

ساخت نمودار سرعت موج برشی با بهره‌گیری از الگوریتم کلونی مورچه و استفاده از داده‌های چاه‌پیمایی در میدان نفتی چشمه خوش

امیر نورافکن^{۱*}، بهمن سلیمانی^۱ و علی کدخدائی^۲

۱- گروه زمین‌شناسی، دانشکده علوم زمین، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران

۲- گروه زمین‌شناسی، دانشکده علوم طبیعی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران

تاریخ دریافت: ۹۲/۱۲/۲۰ تاریخ پذیرش: ۹۳/۱۱/۱۶

چکیده

محاسبه پارامترهای ژئومکانیکی مخزن همانند سرعت موج برشی و سرعت موج فشاری از جمله پارامترهای مهمی است که مهندسیین مخازن نفت و گاز همواره درصدد محاسبه آن بوده‌اند. با محاسبه این فاکتورها، می‌توان به پارامترهای الاستیک مخزن که نقش مهمی در شناخت علل شکستگی‌های مخزنی و مسائلی نظیر پایداری دیواره چاه و عملیات شکافت هیدرولیکی مخزن دارد، دست یافت. در این مطالعه به ساخت نمودار سرعت موج برشی از طریق الگوریتم کلونی مورچه که روشی نوین و فوق‌العاده قدرتمند در عرصه هوش مصنوعی و بهینه‌سازی است، پرداخته شده و نتایج به‌دست آمده با نتایج حاصل از روش‌های پیشین مورد مقایسه قرار گرفته است. پس از بررسی نمودارهای مختلف، نمودارهای RHOB و Vp، به‌عنوان ورودی‌های مدل ساخته شده مورد استفاده قرار گرفته است. برای ساخت مدل و بررسی عملکرد آن، داده‌های موجود به دو گروه داده‌های آموزشی و داده‌های آزمایش تقسیم گردید. نتایج نشان‌دهنده عملکرد بسیار مناسب الگوریتم کلونی مورچه در تخمین پارامترهای ژئومکانیکی مخزن است و پیشرفت قابل ملاحظه‌ای در زمینه بهینه‌سازی فراابتکاری حاصل شده است.

کلمات کلیدی: ژئومکانیک، سرعت موج برشی، الگوریتم کلونی مورچه، روش هوش مصنوعی، میدان چشمه خوش

مقدمه

می‌توان ثابت‌های الاستیک مخزن را محاسبه نمود. همچنین می‌توان با استفاده از اطلاعات حاصل از نمودارهای سرعت امواج برشی و فشاری به مطالعات پتروفیزیکی، ژئوفیزیکی و ژئومکانیکی در مخزن پرداخت [۱].

لذا با توجه به استفاده روزافزون ژئومکانیک در صنعت نفت و استفاده از آن در شناسایی ساختمان زمین و تعیین خواص مکانیکی مخازن هیدروکربنی

سرعت موج فشاری و سرعت موج برشی را می‌توان از جمله پارامترهای اساسی در محاسبات مخازن هیدروکربنی به حساب آورد که با ترکیب نمودار حاصل از این دو موج و لاگ چگالی تراکمی

چاه‌پیمایی و بهره‌گیری از روش الگوریتم کلونی مورچه که روشی نوین و فوق‌العاده قدرتمند در عرصه هوش مصنوعی و بهینه‌سازی است [۱۴ و ۱۳] به ساخت لاگ‌های سرعت موج برشی در چاه‌های فاقد این پارامتر پرداخته شود.

سرعت موج تراکمی را می‌توان با توجه به رابطه آن با نمودار صوتی محاسبه کرد [۵]. با این حال به‌دست آوردن مقادیر واقعی سرعت موج برشی به ویژه برای سازندهای کربناته فقط از طریق آزمایش مغزه و یا استفاده از ابزار DSI ممکن می‌باشد [۱۰]. که هر دو روش بسیار هزینه‌بر است. به همین دلیل در این مقاله به منظور صرفه‌جویی در زمان و هزینه به تخمین نمودار سرعت موج برشی از طریق ارتباط آن با سرعت موج فشاری و همچنین نمودارهای NPHI, RHOB و بهره‌گیری از تکنیک الگوریتم کلونی مورچه پرداخته شده و عملکرد این روش بهینه‌سازی، با روش‌های پیشین مقایسه شده است.

الگوریتم کلونی مورچه

روش‌های هوش مصنوعی را می‌توان ابزاری بسیار کارآمد در حل مسائل بهینه‌سازی در حوزه علوم مهندسی و علوم تجربی به شمار آورد. این تکنیک‌ها در موارد بسیاری توانایی خود را در حل مسائل بسیار پیچیده به اثبات رسانده‌اند.

روش‌های بهینه‌سازی موجود برای حل مسائل پیچیده، به‌طور عمده شامل تعداد بسیار زیادی متغیر و محدودیت می‌باشد که از کارایی عملی آنها در حل مسائل با ابعاد واقعی می‌کاهد؛ بنابراین برای اطمینان از دست‌یابی به پاسخ بهینه با استفاده از کمترین تعداد متغیر و بیشترین دقت ممکن، استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی قدرتمندتر و جدیدتر امری ضروری به نظر می‌رسد. همچنین زمان را می‌توان پارامتری اساسی در بررسی توانایی یک روش هوشمند به شمار آورد که همواره محققان در پی کاهش آن بوده‌اند تا بتوانند در کم‌ترین زمان

و همچنین با توجه به اهمیت بسیار بالای مطالعات پتروفیزیکی و ژئوفیزیکی مخزن و نقش آن در اکتشاف، تولید و بهره‌برداری ذخایر هیدروکربنی، شناخت کامل سرعت امواج تراکمی و برشی سنگ‌ها از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است.

تاکنون مطالعات بسیاری برای برآورد سرعت موج برشی با بهره‌گیری از داده‌های چاه‌پیمایی انجام گرفته است.

محققان بسیاری از جمله پیکت [۲]، کاستانگا و همکاران [۳]، هان [۴]، کریف و همکاران [۵]، گرینبرگ و کاستانگا [۶]، مورفی و همکاران [۷] و باستوس و همکاران [۸] تلاش نمودند تا یکسری روابط تجربی به منظور محاسبه سرعت موج برشی ارائه دهند. بیشتر این روابط مختص مخازن ماسه سنگی بوده و دارای محدودیت‌های بسیاری برای استفاده در مخازن کربناته می‌باشد. همچنین این روابط بیشتر استفاده موردی داشته و تنها از داده‌های محدودی در محاسبات خود بهره می‌برند. بنابراین تمامی پارامترهای موثر در تعیین سرعت موج برشی در این روابط لحاظ شده است. به همین دلیل، محققان بسیاری سعی کردند تا با بهره‌گیری از روش‌های هوشمند به رفع این مشکلات پرداخته و دقت مقادیر محاسبه شده برای سرعت موج برشی را افزایش دهند. اسکندری و همکاران به بررسی عملکرد روش رگرسیون چندگانه و همچنین شبکه عصبی مصنوعی در تخمین سرعت موج برشی در مخازن کربناته پرداختند [۹]. رضایی و همکاران سرعت موج برشی را با استفاده از منطق فازی پیش‌بینی نمودند [۱۰]. معتضدیان و همکاران به منظور تعیین سرعت موج برشی و سرعت موج فشاری از روش الگوریتم ژنتیک بهره بردند [۱۱]. رجبی و همکاران نیز عملکرد سه روش منطق فازی، عصبی فازی و همچنین الگوریتم ژنتیک را در تخمین سرعت موج برشی مورد بررسی قرار دادند [۱۲].

در این مقاله سعی شده است با استفاده از داده‌های

می‌کند از مسیرها و نقاطی که قبلا طی شده‌اند، مطلع باشیم.

الگوریتم کلونی مورچه این امکان را می‌دهد که تحت قوانین خاص انتخابی، جمعیتی متشکل از افراد بسیار زیاد را توسعه دهیم، به گونه‌ای که بیشترین مقادیر شایستگی حاصل شده و در نهایت باعث بهبود تابع هدف و می‌نیم شدن میانگین مربعات خطا^۱ گردد.

با توجه به موارد اشاره شده می‌توان گفت که الگوریتم کلونی مورچه یکی از زیر شاخه‌های هوش گروهی است، به این معنا که کلونی مورچه‌ها نه براساس هوشمندی یک مغز مرکزی بلکه براساس توده‌ای از عامل‌های نسبتا هوشمند و رابطه بین آنها عمل می‌کند [۱۸].

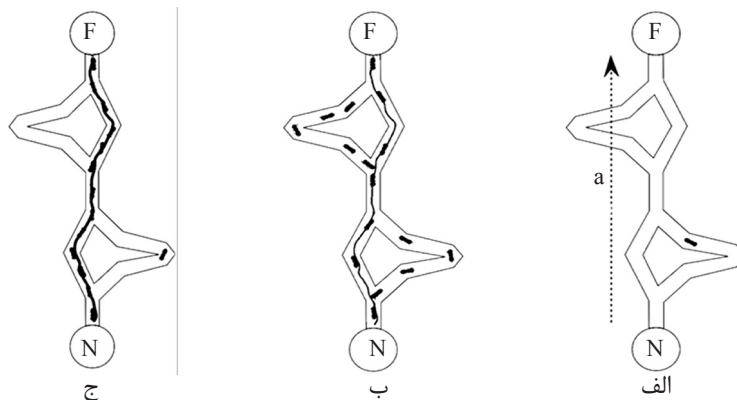
الگوریتم کلونی مورچه برای محیط‌های پیوسته

رویکردهای متنوعی تا سال ۲۰۰۸ برای اعمال الگوریتم کلونی مورچه برای محیط‌های پیوسته ارائه گردید و در نهایت در همین سال ایده بسیار جالبی برای این امر توسط دوریگو و سوشا ارائه شد [۱۹] که با توجه به لزوم استفاده از محیط‌های پیوسته در حل بسیاری از مسائل، تخمین توزیع، کاری بسیار ارزشمند به شمار می‌رود.

ممکن، دقیق‌ترین پاسخ را برای مساله بهینه‌سازی مطرح شده، بیابند.

الگوریتم کلونی مورچه در سال ۱۹۹۲ به‌عنوان روشی نوین و برگرفته از طبیعت به منظور حل مسائل ترکیبی پیچیده توسط دوریگو ارائه شد [۱۵] این الگوریتم برگرفته از رفتار طبیعی مورچه‌ها است و بر این اصل استوار است که مورچه‌ها با استفاده از مکانیسم‌های ساده ارتباطی خود، قادرند کوتاه‌ترین مسیر برای یافتن غذا را پیدا کنند (شکل ۱). طی حرکت مورچه‌ها در مسیر، یک اثر شیمیایی به نام فرومون در روی زمین باقی می‌ماند که مورچه‌های دیگر را به سوی نقطه هدف راهنمایی می‌کند. مورچه‌ها در انتخاب مسیر خود راهی را انتخاب می‌کنند که بیشترین اثر فرومون را دارد و با توجه به این اصل که فرومون با گذشت زمان تبخیر می‌شود، هر مسیری که تعداد مورچه بیشتری از آن رد شود، موجب ایجاد فرومون بیشتر و در نتیجه ترغیب بیشتر مورچه‌ها به این مسیر خواهد شد [۱۶].

یکی از مزایایی که کلونی مورچه مصنوعی نسبت به کلونی مورچه طبیعی دارد، این است که کلونی مورچه مصنوعی دارای حافظه و توانایی به یاد سپردن اطلاعات است [۱۷]. این مساله به ما کمک

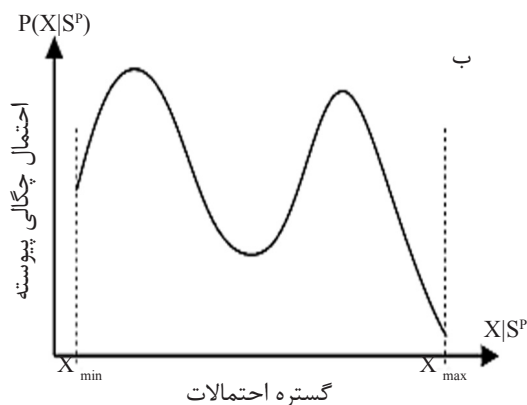


شکل ۱- رفتار مورچه‌های واقعی در یافتن کوتاه‌ترین مسیر برای یافتن غذا: الف- مورچه اول با طی کردن مسیر a (محور قائم) یک منبع غذایی می‌یابد و با برجای گذاشتن اثر فرومون به لانه باز می‌گردد، ب- مورچه‌ها یکی از چهار مسیر ممکن را دنبال می‌کنند، ولی افزایش تدریجی مقدار فرومون در کوتاه‌ترین مسیر تمایل مورچه‌ها به طی کردن این مسیر را به تدریج افزایش می‌دهد و ج- مورچه‌ها کوتاه‌ترین مسیر که بیشترین مقدار فرومون را دارد، دنبال می‌کنند تا به غذا برسند [۲۰].

را می‌توان به‌صورت مجموع وزن‌دار چندین تابع گوسی یک بعدی که آن را با $g_i^1(x)$ نشان خواهیم داد، تعریف کرد؛ بنابراین به تعداد ابعاد مساله، تابع چگالی احتمال هسته گوسی استفاده می‌شود که با علامت $G^1(x)$ نشان داده می‌شود (شکل ۳). تابع $G^1(x)$ توسط سه بردار مشخص می‌شود که عبارتند از: w بردار وزن‌ها، μ^1 بردار میانگین‌ها و σ بردار انحراف معیار استاندارد. کاردینالیتی^۴ این بردارها برابر تعداد توابع گوسی است که تابع هسته گوسی را تشکیل می‌دهند و برای سهولت آن را با k نمایش می‌دهیم. تابع هسته گوسی مورد استفاده در این مقاله به‌صورت رابطه زیر است:

$$G^1(x) = \sum_{i=1}^k w_i g_i^1(x) = \sum_{i=1}^k w_i \frac{1}{\sigma_i \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu_i^1)^2}{2\sigma_i^2}} \quad (1)$$

همچنین بایستی اشاره کرد که تابع چگالی احتمالی بدون واحد می‌باشد (unitless) که در آن l شماره تابع گوسی، w_i وزن تابع گوسی ام، $g_i^1(x)$ تابع گوسی ام برای i امین تابع هسته گوسی، σ انحراف معیار پاسخ‌های ارائه شده و μ میانگین پاسخ‌ها می‌باشد [۱۹]. در این الگوریتم تمامی پاسخ‌های مناسبی که برای هریک از متغیرها ارائه شده، به‌صورت رده‌بندی شده در آرشیو پاسخ‌ها ذخیره می‌شود.

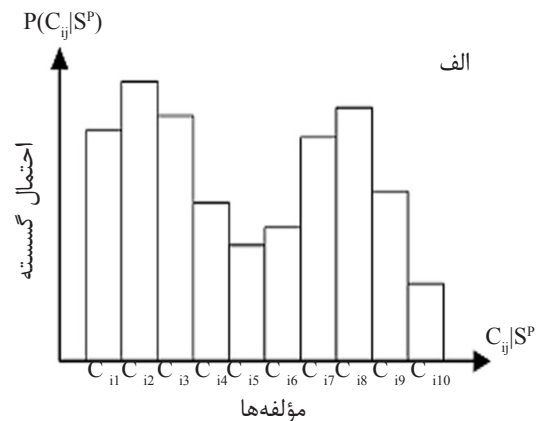


در الگوریتم کلونی مورچه برای محیط‌های پیوسته، ابتدا تعداد مشخصی مورچه به‌طور اتفاقی در فضای جستجو توزیع می‌شوند و پس از اینکه توسط تابع هزینه مورد بررسی قرار گرفتند، فرومون به‌صورت پیوسته و بر پایه نقاطی که قبلاً مورد آزمایش قرار گرفته‌اند، توزیع می‌شود.

همان‌گونه که در شکل ۲ مشخص است، در الگوریتم کلونی مورچه پیوسته برخلاف نوع گسسته، فضای جستجو، کل فضای پیوسته و با تاکید بر نقاط شاخصی که به‌عنوان پیک منحنی‌های توزیع نرمال مشخص می‌شوند، در نظر گرفته می‌شود.

تابع چگالی احتمال^۱

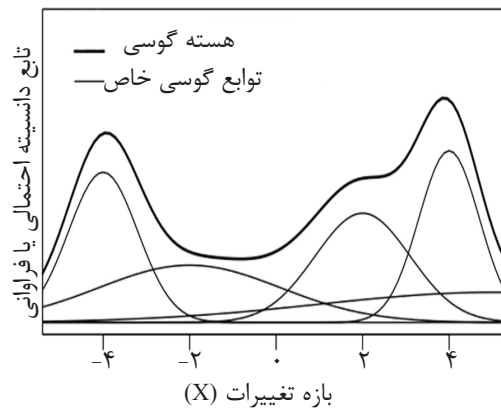
زمانی که محیط بررسی پاسخ‌های تصادفی، محیطی پیوسته است، تابع احتمال را تابع چگالی احتمال می‌گویند. یکی از توابع پرکاربرد که به‌عنوان تابع چگالی احتمال مورد استفاده قرار می‌گیرد، تابع گوسی^۲ است. یک تابع گوسی به دلیل داشتن تنها یک نقطه ماکزیمم، به تنهایی قادر به توصیف وضعیت دو موقعیت جدا از هم نیست. به همین دلیل از تابع چگالی احتمالی بر پایه تابع گوسی استفاده می‌شود که به نام تابع چگالی احتمال هسته گوسی^۳ شناخته می‌شود. تابع هسته گوسی



شکل ۲- الف- توزیع کیفی احتمال گسسته $P_d(C_{ij}/S^p)$ (محور قائم) مربوط به تعداد مشخصی از مولفه‌ها (محور افقی) و ب- تابع توزیع احتمال چگالی پیوسته $P_c(x/S^p)$ (محور قائم) با گستره احتمالات $X [X_{min}-X_{max}]$ (محور افقی) [۱۹]. در هر دو نمودار محور قائم نشانه

احتمال P است. نکته اینکه: $\sum_{i=1}^n f(x_i) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) dx = 1$ می‌باشد.

1. Probability Density Function
2. Gaussian Function
3. Gaussian Kernel Probability Density Function
4. Cardinality



شکل ۳- نمونه‌ای از δ تابع گوسی و هسته گوسی (Gaussian kernel) ناشی از آن. محور قائم نشانه تابع دانسیته احتمالی (probability density function) یا فراوانی و محور افقی نشانه بازه تغییرات $x \in [-5.5, 5.5]$ [۱۹].

یابد، بین پاسخ‌های خوب و بد در آرشیو پاسخ، برای تولید نسل‌های بعدی تفاوت چندانی وجود نخواهد داشت. از این رو $1/q$ را می‌توان عامل تعیین‌کننده مقدار فرمون در الگوریتم ارائه شده، در نظر گرفت [۱۹]. در ادامه الگوریتم با استفاده از روش چرخ رولت^۱ و بهره‌گیری از احتمالات به‌دست آمده از وزن‌های حاصل برای جواب‌های مختلف به تشکیل نسل‌های جدید پرداخته و در نهایت با ادغام نسل جدید با نسل پیشین، پاسخ‌های ضعیف‌تر از آرشیو پاسخ‌ها حذف می‌شود. این فرآیند به همین ترتیب ادامه می‌یابد تا پاسخ حاصل که اولین پاسخ در رده‌بندی آرشیو پاسخ است، به مقدار دقت مورد نیاز دست یابد و جستجو متوقف شود.

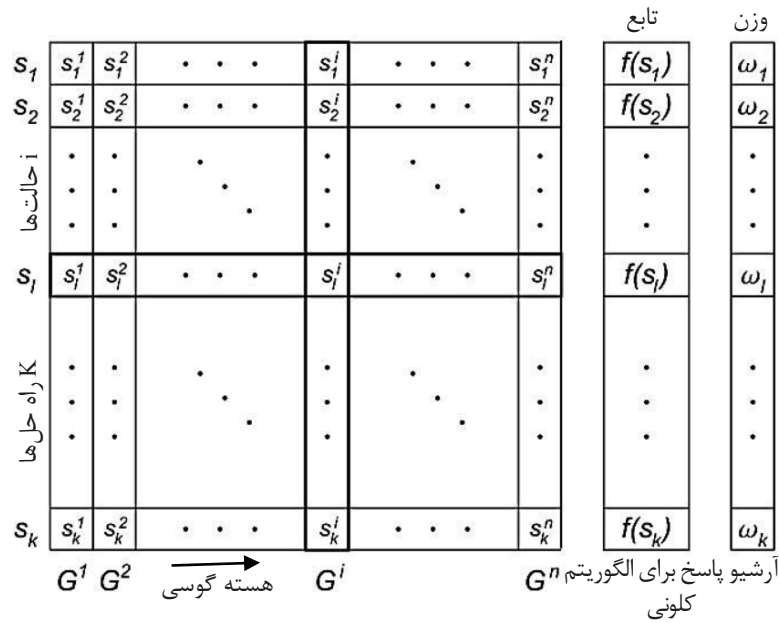
بحث و نتایج

در این مطالعه پس از اینکه رابطه لاگ‌های مختلف با سرعت موج برشی در چاه آزمون که یکی از چاه‌های میدان چشمه خوش می‌باشد مورد بررسی قرار گرفت (شکل ۵)، سه نمودار $RHOB$ ، $NPHI$ و Vp به‌عنوان ورودی و به منظور تخمین نمودار Vs انتخاب گردید و سپس از داده‌های چاه آزمایش که این چاه نیز چاه دیگری از میدان چشمه خوش می‌باشد، جهت بررسی عملکرد روش الگوریتم کلونی مورچه استفاده شد. در نهایت مقادیر پیش‌بینی شده و مقادیر واقعی سرعت موج برشی در داده‌های آزمایش (چاه آزمون) با یکدیگر مقایسه و مقادیر MSE و ضریب همبستگی محاسبه گردید (شکل ۶).

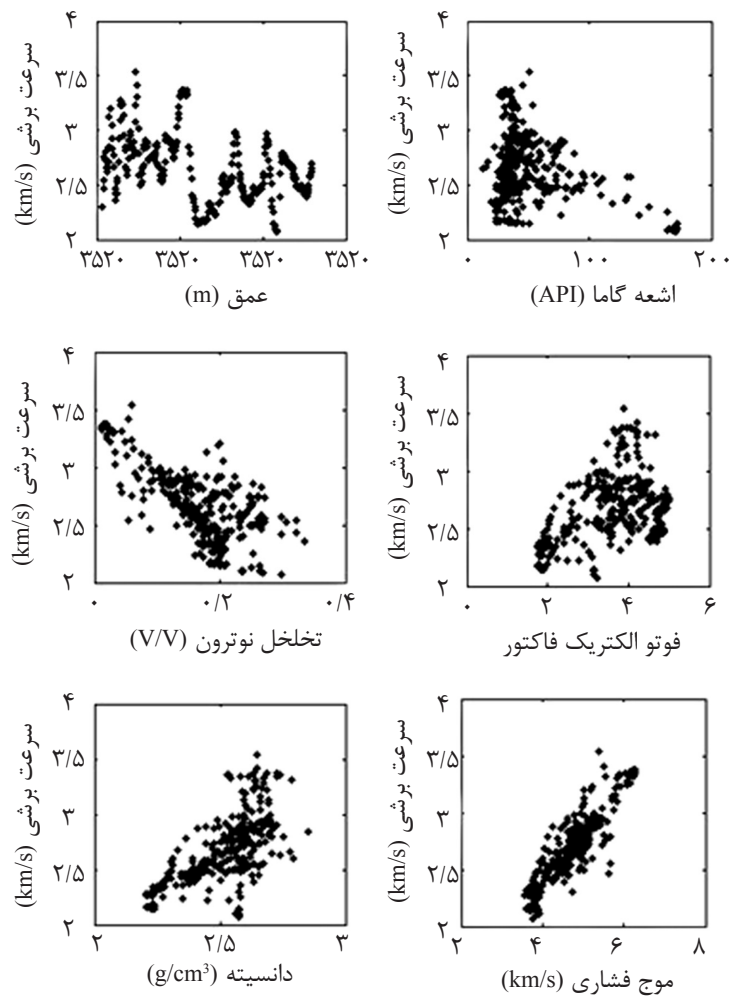
به این ترتیب در تولید نسل جدید این آرشیو به روز رسانی شده و پاسخ‌های بهتر جایگزین پاسخ‌های قبلی می‌شوند. از این رو الگوریتم کلونی مورچه پیوسته، همواره در جهت بهبود پاسخ حرکت می‌نماید. هر یک از جواب‌های احتمالی برای مساله طرح شده دارای وزن خاصی است و با توجه به شکل ۴ همواره وزن‌ها پس از مرتب‌سازی پاسخ‌ها به‌صورت نزولی می‌باشد. از رابطه ۲ که نشان‌گر یک تابع گوسی از نوع نزولی است، به منظور رده‌بندی وزن‌ها به‌صورت نزولی استفاده شده است [۱۹]. به گونه‌ای که وزن مربوط به پاسخ احتمالی اول، بیشترین مقدار را دارد و از این طریق الگوریتم در جهتی عمل می‌نماید که همواره با احتمال بیشتری در جهت بهترین پاسخ‌ها حرکت کرده و جستجو در بین پاسخ‌های ضعیف‌تر همواره دارای احتمال کمتری می‌باشد.

$$w_i = \frac{1}{qk\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(i-1)^2}{2q^2k^2}} \quad (2)$$

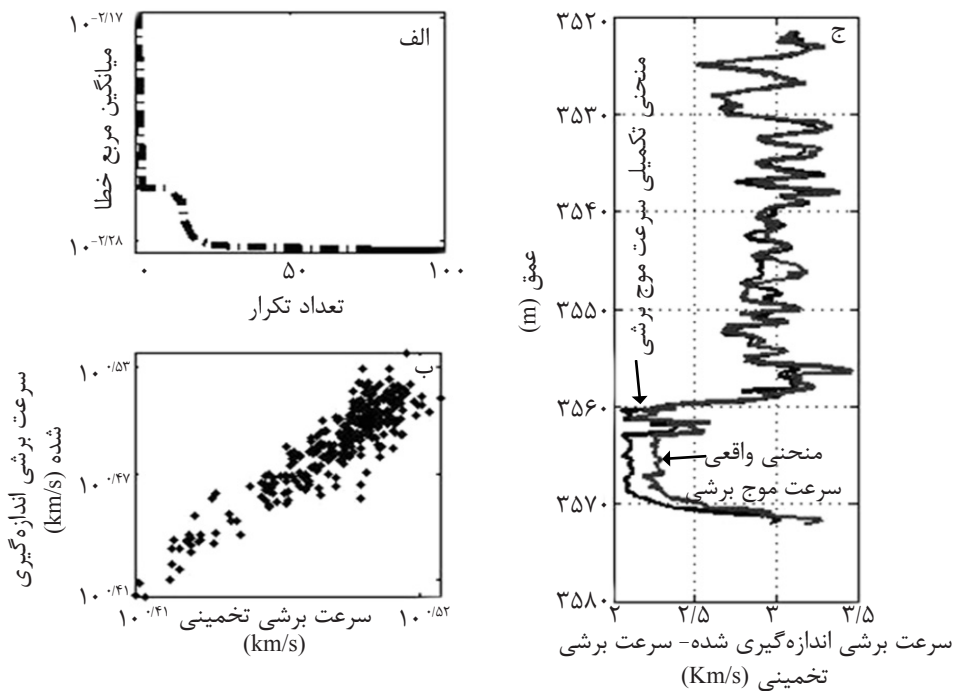
در رابطه بالا: w_i وزن مربوط به تابع گوسی i ام، q پارامتر تعیین‌کننده مقدار فرمون، k اندازه آرشیو پاسخ‌ها یا به عبارتی تعداد جمعیتی است که برای ساخت مدل احتمالی به کار برده می‌شود. در تابع ارائه شده (تابع گوسی)، qk در نقش انحراف معیار می‌باشد؛ بنابراین با کاهش مقدار q ، بهترین پاسخ‌ها در آرشیو پاسخ به شدت به پاسخ‌های دیگر ترجیح داده خواهد شد و اگر مقدار q افزایش



شکل ۴- آرشیو پاسخ‌ها برای الگوریتم کلونی مورچه پیوسته ACOR. (پاسخ‌ها بر اساس کیفیت آنها یعنی برای می‌نیمم کردن یک تابع رده‌بندی می‌شود. هر راه حل (محور قائم) دارای وزنی (ω) نسبت به کیفیت راه حل است. لذا، $f(s_1) \leq f(s_2) \leq \dots \leq f(s_k)$ هسته گوسی (محور افقی) با استفاده از انواع i حالت‌ها، (K راه حل از آرشیو ساخته می‌شود).



شکل ۵- مقایسه نمودار مربوط به لاگ‌های مختلف (محور افقی) برای انتخاب ورودی‌های مدل.



شکل ۶- الف- میزان میانگین مربعات خطا MSE در مقابل تعداد تکرار Iteration؛ ب- مقایسه مقادیر واقعی و مقادیر تخمین زده شده سرعت موج برشی (محور افقی)؛ ج- منحنی‌های مقادیر تخمین زده شده و مقادیر واقعی سرعت موج برشی در مقابل عمق

در این معادله A,B,C به ترتیب مقادیر نمودارهای RHOB, NPFI و V_p و x_1 تا x_6 مربوط به ضرایب وزنی و نمایی و x_7 مقدار ثابت معادله است. همچنین تابع هدف طبق رابطه زیر می‌نیمم می‌گردد:

$$J = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (V_{s_{Measured}} - V_{s_{Predicted}})^2 \quad (4)$$

در رابطه بالا MSE میانگین مربعات خطا، $V_{s_{Measured}}$ مقدار اندازه‌گیری شده سرعت پرشی، $V_{s_{Predicted}}$ مقدار سرعت موج برشی تخمین زده شده و n تعداد نمونه‌ها می‌باشد. برای الگوریتم کلونی مورچه، تعداد جمعیت مورچه‌ها برابر با ۱۰۰۰۰۰ مورچه در نظر گرفته شد و به تعداد ۱۰۰ تکرار به تولید نسل‌های جدیدتر پرداخته شد. همچنین مقدار q پس از بررسی مقادیر مختلف برابر با ۰/۸ تعیین گردید. همچنین برای الگوریتم ژنتیک، سایز جمعیت ۱۰۰ در نظر گرفته شد که نشان‌دهنده تعداد افراد در هر نسل می‌باشد. تعداد فرزندان نخبه برای هر نسل ۲ و کسر فرزندان تلفیقی ۰/۸ تنظیم شد؛ بنابراین ۷۸ فرزند از طریق ادغام و ۲۰ فرزند از طریق عملیات جهش تولید خواهند شد.

همچنین به منظور بررسی عملکرد الگوریتم کلونی مورچه (ACOR) و مقایسه آن با روش‌های پیشین هوش مصنوعی، از الگوریتم ژنتیک (GA)، شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) و روش عصبی - فازی^۱ (ANFIS) نیز به منظور تخمین سرعت موج برشی استفاده شد (شکل ۷). در میان روش‌های مورد استفاده، میزان سرعت برشی پیش‌بینی شده توسط روش ACOR دارای بیشترین ضریب همبستگی ($R=0.96$) و روش GA دارای کمترین ضریب همبستگی ($R=0.91$) نسبت به مقادیر سنجیده شده است.

بدین منظور برای استفاده از الگوریتم کلونی مورچه، این الگوریتم در نرم‌افزار MATLAB به‌طور کامل کدنویسی شد و برای کاربرد روش‌های الگوریتم ژنتیک، شبکه‌های عصبی مصنوعی و روش عصبی - فازی از جعبه ابزار موجود برای این روش‌ها در نرم‌افزار MATLAB استفاده گردید. در این مطالعه مقادیر سرعت موج برشی از داده‌های پتروفیزیکی، به وسیله معادله ۳ محاسبه گردید:

$$V_p = 0.7 V_1 + 0.3 V_2 + 0.2 V_3 + 0.1 V_4 + 0.05 V_5 + 0.05 V_6 + 0.05 V_7 \quad (3)$$

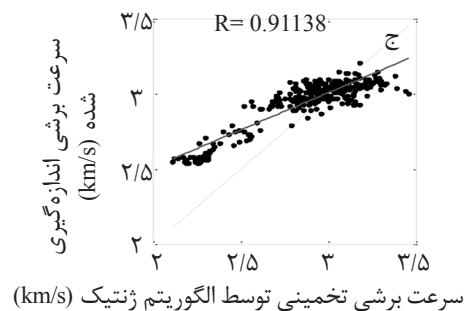
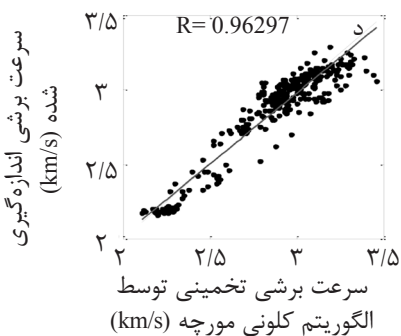
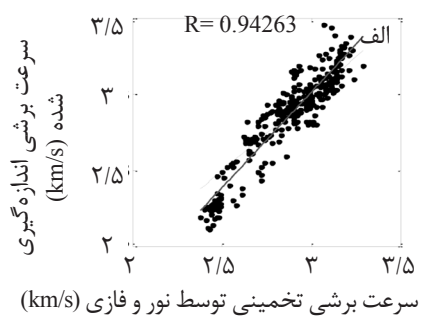
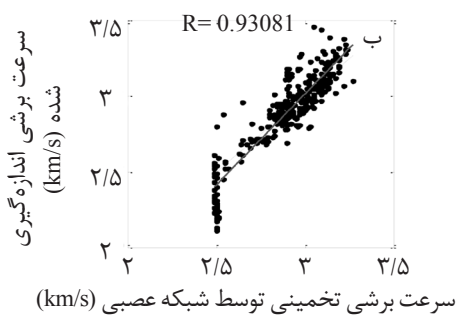
اندازه‌گیری شده برای مقدار خطای مربعات توسط روش الگوریتم کلونی مورچه و سایر روش‌های استفاده شده، به همراه بررسی ضریب همبستگی به دست آمده از این روش‌ها نشان‌گر عملکرد بسیار بالای الگوریتم کلونی مورچه در عین سادگی و سرعت بالای آن است (جدول ۱).

بررسی لاگ‌های حاصل از چهار روش استفاده شده برای چاه آزمایش به ویژه در اعماق بیشتر که سرعت موج برشی واقعی مقادیر کمتری دارد نشان‌دهنده دقت بیشتر الگوریتم کلونی مورچه در پیش‌بینی سرعت موج برشی می‌باشد (شکل ۸).

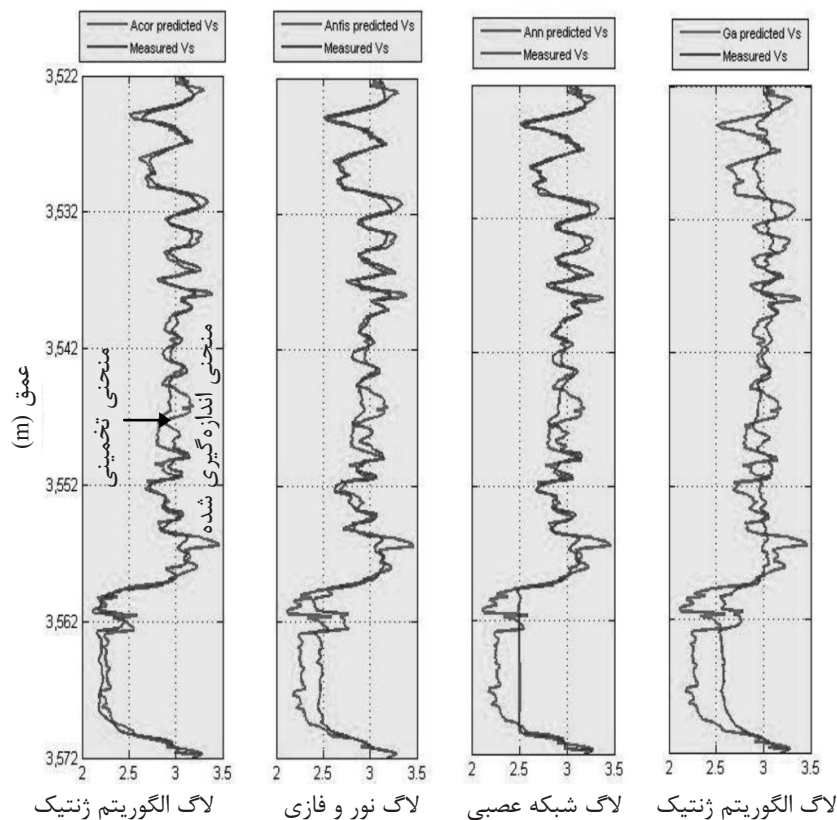
بررسی سرعت موج برشی اندازه‌گیری شده توسط ابزار DSI و مقادیر تخمین زده شده توسط الگوریتم کلونی مورچه و انطباق این دو در مقابل عمق اندازه‌گیری بیان‌گر دقت بالای الگوریتم کلونی مورچه می‌باشد و نشان می‌دهد که الگوریتم کلونی مورچه توانسته با عبور از می‌نیم‌های محلی و متمرکز شدن در می‌نیم کلی به جواب بسیار مناسبی نسبت به سایر روش‌ها دست یابد. ساده‌تر بودن محاسبات در روش الگوریتم کلونی مورچه نسبت به روش‌هایی همچون الگوریتم ژنتیک باعث شد تا در زمان بسیار کمتری جواب بهینه به دست آید. به طوری که مقایسه مقادیر

جدول ۱- مقایسه عملکرد الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی.

روش‌ها	MSE	ضریب همبستگی
الگوریتم کلونی مورچه	۰/۰۰۵۴	۰/۹۶
شبکه عصبی	۰/۰۰۹	۰/۹۳
الگوریتم ژنتیک	۰/۰۱۸	۰/۹۱
تکنیک نوروفازی	۰/۰۰۷	۰/۹۴



شکل ۷- مقایسه سرعت (Km/S) موج برش اندازه‌گیری شده توسط ابزار DSI و مقادیر تخمین زده شده توسط روش‌های هوش مصنوعی شامل: (الف) عصبی-فازی (ANFIS)، (ب) شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، (ج) الگوریتم ژنتیک (GA) و (د) الگوریتم کلونی مورچه (ACOR).



شکل ۸- مقایسه لاگ سرعت موج برشی اندازه گیری شده و لاگ ساخته شده (تخمینی) به روش های هوشمند شامل: (الف) الگوریتم کلونی مورچه (ACOR)، (ب) عصبی-فازی (ANFIS)، (ج) شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و (د) الگوریتم ژنتیک (GA) در مقابل عمق

ژئومکانیکی مخزن همانند سرعت موج برشی، سرعت موج فشاری و نگارهای چاه پیمایی بوده است. مقایسه نمودار تغییرات لاگ های مختلف برای انتخاب ورودی های مدل آشکار نمود که نمودارهای مربوط به $NPHI, RHOB, Vp$ رابطه بهتری با سرعت موج برشی دارند. مقایسه سرعت موج برشی اندازه گیری شده توسط ابزار DSI و مقادیر تخمین زده شده نیز تطابق خوبی را نمایش می دهد که این موضوع نشانه عملکرد مناسب روش های هوشمند از جمله الگوریتم کلونی مورچه است. مقایسه لاگ سرعت موج برشی اندازه گیری شده و لاگ ساخته شده به روش های هوشمند در مقابل عمق نیز هماهنگی مناسبی بین مقادیر تخمین زده شده و مقادیر واقعی ارائه می دهد که توانایی مدل را تایید می نماید. الگوریتم کلونی مورچه نسبت به سایر روش ها دارای پیچ تنظیم کمتری است. بنابراین در این روش در مقایسه با سایر روش ها، زمان کمتری برای تهیه مدل آموزشی بهینه

این امر ممکن است در اثر پیچیدگی سنگ شناسی و یا تغییرات سیال در این عمق باشد که باعث عملکرد ضعیف تر سایر روش ها نسبت به الگوریتم کلونی مورچه شده است. در نهایت می توان اظهار داشت که روش الگوریتم کلونی مورچه ابزاری بسیار توانمند در تعیین ویژگی های مخزنی همچون ویژگی های ژئومکانیکی و حل مسائل بسیار پیچیده در محاسبات مخزنی است که با دارا بودن کمترین تعداد متغیر یا به عبارتی پیچ تنظیم، در کمترین زمان و با بالاترین دقت، مساله بهینه سازی را به بهترین نحو ممکن حل می نماید.

نتیجه گیری

هدف اصلی این پژوهش بررسی توانمندی روش های نوین هوش مصنوعی از جمله الگوریتم کلونی مورچه به منظور برقراری ارتباط بین داده های پارامترهای

نیاز است. به علت ساده تر بودن محاسبات مربوط به الگوریتم کلونی مورچه نسبت به روش الگوریتم ژنتیک، زمان محاسباتی این روش بسیار کمتر از زمان محاسباتی الگوریتم ژنتیک است.

تشکر و قدردانی

مؤلفین بر خود لازم می دانند از همکاری شرکت ملی نفت ایران، به دلیل در اختیار گذاشتن داده ها و نیز زحمات کلیه همکاران و مسئولان پژوهشی دانشگاه شهید چمران اهواز و سایر افرادی که ما را در بهبود کیفیت ارتقای این مقاله یاری نمودند، کمال تشکر را نمایند

علائم و نشانه ها

$G^i(x)$: تابع چگالی احتمال هسته گوسی

$g_i^j(x)$: تابع گوسی i ام برای i مین تابع هسته گوسی

K : اندازه آرشیو پاسخ ها

MSE : میانگین مربعات خطا

n : تعداد جمعیت مورچه ها

q : پارامتر تعیین کننده مقدار فرمون

Vp : سرعت موج فشاری (km/s)

Vs : سرعت موج برشی (km/s)

$Vs_{Measured}$: سرعت موج برشی واقعی (km/s)

$Vs_{Predicted}$: سرعت موج برشی تخمین زده شده (km/s)

W_i : وزن تابع گوسی i ام

x_1 تا x_6 : ضرایب وزنی و نمایی

x_7 : مقدار ثابت معادله

σ : انحراف معیار پاسخ های ارائه شده

μ : میانگین پاسخ های ارائه شده

نیاز است. به علت ساده تر بودن محاسبات مربوط به الگوریتم کلونی مورچه نسبت به روش الگوریتم ژنتیک، زمان محاسباتی این روش بسیار کمتر از زمان محاسباتی الگوریتم ژنتیک است.

تشکر و قدردانی

مؤلفین بر خود لازم می دانند از همکاری شرکت ملی نفت ایران، به دلیل در اختیار گذاشتن داده ها و نیز زحمات کلیه همکاران و مسئولان پژوهشی دانشگاه شهید چمران اهواز و سایر افرادی که ما را در بهبود کیفیت ارتقای این مقاله یاری نمودند، کمال تشکر را نمایند

علائم و نشانه ها

$G^i(x)$: تابع چگالی احتمال هسته گوسی

مراجع

- [1]. Habimana J., Labiouse V., and Descoedres F., "Geomechanical characterisation of cataclastic rocks: experience," International Journal of Rock Mechanics & Mining Sciences., Vol. 6, pp. 677–693, 2002.
- [2]. Pickett G. R., "Acoustic character logs and their application information evaluation," J. Pet. Technol., Vol. 15, pp. 650–667, 1963.
- [3]. Castagna J. P., Batzle M. L., and Eastwood R. L., "Relationship between compressional and shear wave velocities in silicate rocks," Geophysics., Vol. 50, pp. 571–581, 1985.
- [4]. Han D., "Empirical relationships among seismic velocity, effective pressure, porosity and clay content in sandstone," Geophysics., Vol. 54, pp. 82–89, 1989.
- [5]. Krief M., Garat J., Stellingwerf J., and Venter J., "A petrophysical interpretation using the velocities of P and S waves (full wave from sonic)," Log Anal., Vol. 31., pp. 355–369, 1990.
- [6]. Greenberg M. L. and Castagna J. P., "Shear wave velocity estimation in porous rocks: theoretical formulation, preliminary verification and applications," Geophys Prospect., Vol. 40, pp. 195–209, 1992.
- [7]. Murphy W., Reischer A., and Hsu K., "Modulus decomposition of compressional and shear velocities in sand bodies," Geophysics, Vol. 58, pp. 227–239, 1993.
- [8]. Bastos A. C., Dillon L. D., Vasquez G. F., and Soares J. A., "Core-derived acoustic, porosity and permeability correlation for computation pseudo-logs," Geol. Soc. London Spec. Publ., Vol. 136, pp. 141–146, 1998.
- [9]. Eskandari H., Rezaee M. R., and Mohammadnia M., "Application of Multiple Regression and Artificial Neural Network Techniques to Predict Shear Wave Velocity from Wireline Log Data for a Carbonate Reservoir, South-West Iran," CSEG Recorder., Vol. 29, pp. 42-48, 2004.

- [10]. Rezaee M., Kadkhodaie Ilkhchi A., and Barabadi A. "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., Vol. 55, pp. 201–212, 2007.
- [11]. Moatazedian I., Rahimpour-Bonab H., Kadkhodaie-Ilkhchi A., and Rajoli M. R. "Prediction of shear and compressional wave velocities from petrophysical data utilizing genetic algorithms technique: a case study in Hendijan and Abuzar fields located in Persian Gulf," J. Geope., Vol. 1, pp. 1-17, 2011.
- [12]. Rajabi M., Bohlooli B., and Gholampour Ahangar E. "Intelligent approaches for prediction of compressional, shear and Stoneley wave velocities from conventional well log data: A case study from the Sarvak carbonate reservoir in the Abadan Plain (Southwestern Iran)," Comput Geosci., Vol. 36, pp. 647-664, 2010.
- [13]. Bonabeau E., Dorigo M., and Theraulaz G., "Swarm intelligence: From natural to artificial systems," Oxford University Press, 1999.
- [14]. Box G. and Muller M., "A note on the generation of random normal deviates, Ann Math Statist," Vol. 29, No. 2, pp. 610-611, 1958.
- [15]. Dorigo M., "Optimization, learning and natural algorithms (in Italian)," Ph.D. Thesis, Dipartimento di Elettronica, Politecnico di Milano, Italy, 1992
- [16]. Deneubourg J. L., Aron S., Goss S., and Pasteels J. M., "The self-organizing exploratory pattern of the Argentine ant," J. Insect Behavior," Vol. 3, pp. 159-68, 1990.
- [17]. Blum C., "Ant colony optimization: Introduction and recent trends," Physics of Life, Vol. 2, pp. 353–373, 2005.
- [18]. Kennedy J. and Eberhart R., "Particle swarm optimization. Proceedings of the 1995 IEEE international conference on neural networks ,Piscataway," NJ: IEEE Press, Vol. 4, pp. 1942-1948, 1995.
- [19]. Socha K. and Dorigo M., "Ant colony optimization for continuous domains," European J. Operational Research, Vol. 185, pp. 1155–1173, 2008.
- [20]. Dreoj J., "Shortest path find by an ant colony," http://en.wikipedia.org/wiki/File:Aco_branches.svg#filehistory, 27.5.2006.