تخمین ذخیره کانسار با تکنیک شبکه عصبی مصنوعی

مریم شهابی‌فر[1]

فارغ‌التحصیل کارشناسی ارشد مهندسی اکتشاف معدن، دانشکده فنی – دانشگاه تهران

کارشناس مرکز تحقیقات فرآوری مواد معدنی ایران

E-mail: Maryam_shahabi@yahoo.com

چکیده

در مقاله حاضر از تکنیک شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین ذخیره یک کانسار واقع در ایران مرکزی استفاده شده است. در این کانسار داده‌ها فقط از نوع گمانه است وداده‌های تونل و ترانشه در دسترس نمی‌باشند. در کل تعداد ۵۷ حلقه چاه در نظر گرفته شده‌اند. برای ارزیابی شبکه طراحی شده، داده‌های چهار چاه به طور کامل بعنوان داده‌های مجموعه اعتبارسنجی انتخاب شدند و مابقی گمانه‌ها برای مجموعه داده‌های آموزشی در نظر گرفته شدند. یک سری از شبکه‌های پرسپترون (شبکه با تغذیه پیشرو) با پارامترهای متفاوت آموزش داده شدند و در نهایت پارامترهایی برای شبکه در نظر گرفته شد که پاسخ شبکه آموزش دیده برای داده‌های سری اعتبارسنجی به پاسخ واقعی نزدیک‌تر بود. پس از آموزش شبکه عصبی توسط باقی داده‌ها، صحت تخمین داده‌های اعتبارسنجی ۷۳ درصد بدست آمد. شبکه آموزش دیده برای تخمین کل بلوک‌ها در فضای تخمین به کار رفت به طوریکه عیار هر بلوک برابر میانگین عیار تخمین زده شده ۲۵ زیر بلوک قرار گرفت. منحنی عیار-تناژ به ازای مقادیر مختلف عیار حد ترسیم گشت و همچنین امکان ترسیم پلان‌های طبقه‌بندی کانسنگ و باطله در افق‌های مختلف (۷۳ افق و هر یک با ضخامت ۵ متر) وجود دارد. براساس این تخمین، مقدار تقریبی تناژ در کانسار هفت میلیون تن با عیار متوسط ۷/۸۶٪ با درنظر گرفتن عیار حد چهار درصد بدست آمد.

واژه‌های کلیدی: تخمین ذخیره، شبکه عصبی مصنوعی، شبکه پرسپترون، شبکه با تغذیه پیشرو، فضای تخمین

[1] تهران – اول خیابان اسکندری جنوبی- کوچه امید- پلاک ۲۸- طبقه سوم- کدپستی ۱۳۱۹۹

مقدمه

با افزایش روزافزون حافظه و سرعت کامپیوترها، شاهد پیشرفت کاربردی سیستم‌های دینامیکی هوشمند مدل آزاد(Model Free) که مبتنی بر داده‌های تجربی است در عرصه عمل هستیم.شبکه‌های عصبی مصنوعی(Neural Networks(ANNs) Artificial) با الهام از عملکرد مغز انسان و واحدهای پردازشگر آن بوجود آمده‌اند. این مدل بر این فرض استوار است که همانند مغز بشر امکان یادگیری توسط واحدهای عصبی(نرون) برای آن موجود می‌باشد[۱].

هر شبکه عصبی شامل سه مرحله می‌باشد : (۱) آموزش (Training) (۲) تعمیم (Generalization) (۳) اجرا (Operation). در مرحله آموزش، شبکه الگوهای موجود در ورودی‌هایی که در سری آموزشی قراردارند را یاد می‌گیرد. 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 گردیده است، استفاده می‌شود [۱]. شبکه‌های عصبی قادر به پیش‌بینی هستند. برای انجام این کار سه شرط زیر بایستی صادق باشد.

۱- ورودی‌ها شناخته شده باشند، به عبارت دیگر متغیرهایی که جواب (مقادیر خروجی) را کنترل می‌کنند و روی آنها تأثیر زیادی دارند مشخص شده باشند. چگونگی ترکیب این متغیرها برای حصول به جواب مناسب می‌تواند نامشخص باشد.

۲- خروجی شناخته شده باشد، بدین معنی که متغیری که مورد پیش‌بینی است کاملاً مشخص باشد.

۳- داده‌های کافی برای آموزش شبکه در دسترس باشد. به عبارت دیگر، مثال‌ها و حالات تحقق یافته فراوانی وجود داشته باشند که در آنها ورودی‌ها و خروجی‌های متناظر آنها معلوم باشد [۲].

شبکه‌های عصبی براساس آموزش قبلی، عمل پردازش را انجام می‌دهند. بدین معنی که معمولاً شبکه‌های عصبی با سری‌های خاص از ورودی و هدف‌های (خروجی‌های متناظر) آن آموزش دیده و اوزان داخلی(Internal Weights) در خلال عملیات آموزش شبکه آنقدر تغییر داده می‌شوند تا شبکه به طور کامل و صحیح الگوهای موجود در ورودی را شناسایی نماید. تنظیم و تغییر اوزان شبکه و در نهایت تنظیم خود شبکه برمبنای مقایسه پاسخ شبکه (خروجی) برای ورودی خاصی که خروجی مطلوب آن (هدف) مشخص است، انجام می‌پذیرد، قابل ذکر است که این روش برای تنظیم اوزان در نوعی از شبکه‌ها با یادگیری با ناظر(Supervised Learning) مورد استفاده قرار می‌گیرد.

یکی از نقاط ضعف شبکه‌های عصبی این است که نتیجه آموزش یعنی اوزان داخلی، هیچگونه تصویر روشنی از اعتبار جواب‌های مشابه بدست نمی‌دهد. به همین دلیل به شبکه‌های عصبی مدل‌های جعبه

سیاه(Black Box) می‌گویند. با این وجود جواب‌های شبکه در اغلب موارد صحیح است و با شرایط کمی حاکم بر محیط سازگاری دارد [۲].

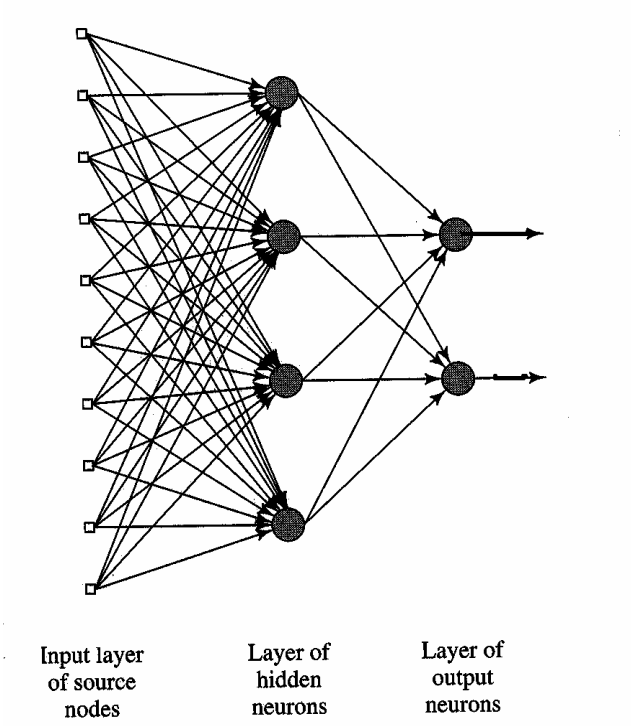
شبکه‌های عصبی امروزه در بسیاری از مسائلی که حل آنها برای کامپیوترهای متداول و بشر مشکل است شامل تشخیص الگو، شناسایی، طبقه‌بندی و خوشه‌بندی مورد استفاده قرار می‌گیرند[۳].

مهم‌ترین ویژگی شبکه‌های عصبی، غیرخطی بودن و قابلیت حذف نویز می‌باشد. شبکه‌های عصبی نیاز به دستورات کاملاً صریح و مشخص و مدل‌های ریاضی محض ندارند و برای حل مسائلی که فرمول حل آنها ناشناخته است و یا ابهامی در آنها دیده می‌شود، کاربرد دارند. از آنجا که در مسائل معدنی، همواره الگوی موجود بین داده‌ها پیچیده و غیر خطی است، لذا شبکه‌های عصبی و مصنوعی، می‌توانند تکنیک مؤثری برای حل این مسأله به شمار آیند. یکی از کاربردهای شبکه عصبی در مسائل علوم زمین، تخمین ذخایر معدنی می‌باشد. در مسأله تخمین ذخیره توسط شبکه عصبی، در حقیقت الگوی بین مختصات (ورودی شبکه) و عیار در آن مختصات (خروجی شبکه) توسط شبکه یادگرفته می‌شود.سپس به ازای هر مختصات جدید ارائه شده به شبکه عصبی آموزش دیده، خروجی متناظر که عیار تخمینی در آن مختصات می‌باشد، بدست می‌آید.

شبکه‌های عصبی مصنوعی

ساختار شبکه‌های عصبی از واحدهای پردازشگر (نرون‌ها) تشکیل شده که وظیفه سازمان‌دهی را به عهده دارند. این نرون‌ها می‌تواند با یکدیگر ترکیب شده و تشکیل لایه (Layer) را دهند[۱]. هر سلول عصبی دارای چندین ورودی است. این ورودی‌ها با یکدیگر ترکیب شده و پس از انجام عملیات پردازش، یک خروجی را ارائه می‌دهند،[۲]. سلول‌های شبکه به یکدیگر متصل هستند به طوریکه خروجی هر سلول، ورودی سلول بعدی می‌باشد(شکل ۱).

اولین لایه، لایه ورودی می‌باشد که در پردازش هیچ نقشی ایفا نمی‌کند (البته برخی آن را لایه محسوب کرده و نام لایه ورودی را به آن می‌دهند ولی برخی متخصصین دیگر آن را به عنوان لایه محسوب نکرده و آن را بردار ورودی (Input Vector) اطلاق می‌کنند) و صرفاً ورودی‌ها به این بخش وارد می‌شوند که از طریق ارتباطات موجود به درون لایه‌های بعدی فرستاده شده تا مورد پردازش قرار گیرند. لایه انتهایی لایه خروجی است که، پاسخ شبکه را بدست می‌دهد. لایه‌های مابین لایه ورودی و خروجی، لایه‌های پنهان (Hidden Layer) یا میانی نامیده می‌شوند.



شکل(۱) : ساختار یک شبکه عصبی با سه لایه[۴]

یکی از متداولترین انواع شبکه‌های عصبی، شبکه‌های پرسپترون چند لایه(**Multi-Layer Perceptron**) می‌باشند که قادر به حل بسیاری از مسائل پیچیده و مشکل هستند. این شبکه‌ها نیز ساختار کلی شبکه‌های عصبی شامل سه لایه ورودی، میانی و خروجی را دارا هستند و این امکان وجود دارد که به تعداد دلخواه لایه میانی در نظر گرفته شود ولی امروزه به اثبات رسیده است که شبکه‌های با یک لایه میانی قادر به حل کلیه مسائل خواهند بود.

مدل ریاضی سلول عصبی

نرون کوچکترین واحد پردازشگر اطلاعات و سلول اساسی شبکه می‌باشد. نرون هر تعداد از ورودی‌ها را دریافت کرده و سینگال خروجی را تولید می‌کند. نرون شامل یک تابع ورودی یا تابع جمع‌بندی (Summation Function) می‌باشد که نتیجه حاصل از آن به عنوان منبع تغذیه تابع انتقال یا تابع تحریک(Transfer or Activation Function) به حساب می‌آید [۱]. وظیفه تابع جمع‌بندی این است که تمامی‌ورودی‌ها را با یکدیگر ترکیب کرده و یک عدد تولید کند. این تابع بدین صورت عمل کرده که هر ورودی را در وزن متناظرش ضرب کرده و سپس با یکدیگر جمع می‌کند. به مجموع حاصل مجموع

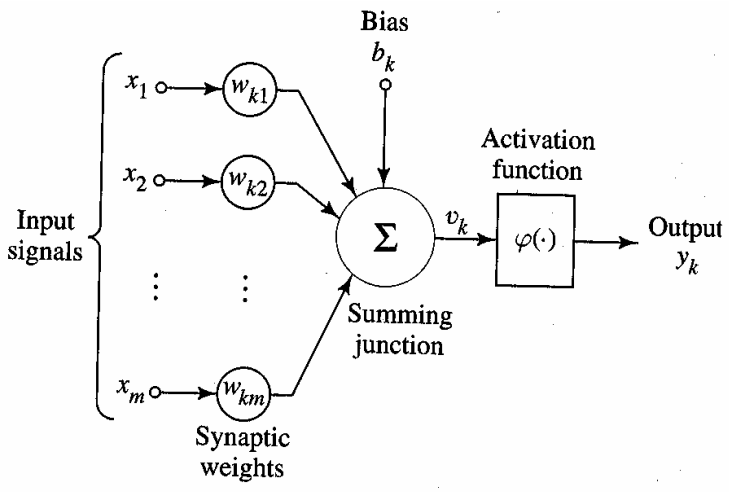
وزن‌دار(Weighted Sum) گفته می‌شود که یکی از متداولترین توابع جمع‌بندی می‌باشد. عدد حاصل از تابع جمع‌بندی به تابع تحریک فرستاده می‌شود که تابع جمع‌بندی را به خروجی تبدیل می‌کند (شکل۲).

اگر P به عنوان بردار ورودی و a بردار خروجی در نظرگرفته شوند، میزان تأثیر P روی a بوسیله مقدار اسکالر w (وزن متناظر برای هر ورودی) تعیین می‌شود. ورودی دیگر که مقدار ثابت یک است در جمله بایاس(Bias) b ضرب شده و سپس با wp جمع می‌شود، این حاصل جمع، ورودی خالص(Net Input) n برای تابع تحریک f خواهد بود [۲]. نقش بایاس افزایش یا کاهش مجموع وزن‌دار است [۴]. رابطه خروجی- ورودی نرون به صورت زیر بیان می‌شود.

$$a = f(wp + b) \qquad (۱)$$

در مقایسه با یک نرون بیولوژیکی، w معادل شدت سیناپس، مجموعه جمع کننده و تابع محرک، معادل هسته سلول و a معادل سیگنال گذرنده از اکسون خواهد بود.

توجه شود که دو پارامتر w و b قابل تنظیم هستند. ایده اصلی که شبکه‌های عصبی برآن استوارند این است که برخی پارامترها می‌توانند تنظیم شوند تا شبکه رفتار مطلوب و موردنظر را بدست دهد [۴]. تابع محرک f توسط طراح انتخاب می‌شود و پارامترهای w و b براساس انتخاب f و نوع الگوریتم یادگیری(Learning Rule) تنظیم می‌شوند. یادگیری بدین معنی است که w و b طوری تنظیم می‌شوند که رابطه خروجی و ورودی نرون با هدف خاصی مطابقت نماید [۵].



شکل (۲) : مدل ریاضی یک نرون (بایاس بعنوان یک مقدار جدا به مجموع وزن‌دار اضافه می‌شود)[۴]

چنانچه ورودی سلول jام واقع در لایه ورودی X_j نامیده شود، این ورودی برای اتصال به سلول kام لایه بعد در وزن W_{k_j} ضرب می‌شود. حرف k در اندیس W_{k_j} نشان دهنده شماره سلول در لایه بعد و حرف دوم اندیس (یعنی j) معرف شماره سلول لایه قبلی است. بایاس b_k مربوط به سلولk ام است. بایاس به عنوان یک جبران کننده عمل می‌کند و به شبکه کمک می‌کند تا الگوهای موجود را بهتر بشناسد [۴].

ورودی خالص مطابق رابطه زیر بدست می‌آید.

$$n_k = \sum_{j=1}^{R} w_{kj} x_j + b_k \qquad (۲)$$

که در آن X_1 ،X_2 ،.... X_R داده‌های ورودی.W_{k1}, W_{k2}و.... وزن‌های اتصال ورودی‌های ۱ و ۲ و . . به سلول k می‌باشد. n_k ترکیب خطی ورودی‌ها و b_k بایاس است. خروجی شبکه عبارت از:

$$a_k = f(n_k) \qquad (۳)$$

f تابع تحریک می‌باشد.

تخمین ذخیره کانسار با تکنیک شبکه عصبی مصنوعی

در این کانسار، تکنیک‌های گوناگونی برای تخمین ذخیره به کاربرده شده‌اند از جمله آنها، روش‌های ژئواستاتیکی(کریجینگ)، فازی و چند ضلعی می‌باشند. مطالعه نتایج حاصل از این تکنیک‌ها اختلافات بارزی را نشان می‌دهند. دلیل این اختلافات را می‌توان ماهیت داده‌های اکتشافی(معدنی) و پیچیدگی و تغییرپذیری ذاتی بسیار زیاد کانسار دانست. عامل دیگری که بایستی به آن اشاره داشت، انتخاب روش مناسبی می‌باشد که بر اساس شرایط خاص منطقه مورد مطالعه از جمله پیوستگی کانسار، نوع و تیپ کانسار و تغییرپذیری بایستی مورد توجه قرار بگیرند.

در مقاله حاضر تکنیک شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین ذخیره کانسار مورد استفاده قرار گرفته است. برای تشخیص اینکه این تکنیک در چه کانسارهایی مفید است، نیاز به چندین مطالعه موردی می‌باشد زیرا که در کشور ما تا به حال این روش به طور عملی در صنعت به کار گرفته نشده است.

مراحل اجرای این تکنیک به قرار زیر است.

۱- به منظور همگن‌سازی داده‌ها و کاهش تغییرپذیری، نوعی میانگین‌گیری متحرک روی داده‌های حاصل از مغزه انجام می‌گیرد که به آن کامپوزیت‌سازی گویند. از داده‌های در دسترس کامپوزیت‌های پنج متری تهیه گردید.

۲- ابعاد بلوک‌های معدنی تعیین می‌شوند.

۳- محدوده‌هایی که در آن تخمین عیار بلوک‌ها انجام خواهد گرفت، مشخص می‌شوند.
۴- شبکه عصبی تخمینگر طراحی شده و با داده‌های کامپوزیت شده آموزش داده می‌شود.
۵- عیار بلوک‌های معدنی مشخص شده، توسط شبکه عصبی آموزشی دیده، تخمین زده می‌شود.
۶- با توجه به عیار حد و وزن مخصوص ماده معدنی، میزان ذخیره و عیار متوسط آن تعیین شده و با تکرار این عمل با عیارهای حد مختلف، منحنی عیار – تناژ رسم می‌گردد.
۷- نقشه پلان‌های مختلف کانسار در افق‌های معینی ترسیم می‌گردد.

طراحی و آموزش شبکه عصبی تخمینگر و بهینه‌سازی پارامترهای آن

شبکه عصبی که به منظور تخمین ذخیره به کار برده می‌شود، شبکه‌ای است که ورودی‌های آن مختصات فضایی (x,y,z) و خروجی آن عیار در مختصات داده شده می‌باشد. 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. در کانسار، تعداد ۵۷ حلقه چاه موجود است که شامل ۲۴۵۲ نمونه مغزه آنالیز شده می‌باشد. پس از انجام مراحل آماده‌سازی روی این داده‌ها، در نهایت تعداد ۲۸۱ داده حاصل گردید تا در اختیار شبکه قرار گیرند. به منظور آموزش صحیح و داشتن کنترل روی شبکه، بایستی تعدادی از داده‌ها همیشه به عنوان مجموعه اعتبارسنجی در نظر گرفته شوند و آموزش با مابقی داده‌ها صورت گیرد. از بین چاه‌های موجود، داده‌های چند چاه به طور کامل برای مجموعه اعتبارسنجی در نظر گرفته شدند.

شبکه‌های پرسپترون با توپولوژی‌های مختلف یک لایه‌ای، دو لایه‌ای و سه لایه‌ای مورد آزمایش قرار گرفتند. نتایج اولیه نشان داد که شبکه تک لایه‌ای با تعداد سلول‌های زیاد بهتر از شبکه‌های چند لایه‌ای پاسخ می‌دهد. در مرحله بعد تعداد سلول‌های مختلف شبکه آزموده شد. توابع انتقال هر لایه، نوع تابع خطا، تعداد اپوک‌های آموزش و دیگرپارامترهای شبکه بارها و بارها به انواع گوناگونی انتخاب شدند. به عبارت دیگر، کلیه پارامترهای قابل تنظیم و تغییر شبکه، بارها برای حالت‌های مختلف آزمایش شدند تا بهترین نتیجه حاصل شود که در حقیقت با این عمل، بهینه‌سازی پارامترها انجام گرفت. مشخصاتی که پس از طی مرحله سعی و خطا بدست آمد در جدول (۱) آورده شده است.

جدول (۱): مشخصات شبکه عصبی بکار رفته برای تخمین عیاردرکانسار

پارامتر	توضیحات	پارامتر	توضیحات
تعداد داده‌های مجموعه آموزش	۲۵۵	**الگوریتم آموزش**	لونبرگ-مارکوارت(LM)
تعداد داده‌های مجموعه اعتبارسنجی	۲۶	**تغییر مقیاس داده‌های خروجی (قبل از آموزش)**	روش مستقیم به بازه[۱,۱-]
هندسه شبکه	۱-۸۰-۳	**نوع تابع خطا**	میانگین مربعات خطا (mse)
تابع تحریک لایه میانی	تانژانت هیپربولیک	**خطای مطلوب**	۰/۰۰۱
تابع تحریک لایه خروجی	تانژانت هیپربولیک	**حداکثر تعداد اپوک‌های آموزش**	۱۵

برای تصمیم‌گیری در رابطه با اینکه کدام یک از پارامترها (به طور مثال چه تعداد از دوره‌های آموزش و ...) بهترین پاسخ را بدست می‌دهد، بایستی بگونه‌ای 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 سرب و روی در مکان داده‌های مجموعه اعتبارسنجی با مقادیر واقعی درهمان مختصات مقایسه گردید و اختلاف بین مقادیر واقعی و تخمینی بدست آمد. این اختلاف گاهی در حدی است که کانسنگ را باطله و یا باطله را کانسنگ معرفی خواهد کرد. در اینصورت یک اشتباه شمارش می‌شود. اگر مقادیر واقعی دال بر باطله داشته باشند و مقادیر تخمینی هم در همان مختصات باطله بدست آیند، تخمین بی خطا خواهد بود. بدیهی است اگر مقادیر واقعی، کانسنگ را معرفی کنند و مقادیر تخمینی نیز دلالت بر وجود کانسنگ داشته باشند باز هم تخمین بی خطا خواهد بود.

سپس در یک دستگاه محور مختصات که در آن مقادیر عیار واقعی داده‌ها روی محور x و مقادیر تخمین نظیر آنها روی محور y برده شده، عیار حد چهار درصد به صورت دو خط مشخص می‌شود که در این صورت حالات زیر ممکن است رخ دهد.

الف) عیار تخمین بزرگتر از چهار درصد است(کانسنگ) وعیار کامپوزیت شده در گمانه نیز بزرگتر از

چهار درصد بوده است.

ب) عیار تخمین کوچکتر از چهار درصد است(باطله) و عیار کامپوزیت شده در گمانه نیز کوچکتر از چهار درصد بوده است.

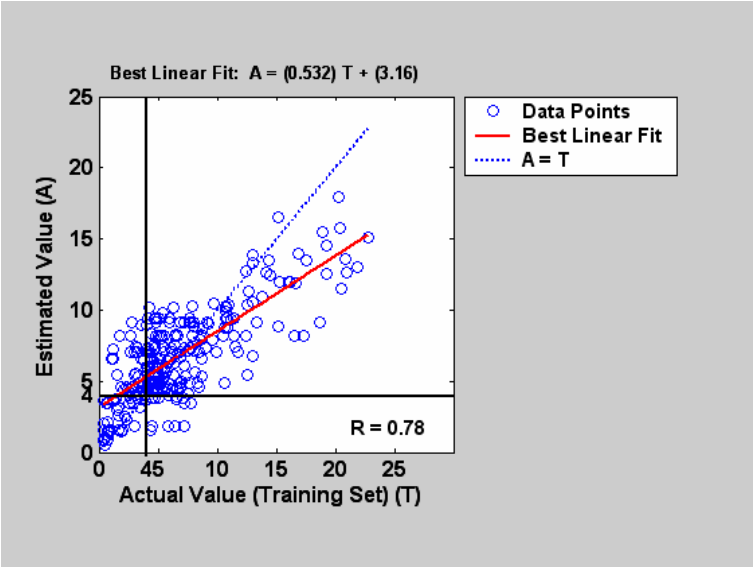
ج) عیار تخمین بزرگتر از چهار درصد است(کانسنگ) ولی عیار کامپوزیت شده در گمانه کوچکتر از چهار درصد بوده است(باطله).

د) عیار تخمینی کوچکتر از چهار درصد است(باطله) ولی عیار کامپوزیت شده در گمانه بزرگتراز چهار درصد بوده است(کانسنگ).

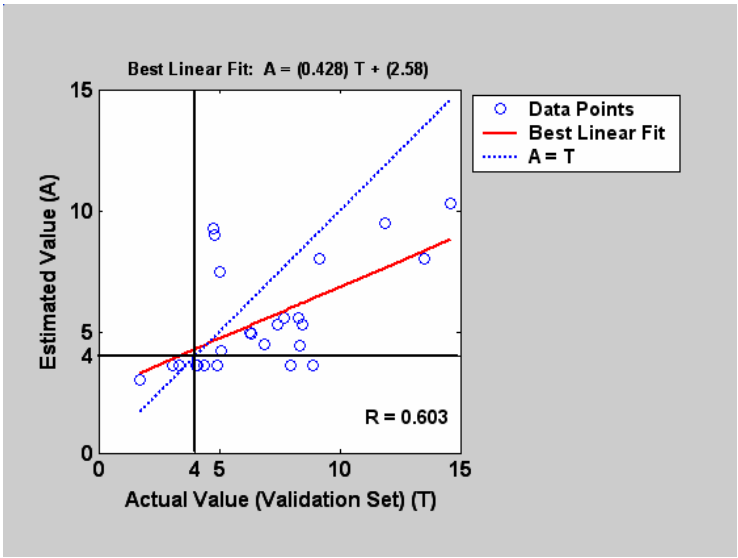
الف و ب دلالت بر تخمین صحیح و حالات ج و د دلالت بر تخمین اشتباه دارند.اگر تعداد تخمین‌های واقع در ربع اول و سوم این دستگاه محور مختصات (تخمین‌های صحیح) برابر N_1وN_3 باشد و تعداد تخمین‌های واقع در ربع دوم و چهارم(تخمین‌های اشتباه) برابر N_2 وN_4 باشد، دراین صورت درصد صحت تخمین‌ها را می‌توان با استفاده از رابطه زیر بدست آوردکه نشان دهنده درصد پیش‌بینی درست کانسنگ و باطله می‌باشد.

$$\%C = \frac{N1 + N3}{N1 + N2 + N3 + N4} \qquad (۴)$$

پارامتر دیگری که برای ارزیابی پاسخ شبکه بکار گرفته شد، ضریب همبستگی بین داده‌های حاصل از تخمین و داده‌های واقعی در دو مجموعه آموزش و اعتبارسنجی بوده است که در واقع با رسم منحنی رگرسیون بین این دو مجموعه داده (حاصل از تخمین و واقعی) در همان محور مختصات ذکر شده حاصل می‌گردد. در شکل‌های ۵ و ۶ نمودارهای رگرسیون بترتیب برای داده‌های آموزشی و اعتبارسنجی آورده شده‌اند. دراین نمودارها ضریب همبستگی برای دو مجموعه آموزشی و اعتبارسنجی به ترتیب برابر ۰/۷۸و۰/۶۰۳ بدست آمده است و درصد پیش‌بینی درست کانسنگ و باطله برای مجموعه آموزش۸۱/۵٪ وبرای مجموعه اعتبارسنجی۷۳٪ حاصل شده است.



شکل(۵): نمودار رگرسیون مقادیر تخمینی شبکه عصبی نهایی و مقادیر واقعی برای داده‌های آموزشی



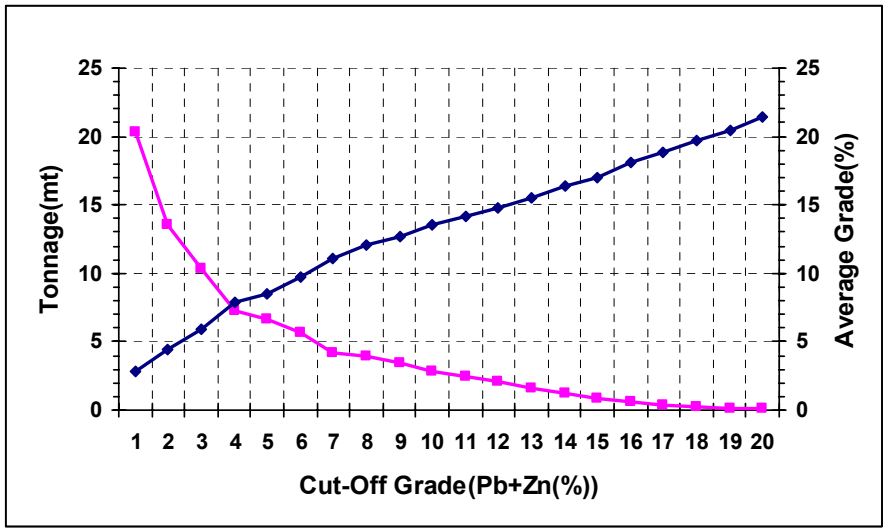
شکل(۶): نمودار رگرسیون مقادیر تخمینی شبکه عصبی نهایی و مقادیر واقعی برای داده‌های اعتبارسنجی

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 توسط شبکه عصبی با در دست داشتن مقدار وزن مخصوص متوسط کانسار و درصد بازیابی مغزه‌ها می‌توان به ازاء عیار حدهای مختلف مقدار ذخیره را محاسبه نمود و منحنی عیار-تناژ را رسم کرد. برای عیار حدهای از ۱ تا ۲۰ مقادیر ذخیره نظیر و همچنین مقدار عیار متوسط به ازاء آنها محاسبه گردید که نتایج آن به صورت نمودار در شکل(۷) آمده است.

همانطور که ملاحظه می‌شود برای عیار حد چهار درصد میزان ذخیره کانسنگ حدود هفت میلیون تن با عیار متوسط ۷/۸۶٪ بدست می‌آید.لازم به ذکر است که شبکه عصبی قادر به محاسبه توزیع خطای تخمین نمی‌باشد.

از اعداد فوق چنین بر می‌آید که شبکه عصبی مقدار تناژ و عیار متوسط را پایین‌تر از حد واقعی (حد تخمین زده شده توسط کریجینگ و مورد کار در عمل) تخمین زده است. علت این امر می‌تواند زیادی الگوهای باطله در سری آموزشی نسبت به الگوی کانسنگ باشد که باعث می‌شود شبکه الگویی را که تعداد بیشتری از آن مثال در دست دارد بهتر و بیشتر یاد بگیرد و باعث شود که مقادیر عیارهای بالا کمتر از حد واقعی تخمین زده شوند. به عبارتی این موضوع حاکی از هموارشدگی عیار در روش شبکه عصبی می‌باشدکه باعث شده است عیارهای بالا به سمت مقادیر پایین کشیده شوند و در نتیجه مقدار عیار متوسط و همچنین تناژ از مقادیر واقعی خود پایین‌تر بدست آیند.



شکل(۷) : منحنی عیار-تناژ ذخیره برای کانسار

رسم پلان‌های کانسنگ و باطله در افق‌های مختلف

می‌توان با داشتن مقدار عیار بلوک‌ها، توزیع عیار ماده معدنی در بلوک‌های هر افق را به صورت یک پلان با ضخامت پنج متر ترسیم کرد. این پلان‌ها روند و شکل قرارگیری ماده معدنی را می‌توانند نشان دهند.

نتیجه‌گیری و پیشنهادات

از بررسی‌ها و مطالعات انجام شده در این مقاله نتایج زیر حاصل گردید.

۱- مزیت اصلی تکنیک شبکه عصبی این است که می‌تواند روند یا الگوی تغییرات را بشناسد و از خطاهای تصادفی تا حد زیادی تأثیر نپذیرد.

۲- از آنجا که تغییر پذیری ذاتی عیار در گمانه‌ها در کانسار مورد بررسی بسیار زیاد است و همچنین در بسیاری از گمانه‌های این بخش عدم پیوستگی مغزه موجود است بطوریکه در چندین متر وسط گمانه داده موجود نمی‌باشد، لذا نمی‌توان انتظار داشت که خطای شبکه آموزش دیده مقدار ناچیزی بدست آید.

۳- در مناطقی که تغییرپذیری عیار در آنها زیاد می‌باشد، شبکه عصبی نمی‌تواند بعنوان بهترین تکنیک انتخاب شود.

۴- تکنیک شبکه عصبی برای یادگیری الگوهای موجود نیاز به تعداد کافی از داده‌های هر الگو دارد و چنانچه داده‌ها، الگوی بسیار پیچیده‌ای داشته باشند(مانند داده‌های علوم زمین) این نیاز بیشتر حس می‌شود. از این رو بهتر است در مناطقی مانند منطقه مورد بررسی در این مقاله از نوع دیگری از کامپوزیت سازی استفاده شود تا هم تغییرپذیری به مقدار بیشتری کاهش یابد و هم داده بیشتری در اختیار شبکه قرار داده شود.

در این نوع کامپوزیت سازی بدین صورت عمل می‌شود که از هر مغزه (که دارای یک داده خام است) یک داده کامپوزیت شده استخراج می‌گردد. به این صورت که در هر نقطه‌ای که داده خام وجود دارد، از عیار مغزه‌هایی که در دامنه ۲/۵ متر بالای مغزه مورد نظر تا ۲/۵ متر پایین مغزه مورد نظر قرار دارند میانگین گیری می‌شود.

۵- در بسیاری از مطالعات، برتری شبکه‌های RBF از نظر قدرت تخمین نسبت به شبکه‌های پرسپترون چند لایه با تغذیه پیشرو، عنوان شده است. عملکرد شبکه‌های RBF بدین صورت است که در ابتدا به نوعی داده‌ها خوشه‌بندی شده و برای هر خوشه نرونی در نظر گرفته می‌شود که با این عمل امکان تعیین نرون‌ها از نظر مکانی وجود خواهد داشت پس با استفاده از این روش امکان شناسایی تغییرات محلی بیشتر می‌باشد. لذا این شبکه‌ها برای مسائل درون‌یابی مناسب‌تر بنظر می‌رسند. از اینرو پیشنهاد می‌شود نتایج چنین شبکه‌هایی با نتایج فعلی مقایسه گردد تا شبکه بهینه برای مسئله تخمین ذخایر معدنی را یافت.

۶- با انجام یک مطالعه موردی نمی‌توان دقیقاً به مزایا و معایب شبکه‌های عصبی پی برد. برای شناخت کامل، بایستی چندین مطالعه دیگر در انواع مختلف از تیپ ذخایر معدنی انجام گردد تا بتوان به نتیجه‌گیری کلی برای تیپ ذخایری که شبکه عصبی در تخمین آنها مناسب می‌باشد، رسید.

منابع

[1]Dowd,P.A, and Sarac,C, 1994, Aneural Network Approach to Geostatistical Simulation,Mathematical Geology, Vol.26.No.4,p.491-503
[2] Berry, M. J. A., Linoff. G., 1997, Data mining techniques, John Wiley & Sons,454 p
[3] Demuth,H., Beale, M., 2001, MATLAB User's Guide: Neural Network Toolbox
[4] Haykin,S.,1999, Neural Network: A Comprehensive Foundation, Prentice Hall,842p
[۵] منهاج، محمد باقر، ۱۳۸۱، مبانی شبکه های عصبی (هوش محاسباتی- جلد اول)، انتشارات دانشگاه امیرکبیر