

مدل سازی پهنه‌های اکتشاف نفتی با شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP) در GIS

نورالدین میثاق^۱، نجمه نیسانی سامانی^{۱*}، عطااله عبدالهی کاکرودی^۱، سید کاظم علوی پناه^۱ و عباس بحرودی^۲

۱- گروه سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی، دانشکده جغرافیا، دانشگاه تهران، ایران

۲- گروه اکتشاف معدن، دانشکده مهندسی معدن، دانشگاه تهران، ایران

تاریخ دریافت: ۹۴/۷/۲۶ تاریخ پذیرش: ۹۵/۲/۱۸

چکیده

فرآیند اکتشاف منابع هیدروکربنی به‌عنوان فرآیندی بسیار پیچیده و پرهزینه می‌باشد. در این فرآیند فاکتورهای متعدد زمین‌شناسی، ژئوشیمی و ژئوفیزیک تهیه و باهم تلفیق می‌شوند. طراحی بهترین مسیر برای برداشت داده‌های لرزه‌نگاری و همچنین تعیین بهترین محل برای حفر چاه‌های اکتشافی از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است، زیرا نتیجه تعیین نادرست یا بی‌دقت این مکان‌ها، صرف هزینه و زمان زیاد در طول عملیات می‌باشد. این تحقیق با هدف تعیین مناطق محتمل نفت و گاز با مقیاس ۱:۲۵۰۰۰ اهواز با ۲۰ میدان نفتی به منظور کاهش زمان و هزینه اکتشاف و تولید می‌باشد. ۱۷ نقشه فاکتور شامل: کمترین و بیشترین مقدار (غناى کربن آلی، بازده پتانسیل برای تولید هیدروکربن، پیک T_{max} ، اندیس تولید، اندیس اکسیژن، اندیس هیدروژن) و داده‌های مجاورت به مناطق دارای آنومالی باقی‌مانده ثقل بوگه بالا، محور طاق‌دیس‌ها و گسل‌ها، نقشه ناهمواری و انحنا حاصل از منحنی‌های زیر سطحی سازند آسماری توسط توابع سیستم اطلاعات جغرافیایی ایجاد شدند. برای ترکیب نقشه‌های فاکتور، از مدل شبکه عصبی پرسپترون MLP که از روش‌های داده‌مبنا است، استفاده شد. نتایج حاصل از مدل‌سازی با داده‌های آزمون نشان داد که شبکه عصبی $5 \times 10 \times 17$ ، با شاخص کاپای 0.9079 ، همبستگی 0.8948 و RMSE برابر با 0.267 توانسته است بهتر از مدل‌های دیگر، خروجی‌ها را تولید کرده و با دقت بالایی میدان‌های نفتی را پیش‌بینی کند هرچند که میادین سوفلا و سپهر شناسایی نشده و برخی قسمت‌ها نیز به اشتباه، جزء میادین نفتی طبقه‌بندی شده‌اند.

کلمات کلیدی: پهنه‌های اکتشافی، مدل‌سازی، GIS، MLP، میدان نفتی

مقدمه

کشورهای صادرکننده نفت (اوپک) پس از عربستان از نظر ذخایر و تولید در رده دوم قرار دارد [۱]. از آنجا که نفت از منابع انرژی تمام‌شدنی و غیرقابل تجدید است و بیشتر مخازن نفتی کشورش به نیمه عمر خود رسیده‌اند، افزایش ظرفیت تولید نفت و گاز متناسب با ذخایر موجود و افزایش عملیات اکتشافی ضروری است.

کشور جمهوری اسلامی ایران به‌ترتیب با در اختیار داشتن $10/9$ و $18/2\%$ از ذخایر نفت جهان و خاورمیانه و قرار گرفتن در منطقه‌ای نفت خیز، جایگاه ارزنده‌ای در جهان دارد و در میان سازمان

روش‌های تلفیق لایه‌های اطلاعاتی موثر در فرآیند اکتشاف، الگوریتم‌های هوشمند شبکه‌های عصبی می‌باشد [۴]. شبکه‌های عصبی توانایی بالایی در استخراج الگوها از میان داده‌ها و همچنین حل مسائل پیچیده با ماهیت طبیعی دارند [۵]. دقت اجرای این شبکه‌ها در حالت وابستگی متغیرهای ورودی و حتی وجود نوفه در داده‌ها مناسب بوده و با امکان آموزش‌پذیری دوباره در هنگام ورود داده‌های جدید، انعطاف‌پذیری بالایی دارند. این شبکه‌ها قادرند با مدیریت حجم عظیم داده‌های ورودی و پردازش آنها، تحلیل درستی از ارتباط میان آنها و شواهد زمینی استخراج کنند و الگوها را تشخیص دهند. بنابراین شبکه‌های عصبی می‌توانند به‌عنوان روشی قابل اعتماد در تعیین مناطق پتانسیلی نفت مورد استفاده قرار گیرند.

از جمله پژوهش‌هایی که در رابطه با مدل‌سازی پهنه‌های نفتی با سیستم اطلاعات جغرافیایی انجام شده است می‌توان به موارد زیر اشاره کرد: لیو و همکاران در مقاله‌ای با عنوان مدل‌سازی مسیرهای مهاجرت ثانویه برپایه GIS^۱ در حوضه سانگیلو^۲ چین، با استفاده از منحنی‌های تراز ساختاری (UGC)^۳ و ساختارهای زمین‌شناسی توانستند مسیرهای مهاجرت ثانویه که هیدروکربن‌ها را به مخزن‌های نفتی وصل می‌کند را شناسایی کنند [۶]. خانم لیزا بینقام در پایان‌نامه ارشد خود با عنوان اکتشاف نفت براساس تحلیل‌های منطق فازی برپایه GIS با در نظر گرفتن فاکتورهای زمین‌شناسی، لرزه‌نگاری و اقتصادی و با استفاده از روش منطق فازی اقدام تهیه نقشه راه برای اکتشاف منابع نفتی کردند [۷]. آتیلا در ترکیه، با استفاده از داده‌های گرانی، نقشه سه بعدی زیرسطحی را تهیه کرد و سپس به‌همراه شاخص‌های ژئوشیمی پیک‌های S_1 ، S_2 و کل کربن آلی و Tmax تفسیری از هیدروکربن‌های زیرسطحی در حوضه دریاچه نمک "توزگولو" ترکیه به‌دست آورد [۸].

اکتشاف از مهم‌ترین فعالیت‌های بخش بالادستی صنایع نفت است. این بخش در پی کشف منابع جدید به منظور جایگزینی منابع تولید شده و افزایش ذخایر اثبات شده می‌باشد. از آنجا که منابع نفت در اعماق زمین یافت می‌شود، به‌طور قطع نمی‌توان محل تجمع آنها در یک منطقه را تعیین کرد. در نتیجه این موضوع که با صرف هزینه‌ای بالغ بر ۱۰۰ میلیون دلار برای حفر یک چاه اکتشافی به یک چاه خشک برخورد کند، وجود دارد [۲]. طراحی بهترین مسیر برای برداشت داده‌های لرزه‌نگاری و همچنین تعیین بهترین محل برای حفر چاه‌های اکتشافی از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است، زیرا نتیجه تعیین نادرست یا بی‌دقت این مکان‌ها، صرف هزینه و زمان زیاد در طول عملیات می‌باشد [۲] و حتی پروژه اکتشاف را با مشکلات اساسی مواجه سازد. فعالیت‌های عظیم اکتشافی شامل نقشه‌برداری، زمین‌شناسی سطح الارضی، ژئوفیزیکی شامل عملیات ثقل‌سنجی، لرزه‌نگاری دو بعدی و سه بعدی و نهایتاً حفاری اکتشافی، توصیفی و تحدیدی براساس برنامه‌ریزی در شرکت نفت صورت می‌گیرد و فاکتورهای متعدد زمین‌شناسی، ژئوشیمی و ژئوفیزیک تهیه و باهم تلفیق می‌شوند. امروزه روش‌های پتانسیل‌یابی مکانی معمولاً در محیط سیستم اطلاعات جغرافیایی موسوم به GIS^۱ انجام می‌شود [۳]. سیستم اطلاعات جغرافیایی، امکان اخذ، ذخیره‌سازی، بازیابی، مدیریت، پردازش و نمایش داده‌های مکانی و توصیفی جهت پشتیبانی از تصمیم‌گیری‌های پایه‌گذاری شده براساس داده‌های مکانی را فراهم کرده و از ترکیب لایه‌های متفاوت داده‌ها با روش‌های مختلف و با دیدگاه‌های گوناگون، اطلاعات جدیدی را تولید می‌کند. یک GIS کارا می‌تواند با استفاده از ابزارهای تحلیلی خود، داده‌ها را با هم تلفیق کرده و امکان همپوشانی و تغییر داده‌ها را به شکل یک نقشه برای آنالیز پتانسیل‌یابی یا توسعه میداین موجود را فراهم سازد که این امر در کاهش زمان و کم کردن هزینه‌های اکتشاف نفت موثر می‌باشد. از جمله

1. Geographic Information System

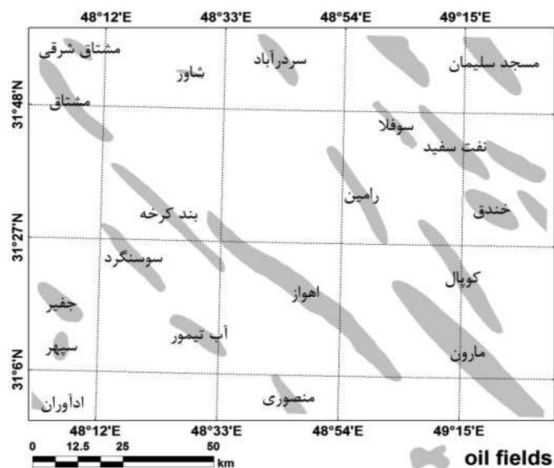
2. Songliao

3. Underground Contour Maps(UGC)

- ۲- ایجاد نقشه‌های فاکتور پهنه‌های نفتی با استفاده از توابع GIS و تشکیل پایگاه داده
- ۳- ایجاد نقشه میداین نفتی منطقه مورد مطالعه به منظور استفاده در آموزش شبکه عصبی
- ۴- طراحی ساختارهای مختلف شبکه عصبی، اعتبارسنجی و انتخاب ساختار بهینه
- ۵- ایجاد نقشه پتانسیل نفتی برای منطقه مورد مطالعه با شبکه عصبی بهینه
- ۶- تحلیل حساسیت و بررسی میزان اثرگذاری هر یک از فاکتورهای ورودی

ویژگی‌های منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه، با مقیاس ۱:۲۵۰۰۰۰ اهواز در جنوب غربی ایران می‌باشد که از نظر ساختاری غالب منطقه در فروافتادگی دزفول شمالی واقع شده است، این منطقه به همراه میداین نفتی کشف شده در شکل ۱، نشان داده شده است. این منطقه با حدود 60000 km^2 وسعت، ۸٪ مخازن نفت و ۱۵٪ از مخازن گاز جهان را دارا است [۱۱]. حوضه رسوبی زاگرس یکی از مهم‌ترین حوضه‌های نفتی دنیا است که بیشترین گسترش آن در ایران است و تا کشورهای عراق، ترکیه و سوریه هم توسعه یافته است. این حوضه، تقریباً دومین حوضه رسوبی در خاورمیانه است که از شمال غرب به جنوب شرق ایران امتداد دارد [۱۲].

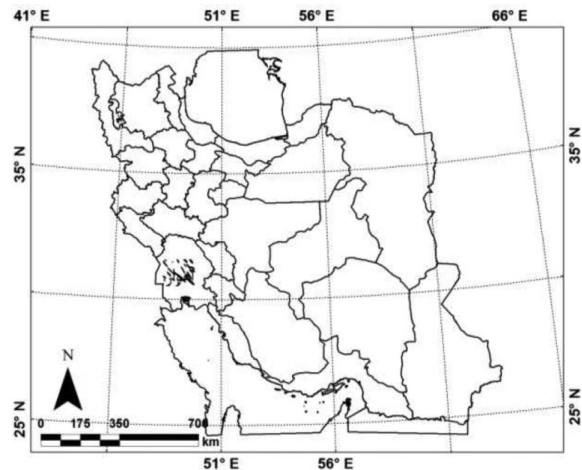


در ایران نیز خانم مرجان روستا در پایان نامه ارشد خود از ۴ روش همپوشانی شاخص، اوزان شاهد، فازی و شبکه عصبی برای تلفیق ۹ لایه اطلاعاتی موثر در ایجاد نفت در محیط GIS استفاده کرد [۹]. آقای عرب امیری و همکاران در مقاله‌ای تحت عنوان نقشه پتانسیل منابع هیدروکربنی در اهواز تلاش کرده‌اند تا با استفاده از توابع باور شهودی و GIS، مناطق پتانسیل نفتی در اهواز را شناسایی کنند [۱۰]. هدف اصلی این تحقیق طراحی و به‌کارگیری یک مدل GIS پایه با استفاده از الگوریتم‌های هوشمند شبکه عصبی پرسپترون چندلایه برای تشخیص مناطق با پتانسیل بالای هیدروکربنی به منظور شناسایی ساده‌تر و انتخاب مناطق هدف اکتساب داده‌های لرزه‌نگاری و حفاری چاه‌های اکتشافی است که موجب صرفه‌جویی در زمان و هزینه در طول عملیات اکتشاف نفت خواهد گردید.

مواد و روش تحقیق

مراحل انجام تحقیق را به صورت خلاصه می‌توان چنین بیان کرد:

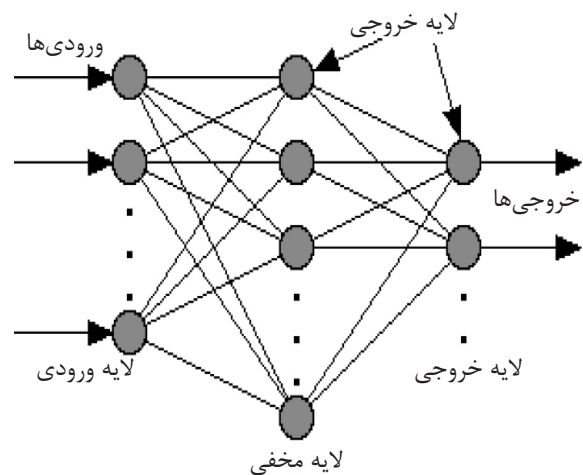
- ۱- شناسایی معیارهای لازم و جمع‌آوری داده‌های موثر در اکتشاف مناطق نفت خیز شامل انواع نقشه‌های زمین‌شناسی، مغناطیسی، گران‌سنجی، لرزه‌نگاری



شکل ۱ منطقه مورد مطالعه به همراه میدان‌های نفتی مورد نظر.

مدل شبکه عصبی چند لایه پرسپترون

شبکه‌های عصبی مصنوعی مدل‌های پردازش اطلاعات توزیعی و موازی هستند که قادرند الگوهای خیلی پیچیده واقع در داخل اطلاعات موجود را تشخیص دهند [۱۸]. یکی از ساده‌ترین و در عین حال کارآمدترین چیدمان‌هایی که برای استفاده در مدل‌سازی عصب واقعی پیشنهاد شده است، مدل پرسپترون چند لایه یا به اختصار MLP می‌باشد که از یک ورودی، یک یا چند لایه پنهان و یک لایه خروجی تشکیل شده است [۱۹]. عناصر اصلی شبکه عصبی نرون‌های و نیروهای اتصال آنها (وزن‌ها) می‌باشند. نرون‌ها در داخل لایه‌ها گروه‌بندی می‌شوند و به‌طور معمول در یک شبکه چندلایه، یک لایه ورودی، یک یا چند لایه خروجی وجود دارد شکل ۲. فاز آموزش یا یادگیری، یک نقطه شروع ضروری برای استفاده از شبکه عصبی می‌باشد. این فرآیند نیاز به الگوهای آموزشی دارد که شامل سیگنال‌های ورودی با سیگنال‌های هدف جفت شده با آنها می‌باشد. ورودی‌ها به شبکه داده می‌شوند و خروجی‌های مطابق با به حداقل رساندن خطای مدل، محاسبه می‌شوند. این خطا برابر با کل اختلاف بین خروجی‌های محاسبه شده و سیگنال‌های ورودی می‌باشد. متداول‌ترین روش برای کاهش خطای مدل، الگوریتم پس انتشار با



شکل ۲. نمای از یک شبکه پرسپترون چند لایه

روش کاهش شیب می‌باشد:

مراحل انجام الگوریتم پرسپترون چندلایه‌ای را می‌توان بدین صورت بیان کرد [۱۸]:

- ۱- مقادیر اولیه ضرایب وزنی و آستانه‌ها را انتخاب می‌کنیم.
- ۲- تمام وزن‌ها و آستانه‌ها را برابر با اعداد کوچک تصادفی قرار می‌دهیم.
- ۳- ورودی‌ها و خروجی‌های مطلوب را به شبکه عرضه می‌کنیم.
- ۴- خروجی را محاسبه می‌کنیم.
- ۵- ضرایب وزنی را میزان می‌کنیم. ابتدا از لایه خارجی شروع کرده و به عقب بر می‌گردیم.
- ۶- مراحل تا رسیدن به شاخص‌های توقف ادامه می‌یابد.

شناسایی فاکتورهای موثر در اکتشاف منابع نفتی
تحلیل‌های ژئوشیمی

یکی از روش‌های رایج در ارزیابی پارامترهای ژئوشیمی سنگ‌های منشاء نفتی استفاده از دستگاه پیرولیز راک-اول^۱ یا دستگاه ارزیاب سنگ مادر است که امروزه به‌طور گسترده در صنعت نفت مورد استفاده قرار می‌گیرد که پارامترهای حاصل از آن عبارتند از: پیک S_1 شامل هیدروکربوهای آزاد مانند نفت و گاز که همراه ماده آلی است که در دمای حدود 300°C تبخیر می‌شوند و آن را با میلی‌گرم هیدروکربن بر گرم سنگ مادر، نمایش می‌دهند. از درجه حرارت 300 تا 600°C ، هیدروکربورها و ترکیبات حاوی اکسیژن، در اثر شکسته شدن کروژن و ترکیبات سنگین مانند رزین‌ها و آسفالتین‌ها، پیک S_2 را به وجود می‌آورد که دلالت بر پتانسیل کنونی نمونه سنگ دارد. درجه حرارتی را که پیک S_2 در آن، حداکثر است را T_{max} می‌نامند که با افزایش عمق و درجه بلوغ ماده آلی، T_{max} نیز افزایش می‌یابد. کربن آلی باقی‌مانده پس از ثبت پیک S_1 از طریق فرآیند اکسیدسیون تحت شرایط اتمسفر هوا (یا اکسیژن) در 600°C اندازه‌گیری می‌شود.

طاقدیس‌ها می‌تواند به‌عنوان یک فاکتور مهم در تهیه نقشه پتانسیل نفت باشد. جهت طاقدیس‌ها را می‌توان نقشه‌های زمین‌شناسی سطحی و نقشه‌های زیر سطحی به‌دست آورد. برای ایجاد محور طاقدیس‌ها، از شاخص ناهمواری سطح (TRI) استفاده گردید (رابطه ۵). بدین‌صورت که نقشه ساختمانی یا منحنی تراز ساختمانی سازند آسماری را با استفاده از روش‌های دورن‌یابی به‌صورت فرمت رستری تبدیل و شاخص ناهمواری سطح (TRI) را بدین صورت محاسبه کرد [۱۴] (شکل ۳-ب).

$$TRI = Y[\sum(x_{ij} - x_{00})^2]^{1/2} \quad (5)$$

که x_{ij} ارتفاع هر سلول از سلول همسایه به سلول مرکزی می‌باشد. اغلب تله‌های ساختمانی مانند طاقدیس‌ها به‌طور محذب می‌باشند. برای تهیه یک نقشه که پتانسیل تله در یک منطقه را نشان دهد علاوه بر ناهمواری نیاز به نقشه انحناء می‌باشد. معیار انحناء به تشخیص شکستگی‌های شیب و پتانسیل ناهمواری کمک می‌کند [۱۵]. می‌توان انحناء را بدین صورت تصور کرد که یک منحنی بر روی سطح طاقدیس اعمال شده است، با محاسبه مستقیم دوم این سطح، نقطه عطف این تابع یعنی مقداری که بالاتر از آن طاقدیس و کمتر از آن ناودیس محسوب خواهد شد. این شاخص به همراه شاخص ناهمواری سطح برای شناسایی طاقدیس‌ها و ناودیس‌ها استفاده می‌گردند. نقشه انحناء توسط تابع انحناء در GIS تولید شد و با استفاده از تابع عضویت فازی، مناطقی که مقدار بیشتری داشتند، تعلق بالاتری به آنها اختصاص یافت (شکل ۳-پ). در هر چین طاقدیس، محفظه بسته‌ای به نام کلوزر وجود دارد که در مقطع افقی با منحنی‌های بسته نمایش داده می‌شود. کلوزر هر ساختمان آنتی‌کلینال، عبارت است از فاصله قائم بلندترین نقطه آن تا عمیق‌ترین منحنی بسته آن است که مقدار آن از چندین متر تا چندین هزار متر تغییر می‌کند.

1. Oxygen Index
2. Produce Index
3. Genetic Index
4. Hydrogen Index

از طرف دیگر، ترکیبات اکسیژن‌دار تجزیه شده و با کربن مزبور ترکیب و CO_2 تشکیل می‌شود. CO_2 به‌دست آمده تشکیل پیک S_3 را می‌دهد که به‌وسیله میلی‌گرم CO_2 بر گرم سنگ مادر، نمایش می‌دهند. مقدار کل کربن آلی (TOC) که به‌صورت % نمایش داده می‌شود و به‌صورت خودکار توسط دستگاه ارزیاب سنگ و به‌صورت پیک‌های S_1 ، S_2 و S_3 ثبت می‌گردد [۱۳]. اندیس اکسیژن (OI) ^۱، مشخص‌کننده مقدار اکسیژن موجود در کروژن است و هرچه مقدار آن بیشتر باشد، مقدار اکسیده شدن مواد آلی نیز بیشتر است:

$$OI = S_3 / TOC \quad \text{mg } CO_2 / \text{g TOC} \quad (1)$$

اندیس تولید (PI) ^۲، مشخص‌کننده درجه پختگی مواد آلی موجود در سنگ‌های منشاء است که با افزایش آن مقدار ضریب تولید افزایش می‌یابد:

$$PI = S_1 / (S_1 + S_2) \quad \text{mg HC/g rock} \quad (2)$$

پتانسیل نفت یا گاز (PP) ^۳، مجموع S_1 و S_2 است که پتانسیل تولید هیدروکربن را در سنگ منشا را مشخص می‌کند:

$$PP = S_1 + S_2 \quad \text{mg HC/g rock} \quad (3)$$

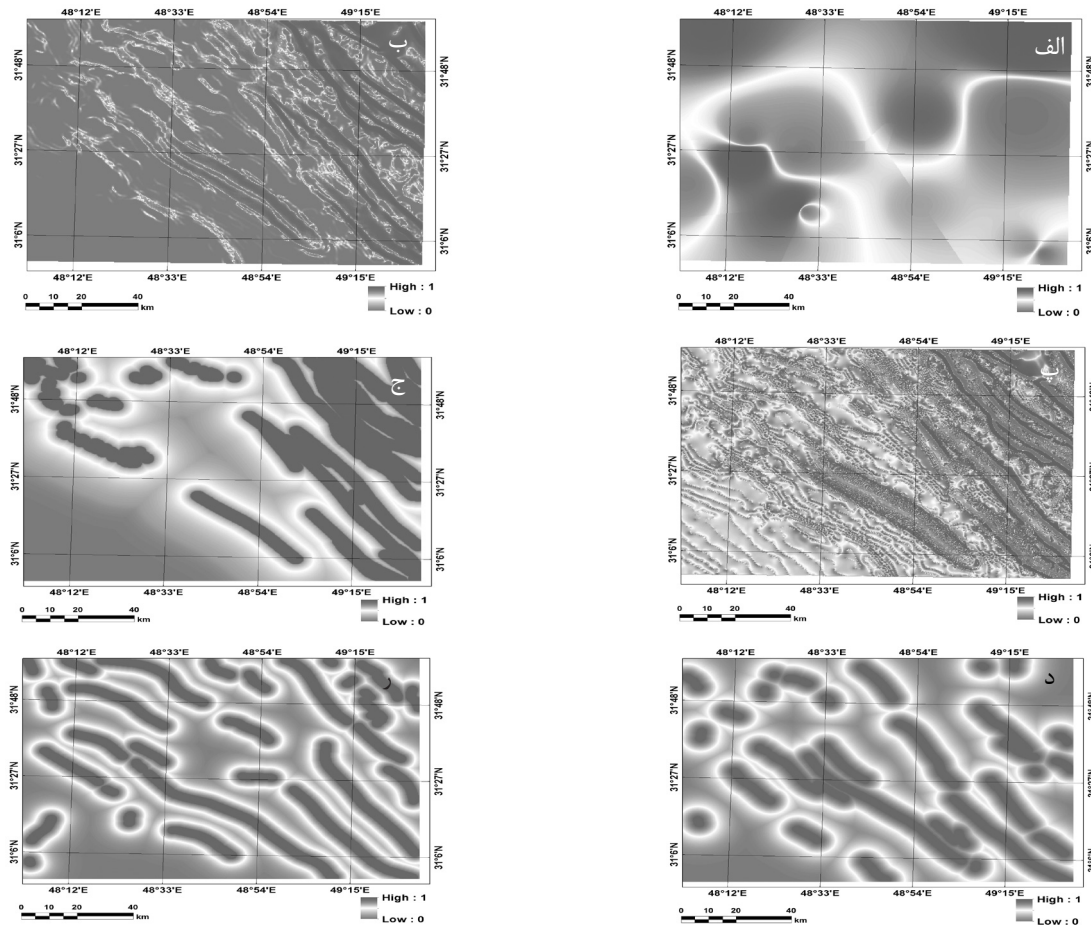
اندیس هیدروژن (HI) ^۴، مشخص‌کننده پتانسیل نفتی نمونه سنگ مادر است که هرچه مقدار HI بیشتر باشد، سنگ منشاء از پتانسیل بالاتری برخوردار است [۱۳]:

$$HI = S_2 / TOC \quad \text{mg HC/g TOC} \quad (4)$$

به منظور تهیه نقشه‌های ژئوشیمی، پس از تهیه مقادیر متوسط و بیشینه پارامترهای ژئوشیمی در هر چاه، هریک از پارامترها به‌طور جداگانه با استفاده از کرجینگ و IDW درون‌یابی و نقشه‌های مربوطه تهیه شدند و در ادامه با استفاده از تابع عضویت خطی فازی، نرمال شدند. مناطقی که مقادیر بالاتری داشتند، تعلق بیشتری به آنها اختصاص یافت (شکل ۳-الف).

تحلیل‌های زیر سطحی

از آنجا که طاقدیس‌ها حاوی بیشترین نفت و گاز کشف شده تاکنون در جهان هستند، مجاورت به



شکل ۳ نقشه های فاکتور ایجاد شده شامل الف) کل کربن آلی، ب) ناهموازی، پ) انحناء، ج) گسل، د) کلوزر، ر) آنومالی ثقل بوگه: لازم به ذکر است که به علت رعایت چهارچوب تحقیق، از نمایش سایر نقشه های ژئوشیمی خودداری شده است.

جهت و شکل گسل ها را نیز همچون طاقدیس ها از نقشه های سطحی و زیر سطحی به دست می آید. بسیاری از گسل هایی که موجب تغییر جهت طاقدیس ها می شوند در عمق زمین یافت می شوند بنابراین نقشه گسل ها، هم از نقشه زمین شناسی منطقه و هم از نقشه زیر سطحی به دست آمدند. باتوجه به اینکه احتمال نفت زائی در مجاورت گسل ها، بیشتر می شود، با استفاده از تابع خطی معکوس فازی، مقدار تعلق بالاتری به مناطق نزدیک به گسل ها اختصاص داده شد (شکل ۴).

تحلیل های ژئوفیزیکی

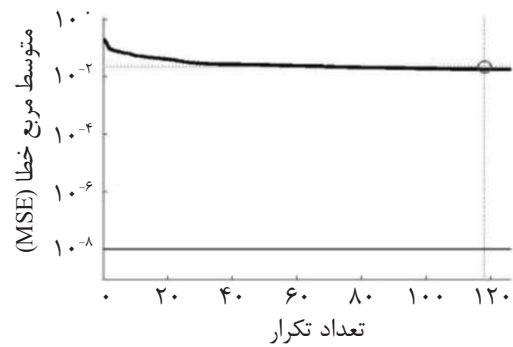
با توجه به اینکه میدان جاذبه بستگی به جنس لایه ها دارد با تحلیل های ژئوفیزیک می توان به بررسی مسائل زمین ساختی مثل تاقدیس های زیرزمینی، گنبد ها، گسل ها و توده های نفوذی پرداخت.

مساحت کلوزر به همراه موارد دیگر، حجم مخزن نفتی را نشان می دهند. نقشه کلوزر در واقع آخرین منحنی تراز است که طاقدیس توسط آن بسته می شود و به آن کلوزر گفته می شود که اگر وسعت آن زیاد باشد نشان دهنده ارزش اقتصادی بالای میدان نفتی احتمالی در آن است [۱۶]. برای تولید نقشه های کلوزر ابتدا به صورت بصری، هر یک از منحنی های تراز ساختمانی مربوط به سازند آسماری در منطقه، مورد پایش قرار گرفت. طاقدیس ها در قسمت هایی که مقدار منحنی ها از کم به زیاد افزایش می یابند، وجود دارند. بنابراین در محل طاقدیس ها، آخرین منحنی که طاقدیس ها را به صورت یک پلیگون بسته نشان می دهد به عنوان کلوزر آن طاقدیس در نظر گرفته می شود. مشابه روند نقشه آنومالی، محور پلیگون ها توسط افزونه ی ARC Scan رسم و نقشه فازی نرمال شده کلوزر تهیه شد (شکل ۳-ج).

فاکتور مورد نظر، بعد از پیش پردازش لازم توسط توابع موجود در GIS تولید شدند. همچنین میادین شناخته شده نیز به عنوان خروجی های مورد انتظار مدل های مورد نظر، به پایگاه داده GIS وارد گردید. پایگاه داده تشکیل شده با سیستم مختصات UTM (زون ۳۹ شمالی، دیتوم WGS_1984) و از ۱۷ ورودی و یک خروجی تشکیل شده است (شکل ۳).

مدل سازی داده های پتانسیل نفتی

اولین و مهم ترین گام در آماده سازی داده برای مدل کردن توسط شبکه عصبی، تقسیم کل داده های ورودی به مجموعه های آموزش، تست و اعتبارسنجی است. مجموعه داده های آزمون که توانایی تعمیم مدل را دارند باید بیانگر همه مجموعه داده باشند. از کل داده های موجود برای هر متغیر ورودی که ماتریس هایی به ابعاد 359×460 بودند، به صورت تصادفی، ۷۰٪ به آموزش شبکه عصبی (۱۱۵۶۶۸ پیکسل)، ۱۵٪ به داده های آزمون (۲۴۷۸۶ پیکسل) و ۱۵٪ دیگر به داده های اعتبارسنجی (۲۴۷۸۶ پیکسل) اختصاص داده شد. یکی از مهم ترین مشکلات در ساختن یک مدل، پیدا کردن تعداد بهینه نرون ها می باشد. تعداد نرون ها نسبت به تعداد لایه ها، تاثیر بیشتری روی مدل دارد [۲۰]. در تعیین بهینه نرون ها، هم تعداد نرون ها در هر لایه و همچنین تعداد کل نرون ها روی عملکرد مدل تاثیر می گذارد. در این تحقیق تعداد لایه های شبکه و نرون های لایه های مخفی به صورت تجربی از کم ترین اندازه تا بزرگ ترین اندازه مورد آزمون قرار گرفت و خطای موجود بین خروجی مطلوب و خروجی شبکه در هر کدام از شبکه های ایجاد شده به دست آمد. جهت ایجاد شبکه عصبی از نرم افزار MATLAB و از طریق نوشتن برنامه ای در محیط این نرم افزار (M-فایل ها) صورت گرفت. برای آموزش شبکه های عصبی، از روش پس انتشار خطا موسوم به لوبنبرگ-مارکوآرت^۱ که یک جزء آموزش های باناظر می باشد استفاده شد.



شکل ۴ روند کاهش خطا در فرآیند آموزش شبکه $17 \times 10 \times 5$

بی هنجاری بوگه در واقع آن قسمت از اختلاف بین گرانی اندازه گیری شده و گرانی نظری در هر نقطه بر روی زمین که فقط مربوط به تغییرات جانبی چگالی در زیر سطح زمین می باشد را توصیف می کند. گرانی بالا در بسیاری از مناطق به تاقدیس ها و یا بلوک های بالا آمده مربوط می شود که هر دو این ساختارها سنگ های قدیمی تر و چگالی تر را نزدیک به سطح زمین می آورند [۱۷]. در این تحقیق از نمونه های ثقل سنجی آبادان، بیدزرد و یمه استفاده شد. نمونه های برداشت شده در این سه قسمت دارای فواصل نمونه برداری متفاوت می باشند به طوری که این فاصله برای آبادان ۱۰۰۰ m، یمه ۵۰۰ m و برای بیدزرد ۲۵۰ m بودند. داده های موجود توسط شرکت ملی نفت ایران در ۴ فرکانس مختلف ۱۰۰۰۰، ۲۰۰۰۰، ۳۰۰۰۰ و ۴۰۰۰۰ فیلتر بالا گذر شده و به آنومالی ثقل بوگه تبدیل شده بودند. با توجه به نقشه میادین نفتی منطقه، نقشه خروجی، قطع فرکانس ۲۰۰۰۰ بهترین تطابق را با ابعاد میادین نفتی داشت. از آنجا که مجاورت به مناطق آنومالی زیاد احتمال وجود میادین نفتی را افزایش می دهد از تابع عضویت Small فازی برای نرمال سازی استفاده شد که مناطق نزدیک به محور پلیگون های آنومالی بالا، درجه تعلق بالاتری اختصاص یافت (شکل ۳-ر).

نتایج و بحث

ایجاد نقشه های فاکتور

لایه های اطلاعاتی مورد نظر از شرکت اکتشاف نفت دریافت گردید. این داده ها، به منظور ایجاد نقشه های

1. Marquardt levenberg

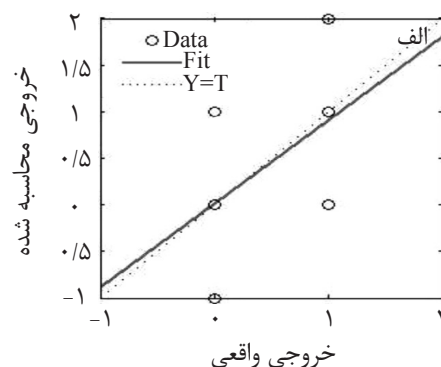
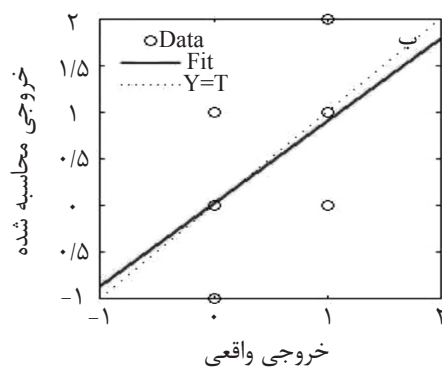
که نشان‌دهنده قابلیت و دقت بالای این مدل در مدل‌سازی و پتانسیل‌یابی میداین نفتی دارد.

سایر شبکه‌های عصبی نیز با وجود شناسایی اکثر میداین نفتی، میداین سوفلا و سپهر را پیش‌بینی نکرده و برخی از میداین را نیز به‌صورت کامل شناسایی نکرده‌اند. قسمت‌های خاکستری روشن در شکل ۶، میدان‌های واقعی نفت هستند که مدل‌ها نتوانسته‌اند آنها را شناسایی کنند و مناطق نسبتاً تیره نیز، جزء میدان‌های واقعی نفتی نیستند اما مدل‌ها، آنها را به‌عنوان میداین نفتی طبقه‌بندی کرده‌اند هرچند که تعداد این مناطق بسیار ناچیز است. در ادامه به بررسی میزان همبستگی نقشه‌های فاکتور ایجاد شده با نقشه میداین نفتی در منطقه مورد مطالعه پرداخته شد. نقشه‌های ایجاد شده به‌صورت فازی ارقام بین صفر تا یک و نقشه میداین نفتی به‌صورت بولین و ارقام صفر (فاقد میدان نفتی) و یک (میدان نفتی) را شامل می‌شدند. به منظور انجام همبستگی، ارقام فازی نقشه‌های فاکتور با حد آستانه ۰/۵ گرد شده و به دو کلاس صفر و یک تبدیل شدند. نتایج نشان داد که هیچ یک از نقشه‌های فاکتور، همبستگی بالایی با نقشه میداین نفتی ندارند و نقشه کلوزر و گسل به ترتیب با ۰/۳۷۶۸ و ۰/۲۴۲۱ بیشترین همبستگی و متوسط اکسیژن با ۰/۰۳۳-، عدم همبستگی را با میداین نفتی دارند. میزان همبستگی هریک از نقشه‌های فاکتور با نقشه میداین نفتی در جدول ۲ نشان داده شده است.

تابع انتقال لایه‌های مخفی از نوع سیگموئید، لایه خروجی از نوع تابع خطی و حداقل مطلوب آستانه خطا برابر با ۰/۰۰۵ تعیین شد. شکل ۴ روند کاهش خطا را در یادگیری شبکه ۱۷×۱۰×۵ نشان می‌دهد که میزان متوسط مربع خطا (MSE) در تکرار ۱۱۸ به ۰/۰۲۲ رسیده و یادگیری متوقف شده است. بعد از آموزش شبکه عصبی، کل مقادیر وارد مدل‌سازی شده و نقشه‌های پتانسیل نفتی توسط هریک از مدل‌ها تولید شدند. با استفاده از شاخص‌های ارزیابی، هریک از مدل‌های توسعه داده شده نسبت به یکدیگر مقایسه شدند. با توجه به جدول ۱ و شکل ۵، به‌وضوح مشخص می‌گردد که شبکه عصبی ۱۷×۱۰×۵ با شاخص کاپا (Kappa) ۰/۹۰۷۹، همبستگی (R) ۰/۸۹۴۸ و ریشه متوسط میانگین خطا (RMSE) برابر با ۰/۰۲۶۷ توانسته است بهتر از مدل‌های دیگر، خروجی‌ها را تولید کند. باید توجه داشت که هرچه در مرحله آزمون مقدار R و کاپا به عدد یک نزدیک‌تر و مقدار RMSE به عدد صفر نزدیک‌تر باشد، عملکرد مدل بهتر است [۲۱]. در شکل ۶، نتایج مدل‌سازی شبکه‌های مورد نظر نشان داده شده است. در شبکه عصبی ۱۷×۱۰×۵، از ۲۰ میدان نفتی موجود در منطقه تنها یک میدان کوچک شاور در شمال نقشه، شناسایی نشده است

جدول ۱ نتایج اعتبارسنجی مدل‌های استفاده شده

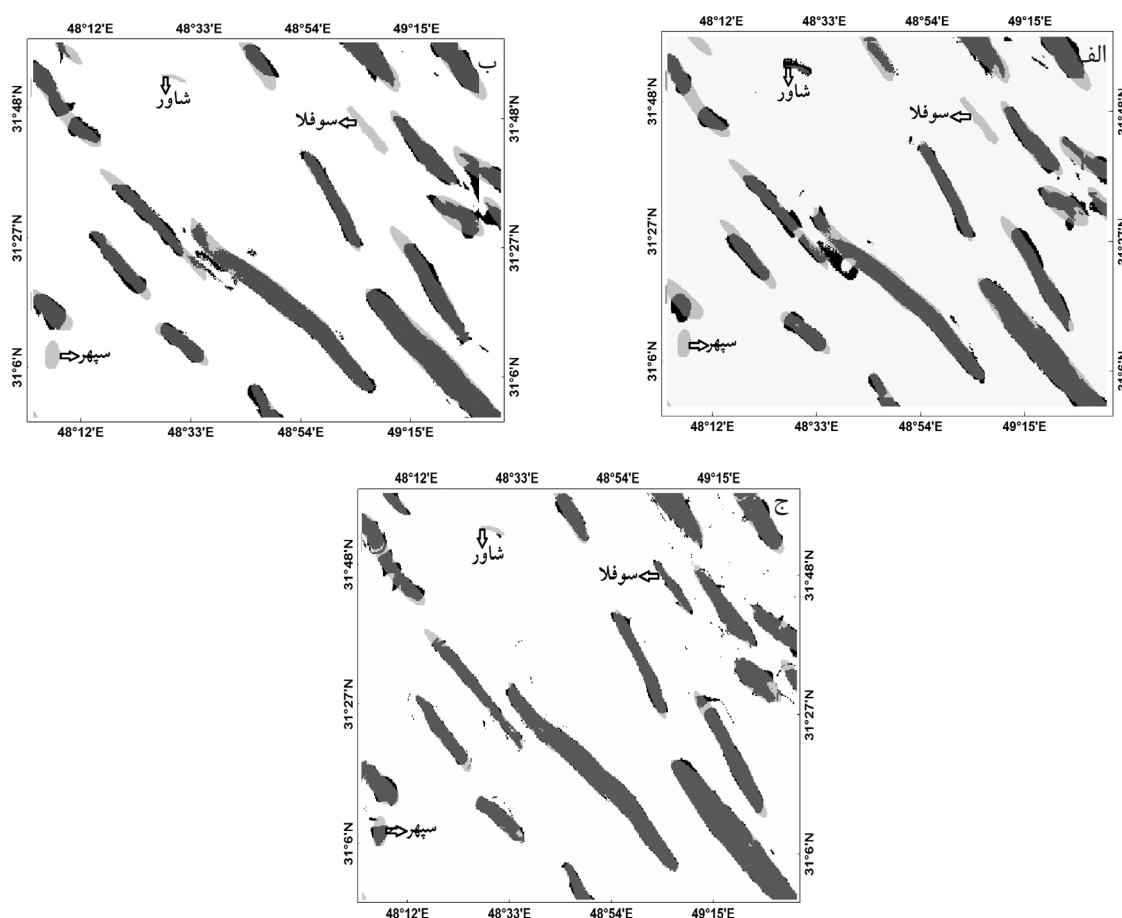
	RMSE	R	Kappa
شبکه عصبی ۱۰×۴	۰/۰۴۵۷	۰/۸۱۰۸۷	۰/۸۱۳۲
شبکه عصبی ۱۷×۱۵	۰/۰۴۱۷	۰/۸۳۰۲۸	۰/۸۳۷۷
شبکه عصبی ۱۷×۱۰×۵	۰/۰۲۶۷	۰/۸۹۴۸	۰/۹۰۷۹



شکل ۵ مقدار همبستگی در کل داده‌ها و آزمون در شبکه عصبی ۱۷×۱۰×۵ نسبت به داده‌های واقعی.

جدول ۲ درصد همبستگی نقشه های فاکتور با میادین نفتی در منطقه.

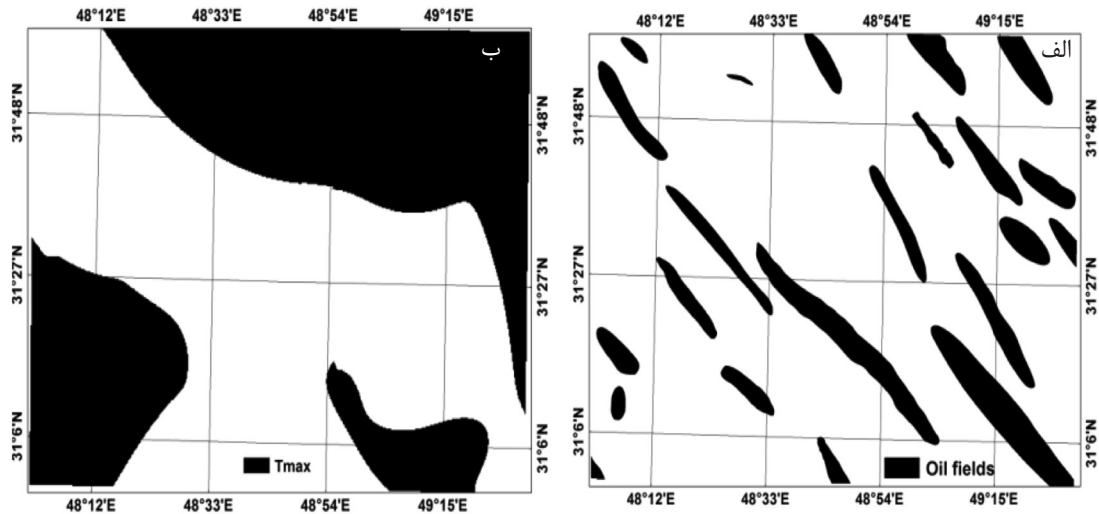
درصد همبستگی	نقشه های فاکتور	درصد همبستگی	نقشه های فاکتور	درصد همبستگی	نقشه های فاکتور
۱/۴۸	انحناء	۱۱/۱۷	بیشینه تولید	۳۷/۶۸	کلوزر
۰/۳	متوسط اکسیژن	۱۰/۲۲	متوسط بازده پتانسیل	۲۴/۲۱	گسل
-۷/۶	بیشینه اکسیژن	۶/۱	بیشینه بازده پتانسیل	۲۳/۳	آنومالی بوگه
-۸/۱۹	متوسط هیدروژن	۴/۹۴	Tmax	۱۹/۷۶	ناهمواری
-۱۱/۲۱	بیشینه هیدروژن	۱/۷	متوسط Tmax	۱۵/۸۹	متوسط تولید
		۴/۴۹	TOC	۱۳/۷۵	متوسط TOC



شکل ۶ تغییرات نقشه‌های شبیه‌سازی شده با نقشه اصلی میادین نفتی الف (الف) شبکه عصبی ۴×۱۰، ب) شبکه عصبی ۵×۱۷، ج) شبکه عصبی ۵×۱۷ (راهنمای نقشه‌ها، عدد یک بیانگر پهنه‌های نفتی و عدد صفر عدم وجود پهنه‌های نفتی است).

مثال، همان‌طور که در شکل (ب-۷) نیز مشاهده می‌شود، نقشه فاکتور پیک Tmax، بعد از تبدیل به دو کلاس صفر (بدون Tmax) و یک (دارای Tmax) پهنه‌های بزرگی را شامل می‌شود، در صورتی که، میادین نفتی شکل (الف-۷) حالت نواری و منظمی دارند، در نتیجه میان آنها، همبستگی دیده نمی‌شود.

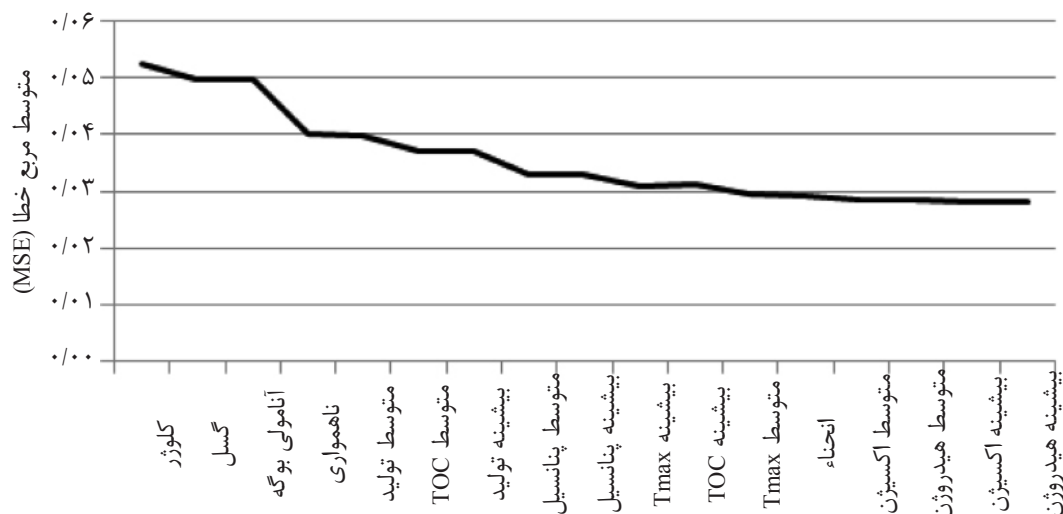
یک دلیل برای عدم همبستگی میان نقشه‌های ژئوشیمی با نقشه میادین نفت، از نحوه ایجاد نقشه‌های فاکتور ژئوشیمی ناشی می‌شود، که در آن درون‌یابی از داده‌های ژئوشیمی چاه‌های مختلف، منجر به ایجاد پهنه‌های بزرگ شده و امکان همبستگی را شدیداً تحت تاثیر قرار می‌دهد. برای



شکل ۷ الف) نقشه میادین واقعی نفت، ب) تبدیل نقشه T_{max} به دو کلاس دارای T_{max} و بدون T_{max} .

فاکتور در پتانسیل یابی میادین نفتی معنادار است اما فاکتورهای کلوزر، گسل و آنامولی ثقل بوگه به ترتیب بیشترین تاثیر را داشته‌اند چرا که با حذف هریک از آنها خطای MSE افزایش یافته است. فاکتورهای انحناء، متوسط و بیشینه اکسیژن و هیدروژن نیز به ترتیب از کم‌ترین تاثیر برخوردارند و با حذف هریک از این فاکتورها، میزان خطای افزایشی نداشته و مدل همچنان با دقت بالایی مدل‌سازی را انجام داده است.

برای بیان میزان تاثیر هریک از نقشه‌های فاکتور در پتانسیل‌یابی میادین نفتی از روش حذف یک متغیر و اجرای مدل با داده‌های باقی‌مانده استفاده گردید. برای انجام این کار مدل به تعداد نوده‌های ورودی، دوباره به اجرا در می‌آید، با این تفاوت که شبکه ایجاد شده در این مرحله به جای ۱۷ ورودی، دارای ۱۶ ورودی می‌باشد. نتایج این محاسبات در هر مرحله در شکل ۸ نشان داده شده است. با توجه به نتایج حاصل از حساسیت سنجی فاکتورهای مورد نظر می‌توان گفت که حضور تمام نقشه‌های



شکل ۸ نمودار اثرگذاری فاکتورهای ورودی بر میزان متوسط مربع خطا (MSE).

نتیجه گیری

اکتشاف نفت فرآیند بسیار پیچیده‌ای است که ضمن دخیل نمودن داده‌های متنوع و حجیم، هزینه و زمان زیادی را می‌طلبد. در این تحقیق با استفاده از الگوریتم‌های شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه، اقدام به تهیه مدلی شد که می‌تواند در مراحل اکتشاف نفت بسیار مفید واقع شود. ۱۷ فاکتور موثر در اکتشاف نفت با استفاده از نظرات کارشناسان و مطالعات کتابخانه‌ای شناسایی و اطلاعات خام ورودی با استفاده از توابع موجود در محیط سیستم اطلاعات جغرافیایی، پردازش شده و نقشه‌های فاکتور نفت ایجاد شدند. ۴ نوع شبکه عصبی با لایه‌ها و نرون‌های مختلف مورد ارزیابی قرار گرفت که شبکه عصبی $5 \times 10 \times 17$ با شاخص کاپای 0.9079 ، همبستگی 0.8948 و RMSE برابر با 0.267 توانست با دقت بیشتری نقشه پتانسیل نفتی منطقه را مدل‌سازی کند. نتایج جدول همبستگی بین میادین نفتی با سایر متغیرها نشان داد که میادین نفتی، بیشترین همبستگی را با فاکتورهای کلوزر، گسل و آنامولی ثقل بوگه و کمترین همبستگی را با فاکتورهای ژئوشیمی و انحناء دارند. تاثیر این همبستگی را می‌توان در تحلیل حساسیت فاکتورها نیز مشاهده کرد. به‌طور مثال اجرای مدل بدون فاکتور کلوزر موجب افزایش خطا و RMSE به 0.524 گردیده است در حالی که اجرای مدل بدون هریک از فاکتورهای ژئوشیمی و یا انحناء به میزان بسیار کمتری، میزان RMSE را افزایش داده است در نتیجه، فاکتورهای کلوزر، گسل و آنامولی بیشترین تاثیر و فاکتورهای ژئوشیمی و انحناء کمترین تاثیر را در پتانسیل‌یابی میادین نفتی دارند. تحلیل همبستگی به‌طور عمده به منظور پیش بینی مقادیر متغیر وابسته توسط مقادیر متغیر مستقل مورد استفاده قرار می‌گیرد. در مطالعات ارتباط خطی بین دو یا چند متغیر، همبستگی خطی وسیع‌ترین مدل مورد استفاده می‌باشد [۲۳]. اما زمانی که بین متغیرهای مستقل

و وابسته همبستگی کم باشد و همچنین بین متغیرها رابطه غیر خطی وجود داشته باشد، تحلیل همبستگی و رگرسیون قادر به پیش بینی آن نخواهد بود [۲۴]. از مهم‌ترین ویژگی‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی، شبیه‌سازی هر سامانه غیر خطی بودن بدون فرض قبلی از فرآیند و وابسته نبودن آنها به فرضیه‌های اولیه درباره داده‌های ورودی است، به این معنی که داده‌های ورودی می‌توانند هرگونه توزیع آماری دلخواهی داشته باشند. این ویژگی مهم شبکه‌های عصبی امتیاز ویژه آنها این توانایی را می‌دهد که به‌طور یکسان از انواع مختلف داده‌های ورودی با هر توزیع دلخواه استفاده کنند [۲۵]. همچنین با داشتن قابلیت‌های بسیار دیگری مانند پردازش بالا (به سبب پردازش موازی)، داشتن توان بالقوه در حل مسائلی که شبیه‌سازی آنها از طریق منطقی با سایر روش‌ها مشکل یا غیر ممکن است، کارآمد بودن شبکه برای یادگیری و انطباق با محیط در صورت تغییر در موقعیت محیطی، عدم از کار افتادگی شبکه در صورت آسیب دیدگی قسمتی از نورون‌ها، علاقمندی به استفاده از این روش را بیشتر کرده است [۲۶]. می‌توان گفت که وجود نگرشی بر مبنای سیستم اطلاعات جغرافیایی، می‌تواند در فراهم آوردن اطلاعات ارزشمند از داده‌های اولیه، به منظور مدل‌سازی پهنه‌های نفتی و بعنوان یک راهنما در اقدامات اکتشافی مورد استفاده قرار گیرد. از آنجا که این روش‌ها به‌طور محتمل نمی‌توانند مناطق نفتی را تشخیص دهند لذا در مرحله اول، مناطق مستعد نفتی با کمک این الگوریتم‌ها شناسایی شده و اطلاعات تکمیلی با استفاده از عملیات لرزه‌نگاری دقیق و چاه‌های اکتشافی صورت می‌گیرد با این تفاوت که احتمال خطا نسبت به قبل بسیار کاهش خواهد یافت. در نتیجه، این تکنیک‌ها می‌توانند با جلوگیری از تلاش بیهوده روی مناطق کم پتانسیل و با پوشش سریع در مناطق بزرگ، از هدر رفتن سرمایه‌ها جلوگیری کنند.

تشکر و قدردانی

بخاطر حمایت‌های بی‌دریغ علمی، مالی و همچنین در اختیار قرار دادن داده‌های مورد نیاز تقدیر و تشکر کنند.

نویسندگان مقاله بر خود لازم می‌دانند که از ریاست و کارکنان شرکت ملی اکتشاف نفت ایران

مراجع

- [1]. Ghobadian B., Najafi Gh. H., Rahimi H. and Yusaf T. F., "Future of renewable energies in Iran," Renewable and Sustainable Energy Reviews., Vol. 13, No. 3, pp. 689-695, 2009.
- [2]. Bott R, and Carson D. M., "Canada's evolving offshore oil and gas industry," Canadian Centre for Energy Innovation. Vol. 51, pp. 321-338, 2007.
- [3]. Carranza E. J. M., van Ruitenbeek F. J. A., Hecker C., Van der Meijde M. and Van der Meer F. D., "Knowledge-guided data-driven evidential belief modeling of mineral prospectivity in Cabo de Gata, SEP Spain," International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, Vol. 10, pp. 374-387, 2008.
- [4]. Nikravesh M. and Fred A., "Mining and fusion of petroleum data with fuzzy logic and neural network agents," Journal of Petroleum Science and Engineering., Vol. 29, No. 1, pp. 221-238, 2001.
- [5]. Fabio D. F., and Luca S., "Oil spill detection by means of neural networks algorithms: A sensitivity analysis," Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS'04, Proceedings IEEE International., Vol. 2, pp. 125-130, 2004.
- [6]. Liua X., Zhong G., Yina J., Hec Y. and Lia X., "GIS-based modeling of secondary hydrocarbon migration pathways and its application in the northern Songliao Basin, Northeast China," Computers & Geosciences., Vol. 34, No. 9, pp. 1115-1126, 2008.
- [7]. Lisa B., Raúl Z., and Alejandro E., "Geographic information system-based fuzzy-logic analysis for petroleum exploration with a case study of northern South America," AAPG Bulletin, Vol. 96, No. 11, pp. 2121-2142, 2012.
- [8]. Attila A. "Hydrocarbon potential of the Tuzgolu (Salt Lake) Basin, Central Anatolia, Turkey: A comparison of geophysical investigation results with the geochemical data," Journal of Petroleum Science and Engineering., Vol. 61, No. 1, pp. 33-47, 2008.
- [۹]. روستا م. "بررسی پتانسیل نفت زایی در زون ساختاری قم- اردستان در محیط GIS"، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، ۱۳۸۷
- [10]. Mohammad A. A, Mohammad K, and Abbas A. S. "Hydrocarbon resources potential mapping using the evidential belief functions and GIS, Ahvaz/Khuzestan Province, Southwest Iran," Arabian Journal of Geosciences., Vol. 8, No. 6, pp. 3929-3941, 2014.
- [11]. Shahram Sh. and Jean E. "Variation of structural style and basin evolution in the central Zagros (Izeh zone and Dezful Embayment), Iran," Marine and Petroleum Geology., Vol. 21, No. 5, pp. 535-554, 2003.
- [۱۲]. اشکان ع.، "اصول مطالعات ژئوشیمیایی سنگ‌های منشأ هیدروکربوری و نفت‌ها با نگرش ویژه به حوضه رسوبی زاگرس"، انتشارات روابط عمومی شرکت نفت، صفحات ۸۶-۷۲، ۱۳۸۳.
- [13]. Waples D. W., "Geochemistry in petroleum exploration," Springer Science & Business Media, 2013.

- [14]. Riley Shawn J., DeGloria Stephen D., and Elliot Robert. "A terrain ruggedness index that quantifies topographic heterogeneity," *Intermountain Journal of sciences.*, Vol. 5, No. 4, pp. 23-27, 1999.
- [15]. Grohmann C. H., Smith M. J. and Riccomini C., "Multiscale analysis of topographic surface roughness in the Midland Valley, Scotland," *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on*, Vol. 49, pp. 1200-1213, 2011.
- [16]. Mango F. D., "The origin of light hydrocarbons in petroleum: ring preference in the closure of carbocyclic rings," *Geochimica et Cosmochimica Acta.*, Vol. 58, pp. 895-901, 1994.
- [17]. Pan Y., "Interpretation and seismic coordination of the Bouguer gravity anomalies obtained in southwestern taiwan," No. 6, pp. 198-208, Dec. 1968.
- [18]. Mohaghegh Sh., "Petroleum reservoir characterization with the aid of artificial neural networks," *Journal of Petroleum Science and Engineering.*, Vol. 16, No. 4, pp. 263-274, 1996.
- [۱۹]. منہاج م.، "مبانی شبکه‌های عصبی،" انتشارات دانشگاه صنعتی امیر کبیر، صفحات ۶۹-۵۶، ۱۳۷۸.
- [۲۰]. جکسون، بیل، آر.، "آشنایی با شبکه‌های عصبی،" البرزی محمود، انتشارات علمی دانشگاه شریف، صفحات ۱۳۶-۱۰۲، ۱۳۸۰.
- [21]. Jensen P., Krogsgaard M. R., Christiansen J., Brændstrup O., Johansen A. and Olsen J., "Observer variability in the assessment of type and dysplasia of colorectal adenomas, analyzed using kappa statistics," *Diseases of the Colon & Rectum.*, Vol. 38, No. 2, pp. 195-198, 1995.
- [22]. Reimann C., Filzmoser P., Garrett R., and Dutter R. "Statistical data analysis explained: applied environmental statistics with R," John Wiley & Sons. 2011.
- [۲۳]. منہاج م.ب.، "معرفی شبکه عصبی مصنوعی،" انتشارات دکتر حسابی، صفحات ۶۴۵-۶۴۰، ۱۳۷۴.
- [24]. Benediktsson J. A., Swain P. H., and Erosy O.K., "Neural network approaches versus statistical methods in classification of multisource remote Sensing data," *IEEE Transaction on Geosciences and Remote Sensing*, 28(4): pp. 540-551, 1990
- [25]. Kia M. "Neural network in MATLAB," Kian Rayaneh Sabz Publisher, 2010.