

شناسایی راک‌تایپ‌های مخزنی با استفاده از الگوریتم گوستافسون-کسل و تخمین گر لولیموت

مه‌رناوش علی‌پور شهسواری^{*}، ساره صدیق، حسین معماریان و بهزاد تخم‌چی
دانشکده مهندسی معدن، پردیس دانشکده‌های فنی، دانشگاه تهران، ایران

تاریخ دریافت: ۹۴/۲/۱۹ تاریخ پذیرش: ۹۴/۷/۱۲

چکیده

تفکیک مخزن به بخش‌های هم‌وزن از نظر ویژگی‌های پتروفیزیکی مانند تخلخل و تراوایی را شناسایی راک‌تایپ‌های پتروفیزیکی می‌نامند. روش‌ها و معادلاتی متعدد برای بررسی راک‌تایپ‌های پتروفیزیکی وجود دارند: معادلات وینلند، معادلات پیتمن و شاخص کیفیت سنگ و ... لازم‌شناسایی و تفکیک زون‌های مخزنی بر مبنای این ویژگی‌ها وجود مغزه است، ولی در اغلب چاه‌های نفت و حتی در تمام اعماق یک چاه مغزه‌گیری ممکن نیست، اما تقریباً در تمام چاه‌ها نمودارگیری به صورت پیوسته انجام می‌شود. به همین علت یافتن روش‌هایی برای تخمین زدن تخلخل و تراوایی با استفاده از دیگر ویژگی‌هایی مخزنی در دسترس مهم است. در این مقاله برای بررسی کارایی سیستم فازی-عصبی درخت مدل خطی محلی (لولیموت) در تفکیک راک‌تایپ‌های پتروفیزیکی، نتایج حاصل از عمل کرد این سیستم با داده‌های حاصل از مغزه‌های موجود و نیز الگوریتم شبکه عصبی چندلایه مقایسه شدند و روی کرد مذکور، با توجه به راهبرد تقسیم و تسخیر، قابلیت مناسب در زون‌بندی مخزن نشان داد. علاوه بر این برای افزایش کارایی روش فوق و بررسی اثر هم‌گن‌سازی داده‌ها بر نتایج، داده‌ها قبل از ورود به سیستم فازی-عصبی با استفاده از روش گوستافسون-کسل خوشه‌بندی شدند. بر اساس نتایج به دست آمده، دقت زون‌بندی مخازن نفتی بر اساس راک‌تایپ‌های پتروفیزیکی با استفاده از این روش بالاتر است. در نهایت در این مقاله بر اساس معادلات وینلند و با استفاده از چاه‌نگارها و داده‌های مغزه موجود، دو چاه در یکی از مخازن نفتی جنوب ایران زون‌بندی و راک‌تایپ‌های پتروفیزیکی به خوبی از یک‌دیگر تفکیک شدند.

کلمات کلیدی: زون‌بندی مخزن، راک‌تایپ‌های پتروفیزیکی، معادلات وینلند، لولیموت، خوشه‌بندی گوستافسون-کسل.

مقدمه

ارتباط اختصاصات پتروفیزیکی تفسیر دقیق‌تر و کاربردی‌تر مخازن را میسر می‌کند. زون‌بندی و بررسی سنگ‌های مخزن بر اساس ویژگی‌های پتروفیزیکی و خصوصاً ویژگی‌های مرتبط با رفتار سیال درون سنگ با عنوان راک‌تایپ‌های پتروفیزیکی تعریف شده است.

مدیریت صحیح مخازن هیدروکربوری نیازمند دانش صحیح و تصویری واقعی از خصوصیات مخزن است.

این با توجه به هزینه‌بر بودن و دشواری فرآیند مغزه‌گیری، در این مقاله سعی شده کارایی سیستم فازی-عصبی درخت مدل خطی محلی (لولیموت)^۵ در تفکیک راک تایپ‌های پتروفیزیکی به کمک اطلاعات چاه‌نگارهای پتروفیزیکی بررسی و عمل کرد آن با روش شبکه عصبی چندلایه^۶ نیز مقایسه شود. تاثیر همگن‌سازی داده‌های ورودی به شبکه از راه فرآیند خوشه‌بندی گوستافسون-کسل نیز مطالعه شده است.

راک تایپ‌های پتروفیزیکی^۷

در سال ۱۹۷۲ وینلند با ترکیب داده‌های تخلخل، تراوایی و اشباع کاهش‌ناپذیر آب با نتایج حاصل از فشار مویینه تزریق جیوه یک معادله تجربی را بین داده‌های تخلخل، تراوایی هوا^۸ و فضاهای خالی مرتبط با حالت اشباع ۳۵٪ از جیوه (۳۵٪) به دست آورد. مقدار معادلات وینلند (۳۵٪) در راک تایپ‌های پتروفیزیکی یکسان مشابه است؛ در نتیجه براساس آنها می‌توان زون‌های مخزن را تفکیک و شناسایی کرد. کیفیت مخزن را می‌توان با زون‌های مخزنی که در آنها مقدار ذخیره هیدروکربن و قابلیت جریان مشخص است توصیف کرد. این زون‌ها بیانگر خصوصیات جریان‌ی مشابه و قابل‌پیش‌بینی هستند و با محاسبه شعاع گلوگاه فضاهای خالی (۳۵٪)، اندازه فضاهای خالی (در ۳۵٪ حجم فضاهای خالی با استفاده از معادله وینلند) معادله (۱) محاسبه می‌شوند [۷].

$$\log(R35) = 0.732 + 0.588 \log(k) - 0.864 \log(\phi) \quad (1)$$

شاخص R35، شعاع گلوگاه فضای خالی محاسبه‌شده در اشباع جیوه ۳۵٪ در یک آزمون فشار مویینه تزریق جیوه (μm)؛ k ، تراوایی (md) و ϕ ، تخلخل برحسب درصد است.

بر این اساس سنگ‌های درون مخزن براساس ویژگی‌های مرتبط با رفتار سیال یعنی تخلخل، تراوایی، فشار مویینه و اشباع کاهش‌ناپذیر زون‌بندی می‌شوند [۱]. روش‌هایی مختلف برای بررسی رفتار مخزن بر مبنای تخلخل و تراوایی ارائه شده‌اند که عبارت‌اند از: معادلات وینلند^۱، معادلات پیتمن^۲، شاخص کیفیت سنگ^۳ و نمودارهای متقاطع تخلخل و تراوایی^۴ [۲]. شناخت راک تایپ‌های پتروفیزیکی به دست‌یابی به مدل‌های مخزنی جامع‌تر، تخمین صحیح‌تر مقدار ذخیره و نیز برآورد دقیق‌تر هزینه‌ها منجر می‌شود.

تاکنون مقالاتی متعدد در زمینه بررسی راک تایپ‌های پتروفیزیکی ارائه شده‌اند؛ از جمله: چنگ و همکارانش (۲۰۰۸) با استفاده از معادلات تجربی وینلند و براساس اطلاعات به‌دست‌آمده از مغزه، راک تایپ‌های پتروفیزیکی را از یک‌دیگر تفکیک کردند و با تلفیق نتایج به‌دست‌آمده با داده‌های لرزه، مدل مخزن را به دست آوردند [۳]. غلامی و محقق (۲۰۰۹) نیز راک تایپ‌ها را بخش‌های ویژه در مدل زمین‌شناسی مخزن دانسته‌اند و سعی کرده‌اند با استفاده از تکنیک‌های بزرگ‌نمایی دقت تفکیک راک تایپ‌ها را افزایش دهند [۴]. وارنکام و همکارانش (۲۰۱۰) نیز راک تایپ‌ها را بلوک‌های ساختاری اصلی در توصیف خصوصیات سیال و نیز نوع فضاهای خالی و توزیع آنها دانسته‌اند [۵]. در سال ۲۰۱۳، اسکالینسکی و کینتر تعیین راک تایپ در کربنات‌ها را به‌علت تاثیرشان بر خصوصیات مخزنی مانند تراوایی و اشباع آب در مدل مخزن بسیار ضروری دانستند. آنها سعی کردند کمبودهای موجود مانند نبود ابزار زمین‌آماري مناسب برای تعیین مناسب توزیع راک تایپ‌های پتروفیزیکی در مدل استاتیکی مخزن را برطرف کنند [۶]. برپایه مطالعات گفته‌شده، راک تایپ‌های پتروفیزیکی معمولاً به کمک اطلاعات مغزه محاسبه و بررسی می‌شوند، اما زمانی که این اطلاعات کم و یا ناقص باشند، روش‌های مذکور قادر به پاسخ‌گویی صحیح نخواهند بود. علاوه بر

1. Winland Equation

2. Pittman Equation

3. Rock Quality Index (RQI)

4. Porosity-Permeability Cross Plot

5. LOLIMOT (Local Linear Model Tree)

6. MLP (Multilayer Perceptron)

7. Petrophysical Rock Type

8. Air Permeability

تخمین به‌ازای کل سیستم محاسبه می‌شود (تسخیر). خروجی لولیموت در معادله (۲) آورده شده است [۸]:

$$\hat{y} = \frac{\sum_{i=1}^M (w_{i0} + w_{i1}u_1 + w_{i2}u_2 + \dots + w_{ip}u_p)}{y_i} \Phi_i(u) \quad (2)$$

(y_i) ، خروجی هر نرون؛ $\Phi_i(u)$ تابع اعتبار که فضای عملکرد هر نرون را مشخص می‌کند؛ w_{ip} بردارهای وزن و u_p ورودی‌های مدل هستند. توابع اعتبار عمدتاً به‌صورت توابع گوسی نرمال شده انتخاب و به‌صورت معادله زیر تعریف می‌شوند [۸]:

$$\Phi_i(u) = \frac{\mu_i(u)}{\sum_{j=1}^M \mu_j(u)} \quad (3)$$

که $\mu_i(u)$ برابر است با [۸]:

$$\mu_i(u) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{(u_1 - c_{i1})^2}{\sigma_{i1}^2} + \dots + \frac{(u_p - c_{ip})^2}{\sigma_{ip}^2}\right)\right) = \exp\left(-\frac{1}{2}\frac{(u_1 - c_{i1})^2}{\sigma_{i1}^2}\right) \times \dots \times \exp\left(-\frac{1}{2}\frac{(u_p - c_{ip})^2}{\sigma_{ip}^2}\right) \quad (4)$$

این توابع اعتبار گوسی نرمال شده مختصاتی مرکزی به‌صورت c_{ij} (میانگین ورودی‌های هر مدل خطی محلی) و یک بعد انحراف استاندارد منحصر به فرد به‌صورت σ_{ij} (مقدار تاثیر دامنه فازی تابع اعتبار) دارند. این مشخصات به‌روشن حداقل مربعات بهینه‌سازی می‌شوند. الگوریتم مذکور از دو قسمت عمده تشکیل شده است: ۱- مدل خطی محلی (تخمین یک مدل غیرخطی پیچیده با مدل‌های ساده خطی) و ۲- وزندهی فازی مدل‌ها. مدل خطی محلی و وزندهی فازی در شکل‌های ۱ و ۲ نشان داده شده است. وزندهی فازی مدل‌ها یعنی ضرایب تابع برازش داده‌شده به هر مدل خطی از یک تابع گوسین نرمال تبعیت می‌کنند و این حالت سبب انعطاف بیش‌تر مدل می‌شود و با اختصاص یک عدد ثابت به ضرایب تابع متفاوت خواهد بود.

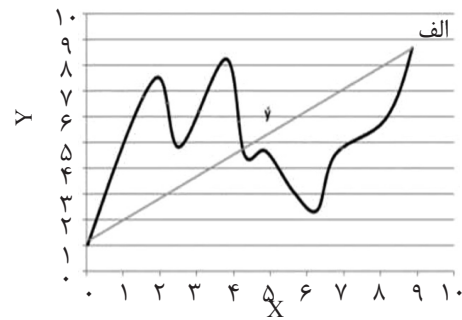
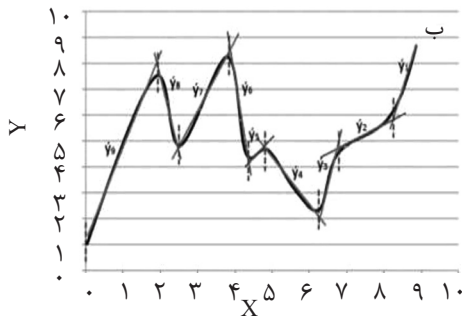
نمونه‌های مغزه‌ی مربوط به هر زون مقادیر R35 یکسانی دارند. بر این اساس تعریف واحدهای پتروفیزیکی با خصوصیات مشخص و شعاع گلوگاه معین ممکن می‌شود. مثلاً می‌توان یک مخزن را به ۳ بخش مختلف براساس اندازه شعاع گلوگاه تفکیک کرد: ۱- ماکروپورت (واحدهایی با مقادیر R35، ۲/۵ تا ۱۰ میکرون)؛ ۲- مزوپورت (واحدهایی با مقادیر R35، ۲/۵ تا ۰/۵ میکرون)؛ ۳- میکروپورت (واحدهایی با مقادیر R35، ۰/۵ تا ۰/۱ میکرون) [۷]. تفکیک راکتایپ‌های پتروفیزیکی در واقع دسته‌بندی سنگ‌های مخزن به واحدهای مشخص است که هر کدام از آنها در شرایط یکسان زمین‌شناسی نهشته و فرآیندهای مشابه دیاژنزی را متحمل شده‌اند؛ در نتیجه زمانی که به‌درستی از یکدیگر تفکیک شوند، یک راکتایپ مشخص می‌تواند یک ارتباط منحصر به فرد بین تخلخل و تراوایی، پروفیل فشار موئینه (یا تابع J) و مجموعه‌ای از منحنی‌های تراوایی نسبی را مشخص کند. در نتیجه، تعیین راکتایپ‌ها می‌تواند به تخمین صحیح تراوایی سازند در فواصل بدون مغزه و نیز در چاه‌های بدون مغزه منجر شود [۷].

روش‌شناسی

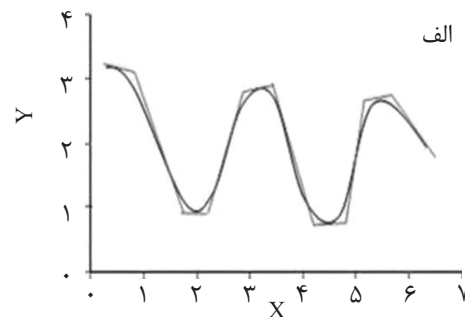
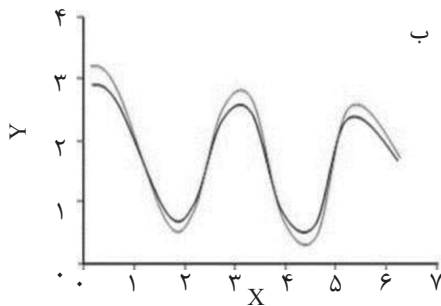
مدل‌های فازی - عصبی خطی محلی

سیستم‌های فازی - عصبی از توانایی استدلال سیستم‌های فازی همراه با قدرت محاسباتی بالای شبکه‌های عصبی بهره می‌برند. لولیموت یک سیستم هوشمند ترکیبی است که در آن از یک روش یادگیری کاملاً خودکار با تعدادی بسیار کم مشخصه قابل تنظیم استفاده می‌شود. رویکرد اصلی این سیستم تقسیم فضای ورودی به زیرمجموعه‌های کوچک‌تر با توابع اعتبار فازی است. این رویکرد راهبرد تقسیم و تسخیر^۴ نامیده شده است؛ بدین معنا که فضای ورودی در هر تخمین به زیرمجموعه‌هایی کوچک‌تر تقسیم و یک تابع به آن برازش داده می‌شود (تقسیم)، اما مقدار خطای

1. Macroport
2. Mesoport
3. Microport
4. Divide and Conquer



شکل ۱ تخمین معادله خط \hat{y} بر مبنای پارامتر کمی x با استفاده از مدل‌های خطی محلی: الف- تخمین با استفاده از یک معادله و ب- تخمین با استفاده از ۹ مدل خطی محلی



شکل ۲ وزن‌دهی مدل به صورت الف- مطلق و ب- فازی به منظور تشخیص ضرایب حاکم بر معادله خط \hat{y} بر مبنای متغیر کمی x [۹].

افزایش می‌یابد؛ ۴- بررسی شرط خاتمه الگوریتم (به عنوان مثال رسیدن به یک حداقل خطای قابل قبول) [۱۰].

شبکه عصبی چندلایه

در یک فرآیند عصبی پردازش داده، مجموعه داده‌ها به دو دسته آموزش^۲ و آزمون^۳ تقسیم می‌شوند. داده‌های آموزش برای یادگیری شبکه و داده‌های آزمون برای اطمینان از عمل کرد صحیح آن به کار می‌روند. ساختار شبکه‌های عصبی چندلایه از یک لایه ورودی، یک لایه خروجی و یک یا چند لایه میانی تشکیل شده است. براساس نحوه اتصال نرون‌ها به یکدیگر شبکه‌های عصبی به دو گروه شبکه‌های عصبی مصنوعی پیش‌خور^۴ و شبکه‌های عصبی پس‌خور^۵ تقسیم می‌شوند. در این مطالعه از شبکه عصبی چندلایه پیش‌خور، که عموماً شبکه چندلایه پرسپترون یا MLP^۶ نامیده می‌شود، استفاده شده است [۱۲].

الگوریتم لولیموت شامل مراحل زیر است:

الف- شروع از یک مدل اولیه (مدل خطی عام): این مدل سراسر فضای ورودی را به طور یکنواخت در برمی‌گیرد (شکل ۳ الف)؛

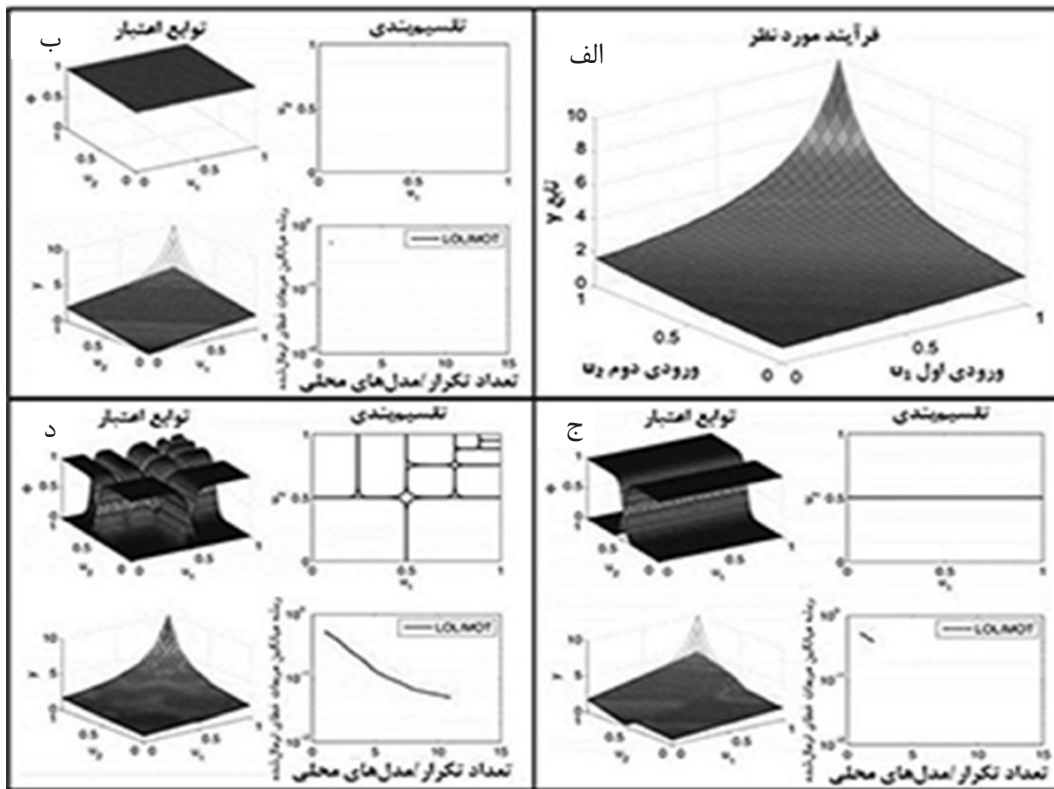
ب- انتخاب مدل خطی محلی: تقسیم فضاهای ورودی به صورت متعامد محوری و محاسبه شاخص خطایی مانند حداقل میانگین خطا برای هر مدل (راهبرد تقسیم). مدل خطی محلی که خطای کلی سیستم را کمتر کاهش دهد، انتخاب می‌شود (راهبرد تسخیر)؛

ج- بررسی راه‌های مختلف تقسیم مدل‌های خطی محلی: مدل خطی که در مرحله قبل انتخاب شده مجدداً تقسیم می‌شود و مراحل قبل تکرار می‌شوند (شکل‌های ۳ ب تا د).

در هر تقسیم عملیات زیر انجام می‌شوند:

- ۱- محاسبه توابع عضویت فازی چندبُعدی دو مدل جدید؛ ۲- محاسبه دوباره همه توابع اعتبار مدل‌های محلی (به علت اضافه شدن یک تابع عضویت)؛ ۳- تخمین مشخصه‌های دو مدل محلی جدید (تعداد مدل‌های خطی محلی از M به $M+1$)

1. Global Linear Model
 2. Train
 3. Test
 4. Feed Forward Perceptron
 5. Feedback Network
 6. Multilayer Perceptron



شکل ۳ الف) تابع Y برحسب دو مشخصه ورودی u1 و u2؛ ب تا د) ساخت مدل اولیه تا ساخت مدل نهایی [۱۱].

$$J_m(U, V, X) = d \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^N u_{ik}^m |P_i| / LP \quad (5)$$

در فرمول فول، C، تعداد خوشه‌ها- m، فازی‌ساز- $U_0 = [U_{ik}]$ ، مقدار اولیه ماتریس درجه عضویت- زیروندهای i و k، به ترتیب عدد خوشه و داده- N، تعداد کل داده‌ها- C، تعداد کل خوشه‌ها- P_i ، ماتریس کواریانس و V_i مرکز خوشه i ام است [۱۵].

شاخص‌های اعتبارسنجی

یکی از مهم‌ترین مسائل در طرح یک خوشه‌بندی بهینه انتخاب صحیح تعداد خوشه‌هاست. معیارهایی که به کمک آنها می‌توان تعداد صحیح خوشه را محاسبه کرد شاخص‌های اعتبارسنجی خوشه‌بندی نام دارند. در این مقاله از چهار شاخص سیلهوت،^۱ کالینسکی- هاراباسز^۲، کرزانوسکی- لای^۳ و دیویس- بولدین^۴ استفاده شده است.

الگوریتم گوستافسون- کسل

تکنیک‌های خوشه‌بندی به دنبال یافتن یک ساختار درون یک مجموعه از داده‌های بدون برچسب^۱ و تفکیک آنها هستند [۱۳]. خوشه به مجموعه‌ای از داده‌ها گفته می‌شود که بیش‌ترین شباهت را به یکدیگر دارند و الگوهای موجود درون یک خوشه به یکدیگر شبیه‌تر هستند تا به الگوهای دیگر خوشه‌ها [۱۴].

الگوریتم گوستافسون- کسل یکی از روش‌های خوشه‌بندی فازی است که در آن علاوه بر توجه به ساختار داده‌ها، خوشه‌ها با استفاده از مراکز خوشه و ماتریس کواریانس از یکدیگر تفکیک می‌شوند. در این الگوریتم برای ممکن شدن تفکیک خوشه‌هایی با شکل‌های متفاوت از معیار فاصله ماهالانوبیس و یک ماتریس القاگر^۲ استفاده می‌شود. در این الگوریتم هدف کمینه کردن یک تابع هدف است. در واقع تابع هدف تابعی از ماتریس جداسازی، ماتریس مراکز خوشه‌ها و ماتریس داده‌هاست [۱۵]:

1. Label
2. Induce Matrix
3. Silhouette
4. Calinski-Harabasz
5. Krzanowski -Lai
6. Davies-Bouldin

از مغزه مقایسه می‌شوند. مشخصه‌های مذکور با شبکه عصبی MLP نیز تخمین زده و نتایج حاصل از هر دو روش نیز با یکدیگر مقایسه می‌شوند. سپس مقادیر راک تایپ‌های پتروفیزیکی براساس تخلخل و تراوایی محاسبه شده با استفاده از معادله وینلند به دست می‌آیند. در این جا نیز در هر مرحله اطلاعات به دست آمده با داده‌های به دست آمده از مغزه مقایسه می‌شوند تا قابلیت روش تخمین بررسی شود. سپس برای بررسی روی کرد خوشه‌بندی در بهبود عمل کرد تخمین گر، ابتدا داده‌های چاه‌نگارهای پتروفیزیکی با استفاده از الگوریتم گوستافسون-کسل خوشه‌بندی و سپس، با استفاده از تخمین گر لولیموت، مشخصه‌های گفته شده دوباره تخمین زده می‌شوند.

مقایسه عمل کرد لولیموت و MLP در تخمین مشخصه‌های مخزنی

برای بررسی عمل کرد سیستم فازی-عصبی لولیموت در تخمین مشخصه‌های تخلخل و تراوایی، داده‌های مغزه در هر چاه توسط شبکه‌های لولیموت و عصبی MLP جداگانه محاسبه شدند. نتایج اعمال این دو روش روی چاه شماره ۱ در شکل‌های ۴ تا ۶ نشان داده شده‌اند. برای بررسی نحوه عمل کرد این دو سیستم از مقایسه ضریب هم‌بستگی و ضریب صحت استفاده شده است. ضریب هم‌بستگی نشان‌دهنده مقدار ارتباط یک مشخصه کمی به مشخصه کمی دیگر است و هر قدر عدد مذکور به ۱ نزدیک‌تر باشد، هم‌بستگی دیتاها بالاتر است. ضریب صحت شیب خط برازش داده شده به داده‌هاست؛ و هر قدر عدد مذکور به یک نزدیک‌تر باشد، قابلیت بهتری در تخمین داده‌های مورد نظر دارد و با اطمینان بیشتری می‌توان آن را برای تخمین دیگر داده‌ها به کار برد.

در سه معیار نخست هر چه مقدار به دست آمده بزرگ‌تر باشد، نتیجه مطلوب‌تر خواهد بود. اما در شاخص دیویس-بولدین عکس آن صادق است و مقادیر کم‌تر نشان‌دهنده خوشه‌بندی بهتراند [۱۶].

داده‌های تحقیق

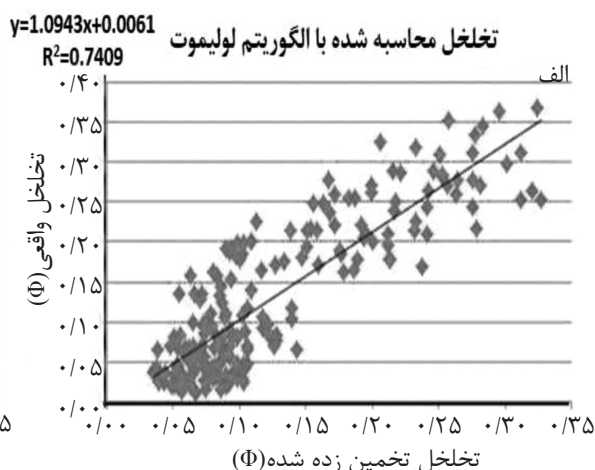
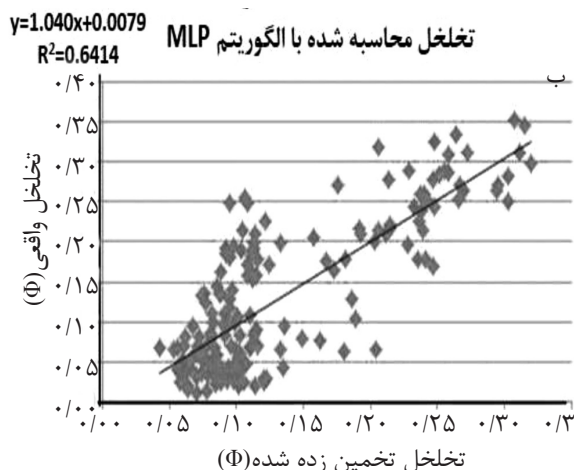
داده‌های استفاده شده در این مقاله مربوط به اطلاعات دو چاه در یکی از میادین نفتی جنوب ایران‌اند. این چاه‌ها در یکی از بزرگ‌ترین میادین نفتی ایران، نزدیک شهر اهواز در پهنه آبادان و در قسمت غربی فروافتادگی دزفول، واقع شده‌اند. اطلاعات استفاده شده از دو چاه در جدول ۱ نشان داده شده‌اند. داده‌های مذکور یک بار به طور کلی و یک بار با خوشه‌بندی بررسی شدند [۱۷].

روند انجام کار

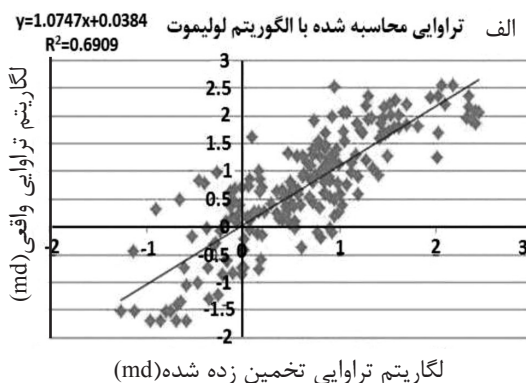
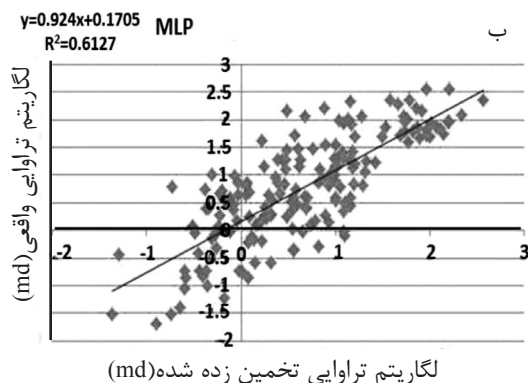
در این مقاله ابتدا در اعماق مغزه‌گیری شده داده‌های معادل چاه‌نگارهای پتروفیزیکی شامل داده‌های تخلخل نوترون، صوتی و داده‌های چگالی با استفاده از روش‌های درون‌یابی محاسبه شدند. برای آموزش روش‌های تخمین گر باید در مواقعی که خروجی مطلوب وجود دارد (اطلاعات مغزه)، معادل ورودی آن (اطلاعات چاه‌نگارها) را نیز دقیقاً در همان عمق محاسبه کرد. داده‌های تخلخل و تراوایی مغزه به عنوان خروجی مطلوب و داده‌های چاه‌نگارها به عنوان ورودی به دو دسته آموزش و آزمون تقسیم‌بندی شدند. برای اساس شبکه فازی-عصبی لولیموت با استفاده از ۷۰٪ داده‌های موجود از هر مغزه آموزش می‌بیند و مقادیر تخلخل و تراوایی با استفاده از آن تخمین زده می‌شود. سپس برای نشان دادن عمل کرد این شبکه، مقادیر تخمین زده شده با اطلاعات حاصل

جدول ۱ داده‌های استفاده شده از دو چاه.

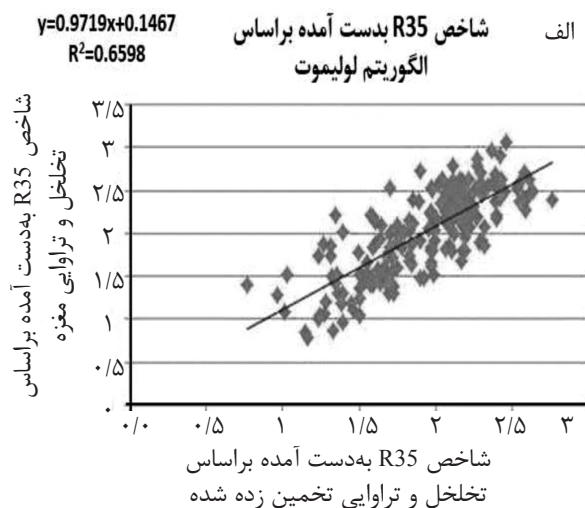
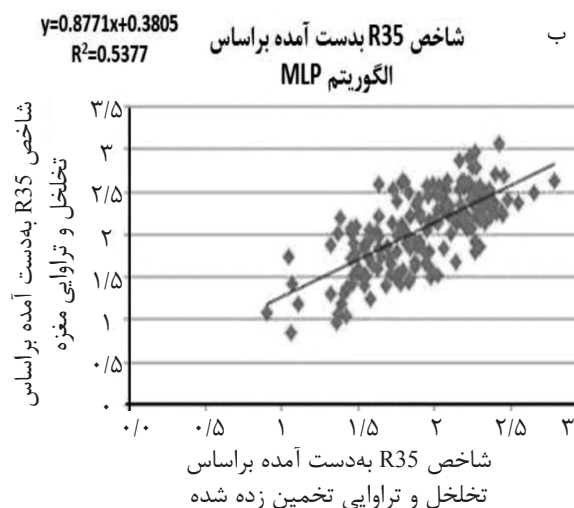
شماره چاه	چاه‌نگار صوتی (DT)	چاه‌نگار تخلخل نوترون (NPHI)	چاه‌نگار چگالی (RHOB)	اطلاعات مغزه
۱	دارد	دارد	دارد	دارد
۲	دارد	دارد	دارد	دارد



شکل ۴ تخمین تخلخل با استفاده از الف) لولیموت و ب) MLP. در مقایسه با داده‌های حاصل از مغزه، مقدار هم‌بستگی در روش لولیموت ۷۴٪ و در روش MLP، ۶۴٪ به‌دست آمد.



شکل ۵ تخمین تراوایی با استفاده از الف) لولیموت و ب) MLP. در مقایسه با داده‌های حاصل از مغزه، مقدار هم‌بستگی در روش لولیموت ۶۹٪ و در روش MLP، ۶۱٪ به‌دست آمد.



شکل ۶ مقادیر محاسبه شده برای راک‌تایپ‌های پتروفیزیکی با استفاده از الف) لولیموت و ب) MLP. در مقایسه با داده‌های حاصل از مغزه، مقدار هم‌بستگی در روش لولیموت ۶۵٪ و در روش MLP، ۵۳٪ به‌دست آمد.

رفتار پیچیده و غیرقابل پیش‌بینی زمین، ناهمگنی داده‌ها بسیار بالاست و احتمال پاسخ‌گویی مناسب روش‌های تخمین در مواقعی دور از انتظار است. روش‌های متعدد برای کاهش ناهمگنی داده‌ها وجود دارند که روش‌های خوشه‌بندی از جمله آنها هستند. در این جا داده‌های ورودی ابتدا با استفاده از الگوریتم گوستافسون - کسل خوشه‌بندی و سپس برای تخمین به سیستم لولیموت اعمال شدند. برای به دست آوردن تعداد بهینه خوشه‌ها، از چهار شاخص اعتبارسنجی سیلهوته، کالینسکی - هاراباسز، کرزانوسکی - لای و دیویس - بولدین استفاده شده است. مطابق جدول ۳، تعداد خوشه بهینه برای چاه شماره ۱، ۲ است (شکل‌های ۷ الف تا د). تعداد خوشه بهینه برای چاه شماره ۲ نیز به همین شیوه محاسبه شد و ۲ به دست آمد. همان‌طور که در شکل ۷ (خصوصاً شکل ۷ د) می‌توان دید، داده‌های چاه‌نگارها در دو دسته مجزا قرار گرفته‌اند. در ادامه تاثیر خوشه‌بندی بر عمل‌کرد لولیموت و مقدار هم‌بستگی داده‌های تخمین‌زده‌شده و داده‌های واقعی و نیز شاخص R35 نشان داده شده است (شکل‌های ۸ تا ۱۲).

همان‌طور که در شکل‌های ۴ تا ۶ نشان داده شد، سیستم لولیموت در تخمین مشخصه‌های تخلخل و تراوایی عمل‌کردی نسبتاً بهتر از شبکه عصبی MLP نشان داده است. بر همین اساس، شاخص R35 نیز با دقتی بالاتر محاسبه شد. اعمال هر دو روش روی چاه شماره ۲ نیز نتایج مشابه داشت (جدول ۲).

بررسی تاثیر خوشه‌بندی بر عمل‌کرد لولیموت

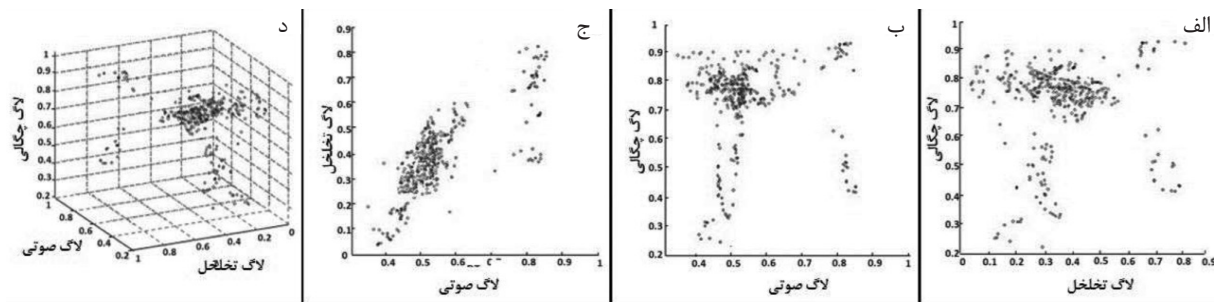
قابلیت روش‌های تخمین به عوامل متعدد بستگی دارد. نوع داده‌هایی که برای آموزش شبکه به کار می‌روند و نیز نوع مشخصه‌ای که قرار است تخمین زده شود تاثیر مستقیم بر عمل‌کرد شبکه دارند. زمانی که پراکندگی داده‌ها زیاد و محیط در حال بررسی یک محیط ناهمگن است، یافتن تابعی که بتواند کل رفتار سیستم را به‌درستی پیش‌بینی کند دشوار و گاه غیرممکن است. به همین علت، یافتن راه حلی که از پراکندگی داده‌ها بکاهد و همگنی سیستم را افزایش دهد می‌تواند تاثیری بسزا در فرآیند آموزش شبکه عصبی داشته باشد. چون داده‌های استفاده‌شده در این مطالعه با یک مخزن کربناته مرتبط‌اند و به‌طور کلی با توجه به

جدول ۲ نتایج خوشه‌بندی روی چاه شماره ۲ با دو روش لولیموت و شبکه عصبی MLP.

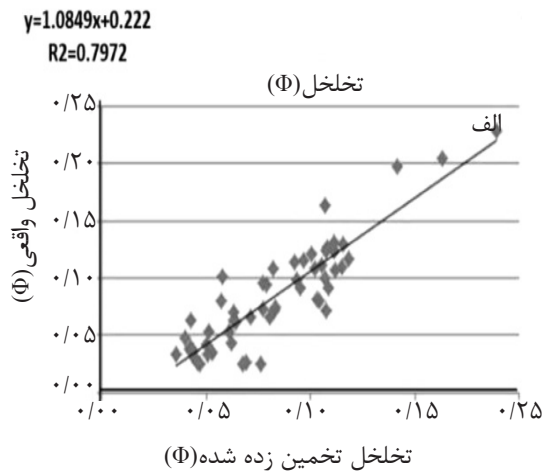
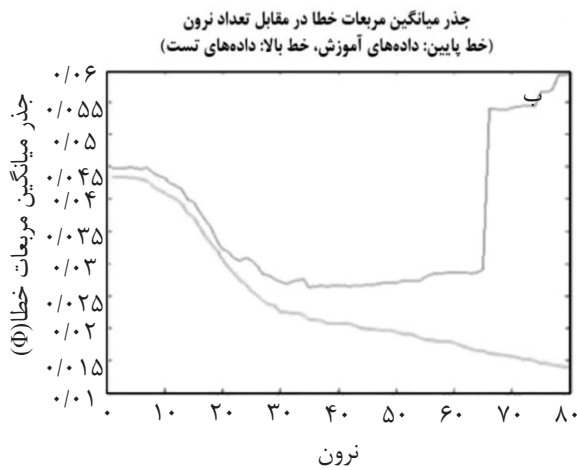
شاخص R35		ضریب هم‌بستگی	تراوایی		تخلخل		ضریب هم‌بستگی
شبکه عصبی چندلایه	لولیموت		MLP	لولیموت	MLP	لولیموت	
۰/۵۲	۰/۶۶		۰/۶۰	۰/۷۰	۰/۶۴	۰/۷۵	
۰/۸۷	۰/۹۷	ضریب صحت (شیب خط)	۰/۹۲	۱/۰۷	۱/۰۴	۱/۰۹	ضریب صحت (شیب خط)

جدول ۳ استفاده از شاخص‌های اعتبارسنجی برای تعیین تعداد خوشه بهینه.

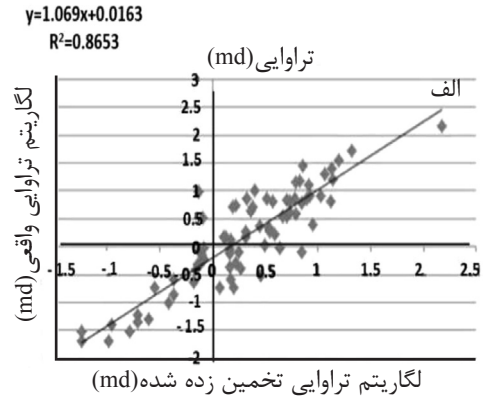
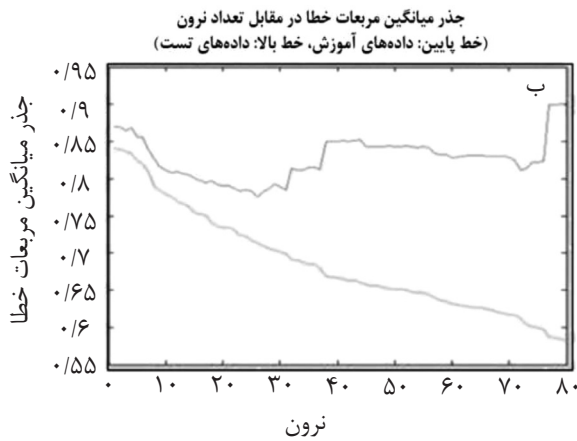
تعداد خوشه شاخص‌ها	۲	۳	۴	۵	۶
سیلهوته نرمال شده	۱	۰/۹۴	۰/۴۸	۰/۱۳	۰
دیویس-بولدین نرمال	-۱	-۰/۹۷	-۰/۶۹	-۰/۲۸	۰
کالینسکی - هاراباسز نرمال شده	۰/۵۳	۱	۰/۵۷	۰/۱۸	۰
کرزانوسکی - لای نرمال شده	۱	۰	۰/۰۹۳	۰/۳۸	۰/۵۵
حاصل جمع چهار شاخص	۱/۵۳	۰/۹۷	۰/۴۵	۰/۴۱	۰/۵۵



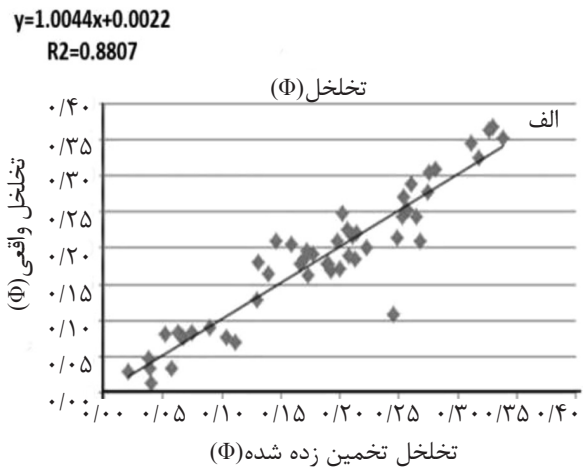
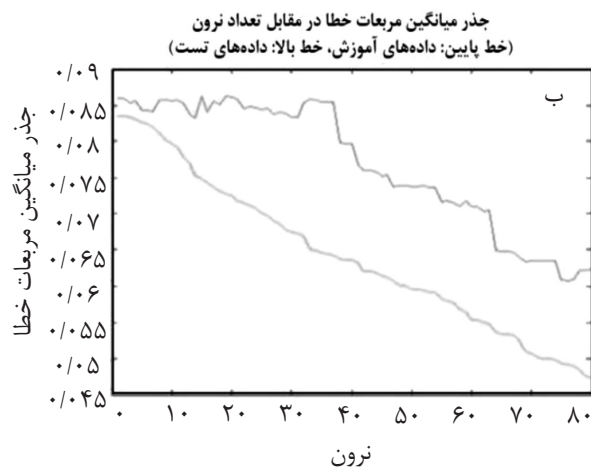
شکل ۷- خوشه‌بندی داده‌های چاه شماره ۱ با استفاده از الگوریتم گوستافسون-کسل: (الف) خوشه‌بندی داده‌های لاگ تخلخل و چگالی (ب) خوشه‌بندی داده‌های لاگ صوتی و چگالی (ج) خوشه‌بندی داده‌های لاگ صوتی و لاگ تخلخل و (د) خوشه‌بندی داده‌های لاگ صوتی، لاگ تخلخل و چگالی (نمای سه‌بعدی).



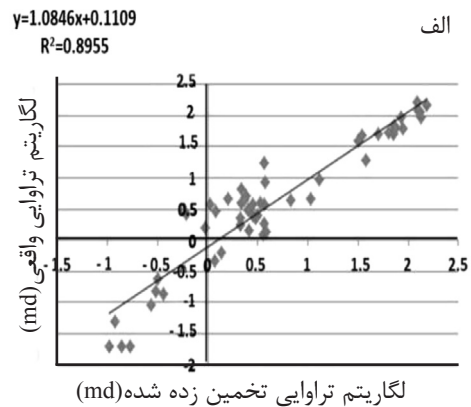
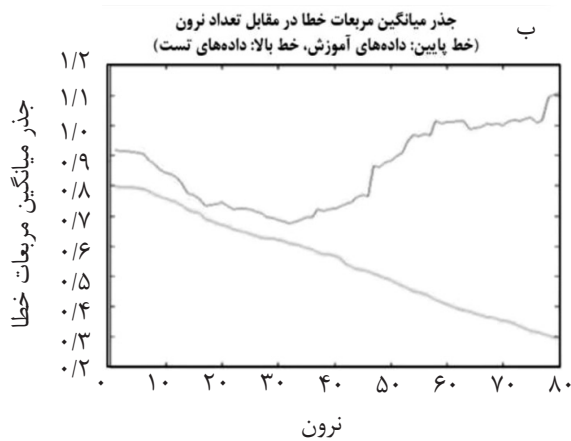
شکل ۸ الف) تخمین تخلخل در خوشه ۱ در چاه شماره ۱ با استفاده از الگوریتم لولیموت و (ب) مقدار مربع میانگین خطا. مقدار هم‌بستگی در این حالت ۸۰٪ است.



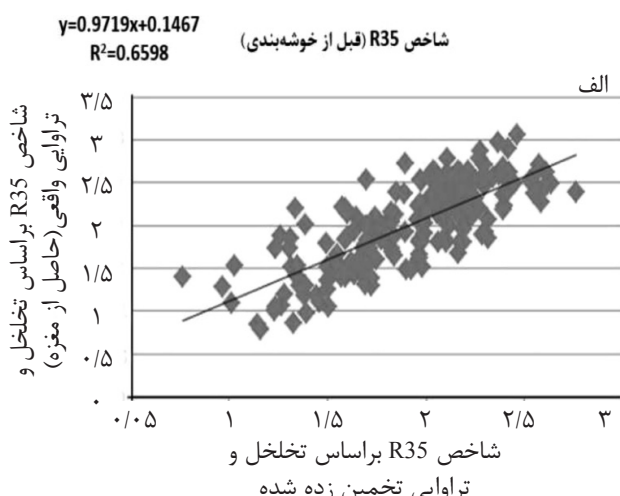
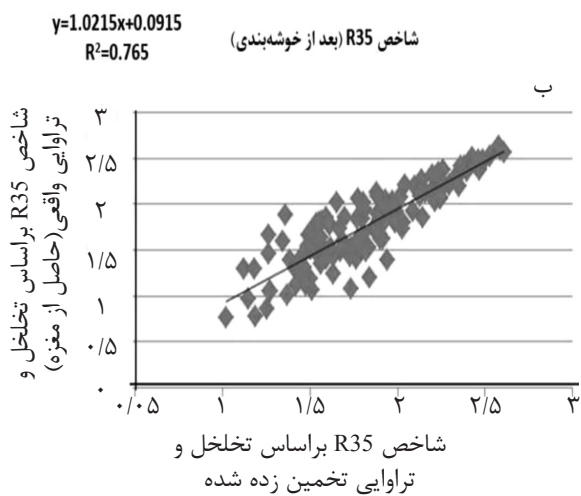
شکل ۹ الف) تخمین تراوایی در خوشه ۱ در چاه شماره ۱ با استفاده از الگوریتم لولیموت و (ب) مقدار مربع میانگین خطا. مقدار هم‌بستگی در این حالت ۸۶٪ است.



شکل ۱۰ الف) تخمین تخلخل در خوشه ۲ در چاه شماره ۱ با استفاده از الگوریتم لولیموت و ب) مقدار مربع میانگین خطا، مقدار همبستگی در این حالت ۸۸٪ است.



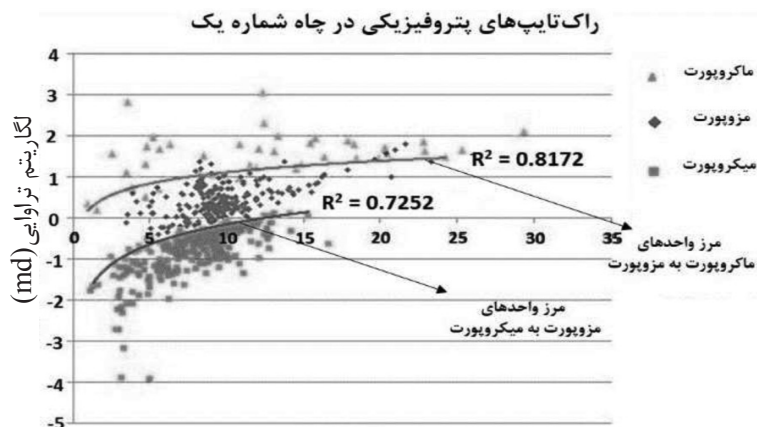
شکل ۱۱ الف) تخمین تراوایی در خوشه ۱ در چاه شماره ۱ با استفاده از الگوریتم لولیموت و ب) مقدار مربع میانگین خطا، مقدار همبستگی در این حالت ۸۹٪ است.



شکل ۱۲ مقدار شاخص R35 به دست آمده از الگوریتم لولیموت: الف) قبل از خوشه‌بندی و ب) بعد از خوشه‌بندی. در حالت اول مقدار همبستگی مشخصه محاسبه شده و مقادیر به دست آمده از مغزه ۶۵٪ و در حالت دوم ۷۶٪ است.

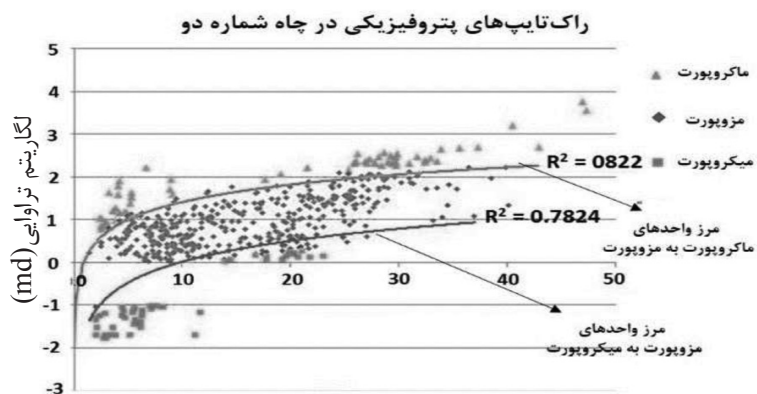
اساس مخزن به سه بخش با رفتارهای مشابه، از نظر ویژگی‌های پتروفیزیکی، تقسیم شد. در شکل‌های ۱۳ و ۱۴ راک‌تایپ‌های تفکیک‌شده در چاه شماره ۱ و ۲ نشان داده شده‌اند. می‌توان دید که الگوریتم لولیموت به خوبی توانسته این واحدها را از یکدیگر تفکیک کند، به نحوی که مقدار ضریب هم‌بستگی بین واحدهای مذکور در چاه ۱، ۸۱ و ۷۲٪ و در چاه ۲، ۸۲ و ۷۸٪ شده است. یعنی زمانی که تخلخل و تراوایی در واحدهای مذکور ترسیم می‌شوند، مرز این واحدها به خوبی مشخص است و این نشان‌دهنده تفکیک صحیح راک‌تایپ‌های پتروفیزیکی است. براساس نتایج به دست آمده تطبیق عمقی واحدهای مذکور نیز در چاه‌ها میسر می‌شود. در جداول ۵ و ۶ خصوصیات این واحدهای مخزنی آورده شده‌اند.

در این شکل‌ها خط پایینی در قسمت ب نشان‌دهنده مقدار خطا در داده‌های آموزش و خط بالایی نشان‌دهنده مقدار خطا در داده‌های آزمون است. باتوجه به میزان ضریب صحت، آموزش شبکه عصبی- فازی لولیموت به بهترین شیوه ممکن انجام شده و به‌ازای مشخصه‌های ورودی مقدار خروجی مطلوب به‌درستی به دست آمده است. در جدول ۴ نیز نتایج تخمین تخلخل و تراوایی و نیز محاسبه شاخص R35 پس از خوشه‌بندی چاه شماره ۲ آورده شده‌اند. پس از خوشه‌بندی و تخمین مشخصه‌های مخزنی تخلخل و تراوایی، براساس داده‌های به‌دست‌آمده، شاخص R35 محاسبه و با استفاده از آن مخزن به سه راک‌تایپ پتروفیزیکی تفکیک شد: واحدهای ماکروپورت ($R35 > 2/5$)، مزوپورت ($0/5 < R35 < 2$) و میکروپورت ($R35 < 0/5$). بر این



تخلخل (/.)

شکل ۱۳ سه راک‌تایپ تفکیک‌شده در چاه ۱ در میدان نفتی مطالعه‌شده.



تخلخل (/.)

شکل ۱۴ سه راک‌تایپ تفکیک‌شده در چاه ۲ در میدان نفتی مطالعه‌شده.

جدول ۵ خصوصیات هر یک از راک تایپ‌های پتروفیزیکی در چاه ۱.

شاخص R35	کلاس ۲		کلاس ۱		
	تراوایی	تخلخل	تراوایی	تخلخل	
٪۸۹	۷۷	۷۸	۹۰	۸۸	ضریب هم‌بستگی (٪)
۰/۹۹	۱/۰۲۵	۱/۰۲۶	۱/۰۴	۱/۰۰۴	ضریب صحت (شیب خط)

جدول ۶ خصوصیات هر یک از راک تایپ‌های پتروفیزیکی در چاه ۲.

تراوایی (md)			تخلخل (٪)			راک تایپ‌های پتروفیزیکی
حداکثر	متوسط	حداقل	حداکثر	متوسط	حداقل	
۵۰۰	۱۶۱	۶	۴۸	۱۹/۵	۲/۵	ماکروپورت
۱۶۷	۱۹/۲	۰/۱	۴۰	۱۶	۱/۳	مزوپورت
۱/۹	۰/۴	۰/۰۱	۲۳	۹	۰/۱	میکروپورت

شده باشند، عمل‌کرد روش تخمین لولیموت بهتر خواهد بود و مقدار هم‌بستگی به مقدار قابل توجه افزایش خواهد یافت. بدین منظور در این مقاله از الگوریتم خوشه‌بندی گوستافسون-کسل برای جداسازی بخش‌های مختلف با ویژگی‌های مشابه استفاده شد. همان‌طور که نشان داده شد، نتایج به‌دست‌آمده، قبل و بعد از خوشه‌بندی، بسیار بهبود یافتند و تخمین مشخصه‌های موردنظر با دقت بالاتر ممکن شد. در نهایت هر یک از چاه‌ها با استفاده از فرآیندهای فوق به سه واحد با خصوصیات پتروفیزیکی مشابه تقسیم شدند؛ بنابراین استفاده توأم از روش‌های خوشه‌بندی و الگوریتم‌های تخمین‌گر می‌تواند سبب بهبود نتایج و افزایش صحت آنها شود.

نتیجه‌گیری

در این مقاله برای شناسایی بخش‌های مختلف یک مخزن نفتی و تفکیک آن به واحدهای هموژن‌تر، از شاخص R35 و مفهوم راک تایپ‌های پتروفیزیکی استفاده شد. بدین منظور تخمین‌گر فازی-عصبی درخت مدل خطی محلی (لولیموت) به کار برده شد. در مقایسه با الگوریتم MLP، الگوریتم لولیموت به‌علت شکستن فضای تخمین به چندین فضای کوچک‌تر و در نتیجه همگن‌تر کردن محیط، برآزش دقیق‌تر یک مدل به مشخصه‌های تخمین‌زده‌شده را ممکن می‌کند. هم‌چنین زمانی که داده‌های استفاده‌شده در آموزش و آزمون روش، به‌عنوان ورودی و خروجی، شباهت بیشتری به هم داشته باشند یا به‌عبارتی به‌نوعی همگن

مراجع

- [1]. <http://www.glossary.oilfield.slb.com>, Accessed on Aug. 2012.
- [2]. Potter G. "Core analysis uncertainty and rock typing," SPWLA Carbonate Workshop, Abu Dhabi, February, Houston, 2010.
- [3]. Cheng F., Ramachandran K., and Contreras D., "Comparison of petrophysical rock Types from core and well-logs using post-stack 3D seismic data: field example from maracaibo-venezuela," SEG Annual Meeting, 2008.
- [4]. Gholami V. and Mohaghegh S., "Intelligent upscaling of static and dynamic reservoir properties," SPE 124477. SPE Annual Technical Conference and Exhibition, New Orleans, Louisiana, USA Oct. 4-7, 2009.

- [5]. Vahrenkamp V. C. and Creusen A., "The Role of sedimentary fabric for rock typing and model upscaling in carbonate reservoir," AAPG Annual Convention and Exhibition, New Orleans, Louisiana, USA, Apr. 11-14, 2010.
- [6]. Skalinski M. and Kenter J. A. M., "Carbonate petrophysical rock typing: integrating geological attributes and petrophysical properties while linking with dynamic behavior," Adapted from extended abstract prepared in conjunction with poster presentation at AAPG Hedberg Conference, Fundamental Controls on Flow in Carbonates, July 8-13, 2012, Saint-Cyr sur Mer, Provence, France, 2013.
- [7]. Porras J. C. and Campos O., "Rock typing: a key approach for petrophysical characterization and definition of flow units, Santa Barbara Field, Eastern Venezuela Basin," SPE Latin American and Caribbean Petroleum Engineering Conference, Buenos Aires, Argentina, 25-28 March, P 6, 2001.
- [8]. Nelles O., Fink A. and Iserman R., "Local linear model tree (LOLIMOT) toolbox for nonlinear system identification," Proceeding of The 12th IFAC Symposium on system identification, Santa Barbara, Calif, 2000.
- [۹]. جودی ن. و بیگلو م. "مدل سازی و شبیه سازی محتوای کربن آلی با استفاده از چاه نمودارهای پتروفیزیکی به وسیله الگوریتم لولیموت در شیل های گازی"، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک، دانشگاه صنعتی شاهرود. ۱۳۹۱.
- [10]. Hartmann B., Nelles, O. and Skrjanc, I., "Recent partitioning strategies for local model networks," Talk at 2nd Workshop Model-Based Calibration Methods, TU Wien, September 2011.
- [12]. Bishop C. M., Neural Networks for Pattern Recognition, London, Oxford University Press, 1995.
- [13]. Alpaydin E. "Introduction to machine learning," MIT Press, London, UK, 2004.
- [14]. Hartmann B. and Nelles O., "On the smoothness in local model networks," In American Control Conference, IEEE, ACC'09, pp. 3573-3578, 2009.
- [15]. Nelles O., "Nonlinear system identification with local linear neuro-fuzzy model," Ph.D. Thesis, TU Darmstadt, 1999.
- [16]. Klawonn F. and Höppner F., "What is fuzzy about fuzzy clustering? understanding and improving the concept of the fuzzifier," Advances in Intelligent Data Analysis V, Berlin, Springer, pp. 254-264, 2003.
- [17]. Kovács F., Legány C. and Babos A., "Cluster validity measurement techniques," 6th International Symposium of Hungarian Researchers on Computational Intelligence, 2005.
- [18]. Reseach Institute of Petroleum Industry. Reservoir Geology of the Azadegan Field, Exploration and Production Division, 2005.