

ارزیابی عملکرد تخمین‌گرهای هوشمند در مدلسازی سه‌بعدی کانسار آهن "شهرک" بیجار

فرزانه حسینی^۱، حمیدرضا همتی آهویی^{۲*}، غلامرضا کریمی^۲

۱- کارشناسی ارشد مهندسی معدن، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه بین‌المللی امام خمینی (ره)، قزوین
۲- استادیار، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه بین‌المللی امام خمینی (ره)، قزوین

(دریافت ۱۳۹۶/۰۳/۲۸، پذیرش ۱۳۹۶/۰۹/۱۸)

چکیده

بکارگیری روش‌های توانمند در تخمین ذخیره ماده معدنی نقش مهمی را در ارزیابی، طراحی و برنامه‌ریزی‌های معادن ایفا می‌کند. با توجه به مشکلات و مسایل ایجادشده در زمینه استفاده از روش‌های معمول مانند کریجینگ برای تخمین عیار در معادن، در این پژوهش کارایی تخمین‌گرهای هوشمندی چون شبکه عصبی و منطق فازی به منظور تخمین ذخیره کانسار آهن شهرک بیجار مورد بررسی قرار گرفت. در این کانسار داده‌ها از نوع گمانه‌اند. به این منظور داده‌های ۹ حلقه گمانه برای فرآیند تخمین ذخیره استفاده شدند. در روش تخمین فازی ابتدا داده‌ها به روش فازی میان مرکز (F.C.M) خوشه‌بندی شده و سپس عیار در مرکز هر خوشه محاسبه می‌شود. به کمک این اطلاعات و در نظر گرفتن یک کنترل عیار فازی مناسب، عیار در نقاط موردنظر تخمین زده شد. در روش شبکه عصبی، برای ارزیابی شبکه طراحی‌شده، ابتدا داده‌های چند چاه به طور کامل به‌عنوان داده‌های مجموعه اعتبارسنجی انتخاب می‌شوند و بقیه گمانه‌ها برای مجموعه داده‌های آموزشی در نظر گرفته خواهند شد. پس از آموزش شبکه عصبی به وسیله بقیه داده‌ها، صحت تخمین داده‌های اعتبارسنجی ۸۰ درصد به دست آمد. نتایج بیانگر قابلیت تعمیم‌دهی و کارایی محاسباتی بالاتر روش شبکه عصبی نسبت به روش دیگر در زمینه تخمین ذخیره کانسار بود.

کلمات کلیدی

تخمین ذخیره، منطق فازی، شبکه عصبی، کانسار آهن شهرک.

۱- مقدمه

به بیان دیگر مدلسازی عیار کانسار در یک فضای سه‌بعدی، با به‌کارگیری داده‌های گمانه‌ها می‌تواند به شکل بازسازی یک ابر سطح در فضای سه‌بعدی تلقی شود. این ابر سطح از زون‌هایی تشکیل شده که نیاز است به صورت محلی تخمین زده شوند [۶].

در این مطالعه با توجه به ضعیف بودن ساختار فضایی متغیر ناحیه‌ای و محدود بودن داده‌ها، تخمین‌گرهای هوشمند نتایج مطلوب‌تری را نسبت به روش کریجینگ ارائه کردند. با توجه به موارد یاد شده این مقاله در نظر دارد تا در قدم اول به بررسی کارایی روش‌های هوشمند بپردازد و در گام دوم با توجه به وجود ساختار فضایی کانسار، نتایج حاصل از تخمین‌گرهای هوشمند را با نتایج تخمینی حاصل از روش کریجینگ مقایسه کند.

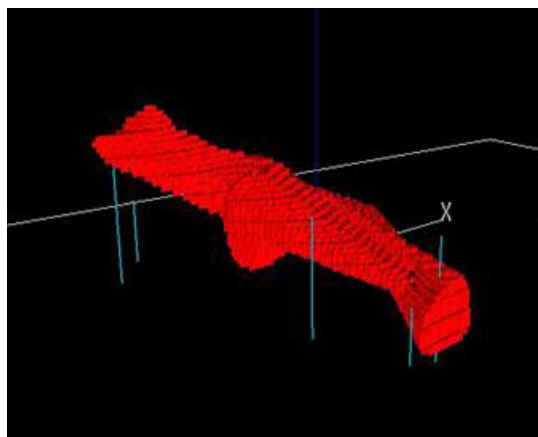
۲- زمین‌شناسی منطقه مورد مطالعه

کانسار سنگ آهن شهرک در ۱۰۰ کیلومتری شمال شهرستان بیجار و ۶۰ کیلومتری شرق تکاب در یک ناحیه کوهستانی واقع شده است و از نظر زمین‌شناسی جزو ایران مرکزی است. فاز کانی‌سازی آهن در این منطقه مرتبط با سنگ‌های آذرین است که منجر به تشکیل توده‌های سنگ آهن در تماس با سنگ‌های آهکی الیگومیوسن شده است و کانی‌سازی شامل اسکارن و کانسنگ آهن است. کانی اصلی تشکیل دهنده سنگ آهن شهرک منیتیت است که در بخش‌های سطحی تبدیل به هماتیت، لیمونیت و گوتیت شده است و در بخش‌های تحتانی به همراه منیتیت کانی‌های پیریت، مارکازیت و پیروتیت نیز وجود دارند [۷]. در این مطالعه از ۶۸ داده منظم شده گمانه استفاده شده است. شکل ۱ نقشه زمین‌شناسی منطقه مورد مطالعه را نشان می‌دهد. در این شکل، منطقه مورد مطالعه که تخمین ذخیره در آن بخش انجام شده روی نقشه با نقطه قرمز رنگ مشخص شده است. جدول ۱ نیز پارامترهای آماری داده‌ها را نشان می‌دهد و شکل ۲ که موقعیت گمانه‌ها را نشان می‌دهد و با نرم افزار Datamine Studio 3 به دست آمده است. همچنین در جدول ۲ اطلاعات یکی از گمانه‌ها آورده شده است. شکل ۳ توزیع عیار گمانه‌ها را نشان می‌دهد. با توجه به شکل، از ۲۰ گمانه حفاری شده، ۱۱ گمانه در محدوده رنگ بنفش و فاقد عیاراند. در این پژوهش از ۹ گمانه باقی مانده دارای عیار برای تخمین ذخیره استفاده شده است که در محدوده رنگی قرمز تا آبی قرار گرفته‌اند.

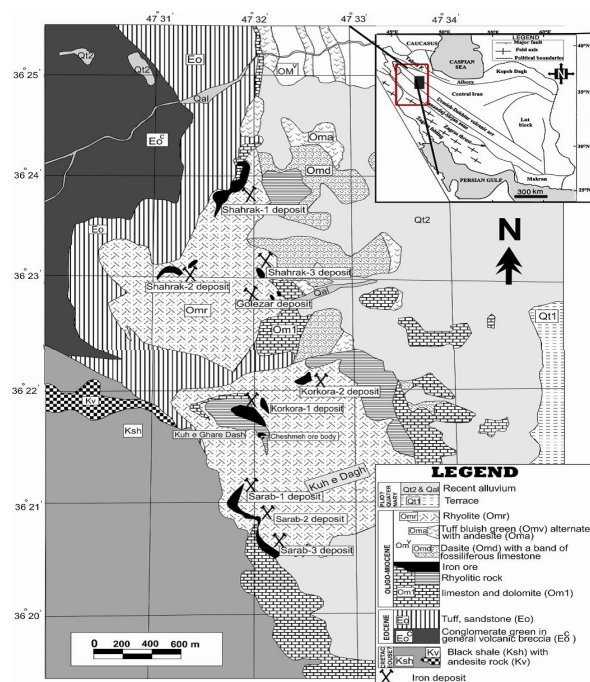
محاسبه ذخیره یکی از هدف‌های مهم عملیات اکتشافی است و تنها پس از این مرحله است که می‌توان در مورد کانسار قضاوت و امکان استخراج اقتصادی آن را بررسی کرد. محاسبه ذخیره کانسارها برای مطالعات اقتصادی انجام می‌شود. به دلیل نبود قطعیت در محاسبه ذخیره، توسعه روش‌های تخمین عیار در کاهش ریسک پروژه‌های اکتشافی ضروری است. برای این منظور تاکنون روش‌هایی ارائه شده‌اند که هر یک مزایا و معایبی دارند، بنابراین یافتن روشی که بتواند این مقادیر را با دقت بالا تخمین بزند یک ضرورت به شمار می‌رود [۱].

به دلیل اثرات نامطلوب خطای تخمین در افزایش ریسک سرمایه‌گذاری، لازم است دقیق‌ترین روش تخمین ذخیره که بتواند حداقل خطای تخمین را تضمین کند به کار گرفته شود. در اینجا منظور از خطای تخمین، میانگین آن نیست، بلکه توزیع خطا مطرح است؛ به عبارت دیگر خطای تخمین در هر نقطه از کانسار باید معلوم باشد. امروزه روش‌های زمین‌آماری متداول‌ترین ابزار برای پیش‌بینی تغییرات عیار و تخمین ذخیره در کانسارها محسوب می‌شوند. وجود برخی مشکلات در هنگام به‌کارگیری این روش‌ها همچون زمان‌بر بودن و ناتوانی در ارائه تخمین‌های دقیق در شرایط ضعیف بودن ساختار فضایی متغیر ناحیه‌ای باعث شده است که در سال‌های اخیر تخمین‌گرهای مبتنی بر هوش مصنوعی برای تخمین عیار مورد توجه قرار گیرند [۲]. ترکیب شبکه عصبی و زمین‌آمار برای ارزیابی ذخیره یک معدن ماسه در سیرالئون منجر به ارائه یک مدل واقعی‌تر و قابل اعتمادتر از ذخیره معدنی شده است [۳]. همچنین در این راستا می‌توان به تخمین میزان خاکستر معدن زغال‌سنگ با به‌کارگیری ترکیبی روش‌های فازی و عصبی اشاره کرد [۴]. در سال‌های اخیر به منظور تخمین دقیق‌تر کانسارها از روش‌های ترکیبی استفاده می‌شود به عنوان نمونه می‌توان از تخمین عیار آهن در آنومالی تپه قرمز معدن سنگ آهن سنگان با استفاده از الگوریتم فازی عصبی تطبیقی نام برد که این الگوریتم در حقیقت یک سیستم فازی است که باید توابع عضویت آن با داده‌های آموزشی تنظیم شود. الگوریتم فازی عصبی تطبیقی (ANFIS) می‌تواند به عنوان یک ابزار مناسب برای تخمین عیار آهن کانسارهای اسکارنی معرفی شود [۵].

اساس عملکرد این روش‌ها در تخمین عیار، شناسایی ارتباط بین مختصات فضایی و عیار در مرحله آموزش و سپس تخمین عیار برای سایر نقاط فضا بر مبنای منطق تعمیم است [۲].



شکل ۲: موقعیت گمانه‌های اکتشافی در مدل بلوک‌بندی شده



شکل ۱: نقشه زمین‌شناسی منطقه شهرک [۱۲]

جدول ۱: پارامترهای آماری توزیع عیار آهن

عناصر	مینیمم	ماکسیمم	میانگ
آهن	۰	۷۰	۲۴/۰۵
انحراف استاندارد	واریانس	چولگی	کشیدگی
۲/۵۹۳	۶۷/۲۴	۰/۳	-۱/۶۹

جدول ۲: جزئیات مربوط به عیار، لیتولوژی، مختصات و عمق گمانه S-1 که به عنوان نمونه آورده شده است

گمانه	از عمق	تا عمق	سنگ شناسی	کد سنگ	عیار (%)
S-1	0	2	Ore	1	46.25
S-1	2	3	Ore	1	58.39
S-1	3	4	Ore	1	45.67
S-1	4	6	Ore	1	54.7
S-1	6	7	Ore	1	62.67
S-1	7	8	Ore	1	56.62
S-1	8	9	Ore	1	67.84
S-1	9	11	Ore	1	48.15
S-1	11	21	Ore	1	55.85
S-1	21	23	Ore	1	59.46
S-1	23	24	Ore	1	55.31
S-1	24	26	Ore	1	60.79
S-1	26	28	Waste	0	0
عمق کلی	عرض	ارتفاع	شیب	آزیموت	
728108	4027441	2399.3	90	0	28

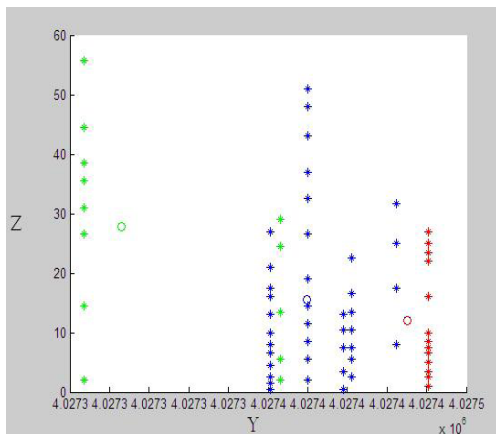
۳-۱-۱- خوشه‌بندی داده‌ها و تعیین شعاع جستجو

در خوشه‌بندی فرآیند، نمونه‌ها به خوشه‌هایی که اعضای آن مشابه یکدیگرند، تقسیم می‌شوند. در خوشه‌بندی کلاسیک هر نمونه ورودی متعلق به یک خوشه است و نمی‌تواند عضو دو خوشه و یا بیشتر باشد. تفاوت اصلی خوشه‌بندی کلاسیک و خوشه‌بندی فازی در این است که در خوشه‌بندی فازی نمونه‌ها می‌توانند به بیش از یک خوشه تعلق داشته باشند [۹]. در این پژوهش ۶۸ داده نمونه به $c=3$ خوشه با مرکز مشخص تقسیم شد و برای این کار از تحلیل خوشه‌ای فازی میان مرکز (F.C.M) استفاده شد. در روش تحلیل خوشه‌ای فازی تعداد مناسب خوشه‌ها بر اساس ملاحظات تجربی و یا به روش سعی و خطا تعیین می‌شود. دو پارامتر H که آنتروپی کلاس‌بندی و F که ضریب جداسازی نامیده می‌شود از رابطه‌های ۱ و ۲ به دست می‌آیند.

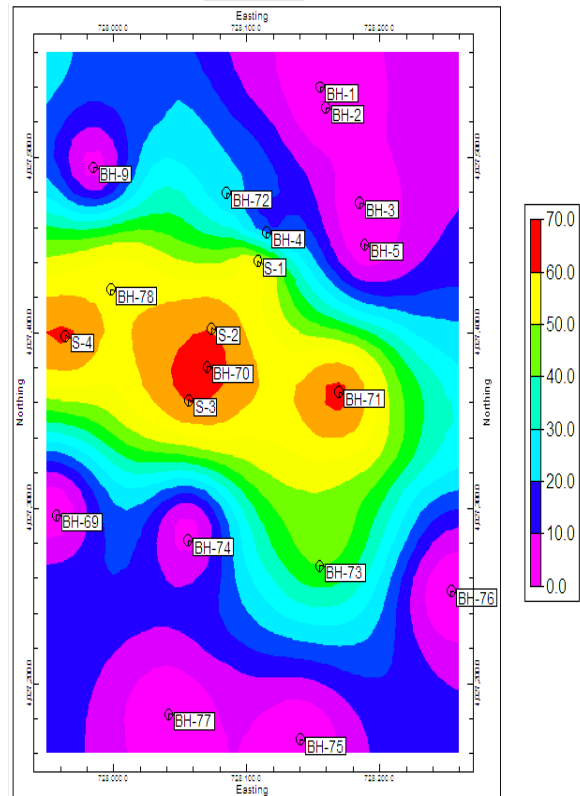
$$H = - \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n \frac{\mu_{ik} \log \mu_{ik}}{n} \quad 0 \leq H \leq \log c \quad (1)$$

$$F = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n \frac{\mu_{ik}^2}{n} \quad \frac{1}{c} \leq F \quad (2)$$

برای خوشه‌بندی با سه مرکز خوشه، مقدار $F=0.89$ و مقدار $H=0.15$ تعیین گردیدند. البته تعداد مراکز خوشه‌ها بستگی به تغییرپذیری ذخیره دارد. هرچه تغییرپذیری عیار در ذخیره بیشتر باشد، باید تعداد این مراکز را افزایش داد، بنابراین با توجه به تغییرپذیری عیار در ذخیره و همچنین پارامترهای F و H همان‌طور که در شکل ۴ نشان داده شده است، تعداد خوشه‌ها سه انتخاب شد. این فرآیند با نرم‌افزار MATLAB R2014a انجام شده است.



شکل ۴: خوشه‌بندی داده‌ها در سه خوشه در فضای دوبعدی



شکل ۳: نقشه موقعیت گمانه‌ها و نحوه توزیع عیار آهن در محدوده مورد مطالعه

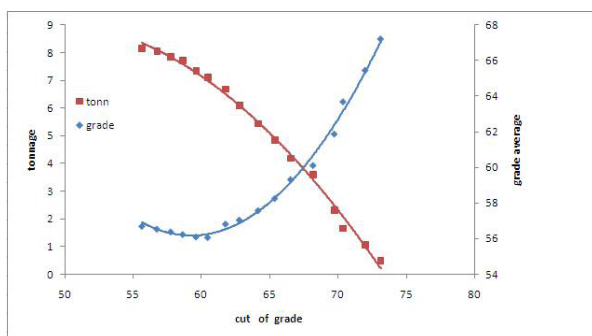
۳- تخمین‌گرهای هوشمند

شبکه‌های عصبی و منطق فازی دارای ویژگی‌های خاصی در حل مسایل‌اند، به عنوان مثال منطق فازی در حل مسایل کنترلی پیچیده و شرایطی که داده‌های زیادی در مورد سیستم وجود ندارد، کاربرد موفقیت‌آمیزی داشته است. همچنین شبکه‌های عصبی به واسطه توانایی خود در یادگیری از داده‌های آموزشی و تعمیم آن به داده‌های تست، دارای توانایی بالا در حل مسایل غیرخطی‌اند [۸].

۳-۱- منطق فازی

معمولاً انجام یک تخمین ذخیره فازی شامل مراحل زیر است:

- ۱- آماده‌سازی داده‌ها شامل تعیین مختصات و عیار نظیر آن‌ها
- ۲- خوشه‌بندی داده‌ها بر اساس خوشه‌یابی فازی میان مرکز و محاسبه مختصات و عیار مرکز هر خوشه
- ۳- انتخاب شعاع جستجو
- ۴- درون‌یابی یا برون‌یابی فازی [۱]



شکل ۵: نمودار تناژ - عیار مربوط به کانسار مورد مطالعه به روش منطق فازی

واحدهای پردازشگر آن به وجود آمده‌اند. این مدل بر این فرض استوار است که همانند مغز بشر امکان یادگیری با واحدهای عصبی (نرون) برای آن موجود است.

هر شبکه عصبی شامل سه مرحله است: ۱- آموزش^۱، ۲- تعمیم^۲ و ۳- اجرا^۳، در مرحله آموزش، شبکه الگوهای موجود در ورودی‌هایی که در سری آموزشی قرار دارند، آموزش داده می‌شوند، هر شبکه عصبی برای یادگیری از یک قانون خاص استفاده می‌کند. تعمیم به معنای قدرت شبکه عصبی در ایجاد پاسخ‌های قابل قبول برای ورودی‌هایی است که عضو مجموعه سری‌های آموزشی نبوده‌اند. در مرحله اجرا نیز، شبکه عصبی برای انجام عملکردی که به آن منظور طراحی شده است، استفاده می‌شود [۱۰].

شبکه‌های عصبی بر اساس آموزش قبلی، عمل پردازش را انجام می‌دهند. معمولاً شبکه‌های عصبی با سری‌های خاص از ورودی و هدف‌های (خروجی‌های متناظر) آن آموزش دیده و وزن‌های داخلی^۴ در خلال عملیات آموزش شبکه آن قدر تغییر داده می‌شوند تا شبکه به‌طور کامل و صحیح الگوهای موجود در ورودی را شناسایی کند. تنظیم و تغییر اوزان شبکه و در نهایت تنظیم خود شبکه بر مبنای مقایسه پاسخ شبکه (خروجی) برای ورودی خاصی که خروجی آن (هدف) مشخص است، انجام می‌پذیرد، این روش برای تنظیم اوزان در نوعی از شبکه‌ها با یادگیری با ناظر^۵ مورد استفاده قرار می‌گیرد [۱۱].

۳-۲-۱- ساختار شبکه عصبی

ساختار شبکه‌های عصبی از واحدهای پردازشگر (نرون‌ها) تشکیل شده که وظیفه سازمان‌دهی را به عهده دارند. این

۳-۱-۲- درون‌یابی و برون‌یابی فازی

درون‌یابی و برون‌یابی فازی به شرح زیر انجام می‌شود:

- ۱- اگر نقطه مورد تخمین در داخل شعاع جستجوی یکی از خوشه‌ها مانند (C_i) باشد تاثیر آن خوشه روی نقطه مورد تخمین درون‌یابی می‌شود.
- ۲- اگر نقطه مورد تخمین خارج از شعاع جستجوی خوشه (C_i) باشد ولی در دامنه جستجوی خوشه (C_i) باشد، به طوری که فاصله آن تا (C_i) کمتر از فاصله آن تا (C_j) باشد، در این صورت تاثیر خوشه (C_i) روی نقطه مورد تخمین برون‌یابی می‌شود.
- ۳- اگر نقطه مورد تخمین خارج از شعاع جستجوی همه خوشه‌ها قرار بگیرد، تخمین زده نمی‌شود [۱].

۳-۱-۳- تخمین عیار مراکز بلوک‌ها

ابعاد بلوک‌های تخمین $10 \times 10 \times 10$ متر انتخاب شده است از زیر بلوک‌ها به ابعاد $2.5 \times 2.5 \times 2.5$ متر برای بالا بردن دقت بلوک‌بندی مناطق مرزی کانسار استفاده شده است. در نهایت برای تخمین هر بلوک، درجه عضویتش نسبت به مرکز خوشه‌هایی که قابلیت انجام درون‌یابی یا برون‌یابی روی این بلوک را دارند از تابع نمایشی گوسی به‌دست آمد. پس از محاسبه تعلق بلوک‌ها، عیار در مرکز هر بلوک با استفاده از رابطه ۳ تخمین زده شد.

$$g(p_i) = \frac{\sum_{k=1}^c (\mu_{kj})^q c_k}{\sum_{k=1}^c (\mu_{kj})^q} \quad (3)$$

که در آن:

$g(p_i)$ عیار در نقطه p_i

c تعداد خوشه‌ها

μ_{kj} درجه عضویت نقطه مطلوب j به خوشه k ام

c_k مقدار عیار در مرکز خوشه k ام

تمامی فرمول‌ها در نرم‌افزار MATLAB کد نویسی شده‌اند. در شکل ۵ منحنی عیار- تناژ تخمینی با روش منطق فازی نشان داده است که با افزایش عیار میانگین، مقدار تناژ ماده معدنی کاهش می‌یابد و همچنین بدیهی است که با افزایش میزان عیار حد، ذخیره کلی کانسار کاهش یافته و به سمت صفر میل می‌کند.

۳-۲- شبکه عصبی

شبکه‌های عصبی-مصنوعی (Artificial Neural Networks (ANNs)) با الهام از عملکرد مغز انسان و

جدول ۳: مشخصات شبکه عصبی به کار رفته برای تخمین عیار در کانسار

نوع شبکه	پیشرو با تغذیه رو به عقب
تعداد داده‌های مجموعه آموزش	۵۲
تعداد داده‌های مجموعه اعتبارسنجی	۱۰
هندسه شبکه	3-8-1-1
تابع انتقال	تانژانت سیگموئید
الگوریتم آموزش	TRAINLM
نوع تابع خطا	MSE
خطای مطلوب	۰/۲۳
حداکثر تعداد اپوک های آموزش	۱۰۰

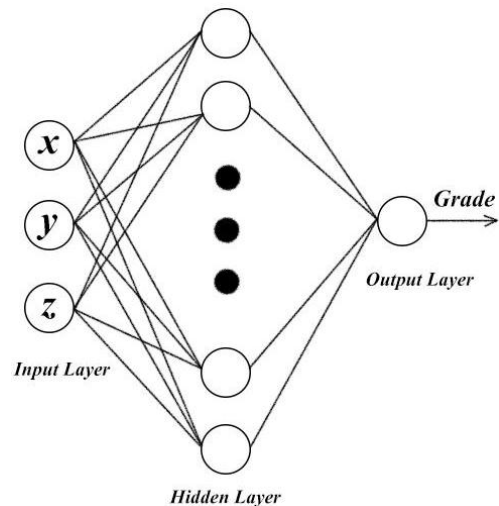
می‌آید. پارامترهای مورد استفاده در شبکه طراحی شده مطابق با جدول ۳ است. این فرآیند به کمک نرم‌افزار MATLAB انجام شده است.

برای تصمیم‌گیری در رابطه با اینکه کدام یک از پارامترها (به‌طور مثال چه تعداد از دوره‌های آموزش و نظایر آن) بهترین پاسخ را به دست می‌دهد، باید به شکلی نتایج شبکه‌ها مورد آزمایش و تحلیل قرار گیرند. همان‌طور که گفته شد مجموعه‌ای از داده‌ها به عنوان داده‌های اعتبارسنجی برای سنجش پاسخ شبکه کنار گذاشته می‌شوند.

در هر بار آزمایش شبکه، با پارامترهای مختلف، نتایج حاصل از تخمین مقادیر عیار مجموع آهن در مکان داده‌های مجموعه اعتبارسنجی با مقادیر واقعی در همان مختصات مقایسه شد و اختلاف بین مقادیر واقعی و تخمین به دست آمد. این اختلاف گاه در حدی است که کانسنگ را باطله و یا باطله را کانسنگ معرفی خواهد کرد که اشتباه است. اگر مقادیر واقعی دال بر باطله داشته باشند و مقادیر تخمینی هم در همان مختصات باطله به دست آیند، تخمین بی‌خطا خواهد بود.

بدیهی است اگر مقادیر واقعی، کانسنگ را معرفی کنند و مقادیر تخمینی نیز دلالت بر وجود کانسنگ داشته باشند، باز هم تخمین بی‌خطا خواهد بود. پارامتری که برای ارزیابی پاسخ شبکه به کار گرفته شد، ضریب همبستگی بین داده‌های حاصل از تخمین و داده‌های واقعی در دو مجموعه آموزش و

نرون‌ها می‌توانند با یکدیگر ترکیب شده و تشکیل لایه^۶ را دهند [۷]. هر سلول عصبی دارای چندین ورودی است. این ورودی‌ها با یکدیگر ترکیب شده و پس از انجام عملیات پردازش، یک خروجی را ارائه می‌دهند (شکل ۶). سلول‌های شبکه به یکدیگر متصل‌اند به طوری که خروجی هر سلول، ورودی سلول بعدی است [۱۱].

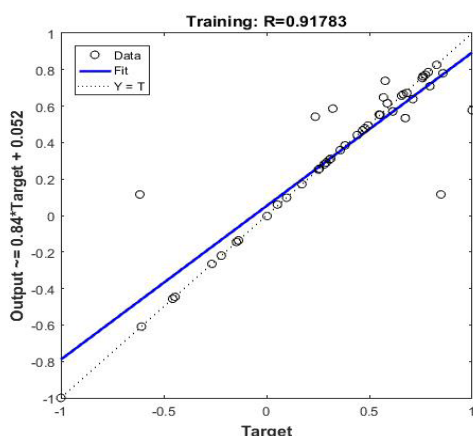


شکل ۶: ساختار یک شبکه عصبی

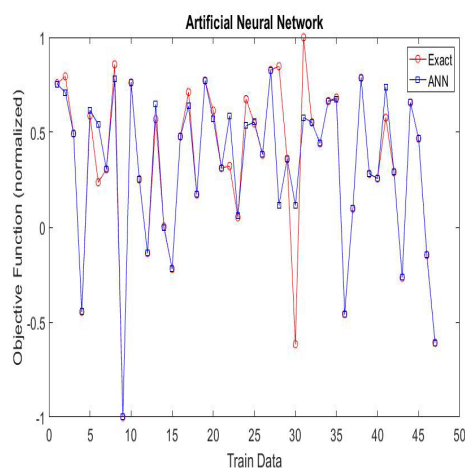
۳-۲-۲- تخمین ذخیره کانسار با تکنیک شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی که به منظور تخمین ذخیره در این مقاله به کار برده می‌شود، شبکه‌ای است که ورودی‌های آن مختصات فضایی (X, Y, Z) و خروجی آن عیار در مختصات داده شده است. در واقع، چنین شبکه‌ای قادر است، ارتباط بین مختصات فضایی و عیار مربوطه را شناخته و با منطق تعمیم برای سایر نقاط فضا، عیار را تخمین بزند. برای آموزش شبکه، مختصات و عیار گرفته شده از نمونه‌ها با دو بردار جداگانه به شبکه ارائه شده و شبکه پس از طی فرآیند آموزش ارتباط بین این دو بردار را فرا گرفته است و می‌تواند به ازای مختصات جدید ورودی عیار مناسب را تخمین بزند.

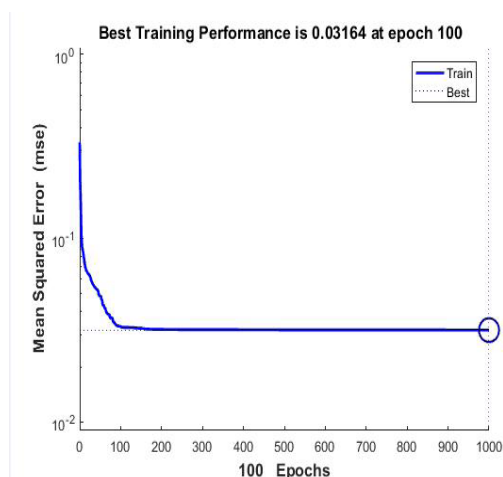
پس از تعدیل وزنه‌های سیناپسی با شبکه و برقراری ارتباط مناسب بین ورودی و خروجی شبکه، خروجی نهایی شبکه که در واقع همان عیار آهن مربوط به مختصات ورودی شبکه است از طریق یک نرون موجود در لایه خروجی به دست



(الف)



(ب)



(ج)

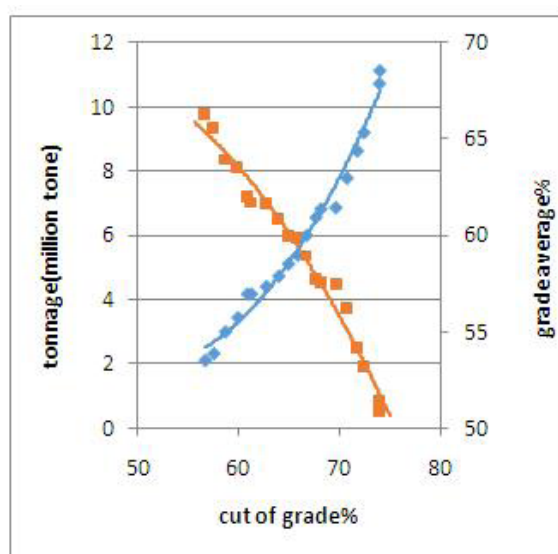
شکل ۷: الف) میزان انطباق خروجی شبکه عصبی به ازای داده‌های تست (ب) نمودار خطای داده‌های تربیتی در حین آموزش شبکه و (ج) نمودار رگرسیون

اعتبارسنجی بوده است که در واقع با رسم منحنی رگرسیون بین این دو مجموعه داده (حاصل از تخمین و واقعی) در همان محور مختصات یاد شده حاصل می‌شود. در شکل ۷ نمودارهای رگرسیون به ترتیب برای داده‌های آموزشی و اعتبارسنجی آورده شده است، این منحنی‌ها به کمک نرم‌افزار MATLAB ترسیم شده‌اند.

۳-۲-۳- محاسبه ذخیره و رسم منحنی عیار- تناژ

پس از طراحی و آموزش شبکه عصبی تخمینگر و ارزیابی آن، می‌توان به کمک آن، عیار را در هر مختصات جدید از فضایی که شبکه عصبی آن را یاد گرفته است، تخمین زد. پس از تخمین بلوک‌ها به وسیله شبکه عصبی با در دست داشتن مقدار وزن مخصوص متوسط کانسار و درصد بازیابی مغزه‌ها می‌توان به ازای عیار حدهای مختلف مقدار ذخیره را محاسبه و منحنی عیار- تناژ را رسم کرد که نتایج آن در نمودار شکل ۸ آمده است.

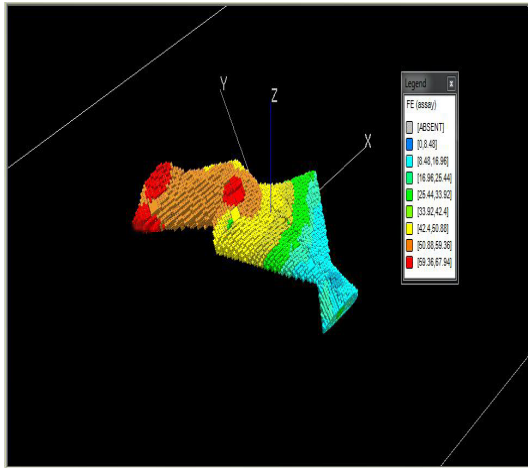
از این نمودار مشخص می‌شود که با افزایش میزان عیار حد ذخیره کلی کانسار کاهش یافته و به سمت صفر میل می‌کند. همچنین از منحنی این موضوع استنباط می‌شود که عیارهای مختلف به صورت همگن در کانسار پراکنده شده و تمرکز عیار در محدوده خاصی، در کانسار دیده نمی‌شود.



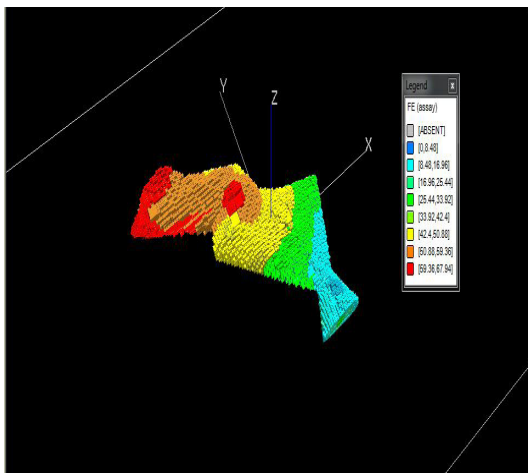
شکل ۸: نمودار تناژ - عیار مربوط به کانسار مورد مطالعه به روش شبکه عصبی

۴- نتیجه گیری

ویژگی‌هایی که دارند، می‌توانند در آینده به صورت گسترده‌ای در کارهای معدنی به کار گرفته شوند زیرا با توجه به ماهیت کارهای معدنی نیاز به روشی است که بدون توجه به روابط بین داده‌ها و اهمیت دادن به تک‌تک آن‌ها در محاسبات، تخمین مناسبی را ارائه دهد.



(الف)



(ب)

شکل ۹: توزیع عیار آهن در منطقه مورد مطالعه (الف) به روش فازی، (ب) روش شبکه عصبی

۵- مراجع

[1] Pham, T. D. (1997). "Grade Estimation Using Fuzzy-Set Algorithms". *Mathematical Geology*, 29(2): 293-296.

[۲] حسینی پاک، ع؛ ۱۳۹۱؛ "تحلیل داده‌های اکتشافی"، انتشارات

در این پژوهش کارایی تخمین‌گرهای هوشمند مانند منطق فازی و شبکه عصبی برای تخمین عیار کانسار آهن شهرک بیجار مورد استفاده قرار گرفت. نتایج به دست آمده در جدول ۴ بیانگر این است که روش شبکه عصبی نسبت به دو روش دیگر کارایی مناسب‌تری در تخمین عیار آهن دارد. مشاهده می‌شود که دقت شبکه عصبی از سایر روش‌ها بالاتر است ضمن این که دیده می‌شود شبکه عصبی میزان میانگین عیار را بالاتر تخمین زده است. در شکل ۹ نیز نقشه توزیع عیار به دو روش شبکه عصبی و منطق فازی به دست آمده است که مقایسه این دو نشان می‌دهد که روش شبکه عصبی عیارهای تخمینی را هموار ساخته و مناطق پر عیار را بیشتر تخمین زده است. این نقشه‌ها در نرم‌افزار Datamine ترسیم شده‌اند.

جدول ۴: نتایج حاصل از روش‌های تخمین

روش تخمین	میزان ذخیره (تن)	میانگین عیار (درصد)	میزان خطا (درصد)
کرپجینگ	۱۰۸۰۳۴۹	۵۳/۹۶	۰/۳۹
منطق فازی	۱۰۸۰۵۷۱	۵۸/۸۵	۰/۳۷
شبکه عصبی	۱۰۸۶۵۶۸	۵۹/۷۹	۰/۲۳

مزیت اصلی تکنیک شبکه عصبی این است که می‌تواند روند یا الگوی تغییرات را بشناسد و از خطاهای تصادفی تا حد زیادی تاثیر نپذیرد. با اینکه تعداد داده‌های آموزشی در این مطالعه کم بود ولی مشاهده می‌شود که شبکه با همین داده‌های کم نیز آموزش را به خوبی فراگرفته و عیار را در قسمت‌های مختلف با تقریب خوبی تخمین زده است.

از آنجا که در مسایل معدنی، همواره الگوی موجود بین داده‌ها پیچیده و غیرخطی است و همچنین با توجه به وقت‌گیر و هزینه‌بر بودن نمونه‌برداری‌های اکتشافی، نمونه‌گیری با تعداد زیاد از لحاظ اقتصادی توجیه زیادی ندارد، بنابراین با توسعه کاربرد شبکه‌های عصبی در حوزه مهندسی معدن می‌توان ضمن کاستن از مشکلات ناشی از نقص‌های مربوط به روش‌های معمول مورد استفاده در این حوزه، با دستیابی به نتایج قابل قبول‌تر زمینه پیشرفت بیشتر در این رشته و کاهش هزینه‌های اضافی در مراحل مختلف اکتشافات معدنی را موجب شد.

در نهایت باید گفت که شبکه‌های عصبی با توجه به

Applied Sciences, 4(5): 764-772.

دانشگاه تهران، چاپ سوم، ص ۵۵۲-۵۵۳.

- [9] Nascimento, S., and Mirkin, B. (1999). "A Fuzzy Clustering Model of Data and Fuzzy C-Means". Department of Computer Science, Birkbeck College, London, UK., pp .2.
- [10] Dowd, P. A., and Sarac, C. (1994). "A neural Network Approach to Geostatistical Simulation". Mathematical Geology, 26(4): 491-503.
- [11] Berry, M. J. A., and Linoff. G. (1997). "Data mining techniques". John Wiley & Sons, 454: 221-222.
- [12] پورنیک، پ؛ ۱۳۹۳؛ "معدن-زمین شناسی و گزارش ارزیابی ذخیره آهن در شهرک"، ص ۳۵۰.
- [3] Jalloh, A. B., Kyuro, S., Jalloh, Y., and Karim Barrie, A. (2016). "Integrating artificial neural networks and geostatistics for optimum 3D geological block modeling in mineral reserve estimation: A case study". International Journal of Mining Science and Technology, 26(4): 581-585.
- [4] Siregar, I., Niu, Y., Mostaghimi, P., and Armstrong, R.T. (2017). "Coal ash content estimation using fuzzy curves and ensemble neural networks for well log analysis". International Journal of Coal Geology, 181: 11-22.
- [5] Tahmasebi, P., and Hezarkhani, A. (2012). "A hybrid neural networks-fuzzy logic-genetic algorithm for grade estimation". Computers & Geosciences, 42: 18-27.
- [6] Kapageridis, I. (2002). "Grade Interpolation Using Radial Basis Function Networks". In 11th International Symposium on Mine Planning and Equipment Selection (MPES), Technical University of Ostrava, Prague, pp. 5.
- [7] Azizi Shotorkheft, H. (2003). "Petrogenesis of contact metamorphic rocks and related Fe skarn in Shahrak area, east of Takab". M.Sc.Thesis, 2-3.
- [8] Tahmasebi, P., and Hezarkhani, A. (2010). "Comparison of optimized neural network with fuzzy logic for ore grade estimation". Australian Journal of Basic and

^۱ Training^۲ Generalization^۳ Operation^۴ Internal Weights^۵ Supervised Learning^۶ Layer