

بکارگیری روش شبکه عصبی احتمالاتی به منظور طبقه‌بندی عیار کانسار مس علی‌آباد یزد

رضا احمدی^{۱*}، مسعود لشگری آهنگرانی^۲

پذیرش مقاله: ۹۹/۱۱/۰۶

دریافت مقاله: ۹۹/۰۶/۲۰

چکیده

در پژوهش حاضر شبکه عصبی احتمالاتی مبتنی بر الگوریتم احتمالاتی بایزین برای طبقه‌بندی عیار کانسار مس علی‌آباد یزد بکار گرفته شد. برای این منظور از داده‌های ژئوفیزیکی قطبش القایی (IP) و مقاومت ویژه (RS) و اطلاعات زمین‌شناسی نوع سنگ مغزه‌های حفاری گمانه‌های اکتشافی واقع بر روی چهار پروفیل ژئوفیزیکی به نام‌های DD-1، PD-2، PD-3 و PD-4 به عنوان پارامترهای ورودی و پارامتر عیار مس گمانه‌ها به عنوان پارامتر هدف استفاده شد. برای دست‌یابی به مقصود بطور تصادفی تعداد ۴۸۸، ۵۲۸، ۱۸۸ و ۴۵۶ داده به ترتیب از مقاطع منطبق بر پروفیل‌های ژئوفیزیکی DD-1، PD-2، PD-3 و PD-4 برداشت شد که ۷۵ درصد از کل داده‌ها برای یادگیری و ۲۵ درصد برای ارزیابی عملکرد شبکه عصبی احتمالاتی انتخاب شد. عملکرد رویکرد پیشنهادی از طریق نسبت مجموع داده‌های روی قطر اصلی به کل داده‌های آزمون توسط ماتریس درهم-آمیختگی و تعیین خطای کامیژن و آمیژن، مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج پژوهش نشان می‌دهند که شبکه عصبی احتمالاتی توانسته داده‌های آزمون مربوط به پروفیل‌های DD-1، PD-2، PD-3 و PD-4 را به ترتیب با ۶۰، ۷۴، ۶۰ و ۸۳/۳ درصد دقت برآورد نماید که با توجه به نوع داده‌های دردسترس، قابل قبول می‌باشند. همچنین نتایج از طریق ترسیم نقشه هم‌عیار چهار مقطع اکتشافی منطبق بر پروفیل‌های ژئوفیزیکی، به کمک داده‌های عیارسنجی گمانه‌های اکتشافی، شبکه‌بندی و درون‌یابی شبکه با استفاده از روش تخمین دقیق کریجینگ، بطور کیفی مورد ارزیابی قرار گرفت که نتایج مطلوبی حاصل شد.

کلید واژه‌ها: کانسار مس علی‌آباد یزد، شبکه عصبی احتمالاتی بایزین، مقاومت ویژه و قطبش القایی، نوع سنگ، عیار

^۱. عضو هیات علمی گروه مهندسی معدن، دانشگاه صنعتی اراک Rezahmadi@gmail.com

^۲. دانش‌آموخته کارشناسی ارشد مهندسی اکتشاف معدن، دانشگاه صنعتی اراک، اراک

* مسئول مکاتبات

۱. مقدمه

تخمین عیار ماده معدنی و تعیین نحوه توزیع آن در یک کانسار یا یک محدوده از آن، از مهمترین کارهای متخصصین علوم زمین به شمار می‌رود که طراحی شیوه استخراج ماده معدنی نیز به آن بستگی دارد. تقریباً در مورد تمام کانسارهای فلزی روش مرسوم تخمین عیار در نقاط مختلف کانسار بدین صورت است که با استفاده از حفر گمانه‌های متعدد در سرتاسر محدوده، عیار ماده معدنی مورد نظر در طول گمانه‌ها تعیین شده و نهایتاً تلاش می‌شود تا با استفاده از روش‌های تخمین، ارتباط فضایی میان نقاط برداشت تعیین گردد و به کمک آن، عیار در سایر نقاط کانسار تخمین زده شود. بدیهی است در روش مذکور هرچه تعداد گمانه‌های حفاری شده بیشتر باشد، ارتباط فضایی به دست آمده قابل اطمینان‌تر است و نتیجه دقیق‌تری را عاید می‌کند. اما زمان‌بر و پرهزینه بودن عملیات حفاری گمانه‌ها موجب شده تا از روش‌هایی که به طور غیرمستقیم به تخمین عیار کانسار می‌پردازند، استقبال بیشتری شود. منظور از روش‌های غیرمستقیم به دست آوردن روابط میان پارامترهای قابل اندازه‌گیری از سطح زمین و عیار کانی مورد نظر است که در ادامه می‌توان با استفاده از این روابط، عیار را در نقاط مختلف کانسار با استفاده از پارامترهای اندازه‌گیری شده در سطح زمین، تخمین زد. البته همواره حفر تعداد معدودی گمانه در این موارد نیز گریزناپذیر است.

به منظور افزایش هم‌پوشانی اطلاعات و دست‌یابی به بالاترین سطح دقت، معمولاً در سطح زمین چند پارامتر شاخص اندازه‌گیری می‌شود که ممکن است به تنهایی رابطه قابل قبولی با پارامتر هدف نداشته باشند. برای برقراری ارتباط میان این پارامترها با پارامتر هدف معمولاً از آنها به‌طور هم‌زمان استفاده می‌شود و برای به کارگیری آنها به‌طور هم‌زمان، بایستی از روش‌های آمار و احتمالاتی چندمتغیره استفاده نمود. یکی از این روش‌ها استفاده از الگوریتم احتمالاتی بایزین است. این الگوریتم عمدتاً به منظور رده‌بندی داده‌ها در طبقه‌های مختلف مورد استفاده قرار می‌گیرد و در پژوهش‌های مختلفی بهتر بودن

عملکرد آن در مقایسه با بسیاری از الگوریتم‌های دیگر، اثبات شده است (Huang et al., 2018; Li, 2011; Adeli and Panakkat, 2009; Leite and Souza Filho, 2009).

هدف از پژوهش حاضر بکارگیری روش شبکه عصبی احتمالاتی به منظور تخمین و طبقه‌بندی عیار کانسارها با هدف کاهش هزینه‌های اکتشافی است. برای دست‌یابی به هدف از داده‌های ژئوفیزیکی قطبش القایی (IP) و مقاومت ویژه (Rs) چهار پروفیل ژئوفیزیکی و اطلاعات زمین‌شناسی نوع سنگ-شناسی (Rock type) مغزه‌های حفاری ۲۶ حلقه گمانه اکتشافی کانسار مس علی‌آباد واقع در استان یزد به‌عنوان پارامترهای ورودی و تخمین پارامتر عیار مس به‌عنوان پارامتر هدف یا خروجی در چهار مقطع اکتشافی استفاده شد.

۲. زمین‌شناسی منطقه مورد مطالعه و فعالیت‌های اکتشافی

انجام شده

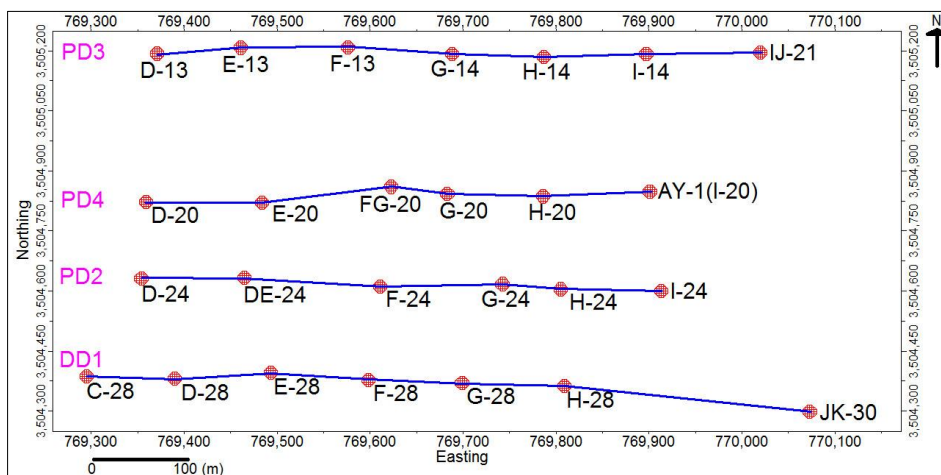
کانسار مس علی‌آباد در جنوب مرکزی ایران، در فاصله ۵۵ کیلومتری جنوب باختری شهرستان یزد، ۳۵ کیلومتری جنوب باختری شهرستان تفت و ۲ کیلومتری روستای دامک علی‌آباد در جنوب باختری چهارگوش توپوگرافی ۱:۲۵۰۰۰۰ علی‌آباد و نیمه جنوبی شیت زمین‌شناسی ۱:۱۰۰۰۰۰ خضرآباد بین طول جغرافیایی 768000E تا 771000E خاوری و عرض جغرافیایی 3503000N تا 3507000N شمالی قرار دارد. راه اصلی دسترسی به این کانسار، جاده آسفالتی یزد-تفت-علی-آباد می‌باشد. این کانسار بخش کوچکی از نقشه زمین‌شناسی با مقیاس ۱:۱۰۰۰۰۰ برگه علی‌آباد را شامل می‌شود. کانسار مورد مطالعه بر روی کمربند آمیزه رنگین قرار دارد. این کمربند از شمال باختری کشور شروع و به سمت جنوب خاوری ادامه پیدا می‌کند و دارای کانی‌های مختلف فلزی است که کانی‌سازی و تمرکز سولفوری در منطقه، بیشتر در سنگ‌های گرانودیوریتی دگرگون شده یافت می‌شود. براساس گزارش کانسارهای مس در ایران (۱۳۷۸) تنوع لیتولوژیکی در این منطقه بسیار فراوان بوده و قدیمی‌ترین سنگ‌های منطقه، سلسله جبال شیرکوه با سنگ‌های گرانیتی و گرانودیوریتی

حضور و نوع دگرسانی، تعیین نوع زون (هیپوژنی یا سوپرژنی بودن، اکسیده یا احیاء بودن، شسته شده بودن و غیره)، تعیین نوع کانی، شناسایی نوع فابریک یا بافت، رنگ ظاهری و تشخیص نوع ساخت صورت گرفته و در نهایت عیارسنجی انجام شده است.

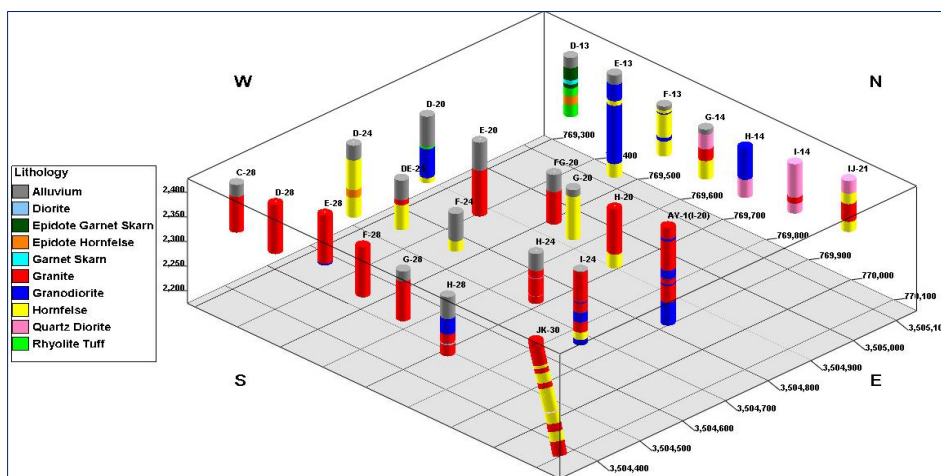
به منظور طرح تصویری از وضعیت لیتولوژی کانسار مس علی‌آباد یزد، با استفاده از نرم‌افزار Rockworks 16 مدل سه-بعدی چاه‌نگار (Strip-log) لیتولوژی گمانه‌های اکتشافی و مقاطع عرضی لیتولوژی منطبق بر پروفیل‌های ژئوفیزیکی، ترسیم شده است. نرم‌افزار Rockworks مجموعه کاملی از ابزارهای مورد نیاز برای تصویرسازی، مدل‌سازی و تحلیل داده‌های زمین‌شناسی و اکتشافی است و انجام مدل‌سازی‌های مختلف و نیز تهیه برش‌های مختلف از درون ساختارها را براساس نوع و میزان داده‌ها و اطلاعات اکتشافی در دسترس برای کاربران امکان‌پذیر می‌سازد (www.rockware.com). شکل ۲ چاه‌نگار لیتولوژی تمام گمانه‌های منطبق بر پروفیل-های ژئوفیزیکی کانسار مس علی‌آباد یزد را به صورت سه-بعدی نشان می‌دهد که در این شکل به‌طور واضح می‌توان واحدهای سنگی را مشاهده نمود. مطابق این شکل در منطقه مورد مطالعه، آبرفت‌های سطحی و سنگ‌های گرانیتی شده بیشترین سهم را دارند و بخش بالایی محدوده نیز از آبرفت-های سطحی، سنگ‌های گرانیتی شده، گرانودیوریتی و کوارتز-دیوریت تشکیل شده است. قسمت پایین آبرفت‌ها در نیمه جنوبی منطقه عمدتاً از واحدهای گرانیتی شده تشکیل شده است. در شکل ۳ به ترتیب از بالا به پایین مقطع عرضی لیتولوژی منطبق بر پروفیل‌های ژئوفیزیکی PD2، PD4، PD3 و DD1 نشان داده شده است.

می‌باشند که در شرق منطقه مورد مطالعه واقع شده‌اند (خویبی و همکاران، ۱۳۷۸). سازند سنگستان از سازندهای اصلی منطقه به شمار می‌رود که در منطقه یزد سطح بسیار زیادی را می‌پوشاند. در منطقه مورد مطالعه مرز زیرین این سازند بطور دگرشیب بر روی گرانیت‌های شیرکوه قرار گرفته است. ریخت کانسار، رگه و رگچه‌ای و پرکننده درزه و شکاف سنگ‌هاست. تیپ کانه‌زائی، استوک‌ورک بوده و شامل کانی-های آزوریت و مالاکیت همراه با مگنتیت و روتیل می‌باشد (صمان کاو، ۱۳۸۵).

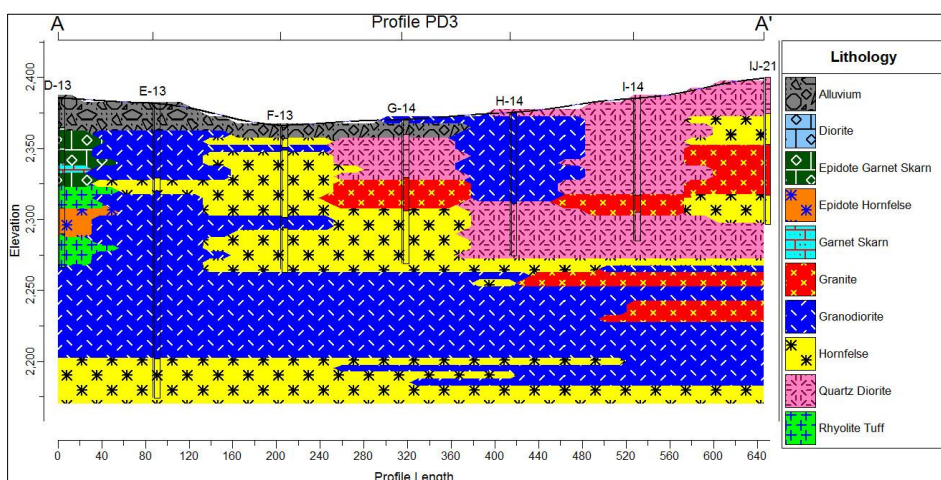
به منظور انجام اکتشافات ژئوفیزیکی، بررسی وجود و یا عدم وجود ماده معدنی، تعیین شکل، محدوده گسترش و عمق بی-هنجاری‌ها، محدوده مورد مطالعه با استفاده از روش‌های قطبش القایی و مقاومت ویژه ظاهری تحت پوشش عملیات ژئوفیزیکی قرار گرفت. ابتدا برداشت قطبش القایی و مقاومت ویژه ظاهری توسط آرایه مستطیلی با طول خط جریان AB مساوی با ۱۰۰۰ متر و فواصل الکترودی MN برابر با ۲۰ متر صورت گرفت. سپس برای بررسی بیشتر بی‌هنجاری‌های حاصل در عمق، دست‌یابی به اطلاعات بیشتر در مورد شکل و عمق بی‌هنجاری‌ها و تعیین ابعاد آنها، چهار شبه‌مقطع بارپذیری و مقاومت ویژه ظاهری به نام‌های DD-1، PD-2، PD-3 و PD-4 با آرایه قطبی-دوقطبی (پروفیل DD-1 با دو آرایه دوقطبی-دوقطبی و قطبی-دوقطبی) برداشت شده و تا عمق حدود ۲۵۰ متری از سطح زمین مطالعه شده است. در مجموع تعداد نقاط اندازه‌گیری شده برای بارپذیری و مقاومت ویژه ظاهری بالغ بر ۱۰۰۰ نقطه می‌باشد. همزمان با انجام عملیات ژئوفیزیکی تعداد ۷۵ حلقه گمانه اکتشافی، بطور پراکنده در سطح محدوده حفر شده که در مجموع حدود ۸۵۰۰ متر حفاری صورت گرفته است. نتایج عیارسنجی تعداد ۷۴ حلقه گمانه اکتشافی برای عنصر مس در دسترس می‌باشد. در شکل ۱ موقعیت چهار پروفیل ژئوفیزیکی برداشت شده DD-1، PD-2، PD-3، PD-4 و نیز ۲۶ حلقه گمانه اکتشافی حفر شده بر روی آنها نمایش داده شده است. بر روی مغزه-های حفاری، مطالعاتی نظیر تشخیص نوع سنگ، شناسایی

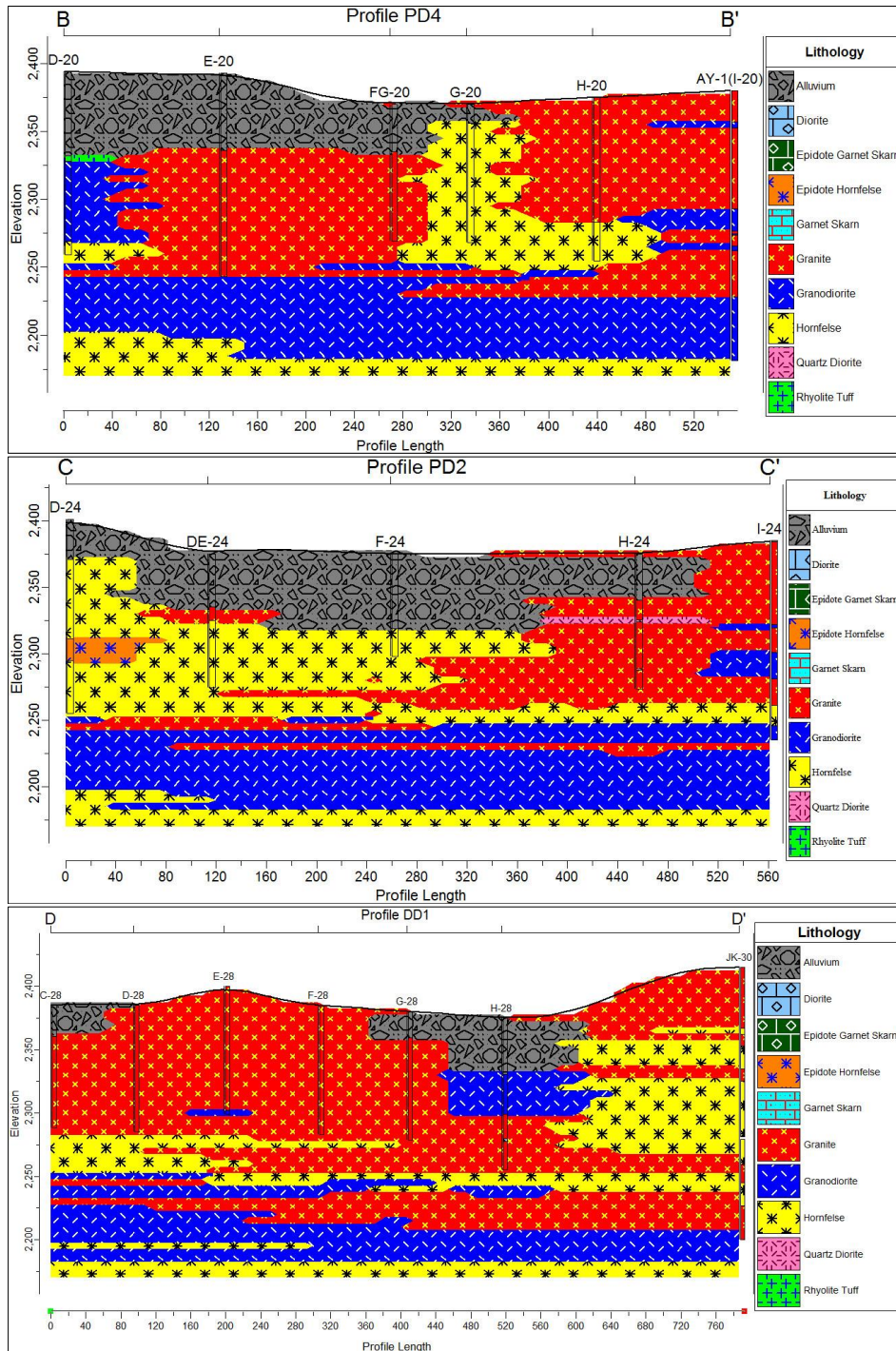


شکل ۱. موقعیت پروفیل‌های ژئوفیزیکی برداشت شده و گمانه‌های اکتشافی حفر شده بر روی آنها.



شکل ۲. نمایش سه‌بعدی چاه‌نگار لیتولوژی گمانه‌های اکتشافی منطبق بر پروفیل‌های ژئوفیزیکی کنسار مس علی‌آباد.





شکل ۳. مقطع عرضی لیتولوژی مناطق بر پروفیل‌های ژئوفیزیکی PD3، PD4، PD2 و DD1 به ترتیب از بالا به پایین.

۳. روش‌شناسی پژوهش

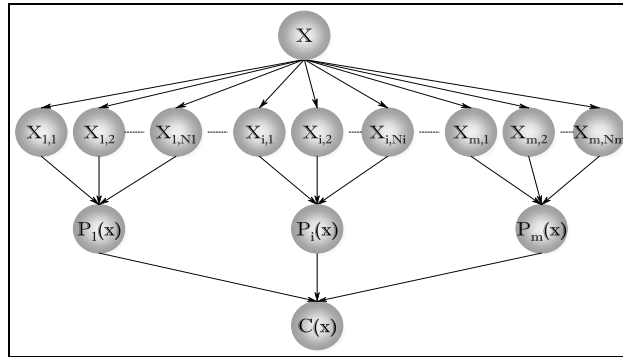
۳-۱. معرفی شبکه عصبی احتمالاتی

شبکه عصبی احتمالاتی برای اولین بار در سال ۱۹۹۰ توسط اسپکت معرفی شد (Specht, 1990). شبکه عصبی احتمالاتی به‌عنوان یک ابزار قوی قادر به تخمین و طبقه‌بندی داده‌ها

است و مهم‌ترین کاربرد شبکه‌های عصبی احتمالاتی نیز طبقه‌بندی داده‌هاست (Murphy, 2012; Bishop, 2006). این شبکه مطابق شکل ۴ از چهار لایه مختلف شامل لایه ورودی، لایه الگو، لایه تجمیع و در نهایت لایه تصمیم‌گیری تشکیل

فاصله بین داده جدید را با تک تک نمونه‌های آموزشی درون این لایه تعیین کند (Mao et al., 2000).

می‌شود. لایه اول تنها وظیفه دریافت داده جدید را بر عهده دارد. در لایه دوم تعدادی نمونه آموزشی برای هر طبقه در نظر گرفته می‌شود و این لایه وظیفه دارد مطابق رابطه (۱)



شکل ۴. ساختار شبکه عصبی احتمالاتی.

متغیر هدف می‌پردازد. در پژوهش حاضر داده‌های ژئوفیزیکی IP و Rs و پارامتر کیفی نوع سنگ مربوط به گمانه‌های واقع بر روی پروفیل‌های ژئوفیزیکی، به‌عنوان ورودی شبکه عصبی احتمالاتی هر پروفیل و عیار مس به عنوان متغیر هدف انتخاب شدند. داده‌های ژئوفیزیکی IP و Rs برداشت شده با آرایه دوقطبی - دوقطبی به نقاط مشخصی در درون زمین نسبت داده می‌شود حال آن‌که اطلاعات سنگ-شناسی تنها در درون گمانه‌ها موجود است، به‌عبارت‌دیگر همه این اطلاعات یکجا در تمامی نقاط یا نقاط مشخص یکسانی در درون زمین، در دسترس نیست. بنابراین به‌منظور امکان استفاده از تمامی اطلاعات در نقاط مشخص یکسان و آماده‌سازی داده‌های ژئوفیزیکی IP و Rs به عنوان ورودی شبکه عصبی احتمالاتی، لازم است تا مقادیر آنها در نقاط مشخص درون زمین معلوم شود. بنابراین این پارامترها برای هر پروفیل، در یک محدوده مشخص و یکسان بعد از یک شبکه‌بندی معین و برابر و درونیابی مقادیر آنها، تعیین شد.

از آنجایی‌که داده‌های نوع سنگ کیفی هستند، برای ورود به شبکه عصبی احتمالاتی لازم است که به صورت کمی درآیند. برای این منظور میانگین داده‌های عیارسنجی مس مربوط به تک‌تک انواع سنگ‌ها محاسبه شد و مطابق جدول ۱ از کمترین به بیشترین مقدار مرتب گردید و به ترتیب به آنها ارزشی معادل میانگین عیار، نسبت داده شد.

$$Q_{ij} = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} \sigma^n} \exp\left(-\frac{(x_j - x_{ij}^{(g)})^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

که در این رابطه، n تعداد ورودی‌های درون شبکه و σ شاخص نرمی است که در حقیقت همان انحراف معیار تابع توزیع نرمال به حساب می‌آید. $x(g)_{ij}$ نیز i امین نمونه طبقه g است که به بعد یا نشانگر j تعلق دارد. لایه سوم مطابق رابطه (۲) فواصل نمایی محاسبه شده برای هر نمونه i در طبقه g را با هم جمع کرده و بر تعداد کل آنها تقسیم می‌کند و یک مقدار جدید را تحویل می‌دهد.

$$p(x|c_g) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} \sigma^n} \frac{1}{I_g} \sum_{i=1}^{I_g} \exp\left(-\sum_{j=1}^n \frac{(x_j - x_{ij}^{(g)})^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2)$$

که در این رابطه I_g تعداد نمونه‌های آموزشی مربوط به طبقه g ام است. در نهایت لایه چهارم، داده ورودی را در طبقه‌ای قرار می‌دهد که دارای بیشترین $p(x|c_g)$ باشد (Kusy and Zajdel, 2014).

۳-۲. انتخاب داده‌های ورودی

برای انجام یک طبقه‌بندی نظارت شده، دو دسته متغیر مورد نیاز بوده که در تحلیل وارد می‌شوند؛ یک دسته متغیر هدف هستند که به کمک آن طبقه‌های مورد نظر تعریف می‌شوند و دسته دیگر، متغیرهای پیش‌بین می‌باشند که به کمک آنها مدل به‌دست آمده از تحلیل‌های چندمتغیره به پیش‌بینی عضویت این داده‌ها در یکی از طبقه‌های تعریف شده توسط

جدول ۱. میانگین عیار مس مرتبط با نوع سنگ‌های موجود در منطقه.

| Rock type | Lithology code | Average of Cu grade Value of Rock type |
|----------------------|----------------|----------------------------------------|
| Alluvium | ALL | 0.055 |
| Diorite | DIO | 0.417 |
| Granodiorite | GRD | 0.445 |
| Granite | GNT | 0.49 |
| Rhyolite Tuff | RTF | 0.501 |
| Epidote Hornfelse | EPS | 0.521 |
| Garnet Skarn | GAS | 0.557 |
| Epidote Garnet Skarn | EGS | 0.569 |
| Hornfelse | HFS | 0.66 |
| Quartz diorite | QDI | 0.697 |

لایه دوم برای هر طبقه، مقداری را به صورت یک احتمال گزارش می‌دهد و در نهایت لایه چهارم ورودی را در طبقه‌ای قرار می‌دهد که آن طبقه، بیشترین احتمال را برای داده ورودی محاسبه کرده است اما پیش از استفاده از شبکه عصبی احتمالاتی لازم است تا شاخص نرمی بهینه که تنها پارامتر قابل تعدیل درونی این شبکه است، تعیین شود. تعیین شاخص نرمی بهینه به کمک تکنیک اعتبارسنجی مقایسه‌ای صورت گرفت. اساس این روش آموزش شبکه با مقادیر مختلفی از شاخص‌های نرمی می‌باشد و در نهایت شاخص نرمی‌ای که به ازای آن عملکرد شبکه در طبقه‌بندی داده‌های آزمون، بهتر باشد، به عنوان شاخص نرمی بهینه گزارش می‌شود. در شبه‌کد زیر نحوه انتخاب شاخص نرمی بهینه و در جدول ۲ شاخص نرمی بهینه به دست آمده برای چهار پروفیل ژئوفیزیکی، آورده شده است.

Inputs: IP, Rs and Rock type model

Output: The best smoothing parameters

For $S_1=0.01:0.01:0.5$

For $S_2=S_1=0.01:0.01:0.5$

For $S_3=S_1=0.01:0.01:0.5$

Run the PNN and specify the number of true classification

Select the combination of smoothing parameters that make higher number of true classification

End

End

End

از آنجایی که در اینجا عیار مس به عنوان متغیر هدف تخمین زده می‌شود، لازم است ابتدا حدود تغییرات عیار مس در چند طبقه قرار داده شود و به دلیل آن که حدود تغییرات عیار مس در این ناحیه بین ۰/۱ تا ۰/۷ درصد است، تغییرات عیار مس در هفت گروه مختلف قرار داده شد.

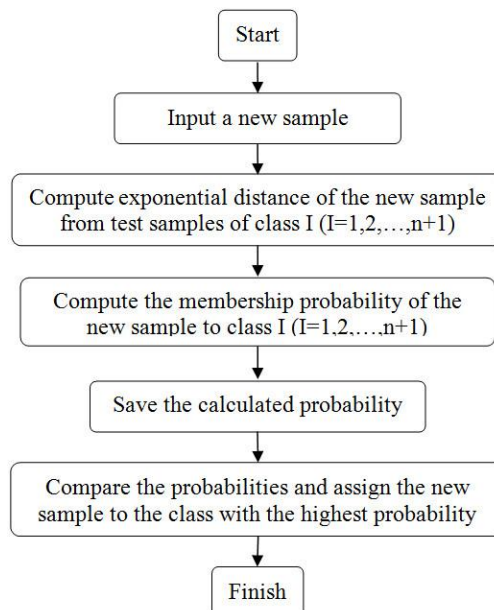
۳-۳. پیاده‌سازی الگوریتم PNN برای داده‌های منطقه مورد مطالعه

گام نخست در بکارگیری الگوریتم طبقه‌بندی PNN آموزش الگوریتم و گام بعدی آزمون آن است. برای این منظور بطور تصادفی تعداد ۴۸۸، ۵۲۸، ۱۸۸ و ۴۵۶ داده به ترتیب از مقاطع منطبق بر پروفیل‌های ژئوفیزیکی DD-1، PD-2، PD-3 و PD-4 برداشت شد که ۷۵ درصد کل داده‌ها برای یادگیری و ۲۵ درصد کل داده‌ها برای آزمون و ارزیابی عملکرد شبکه عصبی احتمالاتی انتخاب شد. مرحله بعدی معماری ساختار شبکه عصبی مربوطه می‌باشد. مطابق شکل ۵ ابتدا لازم است داده‌های آموزشی انتخاب شده، در طبقات صحیح خود قرار داده شوند و در لایه دوم شبکه قرار گیرند. پس از آن، ورودی جدید که شامل سه پارامتر IP، Rs و نوع سنگ است، از طریق لایه اول وارد شبکه شده و فاصله تک‌تک آنها با پارامترهای نمونه‌های آموزشی تعیین می‌شود. سپس لایه سوم با ایجاد یک میانگین حسابی از فواصل نمایی محاسبه شده در

به عنوان مثال جدول ۳ ماتریس درهم آمیختگی مربوط به پروفیل PD-4 را نشان می دهد. برای این پروفیل شبکه عصبی احتمالاتی از میان ۱۱۴ داده آزمون، ۹۵ داده را به درستی در طبقه صحیح خود قرار داده است.

به منظور بررسی دقیق تر عملکرد الگوریتم، خطای کامیژن یا متناسب (Commission) و آمیژن یا حذف (Omission) نیز تعریف شده است که به ترتیب در ستون آخر و ردیف آخر ماتریس درهم آمیختگی قرار دارند. خطای کامیژن وابسته به عملکرد الگوریتم است و میزان خطای عملکرد الگوریتم را برای هر طبقه مشخص می کند. برای محاسبه این خطا برای هر طبقه باید در هر سطر مجموع تعداد داده های غیر واقع بر روی قطر اصلی را بر مجموع داده های آن سطر تقسیم کرد. برای محاسبه خطای آمیژن نیز لازم است در هر ستون مجموع داده ها بجز داده های واقع بر روی قطر اصلی را به مجموع کل داده های آن ستون تقسیم کرد. مطالعه ماتریس درهم آمیختگی جدول ۳ نشان می دهد که بیشترین خطای کامیژن و آمیژن برابر با ۰/۳۰۷ مربوط به طبقه سوم می باشد. همچنین شبکه عصبی احتمالاتی توانسته داده های آزمون مربوط به پروفیل های DD-1، PD-2، PD-3 را به ترتیب با ۶۰، ۷۴ و ۶۰ درصد دقت، برآورد نماید که این میزان دقت با توجه به نوع داده های در دسترس، قابل قبول می باشد. پس از حصول اطمینان از عملکرد قابل قبول شبکه عصبی احتمالاتی، مطابق شکل ۶ مقاطع اکتشافی طبقه بندی عیار مس منطبق بر پروفیل های ژئوفیزیکی ترسیم گردید.

به منظور اعتبارسنجی کیفی طبقه بندی عیار چهار مقطع اکتشافی در کانسار مس علی آباد یزد توسط شبکه عصبی احتمالاتی، نقشه هم عیار چهار مقطع اکتشافی منطبق بر پروفیل های ژئوفیزیکی در این منطقه با استفاده از داده های عیارسنجی واقعی گمانه های اکتشافی منطبق بر این پروفیل ها، شبکه بندی شد و درونیایی شبکه با استفاده از روش تخمین دقیق کریجینگ ترسیم شد. به عنوان نمونه شکل ۷ مقطع اکتشافی ماده معدنی منطبق بر پروفیل ژئوفیزیکی PD-2 را



شکل ۵. نمودار جریان (فلوچارت) الگوریتم شبکه عصبی احتمالاتی.

جدول ۲. شاخص نرمی بهینه محاسبه شده برای سه ورودی شبکه عصبی احتمالاتی.

| Profile | IP | Rs | Rock type |
|---------|-------|-------|-----------|
| DD-1 | 0.06 | 0.1 | 0.235 |
| PD-2 | 0.105 | 0.085 | 0.12 |
| PD-3 | 0.12 | 0.135 | 0.13 |
| PD-4 | 0.115 | 0.45 | 0.14 |

۴. بحث در نتایج

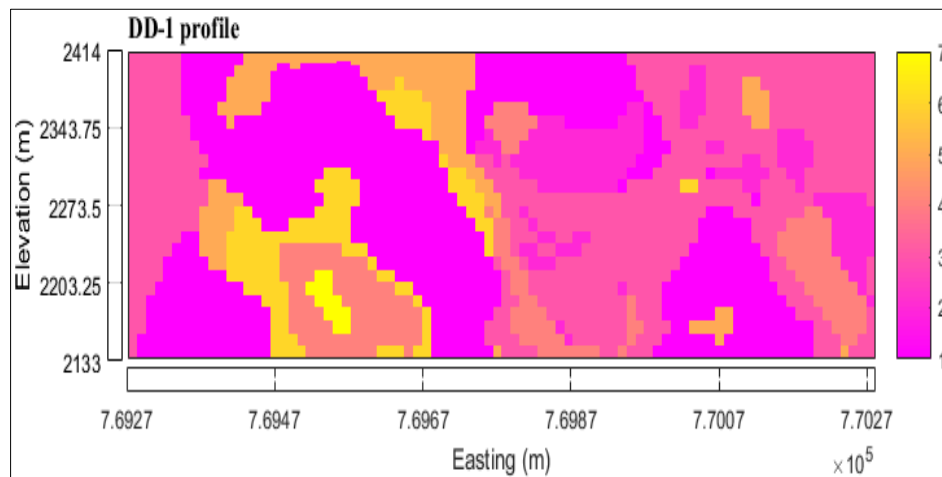
پس از تعیین داده های آموزشی و استانداردسازی آن ها و همچنین تعیین شاخص نرمی بهینه، شبکه عصبی احتمالاتی برای چهار پروفیل ژئوفیزیکی، آموزش داده شد و عملکرد آن در طبقه بندی داده های آزمون توسط ماتریس درهم آمیختگی (Confusion matrix) مورد ارزیابی قرار گرفت. در این ماتریس سطرها عضوهایی را نشان می دهند که الگوریتم در طبقه i ام رده بندی کرده و ستون ها نیز نشان دهنده عضوهایی هستند که به گروه j ام تعلق دارند. بدیهی است اعداد روی قطر اصلی عضوهایی را نشان می دهند که توسط الگوریتم به درستی در طبقه صحیح قرار گرفته اند. اعتبار عملکرد شبکه عصبی احتمالاتی در طبقه بندی داده ها از طریق نسبت مجموع داده های روی قطر اصلی به کل داده های آزمون تعیین می شود.

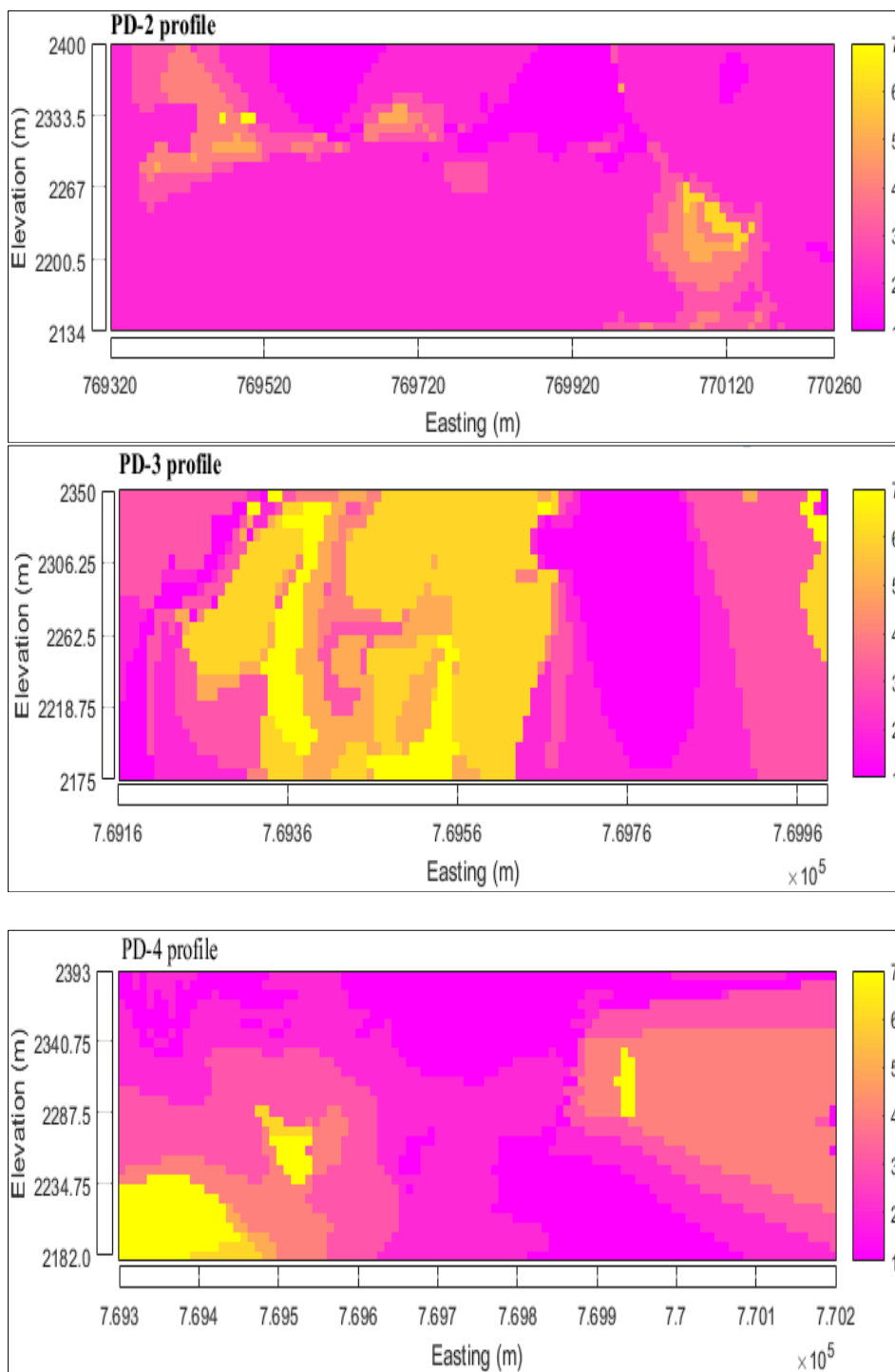
ترسیم شده است. مناطقی که در شکل ۷ توسط روش کریجینگ به عنوان مناطق پرعیار تشخیص داده شده، منطبق‌اند و این موضوع نیز سندی برای اثبات کارآمدی شبکه عصبی احتمالاتی به حساب می‌آید.

نشان می‌دهد که با استفاده از داده‌های عیارسنجی شش گمانه با توجه به این شکل مشاهده می‌شود که ماده معدنی بصورت محدوده‌های کوچک و بزرگ در بخش‌های مختلف، پراکنده است. همان‌گونه که در شکل ۶ مشاهده می‌شود، قسمت‌هایی که در مقطع عیارسنجی پروفیل PD-2 توسط شبکه عصبی احتمالاتی به عنوان قسمت‌های پرعیار پیش‌بینی شده دقیقاً با

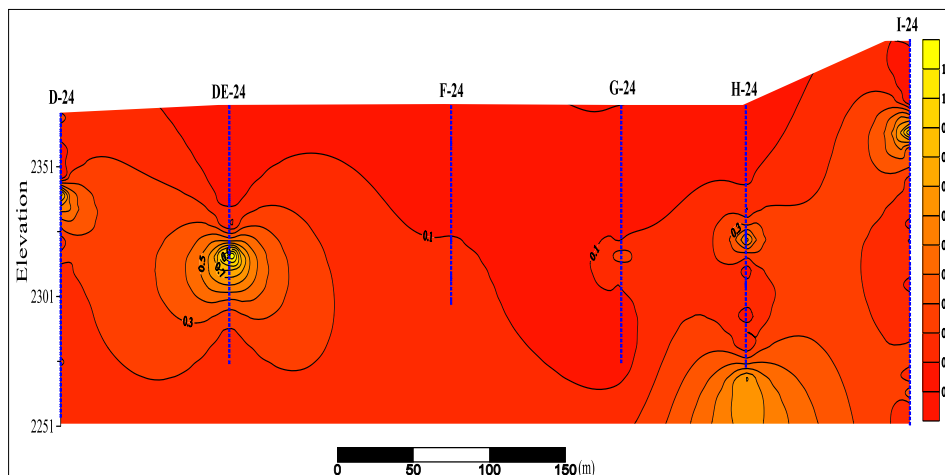
جدول ۳. ماتریس درهم‌آمیختگی مربوط به پروفیل PD-4.

| PD-4 profile | C1 | C2 | C3 | C4 | C5 | C6 | C7 | Summation | Commission |
|--------------|-------|-------|-------|----|-------|----|----|-----------|------------|
| C1 | 48 | 3 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 51 | 0.059 |
| C2 | 5 | 25 | 2 | 0 | 0 | 0 | 0 | 32 | 0.218 |
| C3 | 2 | 2 | 9 | 0 | 0 | 0 | 0 | 13 | 0.307 |
| C4 | 0 | 0 | 2 | 7 | 2 | 1 | 0 | 12 | 0.363 |
| C5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 5 | 0 | 0 | 5 | 0 |
| C6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| C7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 1 | 0 |
| Summation | 55 | 30 | 13 | 7 | 7 | 1 | 1 | 114 | |
| Omission | 0.127 | 0.166 | 0.307 | 0 | 0.285 | 1 | 0 | | 0.833333 |





شکل ۶. تخمین و طبقه‌بندی عیار مس در مقاطع اکتشافی منطبق بر پروفیل‌های ژئوفیزیکی DD-1، PD-2، PD-3 و PD-4 با استفاده از شبکه عصبی احتمالاتی به ترتیب از بالا به پایین.



شکل ۷. مقطع ماده معدنی منطبق بر پروفیل PD-2.

۵. نتیجه‌گیری

یزد، با استفاده از روش شبکه عصبی احتمالاتی مبتنی بر الگوریتم احتمالاتی بایزین به اثبات رسید. در این پژوهش نشان داده شد که با استفاده از داده‌های برداشت ژئوفیزیکی IP و Rs که از سطح زمین قابل برداشت‌اند، اطلاعات زمین-شناسی همانند نوع سنگ و عیارسنجی مغزه‌های حفاری تعداد معدودی گمانه اکتشافی منطبق بر پروفیل‌های ژئوفیزیکی، می‌توان نقشه عیارسنجی مقاطع اکتشافی را با دقت قابل قبولی تهیه نمود. بدیهی است در صورتی که برداشت ژئوفیزیکی به صورت سه‌بعدی انجام گیرد، آنگاه می‌توان با استفاده از اطلاعات تعداد معدودی گمانه اکتشافی پراکنده در سطح محدوده، ابتدا یک مدل سه‌بعدی لیتولوژی ایجاد نمود و سپس تولید مدل سه‌بعدی عیار کانسار نیز، با دقت مطلوب امکان‌پذیر خواهد بود.

انجام عملیات حفاری به منظور اکتشاف کانسارهای فلزی یکی از پرهزینه‌ترین مراحل و بخش‌های عملیات اکتشاف مواد معدنی است. به‌رجهت به‌دلیل دقت بالای داده‌های حفاری به‌منظور دستیابی به نتایج درست، انجام عملیات حفاری اجتناب‌ناپذیر است ولی برای کاهش ریسک و هزینه‌های عملیات اکتشافی بویژه در مراحل شناسایی، پی‌جویی و اکتشاف مقدماتی باید تعداد گمانه‌های اکتشافی را به حداقل ممکن رسانده و از داده‌های اکتشافی آنها نهایت استفاده را نمود. در پژوهش حاضر امکان‌پذیری به حداقل رساندن تعداد گمانه‌های اکتشافی به‌منظور صرفه‌جویی در زمان و هزینه‌های عملیات اکتشافی، از طریق تخمین، تعیین نحوه توزیع و طبقه‌بندی عیار توده کانسار در مقاطع اکتشافی دوبعدی منطبق بر پروفیل‌های ژئوفیزیکی برداشت شده در کانسار مس علی‌آباد

منابع

- Adeli, H., Panakkat, A., 2009. A probabilistic neural network for earthquake magnitude prediction, *Neural networks*, 22(7), 1018-1024.
- Bishop, C.M., 2006. *Pattern recognition and machine learning information: science and statistics*, Springer, p. 758.
- Huang, X.D., Wang, C.Y., Fan, X.M., Zhang, J.L., Yang, C., Wang, Z.D., 2018. Oil source recognition technology using concentration-synchronous-matrix-fluorescence spectroscopy combined with 2D wavelet packet and probabilistic neural network, *Science of The Total Environment*, 616, 632-638.
- Khoyee, N., Ghorbani, M., Tajbakhsh, P., 2000. *Copper deposits in Iran*, Geological survey and mineral exploration of Iran. p. 421 (In Persian).

- Kusy, M., Zajdel, R., 2014. Probabilistic neural network training procedure based on Q (0)-learning algorithm in medical data classification, *Applied Intelligence*, 41(3), 837-854.
- Leite, E.P., Souza Filho, C.R., 2009. Probabilistic neural networks applied to mineral potential mapping for platinum group elements in the Serra Leste region, Carajás Mineral Province, Brazil, *Computers & Geosciences*, 35(3), 675-687.
- Li, P., 2011. Structural damage localization using probabilistic neural networks, *Mathematical and Computer Modelling*, 54(3-4), 965-969.
- Mao, K.Z., Tan, K.C., Ser, W., 2000. Probabilistic neural-network structure determination for pattern classification, *IEEE Transactions on neural networks*, 11(4), 1009-1016.
- Murphy, K.P., 2012. *Machine learning: a probabilistic perspective adaptive computation and machine learning*, MIT press, p. 1104.
- Saman Kav, Consulting engineers Co., 2006. Final report of exploration geophysics by induced polarization (IP/Rs) method in the region of Ali-Abad copper deposit, Yazd province (In Persian).
- Specht, D.F., 1990. Probabilistic neural networks, *Neural networks*, 3(1), 109-118.
- www.rockware.com/Rockworks16