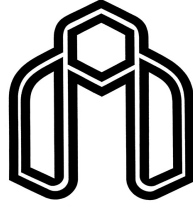


بِسْمِ اللّٰهِ الرَّحْمٰنِ الرَّحِیْمِ



دانشگاه صنعتی شاهرود

دانشکده: معدن، نفت و ژئوفیزیک

گروه استخراج معدن

تخمین ذخیره کانسار سنگ آهن دلکن با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

دانشجو:

سید علی فرهادی

اساتید راهنما:

دکتر رضا خالوکاکایی

دکتر فرهنگ سرشکی

پایان نامه ارشد جهت اخذ درجه کارشناسی ارشد

شهریور ۱۳۹۲



دانشگاه صنعتی شاهرود
مدیریت تحصیلات تکمیلی
فرم شماره (۶)

باسمه تعالی

شماره:
تاریخ: ۱۳۹۲/۶/۲۵
ویرایش:

فرم صورت جلسه دفاع از پایان نامه تحصیلی دوره کارشناسی ارشد

با تأییدات خداوند متعال و با استعانت از حضرت ولی عصر (عج) نتیجه ارزیابی جلسه دفاع از پایان نامه کارشناسی ارشد آقای سید علی فرهادی رشته مهندسی معدن گرایش استخراج تحت تخمین ذخیره کانسار سنگ آهن دلکن با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی که در تاریخ ۱۳۹۲/۶/۲۵ با حضور هیأت محترم داوران در دانشگاه صنعتی شاهرود برگزار گردید به شرح ذیل اعلام می گردد:

قبول (با درجه : خوب - امتیاز ۱۶) دفاع مجدد مردود

۱- عالی (۲۰ - ۱۹)

۲- بسیار خوب (۱۸/۹۹ - ۱۸)

۳- خوب (۱۷/۹۹ - ۱۶)

۴- قابل قبول (۱۵/۹۹ - ۱۴)

۵- نمره کمتر از ۱۴ غیر قابل قبول

عضو هیأت داوران	نام و نام خانوادگی	مرتبه علمی	امضاء
۱- استاد راهنما	دکتر رضا خالوکاکی	استاد	
۲- استاد راهنما	دکتر فرهنگ سرشکی	دانشیار	
۳- نماینده شورای تحصیلات تکمیلی	دکتر محمد کارآموزیان	استادیار	
۴- استاد ممتحن	دکتر ابوالقاسم کامکار روحانی	دانشیار	
۵- استاد ممتحن	دکتر بهزاد تخمچی	استادیار	

رئیس دانشکده : دکتر رضا قوامی ریایی

امضاء



تقدیم ہے

پدر و مادر عزیزم

تشکر و قدردانی:

پس از حمد باری تعالی مراتب قدردانی خود را از اساتید راهنمای این پروژه، جناب آقای دکتر خالوکاایی و جناب آقای دکتر سرشکی، که با صرف وقت و همراهی همه جانبه موجب به سرانجام رسیدن و موفقیت این تحقیق بودند، اعلام می‌دارم.

همچنین از کلیه دوستان و عزیزانی که در انجام این پایان‌نامه مرا یاری نمودند، به خصوص جناب آقای دکتر رضا روکی و آقایان مهندس سجاد محمدی و مهندس عباسعلی حیدری صمیمانه سپاسگزارم و آرزوی موفقیت برای ایشان دارم.

تعهد نامه

اینجانب سید علی فرهادی دانشجوی دوره کارشناسی ارشد رشته مهندسی استخراج معدن دانشکده معدن، نفت و ژئوفیزیک دانشگاه صنعتی شاهرود نویسنده پایان نامه با موضوع تخمین ذخیره کانسار سنگ آهن دلکن با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی تحت راهنمایی آقایان دکتر رضا خالوکاکی و دکتر فرهنگ سرشکی متعهد می‌شوم.

- تحقیقات در این پایان نامه توسط اینجانب انجام شده است و از صحت و اصالت برخوردار است .
- در استفاده از نتایج پژوهشهای محققان دیگر به مرجع مورد استفاده استناد شده است .
- مطالب مندرج در پایان نامه تاکنون توسط خود یا فرد دیگری برای دریافت هیچ نوع مدرک یا امتیازی در هیچ جا ارائه نشده است .
- کلیه حقوق معنوی این اثر متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد و مقالات مستخرج با نام « دانشگاه صنعتی شاهرود » و یا « Shahrood University of Technology » به چاپ خواهد رسید .
- حقوق معنوی تمام افرادی که در به دست آمدن نتایج اصلی پایان نامه تأثیرگذار بوده اند در مقالات مستخرج از پایان نامه رعایت می گردد.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه ، در مواردی که از موجود زنده (یا بافتهای آنها) استفاده شده است ضوابط و اصول اخلاقی رعایت شده است .
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه، در مواردی که به حوزه اطلاعات شخصی افراد دسترسی یافته یا استفاده شده است اصل رازداری ، ضوابط و اصول اخلاق انسانی رعایت شده است .

تاریخ

امضای دانشجو

مالکیت نتایج و حق نشر

- کلیه حقوق معنوی این اثر و محصولات آن (مقالات مستخرج ، کتاب ، برنامه‌های رایانه ای ، نرم افزار ها و تجهیزات ساخته شده است) متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد . این مطلب باید به نحو مقتضی در تولیدات علمی مربوطه ذکر شود .
- استفاده از اطلاعات و نتایج موجود در پایان نامه بدون ذکر مرجع مجاز نمی باشد.

چکیده

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. در این تحقیق تخمین ذخیره کانسار سنگ آهن دلکن که در فاصله حدود ۸۳ کیلومتری جنوب غربی کاشمر و ۳۵ کیلومتری جنوب شهرستان بردسکن قرار دارد با استفاده از روش‌های عکس مجذور فاصله و شبکه عصبی مصنوعی انجام شده است.

برای تخمین ذخیره کانسار در ابتدا با استفاده از داده‌های گمانه‌های اکتشافی اقدام به مدل‌سازی سه بعدی کانسار شده و سپس مدل بلوکی کانسار با استفاده از نرم‌افزار Datamine تهیه گردید. بعد از انجام کارهای اولیه بر روی داده‌های ورودی اقدام به تخمین ذخیره با استفاده از روش عکس مجذور فاصله گردید. بر این اساس میزان ذخیره و عیار متوسط Fe برای عیار حد ۱۹٪ با وزن مخصوص ۴/۳ تن بر متر مکعب به ترتیب ۱۴۷۴ هزار تن و ۳۱/۹۴٪ به دست آمد.

سپس تخمین ذخیره با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی صورت گرفت. برای مدل‌سازی از دو شبکه پس‌انتشار خطا و شبکه شعاعی استفاده گردید. برای آزمایش شبکه‌ها از دو رویکرد مختلف استفاده شده است. در رویکرد اول ۱۴ گمانه به صورت تصادفی به دو دسته گمانه‌های آموزش و آزمون تقسیم شده است. در این رویکرد اطلاعات گمانه‌های آموزش در آموزش شبکه و اطلاعات گمانه‌های آزمون به منظور آزمون شبکه مورد استفاده قرار گرفته است.

در رویکرد دوم بدون در نظر گرفتن این نکته که هر داده متعلق به کدام گمانه است، از میان کل داده‌های ۱۴ گمانه، داده‌های آموزش و آزمون شبکه به صورت تصادفی انتخاب شده است. برای طراحی این دو شبکه ۷۰٪ داده‌ها برای آموزش و ۳۰٪ باقیمانده برای تست انتخاب شده‌اند.

در نهایت با توجه به ضرایب همبستگی و جذر میانگین مربعات خطا (RMS) حاصل از هر دو شبکه می‌توان نتیجه گرفت که شبکه عصبی شعاعی در هر دو رویکرد نتایج ضعیف‌تری را نسبت به شبکه پس انتشار خطا نشان می‌دهد. همچنین شبکه پس انتشار خطا در رویکرد دوم دارای نتایج بهتری نسبت به رویکرد اول است.

بنابراین شبکه پس انتشار خطا در رویکرد دوم با دو لایه پنهان و با تعداد ۱۸ نرون در لایه اول و ۱۵ نرون در لایه دوم و تابع محرک تانژانت هایپربولیک در هر دو لایه و با ضرایب همبستگی که برای داده‌های آموزش و تست به ترتیب ۰/۹۷ و ۰/۷۵ به دست آمد به عنوان شبکه بهینه انتخاب شد که از این شبکه به منظور تخمین ذخیره استفاده گردید. با استفاده از این روش میزان ذخیره و عیار متوسط Fe برای عیار حد ۱۹٪ به ترتیب ۱۹۶۰ هزار تن و ۴۴/۵٪ به دست آمد.

پس از انجام تخمین ذخیره برنامه‌ریزی تولید انجام شد که با اتمام برنامه‌ریزی طول عمر پروژه تقریباً معادل ۶ سال در قالب ۳ پوش‌بک و ۶ فاز استخراجی با ارزش خالص فعلی (NPV) معادل ۴۳۱ میلیارد ریال به دست آمد.

واژه‌های کلیدی: تخمین ذخیره، نرم‌افزار Datamine، شبکه عصبی مصنوعی، برنامه‌ریزی تولید

فهرست مطالب

فصل اول: مقدمه و کلیات

- ۱-۱- مقدمه ۲
- ۲-۱- تعریف مساله..... ۳
- ۳-۱- ضرورت تحقیق ۳
- ۴-۱- تقسیم‌بندی ذخایر معدنی ۴
- ۱-۴-۱- عوامل موثر در تقسیم‌بندی ذخایر ۵
- ۲-۴-۱- مزایای تقسیم‌بندی ذخایر معدنی ۵
- ۳-۴-۱- تقسیم‌بندی متداول در ایران ۵
- ۵-۱- خطای گروه‌های مختلف ذخایر معدنی ۶
- ۶-۱- انواع روشهای تخمین ذخیره ۷
- ۷-۱- هدف تحقیق ۷
- ۸-۱- تاریخچه شبکه‌های عصبی ۸
- ۹-۱- کارهای انجام شده در زمینه تخمین ذخیره با شبکه عصبی مصنوعی ۱۰
- ۱۰-۱- ساختار پایان‌نامه ۱۳

فصل دوم: کلیاتی در مورد معدن سنگ آهن دلکن

- ۱-۲- مقدمه ۱۵
- ۲-۲- موقعیت جغرافیایی منطقه اکتشافی ۱۵
- ۳-۲- راههای ارتباطی و دسترسی به محدوده اکتشافی ۱۷
- ۴-۲- شرایط آب و هوایی منطقه اکتشافی ۱۸

- ۵-۲- ویژگی اجتماعی و اقتصادی منطقه اکتشافی..... ۱۸
- ۶-۲- وضعیت زمین‌شناسی ناحیه..... ۱۹
- ۷-۲- زمین‌شناسی ساختمانی..... ۲۰

فصل سوم: مدل سازی کانسار سنگ آهن دلکن با استفاده از نرم‌افزار DATAMINE

- ۱-۳- مقدمه..... ۲۲
- ۲-۳- اطلاعات آماری..... ۲۳
- ۳-۳- روند کلی مدل سازی کانسار تا مرحله بهینه‌سازی در نرم‌افزار Datamine..... ۲۴
- ۴-۳- داده های ورودی به نرم‌افزار Datamine..... ۲۶
- ۱-۴-۳- فایل collar..... ۲۶
- ۲-۴-۳- فایل Survey..... ۲۶
- ۳-۴-۳- فایل Assay..... ۲۷
- ۴-۴-۳- فایل Geology..... ۲۷
- ۵-۴-۳- فایل Topography..... ۲۸
- ۵-۳- ترسیم مقاطع از کانسار..... ۲۹
- ۶-۳- مدلسازی هندسی کانسار..... ۳۰
- ۷-۳- تهیه مدل بلوکی..... ۳۱
- ۸-۳- تخمین ذخیره..... ۳۳
- ۹-۳- نتیجه‌گیری..... ۳۵

فصل چهارم: تخمین ذخیره با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

۳۷	۱-۴- مقدمه
۴۱	۲-۴- انواع یادگیری شبکه
۴۱	۱-۲-۴- یادگیری با ناظر
۴۱	۲-۲-۴- یادگیری تشدید
۴۲	۳-۲-۴- یادگیری بدون ناظر
۴۲	۳-۴- مهم ترین ویژگی های شبکه های عصبی
۴۲	۴-۴- مدل نرون مصنوعی
۴۳	۵-۴- شبکه های چند لایه پرسپترون
۴۳	۱-۵-۴- نرون MLP
۴۶	۲-۵-۴- شبکه عصبی مصنوعی پس انتشار خطا
۴۷	۶-۴- شبکه های عصبی پایه شعاعی :
۴۹	۱-۶-۴- شبکه عصبی رگرسیون عمومی (GRNN)
۴۹	۷-۴- مقایسه بین شبکه های MLP و RBF
۵۰	۸-۴- مزایا و معایب شبکه های عصبی مصنوعی
۵۲	۹-۴- مراحل انجام تخمین ذخیره با شبکه عصبی مصنوعی
۵۲	۱۰-۴- تقسیم بندی و آماده سازی داده ها
۵۳	۱۱-۴- آموزش شبکه
۵۴	۱۲-۴- معماری شبکه بهینه
۵۴	۱-۱۲-۴- تعداد لایه های درونی
۵۴	۲-۱۲-۴- تعداد نرونها

۵۵	۴-۱۲-۳- نوع توابع و الگوریتم آموزش
۵۶	۴-۱۳- ارزیابی شبکه
۵۶	۴-۱۳-۱- جذر میانگین مربعات خطا
۵۶	۴-۱۳-۲- میانگین مربعات خطا
۵۷	۴-۱۳-۳- ضریب همبستگی
۵۷	۴-۱۴- تعیین شبکه بهینه
۵۸	۴-۱۴-۱- طراحی شبکه عصبی پسانتشار خطا
۶۶	۴-۱۴-۲- طراحی شبکه عصبی رگرسیون عمومی
۶۸	۴-۱۵- تخمین ذخیره با شبکه عصبی مصنوعی
۶۹	۴-۱۶- نتیجه گیری

فصل پنجم: طراحی محدوده نهایی کانسار سنگ آهن دلکن با استفاده از نرم افزار NPVScheduler

۷۳	۵-۱- مقدمه
۷۳	۵-۲- آشنایی با نرم افزار زمان بندی و برنامه ریزی تولید NPVScheduler
۷۴	۵-۳- مفاهیم کلی بهینه سازی پیت
۷۵	۵-۳-۱- پیت نهایی
۷۶	۵-۳-۲- مراحل LG و تجزیه و تحلیل حساسیت
۷۶	۵-۳-۳- روش تنزیل بالا به پایین
۷۷	۵-۴- کار با نرم افزار بهینه سازی NPVScheduler
۸۰	۵-۵- مراحل اجرایی کار در نرم افزار NPVScheduler
۸۰	۵-۵-۱- وارد نمودن مدل بلوکی زمین شناسی

۸۱ ۲-۵-۵ ساخت مدل بلوکی اقتصادی با وارد نمودن پارامترهای اقتصادی
۸۴ ۳-۵-۵ طراحی محدوده نهایی (Ultimate Pit Limit)
۸۸ ۴-۵-۵ طراحی پوشش بکها
۹۲ ۵-۵-۵ طراحی برنامه ریزی تولید (Scheduling)
۹۲ ۶-۵ نتیجه گیری

فصل ششم: جمع بندی، نتیجه گیری و پیشنهادها

۹۴ ۱-۶ جمع بندی
۹۷ ۲-۶ نتیجه گیری
۹۸ ۳-۶ پیشنهادها

منابع

۹۹ منابع
----	-------------

فهرست شکل‌ها

- شکل (۱-۱): ذخیره قطعی در یک معدن زیرزمینی ۵
- شکل (۲-۱): تقسیم‌بندی متداول در ایران ۶
- شکل (۱-۲): موقعیت محدوده اکتشافی کوه دلکن بر روی نقشه توپوگرافی ۱/۲۵۰۰۰۰ فردوس ۱۶
- شکل (۲-۲): راه دسترسی و موقعیت محدوده اکتشافی ۱۷
- شکل (۱-۳): روند کلی مدل‌سازی کانسار تا مرحله بهینه‌سازی در نرم‌افزار Datamine ۲۵
- شکل (۲-۳): گمانه‌های حفاری شده در معدن (دید از بالا) ۲۸
- شکل (۳-۳): نمایی سه‌بعدی از گمانه‌های حفاری شده ۲۹
- شکل (۴-۳): string های کلی ترسیم شده به همراه گمانه‌های اکتشافی ۳۰
- شکل (۵-۳): نمایی سه‌بعدی از توپوگرافی، کانسار و گمانه‌های اکتشافی ۳۱
- شکل (۶-۳): نمایی سه‌بعدی از مدل بلوکی باطله در برگیرنده ماده معدنی ۳۲
- شکل (۷-۳): نمایی سه‌بعدی از مدل بلوکی باطله در برگیرنده ماده معدنی به همراه توپوگرافی سطح زمین ۳۳
- شکل (۸-۳): نمایی سه‌بعدی از مدل بلوکی عیاری کانسار ۳۴
- شکل (۹-۳): منحنی عیار- تناژ معدن سنگ‌آهن دلکن حاصل از روش عکس مجذور فاصله ۳۵
- شکل (۱-۴): ساختار یک شبکه عصبی با سه لایه ۳۸
- شکل (۲-۴): ساختار نرون زیستی ۴۰
- شکل (۳-۴): نرون مصنوعی ۴۳
- شکل (۴-۴): یک نرون پرسپترون ۴۴
- شکل (۵-۴): تابع فعال‌ساز لگاریتمی ۴۵
- شکل (۶-۴): تابع فعال‌ساز تانژانت هایپربولیک ۴۶
- شکل (۷-۴): ساختار یک شبکه RBF ۴۸

- شکل (۴-۸): تابع فعال ساز خطی ۴۸
- شکل (۴-۹): تابع گوسی با میانگین صفر و انحراف معیار یک ۴۸
- شکل (۴-۱۰): نمودار رگرسیون مقادیر تخمینی شبکه عصبی و مقادیر واقعی برای داده‌های آموزش ۶۴
- شکل (۴-۱۱): نمودار رگرسیون مقادیر تخمینی شبکه عصبی و مقادیر واقعی برای داده‌های تست ۶۵
- شکل (۴-۱۲): منحنی عیار- تناژ معدن سنگ آهن دلکن حاصل از روش شبکه عصبی ۶۹
- شکل (۴-۱۳): مقایسه تناژ محاسبه شده در روش‌های مورد بررسی برای عیار حد ۱۹ درصد ۷۱
- شکل (۴-۱۴): مقایسه عیار متوسط محاسبه شده در روش‌های مورد بررسی برای عیار حد ۱۹ درصد ... ۷۱
- شکل (۵-۱): شمای کلی از روند فرآیند بهینه‌سازی با نرم‌افزار NPV Scheduler ۷۸
- شکل (۵-۲): توپوگرافی اولیه و رویه سطح پیت ۸۳
- شکل (۵-۳): توپوگرافی اولیه و رویه سطح پیت به صورت Contour ۸۳
- شکل (۵-۴): Plan (دید از بالا) مدل بلوکی اقتصادی در تراز ۱۰۰۵ ۸۴
- شکل (۵-۵): نمایی از پیت نهایی ساخته شده ۸۶
- شکل (۵-۶): Plan (دید از بالا) از محدوده نهایی پیت در تراز ۱۰۰۵ ۸۶
- شکل (۵-۷): Plan (دید از بالا) از محدوده نهایی پیت در تراز ۱۰۵۰ ۸۷
- شکل (۵-۸): بهینه‌سازی توالی عملیات استخراج برای NPV ۸۷
- شکل (۵-۹): میزان تناژ ماده معدنی در هر پوش‌بک ۹۰
- شکل (۵-۱۰): نمایی از پوش‌بک ۱ ۹۰
- شکل (۵-۱۱): نمایی از پوش‌بک ۲ ۹۱
- شکل (۵-۱۲): نمایی از پوش‌بک ۳ ۹۱
- شکل (۵-۱۳): میزان ارزش خالص فعلی برای شش فاز استخراجی ۹۲

فهرست جدول‌ها

- جدول (۱-۱): کارهای انجام شده در زمینه تخمین ذخیره با شبکه عصبی مصنوعی..... ۱۰
- جدول (۱-۲): مختصات جغرافیایی محدوده اکتشافی کوه دلکن ۱۶
- جدول (۱-۳): اطلاعات آماری بدست آمده از گمانه های اکتشافی ماده معدنی ۲۴
- جدول (۲-۳): نمونه‌های از فایل collar ۲۶
- جدول (۳-۳): نمونه‌های از فایل survey ۲۶
- جدول (۴-۳): نمونه‌های از فایل Assay ۲۷
- جدول (۵-۳): نمونه‌های از فایل Geology ۲۷
- جدول (۶-۳): پارامترهای لازم در تهیه مدل بلوکی کانسار ۳۱
- جدول (۷-۳): نتایج تخمین ذخیره با استفاده از روش عکس مجذور فاصله ۳۴
- جدول (۱-۴): مطلوبترین نتایج حاصل از پنج الگوریتم در شبکه پس‌انتشار خطا برای رویکرد اول ۵۸
- جدول (۲-۴): مطلوبترین نتایج حاصل از پنج الگوریتم در شبکه پس‌انتشار خطا برای رویکرد دوم ۶۱
- جدول (۳-۴): مشخصات بهترین شبکه حاصل از روش پس‌انتشار خطا ۶۵
- جدول (۴-۴): مطلوبترین نتایج حاصل از شبکه عصبی شعاعی با فاکتورهای تعدیل مختلف برای رویکرد اول ۶۶
- جدول (۵-۴): مطلوبترین نتایج حاصل از شبکه عصبی شعاعی با فاکتورهای تعدیل مختلف برای رویکرد دوم ۶۷
- جدول (۶-۴): نتایج تخمین ذخیره با استفاده از روش شبکه عصبی ۶۸
- جدول (۱-۵): نتایج وارد نمودن مدل بلوکی زمین‌شناسی در نرم‌افزار NPVScheduler ۸۰
- جدول (۲-۵): پارامترهای اقتصادی مورد نیاز جهت ساخت مدل بلوکی اقتصادی ۸۱
- جدول (۳-۵): نتایج مدل بلوکی اقتصادی محاسبه شده توسط نرم‌افزار NPVScheduler ۸۲
- جدول (۴-۵): نتایج طراحی محدوده نهایی محاسبه شده توسط نرم‌افزار NPVScheduler ۸۵

جدول (۵-۵): نتایج پوش‌بک‌های محاسبه شده توسط نرم‌افزار برای پوش‌بک ۱ ۸۸

جدول (۵-۶): نتایج پوش‌بک‌های محاسبه شده توسط نرم‌افزار برای پوش‌بک ۲ ۸۹

جدول (۵-۷): نتایج پوش‌بک‌های محاسبه شده توسط نرم‌افزار برای پوش‌بک ۳ ۸۹

فصل اول:

مقدمه و کلیات

۱-۱- مقدمه

برآورد ذخیره کانسار شامل محاسبه گستره، عیار متوسط و تناژ ذخیره می‌باشد. برآورد ذخیره کانسار فرآیندی است که در خلال اکتشافات شروع شده و همراه با اصلاح در طول عمر معدن ادامه می‌یابد. نتایج برآورد ذخیره داده‌های اساسی برای انجام مطالعات امکان‌سنجی هستند و خروجی‌های مرحله امکان‌سنجی مشخص می‌نمایند که آیا معدن باید آماده‌سازی شود و یا متوقف گردد [۱].

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 [۲].

ارزیابی ذخایر معدنی به روش‌های گوناگونی انجام‌پذیر است، تفاوت این روش‌ها در دقت، سرعت، الگوریتم محاسبه و داده‌های مورد نیاز آن روش می‌باشد. از آنجایی که ذخایر معدنی در سطح زمین یا در اعماق آن، به شکل‌های بسیار متفاوتی یافت می‌شوند، انتخاب روش محاسبه ذخیره، تابع وضعیت ماده معدنی و مشخصات کارهای اکتشافی است [۳].

محدوده یک ذخیره بدلائل گوناگونی که همگی روی معدن کاری اقتصادی اثر می‌گذارند ممکن است قابل استخراج و بهره‌برداری نباشد. مهم‌ترین عوامل موثر در اقتصادی بودن عبارتند از عیار، عمق، ضخامت روباره، مقدار ذخیره و تکنولوژی فرآوری. برای محاسبه ذخیره قابل استخراج و به دنبال آن طراحی بهینه استخراج لازم است اطلاعات تفصیلی از خصوصیات ذخیره در دسترس باشد. این خصوصیات شامل توزیع فضایی کانسنگ پرعیار، کم عیار و باطله و همچنین نحوه تغییرپذیری ضخامت و عیار کانسنگ و روباره و همبستگی بین عیار فلز اصلی و محصولات فرعی (فلزات با ارزش) می‌باشد [۴].

۲-۱- تعریف مساله

تخمین ذخیره عبارتست از مدل کردن تغییرات و توزیع عیار ماده معدنی در فضای اکتشافی [۵]. با توجه به اینکه کانسار در حال حاضر کار اکتشافی آن انجام شده و هیچگونه طراحی استخراج و تخمین ذخیره انجام نشده است بنابراین تخمین ذخیره و طراحی جهت استخراج سنگ آهن باید صورت پذیرد.

۳-۱- ضرورت تحقیق

تخمین ذخیره یکی از مهمترین مراحل در عملیات اکتشافی می باشد و نتایج این بخش نقش بسیار مهمی در تبدیل کانسار به معدن ایفا می کند [۵].

انتخاب بهترین تخمین گر یا بهترین روش تخمین و برآورد خطای تخمین اهمیت زیادی دارد. زیرا تخمین گره های مختلف دارای توانایی و محدودیت هایی هستند که سازگار بودن یا نبودن آن با کانسار تحت تخمین می تواند در کیفیت تخمین ها موثر واقع شود به علاوه توزیع خطا می تواند در طراحی بهینه عملیات برای رفع آنها بسیار سودمند و موثر باشد و امکان چنین امری را (بهینه سازی) فراهم سازد [۴]. در حالت کلی خطاها طوری است که معمولا تناژ کمتر از مقدار واقعی و عیار بیشتر از مقدار واقعی تخمین زده می شود. انتگرال این دو خطا که در دو جهت مختلف عمل می کنند موجب می گردد تا فلز قابل استحصال بین ۵ تا ۲۰ درصد کمتر از مقدار واقعی تخمین زده شود، که رویه قابل قبولی نیست، زیرا دلیلی برای پذیرش چنین خطای نظام داری وجود ندارد [۴].

به علاوه ریسک حاصل از چنین خطایی اعتبار امکان سنجی پروژه ها را به طوری جدی کاهش می دهد. برای رهایی از این مساله لازم است به نکات زیر توجه کرده و نسبت به رعایت آنها متعهد شد [۴]:

۱- استفاده از سازگارترین روش تخمین (تناسب حداکثر بین فرض های تخمین گر و شرایط طبیعی کانسار) که در عین حال کمترین حدود اطمینان تخمین را نیز به همراه داشته باشد. برای مثال

مناسب‌ترین روش تخمین برای یک کانسار طلای رگه‌ای با مناسب‌ترین روش تخمین برای یک کانسار فسفات‌رسوبی یکی نمی‌باشد.

۲- تعیین مرز بین کانسنگ و باطله براساس رعایت عیارحد و تعیین همین مرز براساس عیارحد ومحدودیت استخراجی. در این حالت لازم است اثر روش استخراج را بر روی میزان ذخیره قابل استخراج بررسی کرد و روش بهینه استخراج را با توجه به جمیع جهات انتخاب نمود.

۳- تعیین حجم داده لازم (گمانه، ترانشه، تونل و...) برای دستیابی به یک تخمین معتبر با خطایی درحد خطای مجاز از پیش تعیین شده.

روش‌های تخمین سنتی بر اصول تجربی استوار هستند و تغییرپذیری عیار و یا ضخامت در آنها خطی در نظر گرفته می‌شود. بنابراین روش‌های سنتی فاقد ابزار لازم برای تامین سه شرط فوق هستند. روشی که بتواند تا حدودی سه شرط فوق را تامین کند، زمین‌آمار است. البته مشروط به این که توزیع عیار و ضخامت در کانسار ساختاردار باشد. در غیر این صورت زمین‌آمار هم از تخمین دقیق پارامترهای لازم برای تخمین ذخیره عاجز خواهد بود. در این گونه موارد که کمیت عیار یا ضخامت فاقد ساختار فضایی است و یا از ساختار ضعیفی برخوردار می‌باشد روش‌های دیگر نظیر شبکه عصبی ممکن است بتواند مفیدتر واقع شود. همچنین در این تحقیق با توجه به اینکه اطلاعات اکتشافی مورد نیاز برای استفاده از روش زمین‌آمار در دسترس نبوده لذا عملاً استفاده از این روش مقدور نمی‌باشد. بنابراین با استفاده از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و عکس مجذور فاصله تخمین ذخیره انجام خواهد شد.

۴-۱- تقسیم‌بندی ذخایر معدنی

نظر به اینکه تعیین ذخیره کانسار براساس داده‌های اکتشافی محدود انجام می‌گیرد؛ لذا بسته به نحوه توزیع کارهای اکتشافی، اعتبار این محاسبه متفاوت است و بدین ترتیب بایستی ذخایر را در رده‌های مختلف طبقه‌بندی کرد [۶].

۱-۴-۱- عوامل موثر در تقسیم‌بندی ذخایر

در تقسیم‌بندی ذخایر به گروه‌های مختلف عوامل زیر را بایستی در نظر داشت [۶]:

- ۱- اعتبار ذخیره تعیین شده که خود تابع چگونگی کارهای اکتشافی است.
- ۲- اطلاعات موجود درباره خواص تکنولوژی توده کانی.
- ۳- اطلاعات موجود درباره شرایط کارهای معدنی و نیز مشخصات هیدروژئولوژیکی.

۱-۴-۲- مزایای تقسیم‌بندی ذخایر معدنی

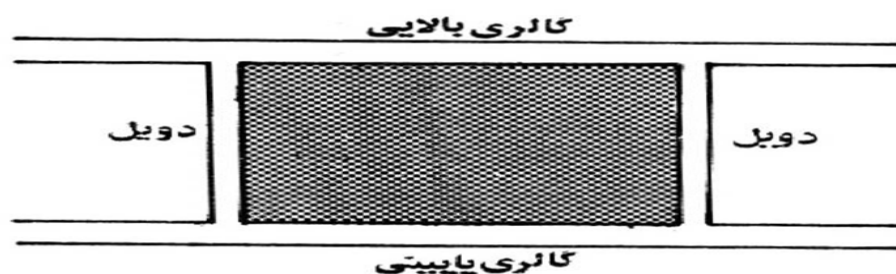
تقسیم‌بندی ذخایر معدنی سبب تسهیلات زیر می‌شود [۶]:

- ۱- به منظور ارزیابی ذخیره معدنی.
- ۲- طراحی معدن جهت استخراج.
- ۳- برنامه ریزی بلند مدت.

۱-۴-۳- تقسیم‌بندی متداول در ایران

ذخایر در ایران به دسته‌های زیر تقسیم می‌شوند [۶]:

- ۱- ذخیره قطعی^۱ (A): قسمتی از ماده معدنی که از چهار طرف بوسیله تونلهای دنباله‌رو و دوپل اکتشاف شده باشد. در شکل ۱-۱ ذخیره قطعی در یک معدن زیرزمینی نشان داده شده است.



شکل (۱-۱): ذخیره قطعی در یک معدن زیرزمینی [۶]

^۱-proved (Measured) reserves

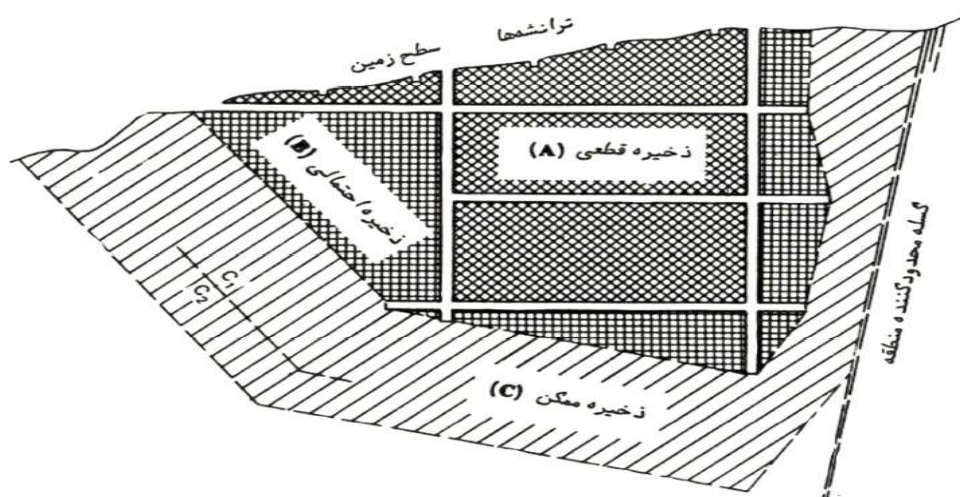
۲- ذخیره احتمالی^۲ (B): قسمتهایی که از دو طرف بوسیله تونلهای اکتشافی، اکتشاف شده باشد.

۳- ذخیره ممکن^۳ (C): قسمتهایی که تنها بوسیله گمانه‌ها اکتشاف شده باشد. بخشهای کم

عمق‌تر که بوسیله شبکه انبوه‌تری از گمانه‌ها قطع شده‌اند، در گروه فرعی C_۱ و بخش‌های

عمیق در گروه C_۲ جای می‌گیرند.

در شکل ۱-۲ تقسیم‌بندی متداول در ایران نشان داده شده است.



شکل (۱-۲): تقسیم‌بندی متداول در ایران [۳]

۱-۵- خطای گروه‌های مختلف ذخایر معدنی

درجه اعتبار، مهمترین عامل طبقه‌بندی ذخایر معدنی است؛ بنابراین بایستی بتوان میزان خطای مجاز را در مورد هر گروه از ذخایر یاد شده تعیین کرد. یکی از روشهای تعیین درجه اعتبار ذخیره حساب شده، آن است که ذخیره کانسار را با چند روش مختلف محاسبه و آنها را با هم مقایسه کنیم. هر چقدر

^۲-probable(Indicated) reserves

^۳-possible(Inferred) reserves

نتایج حاصله از روشهای مختلف به هم نزدیک تر باشد، به همان نسبت درجه اعتبار ذخیره محاسبه شده بیشتر است. میزان خطای مجاز برای انواع ذخایر معدنی به صورت زیر است [۶]:

گروه ذخیره A ۱۵ تا ۲۰ درصد

گروه ذخیره B ۲۰ تا ۳۰ درصد

گروه ذخیره C۱ ۳۰ تا ۶۰ درصد

گروه ذخیره C۲ ۶۰ تا ۹۰ درصد

۱-۶- انواع روش‌های تخمین ذخیره

روش‌های تخمین ذخیره را می‌توان به طور کلی به دو گروه روش‌های سنتی و روش‌های جدید تقسیم کرد. از روش‌های سنتی یا کلاسیک می‌توان به روش‌های متوسط‌گیری ریاضی، قطعه‌های زمین‌شناسی، قطعه‌های معدنی، مقاطع، مثلثی، چند ضلعی، خطوط تراز و از روش‌های جدید می‌توان به روش‌های زمین‌آمار، شبکه عصبی مصنوعی و ... اشاره نمود.

۱-۷- هدف تحقیق

هدف از پژوهش حاضر تخمین ذخیره کانسار سنگ‌آهن دلکن به منظور طراحی محدوده نهایی این معدن و برنامه‌ریزی تولید برای آن است. برای نیل به این هدف در ابتدا این کانسار مدل‌سازی خواهد شد و سپس با استفاده از نرم افزار Datamine و روش شبکه عصبی مصنوعی مقدار ذخیره این کانسار تخمین زده خواهد شد. مبنای این تخمین حصول حداقل خطا و رسیدن به نتایجی برای استفاده در طراحی کاربردی و عملیاتی است.

۱-۸- تاریخچه شبکه‌های عصبی

بعضی از پیش زمینه‌های شبکه‌های عصبی را می‌توان به اواخر قرن نوزدهم و اوایل قرن بیستم برگرداند. در این دوره، کارهای اساسی در فیزیک، روانشناسی و نروفیزیولوژی^۴ توسط علمایی چون هرمان فون هلمهلتز^۵، ارنست ماخ^۶ و ایوان پاولف^۷ صورت پذیرفت. این کارهای اولیه عموماً بر تئوری‌های کلی یادگیری، بینایی و شرطی تاکید داشته‌اند و اصلاً به مدل‌های مشخص ریاضی عملکرد نرون‌ها اشاره‌ای نداشته‌اند. دیدگاه جدید شبکه‌های عصبی در دهه‌ی ۴۰ قرن بیستم آغاز شد زمانی که وارن مک کالاک^۸ و والتر پیتز^۹ نشان دادند که شبکه‌های عصبی می‌توانند هر تابع حسابی و منطقی را حساب نمایند [۷].

کار این افراد را می‌توان نقطه شروع حوزه علمی شبکه‌های عصبی نامید و این موضوع با دونالد هب^{۱۰} ادامه یافت؛ شخصی که عمل شرط گذاری کلاسیک را که توسط پاولف مطرح شده بود به عنوان خواص نرون‌ها معرفی نمود و سپس مکانیسمی را جهت یادگیری نرون‌های بیولوژیکی ارائه کرد [۷].

نخستین کاربرد علمی شبکه‌های عصبی در اواخر دهه ۵۰ قرن بیستم مطرح شد، زمانی که فرانک روزنبلات^{۱۱} در سال ۱۹۵۸ شبکه پرسپترون را معرفی نمود. روزنبلات و همکارانش شبکه‌ای ساختند که قادر بود الگوها را از هم شناسایی نماید. در همین زمان بود که برنارد ویدرو^{۱۲} در سال ۱۹۶۰ شبکه‌عصبی خطی آدالاین^{۱۳} را با قانون یادگیری جدید مطرح نمود که از لحاظ ساختار، شبیه شبکه پرسپترون بود [۷].

۴- Neuro-physiology

۵- Hermann von Helmholtz

۶- Ernest Mach

۷-Ivan Povlov

۸- Warren McCulloch

۹- Walter Pitts

۱۰- Donald Hebb

۱۱- Frank Rosenblatt

۱۲- Bernard Widrow

۱۳- ADaptive LINear Element (ADALINE)

سال ۱۹۶۹ آغاز افول موقت شبکه‌های عصبی شد؛ زیرا عدم توانایی شبکه‌های عصبی در حل مسایل غیر خطی آشکار شد. شبکه‌های عصبی آن زمان فقط قادر به حل مسایلی بودند که می‌توانستیم جواب آن مساله را توسط یک خط در محور مختصات از هم جدا می‌کند [۸].

هر دو شبکه پرسپترون و آدالین، دارای این محدودیت بودند که توانایی طبقه‌بندی الگوهای را داشتند که به طور خطی از هم متمایز می‌شدند. ویدرو و روزنبلات هر دو از این امر آگاه بودند، چون آن‌ها قانون یادگیری را برای شبکه‌های عصبی تک لایه مطرح نموده بودند که توانایی محدودی از جهت تخمین توابع داشتند. هر چند آن‌ها توانستند شبکه‌های چند لایه را مطرح نمایند، اما نتوانستند الگوریتم‌های یادگیری شبکه‌های تک لایه را بهبود ببخشند [۷].

پیشرفت شبکه‌های عصبی تا دهه‌ی ۷۰ قرن بیستم ادامه یافت. در سال ۱۹۷۲ تئوکوهونن^{۱۴} و جیمز اندرسون^{۱۵} به طور مستقل و بدون اطلاع از هم، شبکه‌های عصبی جدیدی را معرفی نمودند که قادر بودند به عنوان "عناصر ذخیره ساز" عمل نمایند. استفان گروسبرگ^{۱۶} در این دهه روی شبکه‌های خود سازمانده فعالیت می‌کردند. فعالیت در زمینه شبکه‌های عصبی در دهه ۶۰ قرن بیستم در قیاس با دهه ۸۰ (به علت عدم بروز ایده‌های جدید و نبود کامپیوترهای سریع جهت پیاده سازی) کم‌رنگ می‌نمود [۷].

لکن در خلال دهه ۸۰، رشد تکنولوژی میکروپروسورها روند صعودی داشت و تحقیقات روی شبکه‌های عصبی فزونی یافت و ایده‌های بسیار جدیدی مطرح شدند. ایده‌های نو و تکنولوژی بالا برای رونسانس دوباره در شبکه‌های عصبی کافی به نظر می‌رسید. در این زایش دوباره شبکه‌های عصبی دو نگرش جدید قابل تامل می‌باشد. استفاده از مکانیسم تصادفی جهت توضیح عملکرد یک طبقه وسیع از شبکه‌های برگشتی که می‌توان آن‌ها را جهت ذخیره‌سازی اطلاعات استفاده نمود.

۱۴- Teo Kohonen

۱۵- James Anderson

۱۶- Stefan Grossberg

این ایده توسط جان هاپفیلد^{۱۷}، فیزیک دان آمریکایی، در سال ۱۹۸۲ مطرح شد. دومین ایده مهم که کلید توسعه شبکه‌های عصبی در دهه ۸۰ شد، الگوریتم «پس انتشار خطا»^{۱۸} می‌باشد که توسط دیوید راملهارت^{۱۹} و جیمز مک‌لند^{۲۰} در سال ۱۹۸۶ مطرح گردید. با بروز این دو ایده، شبکه‌های عصبی متحول شدند [۷].

از نیمه دهه ۹۰ نسل سوم شبکه‌های عصبی مطرح شدند که عبارت بودند از [۸]:

- تعیین محدودیت‌های تئوری و عملی شبکه
- عمومیت و حدود آن
- شبکه‌های عصبی ترکیبی و الگوریتم‌های ژنتیکی و منطق فازی

۹-۱- کارهای انجام شده در زمینه تخمین ذخیره با شبکه عصبی مصنوعی

در سال‌های اخیر کارهای زیادی در زمینه تخمین ذخیره با شبکه‌عصبی مصنوعی صورت گرفته است که برای مثال به برخی از آنها در جدول ۱-۱ اشاره می‌شود.

جدول (۱-۱): کارهای انجام شده در زمینه تخمین ذخیره با شبکه عصبی مصنوعی

مرجع	موضوع	ارائه دهنده
[۵]	تخمین ذخیره کانسار مس	Wu and Zhou (۱۹۹۳)
[۹]	آنالیز توزیع فضایی عیار	Clarici et al (۱۹۹۳)
[۱۰]	ارایه نرم افزار GEMNET برای تخمین ذخیره آهن	Denby and Burnett (۱۹۹۳)

۱۷- John Hopfield

۱۸- Error Back-Propagation

۱۹- David Rumelhart

۲۰- James McLand

ادامه جدول (۱-۱): کارهای انجام شده در زمینه تخمین ذخیره با شبکه عصبی مصنوعی

[۵]	تخمین ذخیره کانسار آهن	Burnett (۱۹۹۵)
[۱۱]	تخمین ذخیره کانسار مس	Kapageridis and Denby(۱۹۹۸)
[۱۲]	مدل سازی شبکه عصبی برای تخمین عیار ماده معدنی	Kapageridis et al. (۱۹۹۹)
[۱۳]	تخمین ذخیره ماده معدنی با استفاده از شبکه عصبی	Kapageridis and Denby(۱۹۹۹)
[۱۴]	استفاده از شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین عیار با استفاده از داده های اکتشافی	Kapageridis (۱۹۹۹)
[۱۵]	تعیین گوگرد لایه های زغال	Yama and Lineberry (۱۹۹۹)
[۱۶]	تخمین ذخیره طلای پلاسر	Jinchuan(۲۰۰۲)
[۱۵]	برای تخمین مقدار فلزی در شمال ژاپن	Koike et al. (۲۰۰۲)
[۱۵]	برای تخمین ناخالصی های یک معدن سنگ آهک	Koike and Matsuda (۲۰۰۳)
[۱۵]	برای تخمین ذخیره طلا	Samanta et al. (۲۰۰۴a & b)
[۱۵]	برای تخمین ذخیره بوکسیت	Samanta et al. (۲۰۰۵)
[۱۷]	تخمین عیار ماده معدنی برای کانسار سنگ آهک در هند	Chatterjee et al. (۲۰۰۶)
[۱۵]	استفاده از توابع پایه شعاعی برای تخمین ذخیره طلا	Samanta and Bandopadhyay.(۲۰۰۹)
[۱۸]	تخمین ذخیره کانسار آهن جلال آباد در جنوب ایران	Badal et al (۲۰۱۱)

ادامه جدول (۱-۱): کارهای انجام شده در زمینه تخمین ذخیره با شبکه عصبی مصنوعی

[۱۹]	تخمین ذخیره بخش مرکزی کانسار سرب و روی مهدی آباد یزد	کاظمی (۱۳۸۱)
[۲۰]	تخمین ذخیره بخش شرقی کانسار سرب و روی مهدی آباد یزد	شهابی فر (۱۳۸۳)
[۲۱]	ارزیابی ذخیره کانسار فسفات اسفوردی	صیادتی و همکاران (۱۳۸۵)
[۲۲]	تخمین ذخیره کانسار مس سونگون	امیری لاریجانی (۱۳۸۷)

افراد دیگری نیز نظیر Singer and Kouda, (۱۹۹۶), Ke, (۲۰۰۲), Koike et al., (۲۰۰۱), Porwal et al., (۲۰۰۴), (۲۰۰۶), Weller et al., (۲۰۰۵, ۲۰۰۶, ۲۰۰۷), Lacassie et al., (۲۰۰۶), Singer, (۲۰۰۶), Mahmoudabadi et al., (۲۰۰۹), Tahmasebi and Hezarkhani, (۲۰۱۰) در زمینه تخمین ذخیره با شبکه عصبی مصنوعی کار کرده‌اند [۲۳].

۱-۱۰- ساختار پایان نامه

این پایان نامه در شش فصل به شرح ذیل تدوین شده است.

در فصل اول به کلیاتی در مورد تخمین ذخیره و تاریخچه شبکه عصبی مصنوعی و همچنین افرادی که در زمینه تخمین ذخیره با شبکه عصبی مصنوعی در سال‌های اخیر کار کرده‌اند اشاره شد.

در فصل دوم کلیاتی در مورد معدن سنگ آهن دلکن شامل مشخصات جغرافیایی، زمین‌شناسی ناحیه، راه‌های دسترسی و ... مورد بررسی قرار خواهد گرفت.

در فصل سوم مدل‌سازی کانسار توسط نرم‌افزار Datamine و تخمین ذخیره با استفاده از این نرم‌افزار با روش عکس مجذور فاصله انجام خواهد شد.

در فصل چهارم به مبانی شبکه عصبی مصنوعی و معرفی شبکه‌های مورد استفاده در این پایان نامه و مقایسه آنها با یکدیگر و در نهایت عملیات تخمین ذخیره با به دست آوردن شبکه بهینه انجام خواهد شد.

در فصل پنجم برنامه‌ریزی تولید در معدن سنگ آهن دلکن مورد مطالعه و بررسی قرار خواهد گرفت.

در فصل ششم به جمع‌بندی و نتایج حاصل از انجام پایان نامه و پیشنهادهایی که می‌توانند مورد توجه باشند پرداخته خواهد شد.

فصل دوم:

کلیاتی در مورد معدن سنگ آهن

دلکن

۲-۱- مقدمه

بشر از آغاز پیدایش پیوسته برای ادامه زندگی به زمین و مواد تشکیل دهنده آن متکی بوده است. بنابراین کانیهای موجود در پوسته زمین به نسبت اهمیت همیشگی مورد توجه انسان بوده و تلاش برای یافتن کانسارهای جدید و یا گسترش و استفاده هر چه بیشتر از کانسارهای موجود همچنان ادامه دارد. بطور ساده می‌توان گفت که ادامه زندگی بدون وجود کانیها امکان‌پذیر نیست و با توجه به پیشرفت روزافزون در استفاده از این مواد در صنایع مختلف هم‌اکنون کانیهای اقتصادی یکی از ارکان اصلی در اقتصاد هر مملکت محسوب می‌شوند [۲۴].

آهن دهمین عنصر فراوان در جهان و در پوسته جامد زمین با فراوانی ۵ درصد چهارمین عنصر می‌باشد و به این جهت این فلز تقریباً در تمام کانسارها وجود دارد. این فلز کاربردهای زیادی دارد و صنایع زیادی به صورت مستقیم یا غیرمستقیم به آن وابسته‌اند. صنایع آهن یکی از صنایع مادر در جهان است و نقش موثری در اقتصاد کشورها دارد. با توجه به نیاز روزافزون این فلز در ایران، اکتشاف و استخراج ذخایر جدید احساس می‌شود [۲۴].

۲-۲- موقعیت جغرافیایی منطقه اکتشافی

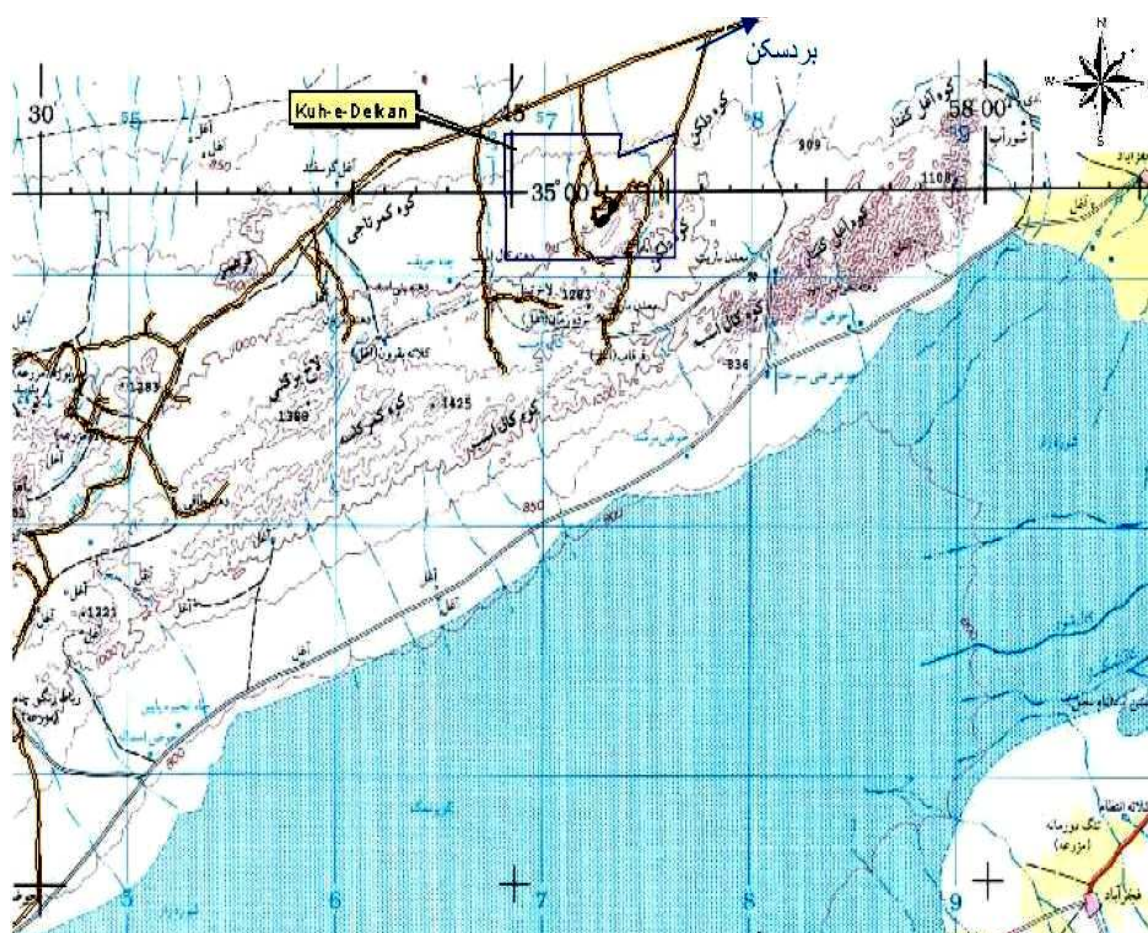
منطقه مورد اکتشاف در فاصله حدود ۸۳ کیلومتری جنوب‌غربی کاشمر و ۳۵ کیلومتری جنوب شهرستان بردسکن در نزدیکی ارتفاعات کوه دلکن و کال‌اسب جای گرفته است.

این منطقه در ارتفاعاتی قرار می‌گیرد که روستاهای الله‌آباد و رحمانیه در شمال و شمال‌شرقی محدوده واقع می‌باشند. حداکثر ارتفاع در این منطقه متعلق به کوه دلکن می‌باشد که به ۱۲۸۳ متر می‌رسد. ارتفاعات کوه دلکن با روندی در جهت جنوب‌غربی به ارتفاعات کوه کال‌اسب و کمرکاسه با حداکثر ارتفاع ۱۴۸۵ متر می‌رسد. در جدول ۲-۱ مختصات جغرافیایی محدوده اکتشافی کوه دلکن و در شکل ۲-۱ موقعیت محدوده اکتشافی کوه دلکن روی نقشه توپوگرافی نشان داده شده است.

جوانب شمالی محدوده را مناطق نسبتاً هموار و گود فرا گرفته که ارتفاع متوسط آنها به ۹۰۰ متر می‌رسد. همچنین نواحی جنوبی منطقه را نمکزار و کویر نمک فرا گرفته است که فاصله هوایی آن تا محدوده اکتشافی مورد نظر حدود ۱۳ کیلومتر می‌باشد [۲۴].

جدول (۱-۲): مختصات جغرافیایی محدوده اکتشافی کوه دلکن

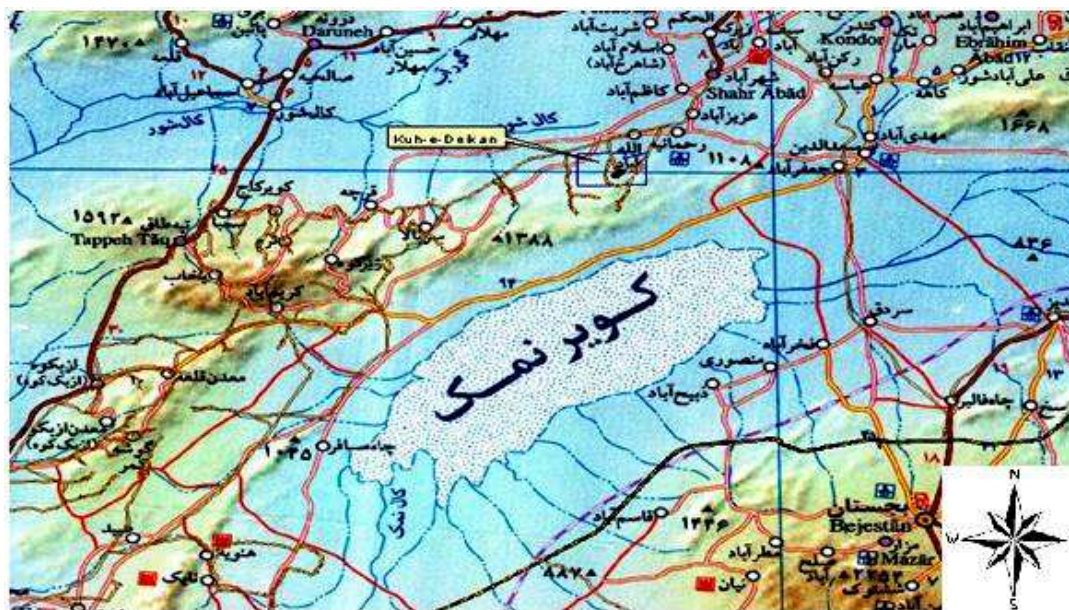
رئوس	A	B	C	D	E	F
عرض جغرافیایی	۳۵° ۰۱' ۰۹"	۳۵° ۰۱' ۰۹"	۳۴° ۵۸' ۲۸"	۳۴° ۵۸' ۲۸"	۳۵° ۰۱' ۰۹"	۳۵° ۰۰' ۴۰"
طول جغرافیایی	۵۷° ۴۵' ۰۰"	۵۷° ۵۰' ۲۳"	۵۷° ۴۵' ۰۰"	۵۷° ۵۰' ۲۳"	۵۷° ۴۸' ۴۲"	۵۷° ۴۸' ۳۸"



شکل (۱-۲): موقعیت محدوده اکتشافی کوه دلکن بر روی نقشه توپوگرافی ۱/۲۵۰۰۰۰ فردوس [۲۴]

۲-۳- راههای ارتباطی و دسترسی به محدوده اکتشافی

محدوده مورد اکتشاف در فاصله حدود ۲۸۵ کیلومتری جنوب غربی شهر مقدس مشهد مرکز استان خراسان رضوی واقع شده که جاده مشهد-کاشمر- بردسکن- عشق آباد- طبس- یزد، ارتباط آن را با مراکز استانهای خراسان رضوی و یزد میسر می‌سازد. برای دسترسی به این محدوده از شهر مقدس مشهد؛ باید مسیر جاده مشهد-کاشمر را به طول ۲۱۰ کیلومتر و سپس جاده کاشمر- بردسکن را به طول ۴۶ کیلومتر تا بردسکن پیمود. از این محل به بعد جاده دستیابی در مسیر جاده بردسکن- شهرآباد- رحمانیه- الله آباد به طول ۲۰ کیلومتر ادامه می‌یابد و سپس با طی مسافتی حدود ۱۰ کیلومتر بر روی جاده خاکی به محدوده مورد اکتشاف می‌رسد. جهت دسترسی به محدوده ذکر شده از شهر یزد نیز باید مسیر یزد- طبس- عشق آباد را به طول ۴۷۵ کیلومتر طی نموده و از آنجا جاده عشق آباد به کاشمر را تا روستای سمبا به طول حدود ۷۵ کیلومتر پیمود. ادامه مسیر از روستای مذکور به سمت شرق تا محل مورد اکتشاف حدود ۷۰ کیلومتر و تماماً خاکی می‌باشد [۲۴]. راه دسترسی به محدوده مورد نظر در شکل ۲-۲ نشان داده شده است.



شکل (۲-۲): راه دسترسی و موقعیت محدوده اکتشافی [۲۴]

۲-۴- شرایط آب و هوایی منطقه اکتشافی

آب و هوای این منطقه خشک و صحرایی با خصوصیات اقلیمی کویری با زمستانهای سرد و خشک تا حدودی برفی و تابستانهای گرم و سوزان می‌باشد. ریزش جوی در این منطقه نسبتاً اندک و منحصر به بعضی از روزهای زمستان و اوایل بهار می‌شود که متوسط آن در سال ۱۰۰ میلیمتر گزارش شده است.

دمای هوای منطقه در گرمترین روزهای تابستان تقریباً ۵۰ درجه و در سردترین شبهای زمستان به حدود ۸ درجه سانتیگراد زیر صفر می‌رسد. بادهای شمالی و غربی نسبتاً سرد ولی بادهای جنوبی و جنوب شرقی آن به علت مجاورت با کویر، گرم و سوزان و همراه با گرد و غبار است.

آبهای ناشی از بارانهای موسمی پس از جاری شدن از ارتفاعات و عبور از رودخانه‌ها نهایتاً به مناطق گود و کویری اطراف می‌ریزد. با توجه به شرایط آب و هوایی نامناسب و تبخیر فراوان و نامساعد بودن خاک، پوشش گیاهی در این منطقه کم می‌باشد [۲۴].

۲-۵- ویژگی اجتماعی و اقتصادی منطقه اکتشافی

نزدیک‌ترین منطقه شهری به محدوده اکتشافی، شهرستان بردسکن می‌باشد که از نظر تقسیمات کشوری جز استان خراسان رضوی محسوب می‌شود. این شهرستان از سمت شمال با شهرستان سبزوار و از شرق به شهرستان کاشمر و از جنوب شرق با شهرستان گناباد و فردوس و از جنوب و جنوب غربی به استان یزد محدود بوده و در شمال محدوده اکتشافی قرار دارد. این شهرستان از امکانات نسبتاً مناسبی برخوردار می‌باشد و دارای ۸۸ روستا و آبادی است. جمعیت آن با احتساب روستاهای اطراف به حدود چهل و پنج هزار نفر می‌رسد.

آب کشاورزی و شرب این منطقه عمدتاً از قنوت و چاههای عمیق تامین می‌شود و محصولات کشاورزی در این محل شامل جو، گندم، زعفران، خرما، کشمش و پسته می‌باشد. مردم و ساکنین روستاهای منطقه اکثراً از طریق دامداری و کشاورزی امرار معاش می‌کنند [۲۴].

۲-۶- وضعیت زمین‌شناسی ناحیه

از دیدگاه زمین‌شناسی، ناحیه تحت بررسی در بخش جنوبی گسل درونه قرار می‌گیرد. بخش جنوبی این گسل به جز تپه ماهورهای جنوب‌خاوری آن که ادامه رخنمون‌های منطقه ازبک کوه‌اند فرو نشستی است و متوسط ارتفاع ۸۵۰ متر از سطح آبهای آزاد دارند. در این منطقه پادگانه‌های آبرفتی، مخروط‌افکنه، کفه‌های رسی و نمکی قابل تشخیص است.

از میان سنگهای رسوبی نهشته‌های کربناته و آواری‌ها نیز ریخت‌های صخره‌ای با پرتگاه‌های بلند و دره‌های عمیق U شکل را به وجود آورده‌اند. ضمن آن که در دامنه برخی کوه‌ها که دارای لیتولوژی نرم هستند از جمله تشکیلات و سازندهای ژوراسیک پایانی و کرتاسه پایینی، تپه ماهورهایی با پشته‌های کوتاه تشکیل شده است.

در این ناحیه رودخانه‌های دایمی وجود نداشته و رودهای فصلی اغلب به نام کال نامیده می‌شوند. آب این کال‌ها و رودخانه‌های فصلی با جهت حرکت جنوبی- شمالی سرانجام پس از پیوند با رود کال شور، به شوره‌زار محل تجمع آنها در شمال غرب منطقه عملیاتی می‌رسند که در فصل بارش دریاچه فصلی^۱ کال شور را به وجود می‌آورند.

نشانه معدنی آهن کوه دلکن در فاصله حدود ۲۸ کیلومتری جنوب‌باختری بردسکن جای گرفته است. در این محل چندین رگه آهن از نوع مگنتیت با ضخامت‌های بین ۱۵ تا ۲۵ متر و در طول حدود ۱۵۰۰ متر قابل مشاهده است [۲۴].

^۱-playa lake

۷-۲- زمین‌شناسی ساختمانی

مهمترین گسل منطقه گسل کوه دلکن است که واحدهای نفوژن را از واحدهای قدیمی‌تر جدا می‌نماید. این گسل در جنوب گسل کال شور قرار داشته و انتهای شمال شرقی آن به گسل کال شور می‌رسد. در این منطقه گسل‌های فرعی ناشی از همین گسل اصلی دیده می‌شود.

روند کلی گسل کوه دلکن شمال شرق - جنوب غرب می‌باشد که کانسار آهن منطقه نیز از همین روند تبعیت می‌نماید. گسل‌های فرعی روند مشخصی نداشته و ظاهراً از عمق زیادی نیز برخوردار نمی‌باشند. شاید از دلایل ایجاد آنها علاوه بر تاثیر گسل کوه دلکن، نفوذ یک دایک ساب‌ولکانیک در منطقه و زایش یک نوع کانسار اسکارنی و همچنین فرسایش سطحی باشند [۲۴].

فصل سوم:

مدل سازی کانسار سنگ آهن دلکن با

استفاده از نرم افزار DATAMINE

۳-۱- مقدمه

نرم‌افزار Datamine یکی از قدرتمندترین و انعطاف پذیرترین نرم‌افزارهای مدل‌سازی پیکره ماده معدنی و طراحی معدن است که تاکنون تولید شده است. این نرم‌افزار برای تمام جنبه‌های عملیات معدنکاری مناسب می‌باشد و برای طراحی معادن متنوعی مثل معادن سنگ آهن، طلا، نیکل، فسفات‌ها، الماس، مس، بوکسیت، زغال سنگ، پلاتین، لیگنیت، نفت خام و کانی‌های صنعتی برنامه‌ریزی شده است. نرم‌افزار Datamine به وسیله شرکت کانادایی CAE^۱ تولید شده است. این شرکت در سال ۱۹۸۱ تاسیس شد و به فراهم نمودن نرم‌افزارهای خاص و ارابه خدمات صنایع معدنی در سرتاسر جهان پرداخته است. بوسیله نمایندگی‌های مختلف در سرتاسر جهان سطح بی‌نظیری از مهارت و حمایت از مشتریان را ارابه نموده است.

نرم‌افزار Datamine حول یک هسته مرکزی تولید شده است. این هسته مدیریت عالی داده‌ها را به واسطه یک پایگاه داده ارتباطی، با گرافیک‌های گسترده، آمارگیری و مدیریت داده‌های گمانه‌ها را امکان‌پذیر می‌سازد. نرم‌افزار شامل یک محیط گرافیکی محاوره‌ای برای ارابه و بررسی گمانه‌ها، مدل‌های بلوکی، مدل‌های وایرفریم^۲ سطح (مدل‌های عددی عوارض زمین)، مدل‌های وایرفریم خاک، نقاط و استرینگ‌ها^۳ است. این نرم‌افزار شامل بسیاری از خصوصیات طراحی کامپیوتری، تبدیل داده‌های قیاسی به داده‌های عددی، بررسی استرینگ‌ها و توابع محاوره‌ای ترسیم نمودار است. این نرم‌افزار در موارد زیر کاربرد دارد [۲۵]:

- ۱- تجزیه و تحلیل و کنترل داده‌ها (مدیریت داده‌ها، پردازش داده‌ها و ابزار ترسیم نمودارها)
- ۲- عملیات اکتشاف (ادغام داده‌ها، محاسبه آمار داده‌ها، ویرایش گمانه‌ها و ارزیابی ذخیره)
- ۳- زمین‌شناسی (بررسی‌های زمین‌آماری، مدل‌سازی مدل بلوکی و تعیین ذخیره ماده معدنی)

۱ - Canadian Aviation Electronics Ltd

۲- Wireframe

۳- Strings

۴- نقشه‌برداری، مدل‌سازی پیکره ماده معدنی، برنامه‌ریزی تولید (زمان‌بندی تولید، کنترل عیار و ترکیب ماده معدنی)

۵- طراحی معادن روباز (بهینه‌سازی پیت، برنامه‌ریزی بلند مدت، طراحی پیت و حمل و نقل)

۶- طراحی معادن زیرزمینی (طراحی و بهینه‌سازی کارگاه‌های استخراج و طراحی گسترش معدن)

۷- در فضاهایی مرتبط با فضاهایی مثل مطالعات زیست‌محیطی (اصلاح، احیا و بازسازی زمین‌های معدن).

در این بخش با استفاده از نرم‌افزار Datamine مدل‌سازی سه بعدی کانسار انجام خواهد شد و در نهایت تخمین ذخیره با استفاده از روش عکس مجذور فاصله انجام خواهد شد.

۳-۲- اطلاعات آماری

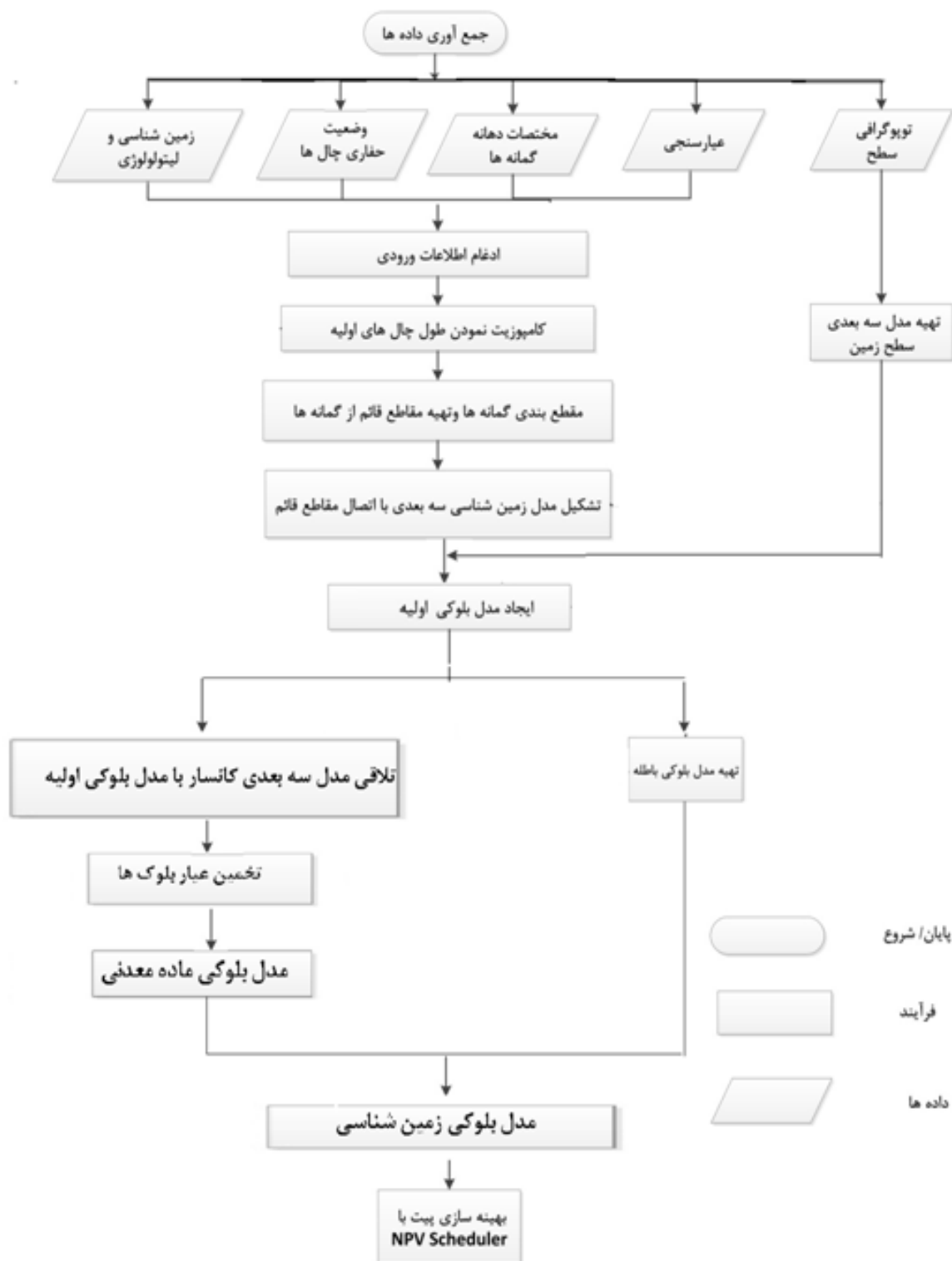
در مجموع در این کانسار ۱۴ گمانه به منظور عملیات اکتشافی حفر شده است، که متراژ کل حفاری آن‌ها ۸۵۱/۵ متر است. با توجه به حفاری‌های انجام شده بیشترین عمق گمانه‌ای که حفاری شده ۱۰۰/۸ متر و کمترین عمق آن حدود ۲۸ متر است. گمانه‌های حفر شده در این آنومالی به صورت قائم هستند. برای تشکیل مدل زمین‌شناسی، عیار گمانه‌ها به طول ۵ متر (ارتفاع پله‌های استخراجی) کامپوزیت شده‌اند و عیارهای Fe بالای ۱۹ درصد برای تشکیل استرینگ‌ها به عنوان عیار مرزی به کار گرفته شده است.

بعد از تشکیل مدل زمین‌شناسی با اطلاعات آماری حاصل از آن مدل بلوکی اولیه، باطله و ماده معدنی تشکیل شده است. ابعاد بلوک‌ها در راستاهای X و Y معمولاً به اندازه‌ی یک چهارم فاصله‌ی گمانه‌های اکتشافی و در راستای Z به اندازه‌ی ارتفاع پله‌های معدن (ارتفاع کامپوزیت‌ها) در نظر گرفته می‌شود. ابعاد بلوک‌ها در راستای X، Y و Z به ترتیب ۱۰، ۱۰ و ۵ متر در نظر گرفته شده است که در نتیجه آن تعداد ۱۷۰۵۷۷ بلوک تشکیل شده است. در جدول ۳-۱ مجموعه‌ای از اطلاعات آماری بدست آمده از گمانه‌های اکتشافی ماده معدنی درج گردیده است.

جدول (۳-۱): اطلاعات آماری بدست آمده از گمانه‌های اکتشافی ماده معدنی	
تعداد گمانه های حفاری شده	۱۴ عدد
متراژ کل حفاری	۸۵۱/۵ متر
بیشترین عمق حفاری	۱۰۰/۸ متر
کمترین عمق حفاری	۲۸ متر
ارتفاع کامپوزیت ها	۵ متر
عیار حد سر به سری جهت تشکیل STRINGS	٪۱۹
ابعاد بلوک ها	۱۰m × ۱۰m × ۵m

۳-۳- روند کلی مدل‌سازی کانسار تا مرحله بهینه‌سازی در نرم‌افزار Datamine

برای مدل‌سازی پیکره ماده معدنی نرم‌افزارهای زیادی وجود دارند که اغلب آن‌ها انحصاری بوده و تنها در اختیار شرکت‌های بزرگ معدنی، دانشگاه‌ها و مراکز تحقیقاتی خاص است. یکی از این نرم‌افزارها Datamine است که به علت در دسترس بودن این نرم‌افزار، راحتی کار با آن و سازگاری مناسب با نرم‌افزار بهینه‌سازی NPVScheduler از آن برای مدل‌سازی کانسار استفاده شده است. روند کلی فرآیندهای صورت گرفته در راستای مدل‌سازی سه بعدی مدل زمین‌شناسی، مدل بلوکی و همچنین تخمین عیار مدل بلوکی در شکل ۳-۱ نشان داده شده است.



شکل (۳-۱): روند کلی مدل‌سازی کانسار تا مرحله بهینه‌سازی در نرم‌افزار Datamine [۲۶]

۳-۴- داده های ورودی به نرم‌افزار Datamine

۳-۴-۱- فایل collar

این فایل شامل مختصات نهایی دهانه گمانه‌های اکتشافی می‌باشد، که بصورت یک فایل متنی NotePad، برنامه صفحه گسترده Excel و ... آماده می‌گردد. در جدول ۳-۲ نمونه‌ای از این فایل در معدن سنگ‌آهن دلکن نشان داده شده است.

جدول (۳-۲): نمونه‌ای از فایل collar

BHID	XCOLLAR	YCOLLAR	ZCOLLAR
BHD ^۱	۵۷۳۷۷۴	۳۸۷۲۶۷۶	۱۰۱۲/۵
BHD ^۲	۵۷۳۶۷۳	۳۸۷۲۵۶۱	۱۰۰۲
BHD ^۳	۵۷۳۵۷۵	۳۸۷۲۴۴۶	۱۰۱۰
BHD ^۴	۵۷۳۳۷۰	۳۸۷۲۲۲۸	۱۰۷۰

۳-۴-۲- فایل Survey

این فایل شامل شیب (DIP)، آزیموت (BRG) و انحراف (AT) از حالت قائم گمانه‌های حفر شده می‌باشد. در مورد گمانه‌های شیب‌دار عملیات انحراف سنجی جهت بررسی میزان انحراف مسیر گمانه از آزیموت و شیب طراحی شده انجام می‌شود، که نتایج این عملیات نیز بصورت یک فایل متنی NotePad، برنامه صفحه گسترده Excel و ... موسوم به Survey گردآوری می‌گردد. در جدول ۳-۳ نمونه‌ای از این فایل در معدن سنگ‌آهن دلکن نشان داده شده است.

جدول (۳-۳): نمونه‌ای از فایل survey

BHID	AT	BRG	DIP
BHD ^۱	۰	۲۸۴	۶۰
BHD ^۲	۰	۳۱۱	۶۰
BHD ^۳	۰	۳۱۱	۶۰
BHD ^۴	۰	۳۱۱	۶۰

Assay ۳-۴-۳- فایل

در این فایل نتایج عیارسنجی گمانه‌های حفر شده گردآوری گردیده است. این فایل شامل عیارهای مورد نظر می‌باشد. این فایل نیز بصورت یک فایل متنی NotePad، برنامه صفحه گسترده Excel و ... موسوم به Assay گردآوری می‌گردد. در جدول ۳-۴ نمونه‌ای از این فایل در معدن سنگ آهن دلکن نشان داده شده است.

جدول (۳-۴): نمونه‌ای از فایل Assay

BHID	FROM(m)	TO(m)	FE
BHD ^۱	۸	۹	۱۰/۱۵
BHD ^۱	۹	۱۱	۲۷/۹۲
BHD ^۱	۱۱	۱۳	۲۶/۳۴
BHD ^۱	۱۳	۱۵	۲۸/۷۷

Geology ۴-۴-۳- فایل

پس از اتمام حفاری هر گمانه از آن گمانه لاگ لیتولوژی تهیه می‌گردد. نتایج حاصل از این لاگ ابتدا کدبندی می‌شود، و سپس در قالب یک فایل متنی NotePad، برنامه صفحه گسترده Excel و ... موسوم به Geology گردآوری می‌گردد. در این فایل هر کد نمایانگر یک واحد سنگ شناسی می‌باشد. در جدول ۳-۵ نمونه‌ای از این فایل در معدن سنگ آهن دلکن نشان داده شده است.

جدول (۳-۵): نمونه‌ای از فایل Geology

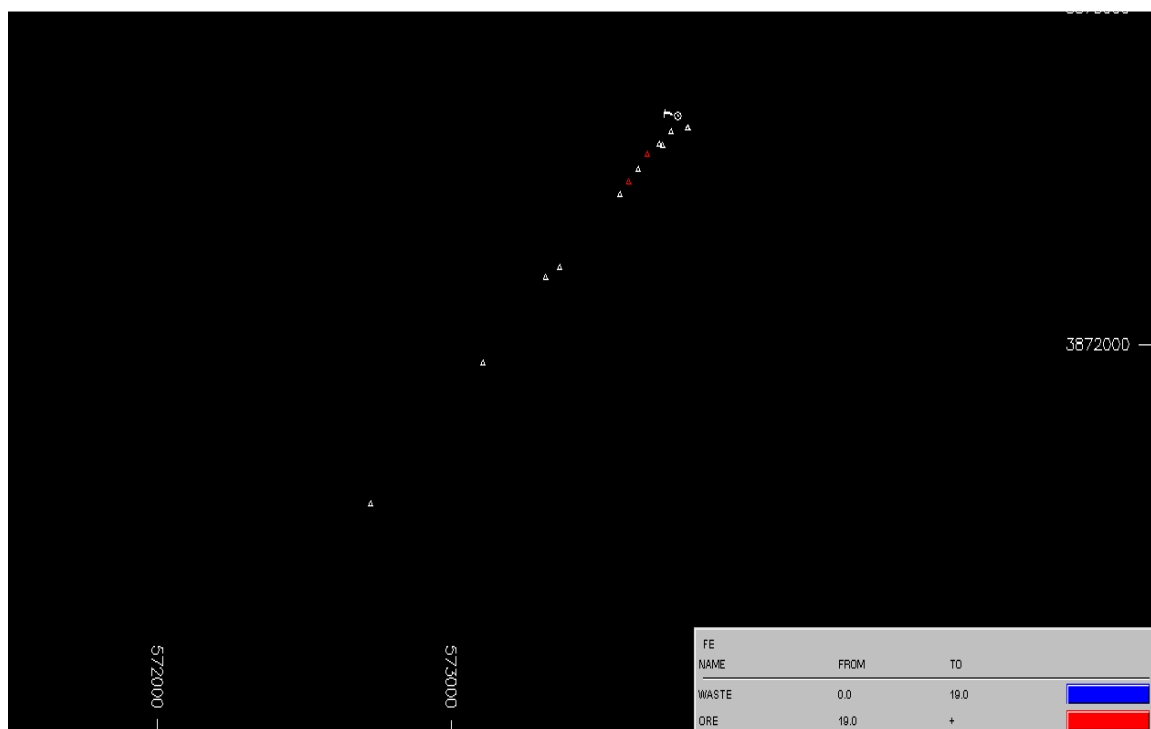
BHID	FROM(m)	TO(m)	ROCK
BHD ^۳	۲۳	۲۵	۳
BHD ^۳	۲۵	۲۶	۳
BHD ^۳	۲۸	۳۰	۴
BHD ^۳	۳۰	۳۱/۱۵	۴

۳-۴-۵- فایل Topography

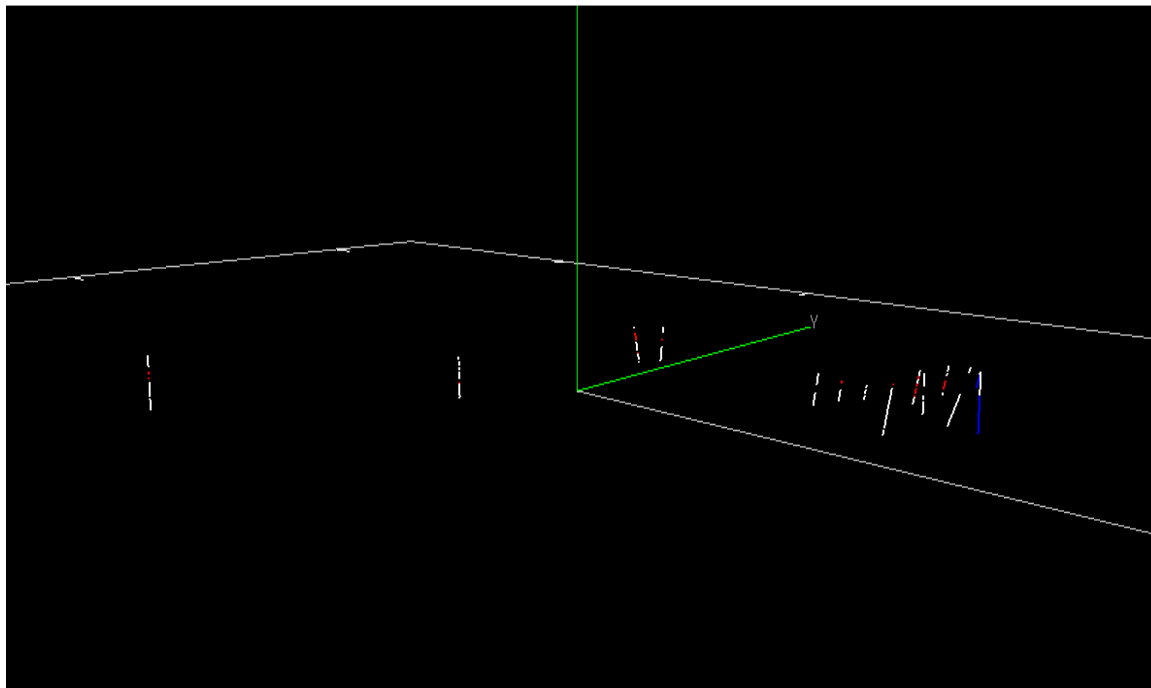
پس از انجام عملیات نقشه‌برداری از منطقه مورد مطالعه، نتایج بصورت یک فایل Autocad گردآوری می‌شود؛ که این فایل مستقیماً وارد نرم‌افزار می‌گردد.

پس از تهیه پایگاه داده‌ای از موارد ذکر شده، فایل‌ها یک به یک وارد نرم‌افزار Datamine می‌شوند. این نرم‌افزار با تلفیق این فایل‌ها امکان مشاهده دوبعدی و سه‌بعدی از گمانه‌های حفر شده را فراهم می‌نماید. در این نرم‌افزار امکان مشاهده مشخصات عیاری و سنگ شناسی گمانه‌ها با استفاده از رنگ‌های تعیین شده توسط کاربر وجود دارد.

در اشکال ۲-۳ و ۳-۳، نمایی از گمانه‌های حفاری شده که در فواصل ۵ متری از هم کامپوزیت شده‌اند، نشان داده شده است.



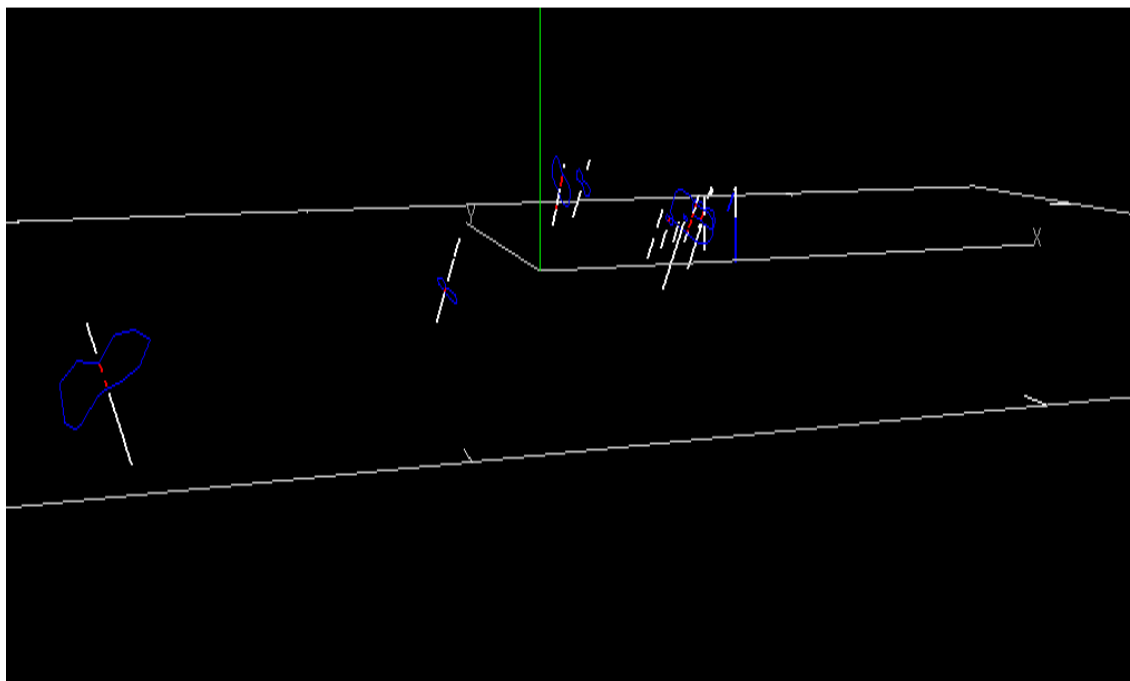
شکل (۲-۳): گمانه‌های حفاری شده در معدن (دید از بالا)



شکل (۳-۳): نمایی سه‌بعدی از گمانه‌های حفاری شده

۳-۵- ترسیم مقاطع از کانسار

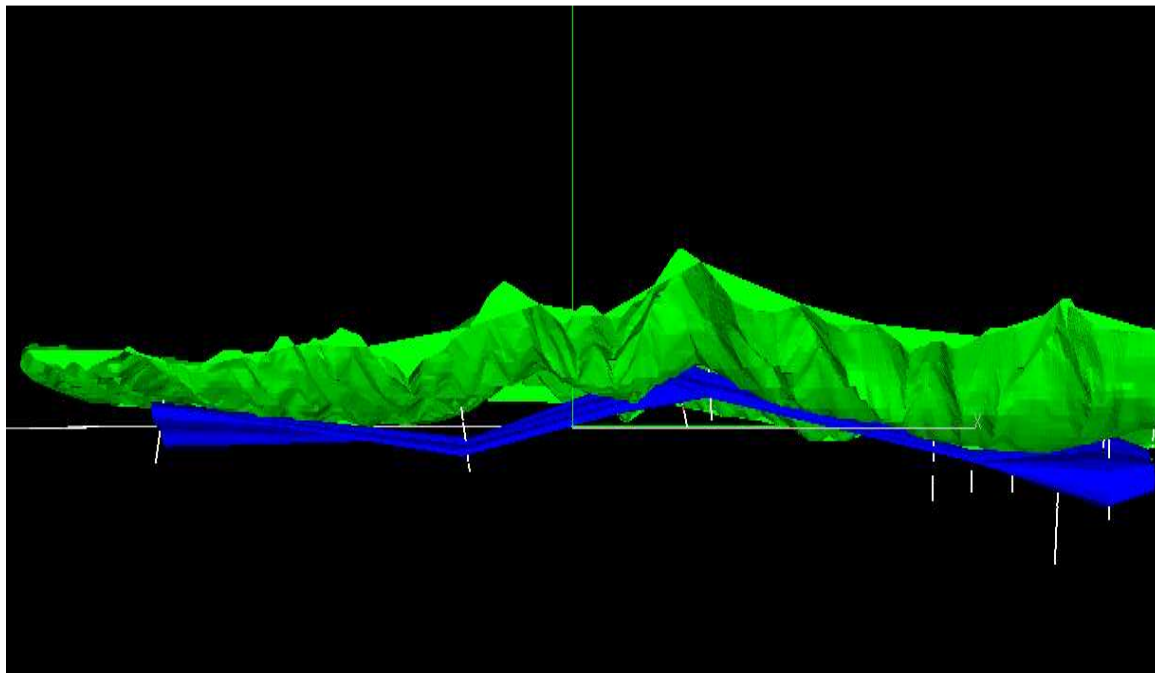
در این مرحله رسم مقاطع در توده ماده معدنی و مشخص نمودن محدوده توده ماده معدنی در هر مقطع با استفاده از رشته (string) بر اساس عیار حد ۱۹ درصد Fe در هر مقطع انجام می‌شود. در شکل ۳-۴ stringهای کلی ترسیم شده به همراه گمانه‌های اکتشافی برای این کانسار نشان داده شده است.



شکل (۳-۴): stringهای کلی ترسیم شده به همراه گمانه‌های اکتشافی

۳-۶- مدل‌سازی هندسی کانسار

پس از ترسیم مقاطع و بستن stringها در هر مقطع، می‌توان با ایجاد ارتباط بین این مقاطع، مدل‌سازی سه بعدی کانسار را انجام داد. در نرم‌افزار Datamine جهت ارتباط بین مقاطع و ترسیم پوسته سه بعدی از روش مثلث‌بندی استفاده می‌گردد. در شکل ۳-۵ پوسته سه بعدی کانسار به همراه توپوگرافی مورد نظر نمایش داده شده است.



شکل (۳-۵): نمایی سه‌بعدی از توپوگرافی، کانسار و گمانه‌های اکتشافی

۳-۷- تهیه مدل بلوکی

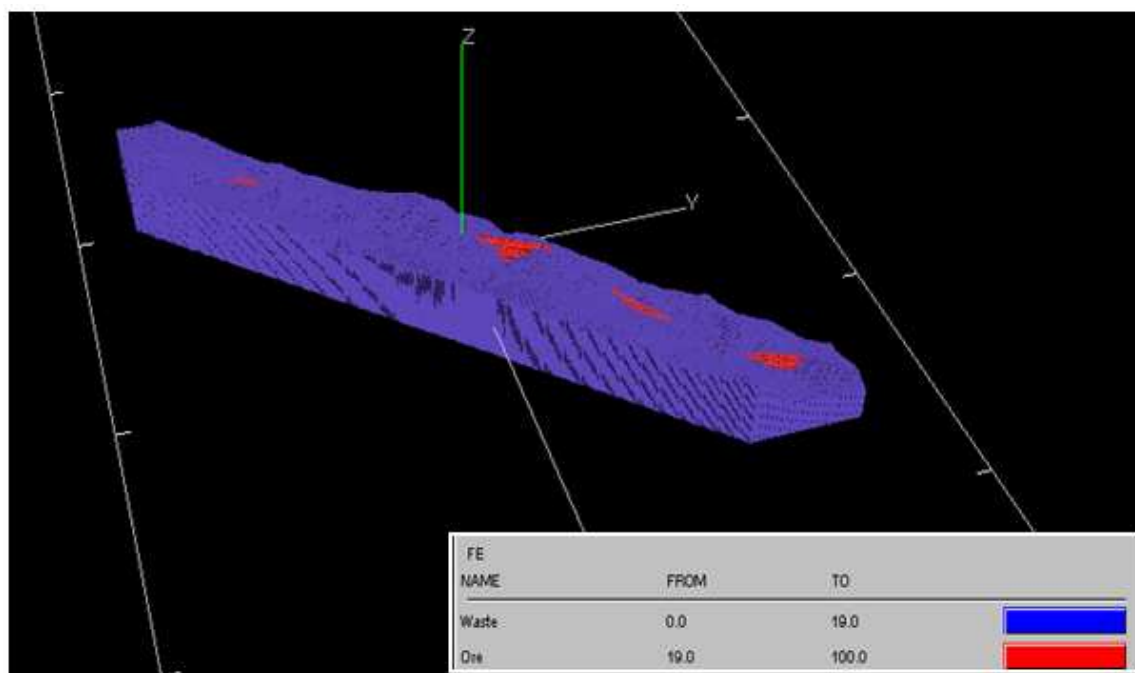
برای تعیین حجم سه‌بعدی از ماده معدنی، لازم است از پوسته ساخته شده در مرحله قبل مدل بلوکی تهیه گردد. پارامترهای لازم در تهیه مدل بلوکی سه‌بعدی کانسار از اطلاعات بدست آمده از پنجره output نرم‌افزار Datamine در خصوص راستاهای X ، Y و Z استخراج گردید و در جدول ۳-۶ گردآوری شده است.

جدول (۳-۶): پارامترهای لازم در تهیه مدل بلوکی کانسار

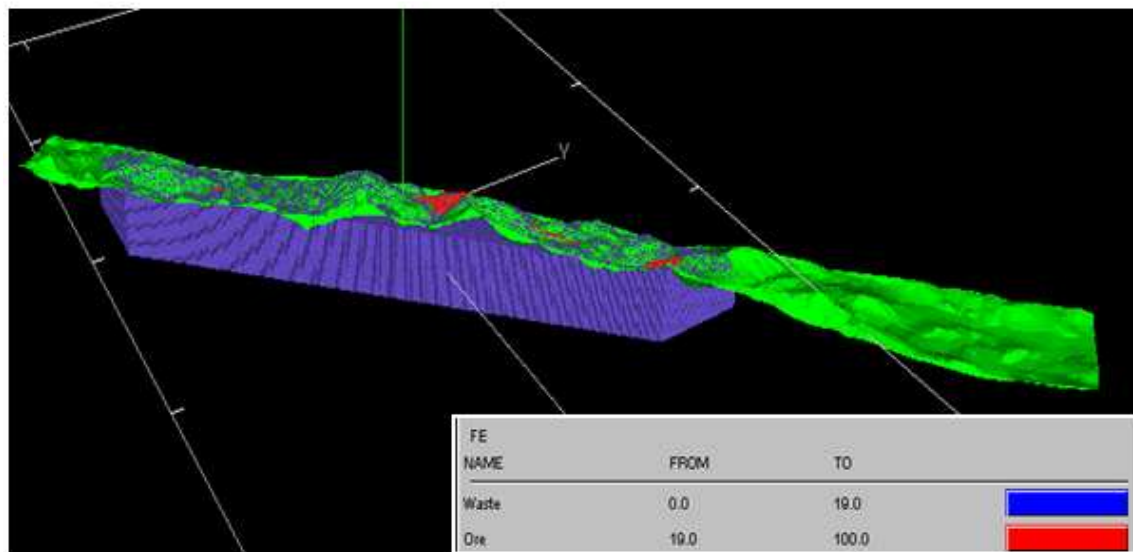
راستا	Min	Max	Range	تعداد بلوک‌ها
X	۵۷۲۶۹۳	۵۷۳۷۶۵	۱۰۷۲	۱۰۸
Y	۳۸۷۱۴۹۸	۳۸۷۲۶۶۲	۱۱۶۴	۱۱۷
Z	۹۵۲	۱۰۸۳	۱۳۱	۲۷

با توجه به عملیات معدنکاری، ارتفاع پله ۵ متر پیشنهاد می‌گردد. و نیز با توجه به اینکه فاصله گمانه‌ها از یکدیگر ۵۰ متر است، ابعاد بلوک در راستاهای X و Y معادل ۱۰×۱۰ متر در نظر گرفته شد. بنابراین ابعاد بلوک‌ها ۱۰×۱۰×۵ متر است. از دیگر پارامترهای موثر در ساخت مدل بلوکی، ابعاد ریز بلوک‌ها است، که در این پروژه ابعاد ریز بلوک‌ها در هر جهت ۲/۵ متر در نظر گرفته شده است. با وارد کردن اطلاعات فوق در نرم‌افزار Datamine مدل بلوکی سه‌بعدی از کانسار تهیه گردید. با روشی مشابه آنچه توصیف شد؛ مدل بلوکی باطله نیز ساخته می‌شود.

در اشکال ۶-۳ و ۷-۳ نماهایی از مدل‌های بلوکی ماده معدنی و باطله نمایش داده شده است.



شکل (۶-۳): نمایی سه‌بعدی از مدل بلوکی باطله در برگیرنده ماده معدنی



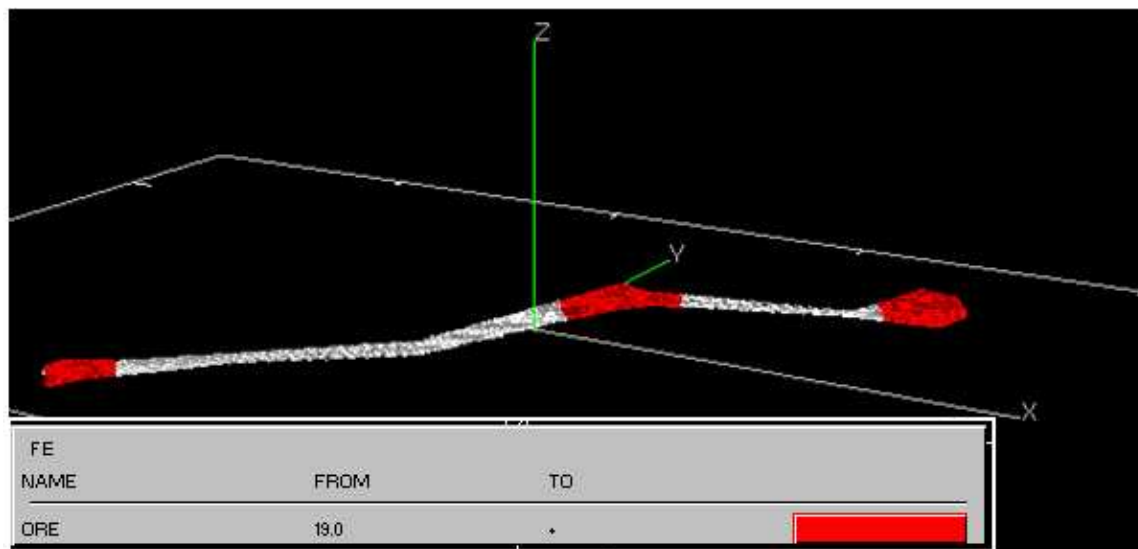
شکل (۷-۳): نمایی سه‌بعدی از مدل بلوکی باطله دربرگیرنده ماده معدنی به همراه توپوگرافی سطح زمین

۸-۳- تخمین ذخیره

پس از تهیه مدل سه‌بعدی ماده معدنی، لازم است کانسار تخمین ذخیره گردد. در این مرحله با استفاده از مدل بلوکی ساخته شده و گمانه‌های کامپوزیت شده، مدل بلوکی عیاری (شکل ۸-۳) تهیه می‌گردد. بدین ترتیب مدل بلوکی عیاری برای کانسنگ تهیه می‌گردد؛ سپس مدل‌های باطله و ماده معدنی با هم ترکیب می‌گردند و مدل بلوکی عیاری کلی بدست می‌آید. در این مدل، عیار هر بلوک توسط نرم‌افزار Datamine و با استفاده از روش عکس مجذور فاصله تخمین زده می‌شود. در محاسبات تناژ ماده معدنی، وزن مخصوص ماده معدنی $4/3$ تن بر مترمکعب در نظر گرفته شده است.

نتایج تخمین ذخیره با استفاده از روش عکس مجذور فاصله در جدول ۷-۳ ذکر گردیده و منحنی

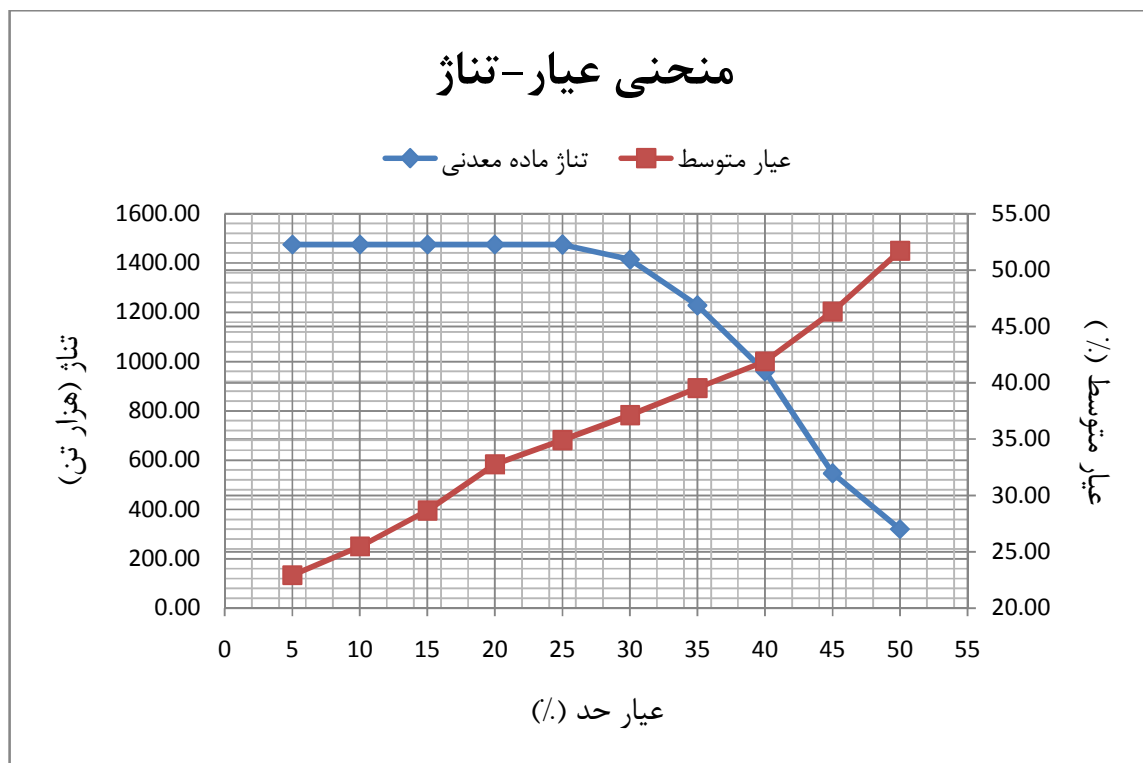
عیار- تناژ حاصل از این روش در شکل ۹-۳ نشان داده شده است.



شکل (۳-۸): نمایی سه بعدی از مدل بلوکی عیاری کانسار

جدول (۳-۷): نتایج تخمین ذخیره با استفاده از روش عکس مجذور فاصله

عیار حد (درصد)	تناژ (هزار تن)	عیار متوسط (درصد)
۵	۱۴۷۴/۱۶	۲۲/۹۳
۱۰	۱۴۷۴/۱۶	۲۵/۴۸
۱۵	۱۴۷۴/۱۶	۲۸/۶۶
۲۰	۱۴۷۴/۱۶	۳۲/۷۶
۲۵	۱۴۷۴/۰.۸	۳۴/۹۱
۳۰	۱۴۱۳/۲۱	۳۷/۱۲
۳۵	۱۲۲۷/۷۰	۳۹/۵۳
۴۰	۹۵۹/۷۵	۴۱/۹۰
۴۵	۵۴۶/۳۹	۴۶/۳۲
۵۰	۳۲۰/۷۱	۵۱/۷۰



شکل (۳-۹): منحنی عیار-تناژ معدن سنگ‌آهن دلکن حاصل از روش عکس مجذور فاصله

۳-۹- نتیجه‌گیری

پس از تهیه پایگاه داده‌ای حاصل از گمانه‌های اکتشافی، فایل داده‌ها وارد نرم‌افزار Datamine گردید. بعد از تلفیق این فایل‌ها اقدام به مدل‌سازی هندسی کانسار شد و مدل بلوکی ماده معدنی تهیه گردید.

با تهیه مدل بلوکی کانسار اقدام به تخمین ذخیره با استفاده از روش عکس مجذور فاصله گردید. بر این اساس میزان ذخیره و عیار متوسط Fe برای عیار حد ۱۹٪ به ترتیب ۱۴۷۴ هزار تن و ۳۱/۹۴٪ به دست آمد.

فصل چهارم:

تخمین ذخیره با استفاده از

شبکه عصبی مصنوعی

۴-۱- مقدمه

با افزایش روزافزون حافظه و سرعت کامپیوترها، شاهد پیشرفت کاربردی سیستم‌های دینامیکی هوشمند مدل آزاد^۱ که مبتنی بر داده‌های تجربی است در عرصه عمل هستیم. شبکه‌های عصبی مصنوعی^۲ با الهام از عملکرد مغز انسان و واحدهای پردازشگر آن بوجود آمده‌اند. 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 مسایل معدنی، همواره الگوی موجود بین داده‌ها پیچیده و غیر خطی است، لذا شبکه‌های عصبی مصنوعی، می‌توانند تکنیک موثری برای حل این مساله به شمار آیند. یکی از کاربردهای شبکه عصبی در مسایل علوم زمین، تخمین ذخایر معدنی می‌باشد [۲۷].

ساختار کلی شبکه‌های عصبی مصنوعی از شبکه بیولوژیک انسان الهام گرفته شده است که ترکیبی از عناصر ساده‌ای به نام نرون^۳ بوده که به موازات یکدیگر عمل می‌کنند. شبکه‌های عصبی مصنوعی با پردازش داده‌های تجربی، دانش یا قانون نهفته رابطه بین داده‌های ورودی و خروجی را به ساختار شبکه منتقل می‌کند. یک شبکه عصبی شامل واحدهای ساختمانی به نام نرون است و این قابلیت را دارد که با به کار بردن یک دسته داده ورودی بتواند یک دسته داده خروجی دلخواه را تولید نماید. سلول‌های عصبی موجود در شبکه بسته به نوع عملکردشان در لایه‌های خاصی قرار می‌گیرند. هر شبکه عصبی حداقل دارای سه لایه ورودی، میانی یا پنهانی و خروجی است [۲۸ و ۲۷].

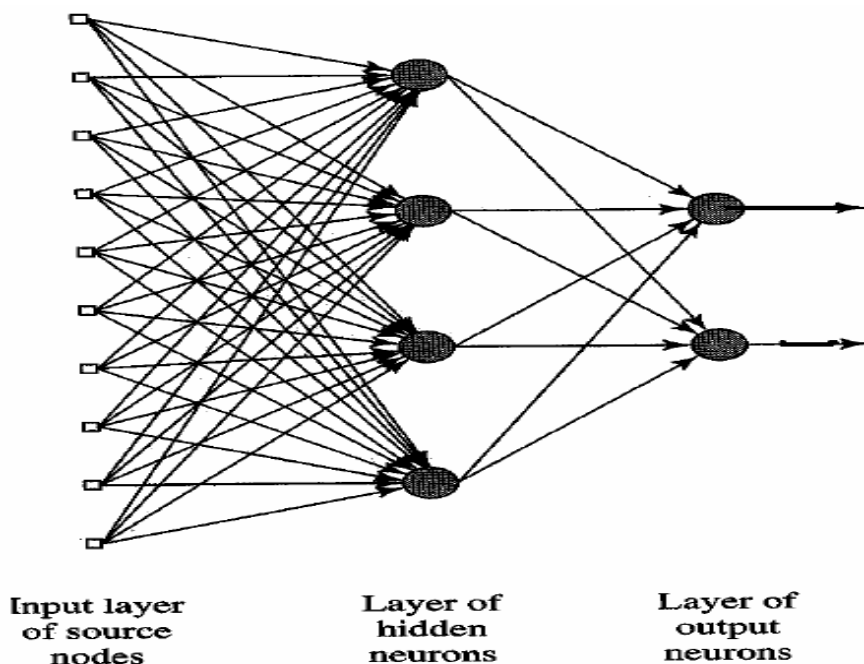
لایه ورودی محل ورود اطلاعات مورد نظر شبکه است. انتخاب نوع و تعداد ورودی‌های شبکه در کیفیت عملکرد شبکه تاثیر زیادی دارد. لایه‌های پنهان نقش سازماندهی عملکرد یک شبکه عصبی را دارند. در حالت کلی تعداد سلول‌های عصبی موجود در لایه پنهان به ساختار شبکه، تعداد ورودی‌ها، تعداد

۱- Model Free

۲- Artificial Neural Network

۳- Neuron

خروجی‌ها، تعداد دسته‌های آموزشی، میزان خطای داده‌ها، پیچیدگی توابع و الگوریتم آموزش شبکه بستگی دارد. لایه خروجی آخرین لایه هر شبکه است که نتیجه عملکرد شبکه عصبی و پارامترهای مورد نظر را ارائه می‌دهد [۲۹]. در شکل ۴-۱ ساختار یک شبکه عصبی با سه لایه نشان داده شده است.



شکل (۴-۱): ساختار یک شبکه عصبی با سه لایه [۳۰]

هر شبکه عصبی شامل سه مرحله می‌باشد: آموزش^۴، تعمیم^۵ و اجرا^۶.

در مرحله آموزش، شبکه الگوهای موجود در ورودیهایی که در سری آموزشی قرار دارند را یاد می‌گیرد. هر شبکه عصبی برای یادگیری از یک قانون خاص استفاده می‌کند. تعمیم به معنای قدرت شبکه عصبی در ایجاد پاسخی 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 [۲۷].

۴- Training
۵- Generalization
۶- Operation

شبکه‌های عصبی قادر به پیش بینی هستند. برای انجام این کار سه شرط زیر بایستی صادق باشد [۳۱].

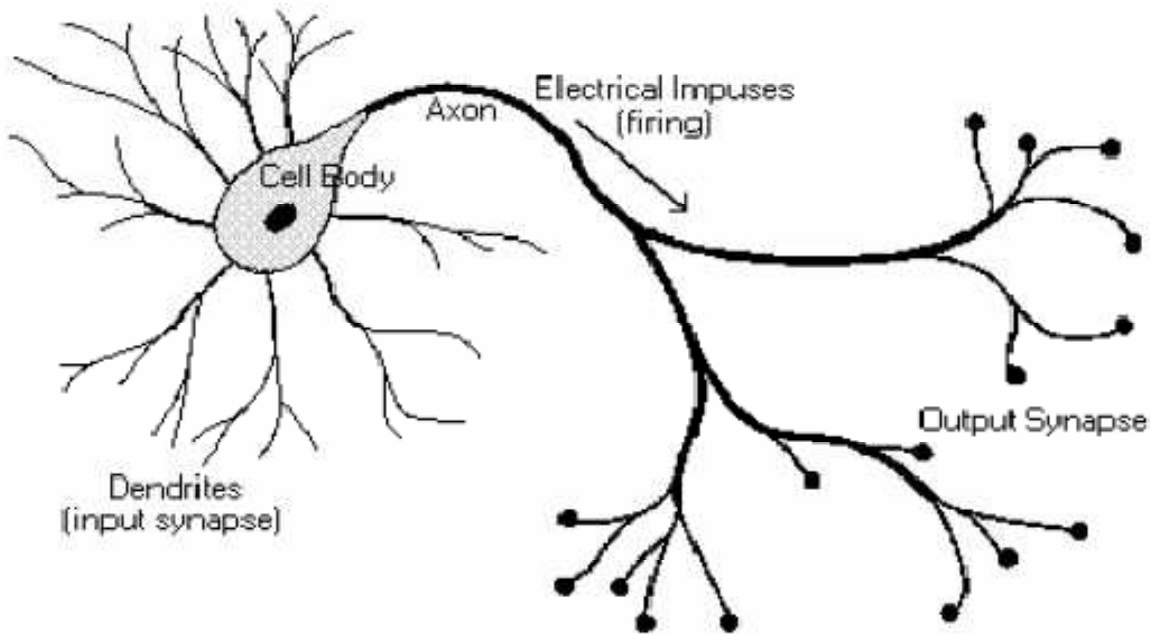
- ۱- ورودی‌ها شناخته شده باشند، به عبارت دیگر متغیرهایی که جواب (مقادیر خروجی) را کنترل می‌کنند و روی آنها تاثیر زیادی دارند مشخص شده باشند. چگونگی ترکیب این متغیرها برای حصول به جواب مناسب می‌تواند نامشخص باشد.
- ۲- خروجی یا متغیری که مورد پیش بینی است کاملاً مشخص باشد.
- ۳- داده‌های کافی برای آموزش 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.

شبکه‌های عصبی از الگوریتم‌های مختلفی جهت یادگیری استفاده می‌نمایند ولی صرف نظر از روش استفاده شده، یادگیری به طور کلی یک عملیات تکراری است که طی آن مجموعه‌ای از مثال‌های آموزشی به شبکه نشان داده می‌شود تا کاملاً آموزش ببیند [۷].

به طور معمول شبکه عصبی، اصلاح یا آموزش داده می‌شود تا ورودی معینی به سمت خروجی مشخصی هدایت شود. شبکه بر اساس اختلاف بین خروجی شبکه و خروجی واقعی اصلاح می‌شود تا زمانی که خروجی شبکه با خروجی واقعی برابر شود [۳۲].

شبکه‌های عصبی مصنوعی از محیط اطرافشان آموزش می‌بینند و از داده‌های ورودی، خروجی مشخص برای تنظیم ارتباطات سیناپسی^۷ که بین دو نرون وجود دارد، استفاده می‌کنند. آموزش در شبکه عصبی معادل تنظیم وزن ارتباطات سیناپسی می‌باشد که بین نرون‌ها وجود دارد. این ارتباطات دانش لازم برای حل یک مساله خاص را ذخیره می‌کنند [۷].

۷- Synapse



شکل (۴-۲): ساختار نرون زیستی [۷]

بیشتر نرون‌ها از سه قسمت اصلی تشکیل شده‌اند [۷]:

- ۱- بدنه سلول که شامل هسته و قسمت‌های حفاظتی دیگر می‌باشد.
- ۲- دندریت^۸‌ها که سیگنال‌های الکتریکی را دریافت می‌کنند.
- ۳- اکسون^۹ که نقش کانال ارتباطی را بر عهده دارد.

محل تلاقی یک اکسون از یک سلول به دندریت‌های سلول دیگر را سیناپس می‌گویند. پیام‌های عصبی در شبکه عصبی به صورت یک طرفه حرکت می‌کند، از دندریت‌ها به بدنه سلول و سپس به اکسون [۷]. در شکل ۴-۲ ساختار نرون زیستی نشان داده شده است.

^۸- Dendrite

^۹- Axon

یکی از جالب‌ترین ویژگی‌های شبکه‌های عصبی، توانایی یادگیری این شبکه‌ها می‌باشد. این کار از طریق مثال‌های مختلف برای آموزش و استفاده از الگوریتم‌های آموزش انجام می‌پذیرد، که وزن‌ها یا پارامترهای توابع تحریک را تغییر می‌دهد. یکی از مشکلات پیش‌رو، تعیین زمانی است که مطمئن شویم شبکه به اندازه کافی، آموزش دیده است [۷]. متداول‌ترین روش برای استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی کد نویسی در محیط نرم‌افزار Matlab است. از این رو در این بخش دو نوع کد یکی برای شبکه پس‌انتشار خطا و دیگری برای شبکه شعاعی در محیط نرم‌افزار Matlab توسعه داده شده است.

۴-۲- انواع یادگیری شبکه

در حالت کلی سه نوع یادگیری موجود است: یادگیری با ناظر^{۱۰}، یادگیری تشدید^{۱۱} و یادگیری بدون ناظر^{۱۲} که در زیر به توضیح آنها پرداخته می‌شود [۳۳].

۴-۲-۱- یادگیری با ناظر

در یادگیری با ناظر فرض بر این است که در هر مرحله از تکرار الگوریتم یادگیری، جواب سیستم یادگیرنده از قبل آماده است و به عبارتی الگوریتم یادگیری به جواب واقعی مساله دسترسی خواهد داشت.

۴-۲-۲- یادگیری تشدید

در یادگیری تشدید که شکل خاصی از یادگیری با ناظر است، سیگنال برگشتی از محیط که به سیگنال تشدید موسوم است درباره شبکه نقادی می‌کند. مثلاً در یادگیری با ناظر می‌گوییم جواب مطلوب برای ورودی P بایستی t باشد، در حالی که در یادگیری تشدید می‌گوییم چقدر خوب یا بد شبکه به ورودی P پاسخ داده است.

۱۰- Supervised Learning

۱۱- Reinforcement Learning

۱۲- Unsupervised Learning

۴-۲-۳- یادگیری بدون ناظر

در یادگیری بدون ناظر، جواب مطلوب برای سیستم یادگیرنده موجود نیست و شبکه عصبی به خطای یادگیری جهت بهبود رفتار سیستم یادگیرنده دسترسی نداریم. در این نوع یادگیری، پارامترهای شبکه عصبی به صورت خود سازمانده می‌باشند و توسط پاسخ سیستم اصلاح و تنظیم می‌شوند.

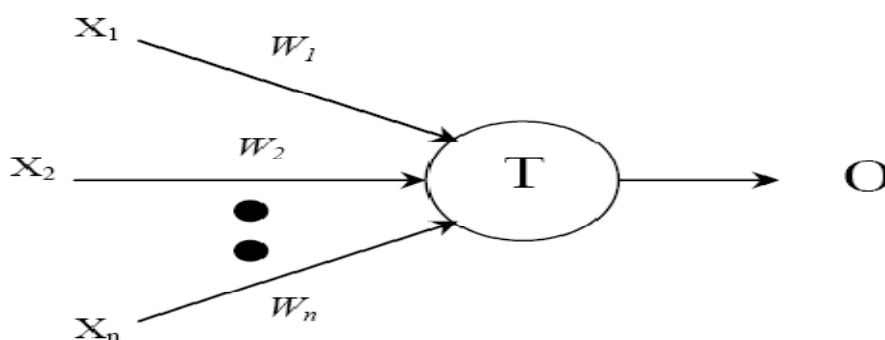
۴-۳- مهم‌ترین ویژگی‌های شبکه‌های عصبی:

- متشکل از تعداد زیادی اجزای ساده به نام نرون‌ها
- پردازش موازی نرون‌ها
- اجزای به هم مرتبط
- مقاوم در برابر نقص در یکی از اجزا
- یادگیری از داده‌ها

این ویژگی‌ها، یک شبکه عصبی مصنوعی را برای پیاده‌سازی سخت افزاری مناسب می‌سازد [۷].

۴-۴- مدل نرون مصنوعی

در شبکه‌های عصبی مصنوعی، ورودی‌ها به صورت خطی در وزن‌ها ضرب می‌شوند و با هم جمع می‌شوند. Walter Pitts اولین مدل یک نرون محاسباتی را ارایه داد [۷]. در شکل ۴-۳ مدل نرون مصنوعی نشان داده شده است.



شکل (۴-۳): نرون مصنوعی [۷]

هر نرون شامل یک عنصر پردازشی با تعدادی ورودی و یک خروجی می‌باشد.

دو ساختار شبکه عصبی رایج شبکه‌های عصبی چند لایه پرسپترون^{۱۳} و شبکه‌های عصبی توابع پایه شعاعی^{۱۴} می‌باشند که معرفی می‌گردند.

۴-۵- شبکه‌های چند لایه پرسپترون

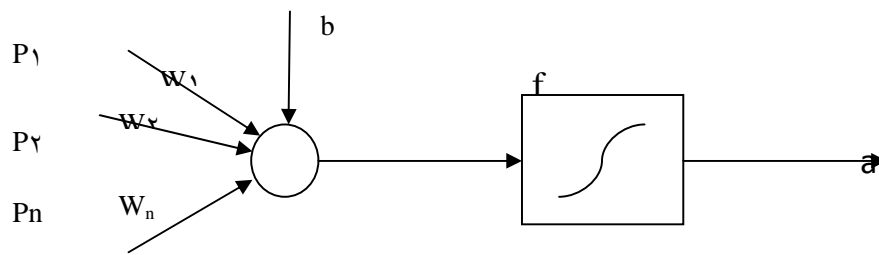
شبکه عصبی MLP رایج‌ترین ساختار شبکه عصبی مورد استفاده می‌باشد. در این بخش ابتدا نرون MLP معرفی می‌گردد و عملکرد آن نشان داده خواهد شد. سپس ساختار شبکه MLP ارائه می‌گردد.

۴-۵-۱- نرون MLP:

شکل ۴-۴ مدل یک نرون MLP را نشان می‌دهد. این تک نرون، پرسپترون نامیده می‌شود. عملکرد این نرون به دو بخش تقسیم می‌شود. ابتدا داده‌های ورودی در وزن‌های نرون ضرب شده و سپس تابع فعال ساز غیرخطی $f(x)$ روی داده‌ها اعمال می‌شود.

^{۱۳} -Multi Layer Perceptron

^{۱۴} -Radial Basis Function



شکل (۴-۴): یک نرون پرسپترون [۳۱]

در شبکه‌های تک لایه، بردار ورودی p توسط نرون‌های لایه اول، طبق رابطه (۴-۱) به خروجی مرتبط می‌شوند:

$$a = f(wp + b) \quad (۴-۱)$$

اگر p به عنوان بردار ورودی و a بردار خروجی در نظر گرفته شوند، میزان تاثیر p روی a بوسیله مقدار اسکالر w (وزن متناظر برای هر ورودی) تعیین می‌شود. ورودی دیگر که مقدار ثابت یک است در جمله بایاس b ضرب شده و سپس با wp جمع می‌شود. این حاصل جمع، ورودی خالص برای تابع تحریک f خواهد بود [۳۱].

اطلاعات رسیده به نرون‌ها (P_1 تا P_R) در وزن‌هایی (W_{L1} تا W_{LR}) ضرب و سپس جمع می‌شوند (net_j) و بدین ترتیب مجموع کل ورودی به نرون حاصل می‌گردد.

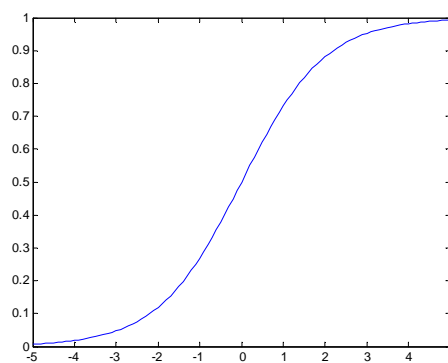
وزن‌ها مبین شدت اتصال نرون‌ها به هم می‌باشند و طی فرآیند یادگیری این اوزان تعیین می‌گردند. شکل ریاضی عملیات بالا را می‌توان در رابطه (۴-۲) مشاهده نمود [۷].

$$net_j = \sum_{R=1}^R W_{LR} P_R \quad (۴-۲)$$

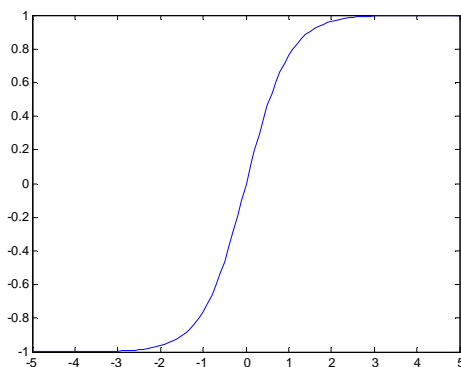
در بعضی موارد مقدار ثابتی در هر نرون به عبارت رابطه‌ی فوق به نام بایاس (Bias) یا وزن اریب نیز افزوده می‌شود. با اضافه شدن وزن اریب (b_j) رابطه (۲-۴) به صورت رابطه (۳-۴) درمی‌آید.

$$\text{net}_j = \sum_{R=1}^R W_{LR} P_R + b_j \quad (3-4)$$

در مرحله بعد یک تابع که معمولاً غیرخطی است به نام تابع فعالیت به جمع ورودی‌ها در هر نرون اعمال می‌گردد که طی آن سطح خروجی از نرون تعیین می‌شود. در شبکه‌های عصبی نرون‌ها در لایه‌ها قرار می‌گیرند. در ساده‌ترین حالت از این شبکه‌ها یک لایه از نرون‌های ورودی وجود دارد که کاملاً به لایه‌ای از نرون‌های لایه‌ی خروجی متصل است. به این دلیل این شبکه پرسپترون تک لایه نامیده می‌شود؛ زیرا تنها در گره‌های لایه‌ی خروجی محاسبات انجام می‌شود. نوع دوم شبکه‌ها از یک یا چند لایه پنهان تشکیل شده است. وجود لایه پنهان در شبکه، قابلیت شبکه را در تخمین یک نگاشت غیر خطی افزایش می‌دهد. افزایش تعداد لایه پنهان شبکه را قادر می‌سازد تا اطلاعات آماری کامل‌تری در مورد مساله کسب کند. تابع فعالیت می‌تواند خطی یا غیرخطی باشد. یک تابع محرک براساس نیاز حل یک مساله (مساله‌ای که قرار است به وسیله‌ی شبکه‌ی عصبی حل شود) انتخاب می‌شود [۳۴]. پرکاربردترین آن‌ها تابع سیگموئید (SIG) (شکل ۴-۵) و تابع تانژانت هایپربولیک (TGH) (شکل ۴-۶) است.



شکل (۴-۵): تابع فعالساز لگاریتمی [۷]



شکل (۴-۶): تابع فعالساز تانژانت هایپربولیک [۷]

نرون‌های لایه ورودی هیچ محاسبه‌ای بر روی بردار ورودی انجام نمی‌دهند و خروجی این لایه به عنوان ورودی به لایه دوم (لایه پنهان) مد نظر قرار داده می‌شود و خروجی لایه دوم، ورودی لایه سوم (لایه پنهان دوم) می‌شود و ... [۳۴].

۴-۵-۲- شبکه عصبی مصنوعی پس‌انتشار خطا

Rummelheart (۱۹۸۵) و Macland (۱۹۸۶) استفاده از الگوریتم پس‌انتشار^{۱۵} خطا را به طور وسیعی مطرح کردند. این قانون یادگیری برای آموزش شبکه‌های چند لایه پرسپترون (MLP) استفاده می‌شود. آموزش این شبکه‌ها با نظارت بوده و در سه مرحله زیر انجام می‌شود [۳۴]:

- ۱- ارایه زوج‌های آموزشی به شبکه در نرون‌های ورودی و خروجی شبکه.
- ۲- محاسبه خطای شبکه و انتشار برعکس خطا در شبکه.
- ۳- اصلاح وزن‌ها در جهت کاهش خطا.

در الگوریتم پس‌انتشار دو مسیر محاسباتی موجود است. مسیر اول پیشخور یا رفت نامیده می‌شود که در این مسیر پارامترهای شبکه در خلال انجام محاسبات رفت، تغییر نمی‌کنند و توابع محرک روی تک نرون‌ها عمل می‌کنند. مسیر دوم، مسیر پسخور یا برگشت است که در آن بردارهای حساسیت از لایه آخر به لایه اول برگشت داده می‌شوند.

^{۱۵} - Back Propagation

در مسیر برگشت شروع کار از لایه آخر، لایه خروجی است؛ جایی که بردار خطا در اختیار می‌باشد. سپس گرادیان محلی، نرون به نرون از لایه آخر تا لایه اول با الگوریتم برگشتی محاسبه می‌شود و بعد از آن با توجه به الگوریتم آموزشی، وزن‌ها و بایاس‌های هر لایه اصلاح می‌شوند [۳۵].

به‌طور کلی می‌توان گفت که پارامترهای شبکه به گونه‌ای تنظیم می‌شوند که پاسخ شبکه به سمت پاسخ مطلوب نزدیک‌تر شود.

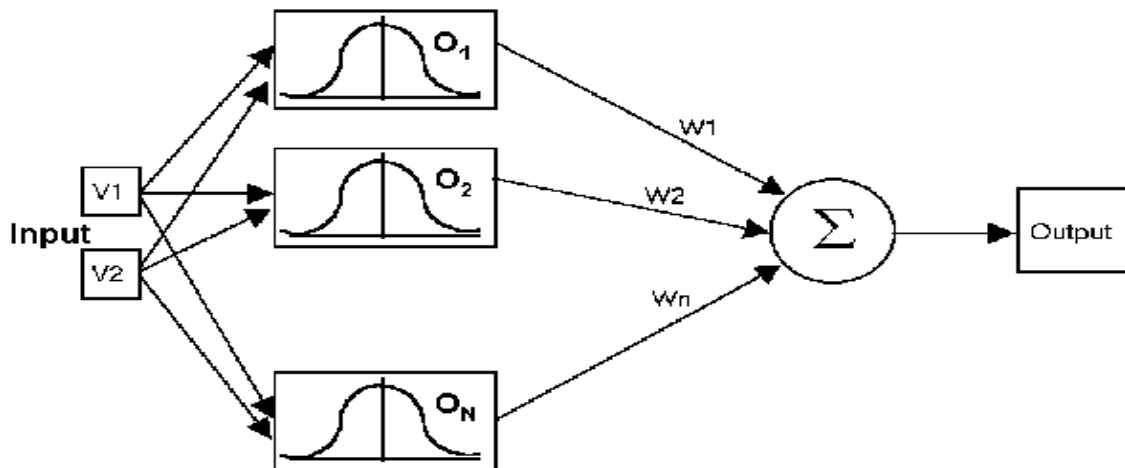
هر شبکه در تعداد بهینه‌ای از دوره‌ها آموزش می‌بیند. یک دوره آموزش^{۱۶} عبارت از یک مرحله ارایه تمام زوج‌های آموزشی به شبکه است. عموماً برای آموزش یک شبکه BP نیاز به دوره‌های زیادی می‌باشد که تعداد آن‌ها ممکن است به چند هزار برسد [۷].

۴-۶- شبکه‌های عصبی پایه شعاعی:

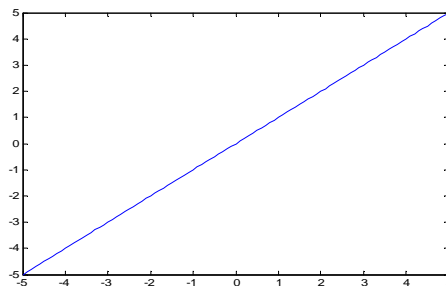
یکی از قدرتمندترین شبکه‌های عصبی مورد استفاده در مسایل تخمین توابع، شبکه‌های عصبی پایه شعاعی (RBF) می‌باشند. بر خلاف شبکه‌های عصبی پرسپترون که دارای لایه‌های متوالی متعدد می‌باشد، شبکه RBF از سه لایه ثابت تشکیل شده است شکل (۴-۷). لایه ورودی که محل تزریق سیگنال‌های ورودی به شبکه است. لایه میانی یا لایه RBF که شامل توابع RBF می‌شود و لایه خروجی که ترکیبی خطی از کلیه خروجی‌های طبقه RBF را می‌سازد. تعداد نرون‌ها در لایه ورودی و خروجی وابسته به شرایط مساله است در حالی که تعداد نرون‌های لایه دوم برابر تعداد داده‌های آموزش می‌باشد [۱۴].

این نوع شبکه‌ها از دو تابع محرک خطی و گوسین در ساختار خود همان‌طور که در شکل‌های ۴-۸ و ۴-۹ نشان داده‌شده، استفاده می‌کنند.

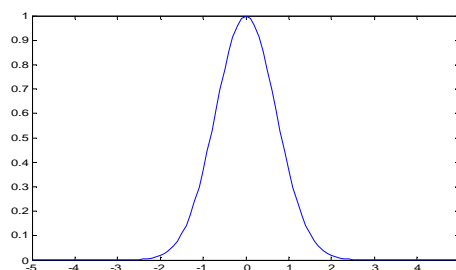
در اکثر مواقع از توابع گوسی در لایه RBF استفاده می‌شود که این توابع دارای دو پارامتر مرکز تابع گوسی و واریانس یا میزان گستردگی تابع گوسی می‌باشد.



شکل (۷-۴): ساختار یک شبکه RBF [۱۴]



شکل (۸-۴): تابع فعالساز خطی [۷]



شکل (۹-۴): تابع گوسی با میانگین صفر و انحراف معیار یک [۷]

۴-۶-۱- شبکه عصبی رگرسیون عمومی (GRNN)^{۱۷}

GRNN را می‌توان به عنوان یک شبکه شعاعی نرمالیزه شده در نظر گرفت که برای هر واحد آموزشی یک نرون پنهان دارد. این شبکه قادر به تولید خروجی‌های پیوسته می‌باشد. این شبکه‌ها بر اساس تابع چگالی احتمال^{۱۸} (pdf) پایه‌گذاری شده و از خصیصه‌های آن زمان آموزش سریع و مدل‌سازی توابع غیرخطی است. این شبکه حتی با داده‌های پراکنده در یک فضای اندازه‌گیری چند بعدی، تغییرات همواری از داده مشاهده‌ای را برای دیگر داده‌ها فراهم می‌کند. فرم الگوریتم این شبکه برای هر مساله رگرسیونی در جایی که هیچ گونه فرضیاتی برای قضاوت خطی بودن وجود نداشته باشد می‌تواند مورد استفاده قرار گیرد. این شبکه پارامترهای شبکه پس‌انتشار خطا را ندارد ولی در عوض فاکتور تعدیلی^{۱۹} دارد که مقدار بهینه آن در طی چندین اجرا با توجه به میانگین مربعات خطا بدست می‌آید [۳۶].

۴-۷- مقایسه بین شبکه‌های MLP و RBF

شبکه‌های MLP و RBF دارای تفاوت‌هایی به شرح زیر می‌باشد [۷ و ۱۴].

- ۱- در ساختار شبکه‌های پس‌انتشار خطا نرون‌های لایه مخفی دارای توابع غیرخطی سیگموئید و یا تانژانت هایپربولیک هستند در حالی که نرون‌های لایه مخفی شبکه‌های شعاعی دارای تابع غیرخطی گوسی می‌باشند.
- ۲- شبکه شعاعی دارای یک لایه ورودی و یک لایه خروجی است و ارتباط بین نرون‌های لایه ورودی و لایه مخفی به سادگی شبکه پس‌انتشار خطا نمی‌باشد. در شبکه شعاعی نرون‌های لایه مخفی واحدهای چندبعدی هستند و بعد این نرون‌ها برابر ورودی‌های شبکه است.
- ۳- شبکه‌های شعاعی یک لایه پنهان دارد، در حالی که شبکه‌های پس‌انتشار خطا می‌توانند بیش از یک لایه پنهان داشته باشند.

^{۱۷} - General Regression Neural Network (GRNN)

^{۱۸} - Probability density function (pdf)

^{۱۹} - Smooth factor

- ۴- لایه پنهان در شبکه‌های شعاعی با لایه خروجی تفاوت دارد، در حالی که در شبکه‌های پس‌انتشار خطا لایه پنهان می‌تواند با لایه خروجی مشابه باشد.
- ۵- لایه خروجی در شبکه‌های شعاعی همیشه خطی است، در حالی که در شبکه‌های پس‌انتشار خطا تابع مورد استفاده در لایه خروجی با توجه به کاربرد شبکه، می‌تواند غیرخطی باشد.
- ۶- لایه‌های پنهان در شبکه‌های شعاعی فاصله اقلیدسی بین بردار ورودی و مراکز نرون‌های لایه‌های پنهان را محاسبه می‌کند، در حالی که لایه‌های پنهان در شبکه‌های پس‌انتشار خطا ضرب داخلی بین بردار ورودی و بردار وزن‌های متناظر با آنها را محاسبه می‌کند.
- ۷- در شبکه‌های پس‌انتشار خطا تعداد لایه‌های میانی، تعداد نرون‌ها، الگوریتم آموزش و توابع محرک قابل طراحی و اصلاح است، در حالی که در شبکه‌های شعاعی توسط خود شبکه و به صورت پیش فرض تعیین می‌شود.

۴-۸- مزایا و معایب شبکه‌های عصبی مصنوعی

مزایای شبکه عصبی [۳۷]:

- ۱- شبکه‌های عصبی توان بالقوه‌ای برای حل مسایلی دارند که شبیه‌سازی آنها از طریق منطقی، تکنیک‌های تحلیلی و تکنولوژی‌های استاندارد نرم‌افزاری مشکل است.
- ۲- به دلیل پیشرفت‌های تکنیکی، از سرعت پردازش بالایی برخوردار شده است.
- ۳- گره‌های عصبی در مواقعی که شرایط تغییر می‌کند بسیار انعطاف‌پذیر هستند. همچنین نگهداری آنها بسیار ساده است.
- ۴- هر شبکه چند لایه، یک رابطه غیر خطی بین ورودیها و خروجیها را توسط اتصالات نرونهای غیرخطی ایجاد می‌کند و احتیاج به هیچ نوع مفروضات در مورد اساس توزیع داده‌ها برای طراحی شبکه ندارد بنابراین محاسبات آماری لازم نمی‌باشد.

- ۵- ساختار موازی شبکه، آن را در محاسبات موازی توانا می‌کند. خسارت دیدن یک سری نرونها و اتصالات، باعث خسارت در کارایی همه شبکه نمی‌شود.
- ۶- توانایی یادگیری و تعمیم، قابلیت‌های دیگر شبکه هستند.

شبکه‌های عصبی علاوه بر مزایای زیاد، دارای معایبی به شرح ذیل هستند [۳۸]:

- ۱- به طور کلی، شبکه‌های عصبی مصنوعی در درون‌یابی عملکرد خوبی دارند ولی در برون‌یابی چندان قوی نیستند. آنها می‌توانند الگوهایی را که قبلاً دیده‌اند تشخیص دهند و الگوهای میانی را نیز که ندیده‌اند، در حیطه توانایی خود قرار دهند. ولی الگوهایی را که خارج از گستره الگوهای آموزش داده اولیه شبکه هستند را نمی‌توانند به خوبی طبقه‌بندی کنند، زیرا نمونه‌های چندانانی را برای مقایسه در اختیار ندارند.
- ۲- هر چه حجم داده‌های آموزشی افزایش یابد، زمان آموزش شبکه نیز افزایش می‌یابد. علاوه بر این انتخاب داده‌های آموزشی مناسب، تاثیر مستقیم بر راندمان آموزشی شبکه دارد.
- ۳- تاکنون روش مشخصی برای تعیین ساختار بهینه شبکه، معرفی نشده است. به همین دلیل باید از روشهای سعی و خطا برای یافتن ساختار بهینه استفاده کرد.
- ۴- سیستم‌های شبکه‌های عصبی قادر به توضیح منطق و قاعده کار نیستند و اثبات درستی نتایج بسیار دشوار است چرا که در بسیاری از مسایل وزن‌های تعدیل شده قابل تفسیر نیستند. بنابراین منطقی که پشت تصمیم نهفته است را نمی‌توان روشن نموده و اثبات کرد.
- ۵- محاسبات شبکه‌های عصبی معمولاً محتاج به مقادیر زیادی داده برای آموزش و تست^{۲۰} مدل است.

۴-۹- مراحل انجام تخمین ذخیره با شبکه عصبی مصنوعی

- ۱- تقسیم‌بندی و آماده‌سازی داده‌ها
- ۲- ساخت مدل بلوکی معدن با استفاده از داده‌های موجود
- ۳- معماری شبکه
- ۴- آموزش شبکه عصبی با استفاده از ۷۰ درصد داده‌ها و آزمون آن با ۳۰ درصد داده‌ها و ارزیابی شبکه جهت تعیین شبکه بهینه
- ۵- استفاده از مختصات مرکز بلوک‌ها، در شبکه حاصل شده برای تخمین عیار
- ۶- استفاده از مقادیر به دست آمده عیاری از مرحله‌ی ۶ و مدل مرحله‌ی ۲ برای تخمین ذخیره

۴-۱۰- تقسیم‌بندی و آماده‌سازی داده‌ها

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 منطبق تعمیم برای سایر نقاط فضا، عیار را تخمین بزند.

در کار با شبکه عصبی عموماً داده‌ها به دو قسمت آموزش و تست تقسیم‌بندی می‌شوند. داده‌های آموزش داده‌هایی هستند که در فرآیند آموزش شبکه مورد استفاده قرار می‌گیرند و برای به هنگام کردن^{۲۱} وزن‌ها و بایاس‌های شبکه استفاده می‌شوند. داده‌های تست هم برای تست کردن درستی شبکه مورد استفاده قرار می‌گیرند. این داده‌ها در طی آموزش شبکه استفاده نمی‌شوند اما برای مقایسه میزان خطا استفاده می‌شوند [۳۹].

نرمالایز کردن داده‌ها روشی برای یکنواخت کردن و یک شکل کردن داده‌ها می‌باشد. در این پایان‌نامه عمل نرمال‌سازی داده‌ها به صورتی انجام می‌شود که تغییرات داده‌ها به بازه (۱-۱) تبدیل گردد. یکی از دلایل نرمال بودن داده‌ها این است که توابع محرک نمی‌توانند بین مقادیر خیلی بزرگ فرق بگذارند و این امر آموزش شبکه را با مشکل مواجه می‌کند.

۴-۱۱- آموزش شبکه

آموزش، فرآیندی است که با توجه به الگوهای ورودی و خروجی معلوم، منجر به دستیابی به وزنهای بهینه برای ورودی هر سلول شبکه عصبی می‌گردد که می‌توان توسط الگوریتم‌های مختلف آموزش را انجام داد. شبکه معمولاً بعد از چندین تکرار، الگوها را یاد می‌گیرد، این تکرار به بزرگی شبکه بستگی دارد. یک شبکه بزرگ احتیاج به وقت بیشتری نسبت به یک شبکه کوچک، برای آموزش دارد. اساساً شبکه بعد از رسیدن به یک تکرار ماکزیمم، متوقف می‌گردد. به همین خاطر از خطای مجاز مینیمم استفاده می‌شود که اختلاف بین مقدار خروجی شبکه و خروجی مطلوب است که باید کمتر از یک مقدار بخصوصی باشد. یعنی تا رسیدن به این مقدار خطا، وزنها با توجه به قانون پس انتشار خطا اصلاح می‌گردند [۳۳].

در طی آموزش، شبکه ممکن است بیش از اندازه تعلیم ببیند، این بدان معنی است که در هنگام آموزش شبکه، خطا در مجموعه آموزش بعد از هر تکراری کم می‌شود و در تکرارهای زیاد این مقدار خطا به کمترین مقدار ممکن می‌رسد، در صورتی که شبکه برای داده‌های جدید، خطای زیادی را تولید می‌کند که ناشی از حفظ کردن الگوهای آموزشی توسط شبکه و قابلیت تعمیم کم آن است. این مشکل به عنوان بیش‌برازش^{۲۲} ذکر می‌گردد. بیش‌برازش یک مشکل بحرانی در بیشتر ساختارهای شبکه‌های عصبی متعارف می‌باشد [۳۳]. نرمالایز کردن شبکه و استفاده از تابع MSE باعث می‌شود که شبکه وزن‌ها و بایاس‌های کمتری داشته باشد و در نتیجه شبکه کمتر به سوی بیش‌برازش پیش رود [۳۹].

۲۲- Over fitting

۴-۱۲- معماری شبکه بهینه

معماری شبکه شامل تعداد لایه‌های درونی، تعداد نرون‌ها، نوع توابع و الگوریتم آموزش می‌باشد.

۴-۱۲-۱- تعداد لایه‌های درونی

یک شبکه با یک لایه پنهان که از تابع محرک سیگموئیدی^{۲۳} استفاده می‌کند قادر به تقریب هر تابع پیوسته با تعداد معینی نرون در لایه پنهان می‌باشد. بیشتر تحقیقات نشان می‌دهد که یک لایه پنهان کافی است اما در بسیاری مواقع ممکن است اضافه کردن یک لایه پنهان دیگر باعث افزایش دقت و کاهش زمان یادگیری شود [۴۰]. ولی با همه این احوال بهترین روش برای تعیین تعداد لایه‌ها روش سعی و خطا می‌باشد.

۴-۱۲-۲- تعداد نرون‌ها

تعداد نرون‌های لایه پنهان، نقش بسیار مهمی در میزان دقت شبکه بازی می‌کند. بنابراین یافتن تعداد مناسب آنها، اهمیت بسیاری دارد. محققین تلاش‌های زیادی در زمینه یافتن روشی برای انتخاب بهینه تعداد نرون‌های لایه پنهان نمودند. برخی از آنها واسطه هندسی نرون‌های ورودی و خروجی را به عنوان یک تعیین کننده خوب از تعداد نرون‌های لایه پنهان در شبکه‌هایی که تعداد نرون‌های خروجی در آنها کمتر از ورودی می‌باشد، پیشنهاد کردند. اما هیچ یک از این پیشنهادات در مورد مسایل مختلف عمومیت ندارد و تعداد بهینه نرون‌های لایه پنهان تنها از طریق آزمون و خطا قابل حصول می‌باشد [۴۱].

۲۳- sigmoid

۴-۱۲-۳- نوع توابع و الگوریتم آموزش

در مورد نوع توابع در شبکه پساتشار خطا و شبکه عصبی پایه شعاعی در بخش ۴-۵ و ۴-۶ توضیح داده شد.

در این پایان نامه از پنج نوع الگوریتم آموزش در نرم افزار MATLAB استفاده شده که به توضیح آنها پرداخته می شود.

۱- الگوریتم $\text{trainlm}^{۲۴}$: سریع ترین الگوریتم آموزشی برای شبکه های معمولی است. در اجرای این روش، وقتی که شبکه آموزشی بزرگ باشد، در حین انجام آموزش، حافظه مورد استفاده به تدریج کاهش می یابد.

۲- الگوریتم $\text{trainrp}^{۲۵}$: دارای الگوریتم آموزش دسته ای ساده با همگرایی سریع است و حافظه کمی نیاز دارد.

۳- الگوریتم $\text{trainscg}^{۲۶}$: تنها الگوریتم می باشد که احتیاج به جستجوی خطی ندارد.

۴- الگوریتم $\text{trainbr}^{۲۷}$: اصلاح شده الگوریتم trainlm است که تولید شبکه هایی می کند که به خوبی تعمیم می یابند.

۵- الگوریتم $\text{trainbfg}^{۲۸}$: احتیاج به حافظه برای تخمین دارد و در هر تکرار محاسبات بیشتری دارد، اما با تعداد تکرار کمتری همگرا می شود [۳۹].

۲۴ -Levenberg-Marquardt
 ۲۵ -Resilient back propagation
 ۲۶ -Scaled conjugate gradient
 ۲۷ -Bayesian regularization
 ۲۸ -BFGS quasi-Newton

۴-۱۳- ارزیابی شبکه

برای ارزیابی شبکه عصبی روش‌های مختلفی مانند مقدار جذر میانگین مربعات خطا^{۲۹} (RMS)، میانگین مربعات خطا^{۳۰} (MSE) و ضریب همبستگی (R) بین خروجی‌های واقعی و خروجی‌های پیش‌بینی شده توسط شبکه وجود دارد که به توضیح آنها پرداخته می‌شود.

۴-۱۳-۱- جذر میانگین مربعات خطا

یکی از روش‌های ارزیابی شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد که از رابطه (۴-۴) محاسبه می‌شود [۳۹].

$$RMS = \frac{\sum |Y-D|}{\sqrt{Length(Y-D)}} \quad (4-4)$$

که در آن :

$Y =$ خروجی‌های پیش‌بینی شده توسط شبکه

$D =$ مقدار واقعی خروجی‌ها

$Length(Y-D) =$ طول بردار $Y-D$ که برابر با طول هر کدام از بردارهای Y یا D است.

۴-۱۳-۲- میانگین مربعات خطا

این روش در یادگیری با ناظر استفاده می‌شود که قانون یادگیری توسط مثال‌هایی از رفتار مطلوب شبکه تولید می‌شود. وقتی که هر ورودی به شبکه داده می‌شود، خروجی شبکه با مقدار هدف مقایسه می‌شود. در اجرا، MSE برای شبکه به صورت یک تابع نمایشی است. در این روش خطا توسط معیار متوسط مربع خطا طبق رابطه (۴-۵) اندازه‌گیری می‌شود [۳۹].

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e_i^2 \quad (4-5)$$

^{۲۹} -Root mean square error

^{۳۰} -Mean square error

۴-۱۳-۳- ضریب همبستگی

ضریب همبستگی برای اندازه‌گیری قدرت یا درجه یک رابطه خطی بین دو متغیری که هر کدام با واحدهای خود اندازه‌گیری شده‌اند کاربرد دارد. مشهورترین ضریب همبستگی ضریب پیرسون است. این ضریب به گونه‌ای است که مقادیری بین ۱- و ۱ را می‌گیرد.

هر چه قدر مطلق این ضریب بزرگتر باشد، بیضی مربوط به نمودار پراکندگی باریک‌تر می‌شود و نقاط نمودار پراکنش به خط رگرسیون نزدیک‌تر هستند. زمانی یک همبستگی کامل رخ می‌دهد که بتوان مقدار یک متغیر را از روی مقدار متغیر دیگر دقیقاً پیش‌بینی کرد. در این حالت ضریب همبستگی +۱ یا ۱- است و کلیه نقاط در نمودار پراکندگی بر روی خط رگرسیون قرار می‌گیرند. اگر رابطه‌ای بین دو متغیر وجود نداشته باشد، این ضریب مقدار صفر دارد [۴۲].

۴-۱۴- تعیین شبکه بهینه

برای انتخاب شبکه بهینه، شبکه پس‌انتشار خطا و شبکه عصبی پایه شعاعی مورد بررسی قرار خواهد گرفت. برای آزمایش شبکه‌ها از دو رویکرد مختلف استفاده شده است. در رویکرد اول ۱۴ گمانه به صورت تصادفی به دو دسته گمانه‌های آموزش و آزمون تقسیم شده است. در این رویکرد اطلاعات گمانه‌های آموزش در آموزش شبکه و اطلاعات گمانه‌های آزمون به منظور آزمون شبکه مورد استفاده قرار گرفته است. در رویکرد دوم بدون در نظر گرفتن این نکته که هر داده متعلق به کدام گمانه است، از میان کل داده‌های ۱۴ گمانه، داده‌های آموزش و آزمون شبکه به صورت تصادفی انتخاب شده است.

۴-۱۴-۱- طراحی شبکه عصبی پس انتشار خطا

الف- رویکرد اول

به منظور آموزش صحیح و داشتن کنترل روی شبکه ۷۰٪ گمانه‌ها به عنوان مجموعه آموزش و ۳۰٪ گمانه‌ها به عنوان مجموعه تست انتخاب شدند. در این شبکه پارامترهای معماری شبکه نظیر تعداد لایه‌های درونی، تعداد نرون‌ها، نوع توابع و الگوریتم آموزش بارها و بارها به انواع گوناگونی انتخاب شدند، تا بهترین شبکه حاصل شود. در جدول ۴-۱ نتایج حاصل از پنج الگوریتم معرفی شده آورده شده است.

جدول (۴-۱): مطلوب‌ترین نتایج حاصل از پنج الگوریتم در شبکه پس انتشار خطا برای رویکرد اول

الگوریتم آموزش	تعداد نرون‌های لایه اول	تعداد نرون‌های لایه دوم	R(train)	R(test)	RMS(train)	RMS(test)
trainlm	۹	۱۸	۰/۹۹	۰/۱۶	۰	۰/۸۹
trainlm	۳۰	۴۰	۰/۹۹	۰/۲۰	۰	۰/۸۴
trainlm	۲۱	۶	۰/۹۹	۰/۲۹	۰/۰۱	۰/۹۲
trainlm	۳۰	۲۷	۰/۹۹	۰/۱۰	۰/۰۱	۰/۴۳
trainlm	۱۵	۱۸	۰/۹۹	۰/۱۶	۰	۰/۴۴
trainlm	۱۸	۲۴	۰/۹۹	۰/۰۹	۰	۰/۴۷
trainlm	۲۴	۳۹	۰/۹۹	۰/۲۷	۰	۰/۵۵
trainlm	۱۵	۷	۰/۹۹	۰/۱۲	۰	۰/۷۳
trainlm	۴۲	۲۴	۰/۹۹	۰/۰۳	۰	۰/۳۱
trainlm	۳۹	۳۰	۰/۹۹	۰/۳۵	۰	۰/۴۵
trainrp	۲۷	۲۵	۰/۹۹	۰/۵۴	۰/۰۱	۰/۸۳

ادامه جدول (۴-۱): مطلوب‌ترین نتایج حاصل از پنج الگوریتم در شبکه پس‌انتشار خطا برای رویکرد اول

trainrp	۳۲	۳۰	۰/۹۹	۰/۲۷	۰/۰۱	۰/۷۹
trainrp	۳۷	۳۵	۰/۹۹	۰/۱۷	۰/۰۱	۰/۶۷
trainrp	۱۸	۱۵	۰/۹۹	۰/۳۴	۰/۰۲	۰/۶۶
trainrp	۹	۲۴	۰/۹۷	۰/۱۱	۰/۱۳	۰/۹۷
trainrp	۲۴	۱۵	۰/۹۹	۰/۳۰	۰/۰۵	۰/۶۰
trainrp	۳۰	۲۷	۰/۹۹	۰/۲۷	۰/۰۱	۰/۴۳
trainrp	۱۵	۹	۰/۹۹	۰/۴۵	۰/۰۸	۰/۷۱
Trainrp	۳۹	۳۰	۰/۹۹	۰/۳۷	۰/۰۱	۰/۷۸
Trainrp	۳۹	۳۳	۰/۹۹	۰/۳۳	۰/۰۱	۰/۶۸
Trainscg	۲۵	۲۰	۰/۹۹	۰/۳۲	۰/۰۱	۰/۳۷
Trainscg	۲۰	۱۹	۰/۹۹	۰/۱۵	۰/۰۳	۰/۲۹
Trainscg	۳۷	۳۵	۰/۹۹	۰/۱۰	۰/۱۳	۰/۵۵
Trainscg	۳۹	۳۸	۰/۹۹	۰/۴۶	۰/۰۱	۰/۶۵
Trainscg	۳۰	۴۰	۰/۹۹	۰/۳۶	۰/۰۱	۰/۳۳
Trainscg	۳۳	۳۰	۰/۹۹	۰/۱۵	۰	۰/۶۵
Trainscg	۶	۲۴	۰/۹۹	۰/۲۷	۰/۰۳	۰/۴۳
Trainscg	۹	۲۷	۰/۹۹	۰/۴۸	۰/۰۶	۰/۵۲
Trainscg	۱۵	۳	۰/۹۹	۰/۳۰	۰/۱۵	۰/۸۸
Trainscg	۴۲	۳۶	۰/۹۹	۰/۱۹	۰/۰۱	۰/۸۹
Trainbr	۲۳	۲۰	۰/۲۷	۰/۲۱	۰/۶۱	۰/۵۴
Trainbr	۲۰	۱۹	۰/۳۵	۰/۳۲	۰/۶۲	۰/۶۶

ادامه جدول (۴-۱): مطلوب‌ترین نتایج حاصل از پنج الگوریتم در شبکه پس‌انتشار خطا برای رویکرد اول

Trainbr	۳۱	۲۹	۰/۳۹	۰/۳۷	۰/۶۲	۰/۵۹
Trainbr	۲۷	۰	۰/۳۸	۰/۳۷	۰/۶۲	۰/۵۸
Trainbr	۳۰	۱۸	۰/۴۲	۰/۴۰	۰/۶۱	۰/۵۸
Trainbr	۳۳	۱۵	۰/۴۲	۰/۳۸	۰/۶۲	۰/۵۸
Trainbr	۴۲	۲۴	۰/۳۵	۰/۳۰	۰/۶۲	۰/۶۰
Trainbr	۳۰	۳۰	۰/۳۰	۰/۲۶	۰/۶۲	۰/۵۸
Trainbr	۲۱	۰	۰/۴۲	۰/۳۸	۰/۶۲	۰/۵۷
Trainbr	۱۵	۱۸	۰/۴۲	۰/۳۵	۰/۶۲	۰/۶۱
Trainbfg	۲۳	۲۰	۰/۹۹	۰/۲۱	۰/۰۱	۰/۳۵
Trainbfg	۳۲	۲۸	۰/۹۹	۰/۲۵	۰/۰۱	۰/۳۶
Trainbfg	۳۵	۳۳	۰/۹۹	۰/۲۴	۰/۰۱	۰/۴۱
Trainbfg	۴۰	۳۸	۰/۹۹	۰/۳۱	۰/۰۲	۰/۳۸
Trainbfg	۵۷	۵۵	۰/۹۹	۰/۱۷	۰/۰۱	۰/۳۴
Trainbfg	۵۰	۴۷	۰/۹۹	۰/۳۵	۰/۰۱	۰/۴۲
Trainbfg	۱۳	۱۰	۰/۹۹	۰/۴۱	۰/۰۲	۰/۴۵
Trainbfg	۱۵	۱۸	۰/۹۹	۰/۳۸	۰/۰۲	۰/۳۳
Trainbfg	۱۷	۱۵	۰/۹۹	۰/۳۵	۰/۰۱	۰/۳۴
trainbfg	۳۳	۱۵	۰/۹۹	۰/۴۵	۰/۰۱	۰/۴۵

ب- رویکرد دوم

به منظور آموزش صحیح و داشتن کنترل روی شبکه ۷۰٪ داده‌ها به عنوان مجموعه آموزش و ۳۰٪ داده‌ها به عنوان مجموعه تست انتخاب شدند. در این شبکه پارامترهای معماری شبکه نظیر تعداد لایه‌های درونی، تعداد نرون‌ها، نوع توابع و الگوریتم آموزش بارها و بارها به انواع گوناگونی انتخاب شدند، تا بهترین شبکه حاصل شود.

در جدول ۴-۲ مطلوب‌ترین نتایج حاصل از پنج الگوریتم معرفی شده آورده شده است.

جدول (۴-۲): مطلوب‌ترین نتایج حاصل از پنج الگوریتم در شبکه پس‌انتشار خطا برای رویکرد دوم

الگوریتم آموزش	تعداد نرون‌های لایه اول	تعداد نرون‌های لایه دوم	R(train)	R(test)	RMS(train)	RMS(test)
trainlm	۹	۱۸	۰/۹۹	۰/۵۶	۰	۰/۳۳
trainlm	۳۰	۴۰	۰/۹۹	۰/۵۸	۰	۰/۳۵
trainlm	۲۱	۶	۰/۹۹	۰/۵۲	۰/۰۱	۰/۳۹
trainlm	۳۰	۲۷	۰/۹۹	۰/۵۱	۰	۰/۳۱
trainlm	۱۵	۱۸	۰/۹۹	۰/۶۳	۰/۰۳	۰/۳۲
trainlm	۱۸	۲۴	۰/۹۹	۰/۵۴	۰	۰/۳۹
trainlm	۲۴	۳۹	۰/۹۹	۰/۵۲	۰	۰/۳۶
trainlm	۱۵	۷	۰/۹۹	۰/۵۳	۰	۰/۳۵
trainlm	۴۲	۲۴	۰/۹۹	۰/۵۴	۰	۰/۳۸
trainlm	۳۹	۳۰	۰/۹۹	۰/۵۳	۰/۰۲	۰/۳۹
trainrp	۲۷	۲۵	۰/۹۶	۰/۶۶	۰/۱۴	۰/۵۱

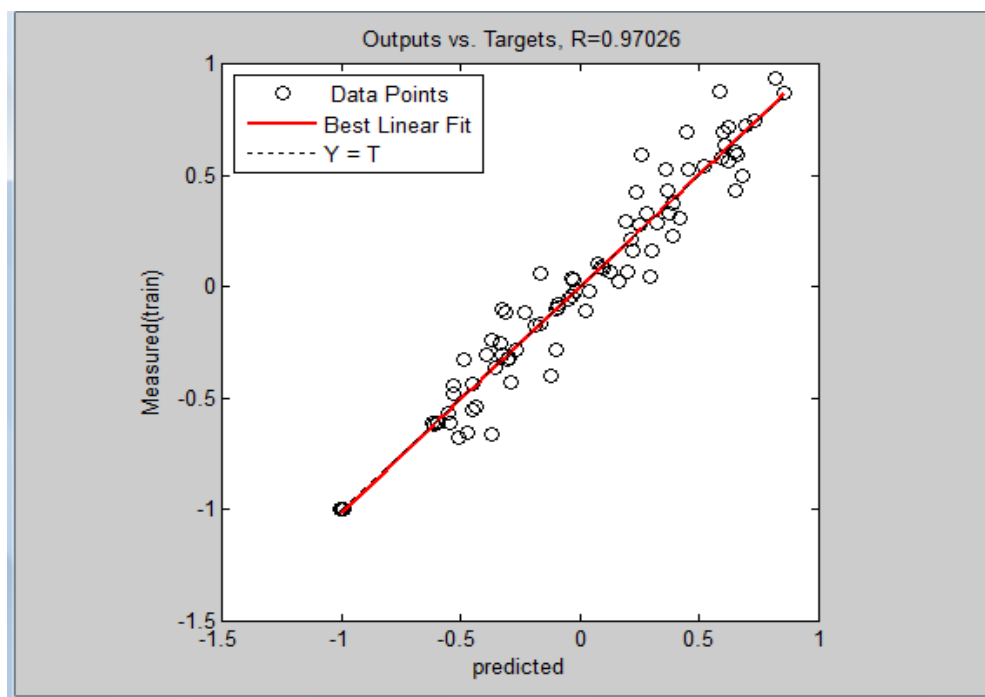
ادامه جدول (۴-۲): مطلوب‌ترین نتایج حاصل از پنج الگوریتم در شبکه پس انتشار خطا برای رویکرد دوم

trainrp	۳۲	۳۰	۰/۹۷	۰/۶۸	۰/۱۵	۰/۵۸
trainrp	۳۷	۳۵	۰/۹۸	۰/۶۴	۰/۰۹	۰/۵۲
trainrp	۱۸	۱۵	۰/۹۷	۰/۷۵	۰/۱۳	۰/۳
trainrp	۹	۲۴	۰/۹۴	۰/۷۰	۰/۱۵	۰/۴۶
trainrp	۲۴	۱۵	۰/۹۶	۰/۶۹	۰/۱۱	۰/۴۸
trainrp	۳۰	۲۷	۰/۹۸	۰/۶۹	۰/۰۹	۰/۵۳
trainrp	۱۵	۹	۰/۹۲	۰/۶۶	۰/۱۳	۰/۵۶
Trainrp	۳۹	۳۰	۰/۹۸	۰/۶۹	۰/۱۲	۰/۶۱
Trainrp	۳۹	۳۳	۰/۹۸	۰/۶۷	۰/۰۸	۰/۷۱
Trainscg	۲۵	۲۰	۰/۹۵	۰/۶۶	۰/۱۵	۰/۷۲
Trainscg	۲۰	۱۹	۰/۹۳	۰/۶۳	۰/۱۷	۰/۵۶
Trainscg	۳۷	۳۵	۰/۹۴	۰/۶۸	۰/۱۲	۰/۶۹
Trainscg	۳۹	۳۸	۰/۹۶	۰/۶۳	۰/۰۹	۰/۶۷
Trainscg	۳۰	۴۰	۰/۹۶	۰/۶۴	۰/۱۲	۰/۶۲
Trainscg	۳۳	۳۰	۰/۹۶	۰/۶۸	۰/۱۳	۰/۶۵
Trainscg	۶	۲۴	۰/۹۶	۰/۶۷	۰/۱۵	۰/۵۹
Trainscg	۹	۲۷	۰/۹۶	۰/۶۸	۰/۱۳	۰/۶
Trainscg	۱۵	۳	۰/۹۰	۰/۶۸	۰/۲۱	۰/۵۶
Trainscg	۴۲	۳۶	۰/۹۶	۰/۶۶	۰/۱۳	۰/۷
Trainbr	۲۳	۲۰	۰/۷۵	۰/۶۲	۰/۴۹	۰/۵۸
Trainbr	۲۰	۱۹	۰/۷۵	۰/۶۲	۰/۳۷	۰/۴۵

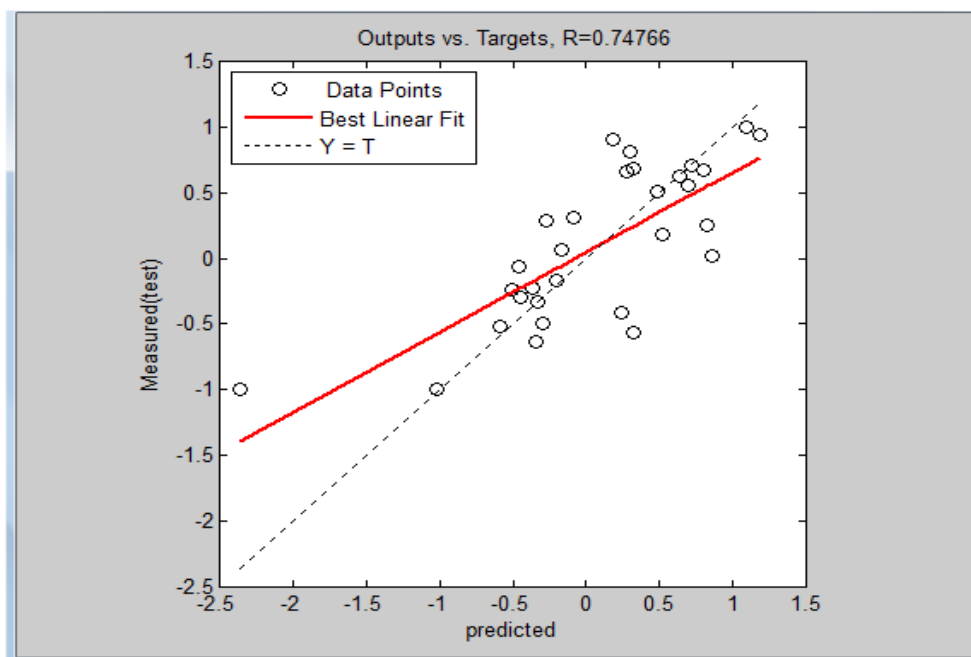
ادامه جدول (۴-۲): مطلوب‌ترین نتایج حاصل از پنج الگوریتم در شبکه پس انتشار خطا برای رویکرد دوم

Trainbr	۳۱	۲۹	۰/۷۵	۰/۶۲	۰/۳۴	۰/۶۱
Trainbr	۲۷	۰	۰/۶۹	۰/۶۳	۰/۳۵	۰/۴۴
Trainbr	۳۰	۱۸	۰/۷۵	۰/۶۲	۰/۳۲	۰/۴۵
Trainbr	۳۳	۱۵	۰/۷۵	۰/۶۳	۰/۳۵	۰/۴۷
Trainbr	۴۲	۲۴	۰/۷۵	۰/۶۲	۰/۳۷	۰/۴۶
Trainbr	۳۰	۳۰	۰/۶۹	۰/۶۲	۰/۳۹	۰/۴۸
Trainbr	۲۱	۰	۰/۶۹	۰/۶۳	۰/۳۵	۰/۴۱
Trainbr	۱۵	۱۸	۰/۷۶	۰/۶۳	۰/۳	۰/۴۸
Trainbfg	۲۳	۲۰	۰/۹۹	۰/۴۴	۰/۴۱	۰/۸۵
Trainbfg	۳۲	۲۸	۰/۹۹	۰/۴۷	۰/۴۲	۰/۷۱
Trainbfg	۳۵	۳۳	۰/۹۹	۰/۴۸	۰/۴۷	۰/۷۲
Trainbfg	۴۰	۳۸	۰/۹۹	۰/۴۵	۰/۴	۰/۶۸
Trainbfg	۵۷	۵۵	۰/۹۹	۰/۶۴	۰/۴۲	۰/۹
Trainbfg	۵۰	۴۷	۰/۹۹	۰/۵۲	۰/۴۶	۰/۶۸
Trainbfg	۱۳	۱۰	۰/۹۹	۰/۶۲	۰/۴۳	۰/۶۷
Trainbfg	۱۵	۱۸	۰/۹۹	۰/۴۷	۰/۴۴	۰/۶۵
Trainbfg	۱۷	۱۵	۰/۹۷	۰/۴۸	۰/۵۲	۰/۶۴
trainbfg	۳۳	۱۵	۰/۹۹	۰/۴۵	۰/۴۵	۰/۶۵

در نهایت با توجه به عملکرد شبکه عصبی در دو رویکرد مورد استفاده که بر اساس ضرایب همبستگی و جذر میانگین مربعات خطا حاصل از جدول‌های ۱-۴ و ۲-۴ تعیین می‌شود، مشخص شده است که رویکرد دوم دارای نتایج مطلوب‌تری نسبت به رویکرد اول بوده است. از این رو شبکه بهینه پس‌انتشار خطا از رویکرد دوم انتخاب شده است و معماری این شبکه در جدول ۳-۴ درج شده است. همچنین نمودار رگرسیون مقادیر تخمینی شبکه عصبی و مقادیر واقعی برای داده‌های آموزش و تست برای شبکه بهینه در اشکال ۱۰-۴ و ۱۱-۴ نشان داده شده است.



شکل(۱۰-۴): نمودار رگرسیون مقادیر تخمینی شبکه عصبی و مقادیر واقعی برای داده‌های آموزش



شکل (۴-۱۱): نمودار رگرسیون مقادیر تخمینی شبکه عصبی و مقادیر واقعی برای داده‌های تست

جدول (۴-۳): مشخصات بهترین شبکه حاصل از روش پس‌انتشار خطا

توضیحات	پارامتر	توضیحات	پارامتر
purelin	تابع تحریک لایه خروجی	۸۵	تعداد داده‌های آموزش
trainrp	الگوریتم آموزش	۳۱	تعداد داده‌های تست
MSE	نوع تابع خطا	۱۸	تعداد نرون‌های لایه اول
۰/۰۰۰۱	خطای مطلوب	۱۵	تعداد نرون‌های لایه دوم
۰/۹۷	ضریب همبستگی داده‌های آموزش	tansig	تابع تحریک لایه میانی اول
۰/۷۵	ضریب همبستگی داده‌های تست	tansig	تابع تحریک لایه میانی دوم

۴-۱۴-۲- طراحی شبکه عصبی رگرسیون عمومی

الف- رویکرد اول

در این شبکه ۷۰٪ گمانه‌ها برای آموزش و ۳۰٪ گمانه‌ها برای تست انتخاب شدند. در این شبکه آموزش با فاکتورهای تعدیل مختلف صورت گرفت.

مطلوب‌ترین نتایج حاصل از فاکتورهای تعدیل مختلف در جدول ۴-۴ آورده شده است.

جدول (۴-۴): مطلوب‌ترین نتایج حاصل از شبکه عصبی شعاعی با فاکتورهای تعدیل مختلف برای رویکرد اول

فاکتور تعدیل	R(train)	R(test)	RMS(train)	RMS(test)
۰/۰۲۵	۰/۹۹	۰/۲۷	۰/۰۲	۰/۱۵
۰/۰۲۸	۰/۹۷	۰/۳۵	۰/۰۴	۰/۲۵
۰/۰۳۲	۰/۹۹	۰/۲۷	۰/۰۳	۰/۱۵
۰/۰۳۵	۰/۹۹	۰/۲۷	۰/۰۱	۰/۱۵
۰/۰۴۴	۰/۹۷	۰/۲۶	۰/۰۱	۰/۱۶
۰/۰۵۷	۰/۹۵	۰/۲۷	۰/۰۲	۰/۲۵
۰/۰۳	۰/۹۹	۰/۲۷	۰/۰۲	۰/۱۵
۰/۰۴	۰/۹۹	۰/۲۷	۰/۰۱	۰/۱۵
۰/۰۵	۰/۹۸	۰/۳۲	۰/۰۳	۰/۲۵
۰/۰۶	۰/۹۶	۰/۳۵	۰/۰۴	۰/۲۵

ب- رویکرد دوم

در این شبکه ۷۰٪ داده‌ها برای آموزش و ۳۰٪ داده‌ها برای تست انتخاب شدند. در این شبکه آموزش با فاکتورهای تعدیل مختلف صورت گرفت. مطلوب‌ترین نتایج حاصل از فاکتورهای تعدیل مختلف در جدول ۴-۵ آورده شده است.

جدول (۴-۵): مطلوب‌ترین نتایج حاصل از شبکه عصبی شعاعی با فاکتورهای تعدیل مختلف برای رویکرد دوم

فاکتور تعدیل	R(train)	R(test)	RMS(train)	RMS(test)
۰/۰۲۵	۰/۹۷	۰/۵۰	۰/۰۳	۰/۳۴
۰/۰۲۸	۰/۹۶	۰/۵۱	۰/۰۳	۰/۳۳
۰/۰۳۲	۰/۹۵	۰/۵۲	۰/۰۴	۰/۳۳
۰/۰۳۵	۰/۹۴	۰/۵۳	۰/۰۴	۰/۳۲
۰/۰۴۴	۰/۹۲	۰/۵۶	۰/۰۵	۰/۳۱
۰/۰۵۷	۰/۸۹	۰/۵۹	۰/۰۶	۰/۳
۰/۰۳	۰/۹۵	۰/۵۱	۰/۰۳	۰/۳۳
۰/۰۴	۰/۹۳	۰/۵۵	۰/۰۴	۰/۳۲
۰/۰۵	۰/۹۱	۰/۵۸	۰/۰۵	۰/۳۱
۰/۰۶	۰/۸۸	۰/۶۰	۰/۰۶	۰/۳

در نهایت با توجه به ضرایب همبستگی و جذر میانگین مربعات خطا حاصل از جدول‌های ۴-۴ و ۴-۵ می‌توان نتیجه گرفت که شبکه عصبی شعاعی در هر دو رویکرد نتایج ضعیف‌تری را نسبت به شبکه پس‌انتشار خطا نشان می‌دهد.

بنابراین شبکه پس‌انتشار خطا در رویکرد دوم توانسته الگوی تغییرات عیار موجود در بین داده‌ها را بشناسد و از قدرت تعمیم بالاتری برخوردار است. به همین دلیل از شبکه پس‌انتشار خطا با معماری ذکر شده در جدول ۴-۳ برای تخمین عیار بلوک‌های ماده معدنی استفاده می‌شود.

۴-۱۵- تخمین ذخیره با شبکه عصبی مصنوعی

پس از تعیین شبکه بهینه به کمک آن می‌توان عیار را در هر مختصات جدید از فضایی که شبکه عصبی آن را یاد گرفته است، تخمین زد.

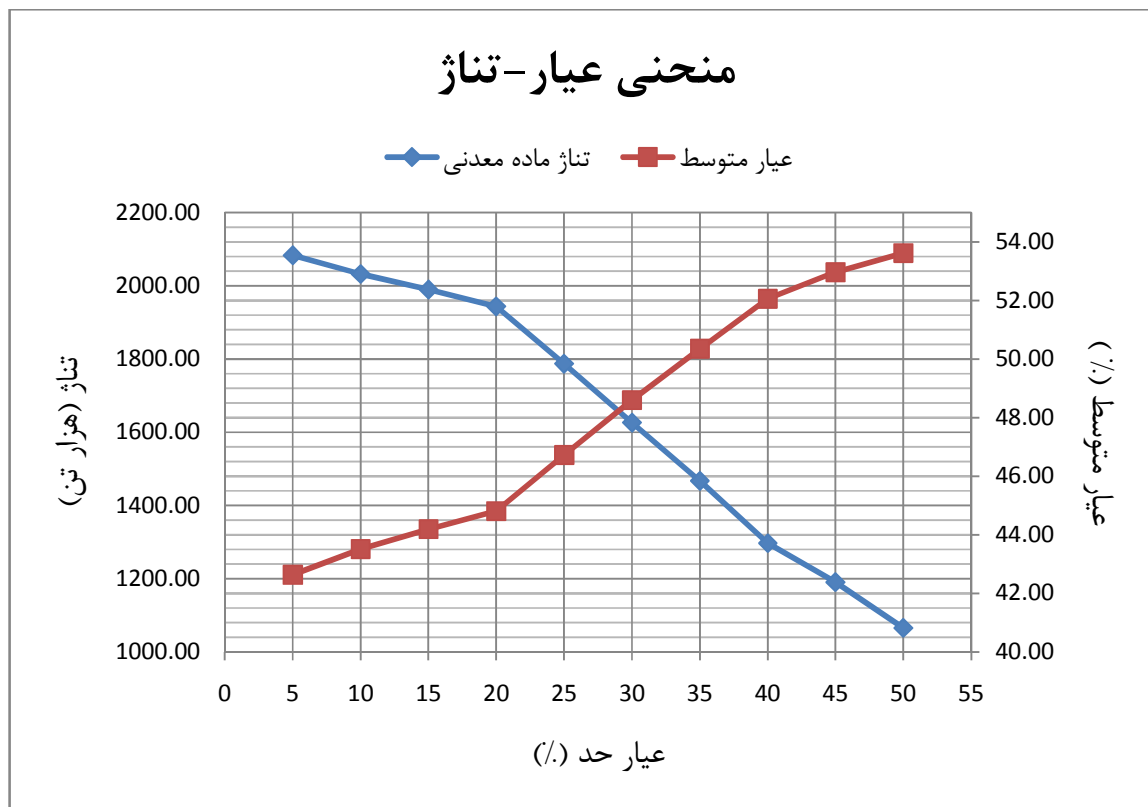
برای تخمین کانسار از مدل بلوکی ساخته شده در فصل سوم استفاده گردید. برای این منظور از مختصات مرکز هر بلوک برای تخمین عیار آن بلوک استفاده می‌شود. برای بالا بردن دقت و کاهش خطا به جای تخمین عیار یک نقطه در هر بلوک (مرکز بلوک) چندین نقطه در هر بلوک با توجه به ابعاد بلوک تخمین زده می‌شود و در نهایت برای هر بلوک عیاری معادل میانگین این نقاط در نظر گرفته می‌شود.

در واقع میانگین نمونه‌هایی از یک جامعه کل، تخمین مناسبی از میانگین جامعه کل است. بنابراین می‌توان عیار نقاط درون بلوک را معرف عیار بلوک دانست.

حال با داشتن عیار بلوک‌ها، می‌توان برای عیارهای حد مختلف، عیار متوسط و تناژ ذخیره را به دست آورد. نتایج تخمین ذخیره با استفاده از روش شبکه عصبی در جدول ۴-۶ ذکر گردیده و منحنی عیار- تناژ حاصل از این روش در شکل ۴-۱۲ نشان داده شده است.

جدول (۴-۶): نتایج تخمین ذخیره با استفاده از روش شبکه عصبی

عیار حد (درصد)	تناژ (هزار تن)	عیار متوسط (درصد)
۵	۲۰۸۲/۸۲	۴۲/۶۳
۱۰	۲۰۳۲/۲۶	۴۳/۵۱
۱۵	۱۹۸۹/۶۷	۴۴/۱۹
۲۰	۱۹۴۳/۸۶	۴۴/۸۱
۲۵	۱۷۸۷/۰۳	۴۶/۷۲
۳۰	۱۶۲۶/۳۳	۴۸/۶۰
۳۵	۱۴۶۶/۷۷	۵۰/۳۵
۴۰	۱۲۹۷/۱۱	۵۲/۰۶
۴۵	۱۱۹۰/۵۸	۵۲/۹۶
۵۰	۱۰۶۵/۸۰	۵۳/۶۲



شکل (۴-۱۲): منحنی عیار-تناژ معدن سنگ آهن دلکن حاصل از روش شبکه عصبی

۴-۱۶- نتیجه گیری

در این بخش تخمین ذخیره با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی صورت گرفت. برای مدل سازی از دو شبکه پس انتشار خطا و شبکه شعاعی استفاده گردید. برای آزمایش شبکه ها از دو رویکرد مختلف استفاده شده است. در رویکرد اول ۱۴ گمانه به صورت تصادفی به دو دسته گمانه های آموزش و آزمون تقسیم شده است. در این رویکرد اطلاعات گمانه های آموزش در آموزش شبکه و اطلاعات گمانه های آزمون به منظور آزمون شبکه مورد استفاده قرار گرفته است.

در رویکرد دوم بدون در نظر گرفتن این نکته که هر داده متعلق به کدام گمانه است، از میان کل داده‌های ۱۴ گمانه، داده‌های آموزش و آزمون شبکه به صورت تصادفی انتخاب شده است. برای طراحی این دو شبکه ۷۰٪ داده‌ها برای آموزش و ۳۰٪ باقیمانده برای تست انتخاب شده‌اند.

در شبکه پس‌انتشار خطا پارامترهای معماری شبکه نظیر تعداد لایه‌های درونی، تعداد نرون‌ها، نوع توابع و الگوریتم آموزش بارها و بارها به انواع گوناگونی انتخاب شدند، تا بهترین شبکه حاصل شود.

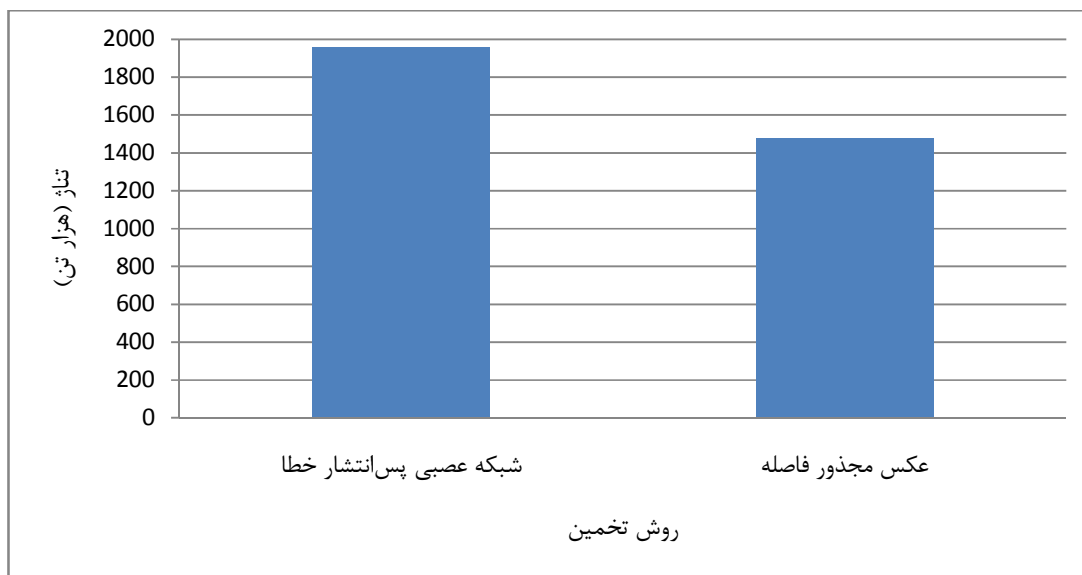
در شبکه شعاعی آموزش با فاکتورهای تعدیل مختلف صورت گرفت.

در نهایت با توجه به ضرایب همبستگی و جذر میانگین مربعات خطا حاصل از هر دو شبکه می‌توان نتیجه گرفت که شبکه عصبی شعاعی در هر دو رویکرد نتایج ضعیف‌تری را نسبت به شبکه پس‌انتشار خطا نشان می‌دهد. همچنین شبکه پس‌انتشار خطا در رویکرد دوم دارای نتایج بهتری نسبت به رویکرد اول است.

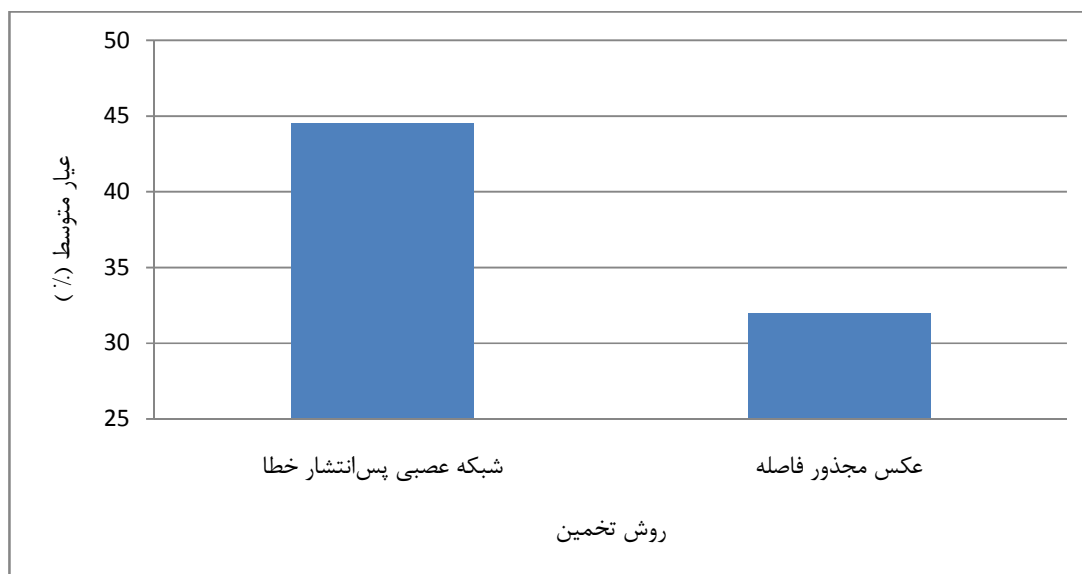
بنابراین شبکه پس‌انتشار خطا در رویکرد دوم با دو لایه پنهان و با تعداد ۱۸ نرون در لایه اول و ۱۵ نرون در لایه دوم و تابع محرک تانژانت هایپربولیک در هر دو لایه و با ضرایب همبستگی که برای داده‌های آموزش و تست به ترتیب ۰/۹۷ و ۰/۷۵ به دست آمد به عنوان شبکه بهینه انتخاب شد که از این شبکه به منظور تخمین ذخیره استفاده گردید.

با استفاده از این روش میزان ذخیره و عیار متوسط برای عیار حد ۱۹٪ به ترتیب ۱۹۶۰ هزار تن و ۴۴/۵٪ به دست آمد.

در شکل‌های ۴-۱۳ و ۴-۱۴ مقایسه بین روش عکس مجذور فاصله و روش شبکه عصبی مصنوعی برای عیار حد ۱۹٪ به ترتیب برای تناژ و عیار متوسط صورت گرفته است.



شکل (۴-۱۳): مقایسه تناژ محاسبه شده در روش‌های مورد بررسی برای عیار حد ۱۹ درصد



شکل (۴-۱۴): مقایسه عیار متوسط محاسبه شده در روش‌های مورد بررسی برای عیار حد ۱۹ درصد

فصل پنجم :

طراحی محدوده نهایی کانسار
سنگ آهن دلکن با استفاده از نرم افزار

NPVScheduler

۵-۱- مقدمه

برنامه‌ریزی‌های دراز مدت به دلیل نقشی که در تعیین نتایج اقتصادی حاصل از پروژه‌ها دارند در صنعت معدنکاری از اهمیت فوق‌العاده‌ای برخوردارند. ترتیب استخراج بخش‌های مختلف مواد واقع در درون محدوده نهایی، نحوه تهی شدن کاواک در طول زمان را نشان می‌دهد [۴۳].

ایده‌آل‌ترین برنامه تولید، برنامه‌ای است که ترتیب استخراج مواد را به صورت بلوک به بلوک معرفی کند، تعدادی تابع هدف را بهینه سازد و محدودیت‌های تعریف شده نیز رعایت شوند. اهداف و محدودیت‌های اعمال شده در فرآیند برنامه‌ریزی تولید در الگوریتم‌های مختلف متغیر است و هر کدام از محققان بر اساس نیازهایی که خود برای یک عملیات معدنکاری بهینه متصورند، توابع هدف و محدودیت‌هایی را در روش‌های خود مدل کرده‌اند. ولی عموماً کاواک نهایی بهینه با معیار حداکثرسازی ارزش کل تنزیل نشده بدست می‌آید و سپس استخراج مواد واقع درون این کاواک به منظور دست یافتن به بالاترین ارزش خالص فعلی و با رعایت محدودیت‌های فنی، اقتصادی و ژئوتکنیکی برنامه‌ریزی می‌شود [۴۴].

در این بخش برنامه‌ریزی تولید بلند مدت در معدن سنگ آهن دلکن مورد مطالعه و بررسی قرار گرفته است.

۵-۲- آشنایی با نرم‌افزار زمان‌بندی و برنامه‌ریزی تولید NPV Scheduler

نرم‌افزار NPV Scheduler نخستین بار در سال ۱۹۹۶ میلادی توسط آقایان تولونیسکی^۱ و اندرود^۲ پیشنهاد شد و سپس در سال ۱۹۹۷ میلادی نسخه جدید آن ارائه شده است.

۱- Tolwinsky
۲ - Underwood

نرم افزار NPV محدوده های اقتصادی را برای معدنکاری پیت معادن روباز و برای هر دسته از پارامترهای اقتصادی تعیین می کند. یک مرتبه که محدوده نهایی تعیین می شود، بلوک های درون آن با هدف دستیابی به بیشترین ارزش خالص فعلی امکان پذیر یا برای دستیابی به یک تولیدی که به حالت بهینه مخلوط سازی^۳ شده باشد، برای کل عمر معدن ترتیب بندی می شود. سکانس بهینه استخراج سپس برای ایجاد یک دسته از پوشش یک ها یا مراحل با اعمال معیار حداقل عرض دسترسی و یا دیگر کنترل کننده های قابل تعریف کاربر ایجاد می شود. سپس پله های درون هر پوشش یک می توانند برای برآورد هر تعداد از محدودیت های اقتصادی، فرآوری، حمل و نقل و معدنکاری عملی زمان بندی شوند. یک مدل شبیه سازی حمل و نقل با مقصدهای مختلف مواد معدنی و باطله می تواند تعریف شود، که اجازه می دهد یک بهینه سازی تک مرحله ای طرح حمل و نقل معدن انجام شود. زمان بندی می تواند با استفاده از پارامترهای اقتصادی متغیر به طور متوالی ارزیابی شود، همچنین استراتژی های متناوب دپو (انبار) کردن و متغیر عیار حد نیز به همین نحو است [۴۵].

۵-۳- مفاهیم کلی بهینه سازی پیت

در این بخش به بیان برخی مفاهیم بهینه سازی پیت نهایی پرداخته خواهد شد. همچنین برخی قابلیت های موجود در نرم افزار NPV Scheduler که جهت بهینه سازی پیت معادن روباز بکار گرفته می شود بیان خواهد شد.

پیت نهایی^۴ LG: شکل پیتی است، که بیشترین جریان نقدینگی تنزیل نشده را برای پارامترهای اقتصادی معین و شیب های دیواره ها را هدف قرار می دهد. اصطلاح پیت نهایی همچنین برای بزرگترین پیت نهایی LG تحت بررسی نیز استفاده می شود.

۳ - Blending

۴ - Lerch & Grossman Ultimat Pit

پیت‌های تودرتو^۵: یک پیت کوچکتر با تصحیح شیب‌های دیواره درون یک پیت بزرگتر است، برای مثال بزرگترین پیت نهایی بررسی شده می‌تواند بعنوان پیت بزرگتر در نظر گرفته شود.

سکانس استخراج^۶: یک سکانسی از بلوک‌هایی که اگر یک به یک استخراج شوند یک سکانسی از پیت‌های تودرتو را تولید خواهد کرد به طوری که یک پیت با پیت بعدی فقط به اندازه یک بلوک اختلاف خواهد داشت.

سکانس استخراج با NPV بهینه: یک سکانس استخراجی که بیشترین NPV را برای یک مدل اقتصادی معین و شیب‌های معین دیوارهای پیت مورد هدف قرار می‌دهد.

فازهای LG^۷: یک سکانس پیت‌های نهایی تودرتوی LG است، که بوسیله تغییر پارامترهای اقتصادی حاصل می‌شوند. این پارامترها معمولاً ارزش‌های بلوک، هزینه‌های معدنکاری یا قیمت‌های تولید می‌باشند. فازهای LG می‌تواند با روش تنزیل بالا به پایین تنزیل یابد.

پیت NPV بهینه: یک پیت تودرتوی بدست آمده بوسیله معدنکاری همه بلوک‌های موجود در سکانس استخراج با NPV بهینه است. این پیت شاید با پیت نهایی LG یکسان باشد که متناظر با هزینه‌ها و قیمت‌های مرجع است [۴۵].

۵-۳-۱- پیت نهایی

مدل بهینه‌سازی محدوده نهایی پیت براساس مدل اقتصادی و تنظیمات مربوط به پیت نهایی، شکل نهایی پیت و یک سکانس بهینه استخراجی را ایجاد می‌کند که شامل برخی یا همه بلوک‌های پیت نهایی است. محدوده نهایی می‌تواند به صورت پیت لرچ و گرسمن تعریف شود و یا اینکه می‌تواند به نرم‌افزار NPV از منبع دیگر وارد شود.

۵ - Nested Pits
۶ - Extraction Sequence
۷ - LG Phases

سکانس استخراج نیز می تواند برای NPV بیشینه یا برای اهداف تعریف شده کاربر مثل مخلوط کردن عیارهای مختلف ماده معدنی (ترکیب یک نوع ماده معدنی با عیارهای زیاد و کم برای دستیابی به یک عیار خاص) بهینه سازی شود [۴۵].

۵-۳-۲- مراحل LG و تجزیه و تحلیل حساسیت

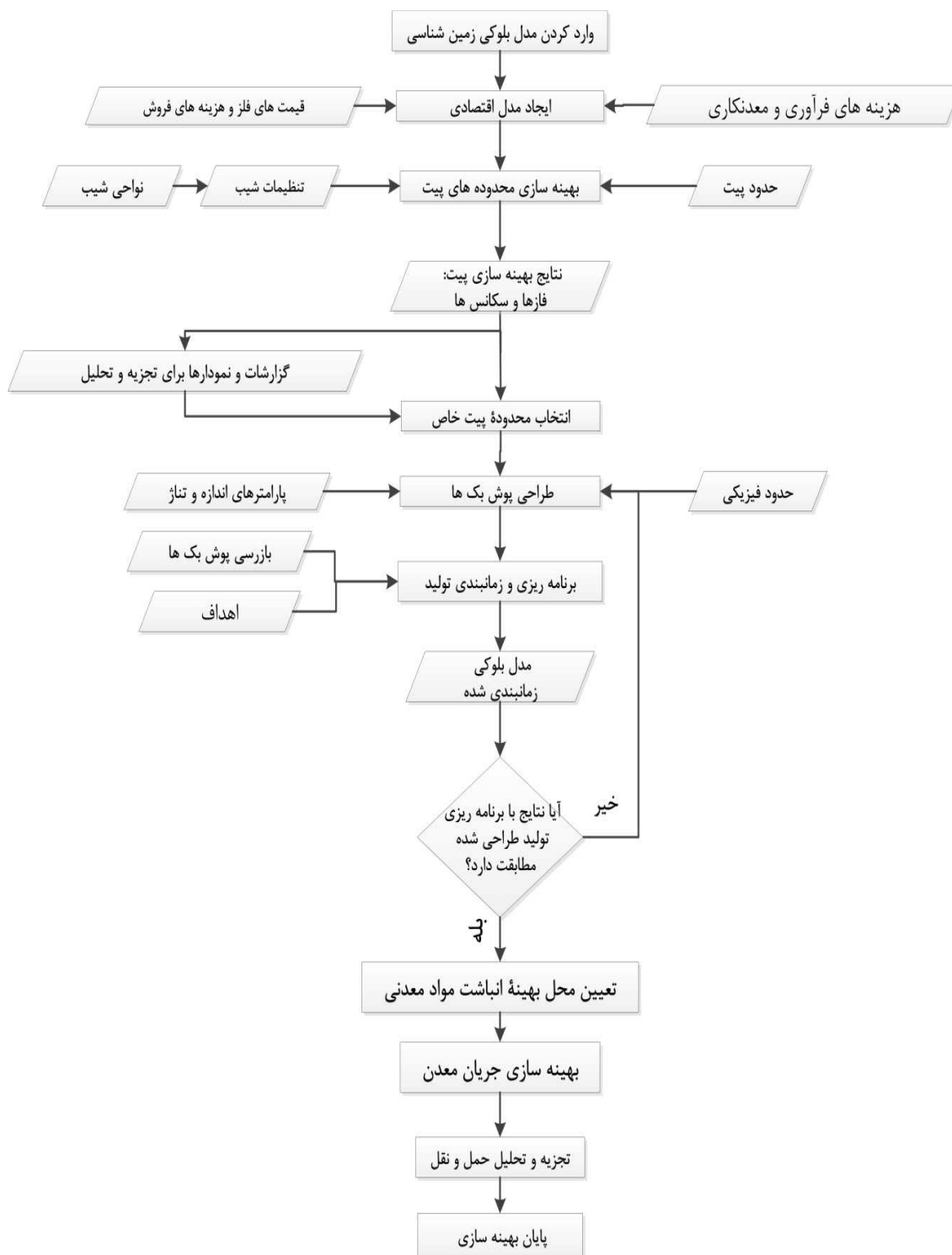
برای تطبیق نیازمندی های تحلیل حساسیت سنتی و گزارش داده ها در بعضی معادن فلزی، فازهای LG می توانند با استفاده از فاکتورهای هزینه معدنکاری، قیمت و یا سود تعیین شوند. برای مثال، می توان فازها را با سکانسی از قیمت های تولید (ضریب های درآمد در موارد تولید متعدد) و همچنین ضریب قیمت ماکزیمم برای یک مقدار بالای ۱۰۰ درصد تنظیم نمود و پیت های بزرگتر از پیت نهایی که متناظر با قیمت های تنظیم شده مرجع برای مدل اقتصادی است، به دست آورد [۴۵].

۵-۳-۳- روش تنزیل بالا به پایین

هدف از روش تنزیل بالا به پایین برای بهبود NPV پروژه با استفاده از استثنا قایل شدن (بیرون نگه داشتن) ماده معدنی پیت نهایی است که تنها بعد از معدنکاری مقادیر زیادی از باطله می تواند به دست آید. این روش بر این واقعیت استوار است که معدنکاری معادن روباز همیشه از بالا به پایین انجام شده و اغلب باطله باید قبل از ماده معدنی استخراج شود. از آنجا که هزینه های باطله برداری قبل از درآمدهای حاصل از استخراج ماده معدنی است، بنابراین بعضی از بخش های عمیق ماده معدنی اگر ارزش زمانی پول لحاظ شود، ممکن است که معدنکاری آنها با ارزش نباشد حتی اگر آنها در پیت نهایی تنزیل نشده LG قرار گیرند [۴۵].

۴-۵- کار با نرم افزار بهینه سازی NPVScheduler

مراحل کلی که برای بهینه سازی و برنامه ریزی تولید معادن روباز با استفاده از نرم افزار NPV طی می شود، در شکل ۱-۵ به طور شماتیک نشان داده شده است که در مطالعه حاضر بنابر اهداف از پیش تعیین شده تا مرحله ی تعیین محدوده ی بهینه، فرآیندها دنبال شده است. در فرآیندهای شکل ۱-۵ سه فرآیند بهینه سازی یعنی محل انباشت مواد معدنی، جریان معدن و تجزیه و تحلیل حمل و نقل، عملیات اختیاری نرم افزار NPV است.



شکل (۵-۱): شمای کلی از روند فرآیند بهینه سازی با نرم افزار NPV Scheduler [۴۵]

مراحل عملیات بهینه‌سازی بدین صورت است که مدل بلوکی زمین شناسی به عنوان داده اولیه برای محاسبه مدل اقتصادی وارد نرم افزار می شود. مدل بلوکی زمین شناسی حاوی اطلاعاتی نظیر عیار ماده معدنی، عیار سایر مواد معدنی همراه، وزن مخصوص هر بلوک، نوع بلوک (باطله یا ماده معدنی) است. مدل بلوکی اقتصادی کانسار نیز بر مبنای مدل زمین شناسی ساخته می شود. در این مرحله بایستی داده های مورد نیاز نظیر قیمت فروش، هزینه های تولید و درصدهای بازیابی وارد نرم افزار شود. بعد از تعیین مدل اقتصادی، نرم افزار داده های مورد نیاز در این مرحله را دریافت کرده و بر مبنای اهدافی که باید بهینه شوند، پیت نهایی را با استفاده از الگوریتم لرچ و گراسمن تعیین می کند.

در ادامه فازهای استخراجی با توجه به عرض قابل کار برای پله های استخراجی و حداقل تولید مورد نیاز در هر فاز مشخص می شود. اهداف مورد نظر برای برنامه ریزی تولید به نرم افزار وارد می شود، و نرم افزار با جستجو در حالت های ممکن برای برنامه ریزی تولید، گزینه ای را می یابد که علاوه بر برآورده ساختن اهداف تعیین شده، سود بیشینه را نیز در پی داشته باشد. در صورت نیاز به انباشت مواد معدنی برای تنظیم عیار ورودی به مرحله فرآوری، در این قسمت از نرم افزار، محل هایی برای انباشت کانسنگ پرعیار تعریف شده و با تعیین شرایط و محدودیت های هر یک و برآورد هزینه بارگیری و حمل مجدد مواد معدنی، مناسب ترین گزینه برای انباشت و برداشت کانسنگ از محل های مختلف توسط نرم افزار داده می شود. در انتها با کمک بهینه ساز انتخابی جریان معدن می توان عاملیت (سودمندی) بهینه ساز انباشت مواد معدنی و بهینه سازی عیار حد را برای تعیین نرخ های معدن کاری و عیارهای حدی که بیشترین ارزش خالص فعلی را ارائه می دهند، را با هم ترکیب نمود [۴۵].

۵-۵- مراحل اجرایی کار در نرم افزار NPVScheduler

۵-۵-۱- وارد نمودن مدل بلوکی زمین شناسی

در این مرحله پس از Import نمودن فایل Export شده از نرم افزار Datamine در نرم افزار NPVScheduler، نرم افزار NPVScheduler اطلاعاتی از قبیل واحدهای کمی مورد استفاده مانند وزن مخصوص ماده معدنی را از کاربر درخواست می نماید، که کاربر باید آنها را به درستی وارد نماید.

در جدول ۵-۱ نتایج وارد نمودن اطلاعات فوق برای معدن سنگ آهن دلکن در نرم افزار NPVScheduler آورده شده است.

جدول (۵-۱): نتایج وارد نمودن مدل بلوکی زمین شناسی در نرم افزار NPVScheduler

۱۰۸	تعداد بلوکها در راستای X
۱۱۷	تعداد بلوکها در راستای Y
۲۷	تعداد بلوکها در راستای Z
۱۶۱۶۲۱	تعداد ریز بلوکها
٪۳۸/۳۹	عیار متوسط

۵-۵-۲- ساخت مدل بلوکی اقتصادی^۸ با وارد نمودن پارامترهای اقتصادی

در این مرحله اطلاعاتی از قبیل قیمت فروش ماده معدنی، هزینه‌های فروش و بازاریابی ماده معدنی، هزینه‌های معدنکاری باطله، هزینه‌های معدنکاری ماده معدنی، Mining CAF، هزینه فرآوری و راندمان از کاربر خواسته می شود که در جدول ۲-۵ کلیه این اطلاعات آورده شده است.

جدول (۲-۵): پارامترهای اقتصادی مورد نیاز جهت ساخت مدل بلوکی اقتصادی

قیمت فروش	۲/۴ میلیون ریال بر تن
هزینه‌های بازاریابی و فروش ماده معدنی	۰
هزینه‌های معدنکاری باطله	۳۰ هزار ریال بر تن
هزینه‌های معدنکاری ماده معدنی	۴۸ هزار ریال بر تن
Mining CAF	۱/۶
هزینه فرآوری	۵۶ هزار ریال
راندمان	٪۷۰

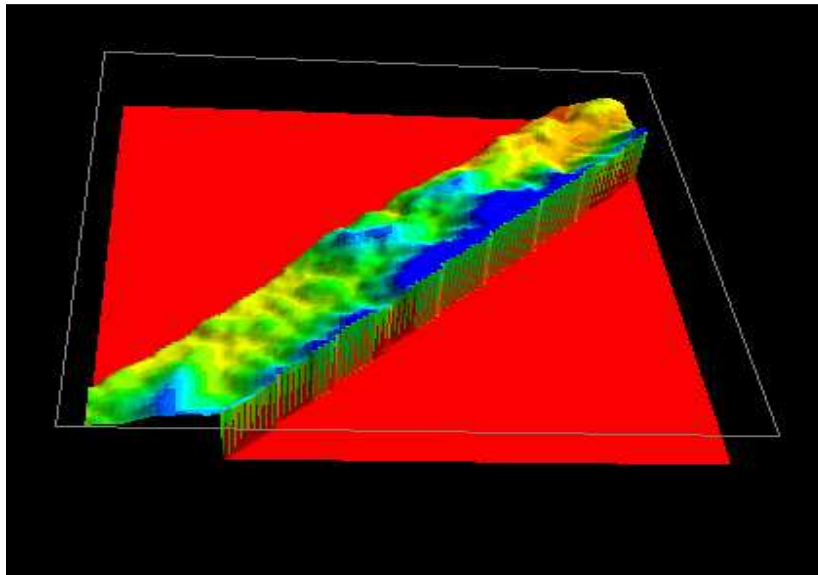
در جدول ۳-۵ نتایج مدل بلوکی اقتصادی محاسبه شده توسط نرم افزار NPV Scheduler آورده شده است.

^۸ - Economic Model

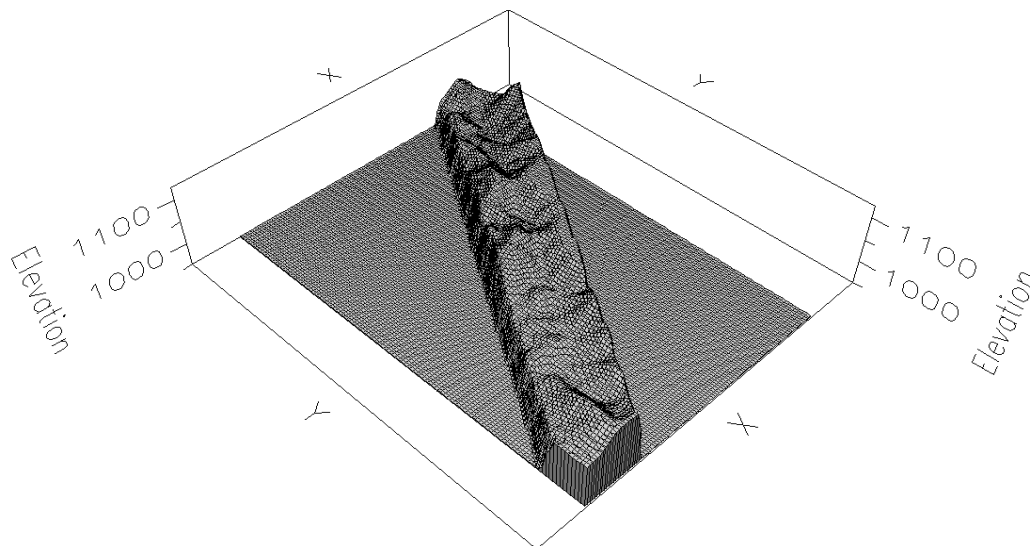
جدول (۵-۳): نتایج مدل بلوکی اقتصادی محاسبه شده توسط نرم افزار NPVScheduler

۱۴۶۹	تعداد بلوک های ماده معدنی
۶۸۶۴۹	تعداد بلوک های باطله
۱۵۱۲۲۷۷	تناژ کلی ماده معدنی
۸۳۱۴۷۹۱۹	تناژ کلی ماده باطله
۷۰۴۲۵۹۹۰۰۰۷۳	ارزش ماده معدنی (ریال)
-۳۹۰۰۰۰۰۰	مینیمم ارزش بلوک های واقع در مدل (ریال)
۱۱۸۸۶۰۷۰۲۴	ماکزیمم ارزش بلوک های واقع در مدل (ریال)
۲۲۷۸۷۶۶	مینیمم هزینه فرآوری (ریال)
۱۰۱۳۵۴۵۸۴	ماکزیمم هزینه فرآوری (ریال)
۱۲۱۸۷۵۰	مینیمم هزینه معدن کاری (ریال)
۹۱۹۳۱۵۹۲	ماکزیمم هزینه معدن کاری (ریال)
۵۸۰۶۶۲	تناژ آهن برجا
۳۶۵۸۱۷	تناژ آهن بازیابی شده
۱۶/۱۱	مینیمم عیار آهن برجا (درصد)
۵۰/۵۹	ماکزیمم عیار آهن برجا (درصد)
۱۰/۱۵	مینیمم عیار آهن بازیابی شده (درصد)
۳۱/۸۷	ماکزیمم عیار آهن بازیابی شده (درصد)

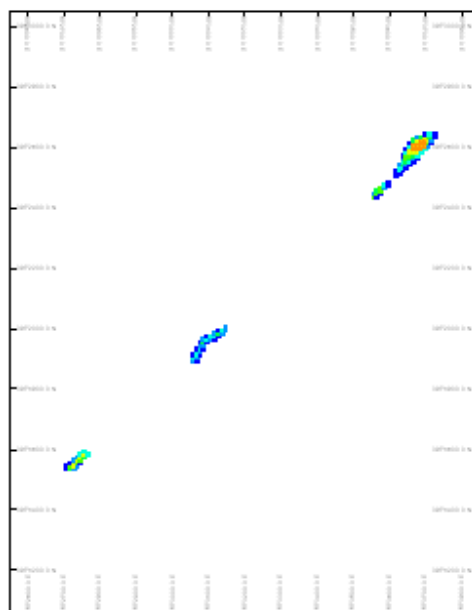
پس از وارد نمودن اطلاعات اقتصادی، می توان در پنجره محاوره ای نرم افزار اطلاعات مختلف نمایشی نظیر توپوگرافی و رویه سطح پیت را بدست آورد که در اشکال ۲-۵، ۳-۵ و ۴-۵ آورده شده است.



شکل (۲-۵): توپوگرافی اولیه و رویه سطح پیت



شکل (۳-۵): توپوگرافی اولیه و رویه سطح پیت به صورت Contour



شکل (۴-۵): Plan (دید از بالا) مدل بلوکی اقتصادی در تراز ۱۰۰۵

۳-۵-۵- طراحی محدوده نهایی (Ultimate Pit Limit)

در این مرحله اطلاعاتی نظیر انتخاب الگوریتم لرچ و گراسمن، نرخ بهره (۱۰٪)، میزان استخراج سالیانه (۲۵۰۰۰۰ تن)، تعداد روز کاری در سال (۳۵۰) و ... از کاربر خواسته می شود.

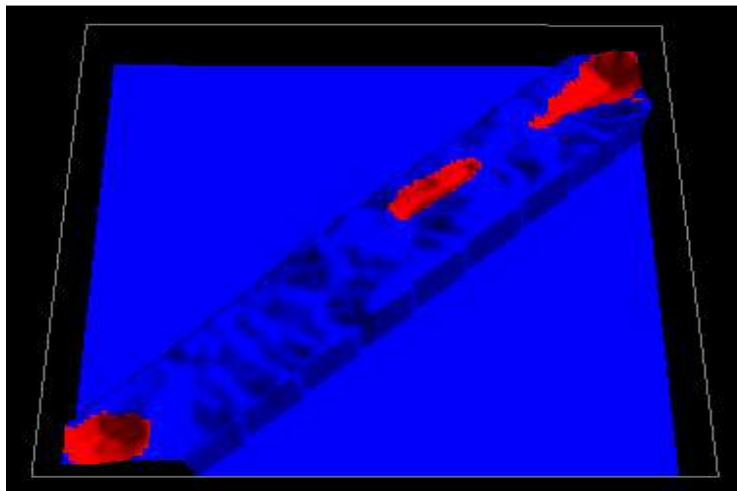
در جدول ۴-۵ نتایج طراحی محدوده نهایی محاسبه شده توسط نرم افزار NPV Scheduler آورده شده است.

جدول (۴-۵): نتایج طراحی محدوده نهایی محاسبه شده توسط نرم افزار NPV Scheduler

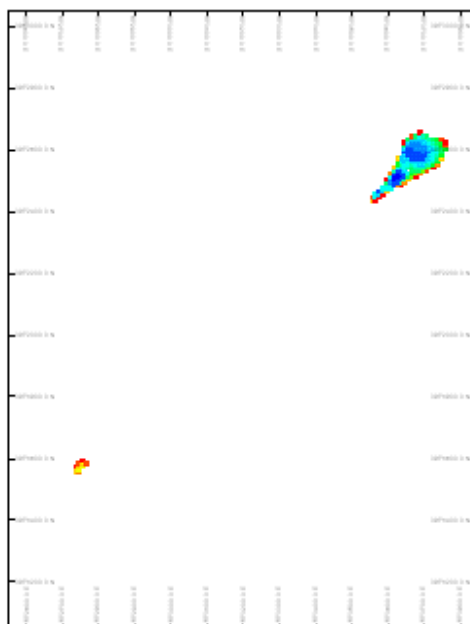
۲۴۵۶	تعداد بلوک‌ها در محدوده نهایی
۴۳۸۶۵۹۳۴۹۳۸۵ - ۵۰۷۱۸۴۵۵۱۳۲۶	دامنه تغییرات ارزش خالص فعلی (ریال)
۱۳۰۶۸۳۱	تناژ کلی ماده معدنی
۱۷۴۱۱۴۷	تناژ کلی باطله
۵۹۰۹۵۱۲۵۱۳۹۹	سود حاصل (ریال)
۶۹۱۵۷۵۰۴۵۸۵	هزینه فرآوری (ریال)
۱۱۴۹۶۲۳۰۰۹۰۰	هزینه معدن کاری (ریال)
۴۳۸۶۵۹۳۴۹۳۸۵	ارزش خالص فعلی تخمینی (ریال)
۱/۳۳	نسبت باطله برداری کلی
۶	طول عمر تقریبی معدن (سال)
۵۱۲۶۱۳	تناژ آهن برجا
۳۲۲۹۴۶	تناژ آهن بازیابی شده

پس از وارد نمودن اطلاعات محدوده نهایی، می‌توان در پنجره محاوره‌ای نرم‌افزار اطلاعات مختلف نمایشی نظیر پیت نهایی ساخته شده و بهینه‌سازی توالی عملیات استخراج برای NPV را بدست آورد که در اشکال ۵-۵، ۶-۵، ۷-۵ و ۸-۵ آورده شده است.

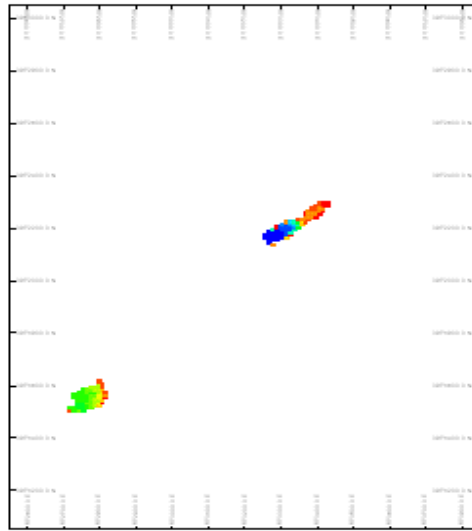
همان‌طور که در شکل ۸-۵ نشان داده شده است با افزایش درصد استخراج پیت، سود حاصل و NPV متناظر با آن به صورت صعودی افزایش پیدا می‌کند و همواره مقدار NPV کمتر از سود می‌باشد.



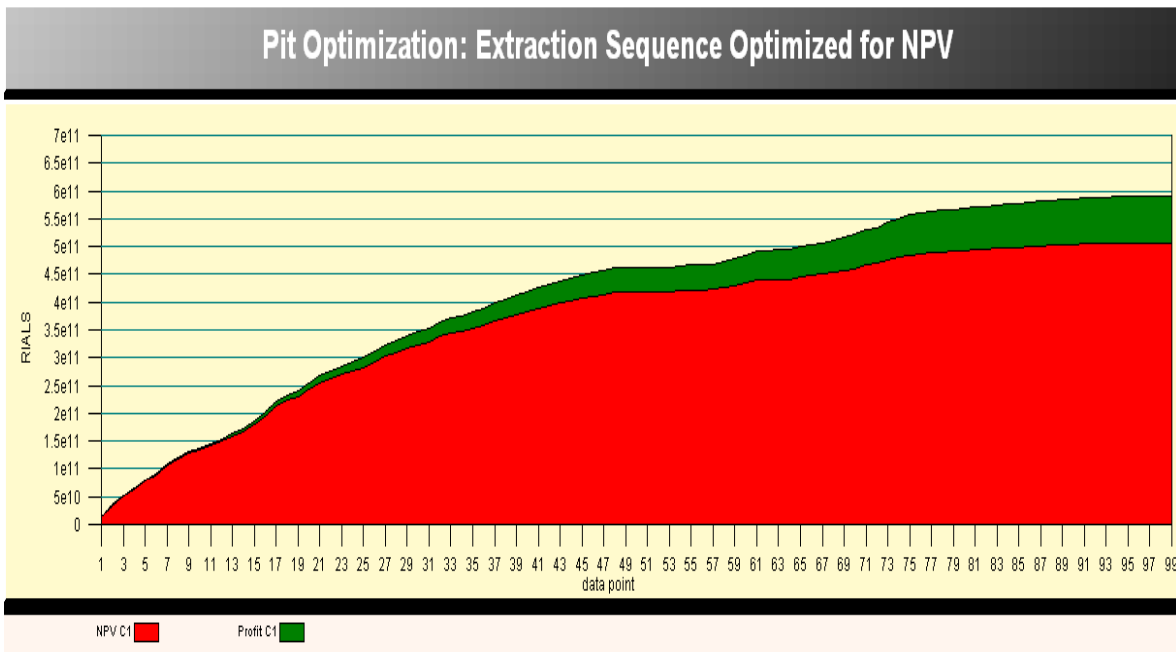
شکل (۵-۵): نمایی از پیت نهایی ساخته شده



شکل (۶-۵): Plan (دید از بالا) از محدوده نهایی پیت در تراز ۱۰۰۵



شکل (۷-۵): Plan (دید از بالا) از محدوده نهایی پیت در تراز ۱۰۵۰



شکل (۸-۵): بهینه سازی توالی عملیات استخراج برای NPV

۵-۵-۴- طراحی پوش بکها

در این مرحله اطلاعاتی نظیر حداکثر تعداد پوش بکها (۳)، حداقل عرض معدن کاری (۲۰ متر) و حداقل ماده معدنی در هر پوش بکها (۷۰۰۰۰۰ تن) از کاربر خواسته می شود.

در زیر نتایج پوش بکهای محاسبه شده توسط نرم افزار NPV Scheduler برای هر سه پوش بک در جداول ۵-۵، ۶-۵ و ۷-۵ آورده شده است. همچنین در شکل ۵-۹ میزان تناژ ماده معدنی در هر پوش بک نشان داده شده است.

جدول (۵-۵): نتایج پوش بکهای محاسبه شده توسط نرم افزار برای پوش بک ۱

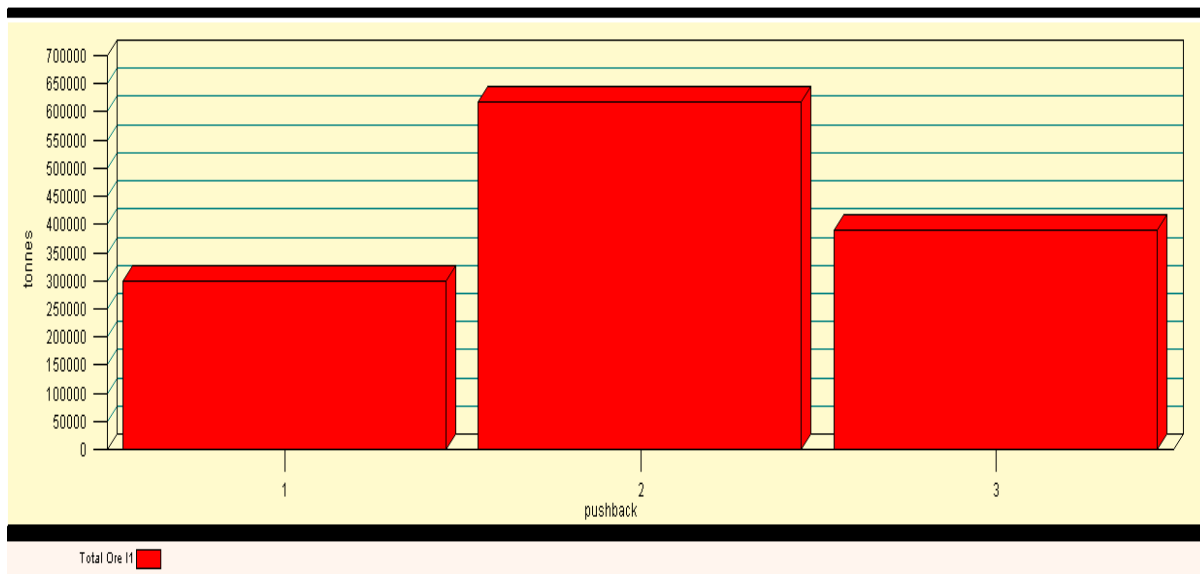
۵۰۹	تعداد بلوکها در محدوده نهایی
۲۹۹۱۳۴	تناژ کلی ماده معدنی
۳۰۷۷۳۴	تناژ کلی باطله
۱۵۸۱۹۷۰۴۲۵۴۵	سود حاصل (ریال)
۱۵۸۳۰۱۵۵۵۸۸	هزینه فراوری (ریال)
۲۳۵۹۰۴۴۸۷۳۱	هزینه معدن کاری (ریال)
۱۴۹۴۲۱۰۴۶۱۶۷	ارزش خالص فعلی تخمینی (ریال)
۱/۰۳	نسبت باطله برداری کلی
۳۶۴	طول عمر تقریبی معدن (روز)
۱۳۰۷۰۰	تناژ آهن برجا
۸۲۳۴۱	تناژ آهن بازیابی شده

جدول (۵-۶): نتایج پوش یک‌های محاسبه شده توسط نرم‌افزار برای پوش یک ۲

۱۰۴۲	تعداد بلوک‌ها در محدوده نهایی
۶۱۸۶۸۲	تناژ کلی ماده معدنی
۶۷۷۵۰۳	تناژ کلی باطله
۲۶۷۹۳۰۹۶۰۷۶۱	سود حاصل (ریال)
۳۲۷۴۰۶۲۷۴۷۸	هزینه فرآوری (ریال)
۵۰۰۲۱۸۰۷۷۸۱	هزینه معدن کاری (ریال)
۲۰۹۸۹۰۵۸۷۶۵۶	ارزش خالص فعلی تخمینی (ریال)
۱/۱۰	نسبت باطله برداری کلی
۷۷۸	طول عمر تقریبی معدن (روز)
۲۳۱۹۴۰	تناژ آهن برجا
۱۴۶۱۲۲	تناژ آهن بازیابی شده

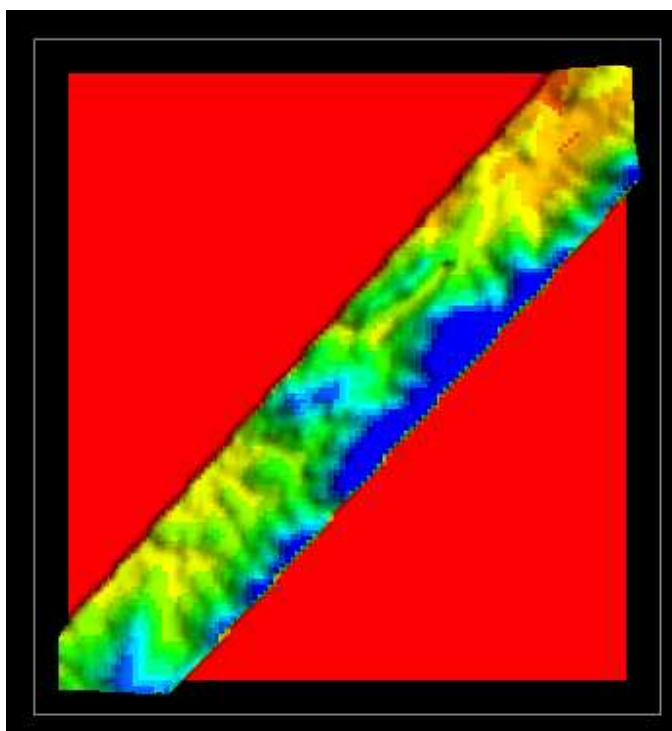
جدول (۵-۷): نتایج پوش یک‌های محاسبه شده توسط نرم‌افزار برای پوش یک ۳

۹۰۵	تعداد بلوک‌ها در محدوده نهایی
۳۸۹۰۱۶	تناژ کلی ماده معدنی
۷۵۵۹۰۹	تناژ کلی باطله
۱۶۴۸۲۳۲۴۸۰۹۳	سود حاصل (ریال)
۲۰۵۸۶۷۲۱۵۱۹	هزینه فرآوری (ریال)
۴۱۳۵۰۰۴۴۳۸۸	هزینه معدن کاری (ریال)
۱۰۳۲۹۰۳۶۸۰۴۹	ارزش خالص فعلی تخمینی (ریال)
۱/۹۴	نسبت باطله برداری کلی
۶۸۷	طول عمر تقریبی معدن (روز)
۱۴۹۹۷۴	تناژ آهن برجا
۹۴۴۸۳	تناژ آهن بازیابی شده

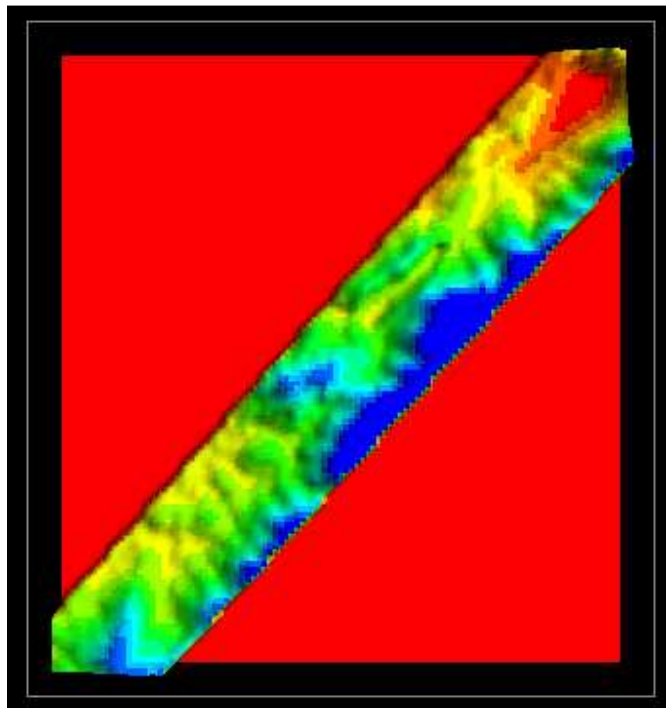


شکل (۵-۹): میزان تناژ ماده معدنی در هر پوش بک

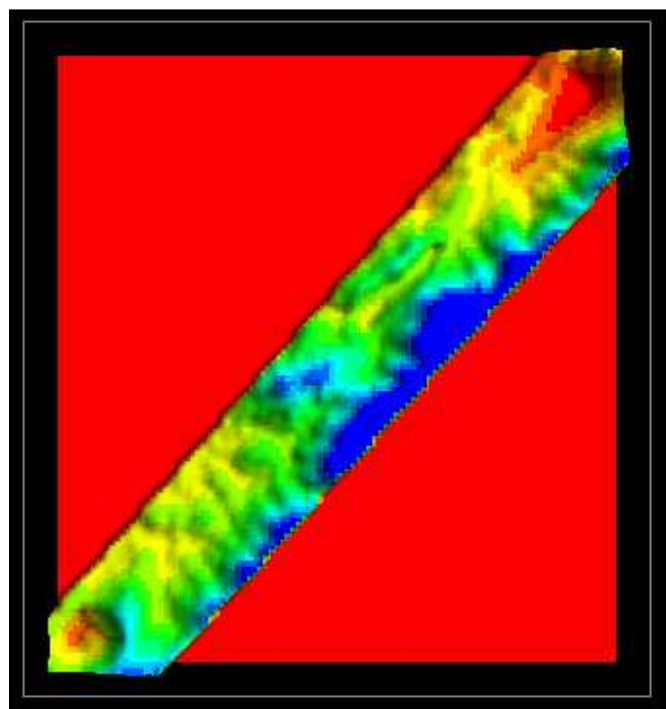
در اشکال ۵-۱۰، ۵-۱۱ و ۵-۱۲ نمایی از پوش بکها آورده شده است.



شکل (۵-۱۰): نمایی از پوش بک ۱



شکل (۵-۱۱): نمایی از پوشش یک ۲

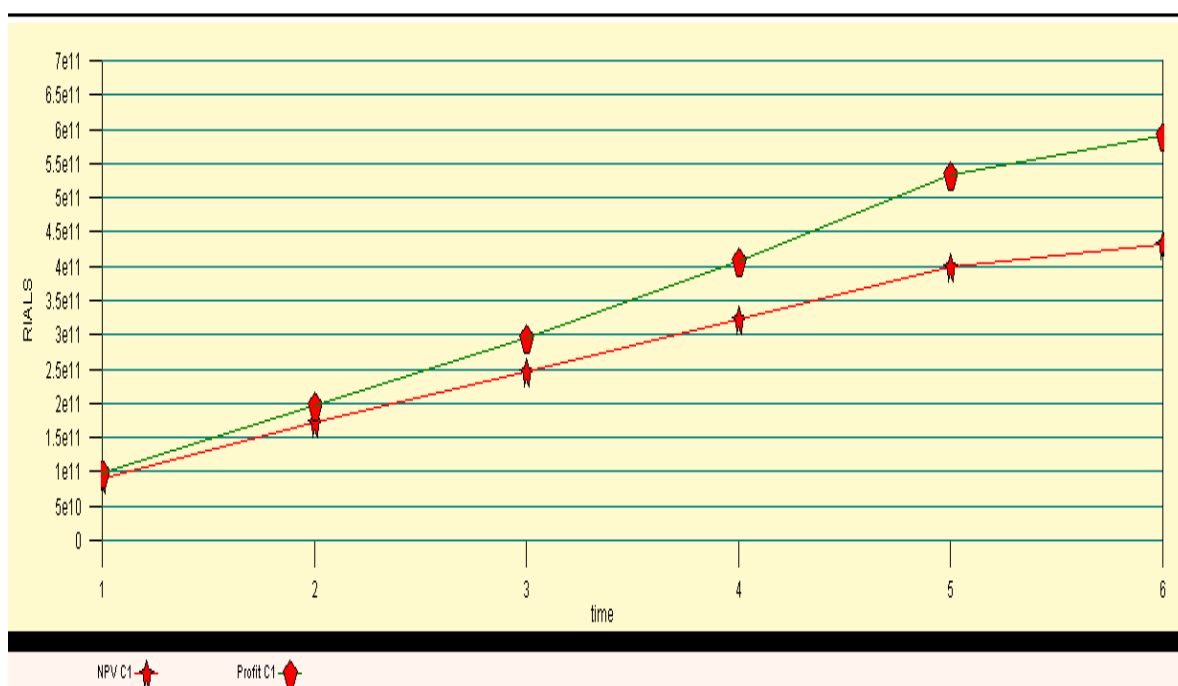


شکل (۵-۱۲): نمایی از پوشش یک ۳

۵-۵-۵- طراحی برنامه ریزی تولید (Scheduling)

در این مرحله نیز اطلاعاتی نظیر میزان خوراک ورودی به کارخانه فرآوری (۲۵۰۰۰۰ تن)، حداقل و حداکثر نسبت باطله برداری، تعداد روز کاری در سال (۳۵۰ روز) به نرم افزار داده می شود.

پس از ورود اطلاعات فوق به نرم افزار و اجرای برنامه، ارزش خالص فعلی (NPV) معادل ۴۳۱ میلیارد ریال برای ۶ فاز استخراجی به دست می آید، که در شکل ۵-۱۳ نشان داده شده است.



شکل (۵-۱۳): میزان ارزش خالص فعلی برای شش فاز استخراجی

۵-۶- نتیجه گیری

پس از انجام تخمین ذخیره برنامه ریزی تولید انجام شد که با اتمام برنامه ریزی طول عمر پروژه تقریباً معادل ۶ سال در قالب ۳ پوشش یک و ۶ فاز استخراجی با ارزش خالص فعلی (NPV) معادل ۴۳۱ میلیارد ریال به دست آمد.

فصل ششم:

جمع بندی، نتیجه گیری و پیشنهادها

۶-۱- جمع‌بندی

برآورد ذخیره کانسار شامل محاسبه گستره، عیار متوسط و تناژ ذخیره می‌باشد. برآورد ذخیره کانسار فرآیندی است که در خلال اکتشافات شروع شده و همراه با اصلاح در طول عمر معدن ادامه می‌یابد. نتایج برآورد ذخیره داده‌های اساسی برای انجام مطالعات امکان‌سنجی هستند و خروجی‌های مرحله امکان‌سنجی مشخص می‌نمایند که آیا معدن باید آماده‌سازی شود و یا متوقف گردد.

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.

ارزیابی ذخایر معدنی به روش‌های گوناگونی انجام‌پذیر است، تفاوت این روش‌ها در دقت، سرعت، الگوریتم محاسبه و داده‌های مورد نیاز آن روش می‌باشد. از آنجایی که ذخایر معدنی در سطح زمین یا در اعماق آن، به شکل‌های بسیار متفاوتی یافت می‌شوند، انتخاب روش محاسبه ذخیره، تابع وضعیت ماده معدنی و مشخصات کارهای اکتشافی است.

محدوده یک ذخیره بدلائل گوناگونی که همگی روی معدن کاری اقتصادی اثر می‌گذارند ممکن است قابل استخراج و بهره برداری نباشد. مهم‌ترین عوامل موثر در اقتصادی بودن عبارتند از عیار، عمق، ضخامت روباره، مقدار ذخیره و تکنولوژی فرآوری. برای محاسبه ذخیره قابل استخراج و به دنبال آن طراحی بهینه استخراج لازم است اطلاعات تفصیلی از خصوصیات ذخیره در دسترس باشد. این خصوصیات شامل توزیع فضایی کانسنگ پرعیار، کم عیار و باطله و همچنین نحوه تغییرپذیری ضخامت کانسنگ و روباره و همبستگی بین عیار فلز اصلی و محصولات فرعی (فلزات با ارزش) می‌باشد.

انتخاب بهترین تخمین‌گر یا بهترین روش تخمین و برآورد خطای تخمین اهمیت زیادی دارد. زیرا تخمین‌گرهای مختلف دارای توانایی و محدودیت‌هایی هستند که سازگار بودن یا نبودن آن با کانسار تحت تخمین می‌تواند در کیفیت تخمین‌ها موثر واقع شود به‌علاوه توزیع خطا می‌تواند در طراحی بهینه عملیات برای رفع آنها بسیار سودمند و موثر باشد و امکان چنین امری را (بهینه‌سازی) فراهم سازد. روش‌های تخمین ذخیره را می‌توان به طور کلی به دو گروه روش‌های سنتی و روش‌های جدید تقسیم کرد.

از روش‌های سنتی یا کلاسیک می‌توان به روش‌های متوسط‌گیری ریاضی، قطعه‌های زمین‌شناسی، قطعه‌های معدنی، مقاطع، مثلثی، چند ضلعی، خطوط تراز و از روش‌های جدید می‌توان به روش‌های زمین‌آمار، شبکه‌عصبی مصنوعی و ... اشاره نمود.

توزیع عیار ماده معدنی به عوامل بسیاری مانند ساختارهای زمین‌شناسی، محیط تشکیل ذخیره، نوع ذخیره، نوع کانسار، درجه کانی‌سازی و ... بستگی دارد. تاثیر بسیاری از این عوامل شناخته شده نیست و در مدل‌های ریاضی رایج در نظر گرفته نشده‌اند. تقریباً در تمام روش‌های تخمین ذخیره پارامتر فاصله تنها عاملی است که در نظر گرفته می‌شود. از آنجا که شبکه‌های عصبی تخمین‌گرهای بدون مدل هستند که می‌توانند به طور غیر خطی تخمین بزنند لذا می‌توان از آنها در تخمین عیار کانسارها استفاده کرد.

برای آموزش دادن شبکه، داده‌های عیار در موقعیت گمانه‌های حفر شده به شبکه نشان داده می‌شود. شبکه می‌تواند رابطه بین الگوهای ورودی (مختصات) والگوهای خروجی (عیار کانسار) را بیابد و این رابطه را برای درون‌یابی عیار بین گمانه‌ها تعمیم دهد.

برای تخمین ذخیره کانسار در ابتدا با استفاده از داده‌های گمانه‌های اکتشافی اقدام به مدل‌سازی سه بعدی کانسار شده و سپس مدل بلوکی کانسار با استفاده از نرم‌افزار Datamine تهیه گردید.

بعد از انجام کارهای اولیه بر روی داده‌های ورودی اقدام به تخمین ذخیره با استفاده از روش عکس مجذور فاصله گردید. بر این اساس میزان ذخیره و عیار متوسط Fe برای عیار حد ۱۹٪ به ترتیب ۱۴۷۴ هزار تن و ۳۱/۹۴٪ به دست آمد.

سپس تخمین ذخیره با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی صورت گرفت. برای مدل‌سازی از دو شبکه پس‌انتشار خطا و شبکه شعاعی استفاده گردید. برای آزمایش شبکه‌ها از دو رویکرد مختلف استفاده شده است. در رویکرد اول ۱۴ گمانه به صورت تصادفی به دو دسته گمانه‌های آموزش و آزمون تقسیم شده است. در این رویکرد اطلاعات گمانه‌های آموزش در آموزش شبکه و اطلاعات گمانه‌های آزمون به منظور آزمون شبکه مورد استفاده قرار گرفته است. در رویکرد دوم بدون در نظر گرفتن این نکته که هر داده متعلق به کدام گمانه است، از میان کل داده‌های ۱۴ گمانه، داده‌های آموزش و آزمون شبکه به صورت تصادفی انتخاب شده است. برای طراحی این دو شبکه ۷۰٪ داده‌ها برای آموزش و ۳۰٪ باقیمانده برای تست انتخاب شده‌اند.

در شبکه پس‌انتشار خطا پارامترهای معماری شبکه نظیر تعداد لایه‌های درونی، تعداد نرون‌ها، نوع توابع و الگوریتم آموزش بارها و بارها به انواع گوناگونی انتخاب شدند، تا بهترین شبکه حاصل شود.

در شبکه شعاعی آموزش با فاکتورهای تعدیل مختلف صورت گرفت.

در نهایت با توجه به ضرایب همبستگی و جذر میانگین مربعات خطا حاصل از هر دو شبکه می‌توان نتیجه گرفت که شبکه عصبی شعاعی در هر دو رویکرد نتایج ضعیف‌تری را نسبت به شبکه پس‌انتشار خطا نشان می‌دهد. همچنین شبکه پس‌انتشار خطا در رویکرد دوم دارای نتایج بهتری نسبت به رویکرد اول است.

بنابراین شبکه پس‌انتشار خطا در رویکرد دوم با دو لایه پنهان و با تعداد ۱۸ نرون در لایه اول و ۱۵ نرون در لایه دوم و تابع محرک تانژانت هایپربولیک در هر دو لایه و با ضرایب همبستگی که برای داده‌های آموزش و تست به ترتیب ۰/۹۷ و ۰/۷۵ به دست آمد به عنوان شبکه بهینه انتخاب شد که از این شبکه به منظور تخمین ذخیره استفاده گردید.

با استفاده از این روش میزان ذخیره و عیار متوسط Fe برای عیار حد ۱۹٪ به ترتیب ۱۹۶۰ هزار تن و ۴۴/۵٪ به دست آمد.

پس از انجام تخمین ذخیره برنامه‌ریزی تولید انجام شد که با اتمام برنامه‌ریزی طول عمر پروژه تقریباً معادل ۶ سال در قالب ۳ پوش‌بک و ۶ فاز استخراجی با ارزش خالص فعلی (NPV) معادل ۴۳۱ میلیارد ریال به دست آمد.

۶-۲- نتیجه‌گیری

از بررسی‌های انجام شده در این پایان‌نامه نتایج زیر حاصل می‌گردد:

- ۱- تخمین ذخیره با شبکه عصبی نیازی به مدل‌سازی ریاضی پیچیده ندارد و برای هر نوع توزیع عیار قابل کاربرد است، از هیچ وزن، شعاع تاثیر فرضی یا برازش مدل به وریوگرام استفاده نمی‌کند و می‌تواند روند یا الگوی تغییرات را بشناسد.
- ۲- شبکه‌های پس‌انتشار خطا با توجه به پارامترهای قابل تنظیم بیشتر نسبت به شبکه‌های شعاعی برای تخمین دارای برتری می‌باشند.
- ۳- با توجه به نتایج به دست آمده از تخمین ذخیره چنین بر می‌آید که شبکه عصبی مقدار تناژ و عیار متوسط را بالاتر از روش عکس مجذور فاصله تخمین زده است. علت این امر می‌تواند زیادی الگوی کانسنگ در سری آموزش نسبت به الگوی باطله باشد که باعث می‌شود شبکه الگویی را که

تعداد بیشتری از آن مثال در دست دارد بهتر و بیشتر یاد بگیرد و باعث می‌شود که مقادیر عیارهای پایین بیشتر از حد واقعی تخمین زده شوند.

۴- از آنجا که در بعضی 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.

۵- با توجه به نتایج به دست آمده شبکه‌عصبی مصنوعی، راه‌حلی بسیار سودمند (چه از نظر زمانی و چه از نظر هزینه‌ای) برای محاسبه مقدار ذخیره است. هر چه شبکه عصبی در داده‌های آموزشی خود، گستره وسیع‌تری را در بر گیرد، جامعیت آن بیشتر شده و مقادیر تخمینی آن به مقدار واقعی نزدیک‌تر می‌گردد و این به کاربردی‌تر کردن این ابزار در محاسبه پارامترهای مهم کمک می‌کند.

۶-۳- پیشنهادها

- ۱- پیشنهاد می‌شود با استفاده از پارامترهای دیگری نظیر سنگ‌شناسی در آموزش شبکه، نحوه عملکرد شبکه را بهبود بخشید و در نتیجه نتایج بهتری برای تخمین ذخیره به دست آورد.
- ۲- با انجام مطالعات موردی بیشتر در انواع مختلف از تیپ ذخایر معدنی می‌توان پی‌برد که استفاده از شبکه عصبی در تخمین چه تیپ از ذخایر می‌تواند سودمندتر باشد.
- ۳- با روش‌های دیگر نظیر منطق‌فازی تخمین ذخیره کانسار صورت گیرد تا با نتایج این تحقیق مقایسه و بهترین روش مشخص گردد.

منابع

- [۱] هارتمن، ۱۳۸۹، "اصول مهندسی معدن"، ترجمه مهدی یاوری شهرضا، انتشارات دانشگاه صنایع و معادن ایران.
- [۲] Annels, A.E., ۱۹۹۱, "Mineral deposit evaluation (a practical approach)", Kluwer Academic Publishers.
- [۳] Peters, W.C., ۱۹۷۸, "Exploration and mining geology", John Wiley and Son Inc.
- [۴] حسنی‌پاک، ع.ا.، شرف‌الدین، م.، ۱۳۸۰، "تحلیل داده‌های اکتشافی"، انتشارات دانشگاه تهران.
- [۵] Wu, X., Zhou, Y., ۱۹۹۳, "Reserve Estimation Using Neural Network Techniques", Computers & Geosciences, Vol. ۱۹, No. ۴, PP. ۵۶۷-۵۷۵.
- [۶] مدنی، ح.، ۱۳۷۸، "اصول پی‌جی اکتشاف و ارزیابی ذخایر معدنی"، موسسه فرهنگی انتشاراتی خانه فرهنگ.
- [۷] منهای، م.ب.، ۱۳۸۱، "هوش محاسباتی"، جلد اول، مبانی شبکه‌های عصبی، ویرایش دوم، انتشارات دانشگاه صنعتی امیر کبیر، تهران.
- [۸] شاه‌امیری، س.ر.، ۱۳۸۵، "معرفی شبکه‌های عصبی مصنوعی"، مجله الکترونیکی پژوهشگاه اطلاعات و مدارک علمی ایران (نما)، شماره اول، دوره ششم، مهر ماه.
- [۹] Kapageridis, I., Denby B. ۱۹۹۸, "Ore grade estimation with modular neural network systems—a case study". In: Panagiotou G (ed) Information technology in the minerals industry (MineIT '۹۷). AA Balkema, Rotterdam.
- [۱۰] Denby, B., Burnett, C., ۱۹۹۳, "A neural network based tool for grade estimation", ۲۴th international symposium on the Application of computers and operations Research in the Mineral Industries (APCOM), Montreal, Quebec.
- [۱۱] Kapageridis, I.k., ۲۰۰۵, "Input space configuration effects in neural network-based grade estimation", Computers & Geosciences.
- [۱۲] Kapageridis, I., Denby, B., Hunter, G., ۱۹۹۹, "Integration of a Neural Ore Grade Estimation Tool In a ۳D Resource Modeling Package". In: Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks (IJCNN '۹۹), International Neural Network Society, and The Neural Networks Council of IEEE, Washington D.C.

- [۱۳] Kapageridis, I., Denby B., ۱۹۹۹, " Ore Grade Estimation Using Artificial Neural Networks". In: ۲nd Regional VULCAN Conference, Maptek/KRJA Systems, Nice,.
- [۱۴] Kapageridis, I.k., ۱۹۹۹, "Application of Artificial Neural Networks Systems to Grade Estimation from Exploration Data", ph.D Thesis, School of chemical, Environmental, and Mining Engineering, University of Nottingham.
- [۱۵] Samanta, B., Bandopadhyay, S., ۲۰۰۹, " Construction of a radial basis function network using an evolutionary algorithm for grade estimation in a placer gold deposit", Computers & Geosciences.
- [۱۶] Jinchuan, K., ۲۰۰۲, "Neural-Networks Modeling of placer ore grade Spatial Variability", ph.D Thesis, Dept of Mineral & Geological Engineering, University of Alaska Fairbanks.
- [۱۷] Chatterjee, S., Bhattacharjee, A., Samanta, B., Pal, S.K., ۲۰۰۶, " Ore Grade Estimation of a limestone Deposit in India Using an Artificial Neural Network", Applied gis, Volume ۲, Number ۱, Monash University Epress.
- [۱۸] Badal, M., Angorani, S., Shariat Panahi, M., ۲۰۱۱, "The application of median indicator kriging and neural network in modeling mixed population in an iron ore deposit", Journal of Computers & Geosciences, Elsevier, Vol. ۳۷, PP. ۵۳۰-۵۴۰.
- [۱۹] کاظمی، ح.، ۱۳۸۱، "تخمین ذخیره بخش مرکزی کانسار سرب و روی مهدی آباد یزد با تکنیک شبکه عصبی مصنوعی"، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه تهران.
- [۲۰] شهابی فر، م.، ۱۳۸۳، " تخمین ذخیره بخش شرقی کانسار سرب و روی مهدی آباد یزد با تکنیک شبکه عصبی مصنوعی"، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه تهران.
- [۲۱] صیادتی، ا.ر.، منجزی، م. شهرآبادی، ح. ۱۳۸۵، "ارزیابی ذخیره کانسار فسفات اسفوردی"، بیست و پنجمین گردهمایی علوم زمین، اسفند ماه.
- [۲۲] امیری لاریجانی، ر.، ۱۳۸۷، "تخمین ذخیره کانسار مس سونگون با استفاده از نرم افزار DATAMINE و روش شبکه عصبی مصنوعی"، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی شاهرود.

- [۲۳] Tahmasebi, P., Hezarkhani, a., ۲۰۱۲, "A hybrid neural networks-fuzzy logic-genetic algorithm for grade estimation", Journal of Computers & Geosciences, Elsevier, Vol. ۴۲, PP. ۱۸-۲۷.
- [۲۴] شرکت دلکن کاوان پاسارگاد، ۱۳۸۹، "گزارش‌های محدوده اکتشافی دلکن".
- [۲۵] DataMine Studio ۳ Help , ۲۰۰۵.
- [۲۶] خالوکاکائی، ر.، ۱۳۹۱، "جزوه درسی مباحث ویژه"، دانشگاه صنعتی شاهرود، دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک.
- [۲۷] Dowd, P.A., Sarac,C., ۱۹۹۴, "Aneural Network Approach to Geostatistical Simulation",Mathematical Geology, Vol.۲۶.No.۴,pp.۴۹۱-۵۰۳.
- [۲۸] هانسلمن، د.، ۱۳۸۰، "راهنمای جامع ۶ MATLAB"، امیرهوشنگ غیوری، کانون نشر علوم تهران، چاپ اول.
- [۲۹] حقیر چهره‌قانی، س.، علیپور، ع. ۱۳۸۶، " بررسی امکان بهره‌گیری از شبکه‌های عصبی برای تعیین قابلیت استخراج در معادن سطحی"، سومین کنفرانس مکانیک سنگ ایران.
- [۳۰] Haykin,S., ۱۹۹۹, "Neural Network: A Comprehensive Foundation, Prentice Hall", ۸۴۲p.
- [۳۱] Berry, M. J. A., Linoff, G., ۱۹۹۷, " Data mining techniques", John Wiley & Sons, ۴۵۴ p.
- [۳۲] Ball, R ., ۲۰۰۶, Tissot , PH . "Demonstration of Artificial Neural Network in Matlab", Texas A&M University.
- [۳۳] Rolon, L., ۲۰۰۴, "Developing Intelligent Synthetic Logs: Application to Upper Devonian Units in PA", M.Sc thesis, Morgantown, West Virginia University.
- [۳۴] احمدی، م.، ابراهیم پور، ج.، ۱۳۸۷، "تخمین مقدار تغییر شکل در اطراف تونل و تاثیر نسبی پارامترهای ژئومکانیکی بر آن با استفاده از شبکه‌ی عصبی مصنوعی"، نشریه انجمن زمین شناسی مهندسی ایران، جلد اول، شماره ۱، صفحه ۶۱ تا ۷۰، ماه بهار.

[۳۵] خوشرو، س.ح.، بدرالدین، م.، سیامکی، ع.، ۱۳۸۹، "بهره گیری از شبکه عصبی مصنوعی جهت پیش بینی ضخامت بارسنگ در معدن مس سونگون"، اولین کنفرانس مهندسی انفجار و جایگاه آن در سازندگی کشور، دانشگاه صنعتی امیر کبیر، اردیبهشت.

[۳۶] Artun, E., Mohaghegh, S., Toro, J., ۲۰۰۵, " Reservoir Characterization Using Intelligent Seismic Inversion", SPE ۲۹۲۲۰, West Virginia University.

[۳۷] Bhatt, A., ۲۰۰۲, "Reservoir properties from well logs using neural networks", A dissertation for the partial fulfillment of requirements for the degree of PhD at the Department of Petroleum Engineering and Applied Geophysics, Norwegian University of Science and Technology.

[۳۸] روکی، ر.، ۱۳۸۶، "تخمین نفوذ پذیری زروی نگاره‌های چاه با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در یکی از میادین نفتی خلیج فارس"، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی شاهرود.

[۳۹] Demuth, H., Beale, M., ۲۰۰۲, "Neural Network Toolbox For Use with MATLAB", User's Guide Version ۴.

[۴۰] Bishop, C., ۱۹۹۵, "neural networks for pattern recognition", Oxford University Press.

[۴۱] Poulton, M., ۲۰۰۱, "Computational Neural Networks for Geophysical Data Processing (Handbook of Geophysical Exploration: Seismic Exploration)", Pergamon Publisher.

[۴۲] خالوکاکائی، ر.، ۱۳۹۱، "جزوه درسی زمین آمار"، دانشگاه صنعتی شاهرود، دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک.

[۴۳] Steffan, O.K H., ۱۹۹۷, " Planning of open pit mines on a risk basis"., The journal of the South African institute of mining and metallurgy, pp. ۴۷-۵۶.

[۴۴] Sevim, H., Lei, D.D., ۱۹۹۶, Production planning with working-slope maximum metal pit sequences. Production planning with working-slope maximum metal pit sequences., Trans. Instn Min. Metall. (Sec.A: Min. Industry. s.l. : The institution of mining and metallurgy , pp. pp A ۹۳-A ۹۸.

[۴۵] Earthwork's NPV Scheduler ۳.۴ Tutorial, ۲۰۰۵.

Abstract

One of the main purposes of exploration operations is reserve evaluation. After this stage the economically extraction can studied. In this study the reserve of Delkan iron ore deposit was estimated by two different methods, mean square distance and artificial neural network method respectively.

For reserve estimation of deposit, in the first step the 3D model of deposit was made by data of exploration holes. In next step the block model of deposit was produced by using Datamine Studio software. After primary study on input data, the reserve was estimated by mean square distance method and using this method for cutoff grade 19% and density equal to 4.3 (ton/m³) the value of reserve and mean grade of Fe was obtained 1474 thousand ton and 31.94% respectively.

In the second step the reserve was estimated by artificial neural network. For this purpose the back-propagation network and the radial basis network were used. In this study 2 approaches has been considered. In first approach all 14 exploration holes has been divided to two parts randomly: training boreholes and testing boreholes. In this case data of training boreholes has been trained the networks and data of testing boreholes has been used for test the networks. For second approach, for training and testing the networks, 70% and 30% of all data from all boreholes was used respectively. Finally by comparing the correlation coefficient and mean square error (RMS) was obtained from networks; it was shown that the radial basis network has worst result than the back-propagation network in the both states. Also back-propagation network has better result in the second approach.

A four-layer network was found to be optimum back-propagation algorithm in the second state with architecture of 18-15-1. The activation functions of hidden layers were tangent hyperbolic. The correlation coefficients of this network were 0.97 and 0.75 for training and testing dataset. Accordingly, by using this method the value of reserve and mean grade of Fe for cutoff grade 19% in the deposit was obtained 1960 thousand ton and 44.5% respectively.

After reserve estimation, the production scheduling was done for this deposit. Accordingly the obtained results, mine life was calculated about 6 years in 3 pushbacks and by 6 extraction phases with 431billion Rial net present value.

Keywords: Reserve Estimation, Datamine software, Artificial Neural Network (ANN), Production Scheduling



Shahrood University of Technology

Faculty of Mining Engineering, Petroleum and Geophysics

**Reserve Estimation of Delkan Iron Ore Deposit
by Using Artificial Neural Network**

Ali Farhadi

Supervisors:

Dr. Reza Khalokakaie

Dr. Farhang Sereshki

September 2013