

بکارگیری محاسبات نرم در سامانه‌های اطلاعات مکانی به‌منظور مدل‌سازی‌های مکانی (مورد مطالعاتی: تهیه نقشه پتانسیل معدنی)

محمد اصلانی^{۱*}، محمد طالعی^۲

^۱ دانشجوی دکتری سیستم‌های اطلاعات مکانی - دانشکده مهندسی نقشه‌برداری - دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
maslani@sina.kntu.ac.ir

^۲ استادیار گروه سیستم‌های اطلاعات مکانی - دانشکده مهندسی نقشه‌برداری - دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
taleai@kntu.ac.ir

(تاریخ دریافت مرداد ۱۳۹۲، تاریخ تصویب اردیبهشت ۱۳۹۴)

چکیده

آنچه سامانه‌های اطلاعات مکانی (GIS) با آن روبه‌رو هستند، اطلاعاتی است که در قالب لایه‌های مکانی مدون گشته‌اند. یکی از مهم‌ترین وظایف سامانه‌های اطلاعات مکانی تحلیل لایه‌ها به‌منظور مدل‌سازی پدیده‌های مکان مرجع است. عدم توجه کافی به چنین مدل‌سازی‌هایی می‌تواند منجر به نتایج غیرواقعی در تصمیم‌گیری‌های مکانی و در پی آن خسارات مالی زیادی شود. در بسیاری از مدل‌سازی‌های مکانی، راه‌حل تحلیلی خاصی برای مدل‌سازی پدیده موردنظر وجود ندارد. برای چنین مدل‌سازی‌هایی، استفاده از روش‌های الهام گرفته از طبیعت در پاره‌ای از مواقع بسیار کارا می‌باشند. چنین روش‌هایی در شاخه‌ای از علم تحت عنوان محاسبات نرم (Soft Computing) قرار می‌گیرند.

مدل‌سازی شکل و موقعیت توده‌های معدنی به علت پیچیدگی و تنوع عوامل مؤثر بر شکل‌گیری آن‌ها، ازجمله مواردی است که تاکنون راه‌حل تحلیلی مناسبی برای آن‌ها توسعه داده نشده است. هدف مقاله حاضر ارائه روش‌های از محاسبات نرم، متشکل از سیستم‌های استنتاج‌گر فازی، شبکه‌های عصبی و الگوریتم‌های ژنتیک در بستر سامانه‌های اطلاعات مکانی برای انجام مدل‌سازی‌های مکانی و به‌طور خاص تهیه نقشه پتانسیل معدنی است. یکی از چالش‌ها در ایجاد سیستم‌های استنتاج‌گر فازی، تشکیل پایگاه دانش فازی است. در این تحقیق از دو روش تقسیم‌بندی فضای ورودی-خروجی و شبکه عصبی (سیستم‌های استنتاج‌گر فازی عصبی) برای ایجاد پایگاه دانش فازی استفاده شده است. به‌منظور ارزیابی نتایج سیستم‌های استنتاج‌گر فازی، شبکه عصبی ژنتیکی نیز پیاده‌سازی شد تا بتوان تفسیر بهتری از نتایج ارائه نمود. نتایج حاصله نشان داد که شبکه عصبی ژنتیکی و سیستم استنتاج‌گر فازی عصبی به ترتیب با RMSE، ۴ و ۱۵ بالاترین دقت را برای داده‌های آموزشی و کنترل، حاصل نمودند.

واژگان کلیدی: سیستم استنتاج‌گر فازی، الگوریتم ژنتیک، شبکه عصبی، سیستم اطلاعات مکانی، نقشه پتانسیل معدنی

۱- مقدمه

امروزه با پیشرفت سریع علم و فناوری، سامانه‌های هوشمند رایانه مبنا و به‌خصوص محاسبات نرم از اهمیت روزافزونی برخوردار گشته‌اند. این موضوع تأثیر خود را بر روی سامانه‌های اطلاعات مکانی نیز گذاشته و منجر به پیدایش شاخه‌ای از علم تحت عنوان سامانه‌های اطلاعات مکانی هوشمند شده است [۱]. در سامانه‌های اطلاعات مکانی هوشمند، بسیاری از مدل‌سازی‌های مکانی که راه‌حل تحلیلی خاصی برای آن‌ها وجود ندارد به‌صورت خودکار و بدون نیاز به فرد خبره و با استفاده از قابلیت‌های محاسبات نرم، قابل انجام هستند. یکی از بخش‌های حیاتی محاسبات نرم، منطق فازی است که توسط پروفیسور لطفی زاده ابداع شده است [۲].

در دو دهه اخیر تئوری فازی برای مدل‌سازی عدم قطعیت در پدیده‌های مکان‌اند مورد توجه زیادی قرار گرفته است [۳-۶]. سیستم‌های استنتاج‌گر فازی ازجمله کاربردهای مهم منطق فازی در استنتاج‌گری ماشین‌ها هستند. وجود عدم قطعیت در پدیده‌های مکانی و نیاز شدید سامانه‌های اطلاعات مکانی به تجزیه، تحلیل و استنتاج‌گری، باعث توجه متخصصین GIS به سیستم‌های استنتاج‌گر فازی در چند سال اخیر شده است [۷-۱۰]. هسته اصلی یک سیستم استنتاج‌گر فازی، پایگاه دانش بوده که از توابع عضویت و قوانین "اگر-آنگاه" فازی تشکیل شده است [۱۱].

بکارگیری مشاهدات محیطی (داده‌های ورودی-خروجی) برای استخراج پایگاه دانش فازی راه‌حلی نوین است که در چند سال اخیر توسط دانشمندان علوم مختلف مورد استفاده قرار گرفته است [۱۲]. روش‌های مختلفی برای استخراج پایگاه دانش فازی از مشاهدات محیطی پیشنهاد شده است که در این تحقیق دو روش تقسیم‌بندی فضای ورودی-خروجی و شبکه‌های عصبی [۱۳-۱۵] مورد استفاده قرار گرفته‌اند.

یکی دیگر از وجوه محاسبات نرم، شبکه‌های عصبی مصنوعی هست [۱۶]. به‌طور کلی مزیت‌هایی همچون غیرخطی بودن، استحکام، قابلیت تعمیم و امکان تحلیل الگوهای پیچیده، باعث کاربرد فراوان شبکه‌های عصبی مصنوعی در مسائل مکانی شده است [۱۲، ۲۰-۱۷]. شبکه‌های عصبی دارای معایبی نیز می‌باشند که ازجمله

می‌توان به انتخاب معماری بهینه شبکه عصبی مصنوعی که تأثیر زیادی بر روی دقت مدل‌سازی دارد، اشاره نمود. یکی از راه‌حل‌ها در مواجهه با این مشکلات، استفاده از الگوریتم ژنتیک است [۲۱]. در زمینه تلفیق شبکه‌های عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک، که از آن‌ها تحت عنوان شبکه‌های عصبی ژنتیکی یاد می‌شود، در پدیده‌های مکانی تحقیقات جامعی صورت نگرفته و نیاز به ارزیابی‌های بیشتر است [۲۲].

در نوشتار حاضر کوشش شده است که سیستم‌های استنتاج‌گر فازی و شبکه‌های عصبی ژنتیکی برای بکارگیری در مسائل مکانی شرح و بسط یابند و در یک کاربرد نمونه مورد ارزیابی قرار گیرند. بدین منظور تهیه نقشه پتانسیل معدنی به‌عنوان کاربرد مطلوب در نظر گرفته شده است. در این تحقیق از ۹ نقشه معیار که شامل مطالعات زمین‌شناسی، ژئوشیمیایی، ژئوفیزیکی می‌باشند، برای تهیه نقشه پتانسیل معدنی استفاده گردید.

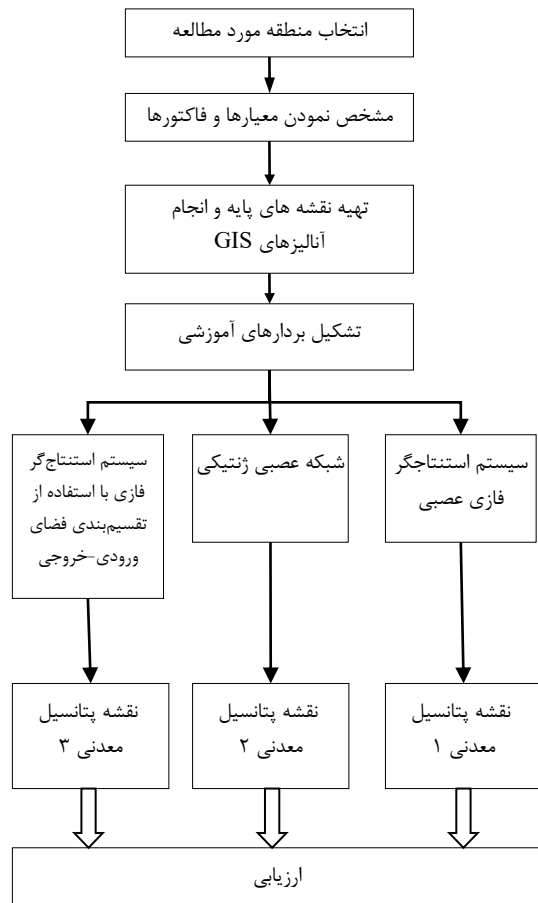
۱-۲- مرور تحقیقات گذشته

در زمینه تهیه نقشه پتانسیل معدنی با بکارگیری روش‌های هوش محاسباتی، تحقیقات متفاوتی انجام گرفته است. پوروال^۱ و همکاران در سال ۲۰۰۴ از سیستم استنتاج‌گر فازی تاکاگی سوجینو برای تهیه نقشه پتانسیل معدنی در ایالت آروالی^۲ در هند پرداخت. آن‌ها از شبکه عصبی مصنوعی برای بدست آوردن فرم بهینه توابع عضویت فازی استفاده کردند. لایه‌های اطلاعاتی مورد استفاده آن‌ها شامل نقشه‌های چینه‌شناسی، سنگ‌شناسی، گسل‌ها و نقشه‌های ژئوفیزیک به همراه ۵۴ چاه اکتشافی بود. دقت نقشه پتانسیل معدنی تهیه شده ایشان ۹۶٪ است [۱۴]. طهماسبی و هزارخانی در سال ۲۰۱۰ به مقایسه سه روش کریجینگ، شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج‌گر فازی عصبی برای تهیه نقشه پتانسیل معدنی کانسار مس سرچشمه پرداختند. نقشه پتانسیل معدنی تهیه شده با استفاده از شبکه عصبی بالاترین دقت را نسبت به سایر روش‌ها داشت [۱۵]. در سال ۲۰۱۲ طهماسبی و هزارخانی از شبکه‌های عصبی-فازی-ژنتیکی برای تخمین عیار در کانسار مس پرفیری دره زار کرمان استفاده کردند. الگوریتم ژنتیک برای بهینه

^۱ Porwal

^۲ Arvali

است [۲۵]. تشکیل سیستم استنتاج‌گر فازی مستلزم ایجاد پایگاه دانش فازی است. تقسیم‌بندی فضای ورودی-خروجی و شبکه‌های عصبی دو روش برای استخراج پایگاه دانش فازی هستند.



شکل ۱- مراحل اجرایی بکار رفته در این تحقیق

۲-۲- تقسیم‌بندی فضای ورودی-خروجی جهت استخراج پایگاه دانش فازی

در این روش با تقسیم‌بندی فضای ورودی و خروجی به استخراج توابع عضویت و قوانین فازی پرداخته می‌شود. این روش شامل ۴ مرحله است. در مرحله اول دامنه متغیرهای ورودی و خروجی به M ناحیه فازی تقسیم و به هر ناحیه یک تابع عضویت فازی مثلثی به گونه‌ای نسبت داده می‌شود که رأس مرکزی تابع عضویت مثلثی در مرکز هر ناحیه و دو رأس دیگر آن در مراکز ناحیه‌های مجاور قرار گیرند. مرحله دوم شامل نسبت دادن داده‌های آموزشی به توابع عضویت موجود به گونه‌ای است که دارای ماکزیمم درجه عضویت باشند. در این مرحله نیز به ازای هر داده آموزشی یک قانون ایجاد می‌شود. به دلیل بالا

نمودن پارامترهای شبکه فازی عصبی مورد استفاده قرار گرفت. در این تحقیق مدل فازی TSK و توابع عضویت زنگوله ای شکل بکار گرفته شدند. برای هر ورودی سه تابع عضویت لحاظ شده و الگوریتم یادگیری در سیستم پیشنهادی ممنوع می باشد و از تابع محرک آکسون برای آموزش استفاده شده است. در کار ایشان داده‌های استفاده شده به سه دسته آموزشی (۷۰٪ کل داده‌ها)، اعتبارسنجی (۱۵٪) و تست (۱۵٪) تقسیم بندی شدند. برای بدست آوردن مقادیر بهینه عملگرهای ژنتیکی ۳۰ مرتبه شبکه عصبی فازی اجرا و نهایتاً مشخص گردید که مقادیر این پارامترها تاثیر زیادی بر روی عملکرد الگوریتم ژنتیک ندارند. مطابق نتایج بدست آمده شبکه توانسته است مقادیر ضریب همبستگی را از ۰,۷۳ و ۰,۷ به ترتیب برای زون‌های هیپوژن و سوپرژن به ۰,۹۶ و ۰,۸۲ بهبود دهد [۲۳]. اصلانی و همکاران در سال ۱۳۹۲ از سیستم های استنتاج‌گر فازی ژنتیک برای تهیه نقشه پتانسیل معدنی استفاده کردند. ایشان از خوشه بندی فازی و الگوریتم ژنتیک برای استخراج پایگاه دانش فازی استفاده نمودند. ۴۳ چاه اکتشافی به عنوان داده‌های آموزشی و کنترل بکار گرفته شدند. در این تحقیق از چهار معیار خطای برآورد داده‌های آموزشی، خطای برآورد داده‌های کنترل، ناسازگاری و ناکاملی سیستم استنتاج‌گر فازی به عنوان معیارهای ارزیابی استفاده شد [۲۴].

۲- چارچوب نظری تحقیق

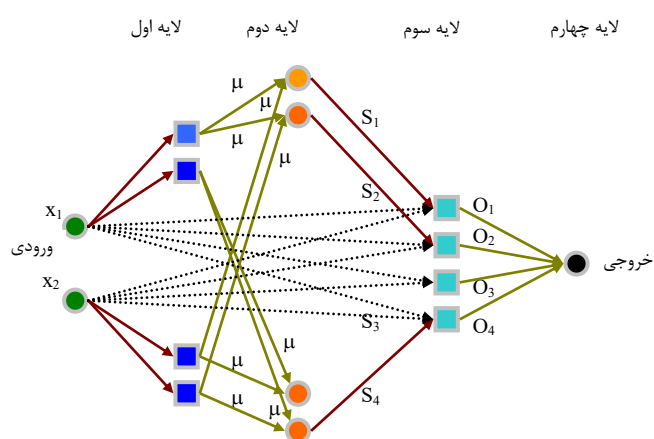
شکل ۱ مراحل انجام کار این تحقیق را به طور جامع نشان می دهد.

۲-۱- سیستم استنتاج‌گر فازی

سیستم‌های استنتاج‌گر فازی بر اساس قواعد "اگر-آنگاه" بنا شده‌اند و می‌توان این سیستم‌ها را به عنوان مدل پیش‌بینی برای شرایطی که داده‌های ورودی و خروجی دارای عدم قطعیت بالایی می‌باشند، بکار گرفت. یکی از مهم‌ترین بخش‌های سیستم استنتاج‌گر فازی پایگاه دانش فازی است که از دو جزء پایگاه داده و پایگاه قوانین تشکیل شده است. پایگاه داده شامل مجموعه گزاره‌های زبانی بکار رفته در قوانین و توابع عضویت است و پایگاه قوانین شامل مجموعه قوانین زبانی به صورت "اگر-آنگاه"

متناظر در لایه دوم (S_k) را در تابع چندجمله‌ای ضرب می‌کند (O_k). در لایه چهارم، خروجی نهایی سیستم که میانگین وزنی تمام خروجی‌ها است توسط رابطه ۱ محاسبه می‌شود.

$$Output = \frac{\sum S_k f_k}{\sum S_k} = \frac{\sum O_k}{\sum S_k} \quad (1)$$



شکل ۲- معماری سیستم استنتاج‌گر فازی عصبی

شکل ۲ معماری سیستم استنتاج‌گر فازی عصبی را برای ۲ ورودی و ۲ تابع عضویت فازی برای هر ورودی و چهار قانون نشان می‌دهد. لازم به ذکر است که سیستم استنتاج‌گر فازی عصبی از یک فرایند یادگیری ترکیبی برای تخمین پارامترهای توابع عضویت فازی بخش مقدم و چندجمله‌ای بخش تالی استفاده می‌کند.

۲-۴- شبکه‌های عصبی ژنتیک

شبکه‌های عصبی مصنوعی یک ابزار مدل‌سازی غیر پارامتریک قدرتمندی را جهت مدل‌سازی پدیده‌های مختلف فراهم می‌آورند. روش‌های سنتی طراحی شبکه‌های عصبی علاوه بر زمان‌بر بودن، تضمینی برای تولید شبکه عصبی بهینه نیز ارائه نمی‌کنند. یکی از راه‌حل‌ها جهت تقویت شبکه‌های عصبی استفاده از الگوریتم‌های ژنتیک است [۲۱]. الگوریتم‌های ژنتیک می‌توانند برای تعیین وزن‌های اتصال، معماری شبکه و الگوریتم‌های یادگیری به شبکه‌های عصبی کمک کنند [۲۷]. در این تحقیق از الگوریتم ژنتیک برای تعیین

بودن تعداد داده‌های آموزشی و تولید یک قانون به ازای هر داده آموزشی، امکان وجود ناسازگاری در بین قوانین وجود دارد. برای حل این مشکل در مرحله سوم یک درجه به هر قانون نسبت داده می‌شود و در نهایت قانونی انتخاب می‌شود که دارای ماکزیمم درجه از گروه قوانین ناسازگار با یکدیگر باشد. با استفاده از این روش نه فقط مشکل ناسازگاری در قوانین حل می‌شود، بلکه تعداد قوانین نیز کاهش می‌یابد. هدف مرحله چهارم محاسبه مقادیر خروجی y برای ورودی داده شده است. بخش‌های مقدم i امین قانون فازی با استفاده از عملگر ضرب تلفیق می‌شوند تا درجه خروجی متناظر با ورودی داده شده تعیین شود. در ادامه این مرحله رابطه غیر فازی ساز مرکز ثقل جهت محاسبه خروجی بکار گرفته می‌شود [۲۶].

۲-۳- سیستم استنتاج‌گر فازی عصبی

در سیستم‌های استنتاج‌گر فازی عصبی، شبکه‌های عصبی جهت استخراج خودکار توابع عضویت فازی بکار گرفته می‌شوند [۱۴]. سیستم استنتاج‌گر فازی عصبی مورد استفاده در این تحقیق یک سیستم استنتاج‌گر فازی به فرم تاکاگی-سوجینو است که توسط شبکه عصبی بهبود داده می‌شود. در سیستم‌های استنتاج‌گر فازی تاکاگی-سوجینو برخلاف مدانی، خروجی به فرم یک تابع ریاضی (معمولاً درجه صفر و یا یک) بیان می‌شود. در سیستم استنتاج‌گر فازی عصبی هرچه تعداد ورودی‌ها و تعداد توابع عضویت هر ورودی و درجه چندجمله‌ای خروجی بیشتر باشد تعداد مجهولات بیشتر و در نتیجه تعداد داده‌های آموزشی بیشتری برای تخمین مستحکم^۱ پارامترهای مجهول، نیاز خواهد بود.

یک سیستم استنتاج‌گر فازی عصبی دارای چهار لایه است. تعداد نودهای موجود در لایه اول برابر تعداد توابع عضویت فازی موجود در پایگاه داده است. تابع انتقال هر نود در این تحقیق گوسین انتخاب شده است. در لایه دوم به ازای هر قانون یک نود قرار می‌گیرد و تابع انتقال هر نود معادل t -norm (در این تحقیق مینیمم) مورد استفاده برای تعیین درجه عضویت بخش مقدم هر قانون است. تعداد نودهای موجود در لایه سوم نیز برابر تعداد قوانین است. در این لایه هر نود مقدار خروجی به‌دست‌آمده از نود

^۱ Roubust

از غرب به روستای علی آباد دامک و از جنوب نیز به بخش نیر محدود می‌گردد. این کانسار در دامنه کوه‌های علی آباد با ارتفاع ۲۵۰۰ متر، تل معدنی با ارتفاع ۲۶۱۹ متر و تل سفید با ارتفاع ۲۴۹۰ متر از سطح دریا قرار گرفته است. مطالعات اکتشاف ذخایر معدنی یک فعالیت چندمرحله‌ای است که در مقیاس کوچک آغاز و به مقیاس بزرگ ختم می‌شود [۲۸]. در هر مرحله مطالعات زمین‌شناسی، ژئوشیمیایی و ژئوفیزیکی در سطوح مختلف انجام می‌گیرد و سرانجام به انتخاب محل‌هایی برای حفاری به‌منظور دست یافتن به ذخایر معدنی، پایان می‌پذیرد.



شکل ۴- منطقه مورد مطالعه

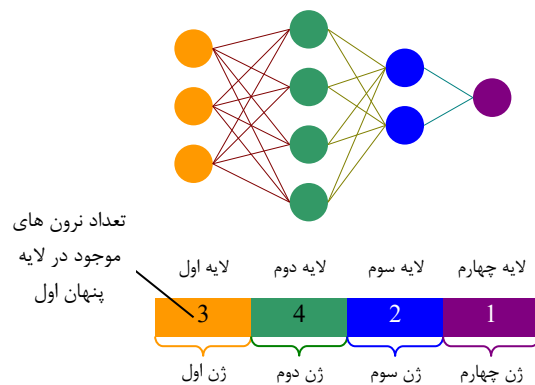
۴- داده‌های مورد استفاده

برای تهیه نقشه پتانسیل معدنی، بهترین کار استفاده از لایه‌های اطلاعاتی تأثیرگذار در تشکیل کانسار مس است. این لایه‌ها به سه دسته کلی زمین‌شناسی، ژئوفیزیکی و ژئوشیمی تقسیم‌بندی می‌شوند. تمامی سه دسته لایه فوق از شرکت ملی صنایع مس ایران، اخذ شده‌اند.

لایه زمین‌شناسی دارای مقیاس ۱:۱۰۰۰، مطالعات ژئوفیزیکی دارای مقیاس ۱:۲۰۰۰ و لایه ژئوشیمیایی دارای مقیاس ۱:۵۰۰۰ هستند. اطلاعات مورد نیاز از نقشه زمین‌شناسی به سه لایه گسل‌ها، آلتراسیون و سنگ‌شناسی جداسازی شدند. مطالعات ژئوفیزیکی شامل پنج نقشه مختلف است که این نقشه‌ها عبارت‌اند از: شدت

معماری بهینه شبکه عصبی استفاده شد که این موضوع یکی از نوآوری‌های تحقیق به حساب می‌آید.

تعیین معماری بهینه توسط الگوریتم ژنتیک دارای دو مرحله است. مرحله اول شامل کدگذاری معماری و مرحله دوم شامل بکارگیری الگوریتم ژنتیک برای تعیین معماری بهینه است. در این تحقیق تعداد لایه‌ها و تعداد نودهای موجود در هر لایه در هر کروموزوم کدگذاری شدند. تعداد ژن‌های موجود در هر کروموزوم بیانگر تعداد لایه‌ها و مقادیر هر ژن بیانگر تعداد نرون‌های موجود در آن لایه خاص است. شکل ۳ نمونه‌ای از یک شبکه عصبی مصنوعی و کدگذاری معماری آن را نشان می‌دهد. البته لازم به ذکر است که تعداد نرون‌های موجود در لایه ابتدایی و انتهایی ثابت بوده و برابر تعداد مؤلفه‌های ورودی و خروجی می‌باشند.



شکل ۳- کدگذاری معماری یک شبکه عصبی در لایه‌های پنهان

پس از مشخص نمودن میزان اطلاعاتی که باید کدگذاری شوند، نوبت به اجرای الگوریتم ژنتیک است. در این روش وزن‌های اتصال‌دهنده نرون‌ها توسط الگوریتم پس انتشار خطا، محاسبه می‌شوند. همچنین برای تابع هدف می‌توان از معیارهای مختلفی استفاده نمود که در این تحقیق از جذر میانگین مربع اختلافات (RMSE) میان خروجی‌های محاسبه شده و خروجی‌های مطلوب، استفاده شده است.

۳- منطقه مورد مطالعه

کانسار مس پرفیری علی‌آباد با مختصات جغرافیایی ۳۹° شمالی و ۵۱° ۵۳' شرقی در استان یزد و ۵۵ کیلومتری جنوب غربی شهر یزد واقع شده است (شکل ۴). مساحت کانسار حدود ۱,۵ کیلومترمربع است و از شمال به بخش خضرآباد، از جنوب شرق به کانسار مس دره زرشک،

کل میدان مغناطیسی، مشتق دوم شدت کل میدان مغناطیسی، شارژ ابیلیته، مقاومت ظاهری و فاکتور فلزی. ویژگی مهم کنسار مس که آن را برای این تحقیق مناسب می‌سازد، وجود ۲۸ حلقه چاه اکتشافی است. متوسط عیار

عنصر مس نسبت به عمق به‌عنوان میزان مطلوبیت چاه‌های اکتشافی در نظر گرفته شد. جدول ۱ تمامی نقشه‌های موضوعی تهیه‌شده همراه با مقیاس، نوع و روش تهیه آن‌ها از روی نقشه‌های اولیه را نشان می‌دهد.

جدول ۱- نقشه‌های موضوعی تهیه‌شده و نحوه آماده‌سازی آن‌ها

نقشه‌های اولیه	مقیاس	نوع داده	نقشه موضوعی	نوع داده	تحلیل‌های بکار رفته
زمین‌شناسی	۱:۱۰۰۰	بردار (خطی و سطحی)	آلتراسیون	رستری	۱- تفکیک لایه‌ها ۲- تابع فاصله اقلیدسی
شدت کل میدان مغناطیسی	۱:۲۰۰۰	TIN	شدت کل میدان مغناطیسی	رستری	۱- تابع تبدیل TIN به رستر
مشتق دوم شدت کل میدان مغناطیسی	۱:۲۰۰۰	TIN	مشتق دوم شدت کل میدان مغناطیسی	رستری	۱- تابع تبدیل TIN به رستر
شارژ ابیلیته	۱:۲۰۰۰	TIN	شارژ ابیلیته	رستری	۱- تابع تبدیل TIN به رستر
مقاومت ظاهری	۱:۲۰۰۰	TIN	مقاومت ظاهری	رستری	۱- تابع تبدیل TIN به رستر
فاکتور فلزی	۱:۲۰۰۰	TIN	فاکتور فلزی	رستری	۱- تابع تبدیل TIN به رستر
آنومالی ژئوشیمیایی	۱:۵۰۰۰	TIN	آنومالی ژئوشیمیایی	رستری	۱- تابع تبدیل TIN به رستر
چاه‌های اکتشافی	۱:۱۰۰۰	جدولی	چاه‌های اکتشافی	بردار	-

جدول ۲- نتایج مرحله نرخ دهی کلاس‌های اطلاعاتی نقشه‌های آلتراسیون و سنگ‌شناسی

معیار	کلاس‌ها	نرخ	معیار	کلاس‌ها	نرخ
سنگ‌شناسی	سایر	۰	آلتراسیون	سایر	۰
	توف	۶		پروپلیتیک	۱۳
	دایک	۱۴		آرژلیک	۲۳
	QSC	۱۷		فیلیک	۱۰۰
	گرانیت	۱۰۰			

با توجه به اینکه نقشه‌های موضوعی مربوط به آلتراسیون و جنس سنگ دارای ماهیت معنایی و اسمی^۱ می‌باشند، با استفاده از نظرات کارشناسی ارزش‌دهی شدند (جدول ۲). در گام بعدی مقادیر تمام نقشه‌های فاکتور بین ۰ تا ۱۰۰ نرمال گشتند. مقادیر نقشه‌های فاکتور در محل‌های چاه‌های اکتشافی به‌عنوان ورودی‌ها و میزان درصد خلوص مس به‌عنوان خروجی بردارهای آموزشی و کنترل در نظر گرفته شدند.

۵- پیاده‌سازی

۵-۱- پیاده‌سازی سیستم استنتاج‌گر فازی با استفاده از تقسیم‌بندی فضای ورودی-خروجی

در این روش با تقسیم‌بندی فضای ورودی و خروجی ایجادشده توسط داده‌های آموزشی و بررسی آن‌ها در این فضای تقسیم‌بندی شده، به استخراج توابع عضویت و قوانین فازی اقدام می‌شود که این یکی دیگر از نوآوری‌های تحقیق به شمار می‌آید. این روش بر اساس توابع عضویت مثلثی بنا شده است، ولی قابل‌تعمیم برای انواع دیگر توابع عضویت است. باین‌وجود در این تحقیق از توابع عضویت مثلثی استفاده گردید. نکته قابل‌توجه در این روش تعیین تعداد زیر بخش‌هایی (S) است که هر متغیر ورودی و خروجی باید به آن تعداد تقسیم‌بندی شود. این تعداد می‌تواند از یک متغیر به متغیر دیگر متفاوت باشد، اما به‌منظور سادگی بیشتر، این تعداد برای تمامی متغیرها یکسان فرض شده است. برای تعیین S چندین سیستم استنتاج‌گر فازی به ازای مقادیر مختلف S

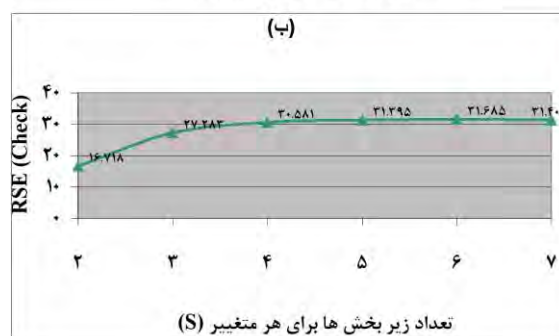
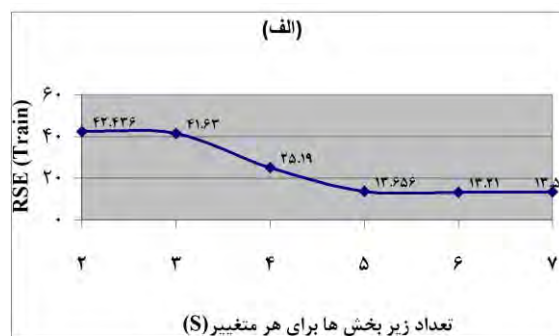
^۱ Nominal

۵. الف و روند صعودی نمودار ۵. ب از $S = 2$ شروع شده است، می‌توان فهمید که انطباق بیش‌ازحد به ازای مقادیر بزرگ‌تر از $S = 2$ اتفاق افتاده است. بنابراین بهترین سیستم استنتاج‌گر فازی به ازای $S = 2$ ایجاد می‌شود. در صورتی که تعداد زیر بخش‌ها برابر ۲ انتخاب شود، ۲ تابع عضویت برای هر متغیر و ۲۰ قانون در پایگاه دانش فازی ایجاد می‌شوند. در ادامه با وارد کردن تمامی نقشه‌های فاکتور به سیستم استنتاج‌گر فازی بدست آمده و محاسبه خروجی، نقشه پتانسیل معدنی تهیه شد (شکل ۶).

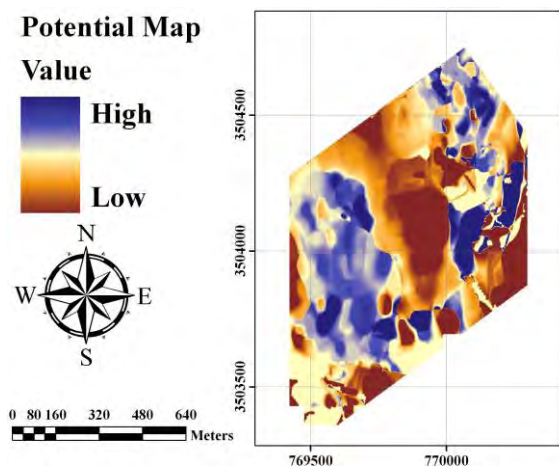
۵-۲- پیاده‌سازی سیستم استنتاج‌گر فازی عصبی

در اولین مرحله برای بکارگیری سیستم‌های استنتاج‌گر فازی عصبی لازم است که تعداد توابع عضویت فازی مورد استفاده برای هر معیار تعیین شود. در صورتی که تعداد توابع عضویت به‌منظور انعطاف‌پذیری مناسب سیستم استنتاج‌گر فازی برابر ۳ انتخاب شود، سیستم استنتاج‌گر فازی تاکاگی-سوجینو درجه اول دارای ۱۹۶۸۸۴ مجهول و سیستم استنتاج‌گر فازی تاکاگی-سوجینو درجه صفر دارای ۱۹۷۳۷ مجهول خواهد بود. بنابراین حتی در صورت استفاده از سیستم استنتاج‌گر فازی تاکاگی-سوجینو درجه صفر نمی‌توان ۱۹۷۳۷ مجهول را با ۲۳ داده آموزشی به‌خوبی برآورد نمود. برای کاهش تعداد مجهولات، می‌توان تعداد توابع عضویت برای هر معیار را کاهش داد که این امر منجر به کاهش انعطاف‌پذیری سیستم استنتاج‌گر فازی می‌شود. کاهش تعداد متغیرهای ورودی (معیارها، ابعاد داده‌ها) راه دیگری است که در این تحقیق مورد استفاده قرار گرفت. در این تحقیق از روش مؤلفه‌های اصلی جهت کاهش ابعاد داده‌ها استفاده گردید [۲۹]. روش مؤلفه‌های اصلی یک روش آماری مفید است که یک فضای چندبعدی را به فضایی با ابعاد کمتر به‌گونه‌ای انتقال می‌دهد که تغییرات موجود در این داده‌ها تا حد امکان حفظ شود. این تحلیل، محورهای جدیدی را در امتداد خط بیشینه واریانس داده‌ها رسم می‌کند. یکی از محورهای مؤلفه اصلی، اطلاعات بیشتری نسبت به مؤلفه دیگر شامل می‌شود که مؤلفه اصلی اول ($PC1$) نامیده می‌شود. مؤلفه اصلی دوم ($PC2$) عمود بر مؤلفه اصلی اول است. مؤلفه‌های اصلی در حقیقت همان مقادیر ویژه بردار ماتریس واریانس کوواریانس هستند.

ایجاد می‌شود. سپس میزان مجذور مجموع مربع خطاهای (RSE) داده‌های آموزشی و کنترل، محاسبه و با مقایسه آن‌ها بهترین سیستم استنتاج‌گر فازی تعیین می‌گردد. شکل ۵ مقادیر خطای برآورد داده‌های آموزشی و کنترل را به ازای مقادیر مختلف S نشان می‌دهد.



شکل ۵- مقادیر خطای برآورد داده‌های آموزشی و کنترل توسط سیستم استنتاج‌گر فازی به ازای مقادیر مختلف S



شکل ۶- نقشه پتانسیل معدنی با استفاده از سیستم استنتاج‌گر فازی بدست آمده از تقسیم‌بندی فضای ورودی خروجی

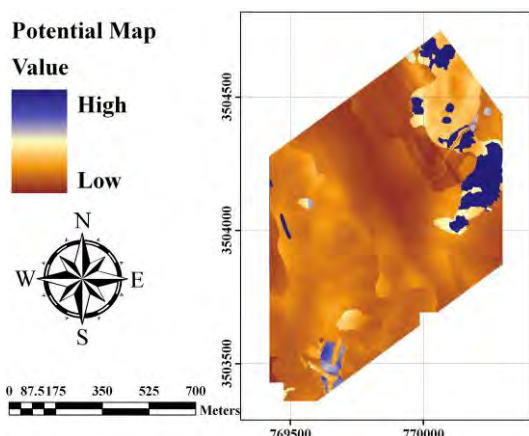
در شکل ۵، نمودار خطای برآورد داده‌های آموزشی دارای روند نزولی (الف) و نمودار خطای داده‌های کنترل دارای روند صعودی (ب) است. این مسئله نشان‌دهنده انطباق بیش‌ازحد است. به دلیل اینکه روند نزولی نمودار

^۱ Principal components approach

جدول ۳ مقادیر ویژه و بردارهای ویژه حاصل از هر مقدار ویژه را برای دو مؤلفه اول که دارای بیشترین مقدار ویژه در میان سایر مقادیر ویژه می‌باشند را نشان می‌دهد. در شکل ۷ دو مؤلفه اول که تا حدود زیادی اطلاعات ۹ نقشه معیار را در بردارند، نشان داده شده‌اند.

جدول ۳- مقادیر ویژه و بردارهای ویژه حاصله برای دو مؤلفه اول

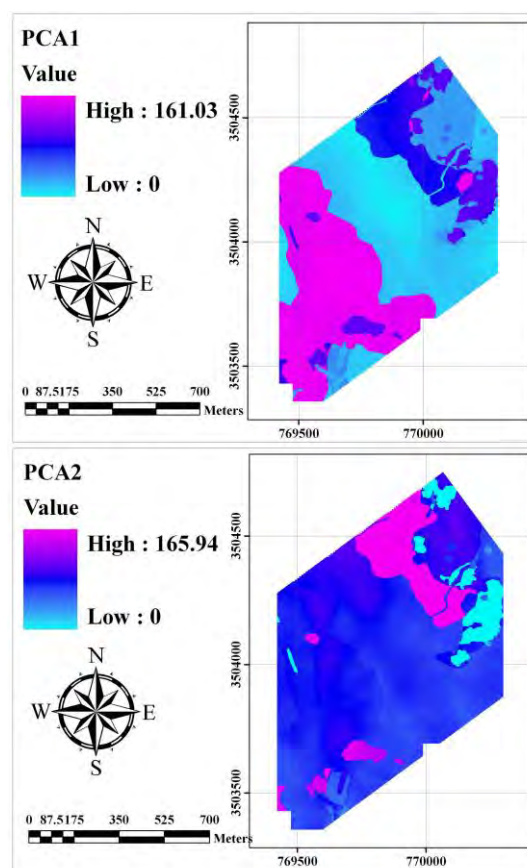
شماره مؤلفه (مقدار ویژه)		نقشه معیار
۱ (۲۷۶۶)	۲ (۵۳۹)	آتراسیون
۰,۶۹۹	-۰,۶۵۷	سنگ‌شناسی
۰,۶۸۷	۰,۷۰۲	فاصله از گسل
-۰,۱۶۷	۰,۱۳۹	شارژ ایلپیت
۰,۰۶۱	۰,۰۰۹	مقاومت ظاهری
۰,۴۰	-۰,۱۴۳	فاکتور فلزی
-۰,۰۱۴	۰,۱۱۱	شدت کل میدان مغناطیسی
-۰,۰۱۳	-۰,۱۲۷	مشقت دوم شدت کل میدان مغناطیسی
۰,۰۰۸	-۰,۰۴۰	آنومالی ژئوشیمیایی
۰,۰۷۶	۰,۰۷۷	



شکل ۸- نقشه پتانسیل معدنی زمین‌شناسی بدست آمده با استفاده از سیستم استنتاج‌گر فازی عصبی

۵-۳- پیاده‌سازی شبکه عصبی ژنتیک

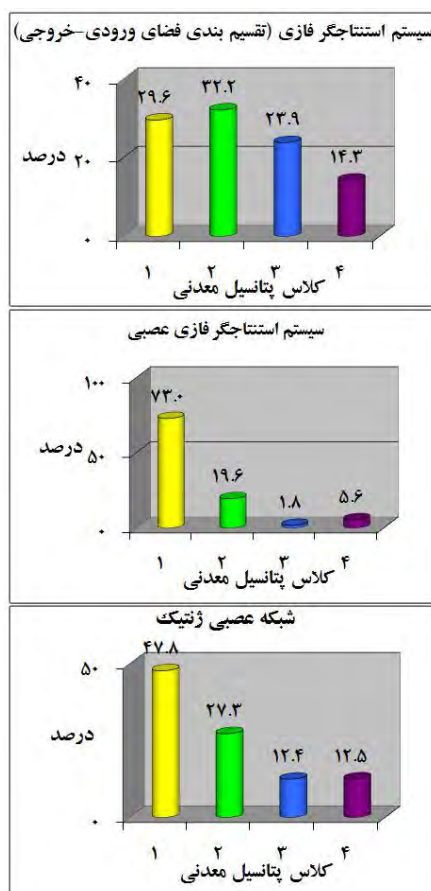
شبکه‌های عصبی مصنوعی یکی از انواع سیستم‌های هوشمند هستند که با توجه به قابلیت یادگیری نهفته در آن‌ها، می‌توانند روشی مناسب برای تهیه نقشه پتانسیل معدنی باشند. عملکرد شبکه عصبی مصنوعی برای یک مسئله خاص (تهیه نقشه پتانسیل معدنی) بستگی به معماری آن دارد. در این تحقیق از الگوریتم ژنتیک برای تعیین تعداد بهینه لایه‌های پنهان شبکه عصبی و تعداد نرونها موجود در هر لایه پنهان استفاده شد. لازم به ذکر است که تعداد نرون‌های موجود در دولایه ورودی و خروجی بستگی به ابعاد داده‌های ورودی و خروجی دارد و در نتیجه نیازی به استفاده از الگوریتم ژنتیک برای تعیین تعداد نرون‌های موجود در این دولایه نیست. تعداد نرون‌های لایه ورودی برابر ۹ (تعداد نقشه‌های معیار) و تعداد نرون‌های لایه خروجی به دلیل وجود یک خروجی (درصد خلوص مس) برابر یک انتخاب شدند. همچنین به‌منظور جلوگیری از انطباق بیش‌ازحد، حداکثر تعداد لایه‌های پنهان برابر ۵ و حداکثر تعداد نرون‌ها



شکل ۷- نمایش دو مؤلفه اصلی

در صورت استفاده از دو مؤلفه و سه تابع عضویت فازی برای هر مؤلفه در سیستم استنتاج‌گر فازی تاکاگی-سوجینو درجه صفر، تعداد مجهولات برابر ۲۱ است و این

نقشه پتانسیل معدنی مورد ارزیابی قرار گیرند. نقشه‌های پتانسیل معدنی با استفاده از روش برش طبیعی^۲ که نقاط با تغییرات شدید را به‌عنوان حد تمایز انتخاب می‌کند، به چهار کلاس تقسیم‌بندی شدند. با بررسی مساحت هر کلاس نسبت به کل مساحت منطقه می‌توان راجع به نقشه‌های پتانسیل معدنی بدست آمده از هر روش قضاوت بهتری نمود. شکل ۱۰ این مقادیر را برای روش‌های مختلف نشان می‌دهد. در این شکل رنگ تیره‌تر به معنی کلاس با پتانسیل معدنی بالاتر و رنگ روشن‌تر به معنی کلاس با پتانسیل معدنی کمتر است. با توجه به شکل می‌توان استنباط نمود که سیستم استنتاج‌گر فازی بدست آمده از تقسیم‌بندی فضای ورودی-خروجی خروجی درصد بالاتری از منطقه را به‌عنوان کلاس با پتانسیل بالا معرفی می‌کند و به‌طور کلی منطقه را مناسب‌تر (خوش‌بینانه‌تر) نسبت به سایر روش‌ها پیش‌بینی کرده است. همچنین سیستم استنتاج‌گر فازی عصبی کمترین درصد از منطقه را به‌عنوان کلاس با پتانسیل بالا معرفی می‌کند و منطقه را غیر مناسب‌تر (بدبینانه) نسبت به سایر روش‌ها پیش‌بینی می‌کند.

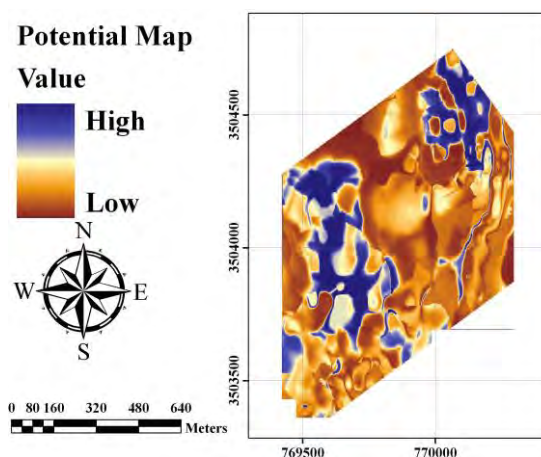


شکل ۱۰- مقایسه درصد مساحت کلاس‌های مختلف به تفکیک روش‌ها

^۲ Natural Break

برابر ۲۰ انتخاب شدند. بنابراین هر کروموزوم دارای ۵ ژن با مجموع مقادیر ژنی کوچک‌تر از ۲۰ است.

خطای برآورد داده‌های آموزشی ($RMSE$) به‌عنوان تابع ارزیاب‌در نظر گرفته شد. از روش ادغام دونقطه و جهش با نرخ‌های ۰.۷ و ۰.۱ استفاده گردید. نتایج حاصل‌شده نشان دادند یک شبکه عصبی مصنوعی با ۱ لایه پنهان که در آن ۸ نرون وجود دارد بهترین عملکرد را خواهد داشت. میزان خطای برآورد داده‌های آموزشی و کنترل به ترتیب برابر ۴.۱۵ و ۶.۹۵ است. درنهایت برای تهیه نقشه پتانسیل معدنی مقادیر ۹ نقشه فاکتور به ازای هر پیکسل وارد شبکه عصبی شدند و خروجی شبکه عصبی محاسبه شد. شکل ۹ نقشه پتانسیل معدنی بدست آمده از شبکه عصبی ژنتیک را نشان می‌دهد.



شکل ۹- نقشه پتانسیل معدنی زمین‌شناسی بدست آمده با استفاده از شبکه عصبی ژنتیک

۶- بحث و تحلیل نتایج

محاسبات نرم یک حوزه علمی چند شاخه‌ای است که باهدف ایجاد نسل جدیدی از هوش مصنوعی تحت عنوان هوش محاسباتی ایجاد گردید. هدف اصلی محاسبات نرم توسعه ماشین‌های هوشمند برای حل مسائل غیرخطی و مسائل غیرقابل حل توسط روش‌های تحلیل ریاضی است. در این تحقیق سیستم‌های استنتاج‌گر فازی و شبکه‌های عصبی ژنتیک از حوزه محاسبات نرم برای تهیه نقشه پتانسیل معدنی مورد استفاده قرار گرفتند.

برای بررسی عملکرد سیستم‌های استنتاج‌گر فازی و شبکه عصبی ژنتیک، لازم است نتایج حاصل از آن‌ها در تهیه

^۱ Fitness

مسئله دیگری که بررسی آن حائز اهمیت است، تعیین بهترین روش از میان ۳ روش پیشنهادی است. برای ارزیابی عملکرد روش‌های موجود از معیار مجموع جذر میانگین مربعات خطا برای داده‌های آموزشی ($RMSE_{Tr}$) و جذر میانگین مربعات خطا برای داده‌های کنترل ($RMSE_{Ch}$) استفاده شد. جدول ۴ مقادیر مجموع $RMSE_{Ch}$ و $RMSE_{Tr}$ را که از کوچک به بزرگ مرتب‌شده‌اند برای تمامی روش‌ها نشان می‌دهد. همان‌طور که از جدول ۴ مشخص است، شبکه عصبی ژنتیک بالاترین دقت را نسبت به سایر روش‌ها دارد. برای بررسی بیشتر نتایج، مقایسه‌ای بر اساس درصد قرارگیری

چاه‌های اکتشافی با پتانسیل بالای معدنی در کلاس‌های ۳ و ۴ (پتانسیل معدنی بالا) و چاه‌های اکتشافی با پتانسیل معدنی کم در کلاس‌های ۱ و ۲ (پتانسیل معدنی کم) انجام گرفت (جدول ۵). جدول ۵ مجدداً نشان‌دهنده این است که شبکه عصبی ژنتیک دارای بالاترین دقت است. بررسی نتایج حاصل از مطالعات انجام‌شده و مقایسه آن‌ها با روش‌های مورد استفاده در این تحقیق نشان می‌دهد که روش‌های استنتاج‌گری به دلیل دارا بودن ویژگی‌هایی نظیر اعتمادپذیری، استحکام و صحت بالا دارای عملکرد بهتری هستند.

جدول ۴- مقایسه کمی روش‌ها مختلف بر اساس برآورد خطا برای داده‌های آموزشی و داده‌های کنترل

روش	$RMSE_{Ch} + RMSE_{Tr}$
شبکه عصبی ژنتیک	۳,۹۸
سیستم استنتاج‌گر فازی عصبی	۱۵,۰۰
سیستم استنتاج‌گر فازی (تقسیم‌بندی فضای ورودی-خروجی)	۱۶,۳۳

جدول ۵- مقایسه کمی نتایج حاصل از روش‌های مختلف بر اساس میزان قرارگیری چاه‌های اکتشافی در کلاس‌های مختلف پتانسیل معدنی

سیستم استنتاج‌گر فازی (تقسیم‌بندی فضای ورودی-خروجی)			شبکه عصبی ژنتیک
سیستم استنتاج‌گر فازی عصبی			
درصد چاه‌های اکتشافی با پتانسیل معدنی بالا در نواحی پیش‌بینی‌شده با پتانسیل معدنی بالا	۱۰۰٪	۲۳٪	۸۵٪
درصد چاه‌های اکتشافی با پتانسیل معدنی پایین در نواحی پیش‌بینی‌شده با پتانسیل معدنی پایین	۸۰٪	۱۰۰٪	۱۰۰٪

۷- نتیجه‌گیری

استفاده از روش‌های استنتاجی هوشمند در مسائل مکانی، باعث حرکت سامانه‌های اطلاعات مکانی به سمت هوشمندی شده است. معمولاً در چنین مسائلی ماهیت داده‌ها به‌گونه‌ای است که ممکن است در پردازش‌ها، مدل‌سازی‌ها و تحلیل‌ها، عدم قطعیت به وجود آید و به همین دلیل استفاده از محاسبات نرم در برخی از کاربردها مفید خواهد بود. سیستم‌های استنتاج‌گر فازی یکی از راهبردهای اخذشده از محاسبات نرم است.

هسته اصلی یک سیستم استنتاج‌گر فازی پایگاه دانش فازی بوده که از توابع عضویت و قوانین "اگر-آنگاه" فازی تشکیل شده است. ایجاد یک سیستم استنتاج‌گر فازی مستلزم ایجاد پایگاه دانش فازی است. پایگاه دانش فازی

می‌تواند بر اساس تجربه و دانش فرد خبره و یا مشاهدات محیطی ایجاد گردد. در این تحقیق از مشاهدات محیطی (داده‌های ورودی-خروجی) برای استخراج پایگاه دانش استفاده شد. روش‌های مختلفی برای ایجاد سیستم‌های استنتاج‌گر فازی با استفاده از داده‌ها وجود دارند که دو روش تقسیم‌بندی فضای ورودی-خروجی و شبکه عصبی مورد استفاده قرار گرفتند. به‌منظور بررسی و مقایسه عملکرد سیستم‌های استنتاج‌گر فازی به پیاده‌سازی یکی از رایج‌ترین فن‌ها از محاسبات نرم یعنی شبکه‌های عصبی مصنوعی نیز پرداخته شد. برای تقویت عملکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی، از الگوریتم ژنتیک استفاده گردید. شبکه عصبی ژنتیکی کاملاً مبتنی بر داده بوده و نقش دانش تصمیم‌گیر را در تعیین تأثیر معیارها به حداقل ممکن می‌رساند. در نهایت نتایج نشان دادند که شبکه عصبی

نسبی به داده‌ها و عدم‌کفایت آن‌ها و وجود کارشناس پیشنهاد می‌گردند.

تشکر و قدردانی

بدین‌وسیله از همکاری صمیمانه شرکت ملی صنایع مس ایران به دلیل در اختیار قرار دادن داده‌های مورد نیاز سپاسگزاری می‌نماییم.

ژنتیک بالاترین دقت را نسبت به سایر روش‌ها دارا است. اما باید اشاره نمود که شبکه عصبی ژنتیکی به دلیل عدم امکان واردسازی دانش کارشناسی و استفاده محض از داده‌های موجود، در شرایط اطمینان بالا به داده‌ها و فراگیر بودن و کافی بودن داده‌ها پیشنهاد می‌شود. همچنین سیستم‌های استنتاج‌گر فازی ژنتیک به دلیل امکان واردسازی دانش کارشناسی، در شرایط اطمینان

مراجع

- [1] V. Paliulionis, (2000). "Intelligent GIS: Architectural Issues and Implementation Methods." Informatica, Vol. 11, No. 3, pp. 269-280.
- [2] L. A. Zadeh, (1965). "Fuzzy sets." Information and Control, Vol. 8, No. 3, pp. 338-353.
- [3] E. J. M. Carranza and M. Hale, (2001). "Geologically constrained fuzzy mapping of gold mineralization potential, Baguio district, Philippines." Natural Resources Research, Vol. 10, No. 2, pp. 125-136.
- [4] Q. Cheng and F. P. Agterberg, (1998). "Fuzzy Weights of Evidence Method and Its Application in Mineral Potential Mapping." Natural Resources Research, Vol. 8, No. 1, pp. 27-35.
- [5] X. Luo and R. Dimitrakopoulos, (2003). "Data-driven fuzzy analysis in quantitative mineral resource assessment." Computers & Geosciences, Vol. 29, No. 1, pp. 3-13.
- [6] R. Shad, M. S. Mesgari, A. abkar, and A. Shad, (2009). "Predicting air pollution using fuzzy genetic linear membership kriging in GIS." Computers, Environment and Urban Systems, Vol. 33, No. 6, pp. 472-481.
- [7] T. V. Reshmidevi, T. I. Eldho, and R. Jana, (2009). "A GIS-integrated fuzzy rule-based inference system for land suitability evaluation in agricultural watersheds." Agricultural Systems, Vol. 101, No. 1-2, pp. 101-109.
- [8] O. Al-Jarrah and H. Abu-Qdais, (2006). "Municipal solid waste landfill siting using intelligent system." Waste Management, Vol. 26, No. 3, pp. 299-306.
- [9] T. Cay and F. Iscan, (2011). "Fuzzy expert system for land reallocation in land consolidation." Expert Systems with Applications, Vol. 38, No. 9, pp. 11055-11071.
- [10] M. Aslani, A.A. Alesheikh and R. Shad (2011). "Landslide Susceptibility Mapping, Using Fuzzy Inference System and GIS (Case Study: Sections of Mazandaran Province)". Iranian Journal of Remote Sensing & GIS, Vol. 2, No. 2, pp. 35-54.
- [11] O. Cordón, F. Herrera, F. Hoffmann, and L. Magdalena, (2001), "Genetic fuzzy systems :evolutionary tuning and learning of fuzzy knowledge bases." Singapore: World Scientific Pub Co Inc.
- [12] A. K. Porwal, "Mineral Potential Mapping with Mathematical Geological Models," Ph.D., Department of Geosciences, Utrecht University, Enschede, Netherlands, 2006.
- [13] M. H. Vahidnia, A. A. Alesheikh, A. Alimohammadi, and F. Hosseinali, (2010). "A GIS-based Neuro-fuzzy Procedure for Integrating Knowledge and Data in Landslide Susceptibility Mapping." Computers & Geosciences, Vol. 36, No. 9, pp. 1101-1114.
- [14] A. Porwal, E. J. M. Carranza, and M. Hale, (2004). "A Hybrid Neuro-Fuzzy Model for Mineral Potential Mapping." Mathematical Geology, Vol. 36, No. 7, pp. 803-826.

- [15] P. Tahmasebi and A. Hezarkhani, (2010). "Application of Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System for Grade Estimation; Case Study, Sarcheshmeh Porphyry Copper Deposit, Kerman, Iran." *Australian Journal of Basic and Applied Sciences*, Vol. 4, No. 3, pp. 408-420.
- [16] K.-L. Du and M. N. S. Swamy, (2006), "Neural Networks in a Softcomputing Framework." London: springer.
- [17] M. H. Vahidnia, A. A. Alesheikh, A. Alimohammadi, and F. Hosseinali, (2009). "Landslide Hazard Zonation Using Quantitative Methods in GIS." *International Journal of Civil Engineering*, Vol. 7, No. 3, pp. 176-189.
- [18] F. Hosseinali and A. A. Alesheikh, (2008). "Weighting Spatial Information in GIS for Copper Mining Exploration." *American Journal of Applied Sciences* Vol. 5, No. 9, pp. 1187-1198.
- [19] E. P. Leite and C. R. d. S. Filho, (2008). "Probabilistic neural networks applied to mineral potential mapping for platinum group elements in the Serra Leste region, Carajás Mineral Province, Brazil." *Computers & Geosciences*, Vol. 35, No. 3, pp. 675-687.
- [20] W. M. Brown, T. D. Gedeon, D. I. Groves, and R. G. Barnes, (2000). "Artificial neural networks: a new method for mineral prospectivity mapping." *Australian Journal of Earth Sciences*, Vol. 47, No. 4, pp. 757-770.
- [21] J. Arifovic and R. Gencay, (2001). "Using genetic algorithms to select architecture of a feedforward artificial neural network." *Physica A*, Vol. 289, No. 3-4, pp. 574-594.
- [22] Y.-h. Chen and F.-J. Chang, (2009). "Evolutionary artificial neural networks for hydrological systems forecasting." *Journal of Hydrology*, Vol. 367, No. 1-2, pp. 125-137.
- [23] P. Tahmasebi and A. Hezarkhani, (2012). "A hybrid neural networks-fuzzy logic-genetic algorithm for grade estimation." *Computers & Geosciences*, Vol. 42, No. pp. 18-27.
- [24] M. Aslani, A.A. Alesheikh and S. M. Kalantari (2013). "Extraction of Fuzzy Knowledge Base for Weighting & Integrating Spatial Layers in a GIS Environment (Case Study: Mineral Potential Mapping)". *Journal of spatial planning*, Vol. 17 و No. 1 و pp. 21-42.
- [25] T. J. Ross, (2004), "Fuzzy logic with engineering applications." England: (2th ed.). Wiley Pub.
- [26] L.-X. Wang and J. M. Mendel, (1992). "Generating Fuzzy Rules by Learning from Examples." *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. 22, No. 6, pp. 1414-1427.
- [27] X. Yao, (1999). "Evolving Artificial Neural Networks." *Proceedings of the IEEE*, Vol. 87, No. 9, pp. 1423-1447.
- [28] M. Karimi, M.J. Valadan Zoej, H. Ebadi and N. Saheb Zaman (2007). "Mineral Potential Mapping of Copper Minerals Using Geographical Information System (GIS)". *Geosciences*, Vol. 17 و No. 67 و pp. 170-18.
- [29] J. C. Davis, (2002), "Statistics and Data Analysis in Geology ". New York: John Wiley and Sons.