند. قوانین موجود در این مدل که با توابع عضویت گوسی برای ورودی‌ها و خروجی ساخته شده است (شکل ۸)، به شرح زیر می‌باشد:

1. *If* NPHI is mf2 *or* RHOB is mf3 *or* Vp is mf3 *then* Vst is mf1
2. *If* NPHI is mf3 *or* RHOB is mf2 *or* Vp is mf2 *then* Vst is mf2
3. *If* NPHI is mf1 *or* RHOB is mf4 *or* Vp is mf4 *then* Vst is mf3
4. *If* NPHI is mf4 *or* RHOB is mf1 *or* Vp is mf1 *then* Vst is mf4

جدول ۲: نتایج مدل‌های فازی ساخته شده به کمک سیستم استنتاج ممدانی با روش‌های مختلف دِفازی، به همراه میانگین مربعات خطای آنها.

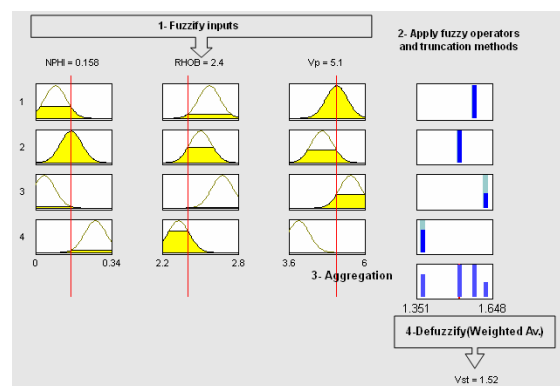
Mamdani-FIS	No of if-then rules	Defuzzification method	MSE
1	4	Centroid	0.000152
2	4	Extactor	0.00036
3	4	MOM	0.00135
4	4	LOM	0.00126
5	4	SOM	0.00163

دارد. توابع عضویت این مدل در شکل ۴ نشان داده شده است، همچنین قوانین موجود در بهترین مدل به شرح زیر می‌باشد:



شکل ۴: توابع عضویت بدست آمده برای داده‌های ورودی با استفاده از دسته‌بندی تفریقی (با شعاع ۰/۴) در سیستم استنتاج فازی سوگنو.

بعد از ساخت سیستم استنتاج فازی سوگنو (شکل ۵) نتایج با داده‌های واقعی مقایسه گردید. ضریب همبستگی و میزان MSE بین سرعت موج استونلی واقعی و تخمین زده شده از این روش به ترتیب برابر ۰/۹۷۸۶ و ۰/۰۰۰۲۳۳ می‌باشد (شکل ۶). مقایسه گرافیکی نگر سرعت موج استونلی واقعی و تخمین زده شده از این روش در مقابل عمق در شکل ۷ قابل رؤیت است.



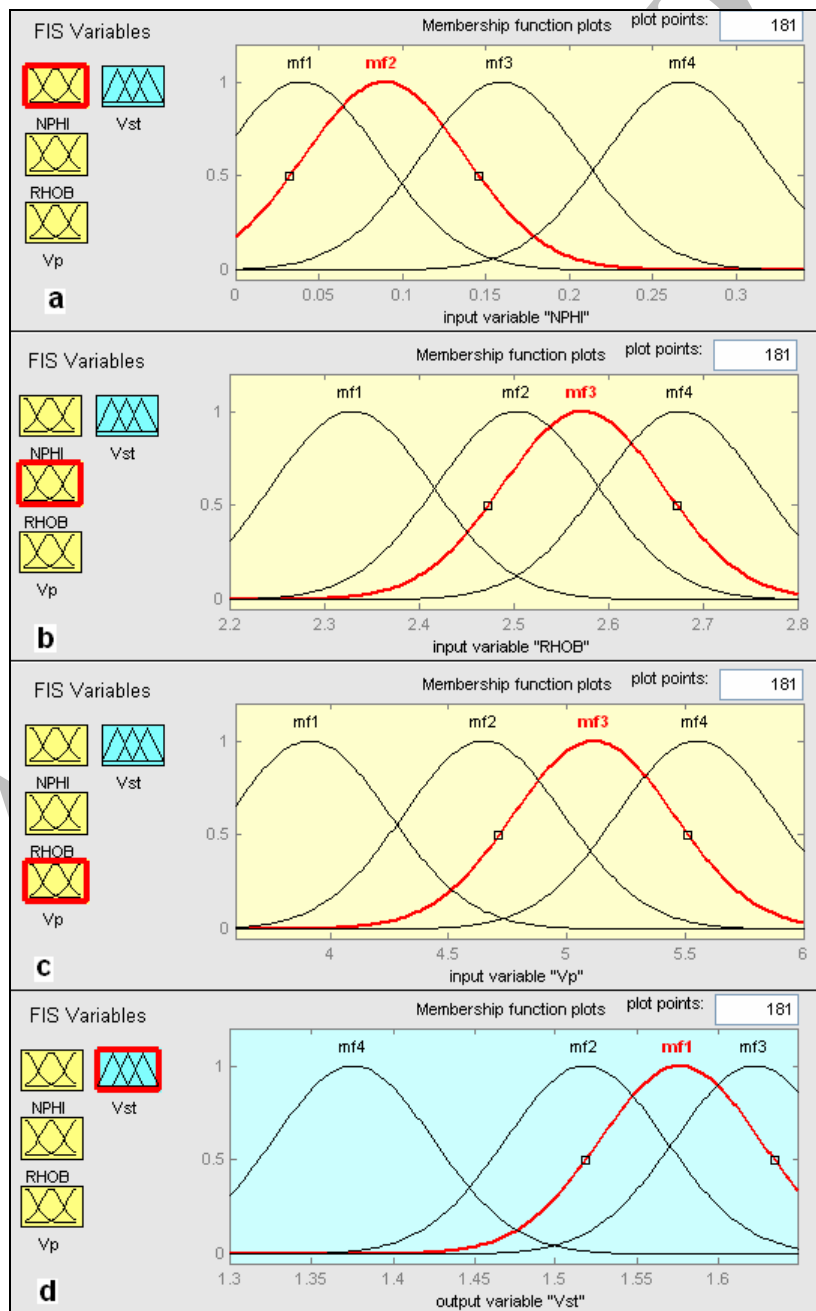
شکل ۵: طرح شماتیکی از سیستم استنتاج فازی سوگنو ساخته شده در این مطالعه.

شد. برای یافتن بهترین پاسخ، چندین مدل ANFIS ساخته شد. نتایج این مدل‌ها در جدول ۳ نشان داده شده است. همانطور که مشخص است از بین مدل‌های ساخته شده، مدل شماره یک بدلیل کمترین خطا بهترین مدل می‌باشد. در مدل شماره یک سه تابع عضویت گوسی بوسیله روش grid partitioning برای هر ورودی استخراج شد و پارامترهای بهینه آنها توسط شبکه عصبی با الگوریتم هیبرید (ترکیبی از پیش انتشار خطا و حداقل مربعات) محاسبه گردید. همانند روش فازی ورودی‌های مورد استفاده شامل داده‌های نگار نوترون، سرعت موج تراکمی و چگالی می‌باشند (شکل ۱۲). پس از ۱۱ دوره آموزشی

بعد از ساخت سیستم استنتاج فازی ممدانی (شکل ۹) نتایج با داده‌های واقعی مقایسه گردید. ضریب همبستگی و میزان MSE بین سرعت موج استونلی واقعی و تخمین زده شده از این روش به ترتیب برابر ۰/۹۷۴۶ و ۰/۰۰۱۵۲ می‌باشد. شکل ۱۰ نشان‌دهنده کارایی خوب این روش است. مقایسه گرافیکی نگار سرعت موج استونلی واقعی و تخمین زده شده به کمک سیستم استنتاج ممدانی در مقابل عمق در شکل ۱۱ نشان داده شده است.

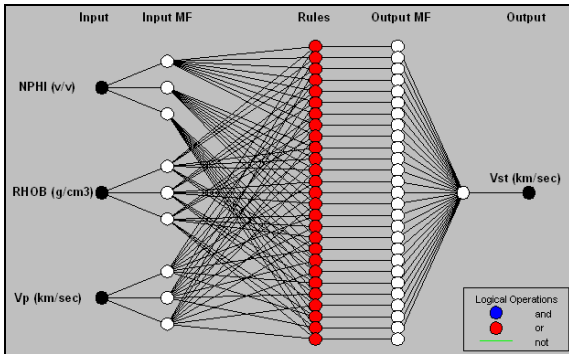
۲- تخمین موج استونلی به کمک نرو- فازی

در روش نرو- فازی از سیستم استنتاج تطبیقی فازی عصبی (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System or ANFIS) استفاده

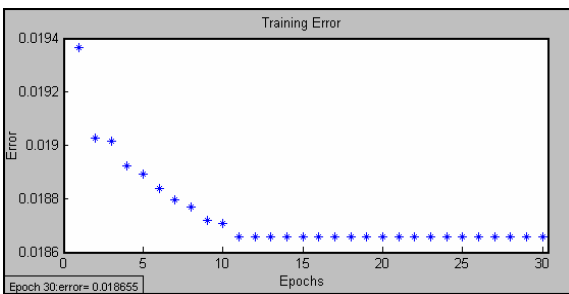


شکل ۸: توابع عضویت بدست آمده برای داده‌های ورودی و خروجی با استفاده از دسته‌بندی تفریقی (با شعاع ۰/۴) در سیستم استنتاج فازی ممدانی.

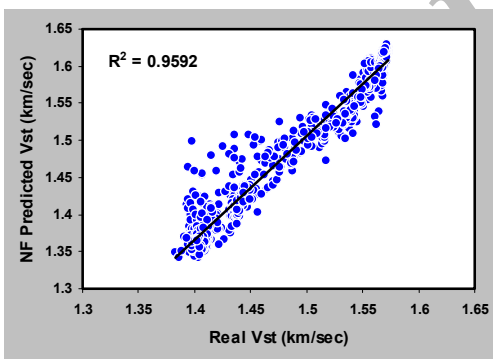
ترتیب برابر ۰/۹۶۹۲ و ۰/۰۰۱۲۱۲ می‌باشد (شکل ۱۴). مقایسه گرافیکی نگار سرعت موج استونلی واقعی و تخمین زده شده از روش نرو- فازی در مقابل عمق در شکل ۱۵ نشان داده شده است.



شکل ۱۲: ساختار سیستم استنتاج تطبیقی فازی عصبی (ANFIS) برای فرمول‌بندی بین داده‌های ورودی و خروجی.



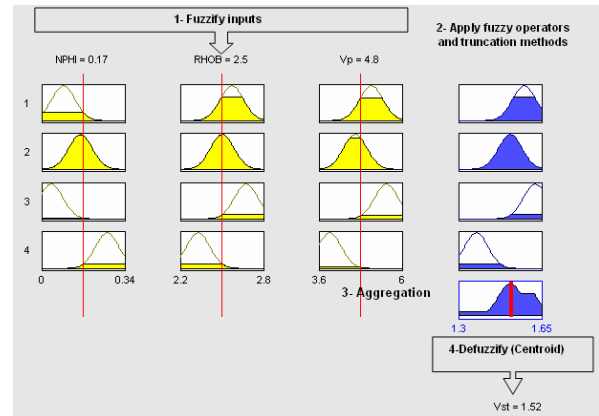
شکل ۱۳: میزان کمینه مدل ANFIS بعد از ۱۱ دوره آموزش.



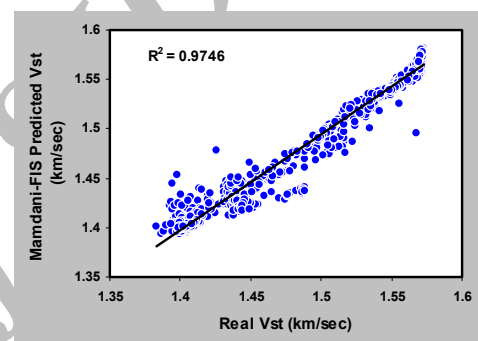
شکل ۱۴: نمودار متقاطع و ضریب همبستگی بین سرعت موج استونلی تخمینی حاصل از مدل نرو- فازی و اندازه‌گیری شده توسط ابزار DSI.

۳- تخمین سرعت موج استونلی به کمک ماشین مشاوره هوشمند

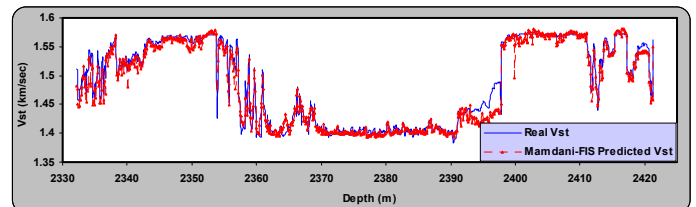
جهت تخمین سرعت موج استونلی به کمک ماشین مشاوره هوشمند، نتایج تخمین زده شده با استفاده از نرو- فازی، سیستم استنتاج فازی ممدانی و سیستم استنتاج فازی سوگنو در یک ماشین مشاوره هوشمند تلفیق شدند. جهت تعیین ضرایب وزنی هر یک از روش‌های



شکل ۹: طرح شماتیکی از سیستم استنتاج فازی ممدانی ساخته شده در این مطالعه.



شکل ۱۰: نمودار متقاطع و ضریب همبستگی بین سرعت موج استونلی تخمینی حاصل از مدل فازی ممدانی (Mamdani-FIS) و اندازه‌گیری شده توسط ابزار DSI (Real Vst).



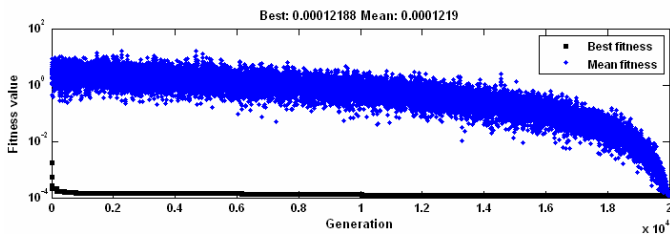
شکل ۱۱: مقایسه گرافیکی نگار سرعت موج استونلی تخمینی حاصل از مدل فازی ممدانی و اندازه‌گیری شده (Real) توسط ابزار DSI در برابر عمق

جدول ۳: نتایج حاصل از مدل‌های نروفازی و میزان خطای هر مدل.

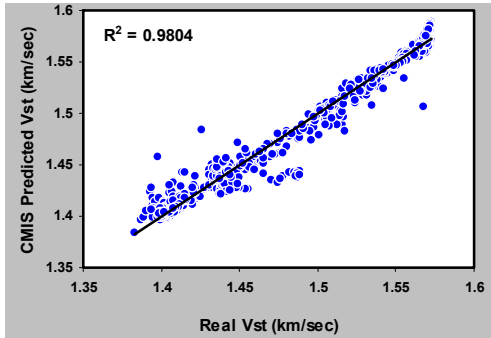
ANFIS	No. of Input MFs	Optim. Method	Epochs/ Error after fixing	MSE
1	3	Hybrid	11	0.001212
2	3	BP-NN	180	0.020101
3	4	Hybrid	19	0.008111
4	4	BP-NN	228	0.022216
5	5	Hybrid	9	0.009467
6	5	BP-NN	320	0.026432

خطای مدل به مقدار کمینه خود رسید (شکل ۱۳). ضریب همبستگی و میزان MSE بین سرعت موج استونلی واقعی و تخمین زده شده به

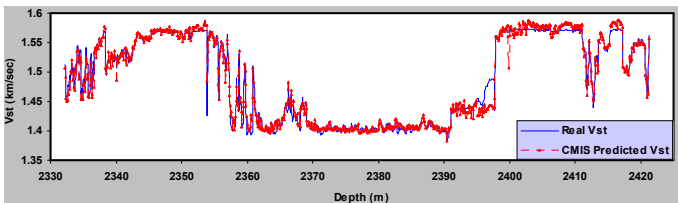
عمق در شکل ۱۸ نشان داده شده است.



شکل ۱۶: بهترین و میانگین برازش حاصل از ۲۰۰۰۰ تولید مثل.

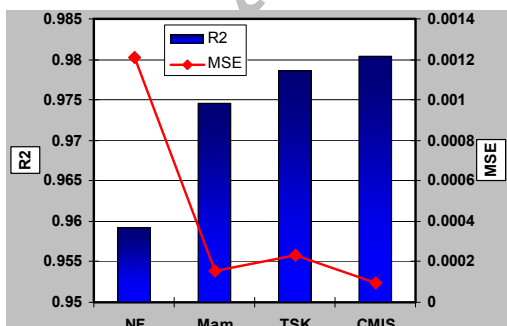


شکل ۱۷: نمودار متقاطع و ضریب همبستگی بین سرعت موج استونلی تخمینی حاصل از ماشین مشاوره هوشمند (CMIS) و اندازه‌گیری شده (Real Vst) توسط ابزار DSI.



شکل ۱۸: مقایسه گرافیکی نگر سرعت موج استونلی تخمینی حاصل از ماشین مشاوره هوشمند و اندازه‌گیری شده (Real) توسط ابزار DSI در برابر عمق.

در شکل ۱۹ ضرایب همبستگی و خطای محاسبه شده بین روش‌های بکار برده شده در این مطالعه با یکدیگر مقایسه شده است. همانطور که مشخص است بیشترین ضریب همبستگی و کمترین خطا مربوط به ماشین مشاوره هوشمند می‌باشد.

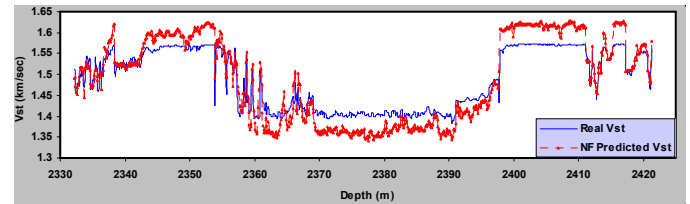


شکل ۱۹: مقایسه ضرایب همبستگی و خطا بین روش‌های مورد استفاده در این مطالعه. همانطور که مشخص است روش ماشین مشاوره هوشمند دقیقترین روش می‌باشد.

مورد استفاده از تکنیک الگوریتم‌های ژنتیک استفاده گردید. در ابتدا برای بهینه‌سازی تابع برازشی (رابطه ۵) تعریف گردید:

$$MSE_{CMIS} = \sum_{i=1}^K 1/k (w_1 r_{1i} + w_2 r_{2i} + w_3 r_{3i} - R_i)^2 \quad (5)$$

که در آن w_1, w_2, w_3 بیانگر میزان وزنی سیستم‌های استنتاج فازی سوگنو (r1i)، ممدانی (r2i) و نرو - فازی (r3i) می‌باشند. همچنین R_i بیانگر میزان واقعی سرعت موج استونلی و K بیانگر تعداد داده‌های آموزشی است.



شکل ۱۵: مقایسه گرافیکی نگر سرعت موج استونلی تخمینی حاصل از مدل نرو - فازی و اندازه‌گیری شده (Real) توسط ابزار DSI در برابر عمق.

سپس تابع فوق توسط جعبه ابزار الگوریتم ژنتیک نرم افزار متلب و با توجه به تنظیمات موجود در جدول ۴ بهینه گردید. بعد از ۲۰۰۰۰ دوره تولیدمثل، میزان برازشی به کمینه مقدار خود رسید (شکل ۱۶). سپس وزن‌های بدست آمده از روش الگوریتم‌های ژنتیک برای w_1, w_2 و w_3 به ترتیب برابر $0.141, 0.856, 0.00515$ بدست آمد. با اعمال این وزن‌ها، رابطه (۶) جهت تخمین سرعت موج برشی با استفاده از ماشین مشاوره هوشمند بدست آمد:

$$Vst_{CMIS} = (0.141 \times Vst_{from\ TSK-FIS} + 0.856 \times Vst_{from\ Mamdani-FIS} + 0.00515 \times Vst_{from\ NF}) \quad (6)$$

جدول ۴: پارامترهای الگوریتم ژنتیک تنظیم شده در نرم افزار متلب جهت پیش‌بینی ضرایب وزنی در این مطالعه.

Name of GA parameters	GA parameters that used for prediction of Vst in this study.
Population	Population type: Double vector, Population size: 20, Initial range: [0; 1]
Fitness scaling	Scaling function: Rank
Selection	Selection function: Roulette
Reproduction	Elite count: 2, Crossover fraction: 0.8
Mutation	Mutation function: Gaussian, Shrink value: 1, Scale: 0.1
Crossover	Crossover function: single point
Migration	Direction: Forward, Fraction: 0.2, Interval: 20
Stopping Criteria	Generations: 10000, Time Limit: inf, Fitness Limit: inf, Stall Generations: 10000, Stall Time Limit: inf

میزان ضریب همبستگی و خطای MSE محاسبه شده بین سرعت موج استونلی واقعی و تخمین زده شده به کمک ماشین مشاوره هوشمند به ترتیب برابر 0.9804 و 0.00096 می‌باشد (شکل ۱۷). مقایسه گرافیکی نگر سرعت موج استونلی واقعی و تخمین زده شده در مقابل

نتیجه‌گیری

می‌باشد، که این مورد به دلیل خصوصیات مشابه سازند سروک در دو چاه مورد مطالعه می‌باشد. سازند سروک در این دو چاه از خصوصیات لیتولوژیکی، مخزنی و محتوی سیالات یکسانی برخوردار می‌باشد. همچنین حذف داده‌های مربوط به نقاط ریزشی چاه و اعمال تصحیحات محیطی بر روی داده‌ها از موارد مهم در کاهش خطا می‌باشد. بدین ترتیب استفاده از سیستم‌های مشاوره برای تخمین اینگونه پارامترها به دلیل اینکه از مزایای تمام روش‌ها استفاده می‌کند توصیه می‌شود.

سپاسگزاری

از امور پژوهش و توسعه شرکت مهندسی و توسعه نفت جهت حمایت و پشتیبانی مالی از این مطالعه تشکر و قدردانی می‌گردد.

در این مطالعه با استفاده از سیستم‌های استنتاج فازی مددانی و سوگنو، نرو- فازی و ماشین مشاوره هوشمند، سرعت موج استونلی در مخزن کربناته سروک تخمین زده شد. تکنیک‌های بکار رفته بسیار کم هزینه، سریع و دقیق می‌باشند. علی‌رغم پیچیدگی دیاژنتیکی کربنات‌ها و اینکه پیش‌بینی در مورد این گروه از سنگ‌ها همواره مشکل است، نتایج بدست آمده بخصوص در مورد ماشین مشاوره هوشمند قابل قبول می‌باشد. میزان ضریب همبستگی روش‌های نرو- فازی، سوگنو، مددانی و ماشین مشاوره هوشمند به ترتیب برابر $0/9592$ ، $0/9746$ ، $0/9786$ و $0/9804$ می‌باشد. همچنین در بین این روش‌ها، روش ماشین مشاوره هوشمند کمترین میزان خطا ($0/00096$) را به خود اختصاص داده که بیانگر دقت خوب و قابل قبول این روش می‌باشد. نکته قابل توجه در نتایج بدست آمده میزان خطای اندک این روش‌ها

منابع:

- رضایی م.ر،، چهارزی ع. ۱۳۸۵: اصول برداشت و تفسیر نگارهای چاه پیمایی، انتشارات دانشگاه تهران، ۶۹۹ صفحه.
- مسلمان نژاد ح. ۱۳۸۴: ارزیابی تراوایی با استفاده از امواج استونلی حاصل از ابزار DSI برای یکی از مخازن کربناته جنوب غرب ایران، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشکده زمین شناسی، دانشگاه تهران، ۹۹ صفحه.
- نوروزی غ. ۱۳۸۵: چاه‌نگاری، مرکز نشر دانشگاه صنعتی اصفهان، ۴۸۶ صفحه.
- Chen C.H., Lin, Z.S. 2006: A committee machine with empirical formulas for permeability prediction. *J. Comput. Geosci.* **32**: 485-496.
- Darwin V. E., Julian M. S. 2007: Well Logging for Earth Scientists, Springer, 692pp.
- Endo T. 2006: Evaluation of formation permeability from borehole Stoneley waves. *Journal of Geography* **115** (3): 383-399.
- Finol J. Guo Y.K., Jing X.D. 2001: A rule base fuzzy model for the prediction of petrophysical rock parameter. *J. Pet. Sci. Eng.* **29**: 97-113.
- Haykin S. 1991: Neural Networks: A Comprehensive Foundation. Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 842pp.
- Holland J.H. 1975: Adaptation in Natural and Artificial Systems: An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control, and Artificial Intelligence. University of Michigan Press, Ann Arbor, USA. 183pp.
- Jang J.S.R. 1993: ANFIS: Adaptive-Network-Based fuzzy inference systems, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics.* **23**(3): 665-585.
- 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, 640pp.
- Kadkhodaie Ilkhchi A., Rahimpour-Bonab, H., Rezaee, M.R. 2009: A committee machine with intelligent systems for estimation of total organic carbon content from petrophysical data: An example from Kangan and Dalan reservoirs in South Pars Gas Field, Iran. *J. Comput. Geosci.* **35**: 459-474.
- Kamali M.R., Mirshadi A.A. 2004: Total organic carbon content determination from well logs using ΔLogR and Neuro Fuzzy techniques. *J. Pet. Sci. Eng.* **45**: 141-148.
- Kosko B. 1992: Neural Networks and Fuzzy Systems: A Dynamical Approach to Machine Intelligence, Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 449pp.
- Lim J.S. 2005: Reservoir properties determination using fuzzy logic and neural networks from well data in offshore Korea. *J. Pet. Sci. Eng.* **49**: 182-192.
- Mamdani E.H. Assilian S. 1975: An experimental in linguistic synthesis with a fuzzy logic control. *Int. J. Man-Mach. Stud.* **7**: 1-13.
- MATLAB user's guide, 2006: Fuzzy logic Toolbox, by the math works Inc.
- Nava P., Taylor J. 1996: The Optimization of Neural Network Performance through Incorporation of Fuzzy Theory. In: Proceedings of the Eleventh International Conference on Systems Engineering, pp. 897-901.
- Rezaee M.R., Kadkhodaie-Ilkhchi A., Alizadeh P.M. 2008: Intelligent approaches for the synthesis of petrophysical logs. *J. Geophys. Eng.* **5**: 12-26.
- Rezaee M.R., Kadkhodaie-Ilkhchi A., Barabadi A. 2006: Prediction of shear wave velocity from petrophysical data utilizing intelligent systems: An example from a sandstone reservoir of Carnarvon Basin, Australia. *J. Pet. Sci. Eng.* **55**, 201-212.

- Saggaf M.M., Nebrija Ed.L. 2003: A fuzzy approach for the estimation of facies from wireline logs, *AAPG Bull.* **87**: 1233–1240.
- Sharkey A.J.C. 1996: On combining artificial neural nets. *Connection Science.* **8**: 299–314.
- Srinivasan K., Fisher D. 1995: Machine Learning Approaches to Estimating Software Development Effort. *IEEE Transactions on Software Engineering.* **21**(2): 126–137.
- Sugeno M. 1985: Industrial applications of fuzzy control, Elsevier Science Publication Co. 278 pp.
- Zadeh L.A.. 1965: Fuzzy sets. *Information and Control.* **8**: 338-353.

Archive of SID