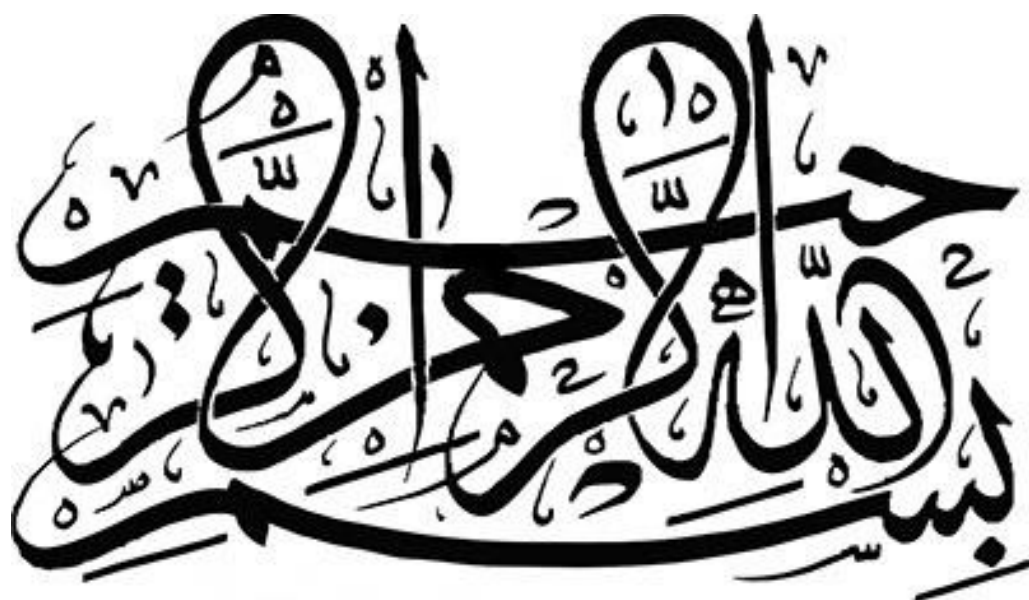






دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک

پایان نامه کارشناسی ارشد اکتشاف مواد معدنی

مدل سازی عیاری و تخمین ذخیره معدن طلای زرشوران با استفاده از شبکه های

عصبی مصنوعی و زمین آمار با در نظر گرفتن عدم قطعیت عیار

نگارنده: بهنام ضیایی طبالوندانی

اساتید راهنما

دکتر رضا خالوکاکائی

دکتر سوسن ابراهیمی

شهریور ۹۶

شماره: ۲۰۲۲/۹۹/۲۰۲۲
تاریخ: ۹۹/۷/۲۰

باسمه تعالی



مدیریت تحصیلات تکمیلی

فرم شماره (۳) صورتجلسه نهایی دفاع از پایان نامه دوره کارشناسی ارشد

با نام و یاد خداوند متعال، ارزیابی جلسه دفاع از پایان نامه کارشناسی ارشد آقای بهنام ضیایی طبالوندانی با شماره دانشجویی ۹۴۱۱۳۶۴ رشته معدن گرایش اکتشاف تحت عنوان مدل سازی عیاری و تخمین ذخیره معدن طلای زرشوران با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی و زمین آمار با در نظر گرفتن عدم قطعیت عیار که در تاریخ ۱۳۹۶/۶/۲۰ با حضور هیأت محترم داوران در دانشگاه صنعتی شاهرود برگزار گردید به شرح ذیل اعلام می گردد:

قبول (با درجه: ☒ ممتاز) ☐ مردود

نوع تحقیق: ☒ نظری ☐ عملی

عضو هیأت داوران	نام و نام خانوادگی	مرتبه علمی	امضاء
۱- استاد راهنمای اول	رضا خالوکاکنی	استاد	
۲- استاد راهنمای دوم	سوسن ابراهیمی	استادیار	
۳- استاد مشاور	—	—	—
۴- نماینده تحصیلات تکمیلی	آرزو عابدی	استادیار	
۵- استاد ممتحن اول	حمید آقاجانی	دانشیار	
۶- استاد ممتحن دوم	ابوالقاسم کامکار روخانی	دانشیار	

نام و نام خانوادگی دانشجو: علیرضا عرب امیری



تبصره: در صورتی که کسی هر دو روز پس از جلسه دفاع دیگر (در مدت مجاز تحمیل) می تواند از پایان نامه خود دفاع نماید (دفاع مجدد نباید زودتر از ۴ ماه برگزار شود).

تقدیر و تشکر

به مصداق آیه «مَنْ لَمْ يَشْكُرْ المَخْلُوقَ لَمْ يَشْكُرِ الخَالِقَ» شایسته است از استاید فرهیخته و فرزانه جناب آقای دکتر رضا خالوکاکائی و سرکار خانم دکتر سوسن ابراهیمی که با صرف وقت و همراهی همه جانبه موجب به سرانجام رسیدن و موفقیت این تحقیق بودند، کمال تشکر و قدردانی خود را اعلام می‌دارم.

از مدیریت محترم مجتمع طلای زرشوران، جناب آقای مهندس احمدی و شرکت مهندسین مشاور کاوشگران به خصوص مدیریت محترم پروژه، جناب آقای مهندس غیائی که انجام این تحقیق بدون مساعدت و حمایت آن‌ها امکان‌پذیر نبود نیز کمال تشکر و قدردانی را دارم.

در پایان از کلیه دوستان و عزیزانی که در انجام این پایان‌نامه مرا یاری نمودند، به خصوص جناب آقای مهندس محمد غلباش و جناب آقای مهندس سجاد محمدی و آقای هادی قنبری صمیمانه سپاسگذارم و آرزوی موفقیت برای ایشان دارم.

تعهد نامه

اینجانب **بهنام ضیایی طبالوندانی** دانشجوی دوره کارشناسی ارشد رشته **مهندسی معدن - اکتشاف** دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک دانشگاه صنعتی شاهرود نویسنده پایان نامه **مدل سازی عیاری و تخمین ذخیره معدن طلای زرشوران با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی و زمین آمار با در نظر گرفتن عدم قطعیت عیار تحت راهنمایی آقای دکتر رضا خالوکاکائی و خانم دکتر سوسن ابراهیمی متعهد می شوم:**

- 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 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، برنامه های 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.

لیست مقالات مستخرج از پایان نامه:

۱- مدل سازی عیاری و تخمین ذخیره معدن طلای زرشوران با استفاده از نرم افزار DATAMINE، سی و

پنجمین گردهمایی ملی علوم زمین، ۱ تا ۳ اسفند ۱۳۹۵، تهران.

چکیده

مدل سازی عیاری و تخمین ذخیره کانسارها به خصوص در معادن در حال بهره برداری، یکی از مهم ترین پارامترهای لازم برای طراحی و برنامه ریزی تولید معدن است. روش های تخمین عیار به طور کلی به دو گروه روش های هندسی و روش های مبتنی بر فاصله تقسیم می شوند. از جمله روش های هندسی می توان به روش های چند ضلعی، مثلثی، مقاطع اشاره کرد و از روش های مبتنی بر فاصله می توان به روش عکس مجذور فاصله، روش زمین آمار اشاره کرد.

در این پایان نامه، تخمین عیار معدن طلای زرشوران که در ۲۵ کیلومتری شمال شهر تکاب در استان آذربایجان غربی واقع شده است، به روش های عکس مجذور فاصله، زمین آمار و شبکه های عصبی مصنوعی صورت گرفته است. در ابتدا روی اطلاعات داده های اکتشافی موجود، تحلیل های آماری کلاسیک انجام شد و وجود یا عدم وجود روند در داده ها بررسی شد و سپس مدل هندسی کانسار تهیه گردید. سپس مدل بلوکی ماده معدنی تهیه شد و با روش عکس مجذور فاصله عیاردهی به بلوک ها صورت گرفت و با استفاده از آن تخمین ذخیره صورت گرفت.

در مرحله ی بعد از مدل بلوکی ماده معدنی استفاده شد تا به روش زمین آماری کریجینگ تخمین عیار صورت گیرد. به این منظور پس از ترسیم هیستوگرام داده ها و نرمال کردن آن ها، در جهات مختلف واریوگرام رسم شد تا بزرگترین شعاع تاثیر مشخص شود. شعاع تأثیر در جهت افقی و قائم به ترتیب برابر ۷۲ و ۲۷ متر به دست آمد. پس از برازش مدل به واریوگرام، تخمین عیار به روش کریجینگ صورت گرفت و با استفاده از آن تخمین ذخیره انجام شد.

در مرحله بعد تخمین عیار با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی انجام شد. این شبکه ها با الهام از سیستم عصبی انسان به وجود آمده اند و قابلیت یادگیری دارند و می توانند روابط غیر خطی بین ورودی ها و خروجی ها را تشخیص دهند. در تخمین عیار با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، پس از آموزش شبکه

با داده‌های اکتشافی، رابطه بین الگوهای ورودی که همان مختصات مکانی نمونه‌ها می‌باشند و الگوهای خروجی که عیار ماده معدنی است به‌وسیله شبکه مشخص می‌شود و از این رابطه برای درونیابی عیار تعمیم داده می‌شود. برای تخمین عیار بلوک‌ها از دو نوع شبکه پس‌انتشار خطا و شبکه شعاعی استفاده شد و سپس تخمین ذخیره صورت گرفت.

سپس با استفاده از روش شبیه‌سازی متوالی گوسی (SGS) به عنوان روشی ساده و سودمند در زمین‌آمار برای شبیه‌سازی، تعداد ۱۰۰ شبیه‌سازی زمین‌آماري انجام شد و برای هر شبیه‌سازی تخمین ذخیره صورت گرفت. در نهایت به ازای عیار حد ۰/۴ گرم بر تن برای روش‌های عکس مجذور فاصله، زمین‌آمار، شبیه‌سازی و شبکه عصبی مصنوعی به ترتیب ۱۴۹، ۱۳۷، ۱۹۵ و ۱۵۱ تن طلا بدست آمد.

روش‌های عکس مجذور فاصله و شبکه‌های عصبی مصنوعی، به دلیل شدت و بازه‌ی تغییرات زیاد عیار طلا دارای خطای زیادی هستند بنابراین تخمین دقیقی را ارائه نمی‌کنند. روش‌های کریجینگ و شبیه‌سازی زمین‌آماري به دلیل در نظر گرفتن ساختار فضایی داده‌ها، دارای خطای کمتری هستند که شبیه‌سازی زمین‌آماري به دلیل حذف اثر هموارسازی روش کریجینگ و محاسبه‌ی میزان تناژ ذخیره در سطح اعتماد ۰/۹۵، دارای دقت بالاتری می‌باشد.

کلمات کلیدی:

زرشوران، کریجینگ، شبکه‌های عصبی مصنوعی، عکس مجذور فاصله، شبیه‌سازی متوالی گوسی، تخمین ذخیره

فهرست مطالب

فصل اول	۱
کلیات	۱
۲-۱- بیان مساله	۲
۳-۱- ضرورت تحقیق	۳
۴-۱- اهداف تحقیق	۵
۶-۱- ساختار پایان نامه	۷
فصل دوم	۹
کلیاتی درباره معدن طلای زرشوران	۹
۱-۲- مقدمه	۱۰
۲-۲- موقعیت جغرافیایی و شرایط آب و هوایی منطقه	۱۱
۳-۲- زمین شناسی عمومی کانسار طلای زرشوران	۱۲
۴-۲- زمین شناسی اقتصادی	۱۷
۵-۲- ۱- دگرسانی سیلیسی	۱۸
۵-۲- ۲- دگرسانی سربستی - آرژیلیتی	۱۹
۵-۲- ۳- دگرسانی آلونیتی	۲۰
۶-۲- ۶- کانی سازی	۲۱
فصل سوم	۲۳
روش شناسی	۲۳
۱-۳- مقدمه	۲۴
۲-۳- روش های تخمین ذخیره	۲۴
۳-۲- ۱- روش های هندسی	۲۴
۳-۲- ۲- روش های مبتنی بر فاصله	۲۵
۳-۳- روش زمین آمار	۲۶
۴-۳- روش شبکه های عصبی مصنوعی	۳۰

۳۲.....	۳-۴-۱- انواع یادگیری شبکه
۳۲.....	۳-۴-۱-۱- یادگیری با ناظر
۳۳.....	۳-۴-۱-۲- یادگیری بدون ناظر
۳۳.....	۳-۴-۱-۳- یادگیری تشدید (تقویتی)
۳۴.....	۳-۴-۲- شبکه‌های چند لایه پرسپترون
۳۶.....	۳-۴-۳- شبکه عصبی مصنوعی پسانتشار خطا (BPNN)
۳۷.....	۳-۴-۴- شبکه‌های عصبی شعاعی (RBF)
۳۸.....	۳-۴-۵- شبکه عصبی رگرسیون عمومی GRNN
۳۹.....	۳-۴-۶- آموزش شبکه
۴۰.....	۳-۴-۷- پارامترهای شبکه
۴۱.....	۳-۴-۷-۱- تعداد لایه‌های پنهان
۴۱.....	۳-۴-۷-۲- تعداد نرون‌های لایه پنهان
۴۱.....	۳-۴-۷-۳- نوع تابع محرک
۴۲.....	۳-۴-۷-۴- مقدار دهی اولیه وزنها و بایاس
۴۳.....	۳-۴-۷-۵- نرخ یادگیری
۴۳.....	۳-۴-۷-۶- گشتاور (ممنتوم)
۴۳.....	۳-۴-۷-۷- معیارهای توقف آموزش
۴۴.....	۳-۴-۷-۸- ارزیابی شبکه
۴۶.....	۳-۴-۸- مقایسه شبکه‌های MLP و RBF
۴۶.....	۳-۴-۸-۱- تفاوت‌های ساختاری
۴۷.....	۳-۴-۸-۲- تفاوت‌های عملکردی
۴۸.....	۳-۴-۹- مزایا و معایب شبکه‌های عصبی مصنوعی
۴۹.....	۳-۱۰- نتیجه‌گیری
۵۱.....	فصل چهارم
۵۱.....	تخمین ذخیره کانسار طلای معدن زرشوران
۵۲.....	۴-۱- مقدمه

۵۲	۲-۴- تهیه مدل بلوکی زمین‌شناسی
۵۳	۲-۴-۱- آماده‌سازی اطلاعات ورودی
۵۶	۲-۴-۲- پردازش اطلاعات
۵۶	۲-۴-۱-۲- بررسی آماری داده‌ها
۵۷	۲-۴-۲-۲- منظم کردن (کامپوزیت) داده‌ها
۵۹	۲-۴-۳- بررسی وجود یا عدم وجود روند
۶۰	۲-۴-۴- بررسی مقادیر خارج از ردیف
۶۱	۲-۴-۵- تهیه مقاطع زمین‌شناسی
۶۲	۲-۴-۶- مدل سه‌بعدی کانسار
۶۳	۲-۴-۷- بلوک‌بندی مدل
۶۳	۲-۴-۱-۷- ابعاد بلوک‌ها
۶۴	۲-۴-۲-۷- بلوک‌بندی
۶۵	۲-۴-۳- تخمین ذخیره با روش عکس مجذور فاصله
۶۸	۲-۴-۴- مراحل تخمین ذخیره به روش زمین‌آمار
۶۸	۲-۴-۱- آزمون فرض نرمال بودن داده‌ها
۷۲	۲-۴-۳- واریوگرافی و مدل‌سازی واریوگرام
۷۳	۲-۴-۴- اعتبارسنجی متقابل واریوگرام
۷۵	۲-۴-۵- تخمین زمین‌آمار با روش کریجینگ بلوکی
۷۹	۲-۴-۵- مراحل انجام تخمین ذخیره با شبکه‌های عصبی مصنوعی
۸۰	۲-۴-۱-۵- جمع‌آوری داده‌ها
۸۰	۲-۴-۲-۵- تقسیم‌بندی و آماده‌سازی داده‌ها
۸۱	۲-۴-۳-۵- انتخاب نوع شبکه مورد استفاده
۸۱	۲-۴-۴-۵- کد نویسی
۸۲	۲-۴-۵-۵- طراحی و آموزش شبکه عصبی تخمین‌گر
۸۲	۲-۴-۵-۱-۵- طراحی شبکه عصبی پس‌انتشار خطا
۸۶	۲-۴-۵-۲- طراحی شبکه عصبی شعاعی
۹۰	۲-۴-۶- محاسبه ذخیره

۹۳.....	۴-۵- نتیجه گیری
۹۷.....	فصل پنجم:
۹۷.....	شبیه سازی و نقشه های عیار بلوک ها در پلان کانسار با روش کریجینگ
۹۸.....	۵-۱- مقدمه
۱۰۱.....	۵-۲-۱- اعتبارسنجی شبیه سازی ها
۱۰۵.....	۵-۲-۲- تخمین ذخیره
۱۱۲.....	۵-۳- نقشه های عیار بلوک ها در پلان کانسار با روش کریجینگ
۱۱۴.....	۵-۴- نتیجه گیری
۱۱۷.....	فصل ششم:
۱۱۷.....	نتیجه گیری و پیشنهادات
۱۱۸.....	۶-۱- مقدمه
۱۲۰.....	۶-۲- نتیجه گیری
۱۲۲.....	۶-۳- پیشنهادات
۱۲۳.....	منابع
۱۲۷.....	پیوست
۱۲۷.....	پیوست الف:
۱۲۷.....	نتایج شبکه عصبی پس انتشار خطا
۱۳۹.....	پیوست ب:
۱۹۰.....	پیوست ج:
۱۹۰.....	نقشه های عیار بلوک ها در پلان کانسار با روش کریجینگ در ترازهای ارتفاعی مختلف

فهرست شکل‌ها

- شکل ۲-۱- مختصات جغرافیایی و موقعیت گمانه‌های اکتشافی حفر شده محدوده معدنی طلای زرشوران. ۱۰
- شکل ۲-۲- نقشه راهنمای راه‌ها، جهت دسترسی به منطقه مورد مطالعه. ۱۱
- شکل ۲-۳- نقشه ساده شده ساختاری ایران و موقعیت محدوده مورد مطالعه بر روی آن ۱۲
- شکل ۲-۴- موقعیت محدوده مورد مطالعه بر روی بخشی از نقشه ۱:۱۰۰۰۰۰ زمین‌شناسی تخت سلیمان ۱۳
- شکل ۳-۱: نمایش شعاع کاوش ۲۶
- شکل ۳-۲- مدل کروی برازش شده به واریوگرام تجربی ۲۹
- شکل ۳-۳- ساختار یک شبکه عصبی با سه لایه ۳۱
- شکل ۳-۴: نرون مصنوعی ۳۴
- شکل ۳-۵- آموزش شبکه عصبی با الگوریتم پس‌انتشار ۳۷
- شکل ۳-۶- ساختار یک شبکه RBF به همراه تابع محرک شعاعی ۳۸
- شکل ۳-۷- ضرایب رگرسیون و پراکندگی متقابل داده‌ها ۴۶
- شکل ۳-۸- نمایش نحوه‌ی جداسازی الگوها در شبکه‌های MLP و RBF ۴۷
- شکل ۴-۱- روندنمای مراحل تهیه مدل بلوکی زمین‌شناسی توسط نرم‌افزار Datamine ۵۳
- شکل ۴-۲- فراوان‌نمای مربوط به طلا در معدن طلای زرشوران. ۵۷
- شکل ۴-۳- فراوان‌نمای طول نمونه‌ها ۵۹
- شکل ۴-۴- نمودار بررسی روند در جهت X ۵۹
- شکل ۴-۵- نمودار بررسی روند در جهت Y ۶۰
- شکل ۴-۶- نمودار بررسی روند در جهت Z ۶۰
- شکل ۴-۷- موقعیت گمانه‌های اکتشافی حفر شده در معدن طلای زرشوران ۶۱
- شکل ۴-۸- موقعیت مقاطع کنسار طلای زرشوران ۶۲
- شکل ۴-۹- نمای سه‌بعدی ماده معدنی و سطح زمین. ۶۳
- شکل ۴-۱۰- مقطع عرضی کلی مدل بلوکی ۶۵
- شکل ۴-۱۱- پلان مدل بلوکی عیاری ۶۵
- شکل ۴-۱۲- منحنی عیار- تناژ فلز محتوی (Au) معدن زرشوران با روش عکس مجذور فاصله. ۶۶
- شکل ۴-۱۳- منحنی عیار- تناژ ماده معدنی معدن زرشوران با روش عکس مجذور فاصله. ۶۶
- شکل ۴-۱۴- هیستوگرام توزیع فراوانی مربوط به داده‌های ورودی قبل از نرمال‌سازی ۶۹

- شکل ۴-۱۵- نمودار احتمال داده‌ها قبل از نرمال‌سازی ۶۹
- شکل ۴-۱۶- تبدیل امتیازات نرمال با استفاده از روش مستقیم بین تابع توزیع تجمعی داده‌های اصلی و تابع توزیع تجمعی نرمال ۷۰
- شکل ۴-۱۷- هیستوگرام توزیع فراوانی مربوط به داده‌های ورودی پس از نرمال‌سازی ۷۱
- شکل ۴-۱۸- نمودار احتمال داده‌ها پس از نرمال‌سازی ۷۱
- شکل ۴-۱۹- واریوگرام در جهت افقی و منحنی برازش یافته ۷۳
- شکل ۴-۲۰- واریوگرام در جهت قائم و منحنی برازش یافته ۷۳
- شکل ۴-۲۱- نمودار اعتبار سنجی متقابل برای مجموعه داده‌ها با روش کریجینگ معمولی ۷۴
- شکل ۴-۲۲- هیستوگرام عیار بلوک‌ها (بدون تبدیل معکوس) ۷۵
- شکل ۴-۲۳- هیستوگرام عیار بلوک‌ها پس از تبدیل معکوس به حالت واقعی اولیه ۷۶
- شکل ۴-۲۴- توزیع عیارها پس از تخمین زمین‌آماری در حالت نرمال بودن داده‌های تخمین ۷۶
- شکل ۴-۲۵- توزیع عیارها پس از تبدیل معکوس داده‌های تخمین به حالت اولیه ۷۷
- شکل ۴-۲۶- نمودار عیار- تناژ فلز محتوی طلا روش کریجینگ ۷۷
- شکل ۴-۲۷- نمودار عیار- تناژ ماده معدنی با روش کریجینگ ۷۸
- شکل ۴-۲۸- معماری شبکه عصبی مورد استفاده ۸۰
- شکل ۴-۲۹- نمودار ضریب همبستگی داده‌های آموزش شبکه‌ی انتخاب شده ۸۴
- شکل ۴-۳۰- نمودار ضریب همبستگی داده‌های آزمون شبکه‌ی انتخاب شده ۸۵
- شکل ۴-۳۱- نمایش خطای مینیمم در شبکه شعاعی ۸۷
- شکل ۴-۳۲- نمودار ضریب همبستگی داده‌های آموزش مربوط به شعاع ۸/۵ ۸۸
- شکل ۴-۳۳- نمودار ضریب همبستگی داده‌های آزمون مربوط به شعاع ۸/۵ ۸۸
- شکل ۴-۳۴- نمودار ضریب همبستگی داده‌های آموزش مربوط به شعاع ۳ ۸۹
- شکل ۴-۳۵- نمودار ضریب همبستگی داده‌های آزمون مربوط به شعاع ۳ ۹۰
- شکل ۴-۳۶- منحنی عیار- تناژ تخمین ذخیره فلز محتوی طلا به روش شبکه عصبی مصنوعی ۹۱
- شکل ۴-۳۷- منحنی عیار- تناژ تخمین ذخیره ماده معدنی طلا به روش شبکه عصبی مصنوعی ۹۲
- شکل ۴-۳۸- مقایسه میزان ذخیره فلز محتوی (طلا) برای عیار حد ۰/۴ گرم بر تن ۹۴
- شکل ۴-۳۹- مقایسه میزان ذخیره ماده معدنی برای عیار حد ۰/۴ گرم بر تن ۹۵
- شکل ۵-۱- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۱ ۹۹
- شکل ۵-۲- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۲ ۱۰۰

شکل ۵-۳- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۳.....	۱۰۰
شکل ۵-۴- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۴.....	۱۰۰
شکل ۵-۵- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۵.....	۱۰۱
شکل ۵-۶- هیستوگرام شبیه‌سازی ۱.....	۱۰۲
شکل ۵-۷- هیستوگرام شبیه‌سازی ۲.....	۱۰۲
شکل ۵-۸- هیستوگرام شبیه‌سازی ۳.....	۱۰۳
شکل ۵-۹- هیستوگرام شبیه‌سازی ۴.....	۱۰۳
شکل ۵-۱۰- هیستوگرام شبیه‌سازی ۵.....	۱۰۴
شکل ۵-۱۱- واریوگرام تمام شبیه‌سازی‌ها و واریوگرام عیار طلا.....	۱۰۴
شکل ۵-۱۲- هیستوگرام تناژ ماده معدنی برای شبیه‌سازی‌ها و تخمین کریجینگ.....	۱۰۸
شکل ۵-۱۳- هیستوگرام تناژ فلز محتوی برای شبیه‌سازی‌ها و تخمین کریجینگ.....	۱۰۹
شکل ۵-۱۴- هیستوگرام فلز محتوی (طلا).....	۱۱۰
شکل ۵-۱۵- هیستوگرام ماده معدنی.....	۱۱۱
شکل ۵-۱۶- پلان نحوه توزیع عیار در تراز ۲۳۳۴.....	۱۱۲
شکل ۵-۱۷- پلان نحوه توزیع عیار در تراز ۲۳۴۴.....	۱۱۲
شکل ۵-۱۸- پلان نحوه توزیع عیار در تراز ۲۳۵۴.....	۱۱۳
شکل ۵-۱۹- پلان کانسار نحوه توزیع عیار در تراز ۲۳۶۴.....	۱۱۳
شکل ۵-۲۰- پلان کانسار نحوه توزیع عیار در تراز ۲۳۷۴.....	۱۱۳
شکل ۵-۲۱- مقایسه نتایج تخمین ذخیره ماده معدنی با روش کریجینگ و شبیه‌سازی.....	۱۱۴
شکل ۵-۲۱- مقایسه نتایج تخمین ذخیره فلز محتوی (طلا) با روش کریجینگ و شبیه‌سازی.....	۱۱۵
شکل ۶-۱- تناژ ماده معدنی با استفاده از روشهای عکس مجذور فاصله، کریجینگ، شبیه‌سازی و شبکه عصبی.....	۱۲۱
شکل ۶-۲- تناژ فلز محتوی (طلا) با استفاده از روشهای عکس مجذور فاصله، کریجینگ، شبیه‌سازی و شبکه عصبی.....	۱۲۱

فهرست جدول‌ها

جدول ۳-۱- الگوریتم‌های آموزش در نرم افزار MATLAB.....	۴۰
جدول ۳-۲- انواع تابع محرک همراه با علائم اختصاری.....	۴۲
جدول ۴-۱- بخشی از فایل Assay.....	۵۴
جدول ۴-۲- بخشی از فایل Collar.....	۵۴
جدول ۴-۳- بخشی از فایل Survey.....	۵۵
جدول ۴-۴- بخشی از فایل Geology.....	۵۵
جدول ۴-۵- بخشی از فایل نقاط توپوگرافی.....	۵۶
جدول ۴-۶- بخشی از فایل ادغام شده گمانه‌ها.....	۵۸
جدول ۴-۷- اطلاعات آماری مربوط به توده ماده معدنی.....	۶۴
جدول ۴-۸- مختصات شروع بلوک‌بندی و تعداد بلوک‌ها در هر جهت.....	۶۴
جدول ۴-۹- داده‌های منحنی عیار- تناژ فلز محتوی (طلا) در روش عکس مجذور فاصله.....	۶۷
جدول ۴-۱۰- داده‌های منحنی عیار- تناژ ماده معدنی در روش عکس مجذور فاصله.....	۶۷
جدول ۴-۱۱- نتایج تخمین ذخیره فلز محتوی طلا به روش کریجینگ به ازای عیار حد های مختلف.....	۷۸
جدول ۴-۱۲- نتایج تخمین ذخیره ماده معدنی به روش کریجینگ به ازای عیار حد های مختلف.....	۷۹
جدول ۴-۱۳- مطلوب‌ترین نتایج مربوط به الگوریتم trainlm در شبکه پسانتشار خطا.....	۸۳
جدول ۴-۱۴- مشخصات شبکه‌ی انتخاب شده.....	۸۴
جدول ۴-۱۵- میزان خطای آزمون و ضریب همبستگی آزمون با استفاده از عیار آرسنیک با الگوریتم trainlm.....	۸۶
جدول ۴-۱۶- میزان خطا و ضرایب رگرسیون در آموزش با شعاع‌های مختلف.....	۸۷
جدول ۴-۱۷- میزان خطا و ضرایب رگرسیون در آموزش با شعاع‌های مختلف با اضافه شدن عیار آرسنیک.....	۸۹
جدول ۴-۱۸- نتایج حاصل تخمین ذخیره فلز محتوی طلا به ازای عیار حدهای مختلف.....	۹۲
جدول ۴-۱۹- نتایج حاصل تخمین ذخیره ماده معدنی طلا به ازای عیار حدهای مختلف.....	۹۳
جدول ۵-۱- نتایج تخمین ذخیره شبیه‌سازی‌ها به همراه تخمین ذخیره به روش کریجینگ برای عیار حد ۰/۴ گرم بر تن.....	۱۰۵
جدول ۵-۲- نتایج محاسبه سطح زیر نمودار برای تخمین تناژ فلز محتوی (طلا) در سطح اعتماد ۹۵٪.....	۱۱۰
جدول ۵-۳- نتایج محاسبه سطح زیر نمودار برای تخمین تناژ ماده معدنی در سطح اعتماد ۹۵٪.....	۱۱۱

فصل اول

کلیات

۱-۱- مقدمه

تخمین ذخیره یکی از مهم‌ترین مراحل عملیات اکتشافی می‌باشد و نتایج آن نقش مهمی در تبدیل کانسار به معدن دارد. معدن طلای زرشوران یکی از مهم‌ترین معادن طلای ایران می‌باشد؛ که مطالعات زمین‌شناسی، ژئوشیمیایی، ژئوفیزیکی و معدنی بسیاری بر روی آن انجام یافته است. از آنجا که مطالعات معدنی و تخمین ذخیره بر روی هر کانسار، بستگی به تعداد گمانه‌های موجود دارد؛ لذا در این پایان‌نامه سعی بر آن است که با جدیدترین و بیشترین تعداد گمانه‌های حفر شده (۹۶ گمانه) مدل‌سازی و تخمین ذخیره صورت گیرد.

معدن طلای زرشوران در جنوب شرق محدوده جغرافیائی استان آذربایجان غربی و در فاصله ۵ کیلومتری شمال تا شمال‌شرقی روستای زرشوران و در فاصله ۲۵ کیلومتری شمال شهر تکاب واقع شده است. از لحاظ زمین‌شناسی ساختاری ایران، بخشی از زون ماگمایی ارومیه- دختر بوده و در زون زمین‌شناسی ایران مرکزی واقع شده است [۱]. کانی‌سازی در این معدن به سه شکل رگه‌ای (در زون‌های سیلیسی)، لایه‌ای (در آهک کربن‌دار زرشوران و آهک با رگچه‌های زرنیخ چالداغ) و توده‌ای (در محدوده مرکزی معدن زرنیخ) تشکیل شده است.

۱-۲- بیان مساله

روش‌های تخمین عیار به دو گروه روش‌های هندسی و روش‌های مبتنی بر فاصله تقسیم می‌شوند. از روش‌های هندسی می‌توان به روش‌های چند ضلعی، مثلثی، مقاطع، متوسط‌گیری ریاضی و خطوط تراز و از روش‌های مبتنی بر فاصله می‌توان به روش‌های عکس مجذور فاصله، زمین آمار، شبکه عصبی مصنوعی، فازی- عصبی و ... اشاره کرد. در همه این روش‌ها، کانسار به قطعات کوچک‌تری که وضعیت ماده معدنی در هر یک از آن‌ها تقریباً مشابه بوده تقسیم شده و در نهایت با حاصل‌ضرب حجم، وزن مخصوص و عیار هر یک از این قطعات کوچک، ذخیره کل کانسار تعیین می‌شود. روش‌های تخمین هندسی بر اصول

تجربی استوار هستند و تغییرپذیری عیار یا ضخامت در آن‌ها خطی در نظر گرفته می‌شود. در صورتی که توزیع عیار و ضخامت در کانسار ساختاردار باشد روشی که بتواند دقیق‌تر از روش‌های هندسی عمل کند زمین‌آمار است، در غیر این صورت زمین‌آمار نیز در تخمین دقیق پارامترهای لازم جهت تخمین ذخیره کارایی نخواهد داشت. در این مورد که کمیت عیار یا ضخامت فاقد ساختار فضایی است یا از ساختار ضعیفی برخوردار است، روش شبکه‌های عصبی مصنوعی ممکن است مفیدتر واقع شود. این روش‌ها در دقت، سرعت، الگوریتم محاسبه و اطلاعات مورد نیاز، با یکدیگر تفاوت دارند [۲].

روش دیگری که می‌توان از آن به عنوان یک روش قابل اعتماد و با قابلیت و عملکرد بالا نام برد یکی از شاخه‌های هوش مصنوعی می‌باشد که به شبکه‌های عصبی مصنوعی معروف است. این روش در سال‌های اخیر از لحاظ علمی نتایج خوب و قابل قبولی در رابطه با مدل‌سازی‌های مرتبط با علوم زمین داده است. از مزایای مدل‌سازی کانسار با شبکه عصبی، انعطاف‌پذیری بالای این روش می‌باشد که علاوه بر عیارهای حاصل از گمانه‌های حفاری می‌توان از سایر اطلاعات زمین‌شناسی مانند سنگ‌شناسی و دگرسانی نیز استفاده کرد.

۳-۱- ضرورت تحقیق

در روش‌های هندسی تخمین عیار، نحوه تقسیم‌بندی کانسار، تابع شکل و ابعاد شبکه حفاری اکتشافی می‌باشد؛ اما در روش‌های مبتنی بر فاصله تخمین عیار، از مدل بلوکی جهت تقسیم کانسار به ابعاد کوچک منظم و یک اندازه استفاده می‌شود. علاوه بر این، در روش‌های مبتنی بر فاصله جهت تعیین مقدار متوسط وزنی و عیاری هر یک از این قطعات، به جای استفاده از روش‌های متوسط‌گیری ریاضی یا روش درون‌یابی مانند نزدیکترین همسایگی، عکس مجذور فاصله و... از روش‌های پیشرفته زمین‌آماري نظیر کریجینگ استفاده می‌شود. استفاده از روش‌های تخمین عیار هندسی، به دلیل خطای بالا و عدم ارائه میزان خطا در هر بخش، به‌خصوص در مدل‌سازی فضایی کانسارهای با شکل هندسی پیچیده و یا مدل‌سازی عیاری

کانسارهای رگه‌ای و مواد معدنی کم عیار مثل طلا، فقط می‌تواند یک ایده کلی از شکل و میزان ذخیره و عیار و وزن مخصوص میانگین ماده معدنی را به‌دست آورد و برای رسیدن به یک مدل معتبر و قابل اعتماد، می‌بایست از روش‌های مبتنی بر فاصله تخمین عیار استفاده شود.

استفاده از علم زمین‌آمار در تخمین عیار کانسارها با توجه به در نظر گرفتن ارتباط فضایی عیار نمونه‌ها در نقاط مختلف کانسار، گسترش قابل توجهی یافته است. انجام محاسبات متعدد و حل معادلات پیچیده در تخمین گر کریجینگ، به‌خصوص در کانسارهای بزرگ، به‌منظور تخمین عیار به‌روش زمین‌آمار، استفاده از نرم‌افزارهای ویژه را ضروری ساخته است. مهم‌ترین قابلیت تخمین زمین‌آماری این است که برای هر تخمینی (در مقیاس یک نقطه یا یک بلوک) میزان خطای وابسته به آن محاسبه می‌شود، از این رو می‌توان ملاکی برای اعتماد به تخمین‌های زمین‌آماری در دست داشت. چنین توانایی این امکان را می‌دهد، تا ذخیره را بر اساس خطای وابسته به تخمین طبقه‌بندی کرد. همچنین می‌توان حدود اطمینان به تناژ و عیار ذخیره را نیز برآورد کرد. GSLIB یک کد و نرم‌افزار تخصصی زمین‌آماری است که با استفاده از آن تحلیل‌های زمین‌آماری مانند رسم هیستوگرام، نرمال‌سازی داده‌ها، رسم واریوگرام، تخمین، شبیه‌سازی و ... صورت می‌گیرد.

شبکه‌های عصبی تخمین‌گرهای مدل آزاد هستند که می‌توانند به صورت غیرخطی تخمین بزنند و قابلیت یادگیری دارند. این روش به در نظر گرفتن هیچ فرضی در مورد عوامل موثر بر تغییرات فضایی عیار ماده معدنی در اطراف گمانه‌ها ندارد. در این روش، داده‌های عیار در موقعیت گمانه‌های حفر شده مرتباً به شبکه نشان داده می‌شوند تا شبکه آموزش ببیند. با ارائه تعداد کافی از مثال‌های آموزشی، شبکه می‌تواند رابطه بین الگوهای ورودی (مختصات) و الگوهای خروجی (مانند عیار ماده معدنی) را بیابد، سپس این رابطه را برای درون‌یابی عیار بین گمانه‌ها تعمیم دهد. ورودی شبکه‌های عصبی، X ، Y ، Z و عیار ماده معدنی می‌باشد و خروجی آن عیار تخمین زده شده در مختصات مورد نظر (مختصات بلوک‌ها) می‌باشد.

از آنجا که ارزیابی ذخیره و مدل‌سازی‌های سه‌بعدی پیشین معدن طلای زرشوران که با استفاده از نرم‌افزار Datamine بر روی تعداد کمی از گمانه‌های حفاری (۱۹ گمانه اکتشافی حفر شده توسط شرکت‌های ایرانی، مینورکو و انگلوامریکن) انجام شده است و همچنین مدل‌سازی سه‌بعدی با استفاده از ۳۰ گمانه اکتشافی انجام گرفته است لذا استفاده از روش‌های نوین تخمین عیار و مدل‌سازی سه‌بعدی و عیاری مانند روش‌های زمین‌آمار و شبکه عصبی با استفاده از داده‌های تکمیلی و جدیدتر گمانه‌ها (۹۶ گمانه حفر شده با عمق‌های ۱۴/۶ تا ۲۳۴ متری) به دلیل تعداد نمونه‌های بیشتر (۱۰۴۴۲ نمونه آنالیز به ازای هر ۱ متر حفاری) می‌تواند بسیار سودمند باشد. همچنین تخمین ذخیره با عدم قطعیت عیار (نقشه‌های E-type) و مدل‌سازی بلوکی با نرم‌افزار Datamine می‌تواند بسیار مفید باشد.

۱-۴- اهداف تحقیق

هدف اصلی از این تحقیق، مدل‌سازی و تهیه مدل بلوکی با نسخه ۳/۲۱ نرم‌افزار Datamine، تخمین ذخیره با عدم قطعیت عیار و تخمین ذخیره با شبکه عصبی می‌باشد. دیگر اهداف این تحقیق عبارتند از:

❖ تهیه مدل بلوکی سه‌بعدی و ارزیابی ذخیره کانسار با نرم‌افزار Datamine و تخمین ذخیره با روش

عکس مجذور فاصله.

❖ تخمین ذخیره کانسار طلای زرشوران با استفاده از روش کریجینگ.

❖ شبیه‌سازی زمین‌آمار و تخمین ذخیره برای هر شبیه‌سازی.

❖ تهیه نقشه‌های با عدم قطعیت عیار.

❖ تخمین ذخیره کانسار طلای زرشوران با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی.

❖ مقایسه نتایج و روش‌های ذکر شده.

۱-۵- مطالعات کارهای پیشین

مدل‌سازی ذخیره به روش Datamine مدت زمان زیادی است که مورد استفاده قرار می‌گیرد. در مطالعات زمین‌شناسی و جغرافیایی، بیش از یک دهه است که شبکه‌های عصبی مصنوعی در زمینه تخمین عیار (ذخیره) استفاده می‌شوند. مطالعات زیادی در زمینه کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی و زمین‌آمار در تخمین ذخیره صورت گرفته است که می‌توان به موارد ذیل اشاره نمود:

فراهانی (۱۳۹۰)، با استفاده از ۱۹ گمانه‌ی حفر شده توسط شرکت انگلوآمریکن مدل سه‌بعدی تهیه شده و بلوک‌بندی کانسار طلای زرشوران انجام گرفته است. سپس با بررسی زمین‌آمار و رسم واریوگرام و تعیین پارامترهای مورد نیاز برای تخمین ذخیره، تخمین ذخیره کانسار طلای زرشوران انجام گرفته است. با توجه به تخمین‌های زده شده میزان ذخیره کانسار طلای زرشوران به ازای عیار حد ۱ گرم در تن برابر ۶/۷۴ میلیون تن با عیار حد متوسط ۶/۰۴ می‌باشد [۳].

توسلی (۱۳۸۸)، با استفاده از اطلاعات ۳۰ گمانه و با طول ترکیب‌های ۳، ۵، ۷/۵ و ۱۰ متر مدل‌سازی و تخمین ذخیره کانسار طلای زرشوران انجام شد. بر مبنای عیار حد ۱ گرم بر تن، ذخیره زمین‌شناسی کانسار بالغ بر ۱۲/۵۴ میلیون تن کانسنگ با عیار متوسط ۴/۴ گرم بر تن و ذخیره استخراجی ۱۲/۵۱ میلیون تن با عیار متوسط ۴/۱۸ گرم بر تن برآورد شده است [۴].

کاپاگریدیس^۱ و همکاران (۱۹۹۹) بر اساس شبکه‌های عصبی مصنوعی نرم‌افزار GEMNET II و Vulcan 3D را ارائه کردند که قابلیت سه‌بعدی کردن نتایج را داشت. استفاده از نتایج این نرم‌افزار در چندین کانسار، کارایی آن را در کاهش زمان محاسبه ذخیره مشخص کرد [۵].

کاپاگریدیس و دنبی^۲ (۱۹۹۸) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی از نوع شبکه پایه شعاعی، توزیع فضایی عیار در یک کانسار مس را مدل‌سازی کردند [۶].

¹ Kapageridis

² Denby

همچنین در زمینه‌ی کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی در تخمین ذخیره، می‌توان به تخمین ذخیره کانسار مس سونگون با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی [۷]، تخمین ذخیره کانسار سنگ آهن دلکن با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی [۸] و تخمین ذخیره بخش مرکزی کانسار سرب و روی مهدی آباد یزد با تکنیک شبکه عصبی مصنوعی [۹] اشاره کرد.

در زمینه‌ی استفاده از روش‌های زمین‌آماري در ارزیابی ذخیره نیز می‌توان به ارزیابی ذخیره کانسار مس چاه‌فیروز به روش مدل‌سازی زمین‌آماري [۱۰]، مدل‌سازی، مطالعات زمین‌آماري و ارزیابی ذخیره مس سونگون اهر [۱۱] و تخمین ذخیره معدن گوشفیل به روش شبیه‌سازی زمین‌آماري [۱۲] اشاره نمود.

۱-۶- ساختار پایان‌نامه

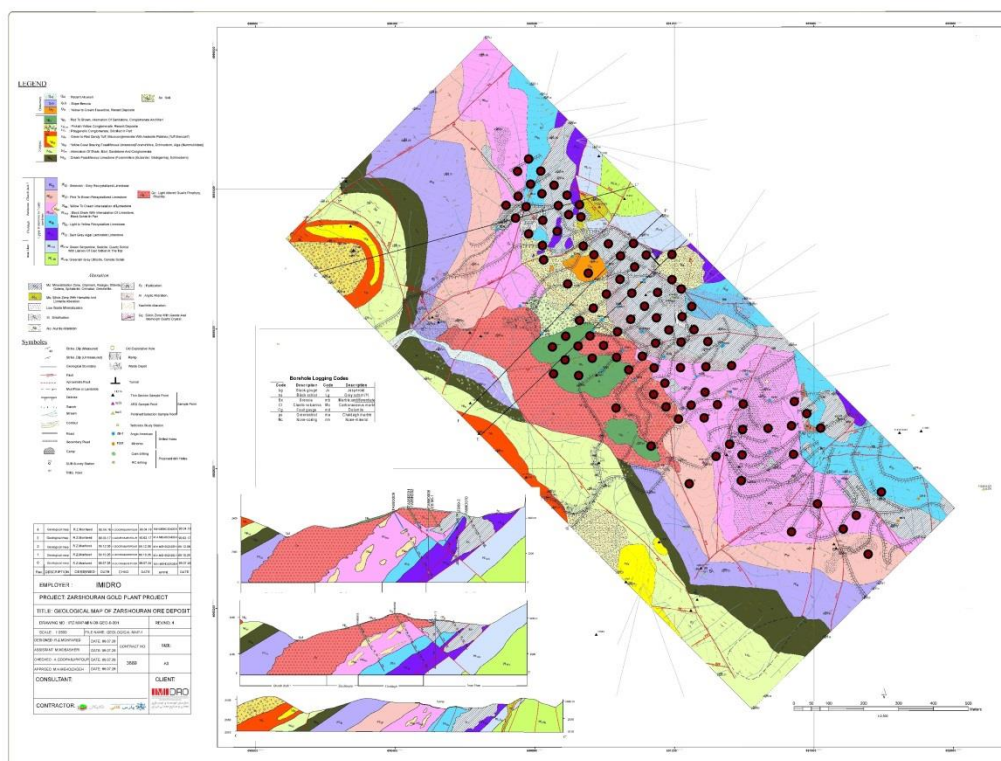
این پایان‌نامه شامل شش فصل می‌باشد؛ که در فصل جاری کلیاتی در مورد مساله، ضرورت، روش و اهداف تحقیق توضیح داده شد. در فصل دوم زمین‌شناسی منطقه زرشوران مورد بررسی قرار می‌گیرد. فصل سوم به معرفی روش‌های تخمین ذخیره انجام شده در این پایان‌نامه که شامل شبکه عصبی مصنوعی، زمین‌آمار و Datamine می‌باشد پرداخته خواهد شد. در فصل چهارم توضیح و تفسیر تخمین ذخیره با روش عکس مجذور فاصله، زمین‌آمار و شبکه‌های عصبی پس‌انتشار خطا و شعاعی اختصاص می‌یابد. فصل پنجم در مورد شبیه‌سازی‌های زمین‌آماري بحث خواهد شد که شامل شبیه‌سازی تخمین ذخیره و نقشه‌های با عدم قطعیت عیار می‌باشند. در فصل ششم نتایج تخمین ذخیره با روش‌های مختلف مقایسه می‌شوند و در نهایت پیشنهاداتی جهت بهبود و ادامه کار ارائه می‌گردند.

فصل دوم

زمین‌شناسی معدن طلای زرشوران

۱-۲- مقدمه

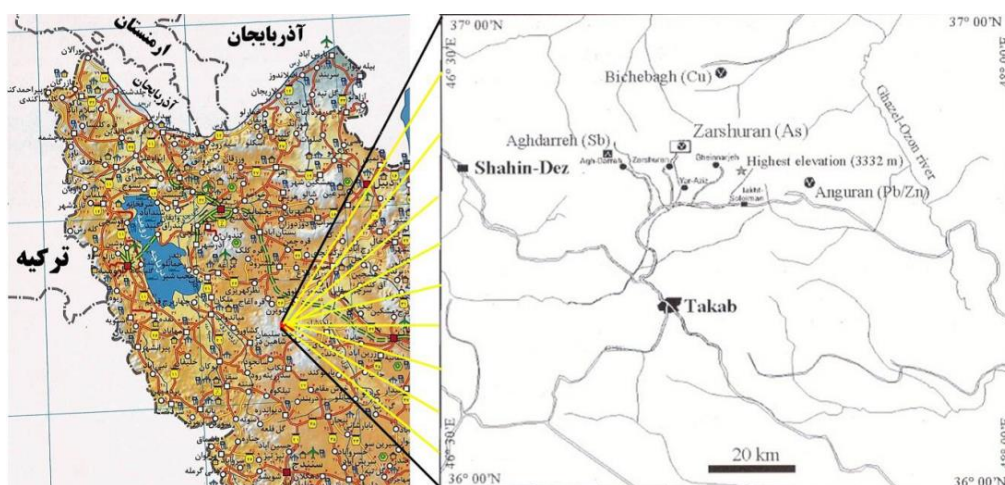
معادن طلای زرشوران در چهارگوش ۱:۲۵۰۰۰۰ تکاب و ورقه ۱:۱۰۰۰۰۰ تخت سلیمان واقع شده است، مختصات جغرافیایی محدوده مورد مطالعه و موقعیت گمانه‌های اکتشافی حفر شده، در نقشه زمین‌شناسی شکل ۱-۲ آورده شده است. سنگ میزبان کانی‌سازی، واحدهای دگرگونی پرکامبرین و پالئوزوئیک و واحدهای آتشفشانی سنوزوئیک می‌باشند، این محدوده در تقسیم‌بندی ساختاری ایران در زون ماگمایی ارومیه- دختر واقع شده است [۱].



شکل ۱-۲- مختصات جغرافیایی و موقعیت گمانه‌های اکتشافی حفر شده محدوده معدنی طلای زرشوران.

۲-۲- موقعیت جغرافیایی و شرایط آب و هوایی منطقه

بهترین راه دسترسی به منطقه، استفاده از مسیر آسفالتی تکاب- شاهین‌دژ است؛ که در کنار روستای پهلوان در نزدیکی تکاب قرار دارد. جاده آسفالتی دیگری منشعب از جاده اصلی از شمال به سمت آبادی‌های شیرمرد در نزدیکی مدخل دره یار عزیز- زرشوران است. از آبادی زرشوران جاده‌ای به سمت جنوب به طول ۵ کیلومتر وجود دارد؛ که تا محل معدن ادامه می‌یابد. در شکل (۲-۲) موقعیت محدوده مورد مطالعه در نقشه راهنمای راه‌ها قابل مشاهده است. ارتفاع متوسط محدوده مورد مطالعه از سطح دریا ۲۳۵۰ متر می‌باشد، حداقل ارتفاع در محل تلاقی دو آبراهه معدن زرشوران و بخیربولاغی ۲۲۰۰ متر است و حداکثر ارتفاع در قله کوه چالداغ ۲۷۹۶ متر می‌باشد. بلندترین ارتفاع منطقه تکاب، کوه بلقیس با ارتفاع ۳۳۳۲ متر می‌باشد که در ۱۸ کیلومتری جنوب شرق معدن واقع شده است. [۱۳].



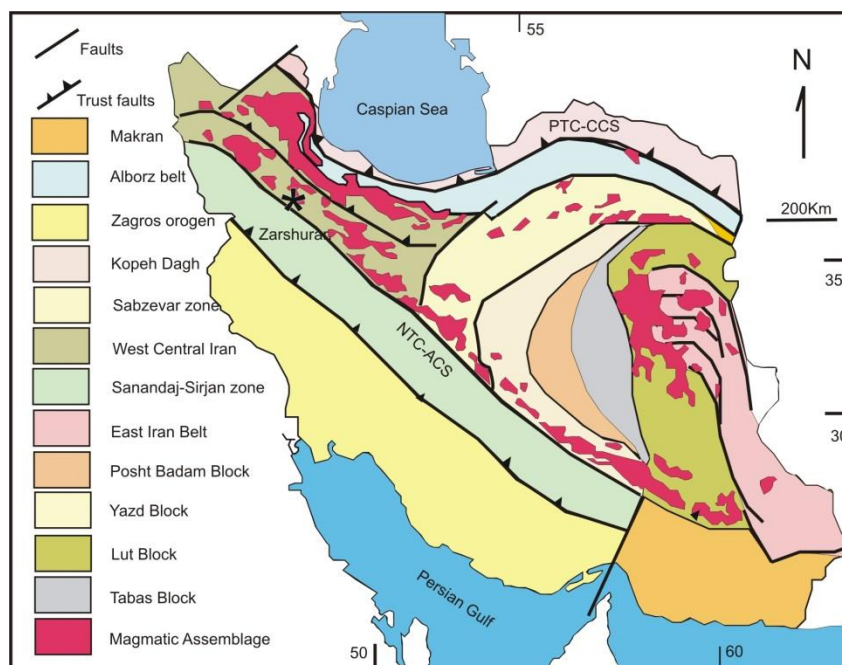
شکل ۲-۲- نقشه راهنمای راه‌ها، جهت دسترسی به منطقه مورد مطالعه (زرشوران در شمال تکاب با علامت مربع مشخص شده است).

از نظر شرایط آب و هوایی، با توجه به اینکه محدوده معدنی زرشوران در ارتفاعات طاقدیس ایمان‌خان قرار گرفته و ارتفاع متوسط آن از سطح دریا حدود ۲۳۰۰ متر می‌باشد، بارش نزولات جوی به صورت باران و برف می‌باشد؛ بنابراین هوای منطقه در رده‌بندی هوای سرد و کوهستانی قرار می‌گیرد و با توجه به این

موضوع، عملیات معدنی در چهار ماه از سال به دلیل سردی هوا و یخبندان مقدور نمی‌باشد. سردترین ماه سال، بهمن می‌باشد که حداقل دما به ۳۲- درجه سانتی‌گراد می‌رسد و گرم‌ترین ماه تیر با حداکثر دمای ۴۴ درجه سانتی‌گراد بالای صفر می‌باشد. میانگین بارش در این منطقه حدود ۴۳۴ میلی‌متر است.

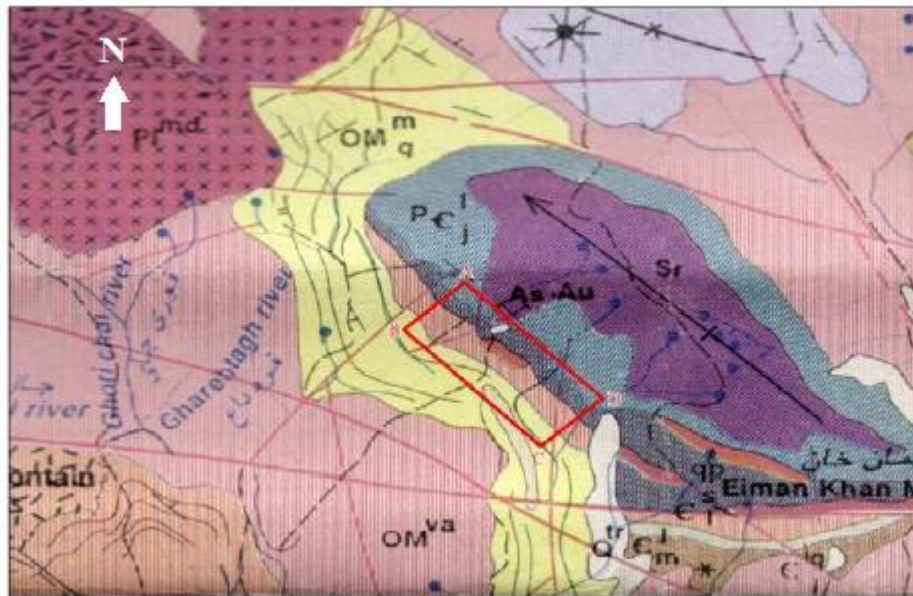
۲-۳- زمین‌شناسی عمومی کانسار طلای زرشوران

معدن طلای زرشوران در شمال غربی زون ایران مرکزی و در زون ماگمایی ارومیه- دختر واقع شده‌است (شکل ۲-۳). لازم به توضیح است که مطالب عمده قسمت‌های زمین‌شناسی از گزارش تهیه نقشه زمین‌شناسی ۱:۱۰۰۰ زرشوران گرفته شده است [۱۳].



شکل ۲-۳- نقشه ساده شده ساختاری ایران و موقعیت محدوده مورد مطالعه بر روی آن [۱]
پی‌سنگ پرکامبرین پسین، رخنمون غالب ناحیه زرشوران را تشکیل می‌دهد؛ که با یک دگرشیبی مشخص توسط لایه‌های قرمز الیگومیوسن پوشیده می‌شوند. در برخی نقاط توالی مذکور زیر تراورتن‌های

کواترنر قرار گرفته است. شکل (۲-۴) موقعیت محدوده مورد مطالعه را بر روی نقشه زمین‌شناسی ۱:۱۰۰۰۰۰ تخت سلیمان نشان می‌دهد.



شکل ۲-۴- موقعیت محدوده مورد مطالعه بر روی بخشی از نقشه ۱:۱۰۰۰۰۰ زمین‌شناسی تخت سلیمان [۱۳]

این منطقه بیشتر از سنگ‌های دگرگونی شیست، مرمر، گنایس و آمفیبولیت تشکیل شده است؛ که با روند شمال غربی - جنوب شرقی در بخش میانی محدوده، بلندترین ارتفاعات (کوه بلقیس با ارتفاع ۳۳۳۰ و کوه قبله داغ با ارتفاع ۳۲۰۸ متر) را تشکیل می‌دهند. این سنگ‌ها به‌طور ناهمساز توسط رسوبات الیگو میوسن پوشیده شده‌اند. به‌نظر می‌رسد، سنگ‌های دگرگونی پرکامبرین تا پالئوزوئیک بالا، از دوران دوم تا اواسط ترشیری، بلندی‌های مرتفعی را تشکیل داده‌اند؛ که هیچ‌گونه رسوب‌گذاری بر روی آن‌ها صورت نگرفته و یا اینکه اندک رسوب‌گذاری احتمالی نیز در اثر بالا آمدگی و فرسایش از بین رفته است.

به‌طور کلی ردیف چینه‌ای سنگ‌ها در منطقه مورد بررسی، به ترتیب از قدیم شامل سنگ‌های دگرگونی پرکامبرین، سنگ‌های رسوبی پرکامبرین پسین - کامبرین پیشین و کامبرین - اردوئین، سنگ‌های دگرگونی پالئوزوئیک، توده‌های نفوذی دیوریتی، گرانودیوریتی و گرانیتی، سنگ‌های رسوبی و آتشفشانی الیگومیوسن و نهشته‌های جوان پلیوسن و کواترنر می‌باشند.

کهن‌ترین واحد شناخته‌شده در منطقه مورد بررسی، شامل یک سری سنگ‌های دگرگونی میکاشیست و کوارتزیت سبز تا خاکستری است که در زیر یک افق ۵۰ تا ۱۰۰ متری آهک و دولومیت مرمری شده (مرمر جان‌گوتاران) در هسته تاقدیس کوه لعل‌کان و کوه گورگور و تاقدیس چوگتی نمایان شده‌اند. این سنگ‌ها شامل سریسیت-مسکویت شیست، کلریت اپیدوت شیست، بیوتیت شیست و میان‌لایه‌های کوارتزیت (ماسه‌سنگ‌های آرکوزی و گریواکی دگرگون شده) می‌باشند؛ که رخساره شیست سبز را نشان می‌دهند و دارای دو فاز تغییر شکل در راستای شمال باختری- جنوب خاوری و شمالی- جنوبی می‌باشند. این سنگ‌های دگرگونی که بیشتر در راستای گسل معکوس قینرجه-چهار تاق و در ضلع شرق شمال‌شرق آن نمایان هستند، به احتمال زیاد همان رسوبات شیلی و ماسه‌سنگی سازند کهر می‌باشند؛ که تحت تاثیر دگرگونی ناحیه‌ای (در زون‌های عدسی برشی شکننده پیرامون گسل‌های بزرگ) قرار گرفته‌اند. این مجموعه دگرگونی در نقشه ۱:۲۵۰۰۰۰ تکاب تحت عنوان شیست‌های امیران معرفی شده‌اند.

در بخش بالائی شیست امیران، یک افق ۵۰ تا ۱۰۰ متری مرکب از سنگ‌های اولترامافیک دگرگون شده، در تاقدیس لعل‌کان و هسته تاقدیس زرشوران تشکیل شده‌است. این واحد شامل مجموعه‌ای از سرپانتینیت و سرپانتین شیست، متاگابرو و سنگ‌های بازالتی دگرگون شده می‌باشند. این مجموعه اولترامافیکی به‌صورت نوار باریکی در تاقدیس لعل‌کان و در مرز میان شیست‌های دگرگونی و واحد مرمر جان‌گوتاران در یال‌های شمالی و جنوبی و شرقی رخنمون دارند. وجود این مجموعه اولترامافیکی احتمالاً نشانه‌ای بر باززدگی پوسته و تشکیل کافت به‌صورت محلی در زمان پرکامبرین بالایی است.

بر روی سنگ‌های دگرگونی میکاشیست و اولترامافیک‌های دگرگون شده، یک واحد ستبر از مرمر و دولومیت خاکستری رنگ با لایه‌بندی متوسط و با ضخامت ۵۰ تا ۳۰۰ متر قرار دارد؛ که بلندی‌هایی را در بخش‌های میانی منطقه تشکیل می‌دهد. این واحد به نام مرمر جان‌گوتاران نام‌گذاری شده‌است و همبری آن با سنگ‌های دگرگونی شیست و کوارتزیت گسله یا ناپیوسته بوده و سنگ‌های افیولیتی واقع در بین

آن‌ها در اغلب نقاط نمایان نیستند. این واحد به شدت کریستالیزه و مرمری بوده و آثار فسیلی در آن دیده نمی‌شود. واحد آهکی- دولومیتی جان‌گوتاران در یال شمالی تاقدیس لعل‌کان، به‌طور همساز در زیر سنگ‌های دگرگونی گنایس و آمفیبولیت و در تاقدیس زرشوران به‌طور همساز در زیر دولومیت‌های چرت دار بخش بالایی سازند سلطانیه (دولومیت بالایی) قرار می‌گیرند. دولومیت‌های چرت‌دار سازند سلطانیه با یک افق شیلی خاکستری رنگ بر روی این واحد مرمر دولومیتی قرار دارند؛ که به احتمال زیاد هم‌ارز سازند شیل میانی (شیل‌های چپقلو) سلطانیه می‌باشند. بنابراین با توجه به ردیف چینه‌ای یاد شده، احتمالاً واحد مرمرجان‌گوتاران هم‌ارز سازند دولومیتی زیرین سازند سلطانیه با زمان پرکامبرین بالایی می‌باشد.

در اغلب نقاط منطقه سنگ‌های دگرگونی با زمان پرکامبرین در زیر ردیف ستبری از سنگ‌های دگرگونی گنایس، مرمر و آمفیبولیت قرار می‌گیرند؛ که جایگاه زمانی مشخصی را نشان نمی‌دهند، تنها در بخش باختری گسل قینرجه- چهارتاق در یال جنوبی تاقدیس زر شوران (در جنوب معدن زرنیخ زرشوران) برونزد کوچکی از سنگ‌های دگرگون نشده پرکامبرین بالایی - پالئوزویک زیرین به‌طور هم‌شیب بر روی واحد مرمرجان‌گوتاران قرار می‌گیرد؛ که شامل ردیفی از شیل‌های چپقلو تا آهک‌های منظم لایه سازند میلا می‌باشد. ردیف چینه‌ای سنگ‌ها در این منطقه، شامل واحد مرمر جان‌گوتاران و یک افق شیلی سبز - خاکستری نازک لایه به ضخامت حدود ۵۰ متر می‌باشد؛ که آپوفیز کوچکی از یک توده نیمه ژرف کوارتز- فلدسپاتی روشن‌رنگ (همانند ریولیت- کوارتز پورفیری سازند قره داش) در آن نفوذ کرده و آن‌ها را به شدت دگرسان نموده است. این واحد شیلی را شاید بتوان هم‌ارز سازند شیلی میانی سلطانیه (شیل چپقلو) قرار داد.

بر روی واحد شیلی یک افق دولومیتی خاکستری روشن تا تیره با نوارها و گرهک‌های چرت قرار می‌گیرد؛ که حدود ۱۰۰ متر ضخامت دارد. این واحد دولومیتی نیز تحت تأثیر توده کوچک کوارتز - فلدسپاتی قرار

گرفته و چرت‌های آن کریستالیزه و کوارتزیتی شده‌اند. با توجه به جایگاه چینه‌ای و ویژگی‌های لیتولوژیکی شاید بتوان آن را هم‌ارز سازند دولومیت بالایی سلطانیه قرار داد.

دولومیت چرت‌دار سازند سلطانیه به طرف بالا به تدریج به تناوبی از شیل‌های حاوی میکا به رنگ سبز- خاکستری و دولومیت‌های قهوه‌ای چرت‌دار تبدیل می‌شود؛ که حدود ۵۰ متر ضخامت دارد و احتمالاً هم‌ارز سازند باروت در کوه‌های سلطانیه می‌باشد.

به طرف جنوب بر روی رسوبات منسوب به سازند باروت حدود ۳۰ متر تناوب شیل و ماسه‌سنگ حاوی میکا قرمز - ارغوانی قرار می‌گیرد؛ که احتمالاً هم‌ارز رسوبات سازند زاگون در البرز می‌باشد. رسوبات شیلی یاد شده به طرف بالا به یک واحد ماسه‌سنگی کوارتز - فلدسپاتی قرمز تا گلی‌رنگ با میان‌لایه‌های ۲ تا ۵ متری کوارتزیت سفید رنگ برشی و کنگلومرایی تبدیل می‌شود. واحد ماسه‌سنگی صورتی رنگ را می‌توان هم‌ارز سازند لالون، و افق کوارتزیتی بالایی آن را هم‌ارز کوارتزیت فوقانی در نظر گرفت. شایان ذکر است که واحد کوارتزیتی، وابستگی نزدیک با واحد ماسه‌سنگی لالون دارد، زیرا چند افق کوارتزیتی همانند آن در درون ماسه‌سنگ‌های سازند لالون نیز دیده می‌شود.

بر روی ماسه‌سنگ‌های سازند لالون و افق کوارتزیتی بالا حدود ۱۰۰ تا ۱۵۰ متر آهک خاکستری تیره تا خاکستری روشن لایه لایه با لایه‌بندی ۱۰ تا ۲۰ سانتی‌متری و آثار فسیل جلبک و استروماتولیت و نیز خرده‌های فسیلی دیده می‌شود؛ که در بخش‌های پایین به تناوبی از دولومیت و آهک دولومیتی با شیل‌های آهکی تبدیل می‌شود. بر اساس وجود قطعات تریلوبیت در این واحد، زمان کامبرین میانی را به آن نسبت داده‌اند. این واحد را با توجه به ویژگی‌های لیتولوژیکی کربناته، می‌توان هم‌ارز سازند بالایی میلا در نظر گرفت.

از جمله واحدهای رسوبی کواترنر که در راستای گسل بزرگ قینرجه دیده می‌شود و حاصل فعالیت چشمه‌های آهک ساز با آب‌های سرد و گرم در زمان کواترنری هستند، تراورتن‌های عهد حاضر می‌باشند.

به نظر می‌رسد که این چشمه‌ها و نهشته‌های تراورتنی حاصل از آن‌ها، در امتداد این زون گسلی از بخش‌های ژرف زمین بالا آمده و حاصل آمیزش آب‌های سطحی با گازها و بخارهای ماگمایی باشند. رسوبات تراورتنی حاصل از چشمه‌های با آب‌دهی بالا در سطح وسیعی پراکنده شده و سطوح سکو مانندی را ایجاد نموده‌اند؛ که می‌توان به نهشته‌های تراورتنی تخت‌سلیمان و پیرامون روستاهای چهارتاق و همپا اشاره نمود. در حالی که نهشته‌های تراورتنی چشمه‌های با آب‌دهی کم، به صورت گنبدی‌شکل و مخروط‌های بلند شبیه مخروط‌های آتشفشانی هستند که از آن جمله می‌توان چشمه‌های زندان سلیمان، زندان برنجه و زندان نبی‌کندی را نام برد. این نهشته‌ها دارای ساخت‌های مختلف کاوک‌دار، موج‌نقشی، نواری، پستانکی، رگه‌ای و گل‌کلمی بوده و اشکال طبیعی زیبایی را به وجود آورده‌اند که از آن جمله می‌توان تخت‌سلیمان، زندان‌سلیمان، قلعه بردینه، زندان برنجه، زندان نبی را نام برد.

۲-۴- زمین‌شناسی اقتصادی

منطقه مورد بررسی از نگاه ساختمانی دارای سه پهنه متفاوت قاره‌ای، دگرگونی و اقیانوسی است؛ که با مرزهای گسله درکنار یکدیگر قرار گرفته‌اند. پهنه قاره‌ای با پوشش پلات‌فورمی پرکامبرین - پالئوزوئیک که در زون ساختمانی البرز - آذربایجان (سلطانیه- میشو) قرار می‌گیرد، پهنه دگرگونی بخشی از زون ساختمانی سنندج - سیرجان و شامل مجموعه‌ای از سنگ‌های دگرگونی میکاشیست، کوارتزیت، گنایس و آمفیبولیت است. پهنه اقیانوسی که شامل مجموعه‌ای از سنگ‌های افیولیتی (دونیت، هارزبورژیت و لِرزولیت) و سنگ‌های دگرگونی مرمر و آمفیبولیت است (بازمانده‌های اقیانوس پالئوتتیس) با مرز گسله در مجاورت با سایر واحدهای سنگی قرار گرفته‌اند.

تحلیل متالورژی این ناحیه نشان می‌دهد که تمرکز کانه‌های فلزی در پیوند مستقیم با نوع پی‌سنگ و تحولات آن می‌باشد و به طور کلی به ۴ نوع اصلی زیر قابل تقسیم است:

متالوژنی در کمپلکس‌های افیولیتی (پهنه اقیانوسی) که از نظر کانی‌سازی کرومیت، کبالت، مس، سرب و روی، تیتان، طلا، جیوه و کانسارهای غیر فلزی آریست، تالک و گرافیت درخور بررسی است.

متالوژنی در پوسته قاره‌ای (پهنه قاره‌ای و دگرگونی) که از نظر کانی‌سازی آهن، فسفات، سیلیس، سرب و روی، فلدسپات و سنگ‌های تزئینی و نما شایان بررسی است.

متالوژنی در گرانیتهای نوع برخوردی که از نظر کانی‌سازی قلع، تنگستن، نیوبیوم، زیرکیم و فلدسپات در خور بررسی است.

متالوژنی در روندهای تکتونیکی- ماگمایی ترشیری و جوانتر: فعالیت‌های ماگمایی ترشیری در تمام پهنه‌های زمین‌ساختی اعم از اقیانوسی، قاره‌ای و دگرگونی بروز نموده و گسله‌های قدیمی را نیز فعال نموده است. فعالیت این گسله‌ها موجب خروج محلول‌های گرمابی از نوع تله ترمال گشته است. این نوع کانی‌سازی از نظر کانی‌سازی طلا، آنتیموان، آرسنیک، جیوه و کانی‌های چند فلزی درخور بررسی می‌باشد. بر این اساس می‌توان نتیجه گرفت محدوده مورد بررسی از پتانسیل معدنی بالایی برخوردار است [۱۳].

۲-۵- دگرسانی‌های موجود در منطقه

محدوده معدنی زرشوران به دلیل تاثیر توده‌های نفوذی و چرخه سیالات کانه‌ساز و آب‌های جوی، متحمل دگرسانی‌های متفاوت با شدت و ضعف مختلف گردیده است. این دگرسانی‌ها شامل انواع زیر می‌باشد.

۲-۵-۱- دگرسانی سیلیسی

دگرسانی سیلیسی گسترده‌ترین نوع دگرسانی بوده که در بیشتر سنگ‌ها می‌تواند تشکیل شود. محلول‌های گرمابی و یا دگرگونی غنی از سیلیس در شرایط مناسب سیلیس خود را بر جا می‌گذارند. در محلول‌های گرمابی که در نزدیکی سطح زمین شروع به جوشیدن می‌نمایند، به دلیل کاهش سریع دما و بخار آب، محلول مربوطه از سیلیس اشباع می‌شود و در نتیجه بلورهای کریپتوکریستالین سیلیس که

اصطلاحاً ژاسپروئید نامیده می‌شوند را بر جا می‌گذارد. کریمپور در محدوده زرشوران ژاسپروئیدها را که به‌صورت پراکنده و در حواشی توده کوارتز پورفیری و زون کانی‌سازی تشکیل شده‌اند را گزارش نمود. دگرسانی سیلیسی در کنسارهای هیدروترمال به صورت جریانی، برشی و جانشینی یافت شده و در بالای سیستم گرمابی واقع می‌شود. در کنسار زرشوران نیز گسترده‌ترین دگرسانی از نوع سیلیسی است که به‌خصوص در زون مینرالیزه واحد شیلی و آهکی زرشوران حائز اهمیت می‌باشد. در محدوده زرشوران اغلب سنگ‌ها به‌صورت برشی - سیلیسی و در بعضی نقاط با کانی‌زایی باریت همراه می‌باشند.

دگرسانی در کلیه مناطق دره کربلایی عباس و معدن زرشوران تقریباً مشابه می‌باشد؛ و توده‌های سیلیسی رخنمون گسترده‌ای داشته که گاهی به صورت لنزهایی در متن سنگ‌های درون‌گیر وجود دارند. در سنگ آهک‌های کریستالیزه واحد چالداغ در امتداد شکستگی‌ها، سنگ‌های آهکی سیلیسی شده‌اند؛ و حتی در بعضی مناطق بافت اولیه سنگ کاملاً حفظ گردیده است؛ که نشان‌دهنده جانشینی سیلیس به‌جای کربنات کلسیم می‌باشد. در بعضی نقاط ژئودهایی از بلورهای کوارتز دیده می‌شود که عمدتاً در امتداد گسل تشکیل شده‌اند؛ علاوه بر این در قسمت‌هایی که تحت عنوان دگرسانی آلونیتی معرفی شده است نیز بلورهای درشت و زیبایی از سیلیس را می‌توان مشاهده نمود.

۲-۵-۲- دگرسانی سریسیتی - آرژیلیتی

این نوع دگرسانی رابطه‌ای مستقیم با آب‌های جوی فرورو و سیالات گرمابی دارند. سنگ‌های آذرین از نوع غنی از آلومینیوم و سنگ‌های رسوبی نظیر شیل‌ها و مارن‌ها در صورتی که تحت تأثیر محلول‌های اسیدی هیدرولیز شوند، کاتیون‌های Na ، K ، Fe ، Mg و Ca و آنیون SiO_4 آن‌ها توسط محلول حمل می‌گردد و سریسیت، کائولینیت، دیکیت، کوارتز و پیریت تشکیل خواهد شد. مقاومت کانی‌ها در مقابل واکنش شیمیایی متفاوت است و نوع کانی‌های تولید شده در زون سریسیتی بستگی به شدت هیدرولیز، مقاومت شیمیایی کانی اولیه و درجه حرارت محلول دارد. فلدسپات‌های پتاسیم موجود در مارن‌ها و

شیل‌ها ابتدا به سربیسیت (مسکوویت دانه ریز) دگرسان می‌شود و در صورت ادامه هیدرولیز در دمای کمتر از ۳۵۰ درجه سانتیگراد به کائولینیت و در دمای بالاتر به پیروفیلیت تبدیل می‌شود. این نوع دگرسانی در صورت بالا بودن درصد پیریت در کارهای اکتشافی ژئوفیزیکی سولفیدها به کار گرفته می‌شود. در کانسار زرشوران این زون از کوارتز دانه‌ریز، ایلیت، کائولینیت و سربیسیت تشکیل شده‌است. زون دگرسانی سربیسیتی- آرژیلیتی در کانسار زرشوران حاوی کربن آزاد است، که رنگ سنگ را خاکستری تا سیاه می‌کند. این کربن به احتمال زیاد مربوط به سنگ اولیه و از نوع آلی است.

در واحد کربناتی دگرسانی عمدتاً از نوع سیلیسی بوده و دگرسانی نوع سربیسیتی- آرژیلیکی ناچیز می‌باشد. این نوع دگرسانی در تمام طول کمربند که سنگ میزبان آهک و شیل سیاه است دیده می‌شود.

۲-۵-۳- دگرسانی آلونیتی

از دگرسانی‌های مهمی که در محدوده رخنمون داشته، دگرسانی آلونیتی می‌باشد که در بخش فوقانی کانسارهای اپی‌ترمال یافت می‌شود. کانی‌های مهم این نوع دگرسانی شامل آلونیت، کوارتز، کلسدون، اپال و کانی‌های فرعی آن کائولینیت، سربیسیت، ژاروسیت، پیریت و همتایت می‌باشد. محلول‌های گرمابی غنی از سولفات در شرایط اکسیدان و در دمای کمتر از ۳۰۰ درجه سانتیگراد، موجب هیدرولیز سنگ‌های غنی از K و Al شده و در نتیجه آلونیت تشکیل می‌گردد. افزایش غلظت SO_4 عامل مهم و اساسی برای تشکیل آلونیت است و کاهش درجه حرارت محدوده تشکیل آلونیت را گسترش می‌دهد. نظر به اینکه در زون آلونیت سیستم مربوطه اشباع از سیلیس است بنابراین بلورهای سیلیس کریپتوکریستالین می‌توانند تشکیل شوند.

دگرسانی آلونیت در اکثر کانسارهای طلا و نقره نوع اپی‌ترمال یافت می‌شود. این زون از بالا به زون سیلیسی و از اطراف و پایین به زون آرژیلیتی محدود می‌شود. به همین دلیل راهنمای خوبی جهت

اکتشاف کانسارهای طلا و نقره نوع اپی ترمال می باشد. در صورتی که غلظت آهن در محلول بالا رود به جای آلونیت، ژاروسیت تشکیل می گردد.

در معدن زرشوران این زون در بالای منطقه و تقریباً در کنتاکت بین آهک های روشن و تیره چالداغ مطالعه گردیده است. در این کنتاکت، میان لایه های ماسه ای کانی های فلدسپاتی وجود دارد؛ که احتمالاً با تاثیر سیالات هیدروترمال و چرخش آن در بین این میان لایه ها، این دگرسانی را به وجود آورده است. بیشترین گسترش این دگرسانی در بالای ماده معدنی سیاه رنگ و در محل استخراج فعلی ماده معدنی بوده که از دور به رنگ سفید خود نمایی می کند. در بالای تونل های غرب دره زرشوران کانی اسکورودیت به همراه کارفوسیدریت که پلی مورف ژاروسیت می باشد، تشکیل گردیده است. تشکیل این کانی ها در منطقه اکسیدان مشخص کننده اکسید شدن کانی های سولفیدی به خصوص پیریت به کانی های سولفات است و بالا بودن میزان آهن و آرسنیک و عناصر همراه، این کانی ها را به وجود آورده است.

۲-۶- کانی سازی

در میوسن پسین- پلیوسن شدیدترین فاز آتشفشانی و نفوذ توده های کوچک اسیدی تا نیمه اسیدی از نوع گرانیت، گرانیت پورفیری در قسمت میانی منطقه تکاب رخ داده است و آثار آن هنوز به صورت چشمه های آب گرم دیده می شود. از چشمه های آب گرم نزدیک محدوده، می توان به چشمه های آبگرم روستای قینرجه اشاره کرد. همزمان با این فاز، متنوع ترین و با ارزش ترین فاز کانی سازی نیز رخ داده که اوج آن در پایان میوسن و ابتدای پلیوسن بوده است. کانسارهای طلا، آرسنیک زرشوران، آق دره، عربشاه در این زمان تشکیل شده اند. در این کانسارها منبع طلا در پی سنگ افیولیتی و شیست سبز قرار دارد؛ ولی کانی سازی و تمرکز توسط فرایندهای ماگمایی به ویژه آتشفشان ترشیری - کواترنر و محلول های گرمایی وابسته به آنها در سنگ های جوان تر رخ داده است. به عبارت دیگر، منبع طلا در پی سنگ اولترامافیک- مافیک دگرگون شده شیست سبز قرار داشته ولی کانی سازی حاصل چرخه دوباره و بازیافت

از پی‌سنگ به سنگ‌های جوان‌تر است. نفوذ و عبور مواد آذرین از پی سنگ، گسلش و شکستگی در سنگ های پی‌سنگ یا سنگ های جوان‌تر، ایجاد شرایط مناسب PH و EH و مقدار آب لازم جهت تولید و چرخش محلول‌های گرمابی با منشأ ماگمایی یا جوی در کانی‌سازی و نهشت طلا در کانسار زرشوران نقش داشته است.

کانی‌سازی طلا در کانسار زرشوران از جهات مختلفی مشابه کانسار اپی ترمال پراکنده در سنگ‌های رسوبی و بخصوص کربناته (تیپ کارلین) می‌باشد. طلا یا به صورت بسیار دانه‌ریز در کانسار پراکنده بوده و میزان آرسنیک و سولفید در کانسار بسیار بالا است؛ و یا با کربن آلی موجود در واحد زرشوران تشکیل کمپلکس طلا-کربن آلی داده که دارای عیار بالایی نیز می‌باشد. کانی‌سازی در این کانسار به سه شکل رگه‌ای (در زون‌های سیلیسی)، لایه‌ای (در آهک کربن‌دار زرشوران و آهک با رگچه‌های زرنیخ چالداغ) و توده‌ای (در محدوده مرکزی معدن زرنیخ) دیده می‌شود. در کل شباهت‌های فراوانی بین کانسار زرشوران و کانسار های تیپ کارلین وجود دارد؛ که می‌توان آن را از نوع کارلین توصیف کرد.

فصل سوم

روش شناسی

۳-۱- مقدمه

تخمین ذخیره یکی از مهم‌ترین مراحل عملیات اکتشافی می‌باشد و نتایج آن نقش مهمی در تبدیل کانسار به معدن دارد. در حقیقت تخمین ذخیره، مدل کردن تغییرات و توزیع عیار ماده معدنی در فضای اکتشافی می‌باشد. پیچیده بودن فرآیندهای زمین‌شناسی در تشکیل کانسار و توزیع عیار ماده معدنی، باعث عوامل ناشناخته‌ای می‌شوند؛ که در مدل‌های ریاضی رایج لحاظ نشده‌اند. لذا مدل‌سازی از توزیع عیار کانسار، نیاز به ساده‌سازی و فرضیاتی در مورد تغییرات فضایی دارد [۷]. متغیرهای زیادی مانند ساختار زمین‌شناسی، محیط تشکیل کانسار، نوع کانسار و درجه کانی‌سازی وجود دارند که در تخمین عیار باید در نظر گرفته شوند؛ اما در بسیاری از روش‌های تخمین، عیار ماده معدنی تابعی از فاصله فرض می‌شود و تقریباً تنها متغیری که در نظر گرفته می‌شود، متغیر فاصله است [۱۴].

در این فصل پس از تقسیم‌بندی روش‌های تخمین عیار، اساس این روش‌ها توضیح داده می‌شود، سپس روش زمین‌آمار عنوان خواهد شد. در ادامه روش شبکه‌های عصبی مصنوعی به همراه مزایا و معایب شبکه‌های عصبی پس‌انتشار خطا و شعاعی توضیح داده می‌شوند. همچنین در این فصل مقایسه‌ای بین روش‌های تخمین ذخیره صورت خواهد گرفت.

۳-۲- روش‌های تخمین ذخیره

با توجه به فرضیاتی که در نظر گرفته می‌شود؛ روش‌های تخمین عیار به دو دسته هندسی و مبتنی بر فاصله تقسیم می‌شوند. هر یک از این روش‌ها دارای مزایا و معایبی هستند که بر اساس فرضیاتی که برای آن‌ها در نظر گرفته شده، می‌بایست روشی مناسب جهت تخمین انتخاب شود.

۳-۲-۱- روش‌های هندسی

در روش‌های هندسی، فرضیاتی در مورد توزیع فضایی عیار در کانسار در نظر گرفته می‌شود. برای مثال تغییر پذیری عیار یا ضخامت در آن‌ها خطی در نظر گرفته می‌شود؛ مثلاً اگر کانسنگ در دو گمانه مجاور

وجود داشته باشد، کمر بالا و کمر پایین به صورت خطی به یکدیگر متصل می‌گردد و گسترش جانبی آن به صورت تجربی تا نصف فاصله‌ی بین دو گمانه از دو طرف ادامه می‌یابد. از آنجا که میزان گسترش جانبی کانسنگ به‌طور کامل به تغییرپذیری آن بستگی دارد، مثلاً فاصله‌ای که برای برون‌یابی در یک کانسار طلا در نظر گرفته می‌شود بسیار کمتر از مورد مشابه در یک کانسار پورفیری است که پیوستگی بالایی دارد، بنابراین ممکن است فرض این روش با واقعیت تطابق نداشته باشد. فرضیاتی که روش‌های هندسی بر آن استوارند به سه دسته تقسیم می‌شوند [۲]:

الف) اولین فرض در این روش‌ها پیوستگی است، یعنی اگر در دو گمانه مجاور، ماده معدنی قطع شده باشد، ماده معدنی بین آن‌ها به صورت پیوسته فرض می‌شود.

ب) دومین فرض در این روش‌ها، تغییرپذیری خطی ضخامت کانسنگ و باطله است. یعنی ضخامت کانسنگ در یک گمانه با تغییرات خطی به ضخامت کانسنگ در گمانه مجاور تبدیل می‌شود.

ج) فرض سوم، شعاع تاثیر مساوی در نظر گرفته می‌شود، یعنی اگر در یک گمانه ماده معدنی قطع شود و در گمانه مجاور آن قطع نشود، ماده معدنی تا نصف فاصله بین دو گمانه ادامه می‌یابد و از آن به بعد قطع می‌شود. در واقع شعاع تاثیر گمانه‌ها مساوی و برابر نصف فاصله دو گمانه در نظر گرفته می‌شود.

۳-۲-۲- روش‌های مبتنی بر فاصله

این روش‌ها براساس فاصله نمونه‌ها از یکدیگر می‌باشند و از متوسط‌گیری وزنی برای محاسبه عیار نقاط مجهول (طبق رابطه ۳-۱) استفاده می‌کنند.

$$g^* = \sum w_i g_i, \quad i=1,2,3,\dots,n \quad (۳-۱)$$

در آن، g^* مقدار عیار نقطه‌ی مورد محاسبه، g_i عیار مربوط به نمونه i و w_i ضریب وزنی مربوط به نمونه i می‌باشند. ضریب وزنی هر نمونه (طبق رابطه ۳-۲) محاسبه می‌شود:

$$W_i = d_i^{-n} / \sum d_i^{-n}, \quad i=1,2,3,\dots,n \quad (۳-۲)$$

در آن W_i ضریب اختصاص یافته به نمونه i ، d_i فاصله بین نمونه i و نقطه تخمین و n توان مورد استفاده در این روش می‌باشد. نحوه انتخاب نمونه‌های مورد استفاده برای تخمین اهمیت زیادی دارد و برای این کار باید موارد زیر مورد توجه قرار گیرد [۱۵]:

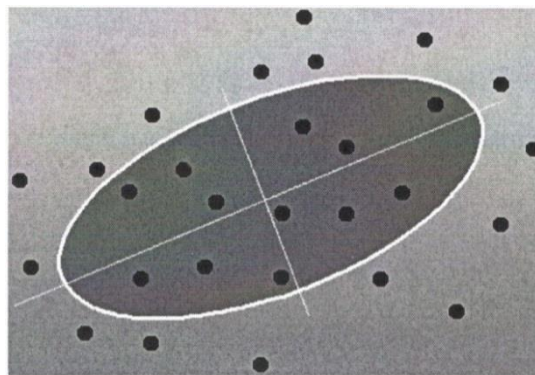
الف) نمونه‌ها باید از نقاطی که از نظر خصوصیات زمین‌شناسی مشترک هستند انتخاب شوند.

ب) شعاع جستجو نباید از حداقل فاصله بین نمونه‌ها کمتر باشد.

ج) شعاع جستجو باید به نحوی انتخاب شود که بیشترین تعداد نمونه را در برگیرد.

د) نمونه‌هایی که کمترین فاصله را از نقطه تخمین دارند، باید انتخاب شوند.

ه) با تقسیم محدوده کاوش به چهار یا هشت قسمت و انتخاب تعداد مشخصی نمونه در هر قسمت برای تخمین، می‌توان دقت تخمین را بالا برد (شکل ۱-۳).



شکل ۱-۳: نمایش شعاع کاوش [۵]

۳-۳- روش زمین‌آمار

به دلیل اثرات نامطلوب خطای تخمین با استفاده از روش‌های هندسی، لازم است دقیق‌ترین روش تخمین ذخیره که بتواند حداقل خطای تخمین را تضمین کند، به کار گرفته شود. منظور از خطای تخمین، میانگین آن نمی‌باشد، بلکه توزیع خطا مطرح است. به عبارت دیگر، خطای تخمین در هر نقطه از کانسار باید معلوم باشد. در این صورت لازم است کل کانسار به صورت بلوک به بلوک با ابعاد بلوک‌های متناسب با پله‌های استخراجی یا واحدهای استخراجی تخمین زده شود. در این حالت می‌توان به ازای هر عیار حد

مطلوبی، محدوده‌ی استخراج را مشخص کرد. در واقع کل ذخیره باید به نوعی شبیه‌سازی شود؛ که انجام برآوردهای اقتصادی به ازای شرایط مختلف انتخاب شده، امکان‌پذیر باشد. هیچ‌یک از روش‌های تخمین ذخیره سنتی امکان چنین کاری را ندارند. یکی از روش‌های قدرتمند تخمین ذخیره، روش زمین‌آمار است که تقریباً تمام شرایط فوق را داراست. زمین‌آمار، نوعی آمار است که در آن همبستگی فضایی مقادیر در نظر گرفته می‌شود و به این دلیل متغیرهای ناحیه‌ای در آن مورد استفاده قرار می‌گیرند. به‌طور کلی تخمین زمین‌آمار، فرآیندی است که در طی آن می‌توان مقدار یک کمیت در نقاطی با مختصات معلوم را با استفاده از مقدار همان کمیت در نقاط دیگری با مختصات معلوم به‌دست‌آورد [۱۶].

تخمین زمین‌آمار ذخایر معدنی شامل دو مرحله می‌باشد. مرحله‌ی اول شناخت و مدل‌سازی ساختار فضایی عیار و ضخامت ماده‌ی معدنی مورد تخمین است. در این مرحله مفهوم پیوستگی، همگنی و ناهمگنی و بالاخره ساختار فضایی ذخایر معدنی به وسیله‌ی واریوگرام بررسی می‌شود. مرحله‌ی دوم تخمین زمین‌آمار ذخایر معدنی به روش کریجینگ است؛ که به مشخصات مدل واریوگرام برازش شده در مرحله‌ی اول وابسته است. مهم‌ترین ویژگی واریوگرام نسبت به سایر ابزارهای آماری، ساختارپذیری آن است که موجب کاربرد وسیع آن در همه‌ی زمینه‌های وابسته به صنعت معدنی است [۱۶].

روش کریجینگ بهترین تخمین گر خطی ناریب با کمترین واریانس تخمین است که علاوه بر تخمین عیار، خطای تخمین را محاسبه می‌کند، در نتیجه برای هر تخمین می‌توان سطح اطمینان آن را محاسبه کرد. شرط ناریب بودن در روش‌های دیگر مانند عکس مجذور فاصله و چندضلعی نیز لحاظ می‌شود؛ اما مزیت کریجینگ در این است که ضرایب وزنی به گونه‌ای تعیین می‌گردد که در عین ناریب بودن، واریانس تخمین نیز حداقل باشد. خطای کریجینگ تابع مشخصات واریوگرام (ساختار فضایی)، هندسه بلوک‌های مورد تخمین، محل و موقعیت نمونه‌هایی که برای تخمین از آن‌ها استفاده می‌شود، ولی تابع مقدار واقعی داده‌ها نمی‌باشد بنابراین در صورت معلوم بودن واریوگرام، قبل از حفر گمانه‌ها می‌توان

واریانس تخمین را محاسبه کرد. همچنین روش کریجینگ موجب نرم شدن^۱ تغییرات (کاهش نوسانات) می‌شود. یعنی توزیع عیار بلوک‌های تخمین‌زده شده نسبت به عیار واقعی بلوک‌ها تغییرات کمتری دارد. از ویژگی‌های دیگر کریجینگ خاصیت جمع‌پذیری آن است که باعث می‌شود، اگر در مورد مجموعه‌ای از بلوک‌های کوچک کریجینگ صورت گیرد، مقادیر تخمینی این بلوک‌ها برابر است با مقادیر تخمینی بلوک بزرگتری که حاوی تمام بلوک‌های کوچکتر است. البته در هر دو حالت تخمین بلوک‌های بزرگتر و کوچک‌تر باید از یک سری نقاط یکسان استفاده شده باشد [۱۶].

به‌کارگیری این روش مشروط به نرمال بودن توزیع داده‌ها یا وجود امکان نرمال‌سازی توزیع داده‌ها می‌باشد؛ یعنی اگر داده‌ها توزیع نرمال نداشته باشند یا نتوان آن‌ها را نرمال کرد، نمی‌توان از روش کریجینگ استفاده کرد، چون در این صورت اثر تناسب پراش با میانگین وجود دارد. توزیع نرمال به شکل یک منحنی زنگوله‌ای که با پارامترهای آماری میانگین متناظر با حداکثر فراوانی، واریانس، چولگی صفر و کشیدگی^۳ مشخص می‌شود [۲].

در واقع علم زمین‌آمار ترکیبی از زمین‌شناسی، ریاضیات و آمار می‌باشد. این روش بر اساس مدل کردن واریوگرام^۲ می‌باشد. واریوگرام تجربی طبق رابطه‌ی (۳-۳) محاسبه می‌گردد [۲]:

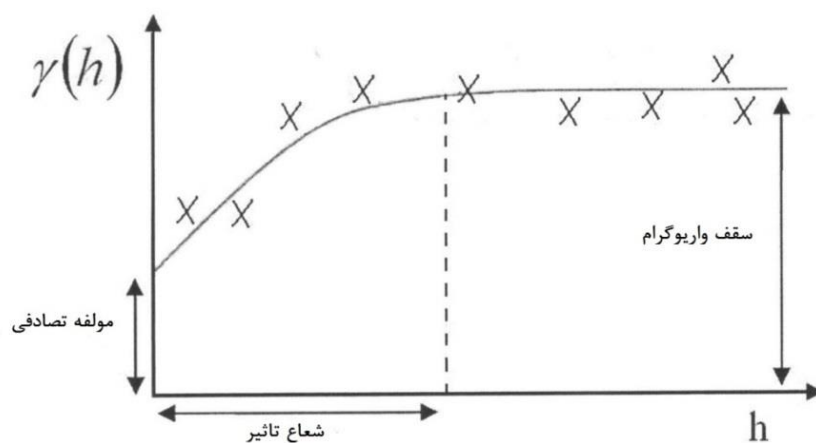
$$2\gamma(h) = \frac{1}{N(h)} \sum_{N(h)} [Z(u) - Z(u+h)]^2 \quad (3-3)$$

در رابطه‌ی (۳-۳)، $2\gamma(h)$ مقدار واریوگرام برای دو نمونه با فاصله h از یکدیگر، $N(h)$ تعداد جفت نمونه‌ها با فاصله h از هم و $Z(u)$ مقدار کمیت مورد نظر در موقعیت مکانی u می‌باشند. قابل ذکر است که $\gamma(h)$ را سمی‌واریوگرام می‌نامند اما به دلیل این‌که در عمل از $\gamma(h)$ بیشتر استفاده می‌شود، به صورت قرارداد $\gamma(h)$ واریوگرام نامیده می‌شود.

¹ Smoothing

² Variogram

پس از رسم واریوگرام تجربی در جهت‌های مختلف برای به‌دست آوردن مقادیر بیضوی همسانگردی، یک مدل به واریوگرام برازش شود. در زمین‌آمار مدل‌های مختلفی برای برازش وجود دارند که شامل مدل‌های کروی^۱، نمایی^۲، گوسی^۳، توانی^۴ و اثر سوراخ^۵ می‌باشد. تقریباً پرکاربردترین مدل، مدل کروی می‌باشد (شکل ۳-۲). در شکل زیر پارامترهای واریوگرام از جمله مولفه تصادفی^۶، شعاع تاثیر^۷ و سقف واریوگرام^۸ نمایش داده شده است [۱۷].



شکل ۳-۲- مدل کروی برازش شده به واریوگرام تجربی [۶]

رابطه مدل کروی به صورت زیر می‌باشد:

$$\gamma(h) = C_0 + C \left[\frac{3h}{2a} - \frac{1}{2} \left(\frac{h}{a} \right)^3 \right] \quad h < a \quad (۴-۳)$$

$$\gamma(h) = C_0 + C \quad h \geq a \quad (۵-۳)$$

^۱ Spherical

^۲ Exponential

^۳ Gaussian

^۴ Power

^۵ Hole effect

^۶ Nugget

^۷ Range

^۸ Sill

در رابطه بالا، a شعاع تاثیر، C_0 مولفه تصادفی، C مولفه ساختاری و $C+C_0$ برابر سقف واریوگرام می‌باشد [۱۷]. پس از محاسبه مقادیر وریوگرام و بدست آوردن شعاع همسانگردی، با استفاده از روابط کریجینگ، تخمین زمین‌آماري صورت می‌گیرد.

۳-۴- روش شبکه‌های عصبی مصنوعی

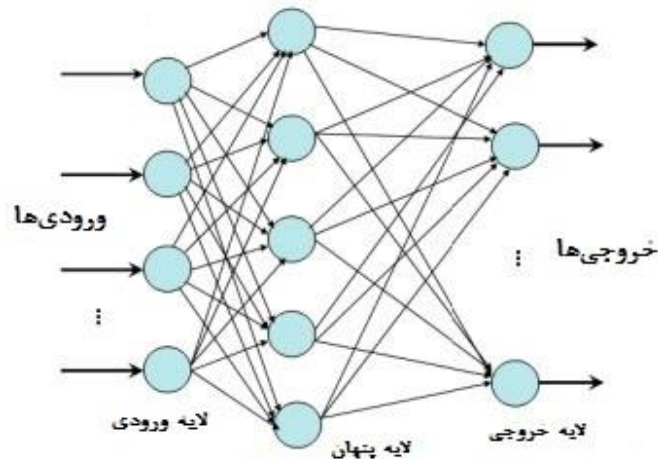
ساختار کلی شبکه‌های عصبی مصنوعی از شبکه بیولوژیک مغز انسان الهام گرفته شده که ترکیبی از عناصر ساده‌ای به نام نرون^۱ است که به صورت موازی عمل می‌کنند. شبکه‌های عصبی مصنوعی با پردازش داده‌های تجربی، قانون نهفته‌ی رابطه بین داده‌های ورودی و خروجی را به ساختار شبکه منتقل می‌کنند. هر شبکه عصبی شامل واحدهای ساختمانی به نام نرون است و می‌تواند با استفاده از یک دسته داده ورودی، یک دسته داده خروجی دلخواه را تولید کند. سلول‌های عصبی موجود در شبکه با توجه به نوع عملکردشان در لایه‌های خاصی قرار می‌گیرند. هر شبکه عصبی حداقل دارای سه لایه ورودی، میانی و خروجی است [۱۸].

لایه ورودی محل ورود اطلاعات مورد نظر به شبکه است. انتخاب نوع و تعداد ورودی‌های شبکه در کیفیت عملکرد شبکه تاثیر زیادی دارند. لایه‌های پنهانی نقش سازماندهی عملکرد یک شبکه عصبی را دارند. تعداد سلول‌های عصبی در لایه پنهان به ساختار شبکه، تعداد ورودی‌ها، تعداد 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 [۳].

در واقع شبکه‌های عصبی مصنوعی، مجموعه‌ای از پردازنده‌های متصل غیرخطی می‌باشند. این شبکه‌ها از اتصال پردازنده‌ی منفرد با تعداد زیادی ورودی و یک خروجی تشکیل شده‌اند (شکل ۳-۳). عنصر پردازنده‌ی شبکه‌های عصبی مصنوعی در دو مرحله‌ی یادگیری و مرحله‌ی کاربرد فعالیت می‌کند. در

¹ Neuron

مرحله‌ی یادگیری، عنصر پردازنده می‌آموزد که برای حالت خاصی فعال و برانگیخته شود، در مرحله‌ی کاربرد وقتی الگوی ورودی آموزش یافته‌ای شناسایی شود، خروجی مرتبط با آن تولید می‌شود. اگر الگوی ورودی به لیست الگوهای ورودی‌ای که از پیش به سلول آموزش داده شده شبیه نباشد، قوانین فعال‌سازی تعیین می‌کنند که خروجی سلول فعال کننده باشد یا نه [۱۸].



شکل ۳-۳- ساختار یک شبکه عصبی با سه لایه [۱۸]

هر واحد پردازنده در شبکه‌های عصبی مصنوعی، دارای یک مشخصه‌ی ورودی و خروجی است. خروجی هر واحد، با توجه به اتصالات درونی‌اش به سایر واحدها و احتمالاً ورودی‌های خارجی تعیین می‌گردد. عملکرد کلی شبکه‌های عصبی مصنوعی توسط توپولوژی شبکه، خصوصیات نرون‌های منفرد، روش یادگیری و داده‌های آموزش تنظیم می‌شود. در شبکه‌های عصبی مصنوعی دو مرحله‌ی جداگانه وجود دارد: مرحله‌ی آموزش (training) که در آن داده‌ها به صورت پیوسته به شبکه وارد می‌شوند و تا زمانی که پاسخ مطلوب حاصل شود وزن‌ها احیا می‌شوند. مرحله‌ی دوم آزمون (test) است که در آن شبکه با وزن‌های نهایی، برای داده‌های جدید به کار می‌رود [۱۸].

یکی از کاربردهای شبکه‌های عصبی، تشخیص الگو است. توابع فعالیت نقش مهمی در تشخیص الگو در مدل‌های شبکه‌های عصبی دارند. الگوشناسی با استفاده از شبکه‌های عصبی‌ای که از پیش آموزش دیده

شده‌اند انجام می‌شود. شبکه‌های عصبی اطلاعات را بر اساس الگوریتم سلسله مراتبی^۱ پردازش نمی‌کنند. پردازش در شبکه‌های عصبی، بر اساس تجزیه‌ی موازی^۲ اطلاعات پیچیده به عناصر اصلی آن‌ها صورت می‌گیرد [۱۸]. شبکه‌های عصبی در صورتی که سه شرط زیر را داشته باشند قادر به پیش‌بینی هستند [۳]:

الف) ورودی‌ها شناخته شده باشند، یعنی متغیرهایی که مقادیر خروجی را کنترل می‌کنند و در آن‌ها تاثیر دارند، مشخص شده باشند.

ب) داده‌های کافی برای آموزش شبکه در دسترس باشد. به عبارت دیگر مثال‌ها و حالات تحقق یافته فراوانی وجود داشته باشد که در آن‌ها ورودی‌ها و خروجی‌های متناظر آن‌ها معلوم باشد.

ج) خروجی یا متغیری که مورد پیش‌بینی است دقیقاً مشخص باشد.

۳-۴-۱- انواع یادگیری شبکه

یکی از روش‌های دسته‌بندی شبکه‌ها بر اساس نوع یادگیری است. در ابتدا به دلیل اینکه ارتباط مشخصی بین ورودی و خروجی شبکه عصبی وجود ندارد، شبکه به فرآیند یادگیری نیاز دارد. در حالت کلی سه نوع یادگیری وجود دارد که عبارتند از: ۱) یادگیری با ناظر^۳ ۲) یادگیری بدون ناظر^۴ ۳) یادگیری تشدید^۵ (تقویتی)

۳-۴-۱-۱- یادگیری با ناظر

در یادگیری با ناظر، ورودی‌های شبکه و خروجی‌های متناظر با آن‌ها از قبل معلوم می‌باشند. در حین آموزش، ورودی به شبکه‌ی عصبی اعمال می‌شود و شبکه در پاسخ به آن ورودی، پاسخ خروجی را نتیجه می‌دهد. این خروجی با خروجی مطلوب (خروجی هدف) مقایسه می‌گردد. اگر خروجی واقعی با خروجی

¹ Sequential algorithm

² Parallel decomposition

³ Supervised Learning

⁴ Actual output

⁵ Reinforcement learning

مطلوب مغایرت داشته باشد شبکه یک سیگنال خطا (error signal) تولید می‌کند. روند حداقل نمودن خطا به یک مدار ویژه به نام ناظر نیاز دارد که عمل مقایسه‌ی بین خروجی واقعی و خروجی مطلوب را انجام دهد و شبکه را با توجه به این سیگنال خطا تعدیل کند تا اینکه آموزش لازم را ببیند، به همین دلیل به این شیوه‌ی آموزش، آموزش با ناظر گفته می‌شود [۱۸].

۳-۴-۱-۲- یادگیری بدون ناظر

در یادگیری بدون ناظر پاسخ مطلوب برای شبکه یادگیرنده وجود ندارد و در واقع نوع پاسخ شبکه به داده‌های ورودی در روش آموزش نهفته است. در این روش بر خلاف شیوه‌ی آموزش با نظارت به معلم نیاز نیست، یعنی خروجی هدف وجود ندارد. در خلال آموزش، شبکه الگوهای آموزشی خود را از طریق ورودی‌هایش دریافت می‌کند و به شکل دلخواه و بر اساس معیارهای مشخصی مانند عیار، جنس سنگ و ... آن‌ها را تحت طبقه‌بندی‌های مختلفی دسته‌بندی می‌کند. بنابراین در این نوع یادگیری، بایستی در داده‌های ورودی نوعی فزونی و فراوانی وجود داشته باشد تا الگویی بین داده‌های ورودی کشف شود [۱۸].

۳-۴-۱-۳- یادگیری تشدید (تقویتی)

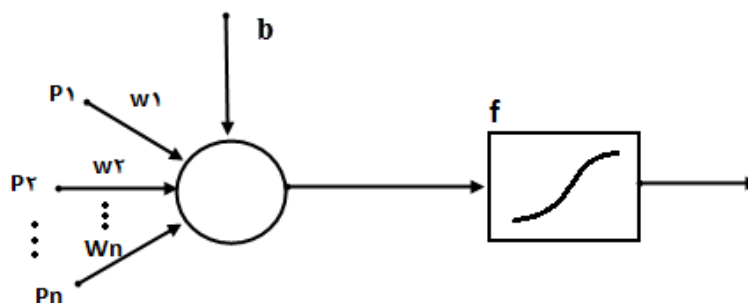
الگوریتم یادگیری تشدید در واقع نوعی از یادگیری با ناظر است که در آن به جای فراهم کردن پاسخ واقعی، عددی به شبکه ارائه می‌شود که نشان‌دهنده‌ی میزان عملکرد شبکه است. یعنی اگر شبکه پارامترهایش را به گونه‌ای تغییر دهد که منجر به یک حالت مساعد شود، آنگاه تمایل سیستم یادگیر برای تولید آن عمل خاص تقویت یا تشدید می‌شود، در غیر این صورت تمایل شبکه عصبی برای تولید آن عمل خاص تضعیف می‌شود [۱۹]. یک اشکال یادگیری با ناظر این است که شبکه عصبی ممکن است بدون معلم نتواند مواضع جدیدی را که توسط مجموعه داده‌های جدید تجربی پوشانده نشده است را یاد بگیرد. یادگیری از نوع تشدید این محدودیت را با استفاده از سیستم خودیادگیر برطرف می‌کند [۷].

بر اساس الگوریتم‌های یادگیری انواع گوناگونی از شبکه‌های عصبی مصنوعی وجود دارند که عبارتند از: شبکه‌های چند لایه پرسپترون^۱ (MLP)، شبکه عصبی پس انتشار^۲ (BPNN)، شبکه‌های عصبی شعاعی^۳ (RBF) و شبکه عصبی رگرسیون عمومی^۴ (GRNN).

۳-۴-۲- شبکه‌های چند لایه پرسپترون

پرسپترون چندلایه یکی از پرکاربردترین انواع شبکه‌های عصبی است. به طور کلی در مورد طبقه‌بندی الگوهای ایستا، یک پرسپترون چندلایه با دو لایه میانی بیشترین کاربرد را دارد. به عبارت دیگر در این شبکه‌ها می‌توان از توابع جداسازی به هر شکلی استفاده نمود. همچنین زمانی که وزن‌ها نرمال می‌شوند و خروجی در محدوده‌ی ۰ تا ۱ قرار می‌گیرد، پرسپترون چندلایه بیشترین کارایی خود را پیدا می‌کند. دو خصوصیت مهم پرسپترون چندلایه عبارتند از: عناصر پردازنده‌ی غیر خطی آن (مانند انواع غیر خطی تابع لگاریتمی و تانژانت هایپربولیک) و ارتباطات داخلی فراوان آن‌ها [۱۸].

شکل (۳-۴) مدل یک نرون MLP را نشان می‌دهد. این تک نرون، پرسپترون نامیده می‌شود. عملکرد این نرون شامل دو بخش است، ابتدا داده‌های ورودی در وزن‌های نرون ضرب شده و سپس با b (بایاس^۵) جمع می‌شود و سپس تابع فعال‌ساز غیرخطی $f(x)$ روی داده‌ها اعمال می‌شود [۸].



شکل ۳-۴: نرون مصنوعی

^۱ Multi-Layer perceptron

^۲ Back Propagation neural Networks

^۳ Radial Basis Function

^۴ General Regression Neural Networks

^۵ bias

در شبکه‌های تک لایه، بردار ورودی P توسط نرون‌های لایه اول، طبق رابطه‌ی (۳-۶) به خروجی مرتبط می‌شوند:

$$a = f(wp + b) \quad (۳-۶)$$

اگر p به عنوان بردار ورودی و a بردار خروجی در نظر گرفته شوند، میزان تاثیر p بر a به وسیله‌ی 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 [۸].

اطلاعاتی که به نرون‌ها (P_1 تا P_n) می‌رسند در وزن‌ها (W_{L1} تا W_{Ln}) ضرب و سپس جمع می‌شوند (net_j) و به این ترتیب مجموع کل ورودی به نرون حاصل می‌گردد. وزن‌ها مبین شدت اتصال نرون‌ها به یکدیگر می‌باشند و طی فرآیند یادگیری این اوزان تعیین می‌شوند. رابطه ۳-۷ عملیات فوق را به صورت ریاضی نشان می‌دهد [۱۹].

$$\sum_{n=1}^n W_{Ln} P_n \quad (۳-۷)$$

در مواردی مقداری ثابت به نام بایاس ($bias$) یا وزن اریب در هر نرون رابطه‌ی بالا اضافه می‌شود (رابطه‌ی ۳-۸).

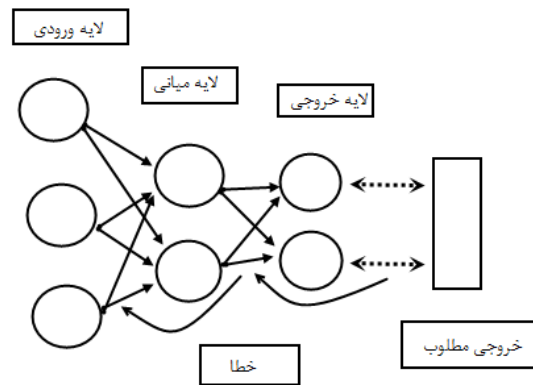
$$\sum_{n=1}^n W_{Ln} P_n + b_j \quad (۳-۸)$$

در مرحله‌ی بعد، تابع فعالیت که معمولاً غیرخطی است به جمع ورودی‌ها در هر نرون اعمال می‌شود که طی آن سطح خروجی از نرون تعیین می‌گردد. 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 لایه خروجی متصل است. چون فقط در گره‌های لایه‌ی خروجی محاسبات انجام می‌شود، این شبکه

پرسپترون تک لایه نامیده 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 اطلاعات آماری کامل‌تری در مورد مساله کسب کند. تابع فعالیت می‌تواند خطی یا غیر خطی باشد. یک تابع محرک بر اساس نیاز مساله‌ای که قرار است توسط شبکه عصبی حل شود انتخاب می‌شود [۸].

۳-۴-۳- شبکه عصبی مصنوعی پس‌انتشار خطا (BPNN)

عمده‌ترین کاربرد قانون یادگیری پس‌انتشار، در آموزش شبکه‌های عصبی پیش‌خور است که عموماً شبکه‌های چندلایه‌ی پرسپترون نیز نامیده می‌شوند. الگوریتم یادگیری پس‌انتشار مبتنی بر قانون اصلاح خطا می‌باشد. این قانون از دو مسیر اصلی تشکیل شده است. مسیر اول موسوم به مسیر رفت می‌باشد. در این مسیر، ورودی به شبکه اعمال شده و تاثیراتش از طریق لایه‌های میانی، به لایه خروجی انتشار می‌یابد. بردار خروجی ایجاد شده در لایه‌ی خروجی، پاسخ واقعی شبکه است. در این مسیر، پارامترهای شبکه ثابت و بدون تغییر در نظر گرفته می‌شوند. مسیر دوم و سوم موسوم به مسیر برگشت می‌باشند. در این مسیر، برعکس مسیر رفت، پارامترهای شبکه تغییر کرده و تنظیم می‌شوند. این تنظیم مطابق با قانون اصلاح خطا صورت می‌گیرد. سیگنال خطا در لایه‌ی خروجی شبکه تشکیل می‌شود. بردار خطا برابر است با اختلاف بین پاسخ مطلوب و پاسخ واقعی شبکه. مقدار خطا پس از محاسبه، در مسیر برگشت از لایه خروجی و از طریق لایه‌های میانی شبکه در کل شبکه توزیع می‌گردد و چون این توزیع در خلاف مسیر ارتباطات وزنی سیناپس‌ها صورت می‌گیرد، کلمه پس انتشار خطا جهت توضیح رفتار الگوریتم انتخاب شده است (شکل ۳-۵). پارامترهای شبکه طوری تنظیم می‌شوند که پاسخ واقعی شبکه هرچه بیشتر به پاسخ مطلوب نزدیک شود. استفاده از خروجی واقعی در این نوع از شبکه‌ها، باعث قرارگرفتن این شبکه‌ها در گروه آموزش نظارت‌شده است [۱۸].



شکل ۳-۵- آموزش شبکه عصبی با الگوریتم پس‌انتشار [۱۹]

دو الگوریتم مومنتوم^۱ و لونبرگ مارکوارت^۲ از الگوریتم‌های پس‌انتشار خطا هستند که برای مدل‌های پرسپترون چندلایه کاربرد دارند. در الگوریتم پس‌انتشار خطای مومنتوم، به دلیل اینکه برای رسیدن به نقطه‌ای حداقل خطا از روش کاهش گرادیان استفاده می‌شود، احتمال در دام افتادن شبکه در یک نقطه‌ای حداقل محلی زیاد می‌شود. بنابراین از الگوریتم گرادیان مزدوج و لونبرگ استفاده می‌شود. این دو الگوریتم که جزء روش‌های مرتبه دوم محسوب می‌شوند، بر پایه روش نیوتن بنا شده‌اند، و بر خلاف الگوریتم مومنتوم که از شیب سطح عملکرد استفاده می‌کند، از سرعت شیب سطح عملکرد برای رسیدن به جواب بهینه استفاده می‌کنند و در ساختار خود به گونه‌ای عمل می‌کنند که احتمال در دام افتادن آن‌ها به حداقل می‌رسد [۱۸].

در ساختار شبکه‌های پرسپترون چندلایه، نرون‌های لایه مخفی دارای توابع غیرخطی سیگموئید و یا تانژانت هایپربولیک است [۲۰].

۳-۴-۴- شبکه‌های عصبی شعاعی (RBF)

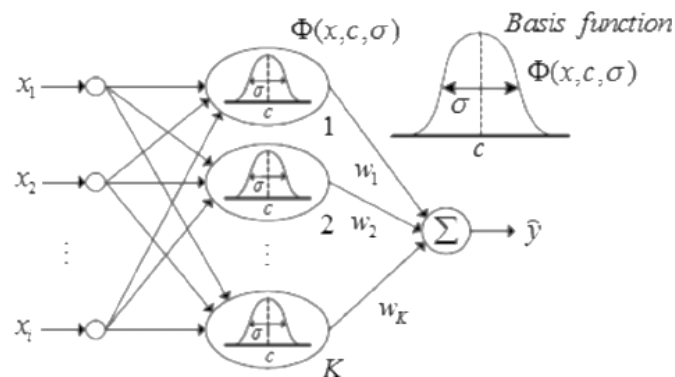
شبکه‌های عصبی شعاعی نوعی از شبکه‌های عصبی هستند که با شبکه‌های پرسپترون کاملاً متفاوتند. این شبکه‌ها بر خلاف شبکه‌های عصبی پرسپترون که دارای لایه‌های متوالی متعدد هستند، از سه لایه ثابت

^۱ Momentum

^۲ Levenberg-Marquardt

تشکیل شده‌اند که تابع تحریک میانی، توابع مبنای شعاعی هستند. در این شبکه‌ها، آموزش معادل با برازش یک رویه در یک فضای تخمین چندبعدی بر روی داده‌های آموزشی است و تعمیم معادل استفاده از این رویه برای درون‌یابی داده‌های آزمون است [۲۱].

شبکه RBF دارای یک لایه ورودی و یک لایه خروجی است و ارتباط بین نرون‌های لایه ورودی و لایه مخفی به سادگی شبکه MLP نمی‌باشد (شکل ۳-۶). نرون‌های لایه مخفی واحدهای چندبعدی هستند که بعد این نرون‌ها برابر با تعداد ورودی‌های شبکه است. همچنین نرون‌های لایه مخفی شبکه RBF دارای تابع غیرخطی گوسی می‌باشند [۲۰].



شکل ۳-۶- ساختار یک شبکه RBF به همراه تابع محرک شعاعی [۲۰]

۳-۴-۵- شبکه عصبی رگرسیون عمومی GRNN

شبکه عصبی رگرسیون عمومی را می‌توان به عنوان یک شبکه شعاعی نرمالیزه شده در نظر گرفت که برای هر واحد آموزشی یک نرون پنهان دارد [۲۲]. این شبکه الگوریتم یادگیری تک گذر با ساختار موازی است که قادر به تولید خروجی‌های پیوسته می‌باشد. این شبکه‌ها بر اساس تابع چگالی احتمال^۱ (pdf) پایه‌گذاری شده و از ویژگی‌های آن آموزش سریع و مدل‌سازی توابع غیر خطی است. این شبکه حتی با داده‌های پراکنده در یک فضای اندازه‌گیری چند بعدی، تغییرات همواری از داده‌های مشاهده‌ای را برای دیگر داده‌ها فراهم می‌کند. فرم الگوریتم این شبکه برای هر مساله رگرسیونی در جایی که هیچ‌گونه

¹ Prpbability Density Function

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^۱ دارد که مقدار بهینه‌ی آن در طی چندین اجرا با توجه به میانگین مربعات خطا به دست می‌آید [۲۳].

۳-۴-۶- 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. آموزش را می‌توان توسط الگوریتم‌های مختلفی انجام داد. معمولاً شبکه بعد از چندین تکرار، الگوها را یاد می‌گیرد که تعداد دفعات این تکرار به بزرگی شبکه بستگی دارد. یک شبکه‌ی بزرگ به زمان و تکرار بیشتری نسبت به یک شبکه‌ی کوچک برای آموزش نیاز دارد. اساساً شبکه بعد از رسیدن به یک تکرار ماکزیمم، متوقف می‌شود و به همین دلیل از خطای مجاز مینیمم که اختلاف بین مقدار خروجی شبکه و خروجی مطلوب است استفاده می‌شود و این اختلاف باید کمتر از مقدار مشخصی باشد. در واقع تا رسیدن به این مقدار خطا، وزن‌ها با توجه به قانون پس‌انتشار خطا اصلاح می‌شوند و آموزش پس از رسیدن به معیار توقف آموزش، متوقف می‌گردد [۲۲].

در طی آموزش، ممکن است شبکه بیش از اندازه تعلیم ببیند یعنی در هنگام آموزش شبکه، خطا در مجموعه آموزش بعد از هر تکرار کم شود 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^۲ ذکر می‌شود. بیش‌برازش یک مشکل بحرانی در بیشتر ساختارهای شبکه‌های عصبی متعارف می‌باشد [۲۲]. نرمالایز کردن شبکه و استفاده از تابع میانگین مربعات خطا باعث می‌شود که شبکه وزن‌ها و بایاس

^۱ Smooth factor

^۲ Overfitting

کمتری داشته باشد و در نتیجه شبکه کمتر به سمت بیش‌برازش رود. در جدول (۳-۱) انواع الگوریتم‌های آموزش در نرم‌افزار MATLAB قابل مشاهده است [۲۴].

جدول ۳-۱- الگوریتم‌های آموزش در نرم‌افزار MATLAB [۲۴]

الگوریتم	توضیحات	دستور در نرم‌افزار متلب
Fletcher-Reeves Conjugate gradient	کمترین حافظه را بین الگوریتم‌های گرادین توأم نیاز دارد.	traincgf
Polak-Ribiere Conjugate gradient	حافظه بیشتری نسبت به traincgf نیاز دارد و عموماً سریع همگرا می‌شود	traincgp
Powell-Beale Conjugate gradient	حافظه بیشتری نسبت به traincgp نیاز دارد و عموماً سریع‌تر همگرا می‌شود.	traincgb
Scaled Conjugate gradient	تنها الگوریتم توأمی است که نیاز به جستجوی خطی ندارد.	trainscg
BFGS quasi-Newton	نیاز به حافظه برای تخمین ماتریس هسیان دارد و در هر تکرار محاسبات بیشتری نسبت به روش گرادین توأم دارد اما با تعداد تکرار کمتری همگرا می‌شود.	trainbfg
One step secant	حد واسطی بین دو روش گرادین توأم و روش trainbfg می‌باشد.	trainoss
Levenberg-Marquardt	سریع‌ترین الگوریتم آموزشی برای لایه‌های معمولی است. در اجرای این روش زمانی که شبکه آموزشی بزرگ باشد، در حین انجام آموزش، حافظه به تدریج کاهش می‌یابد.	trainlm
Bayesian regularization	اصلاح شده الگوریتم trainlm است که لایه‌هایی تولید می‌کند که به خوبی تعمیم می‌یابند. مشکل تعیین ساختار بهینه را برطرف می‌کند.	trainbr
Resilient back	دارای الگوریتم آموزش دسته‌ای ساده با همگرایی سریع است و حافظه کمی نیاز دارد.	trainrp
Basic gradient descent	این شبکه از لحاظ زمانی دیر به جواب می‌رسد و می‌تواند در روش‌های نموی آموزش استفاده شود.	traingd
Adaptive learning rate	از روش traingd سریع‌تر است، اما در آموزش دسته‌ای استفاده می‌شود.	traingdx
Gradient descent with momentum	معمولاً از روش traingd سریع‌تر و می‌توان از آن در روش‌های نموی استفاده کرد.	traingdm

۳-۴-۷- پارامترهای شبکه

پارامترهایی که اثر مستقیم در عملکرد شبکه دارند و توسط کاربر کنترل می‌شوند عبارتند از:

۳-۴-۷-۱- تعداد لایه‌های پنهان

دقت شبکه‌های عصبی به تعداد لایه‌های مخفی موجود در شبکه بستگی دارد، هر چه تعداد این لایه‌ها بیشتر باشد، ساخت و شبیه‌سازی مشکل‌تر ولی دقت بالا می‌رود. بیشاپ^۱ نشان داد یک شبکه با یک لایه پنهان که از تابع محرک سیگموئیدی^۲ استفاده می‌کند، قادر به تقریب هر تابع پیوسته با تعداد معینی نرون در لایه پنهان است. به طور کلی بهترین روش برای تعیین تعداد لایه‌های پنهان در شبکه، روش سعی و خطا می‌باشد [۲۴].

۳-۴-۷-۲- تعداد نرون‌های لایه پنهان

تعداد نرون‌های لایه پنهان، در میزان دقت شبکه تاثیر زیادی دارد. بنابراین تعیین تعداد بهینه آن‌ها بسیار حائز اهمیت می‌باشد. تحقیقات زیادی در مورد انتخاب بهینه تعداد نرون‌های لایه پنهان صورت گرفته است. در نتیجه‌ی برخی از این تحقیقات واسطه هندسی نرون‌های ورودی و خروجی را به عنوان یک تعیین کننده‌ی خوب از تعداد نرون‌های لایه پنهان در لایه‌هایی که تعداد نرون‌های خروجی در آن‌ها کمتر از تعداد نرون‌های ورودی است، پیشنهاد کرده‌اند. هخت و نیلسون^۳ بر این عقیده بودند که برای شبکه‌ای با یک لایه پنهان که شامل تعداد n نرون ورودی است، تعداد $(n+1)$ نرون در لایه پنهان نیاز است. باید توجه داشت که هیچ‌کدام از این در مورد مسائل عمومیت ندارد و تعیین بهینه تعداد نرون‌ها فقط با روش آزمون و خطا قابل دستیابی می‌باشد [۲۴].

۳-۴-۷-۳- نوع تابع محرک

انتخاب نوع تابع محرک بستگی به هدف مسئله دارد. در صورتی که شبکه یک مسئله دسته‌بندی را حل کند، بهتر است از تابع سیگموئیدی یا تانژانت هایپربولیک در لایه خروجی استفاده شود. اگر هدف از حل مسئله تخمین تابع باشد بهتر است از تابع محرک غیرخطی مانند سیگموئیدی برای نرون‌های لایه پنهان و

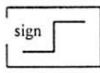
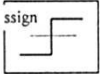
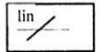
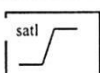
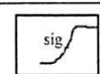
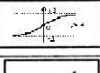
¹ Bishop

² Sigmoid

³ Hecht and Nilsen

از تابع خطی برای لایه خروجی استفاده شود. خطی بودن تابع لایه خروجی این امکان را می‌دهد تا شبکه مقادیر خارج از یک گستره محدود را تولید نماید [۲۵]. در شبکه پسانتشار خطا، هر تابع مشتق‌پذیر و پیوسته‌ای که به صورت یکنواخت افزایش می‌یابد، می‌تواند به عنوان تابع محرک استفاده شود. تابع محرک سیگموئیدی، تانژانت هایپربولیک و خطی از جمله پرکاربردترین توابع محرک می‌باشند. در جدول (۳-۲) انواع توابع محرک قابل مشاهده است.

جدول ۳-۲- انواع تابع محرک همراه با علائم اختصاری [۱۹]

ردیف	نام	تعریف تابع	علائم قراردادی
۱	آستانه‌ای دو مقداره	$a = 0, n < 0$ $a = 1, n \geq 0$	
۲	آستانه‌ای دو مقداره متقارن	$a = -1, n < 0$ $a = 1, n \geq 0$	
۳	خطی	$a = n$	
۴	آستانه‌ای خطی متقارن	$a = -1, n < -1$ $a = n, -1 \leq n \leq 1$ $a = 1, n > 1$	
۵	آستانه‌ای خطی	$a = 0, n < 0$ $a = n, 0 \leq n \leq 1$ $a = 1, n > 1$	
۶	زیگموئیدی	$a = \frac{1}{1 + e^{-n}}$	
۷	تانژانت زیگموئیدی	$\frac{2}{1 + e^{-2(n+1)}} - 1$	
۸	خطی مثبت	$a = 0, n < 0$ $a = n, n \geq 0$	

۳-۴-۷-۴- مقدار دهی اولیه وزن‌ها و بایاس

انتخاب مقدار اولیه مناسب برای وزن‌ها و بایاس‌ها بسیار مهم می‌باشد. اگر این وزن‌ها خیلی بزرگ انتخاب شوند، توابع محرک سیگموئیدی سریعاً اشباع خواهند شد و احتمال گرفتار شدن شبکه در یک مینیمم محلی^{۱۷} افزایش می‌یابد. با انتخاب صحیح مقادیر اولیه وزن‌ها می‌توان سرعت و دقت را در شبکه افزایش داد. مقدار مناسب اولیه برای وزن‌ها و بایاس از طریق آزمون و خطا حاصل می‌شود. حضور بایاس موجب افزایش سرعت همگرایی در شبکه می‌شود [۲۵]. باید به این نکته توجه داشت که در صورت استفاده از

الگوریتم شبکه عصبی از پیش نوشته شده‌ی نرم‌افزار، مقدار دهی وزن‌ها و بایاس به صورت تصادفی صورت می‌گیرد [۲۴].

۳-۴-۷-۵- نرخ یادگیری

کوچک انتخاب شدن نرخ یادگیری باعث می‌شود تا تغییرات ایجاد شده در پارامترهای شبکه پس‌انتشار پس از هر مرحله تکرار کوچکتر شود و این موضوع منجر به کند شدن الگوریتم برای رسیدن به مقادیر بهینه می‌شود. با افزایش نرخ یادگیری، سرعت یادگیری الگوریتم پس‌انتشار افزایش یافته و باعث تغییرات فاحشی در پارامترهای شبکه در هر مرحله از تکرار می‌شود که گاهی اوقات باعث ناپایداری و نوسانی شدن نتایج شبکه می‌شود و در واقع باعث واگرایی پارامترهای شبکه می‌شود. نرخ یادگیری معمولاً بین صفر تا یک انتخاب می‌شود اما تعیین مقدار بهینه‌ی آن از طریق آزمون و خطا بدست می‌آید. یک روش انتخاب این است که در ابتدا مقدار نرخ یادگیری بزرگ انتخاب می‌شود و در حین آموزش شبکه به آرامی مقدار آن کاهش می‌یابد [۲۴].

۳-۴-۷-۶- گشتاور (ممنتوم)

گشتاور به شبکه اجازه می‌دهد که علاوه بر پاسخ به تغییرات محلی، به روندهای جدید در سطح خطا نیز پاسخ دهد. گشتاور یا ممنتوم مانند یک فیلتر پایین‌گذر به شبکه اجازه می‌دهد تا سیماهای کوچک در سطح خطا را نادیده بگیرد. بدون وجود گشتاور، شبکه قادر به عبور از چنین مینی‌م‌های محلی نیست [۲۴].

۳-۴-۷-۷- معیارهای توقف آموزش

معیارهای زیادی برای انمام آموزش وجود دارد که هر یک مشخصه‌ی خودشان را دارند. یکی از این معیارها حداقل شدن تابع خطا است یعنی زمانی که میانگین مربعات خطا به مقدار معین تعریف شده

رسید، آموزش پایان می‌پذیرد و یا زمانی که نرخ تغییرات میانگین مربعات خطا به اندازه‌ی کافی کوچک شد، آموزش متوقف می‌شود [۲۴].

۳-۴-۷-۸- ارزیابی شبکه

برای ارزیابی شبکه‌های عصبی از روش‌های مختلفی از جمله مقدار میانگین مربعات خطا^۱ (MSE)، ضریب رگرسیون (R) بین خروجی‌های واقعی و خروجی‌های پیش‌بینی شده توسط شبکه، مقدار جذر میانگین مربعات خطا^۲ (RMS) و میزان خطای نسبی بین مقادیر واقعی و مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه و ... استفاده می‌شود [۲۶]. در این پایان‌نامه برای ارزیابی شبکه از روش‌های محاسبه‌ی مقدار خطای بین مقادیر واقعی و مقادیر تخمینی، مقدار میانگین مربعات خطا و ضریب رگرسیون استفاده شد. روش‌های ارزیابی شبکه به صورت خلاصه به شرح زیر است:

(۱) **خطای بین مقادیر واقعی و مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه:** در این روش ارزیابی شبکه، در هر بار اجرای شبکه، مقداری به عنوان خروجی از شبکه حاصل می‌شود. همچنین خروجی واقعی وجود دارد که در واقع همان خروجی‌های داده‌های واقعی می‌باشند. میزان اختلاف بین مقادیر خروجی واقعی و مقادیر خروجی پیش‌بینی شده توسط شبکه، به عنوان خطای شبکه نامیده می‌شود. این مقدار در تکرارهای اولیه شبکه پخش‌خطا بیشتر است که شبکه‌ی پخش‌خطا با توجه به الگوریتم خود، این مقدار خطا در هر مرحله را به هم‌هی لایه‌های شبکه برمی‌گرداند و پارامترهای شبکه را به گونه‌ای تغییر می‌دهد که میزان خطا به حداقل مقدار یعنی همان میزان خطای مطلوب برسد [۲۶].

(۲) **جذر میانگین مربعات خطا:** یکی از روش‌های ارزیابی شبکه عصبی می‌باشد و از رابطه‌ی (۳-۹) قابل محاسبه است [۲۴]:

¹ Mean Square Error

² Root mean square error

$$RMS = \frac{\sum |y - D|}{\sqrt{lenght(y - D)}} \quad (9-3)$$

که در آن، y خروجی‌های پیش‌بینی شده توسط شبکه، D مقادیر واقعی خروجی‌ها و $lenght(y-D)$ طول بردار $y - D$ که برابر با هر کدام از بردارهای y یا D است.

۳) **میانگین مربعات خطا** : این روش در یادگیری با ناظر استفاده می‌شود. زمانی که هر ورودی وارد شبکه می‌شود، خروجی شبکه با مقدار هدف مقایسه می‌شود. هدف این است که میانگین مجموع خطاها مینیمم شود. pQ ورودی شبکه و tQ خروجی هدف مربوط به آن است. در اجرا، MSE برای شبکه به صورت یک تابع نمایشی است. تابع کارایی با توجه به پارامترهای بردارهای ورودی، یک مینیمم کلی^۱ و یا یک مینیمم محلی دارد و یا مینیمم ندارد [۲۵]. رابطه‌ی ۳-۱۰ نحوه‌ی محاسبه‌ی میانگین مربعات خطا را مشخص می‌کند.

$$\{p1,t1\}, \{p2,t2\}, \dots, \{pQ,tQ\}$$

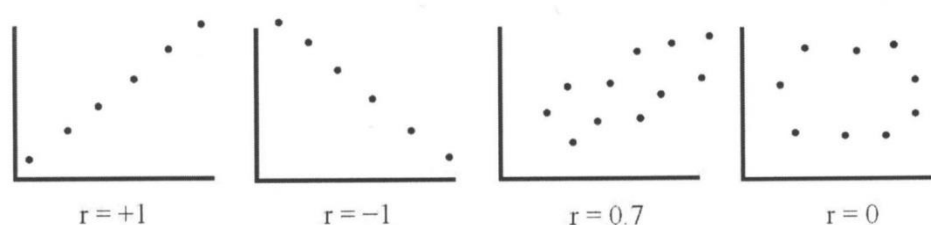
$$MSE = \frac{1}{Q} \sum_{k=1}^Q e(k)^2 = \frac{1}{Q} \sum_{k=1}^Q (t(k) - a(k))^2 \quad (10-3)$$

۴) **ضریب رگرسیون** : ضریب همبستگی آماره‌ای است برای اندازه‌گیری درجه یا قدرت یک رابطه خطی بین دو متغیر که هر کدام با واحدهای خود اندازه‌گیری شده‌اند. ضریب پیرسون^۲ مشهورترین ضریب همبستگی می‌باشد. این ضریب به گونه‌ای است که مقادیری بین ۱ و -۱ را دریافت می‌کند. هر چه قدر مطلق این ضریب بزرگتر باشد، بیضوی مربوط به نمودار پراکندگی باریکتر شده و نقاط نمودار پراش به خط رگرسیون نزدیک‌تر می‌شوند. زمانی که بتوان مقدار یک متغیر را از روی مقدار متغیر دیگر دقیقاً پیش‌بینی کرد، همبستگی کامل رخ می‌دهد. ضریب همبستگی در این حالت، ۱+ یا ۱- است و تمام نقاط

¹ Global

² Pearson Correlation Coefficient

در نمودار پراکندگی روی خط رگرسیون قرار خواهند گرفت (شکل ۳-۷). در صورتی که این ضریب مقدار صفر داشته باشد، هیچ رابطه‌ای بین دو متغیر وجود ندارد [۲۷].



شکل ۳-۷- ضرایب رگرسیون و پراکندگی متقابل داده‌ها [۲۸]

در صورتی که تعدادی از داده‌ها به صورت تصادفی خارج شوند و شکل نمودار پراکندگی تغییر نکند، احتمالاً رابطه‌ی بین دو متغیر واقعی است. بنابراین با استفاده از نمودار پراکندگی می‌توان به وجود یا عدم وجود رابطه خطی بین متغیرها پی برد و مقدار ضریب همبستگی پیرسون را حدس زد و از روی ضریب همبستگی، شدت رابطه بین دو متغیر را بررسی کرد. ضریب همبستگی پیرسون و یا ضریب همبستگی رگرسیون نمی‌تواند معیاری برای خطا باشد و تنها شدت یک رابطه‌ی خطی بین دو متغیر را نشان می‌دهد [۲۷].

۳-۴-۸- مقایسه شبکه‌های MLP و RBF

شبکه‌های عصبی MLP و RBF هر دو تخمین‌گرهای غیر خطی هستند و از نظر کاربرد تقریباً مشابه می‌باشند، اما این دو شبکه در ساختار (توپولوژی شبکه) و عملکرد تفاوت‌هایی دارند که به شرح زیر است [۷ و ۱۵]:

۳-۴-۸-۱- تفاوت‌های ساختاری:

الف) شبکه‌های MLP می‌توانند بیش از یک لایه پنهان داشته باشند، اما شبکه‌های RBF تنها یک لایه پنهان دارند.

ب) در شبکه‌های MLP لایه پنهان می‌تواند مشابه لایه خروجی باشد اما در شبکه‌های RBF لایه پنهان با لایه خروجی متفاوت است.

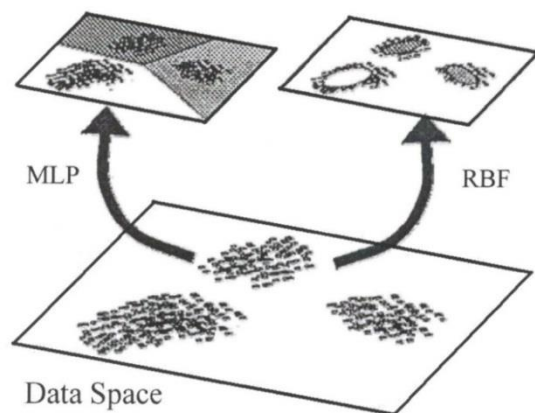
۳-۴-۸-۲- تفاوت‌های عملکردی:

الف) شبکه‌های MLP به عنوان تخمین‌گرهای عمومی و شبکه‌های RBF به عنوان تخمین‌گرهای محلی در مسائل غیرخطی کاربرد دارند.

ب) در شبکه‌های MLP تابع مورد استفاده در لایه خروجی با توجه به کاربرد مورد نظر شبکه می‌تواند غیرخطی باشد، اما در شبکه‌های RBF لایه خروجی همیشه خطی است.

ج) لایه‌های پنهان در شبکه MLP ضرب داخلی بردار ورودی و بردار وزن‌های متناظر با آن‌ها را محاسبه می‌کند، اما واحدهای پنهان در شبکه RBF فاصله اقلیدسی بین بردار ورودی و مراکز نرون‌های لایه‌های پنهان را محاسبه می‌کنند.

د) شبکه‌های MLP از منطق غیرخطی برای جداسازی الگوهای موجود در فضای داده‌ها استفاده می‌کنند، اما شبکه‌های RBF برای جداسازی الگوها تکنیک خوشه‌بندی مستقیم داده‌ها را مورد استفاده قرار می‌دهد. در شکل (۳-۸) نحوه جداسازی الگوها در شبکه‌های MLP و RBF قابل مشاهده است.



شکل ۳-۸- نمایش نحوه جداسازی الگوها در شبکه‌های MLP و RBF

۳-۴-۹- مزایا و معایب شبکه‌های عصبی مصنوعی

از مزایای شبکه‌های عصبی می‌توان به موارد زیر اشاره کرد [۲۸]:

(۱) شبکه‌های عصبی توان بالقوه‌ای برای حل مسائلی 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 است.

(۳) گره‌های عصبی در مواقعی که شرایط تغییر می‌کند بسیار انعطاف‌پذیر هستند. همچنین نگهداری از آن‌ها بسیار ساده است.

(۴) هر شبکه‌ی چند لایه، یک رابطه غیر خطی بین ورودی‌ها و خروجی‌ها را توسط اتصالات نرون‌های غیرخطی ایجاد می‌کند و نیاز به هیچ نوع فرضی در مورد اساس توزیع داده‌ها برای طراحی شبکه ندارد. بنابراین به محاسبات آماری نیازی ندارد.

(۵) ساختار موازی شبکه، آن را در محاسبات موازی توانا می‌کند و خسارت دیدن یک سری نرون‌ها و اتصالات، باعث خسارت در کارایی شبکه نمی‌شود.

(۶) توانایی یادگیری و تعمیم، قابلیت‌های دیگر شبکه هستند.

از معایب شبکه‌های عصبی می‌توان به موارد زیر اشاره کرد [۲۹]:

(۷) به طور کلی، شبکه‌های عصبی مصنوعی در درون‌یابی عملکرد خوبی دارند اما در برون‌یابی چندان قوی نیستند. آن‌ها می‌توانند الگوهایی را که قبلاً دیده‌اند تشخیص دهند و الگوهای میانی را که ندیده‌اند، در حیطه‌ی توانایی خود قرار دهند. ولی الگوهایی را که خارج از گستره‌ی الگوهای آموزش داده اولیه هستند را نمی‌توانند به خوبی طبقه‌بندی کنند، به این دلیل که نمونه‌های چندان‌ی را برای مقایسه در اختیار ندارند.

(۸) با افزایش حجم داده‌های آموزش، زمان آموزش شبکه نیز افزایش می‌یابد. علاوه بر این انتخاب داده‌های آموزشی مناسب، تاثیر مستقیم بر راندمان آموزشی شبکه دارد.

۹) برای تعیین ساختار بهینه شبکه، روش مشخصی معرفی نشده است. به همین دلیل باید از روش‌های آزمون و خطا برای تعیین ساختار بهینه استفاده کرد.

۱۰) سیستم‌های شبکه‌های عصبی قادر به توضیح منطق و قاعده کار نیستند و اثبات درستی نتایج بسیار دشوار است، چون در بسیاری از مسائل وزن‌های تعدیل شده قابل تفسیر نیستند. بنابراین منطقی که برای تصمیم استفاده شده را نمی‌توان توضیح داد و اثبات کرد.

۱۱) محاسبات شبکه‌های عصبی معمولاً به مقادیر زیادی داده برای آموزش و آزمون^۱ مدل نیاز دارد.

۳-۱۰- نتیجه‌گیری

با توجه به مزایا و معایب روش‌های تخمین ذخیره، استفاده از روش‌های مختلف تخمین ذخیره مانند عکس مجذور فاصله، کریجینگ و شبکه‌های عصبی پس‌انتشار خطا و شعاعی و مقایسه نتایج تخمین ذخیره هر روش، می‌تواند اطلاعات کاملی در مورد تناژ دقیق ماده معدنی کانسار ارائه دهد.

¹ Test

فصل چهارم

تخمین ذخیره کانسار طلای معدن زرشوران

۴-۱- مقدمه

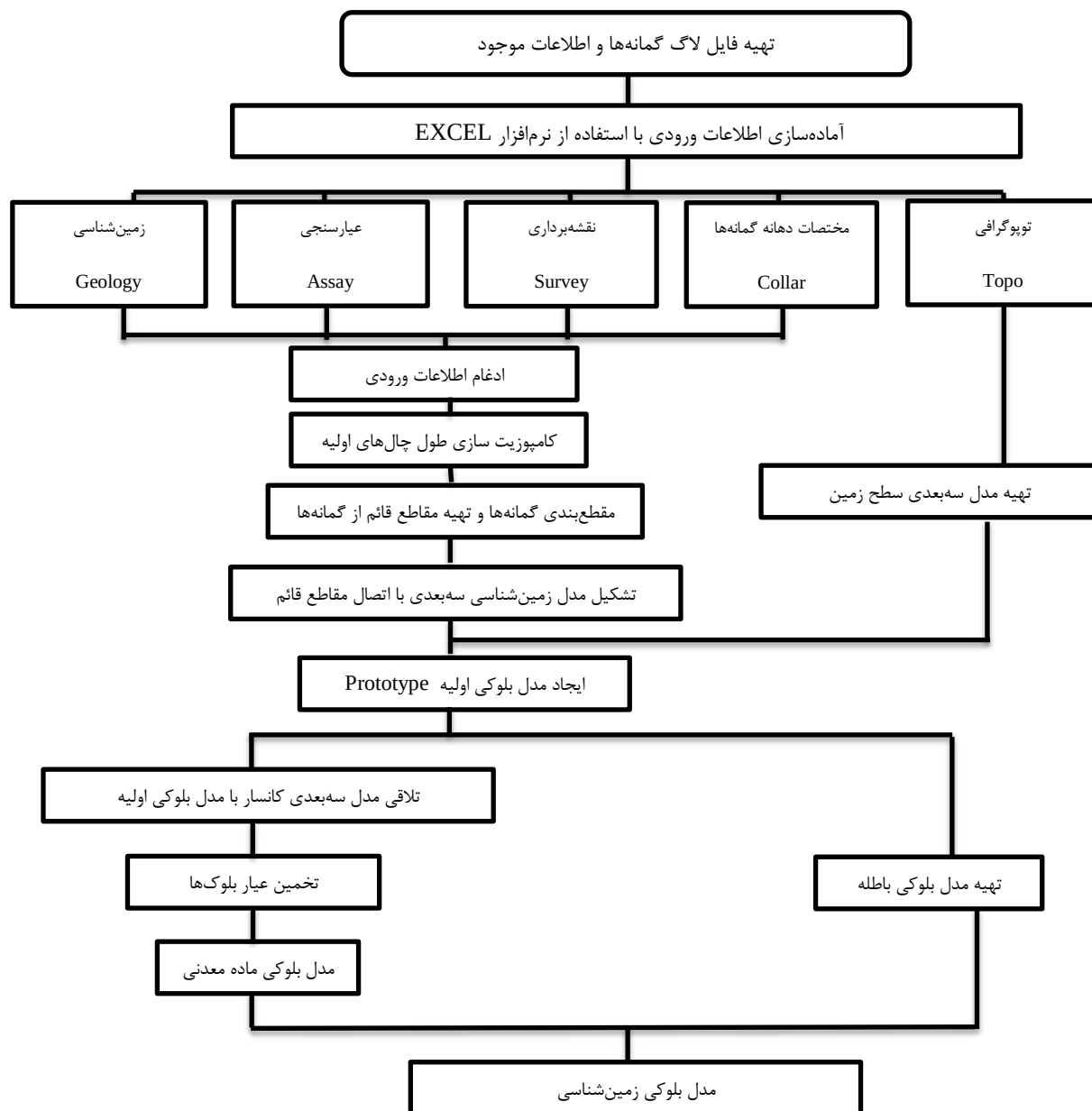
اولین گام در مدل سازی و تخمین عیار، ایجاد پایگاه اطلاعات^۱ با استفاده از اطلاعات گمانه های موجود می باشد، که در این تحقیق انجام گرفت. پس از آن بررسی آماری کلاسیک بر روی داده ها انجام می شود و پس از جایگزین کردن مقادیر خارج از ردیف با عیار آستانه ای، به بررسی وجود یا عدم وجود روند در داده ها پرداخته خواهد شد. سپس به وسیله ی نرم افزار Datamine اطلاعات گمانه ها ترکیب می شود و بر این اساس مقاطع زمین شناسی کانسار ترسیم می گردند. در ادامه پس از مثلث بندی و تعیین حجم مدل، بلوک بندی صورت می گیرد و در نهایت مدل بلوکی ساخته خواهد شد؛ که از این مدل بلوکی برای تخمین ذخیره با روش عکس مجذور فاصله، زمین آمار و لایه های عصبی مصنوعی استفاده خواهد شد. پس از عیاردهی به بلوک ها با روش عکس مجذور فاصله، نتایج تخمین با این روش ارائه می شود. برای تخمین ذخیره با روش زمین آمار، با استفاده از اطلاعات ترکیب شده گمانه ها، نحوه توزیع داده ها بررسی خواهد شد و پس از نرمال کردن توزیع داده ها، واریوگرافی صورت می گیرد. پس از برازش مدل به واریوگرام و اعتبارسنجی متقابل مدل برازش شده به واریوگرام، تخمین عیار با روش کریجینگ انجام می شود و برای این روش نیز تخمین ذخیره صورت می گیرد. در ادامه پس از کدنویسی و ورود اطلاعات گمانه ها در نرم افزار MATLAB با شبکه عصبی پس انتشار خطا و شبکه عصبی شعاعی، شبکه بهینه تعیین می شود و پس از آن تخمین ذخیره صورت خواهد گرفت.

۴-۲- تهیه مدل بلوکی زمین شناسی

جهت ساخت مدل بلوکی زمین شناسی کانسار به وسیله نرم افزار Datamine می بایست (۱) آماده سازی اطلاعات ورودی (۲) پردازش اطلاعات (۳) ترسیم مقاطع از کانسار و تهیه مدل تورسیمی^۲ (۴) تهیه مدل بلوکی صورت گیرد. در روندنمای شکل (۴-۱) روند کلی مدل سازی معدن در نرم افزار ارائه شده است.

¹ Database

² Wireframe



شکل ۴-۱- روندنمای مراحل تهیه مدل بلوکی زمین‌شناسی توسط نرم‌افزار Datamine [۳۰]

۴-۲-۱- آماده‌سازی اطلاعات ورودی

جهت تهیه مدل سه‌بعدی عیاری با نرم‌افزار Datamine، ابتدا باید با بررسی لاگ گمانه‌ها اطلاعات در چهار فایل قابل استفاده در نرم‌افزار به نام‌های Assay، Collar، Survey و Geology ذخیره گردد. همچنین باید توپوگرافی منطقه در فایل مشخصی ذخیره گردد. در این پایان‌نامه از اطلاعات ۹۶ گمانه اکتشافی قائم برای مدل‌سازی عیاری و تخمین ذخیره استفاده شده است.

فایل Assay:

این فایل شامل شماره گمانه‌ها (BHID)، طول قسمت‌های آنالیز شده برحسب متر (From-To) و عیار عنصر (Au) بر حسب ppm می‌باشد. در واقع در این فایل نتایج عیارسنجی گمانه‌های حفر شده، به نرم‌افزار وارد و معرفی می‌شود. در کانسار طلای زرشوران این فایل شامل ۱۰۴۴۲ سطر می‌باشد؛ که از ۹۶ گمانه اکتشافی به‌دست آمده است. در جدول (۴-۱) قسمتی از این فایل قابل مشاهده است.

جدول ۴-۱- بخشی از فایل Assay

BHID	FROM(m)	TO(m)	Au(ppm)
I2	156	157	0.135
I2	157	158	0.166
I2	158	159	0.173
I2	159	160	0.188
I2	160	161	0.191

فایل Collar:

در این فایل مشخصات گمانه‌ها، شامل شماره گمانه و مختصات دهانه گمانه‌های اکتشافی به صورت (X,Y,Z) و بر حسب متر جهت ورود به نرم‌افزار تهیه می‌شود. در کانسار طلای زرشوران این فایل ۹۶ سطر داده دارد. در جدول (۴-۲) قسمتی از این فایل قابل مشاهده است.

جدول ۴-۲- بخشی از فایل Collar

BHID	XCOLLAR(m)	YCOLLAR(m)	ZCOLLAR(m)
A4	690932.6	4066321	2386.445
B3	690897.6	4066328	2379.824
B4	690928.1	4066356	2386.889
C2	690822.7	4066312	2370.65

فایل Survey:

از این فایل برای معرفی وضعیت قرارگیری چال‌ها در داخل زمین به نرم‌افزار استفاده می‌شود؛ که شامل شماره گمانه‌ها، متراژ گمانه‌ها، مقدار شیب گمانه‌ها (DIP) و آزیموت گمانه‌های شیب‌دار (BRG) می‌باشد.

در جدول (۳-۴) بخشی از این فایل قابل مشاهده است که در آن ستون‌ها به ترتیب از چپ به راست، شماره گمانه، عمق نهایی گمانه، آزمون و شیب گمانه‌ها می‌باشد.

جدول ۳-۴- بخشی از فایل Survey

BHID	AT(m)	BRG	DIP
A4	25	0	90
B3	28	0	90
B4	100	0	90
C2	67.75	0	90

فایل Geology:

این فایل شامل شماره گمانه‌ها و نوع سنگ در هر طول از گمانه است. کانسار طلای زرشوران در این فایل ۱۰۴۴۲ سطر داده دارد که مربوط به ۹۶ گمانه‌ی اکتشافی می‌باشد. در جدول (۴-۴) بخشی از این فایل قابل مشاهده است.

جدول ۴-۴- بخشی از فایل Geology

BHID	FROM(m)	TO(m)	ROCK
A4	9	10	SO
B3	15	16	m-ma
C2	8	9	lg-x
C3	21	22	m-or

فایل Topography:

پس از انجام عملیات نقشه‌برداری از منطقه‌ی مورد مطالعه، فایل توپوگرافی که دارای مختصات X، Y و Z می‌باشد، سطح زمین و توپوگرافی منطقه و موقعیت ماده معدنی نسبت به آن، به نرم‌افزار معرفی می‌گردد. در جدول (۵-۴) بخشی از این فایل قابل مشاهده است.

جدول ۴-۵- بخشی از فایل نقاط توپوگرافی

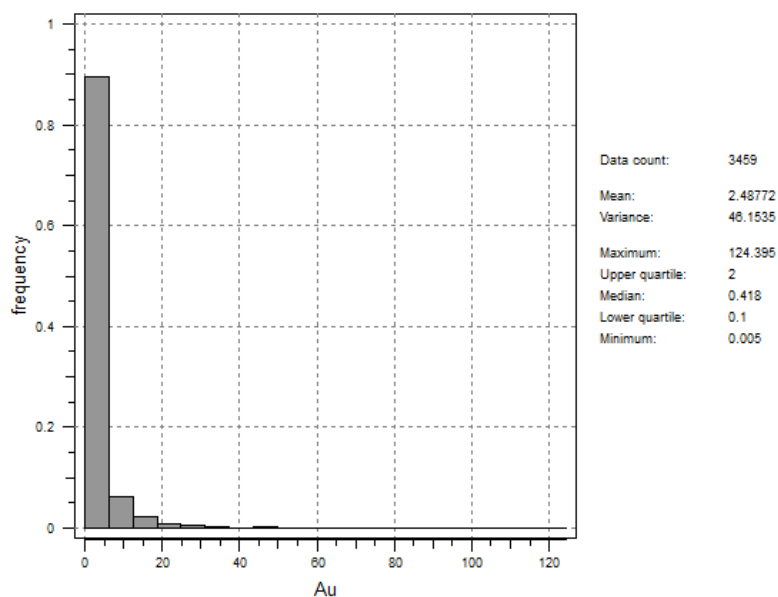
POINT	X(m)	Y(m)	Z(m)
1	690100	4066251.75	2322
2	690100	4066254.25	2323
3	690100	4066257	2324
4	690100	4066259.75	2325

۴-۲-۲- پردازش اطلاعات

پس از تهیه فایل‌های ورودی Assay, Collar, Survey, Geology و Topography در نرم‌افزار اکسل، این فایل‌ها به نرم‌افزار Datamine منتقل شد. سپس با ترکیب این پنج فایل ورودی در محیط Datamine فایلی بر اساس کلیه اطلاعات موجود ساخته شد که در آن، گمانه‌ها با توجه به مختصات جغرافیایی آن‌ها ترسیم شده‌اند.

۴-۲-۲-۱- بررسی آماری داده‌ها

جهت بررسی آماری داده‌ها، پس از رسم نمودار فراوانی نسبی داده‌های مربوط به توزیع عیار طلا نمونه‌های آنالیز شده از گمانه‌های حفر شده در کانسار طلای زرشوران، حداقل عیار، حداکثر عیار، میانگین، انحراف معیار و میزان چولگی مشخص شد. در شکل (۴-۲) فراوان‌نمای مربوط به عنصر طلا در معدن زرشوران قابل مشاهده است.



شکل ۴-۲- فراوان‌نمای مربوط به طلا در معدن طلای زرشوران.

لازم به ذکر است، جهت افزایش دقت در مدل‌سازی و مقدار کمینه داده‌ها با توجه به اینکه عیارهای صفر در تخمین نقشی ندارند و با وجود عیارهای صفر مقدار مینی‌م داده‌ها در هیستوگرام همیشه برابر صفر می‌شود که این مساله درمورد طلا که در آن عیارهای بسیار کم نیز حائز اهمیت هستند و باعث دیده نشدن مینی‌م عیار بالاتر از صفر می‌شود، عیارهای صفر از فایل ترکیب اطلاعات گمانه‌ها حذف شدند و پس از آن تعداد داده‌ها به ۳۴۵۹ رسید.

۴-۲-۲-۲-۴- منظم کردن^۱ (کامپوزیت) داده‌ها

در زمین‌آمار خصوصیات یک متغیر ناحیه‌ای، تحت تاثیر بزرگی بخشی است که به طور فیزیکی تحت عنوان نمونه‌ی همگن شده، مورد اندازه‌گیری قرار می‌گیرد. در شرایط ایده‌آل هدف از تجزیه و تحلیل ساختار یک متغیر ناحیه‌ای در یک کانسار، تشخیص خواص نقطه‌ای آن است؛ زیرا در تخمینی که به روش زمین‌آمار از داده‌های نقطه‌ای استفاده می‌شود، این داده‌ها به نمونه‌ای به حجم V که در مرکز آن قرار دارد، تشخیص داده می‌شود. نظریه‌ی همگن‌سازی هر نمونه و سپس اندازه‌گیری کمیت مورد نظر، روی آن

¹ Composite

متغیر ناحیه‌ای را اصطلاحاً منظم کردن یا کامپوزیت می‌نامند. در واقع ترکیب کردن موجب از بین رفتن تغییرپذیری در مقیاس کوچک می‌شود و این همان چیز است که موجب نوعی منظم‌سازی می‌شود. در عملیات منظم‌کردن، برای طول معینی از داده‌های خام مغزه‌ها، میانگین‌گیری شده و به ازای آن طول ثابت یک عدد که میانگین عیار در همان فاصله است، به دست می‌آید [۲] و [۳۱].

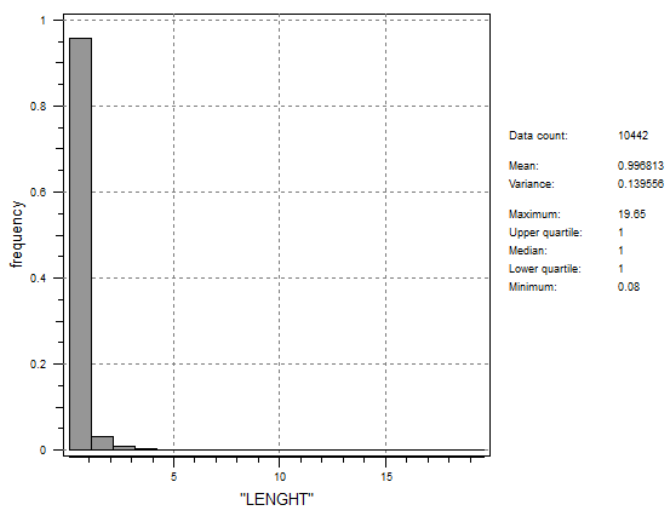
قبل از منظم‌سازی فایل‌ها باید مختصات تمامی نمونه‌ها وارد فایل جداگانه شود. برای این کار ابتدا باید هر فایل مرتب شود و سپس فایل‌ها به صورت دوتایی باهم تلفیق شوند. اطلاعات حاصل از تلفیق فایل‌های Assay, Collar, Survey و Geology در یک فایل برای منظم‌کردن جمع‌آوری می‌شود.

در جدول ۴-۶ بخشی از فایل ادغام شده گمانه‌ها قابل مشاهده است. در این فایل، ستون Lenght مربوط به طولی از گمانه است که خواص یکسانی دارند و ستون A0، B0 و C0 به نحوه‌ی قرارگیری گمانه در زمین مربوط است.

جدول ۴-۶- بخشی از فایل ادغام شده گمانه‌ها

BHID	X	Y	Z	LENGHT	A0	B0	C0	FROM	TO	AU	RADIUS	ROCK TYPE
AA5	۶۹۱۶۸۳,۸۷۵	۴۰۶۵۴۲۶,۷۵	۲۴۴۳,۹۵۹۹۶۱	۱	۰	۹۰	۰	۰	۱	-	-	So
AA5	۶۹۱۶۸۳,۸۷۵	۴۰۶۵۴۲۶,۷۵	۲۴۴۳,۹۵۹۹۶۱	۱	۰	۹۰	۰	۱	۲	-	-	Vc
AA5	۶۹۱۶۸۳,۸۷۵	۴۰۶۵۴۲۶,۷۵	۲۴۴۳,۹۵۹۹۶۱	۱	۰	۹۰	۰	۲	۳	-	-	Vc

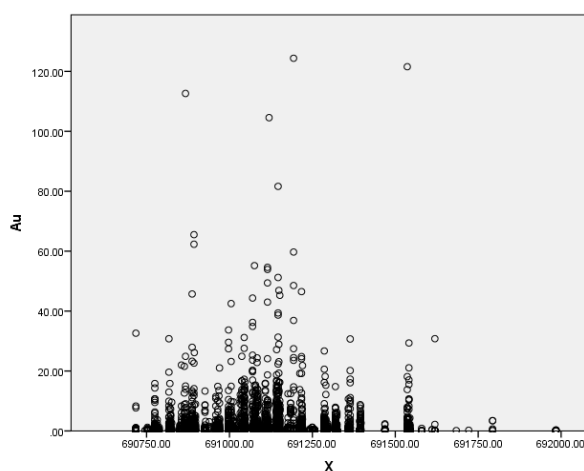
برای انتخاب طول کامپوزیت، پس از رسم هیستوگرام طول نمونه‌ها، به دلیل اینکه بیشترین فراوانی مربوط به طول ۱ متر می‌باشد (فراوان‌نمای شکل ۴-۳)، بنابراین از کامپوزیت ۱ متری در مراحل بعدی استفاده شد.



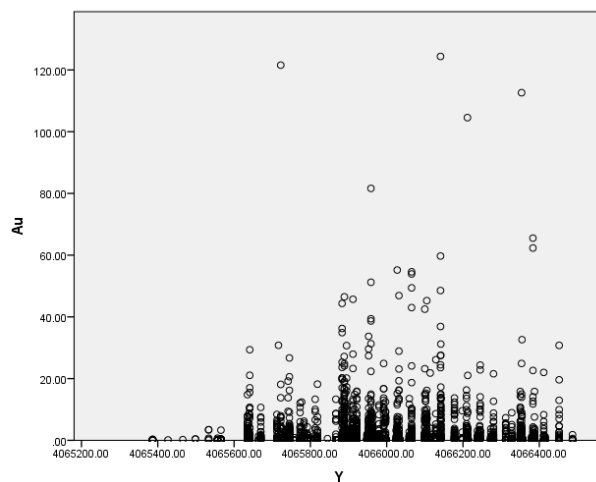
شکل ۴-۳- فراوان‌نمای طول نمونه‌ها

۴-۲-۳- بررسی وجود یا عدم وجود روند

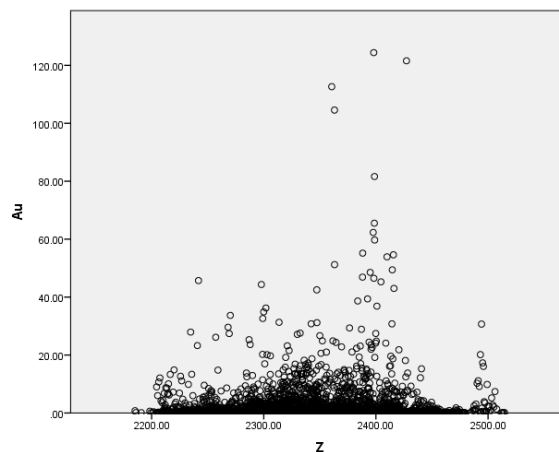
وجود روند در داده‌ها، باعث ایجاد خطا در تخمین می‌گردد و در صورت وجود روند، ابتدا باید روند حذف گردد و سپس مدل‌سازی و تخمین صورت گیرد. بنابراین در این پایان‌نامه جهت بررسی وجود یا عدم وجود روند در داده‌های عیار، در جهت‌های X ، Y و Z نمودار پراکندگی رسم شد. شکل‌های (۴-۴)، (۴-۵) و (۴-۶) به ترتیب برای بررسی وجود روند در جهت X ، Y و Z ترسیم شدند.



شکل ۴-۴- نمودار بررسی روند در جهت X



شکل ۴-۵- نمودار بررسی روند در جهت Y



شکل ۴-۶- نمودار بررسی روند در جهت Z

با توجه به نمودارهای بررسی وجود یا عدم وجود روند، هیچ روندی در داده‌ها مشاهده نشد.

۴-۲-۴- بررسی مقادیر خارج از ردیف

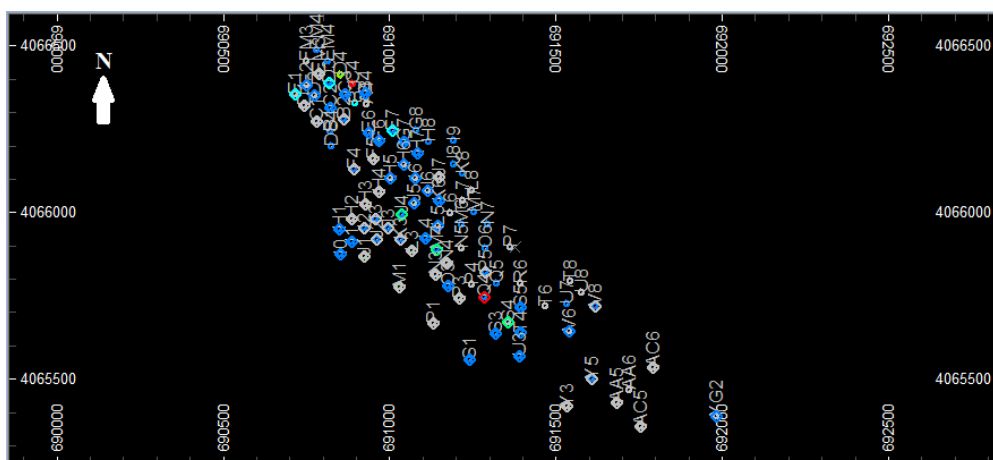
یکی از عملیات پیش از تخمین، شناسایی مقادیر خارج از ردیف و تصمیم‌گیری در مورد نحوه‌ی استفاده از آن‌ها می‌باشد. چون وجود مقادیر خارج از ردیف در داده‌ها باعث افزایش شدید خطای تخمین می‌شود و از طرفی وجود یک مقدار خارج از ردیف با عیار بسیار بالا باعث زیاد تخمین زده شدن عیار بلوک‌های محدوده‌ی آن می‌شود. اثرات نامطلوب ناشی از مقادیر خارج از ردیف را می‌توان به دو صورت اصلاح نمود [۲]:

الف) اگر تعداد مقادیر خارج از ردیف زیاد نباشد و حذف آن‌ها باعث کمبود داده در نقاط خاص نگردد، می‌توان مقادیر خارج از ردیف موجود در داده‌ها را حذف کرد.

ب) با روش‌های مختلف می‌توان مقادیر خارج از ردیف را با مقادیر متعارف جایگزین کرد. در این پایان‌نامه مقادیر خارج از ردیف (۷۳ داده) با عیار حد بالایی $19/04 \text{ ppm}$ برای کاهش خطای تخمین جایگزین شدند، به این ترتیب هیچ داده‌ای حذف نگردید.

۴-۲-۵- تهیه مقاطع زمین‌شناسی

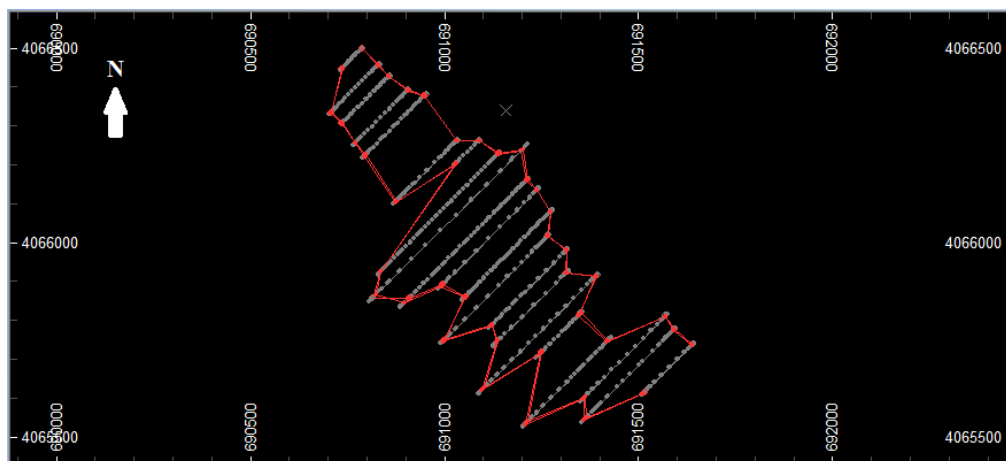
برای ساخت مدل زمین‌شناسی معدن لازم است در ابتدا مقاطع زمین‌شناسی با توجه به مشخص بودن مرز بخش‌های مختلف در فواصل معینی ترسیم گردند. مقاطع رسم شده در نرم‌افزار اصطلاحاً مدل رشته‌ای سیمی^۱ نامیده می‌شود. پس از مشخص نمودن گمانه‌ها جهت شناخت محدوده‌ی توده‌ی ماده‌ی معدنی با استفاده از عیار گمانه‌های مورد نظر، حدود توده‌ی معدنی در هر مقطع تعیین می‌گردد. یعنی محدوده‌ی هر مقطع عرضی کانسار را با استفاده از عملیات کلیپینگ^۲ مشخص می‌کنند. در این پایان‌نامه مقاطع با توجه به وضعیت شبکه‌ی حفاری گمانه‌ها، در آزمون ۴۵ درجه و شیب ۹۰ درجه، ۲۱ مقطع به فاصله ۲۰ متر رسم شد. موقعیت گمانه‌ها و مقاطع در شکل‌های (۴-۷) و (۴-۸) نشان داده شده‌اند.



شکل ۴-۷- موقعیت گمانه‌های اکتشافی حفر شده در معدن طلای زرشوران

^۱ String Model

^۲ Clipping



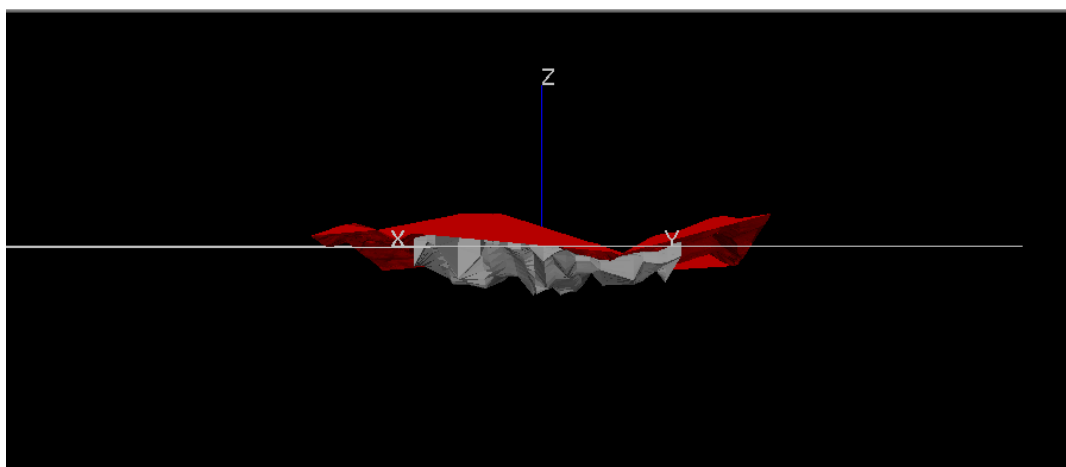
شکل ۴-۸- موقعیت مقاطع کانسار طلای زرشوران

۴-۲-۶- مدل سه بعدی کانسار

برای تهیه مدل، ابتدا لازم است هر یک از بخش‌های دارای عیار طلا به صورت یک مدل سیمی مجزا تهیه شوند. سپس با وصل کردن مقاطع به یکدیگر و مثلث‌بندی همه‌ی بخش‌ها، مدل سه‌بعدی تشکیل حاصل می‌شود که در این مدل سه‌بعدی، هر بخش به صورت یک پوسته توخالی^۱ می‌باشد که حجم آن قابل محاسبه است.

برای مشخص کردن زون پرعیار در مقطع مورد نظر باید چال‌ها را توسط رشته‌ها به متصل نمود. در واقع با استفاده از یک رشته (استرینگ) شروع به مشخص کردن زون پرعیار کرده تا نرم‌افزار حجم بین این خطوط را به عنوان توده ماده معدنی بشناسد. پس از مشخص شدن محدوده‌ی عیار در تمام مقاطع، باید استرینگ‌ها به یکدیگر متصل شوند. برای این کار با استفاده از یک استرینگ جدید به صورت یک دوره رفت و برگشتی نقاط بالایی استرینگ‌های هر مقطع به یکدیگر متصل شوند. این کار باید برای نقاط پایینی کانسار انجام شود. سپس باید اولین تا آخرین استرینگ به ترتیب به یکدیگر متصل شوند تا مدل تورسیمی بدست آید. در شکل (۴-۹) نمای سه‌بعدی ماده معدنی و سطح زمین قابل مشاهده است.

¹ Wireframe Model



شکل ۴-۹- نمای سه بعدی ماده معدنی و سطح زمین.

۴-۲-۷- بلوک بندی مدل

یک مدل زمین شناسی از یک سری بلوک های منظم یا غیر منظم تشکیل شده که به هر کدام خصوصیتی مانند عیار، نوع سنگ و مشخصات دیگر نسبت داده می شود. این بلوک ها می توانند شکل های مختلفی مانند چند ضلعی، نامنظم، سطوح محاسبه ای و مثلی داشته باشند. مدل دکارتی یکی از رایج ترین و ساده ترین مدل هایی است که مورد استفاده قرار می گیرد. در مدل دکارتی معمولاً ارتفاع قائم هر یک از بلوک ها را برابر ارتفاع پله های معدن می گیرند و وجه افقی بلوک ها معمولاً مربع یا مستطیل در نظر گرفته می شود [۷].

۴-۲-۷-۱- ابعاد بلوک ها

با توجه به مطالعات زمین آماری می توان ابعاد بلوک ها را با توجه به شرایط زیر انتخاب کرد:

الف) پیوستگی کانسنگ و باطله: متوسط مقدار پیوسته کانسنگ می تواند در تعیین ارتفاع موثر باشد [۷].

ب) ابعاد بلوک های استخراجی: به دلیل اینکه نتایج مبنای کارهای استخراجی می باشند بنابراین ابعاد بلوک ها نباید کوچک باشند. به عنوان یک قاعده ی تجربی ابعاد بلوک ها در حدود یک چهارم تا نصف فاصله گمانه ها در نظر گرفته شوند [۲].

در معدن طلای زرشوران فاصله‌ی بین گمانه‌ها تقریباً منظم می‌باشد و میانگین فاصله بین آن‌ها در جهت محور X ها و در جهت محور Y ها حدود ۴۰ متر می‌باشد. بنابراین ابعاد بلوک‌ها در سطح ۱۰×۱۰ در نظر گرفته شد و با توجه به اینکه ارتفاع پله‌های استخراجی حدود ۱۰ متر هستند، ارتفاع بلوک‌ها نیز ۱۰ متر در نظر گرفته شد.

۴-۲-۷-۲-بلوک‌بندی

در این مرحله بر اساس داده‌های اولیه یک مدل بلوکی طراحی می‌شود؛ که یکی از اساسی‌ترین مراحل انجام طراحی است. پس از مشخص شدن عیار گمانه‌ها و محدوده‌ی ماده معدنی، برای بلوک‌بندی توده ابتدا باید مدل اولیه^۱ تعریف شود. از مدل بلوکی برای تخمین توزیع عیار و سایر ویژگی‌های توده سنگ استفاده می‌گردد [۳۲]. پس از تعیین محدوده‌ی کلی بلوک‌بندی معدن، با توجه به اطلاعات آماری حاصل از توپوگرافی و کانسار طلای معدن زرشوران (جدول ۴-۷) مبدا بلوک‌بندی مشخص شد (جدول ۴-۸).

جدل ۴-۷- اطلاعات آماری مربوط به توده ماده معدنی

پارامتر	مینیمم	ماکزیمم
X	۶۹۰۷۱۵	۶۹۱۶۳۵
Y	۴۰۶۵۵۲۷	۴۰۶۶۴۸۷
Z	۲۱۹۴	۲۵۱۴

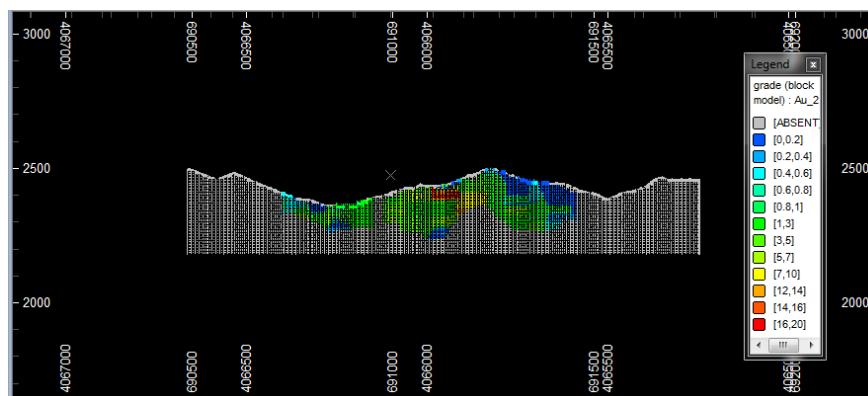
جدول ۴-۸- مختصات شروع بلوک‌بندی و تعداد بلوک‌ها در هر جهت

مینیمم X	۶۹۰۷۱۵
مینیمم Y	۴۰۶۵۵۲۷
مینیمم Z	۲۵۱۴
تعداد بلوک‌های ۱۰ متری در جهت X	۹۲
تعداد بلوک‌های ۱۰ متری در جهت Y	۹۶
تعداد بلوک‌های ۱۰ متری در جهت Z	۳۲

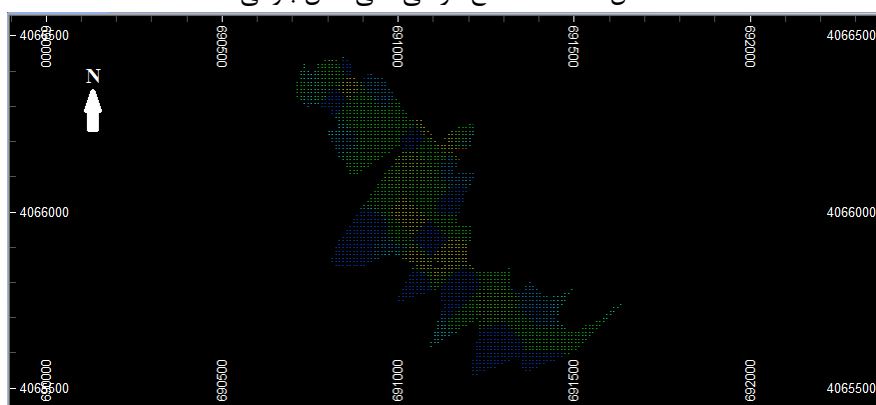
¹ Prototype

۳-۴- تخمین ذخیره با روش عکس مجذور فاصله

برای تخمین عیار بلوک‌ها با استفاده از اطلاعات ترکیب شده مربوط به گمانه‌ها و بر اساس اطلاعات مورد نیاز برای تخمین ذخیره از روش عکس مجذور فاصله استفاده شد. برای درون‌یابی عیار پس از ادغام مدل اولیه با مدل توده‌ی ماده معدنی (مدل تور سیمی) فایل جدیدی که در آن بلوک‌ها با روش عکس مجذور فاصله عیاردهی شده‌اند، حاصل می‌شود. سپس با استفاده از مدل سطح زمین و ماده معدنی مدل بلوکی باطله باید ساخته‌شود. مدل بلوکی باطله، خارج مدل ذخیره‌ی معدنی تا زیر سطح زمین است و در نهایت با ترکیب مدل بلوکی باطله و مدل بلوکی ماده معدنی، مدل بلوکی نهایی به‌دست می‌آید. در شکل (۴-۱۰) مقطع عرضی کلی مدل بلوکی و در شکل (۴-۱۱) پلان مدل بلوکی عیاری قابل مشاهده است.

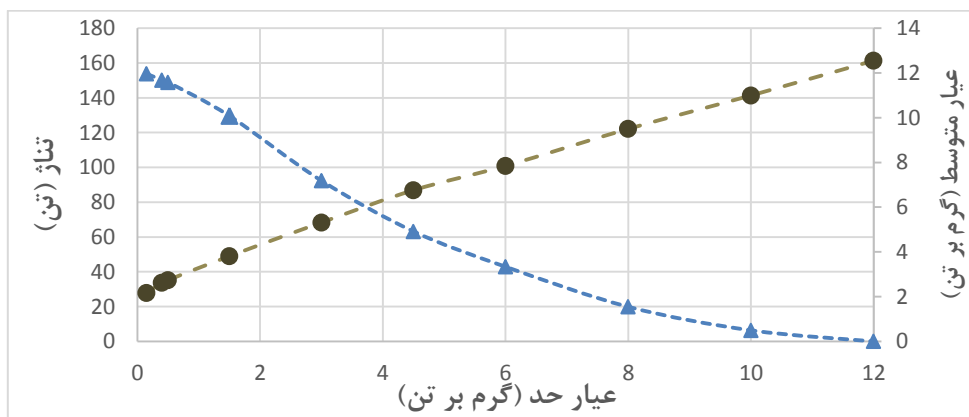


شکل ۴-۱۰- مقطع عرضی کلی مدل بلوکی

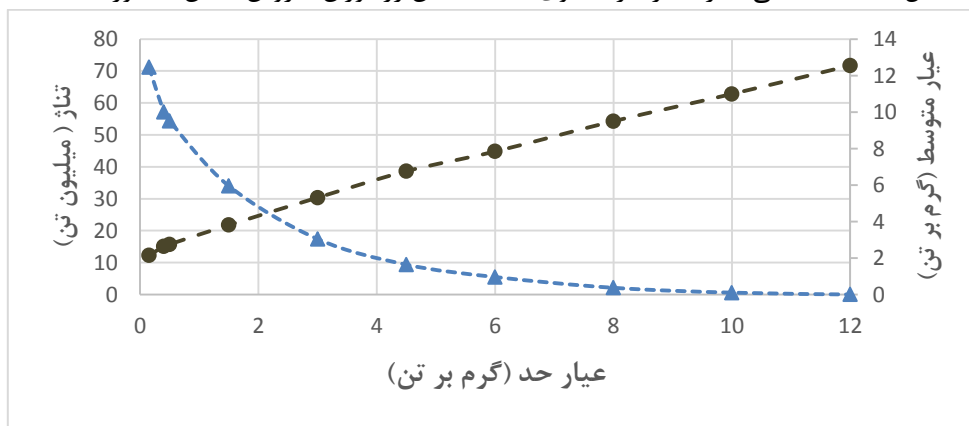


شکل ۴-۱۱- پلان مدل بلوکی عیاری

پس از تخمین عیار بلوک‌ها با استفاده از روش عکس مجذور فاصله، برای عیار حدهای مختلف با ضرب تعداد بلوک‌های دارای عیار بزرگتر از عیار حد در هر مرحله از تخمین ذخیره در حجم هر بلوک که برابر ۱۰۰۰ متر مکعب می‌باشد تناژ ماده معدنی به دست می‌آید. با ضرب تناژ ماده معدنی در چگالی سنگ دربرگیرنده‌ی طلا، میزان فلز محتوی حاصل می‌شود. همچنین در محاسبات تناژ فلز محتوی، دانسیته‌ی سنگ دربرگیرنده‌ی طلا ۲/۷۵ گرم بر سانتی‌متر مکعب در نظر گرفته شد. در نهایت به ازای عیار حد ۰/۴ گرم بر تن و عیار متوسط ۲/۶۳ گرم بر تن، حدود ۵۷ میلیون تن ماده معدنی و ۱۵۰ تن طلا تخمین زده شد. جدول (۹-۴) و (۱۰-۴) داده‌ها و شکل (۱۲-۴) و (۱۳-۴) منحنی تناژ-عیار مربوط به مقادیر به دست آمده از مدل بلوکی حاوی ماده معدنی حاصل از روش عکس مجذور فاصله را نشان می‌دهد.



شکل ۱۲-۴- منحنی عیار- تناژ فلز محتوی (Au) معدن زرشوران با روش عکس مجذور فاصله.



شکل ۱۳-۴- منحنی عیار- تناژ ماده معدنی معدن زرشوران با روش عکس مجذور فاصله.

جدول ۹-۴- داده‌های منحنی عیار- تناژ فلز محتوی (طلا) در روش عکس مجذور فاصله.

عیار حد (ppm)	عیار متوسط (ppm)	فلز محتوی (kg)
۰/۱۵	۲/۱۵	۱۵۳۷۸۸/۴
۰/۴	۲/۶۳	۱۴۹۷۲۳
۰/۵	۲/۷۵	۱۴۸۴۸۲/۲
۱/۵	۳/۸۱	۱۲۹۶۰۱/۱
۳	۵/۳۱	۹۲۳۵۶/۴۹
۴/۵	۶/۷۶	۶۳۲۲۵/۵۵
۶	۷/۸۴	۴۲۹۲۳/۱
۸	۹/۵۰	۱۹۹۰۵/۵۷
۱۰	۱۰/۹۹	۶۳۷۶/۴۳
۱۲	۱۲/۵۵	۳۲/۷۹

جدول ۱۰-۴- داده‌های منحنی عیار- تناژ ماده معدنی در روش عکس مجذور فاصله.

عیار حد ($\frac{gr}{ton}$)	عیار متوسط (ppm)	ماده معدنی (تن)
۰/۱۵	۲/۱۵	۷۱۲۰۸۹۱۳
۰/۴	۲/۶۳	۵۷۲۰۵۹۱۳
۰/۵	۲/۷۵	۵۴۳۱۱۲۶۳
۱/۵	۳/۸۱	۳۳۹۸۸۶۲۵
۳	۵/۳۱	۱۷۳۷۰۵۱۳
۴/۵	۶/۷۶	۹۳۵۲۷۵۰
۶	۷/۸۴	۵۴۷۰۵۷۵
۸	۹/۵۰	۲۰۹۵۲۲۵
۱۰	۱۰/۹۹	۵۷۹۹۷۵
۱۲	۱۲/۵۵	۲۶۱۲

۴-۴- مراحل تخمین ذخیره به روش زمین آمار

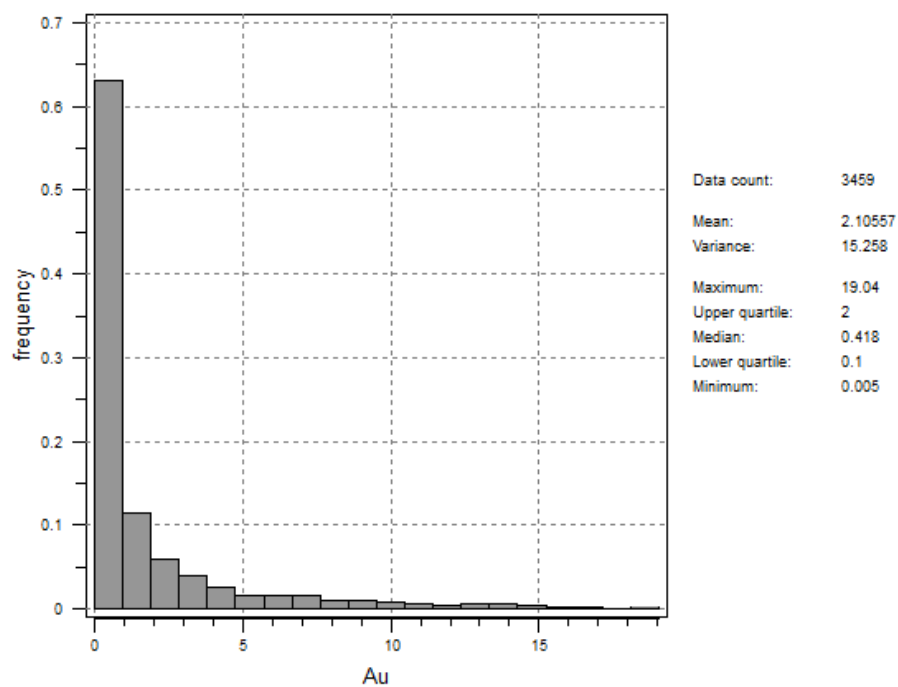
برای تخمین ذخیره با استفاده از روش زمین آمار، ابتدا باید نحوه توزیع عیار بررسی و در صورت نرمال نبودن، نرمال شود. سپس واریوگرافی صورت می گیرد و در ادامه باید به واریوگرام انتخاب شده برازش مدل صورت گیرد. پس از برازش مدل به واریوگرام اعتبارسنجی متقابل واریوگرام صورت می گیرد و در نهایت پس از تایید صحت مدل برازش شده به واریوگرام، با روش کریجینگ، تخمین عیار بلوک ها انجام می شود. در نهایت با استفاده از عیارهای تخمینی بلوک ها، تخمین ذخیره صورت می گیرد.

۴-۴-۱- آزمون فرض نرمال بودن داده ها

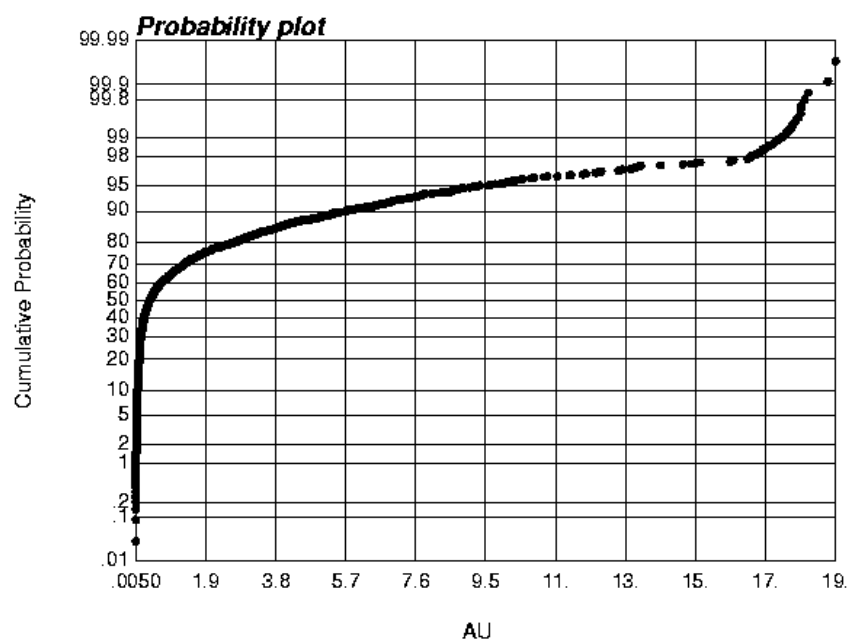
تمام روش های آماری که برای بررسی نرمال بودن داده ها استفاده می شوند فرض را بر این قرار می دهند که قبل از شروع آزمون، توزیع داده ها معلوم است. لذا این روش ها برای آزمون درستی این فرض به کار می روند. در این پایان نامه از روش بررسی نرمال بودن داده ها با استفاده از کاغذ احتمال جهت بررسی نرمال بودن داده ها استفاده شده است.

نمودارها و کاغذهای احتمال، یکی از روش های پایه ای کنترل فرض نرمال بودن داده ها می باشد. در این روش، روند تغییرات توزیع نسبی تجمعی مورد بررسی قرار می گیرد. امکان منطبق کردن تابع درجه یک بر داده ها، توزیع تصادفی متغیر مورد مطالعه در جامعه را مشخص می کند در روش های ابتدایی، معیار انطباق این تابع درجه یک مشاهده ی چشم، با تاکید بر نقاط مرکزی تا انتهای می باشد. میزان نسبی انحراف از این روند اشاره بر پیروی از توزیع های غیرنرمال می تواند داشته باشد [۷].

در شکل های (۴-۱۴) و (۴-۱۵) هیستوگرام توزیع فراوانی و نمودار احتمال مربوط به داده های ورودی، قبل از نرمال سازی نشان داده شده است. بر اساس هیستوگرام توزیع فراوانی داده ها، توزیع داده های ورودی نرمال نبوده و دارای چولگی مثبت است.



شکل ۴-۱۴- هیستوگرام توزیع فراوانی مربوط به داده‌های ورودی قبل از نرمال‌سازی

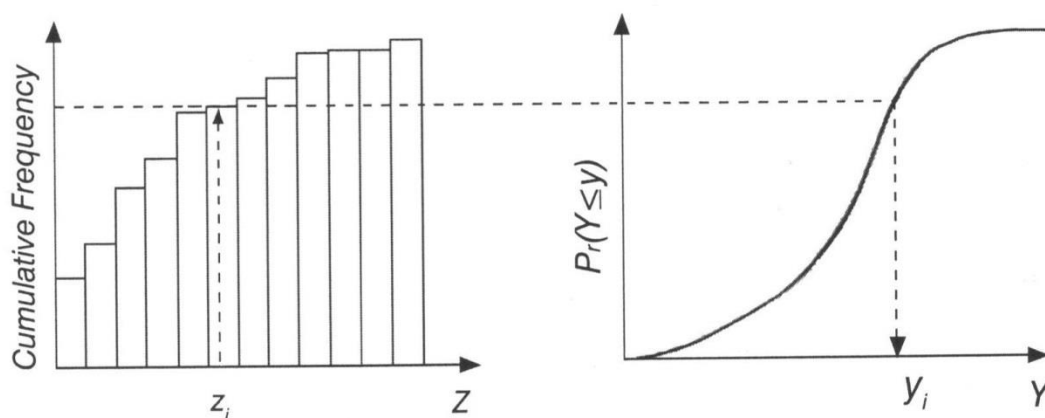


شکل ۴-۱۵- نمودار احتمال داده‌ها قبل از نرمال‌سازی

۴-۴-۲- تبدیل داده‌ها بر اساس روش محاسبه امتیازهای نرمال

با توجه به اینکه در استفاده از تخمین‌گر کریجینگ باید داده‌های ورودی نرمال باشد؛ می‌بایست با یکی از روش‌های متفاوت موجود برای نرمال کردن داده‌ها، داده‌های ورودی نرمال شوند. در این پایان‌نامه از روش تبدیل‌کننده امتیازات نرمال^۱ استفاده شده است.

اگر داده‌های مورد مطالعه دارای توزیع نرمال نباشند، می‌توان توزیع آن‌ها را با استفاده از تبدیل امتیازات نرمال به توزیع نرمال تبدیل کرد. فرضیه و نحوه اجرای تبدیل امتیازات نرمال تقریباً راحت و مستقیم است. برای هر داده یا کلاس Z_i ، از روی تابع تجمعی مربوطه، مقدار معادل بین صفر و یک آن تعیین می‌شود. با استفاده از این مقدار و از روی توزیع تجمعی نرمال، مقدار نرمال شده‌ی آن یعنی Y_i به‌دست می‌آید (شکل ۴-۱۶). این کار برای تمامی داده‌ها یا بازه‌های موجود صورت می‌گیرد [۳۳].

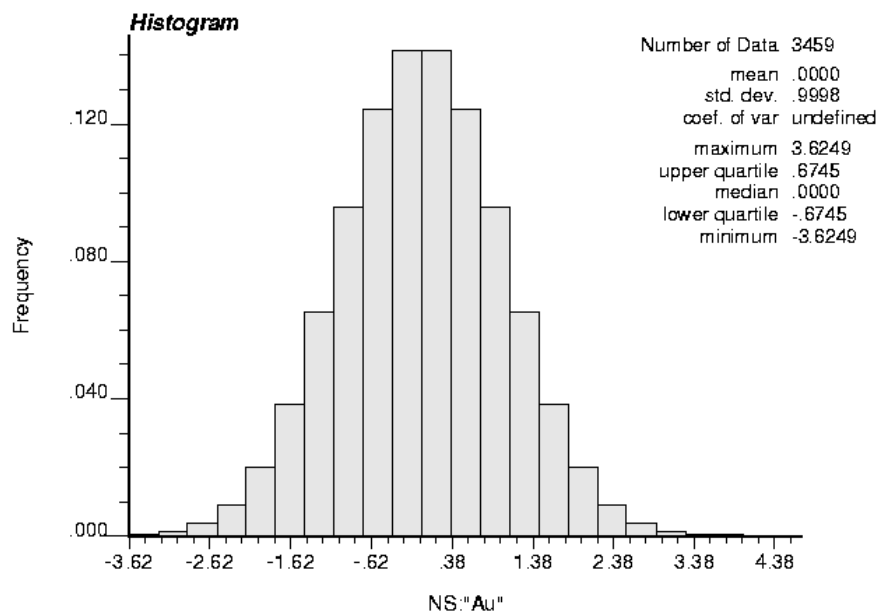


شکل ۴-۱۶- تبدیل امتیازات نرمال با استفاده از روش مستقیم بین تابع توزیع تجمعی داده‌های اصلی و تابع توزیع تجمعی نرمال [۳۳]

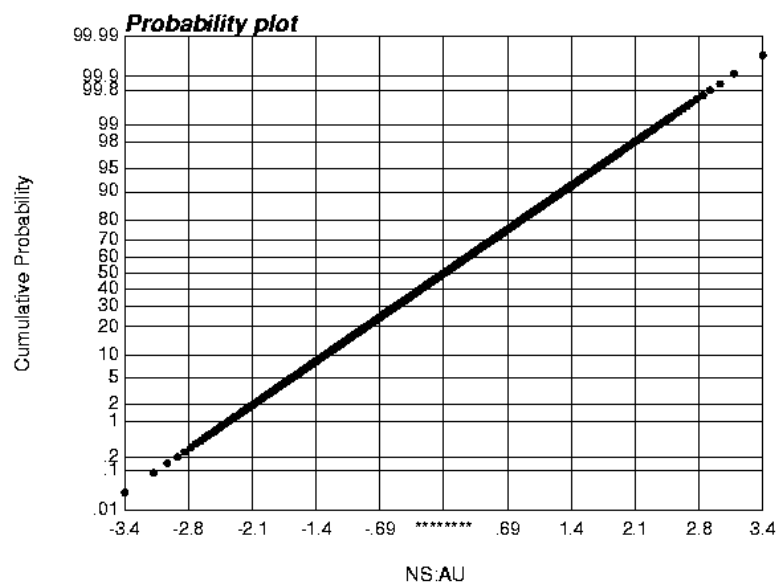
میانگین معلوم و برابر صفر، یکی از مهم‌ترین ویژگی‌های داده‌هایی است که از تبدیل امتیازات نرمال به‌دست آمده‌اند. پس از انجام عملیات تخمین به روش کریجینگ بر روی داده‌های حاصل از تبدیل امتیازات نرمال، نتایج تخمین به وسیله‌ی تبدیل معکوس همین روش به شکل داده‌های اولیه تبدیل

¹ Normal scores transformation

می‌شوند. در این پایان‌نامه برای نرمال‌سازی از نرم افزار WinGslib استفاده شد. شکل‌های (۴-۱۷) و (۴-۱۸) هیستوگرام توزیع فراوانی و نمودار احتمال مربوط به داده‌ها را بعد از نرمال‌سازی نشان می‌دهند.



شکل ۴-۱۷- هیستوگرام توزیع فراوانی مربوط به داده‌های ورودی پس از نرمال‌سازی

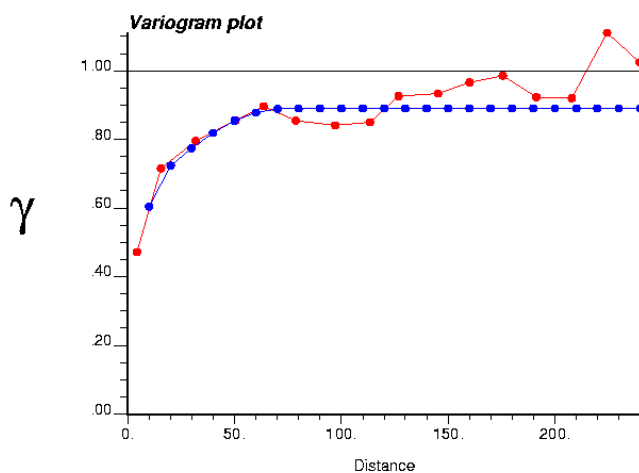


شکل ۴-۱۸- نمودار احتمال داده‌ها پس از نرمال‌سازی

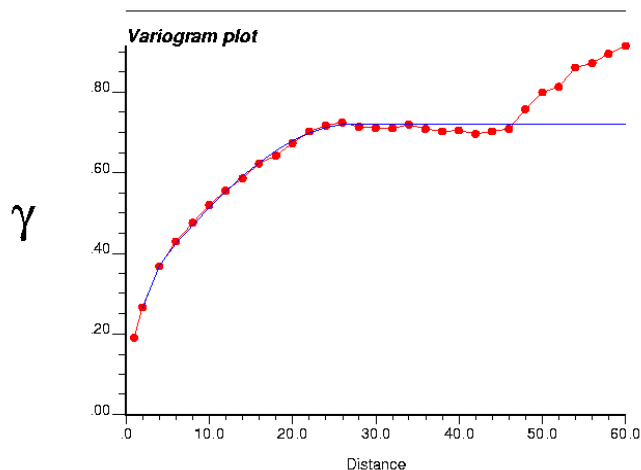
۴-۴-۳- واریوگرافی و مدل سازی واریوگرام

پس از بررسی توزیع داده ها و نرمال کردن توزیع آن ها، مرحله ی بعدی در عملیات زمین آماری شامل شناخت و مدل سازی ساختار فضایی کمیت مورد نظر به وسیله ی واریوگرام است که توسط آن پیوستگی، همگنی و ناهمگنی کمیت مورد نظر بررسی می شود. تخمین زمین آماری به روش کریجینگ به مشخصات مدل وریوگرام برازش شده وابسته است. فاصله گام، مقدار افزایشی که بر اساس آن واریوگرام محاسبه می شود تعریف می شود. فاصله گام باید حداقل برابر با فاصله ی نمونه ها از یکدیگر باشد، در غیر این صورت اطلاعات دو واریوگرام در میان حاصل خواهد شد که باعث مشکل شدن تعبیر واریوگرام های حاصله می شود [۳۴]. انتخاب طول گام خیلی کوچک یا خیلی بزرگ باعث ایجاد خطا و همچنین عدم امکان برازش منحنی به وریوگرام می شود. تعداد گام ها در واریوگرافی به ابعاد محدوده ی داده ها بستگی دارد [۳۴]. برای این منظور بایستی مختصات دهانه ی گمانه ها رو در جهت محورهای x و y ترسیم گردد. پس از بررسی فاصله اولین و آخرین گمانه در راستای هر محور، نصف فاصله در هر محور که بیشتر باشد در نظر گرفته می شود. پس از به دست آمدن این فاصله، باید تعداد و فاصله ی گام ها به گونه ای تعیین شود که ضرب فاصله ی گام ها در تعداد گام ها برابر این فاصله گردد. در این پایان نامه پس از بررسی حال های مختلف انتخاب تعداد و فاصله گام ها، تعداد گام ها ۱۵، فاصله گام ها ۱۶ و تلورانس ۸ در نظر گرفته شد. پس از انتخاب تعداد گام، فاصله گام و تلورانس باید در جهت های مختلف (۰ تا ۹۰ درجه) برای آزمون های ۳۰ و ۴۵ درجه واریوگرام رسم شود. لازم به ذکر است تلورانس در آزمون ۳۰ درجه ای برابر ۱۵ و در آزمون ۴۵ درجه ای برابر ۲۲/۵ می باشد. در این پایان نامه در نهایت پس از رسم واریوگرام در جهت های مختلف، واریوگرام در جهت های افقی و عمودی مشخص شد. سپس برازش مدل به واریوگرام- های در جهت افقی و عمودی صورت گرفت. مدل برازش یافته به واریوگرام برای جهت افقی از نوع کروی با دو ساختار و C_0 ، C_1 ، C_2 و شعاع تاثیر به ترتیب برابر ۰/۳۳، ۰/۲۷، ۰/۴۷ و ۷۲ متر می باشد. مدل

برازش یافته به واریوگرام برای جهت قائم از نوع کروی با دو ساختار و C_0 ، C_1 ، C_2 و شعاع تاثیر به ترتیب برابر $0/13$ ، $0/15$ ، $0/44$ و 27 متر می باشد. در شکل های ۴-۱۹ و ۴-۲۰ واریوگرام و منحنی برازش یافته در جهت های افقی و قائم نمایش داده شده است.



شکل ۴-۱۹- واریوگرام در جهت افقی و منحنی برازش یافته



شکل ۴-۲۰- واریوگرام در جهت قائم و منحنی برازش یافته

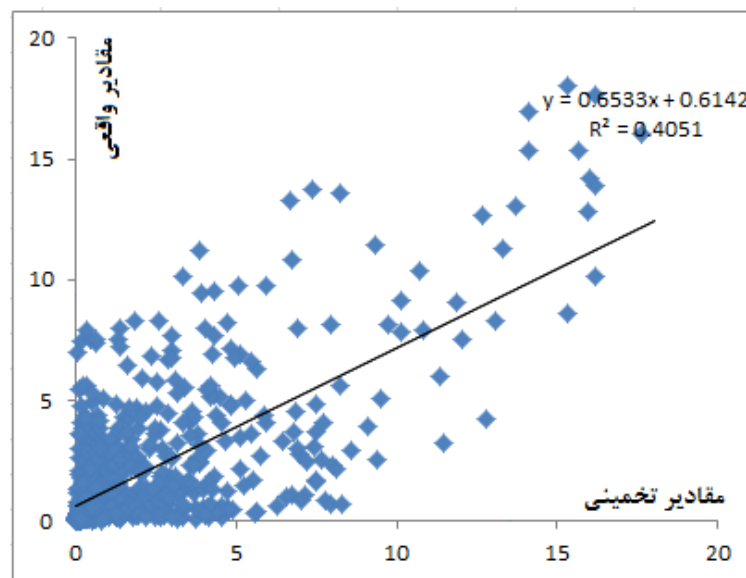
۴-۴-۴- اعتبارسنجی متقابل^۱ واریوگرام

یکی از روش های کنترل صحت نتایج حاصل از تخمین استفاده از اعتبارسنجی متقابل یا ارزش گذاری مجدد می باشد. برای این کار ابتدا از نتایج حاصل از واریوگرام در هر مرحله یکی از داده ها حذف و مقدار

¹ Cross Validation

آن بر اساس داده‌های واقع در محدوده جستجو، تخمین زده می‌شود، سپس اختلاف بین مقدار تخمینی و مقدار معلوم مورد بررسی قرار می‌گیرد و به عنوان خطا شناخته می‌شود. در حالت نظری باید هیچ اختلافی بین مقدار تخمینی و مقدار واقعی وجود نداشته باشد، همچنین اگر نمودار رسم شود که یک محور آن داده‌های واقعی و محور دیگر آن مقادیر تخمینی باشد، نقاط بوجود آمده باید بر روی یک خط که شیب یک دارد قرار گیرند [۲].

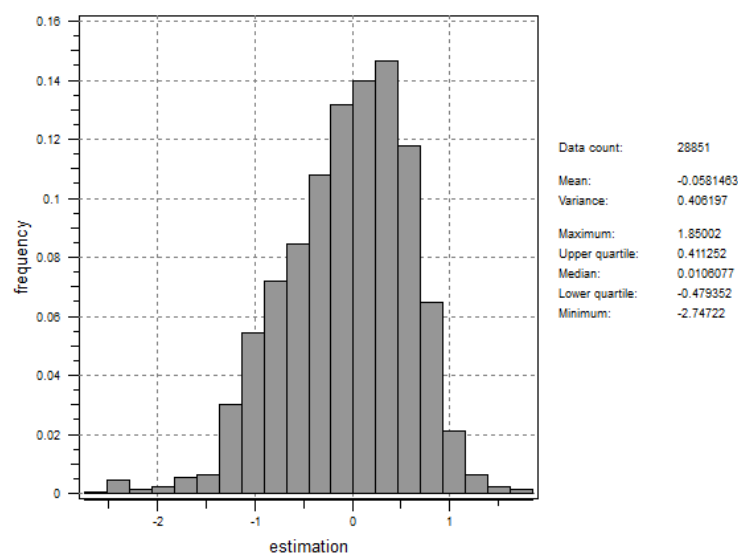
در این پایان‌نامه برای اعتبارسنجی متقابل واریوگرام و منحنی‌های برازش یافته اعتبارسنجی متقابل صورت گرفت و مشخص شد واریوگرام‌های انتخاب شده از صحت قابل قبولی برخوردار هستند. در شکل (۴-۲۱) نمودار اعتبار سنجی مجدد برای مجموعه داده‌ها با روش کریجینگ معمولی مشاهده است.



شکل ۴-۲۱- نمودار اعتبار سنجی متقابل برای مجموعه داده‌ها با روش کریجینگ معمولی

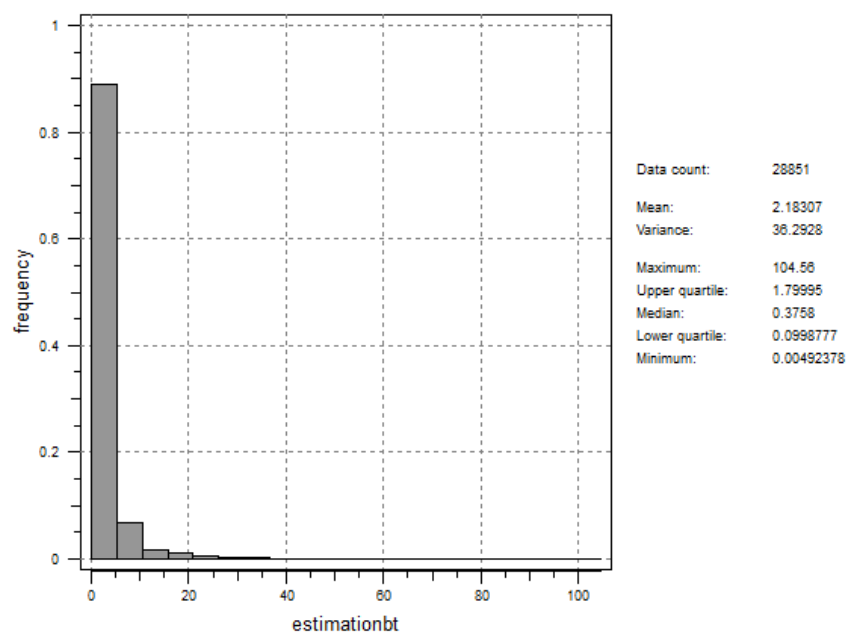
۴-۳-۵- تخمین زمین آماری با روش کریجینگ بلوکی^۱

پارامترهای تخمین زمین آماری با استفاده از مدل برازش یافته واریوگرام، شعاع جستجو در جهت افقی ۷۲ متر و در جهت عمودی ۲۷ متر، تعداد حداقل و حداکثر نقاط شرکت کننده در تخمین ۲ و ۳۰ نقطه در نظر گرفته شد. پس از انتخاب روش تخمین و تعیین پارامترهای آن، با استفاده از نرم افزار Sgems تخمین صورت گرفت. پس از تخمین زمین آماری به این دلیل که تخمین روی داده‌های نرمال شده صورت گرفته، بایستی نتایج با استفاده از تبدیل معکوس به حالت اولیه برگردند. در شکل (۴-۲۲) و (۴-۲۳) هیستوگرام تخمین با استفاده از داده‌های نرمال شده و هیستوگرام عیار بلوک‌ها پس از تبدیل معکوس به حالت واقعی اولیه قابل مشاهده است.



شکل ۴-۲۲- هیستوگرام عیار بلوک‌ها (بدون تبدیل معکوس)

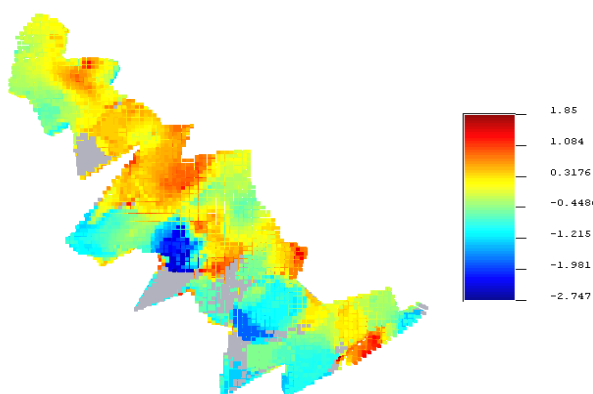
¹ Block Kriging



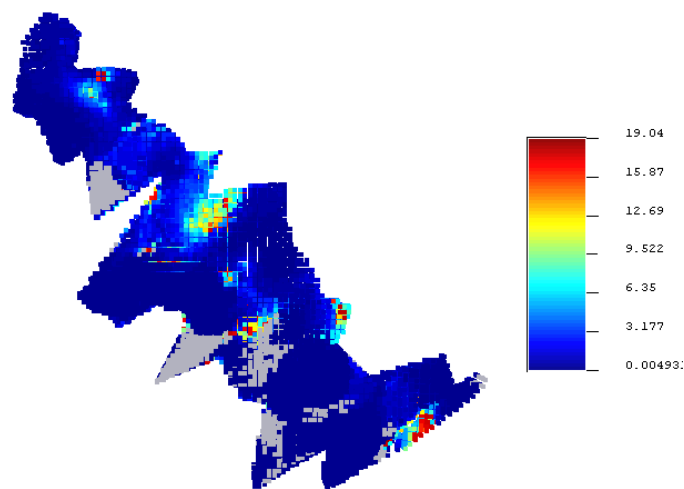
شکل ۴-۲۳- هیستوگرام عیار بلوک‌ها پس از تبدیل معکوس به حالت واقعی اولیه

در شکل (۴-۲۴) توزیع عیارها پس از تخمین زمین‌آماري در حالت نرمال بودن داده‌های تخمین و در

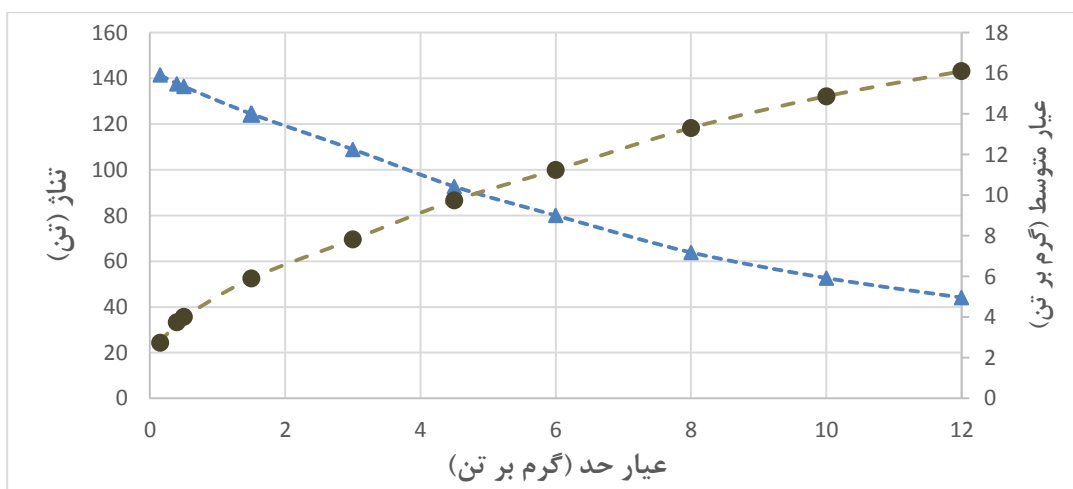
شکل (۴-۲۵) توزیع عیارها پس از تبدیل معکوس داده‌های تخمین به حالت اولیه نمایش داده شده است.



شکل ۴-۲۴- توزیع عیارها پس از تخمین زمین‌آماري در حالت نرمال بودن داده‌های تخمین



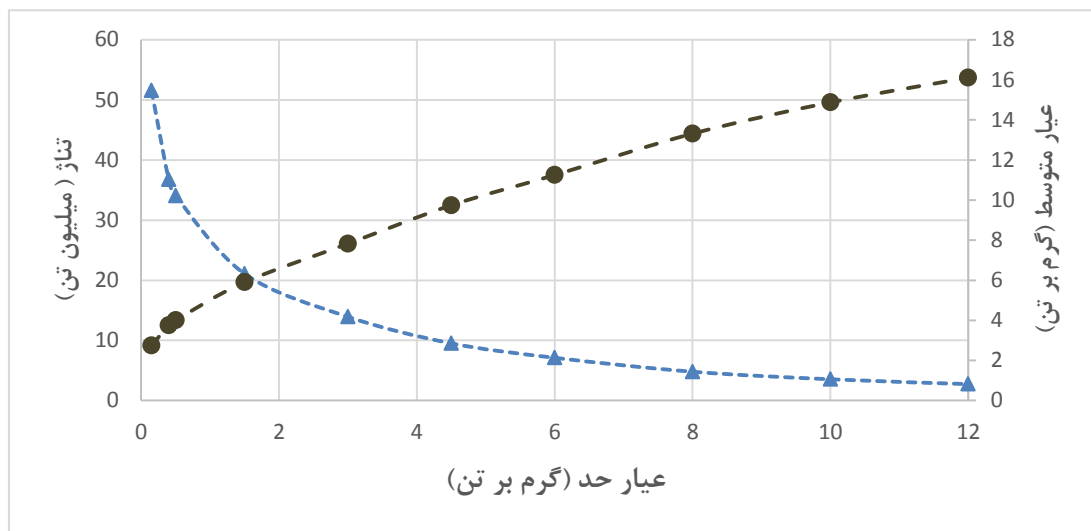
شکل ۴-۲۵- توزیع عیارها پس از تبدیل معکوس داده‌های تخمین به حالت اولیه (عیار برحسب PPM)
در جدول‌های ۴-۱۱ و ۴-۱۲ نتایج تخمین ذخیره به روش کریجینگ به ازای عیار حدهای مختلف برای
فلز محتوی و ماده معدنی و در شکل‌های (۴-۲۶) و (۴-۲۷) نمودار عیار تناژ فلز محتوی و ماده معدنی با
روش کریجینگ قابل مشاهده است.



شکل ۴-۲۶ نمودار عیار- تناژ فلز محتوی طلا روش کریجینگ

جدول ۴-۱۱- نتایج تخمین ذخیره فلز محتوی طلا به روش کریجینگ به ازای عیار حد های مختلف

عیار حد (ppm)	عیار متوسط (ppm)	تناژ ذخیره (kg)
۰/۱۵	۲/۷۴	۱۴۱۴۵۴/۷
۰/۴	۳/۷۴	۱۳۷۶۴۴/۴
۰/۵	۴/۰۰۴	۱۳۶۴۱۶/۱
۱/۵	۵/۹۰	۱۲۴۴۴۳/۳
۳	۷/۸۲	۱۰۸۹۴۴/۷
۴/۵	۹/۷۴	۹۲۶۸۹/۸۱
۶	۱۱/۲۴	۸۰۰۲۳/۷۷
۸	۱۳/۳۱	۶۳۸۵۱/۱۶
۱۰	۱۴/۸۷	۵۲۶۴/۹۷
۱۲	۱۶/۱۰	۴۴۰۸۴/۹۸



شکل ۴-۲۷ نمودار عیار- تناژ ماده معدنی با روش کریجینگ

جدول ۴-۱۲- نتایج تخمین ذخیره ماده معدنی به روش کریجینگ به ازای عیار حد های مختلف

عیار حد (ppm)	عیار متوسط (ppm)	تناژ ذخیره (تن)
۰/۱۵	۲/۷۴	۵۱۵۶۵۵۲۵
۰/۴	۳/۷۴	۳۶۷۳۴۳۶۳
۰/۵	۴/۰۰۴	۳۴۰۶۱۷۷۵
۱/۵	۵/۹۰	۲۱۰۸۲۸۷۵
۳	۷/۸۲	۱۳۹۲۴۶۲۵
۴/۵	۹/۷۴	۹۵۱۴۷۲۵
۶	۱۱/۲۴	۷۱۱۳۸۳۸
۸	۱۳/۳۱	۴۷۹۶۵۵۰
۱۰	۱۴/۸۷	۳۵۳۹۹۳۸
۱۲	۱۶/۱۰	۲۷۳۷۹۰۰

بنابراین با استفاده از روش کریجینگ، به ازای عیار حد ۰/۴ گرم بر تن و عیار متوسط ۳/۷۴ گرم بر تن،

تناژ ماده معدنی حدود ۳۷ میلیون تن و تناژ فلز محتوی (طلا) حدود ۱۳۸ تن محاسبه شد.

۴-۵- مراحل انجام تخمین ذخیره با شبکه های عصبی مصنوعی

برای استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی به عنوان یک روش جدید برای تخمین ذخیره، از دو شبکه عصبی پس انتشار خطا و شعاعی استفاده خواهد شد. مراحل انجام کار با شبکه های عصبی شامل موارد زیر است:

(۱) جمع آوری داده ها

(۲) تقسیم بندی و آماده سازی داده ها

(۳) انتخاب نوع شبکه مورد استفاده

(۴) کد نویسی (طراحی و آموزش شبکه عصبی تخمین گر)

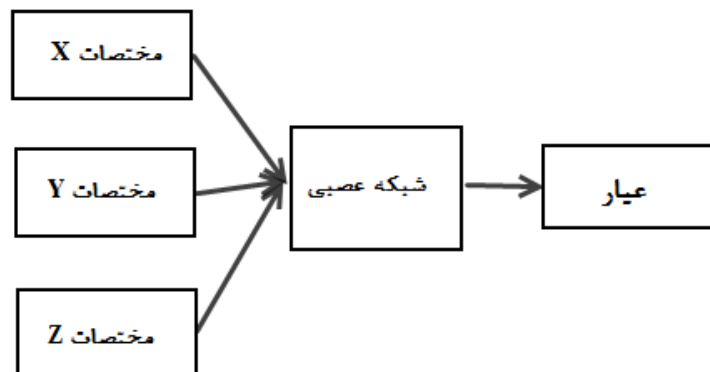
(۵) ارزیابی شبکه

(۶) تعیین شبکه ی بهینه

(۷) تخمین ذخیره با شبکه عصبی مصنوعی

۴-۵-۱- جمع‌آوری داده‌ها

برای آموزش شبکه نیاز به داده‌های ورودی شبکه و داده‌های خروجی می‌باشد. در واقع ورودی‌های شبکه مختصات فضایی شامل X ، Y و Z هستند و خروجی شبکه عیار ماده معدنی در مختصات تعیین شده می‌باشد. شبکه عصبی باید ارتباط بین مختصات فضایی و عیار مربوطه را بشناسد و برای سایر نقاط فضا آن را تعمیم داده و عیار را تخمین بزند. در کانسار طلای زرشوران داده‌های موجود شامل ۱۰۴۴۲ نمونه مغزه آنالیز شده حاصل از ۹۶ گمانه حفاری شده می‌باشد. برای آموزش شبکه پس از حذف نقاط بدون عیار، آموزش شبکه با حدود ۳۴۵۹ داده صورت گرفت. در شکل (۴-۲۸) معماری شبکه عصبی مورد استفاده قابل مشاهده است.



شکل ۴-۲۸- معماری شبکه عصبی مورد استفاده

۴-۵-۲- تقسیم‌بندی و آماده‌سازی داده‌ها

در شبکه‌های عصبی معمولاً داده‌ها به دو قسمت آموزشی^۱ و آزمون^۲ تقسیم می‌شوند. داده‌های آموزشی داده‌هایی هستند که در فرآیند آموزش استفاده می‌شوند و برای محاسبه‌ی گرادیان و به‌روز کردن^۳ وزن‌ها و بایاس‌های شبکه مورد استفاده قرار می‌گیرند. داده‌های آزمون در طی آموزش شبکه استفاده نمی‌شوند،

^۱ Training

^۲ Test

^۳ Update

اما برای مقایسه‌ی میزان خطا استفاده می‌شوند. در واقع از داده‌های آزمون، برای سنجیدن صحت شبکه استفاده می‌شود [۲۴].

به دلیل اینکه توابع محرک (مانند تابع سیگموئیدی یا تانژانت هایپربولیک) نمی‌توانند بین مقادیر خیلی بزرگ و خیلی کوچک فرق بگذارند و این موضوع فرآیند آموزش شبکه را با مشکل مواجه می‌کند، باید داده‌ها قبل از ورود به فرآیند آموزش، در نرم‌افزار MATLAB با استفاده از دستور PREMNMX نرمال‌سازی شوند. نرمالایز کردن داده‌ها روشی برای یکنواخت کردن و یک‌شکل کردن داده‌ها می‌باشد [۲۶].

۴-۵-۳- انتخاب نوع شبکه مورد استفاده

پس از جمع‌آوری و آماده‌سازی داده‌ها باید نوع شبکه عصبی مورد استفاده مشخص شود. در مرحله‌ی مشخص کردن نوع شبکه عصبی، با بررسی ویژگی‌های هر نوع شبکه عصبی، بهترین شبکه برای استفاده مشخص می‌شود. در این پایان‌نامه پس از بررسی انواع شبکه‌های عصبی، برای پیش‌بینی عیار و تخمین ذخیره با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، از دو شبکه پسانتشار خطا و شبکه شعاعی استفاده شد.

۴-۵-۴- کد نویسی

یکی از متداول‌ترین روش‌ها برای استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، کد نویسی در محیط نرم‌افزار Matlab است. در این پایان‌نامه از ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش شبکه استفاده شد که ورودی آموزش مختصات جغرافیایی نقاط (x, y, z) و خروجی آموزش عیار متناظر با مختصات جغرافیایی است. از ۳۰ درصد مابقی داده‌ها برای آزمون شبکه استفاده شد. در قسمت آزمون نیز ورودی مختصات جغرافیایی نقاط (x, y, z) و خروجی آموزش عیار متناظر با مختصات جغرافیایی است. پس از آموزش و آزمون شبکه، مختصات بلوک‌ها وارد شد تا عیار متناظر با مختصات هر بلوک را شبکه با استفاده از آموزشی که دیده تخمین بزند. برای تخمین عیار بلوک‌ها، توسعه کد دو شبکه پسانتشار خطا و شبکه شعاعی در محیط

نرم افزار Matlab صورت گرفت. پس از فراخوانی اطلاعات گمانه ها شامل مختصات و عیار نمونه ها، با استفاده از دستور premnmx (رابطه ۴-۲) داده ها در بازه ۱ تا ۱- قرار گرفته و نرمال شدند.

$$p_n = 2 \frac{p - p_{\min}}{p_{\max} - p_{\min}} - 1 \quad (۴-۲)$$

در رابطه مذکور، P داده اولیه که قرار است نرمال شود، $p_{\max}$ و $p_{\min}$ ماکزیمم و مینیمم داده ها قبل از نرمال سازی و p_n داده ی نرمال شده است [۲۴]. سپس آموزش شبکه انجام شد و برای بلوک های بدون عیار توسط لایه های عصبی پس انتشار خطا و شعاعی تخمین عیار صورت گرفت.

۴-۵-۵- طراحی و آموزش شبکه عصبی تخمین گر

برای تخمین ذخیره با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی، ورودی شبکه مختصات فضایی و خروجی شبکه عیار در مختصات داده شده می باشد. در این پایان نامه از دو نوع شبکه پرسپترون چند لایه و شبکه شعاعی برای تخمین عیار بلوک های معدنی استفاده شد. پس از تخمین عیار این بلوک ها تخمین ذخیره صورت می گیرد.

۴-۵-۵-۱- طراحی شبکه عصبی پس انتشار خطا

برای آموزش صحیح شبکه و کنترل داشتن روی شبکه، ۷۰ درصد داده ها به عنوان مجموعه آموزش و ۳۰ درصد مابقی به صورت تصادفی از میان داده های موجود انتخاب شدند. در انتخاب مجموعه آموزش باید به این نکته توجه داشت که باید ماکزیمم و مینیمم X ، Y ، Z و عیار در این مجموعه قرار گیرد و در مجموعه آزمون، مقادیر بیشتر از ماکزیمم و کمتر از مینیمم مجموعه آموزش وجود نداشته باشد. در اجرای شبکه پس انتشار خطا، توپولوژی ۴ لایه ای مورد آزمایش قرار گرفت. تعداد نرون های لایه اول برابر با تعداد ورودی ها یعنی ۳ در نظر گرفته شد. تعداد نرون های لایه های دوم و سوم، در حالت های مختلف بررسی شد. تعداد نرون های لایه آخر، به دلیل اینکه خروجی فقط عیار است، ۱ نرون در نظر گرفته شد. توابع انتقال در لایه های اول، دوم و سوم تانژانت سیگموئید و برای لایه آخر خطی انتخاب شد. تعداد

دفعات آموزش (Epoс) ۲۰۰۰ بار و تابع خطا، جذر میانگین مربعات خطا انتخاب شد. البته پارامترهای فوق بارها و بارها با انواع گوناگون دیگر تعداد نرون‌های هر لایه و توابع انتقال در هر لایه بررسی شدند تا بهترین نتیجه حاصل شود و از این طریق بهینه‌سازی پارامترها انجام شد. در هر مرحله نتایج مربوط به R و RMSE در هر بار آموزش ذخیره شدند.

مطلوب‌ترین نتایج مربوط به الگوریتم trainlm در شبکه عصبی پسانتشار خطا در جدول (۴-۱۳) قابل مشاهده است. بهترین شبکه از الگوریتم آموزش لونیبرگ مارکواردت استفاده می‌کند و دارای لایه ورودی با ۳ نرون، لایه خروجی با یک نرون، دو لایه پنهان با ۳ نرون در لایه اول و ۱۷ نرون در لایه دوم با تابع تانژانت سیگموئید می‌باشد. سایر مشخصات مربوط به این شبکه در جدول (۴-۱۴) قابل مشاهده است. سایر نتایج این الگوریتم در جداول پیوست قرار داده شده است. در شکل (۴-۲۹) نمودار ضریب همبستگی آموزش و در شکل (۴-۳۰) نمودار ضریب همبستگی آزمون شبکه‌ی انتخاب شده قابل مشاهده است.

جدول ۴-۱۳- مطلوب‌ترین نتایج مربوط به الگوریتم trainlm در شبکه پسانتشار خطا

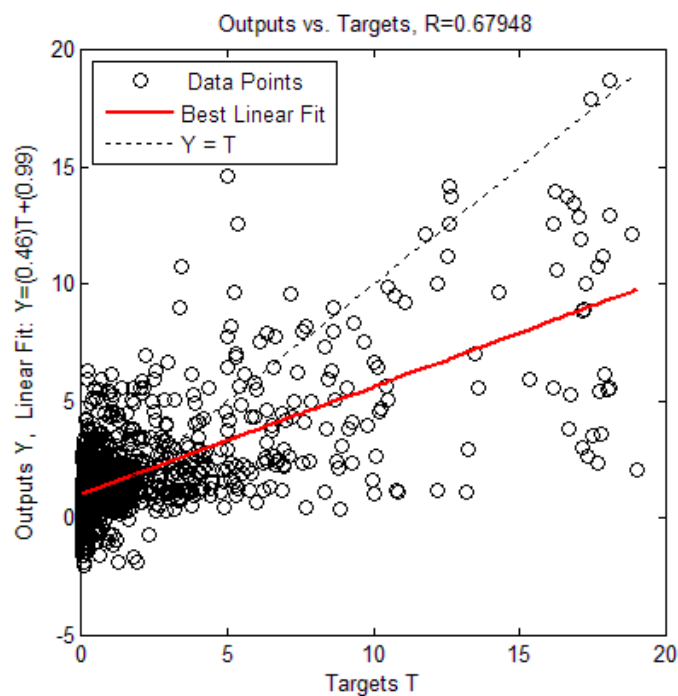
تعداد نرون‌های لایه ورودی	تعداد نرون‌های لایه اول	تعداد نرون‌های لایه دوم	تعداد نرون‌های لایه خروجی	RMSE	R
۳	۱۱	۸	۱	۳/۴۹۳	۰/۳۵
۳	۹	۸	۱	۳/۶۵	۰/۳۷
۳	۸	۹	۱	۳/۶۷۹	۰/۳۲۳
۳	۳	۱۰	۱	۳/۸۲۷	۰/۲۱۰
۳	۴	۱۰	۱	۳/۵۲۲	۰/۳۵۳
۳	۹	۱۰	۱	۳/۶۵۷	۰/۳۷۸
۳	۴	۵	۱	۳/۴۶	۰/۳۹
۳	۱۱	۳	۱	۳/۶۱	۰/۳۱
۳	۳	۱۱	۱	۳/۵۶۶	۰/۳۰۳
۳	۳	۱۲	۱	۳/۵۵۷	۰/۳۶۷
۳	۴	۱۵	۱	۳/۷۷۲	۰/۳۲۶
۳	۵	۱۶	۱	۳/۶۷۰	۰/۳۶۷
۳	۳	۱۷	۱	۳/۴۴۳	۰/۴۲۳
۳	۴	۱۷	۱	۳/۸۴	۰/۳۱۱
۳	۳	۱۸	۱	۳/۷۰۴	۰/۲۸۰
۳	۳	۱۹	۱	۳/۶۸۲	۰/۳۰۰

ادامه جدول ۴-۱۳

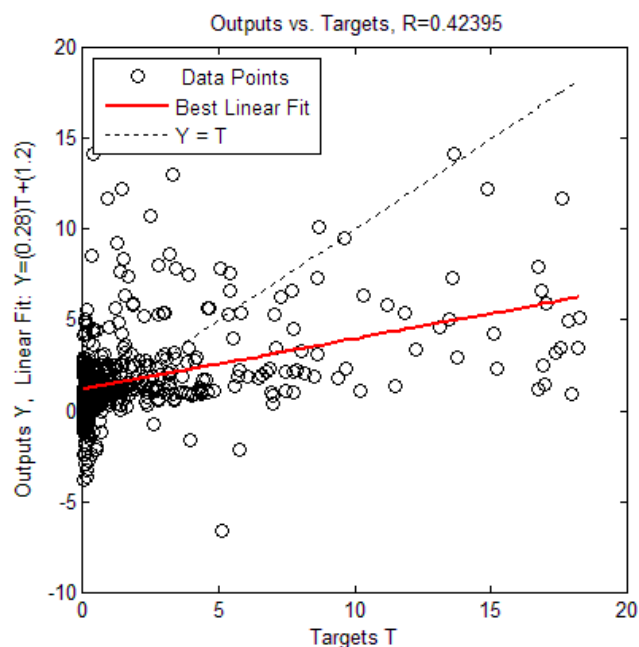
۳	۷	۲۰	۱	۳/۸۵	۰/۳۲۱
۳	۵	۶	۱	۳/۶۴	۰/۲۷۰
۳	۶	۶	۱	۳/۶۶	۰/۳۱۸
۳	۴	۳	۱	۳/۵۸	۰/۳۱

جدول ۴-۱۴- مشخصات شبکه‌ی انتخاب شده

توضیحات	پارامتر	توضیحات	پارامتر
لونیبرگ مارکوارت	الگوریتم آموزش	۳۴۵۹	تعداد کل داده‌ها
[۱ و -۱]	تغییر مقیاس داده‌های ورودی و خروجی	۲۴۲۲	تعداد داده‌های مجموعه آموزش
RMSE	نوع تابع خطا	۱۰۳۷	تعداد داده‌های مجموعه آزمون
۳/۴۴۳	مقدار خطا	۳-۳-۱۷-۱	هندسه شبکه
۰/۴۲۴	ضریب همبستگی داده‌ها	Tansig	تابع تحریک لایه میانی اول
tansig	تابع تحریک لایه ورودی	Tansig	تابع تحریک لایه میانی دوم
۲/۴۶	مقدار خطای آموزش	Tansig	تابع تحریک لایه خروجی



شکل ۴-۲۹- نمودار ضریب همبستگی داده‌های آموزش شبکه‌ی انتخاب شده



شکل ۴-۳۰- نمودار ضریب همبستگی داده‌های آزمون شبکه‌ی انتخاب شده

به منظور کاهش خطای آزمون شبکه، به دلیل همبستگی زیاد بین طلا و آرسنیک در کانسار طلای مورد مطالعه (تیپ کارلین)، برای آموزش بهتر شبکه عیار آرسنیک نیز به ورودی‌های شبکه اضافه شد و میزان خطای آزمون و ضریب همبستگی آزمون شبکه، با تعداد نرون‌های مختلف و حالت‌های مختلف تابع تحریک در هر لایه بررسی شد. در جدول (۴-۱۵) میزان خطای آزمون و ضریب همبستگی آزمون با استفاده از این روش قابل مشاهده است.

در نهایت پس از بررسی حالت‌های مختلف، با توجه به ضرایب رگرسیون و جذر میانگین مربعات خطا بین خروجی مطلوب و خروجی پیش‌بینی شده، به دلیل بازه‌ی بزرگ تغییرات عیارها و شدت تغییرات عیار (فاصله‌ی کم عیارهای بالا و عیارهای پایین) مشخص شد خطای شبکه عصبی برای تخمین عیارها در حد مطلوب نیست.

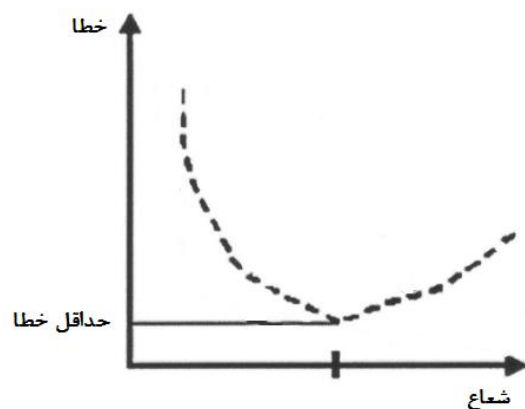
جدول ۴-۱۵- میزان خطای آزمون و ضریب همبستگی آزمون با استفاده از عیار آرسنیک با الگوریتم trainlm

تعداد نرون‌های لایه ورودی	تعداد نرون‌های لایه اول	تعداد نرون‌های لایه دوم	تعداد نرون‌های لایه خروجی	RMSE	R
۴	۱۱	۸	۱	۳/۶۷	۰/۴۲
۴	۹	۸	۱	۳/۶۱	۰/۴۷
۴	۸	۹	۱	۳/۷۵	۰/۴۱
۴	۳	۱۰	۱	۳/۷۴	۰/۳۳
۴	۴	۱۰	۱	۳/۵۸	۰/۴۱
۴	۹	۱۰	۱	۴/۱۶	۰/۳۰
۴	۴	۵	۱	۳/۶۹	۰/۴۱
۴	۱۱	۳	۱	۳/۶۶	۰/۴۳
۴	۳	۱۱	۱	۳/۶۸	۰/۳۶
۴	۳	۱۲	۱	۳/۸۵	۰/۳۴
۴	۴	۱۵	۱	۳/۸۹	۰/۳۴
۴	۵	۱۶	۱	۳/۶۶	۰/۴۰
۴	۳	۱۷	۱	۳/۸۹	۰/۳۳
۴	۴	۱۷	۱	۳/۶۳	۰/۴۲
۴	۳	۱۸	۱	۳/۷۸	۰/۳۴
۴	۳	۱۹	۱	۳/۹۳	۰/۳۵
۴	۷	۲۰	۱	۳/۸۰	۰/۳۹
۴	۵	۶	۱	۳/۸۲	۰/۳۸
۴	۶	۶	۱	۳/۷۰	۰/۳۵
۴	۴	۳	۱	۳/۸۴	۰/۳۰

۴-۵-۵-۲- طراحی شبکه عصبی شعاعی

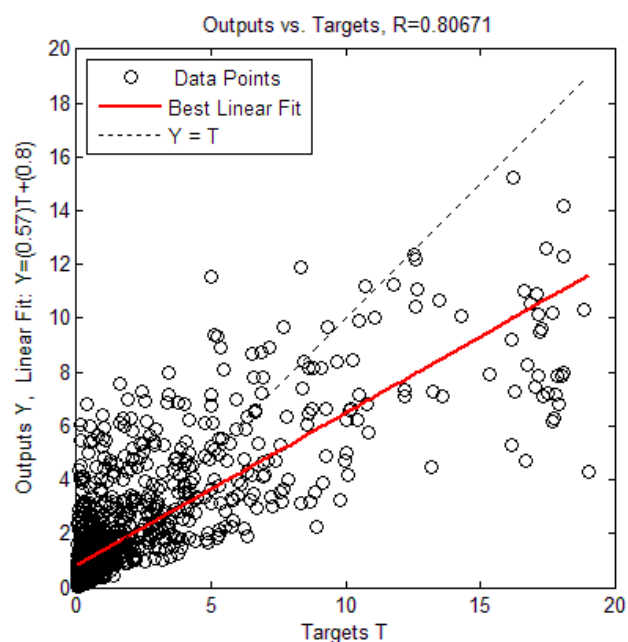
برای استفاده از این شبکه نیز ۷۰ درصد داده‌ها به عنوان مجموعه آموزش و ۳۰ درصد مابقی به صورت تصادفی از میان داده‌های موجود با این شرط که در انتخاب مجموعه آموزش باید ماکزیمم و مینیمم X ، Y ، Z و عیار در این مجموعه قرار گیرد و در مجموعه تست، مقادیر بیشتر از ماکزیمم و کمتر از مینیمم مجموعه آموزش وجود نداشته باشد انتخاب شدند. در این شبکه آموزش با شعاع‌های مختلف صورت گرفت که نتایج آن در جدول (۴-۱۶) قابل مشاهده است. خطا در این شبکه به صورت تابعی است که در

یک شعاع به خصوص مینیمم می‌شود و در سایر شعاع‌ها بیشتر از این مینیمم است (شکل ۴-۳۱). در شکل ۴-۳۲ نمودار ضریب همبستگی آموزش و در شکل (۴-۳۳) نمودار ضریب همبستگی آزمون مربوط به شعاع ۸/۵ قابل مشاهده است.

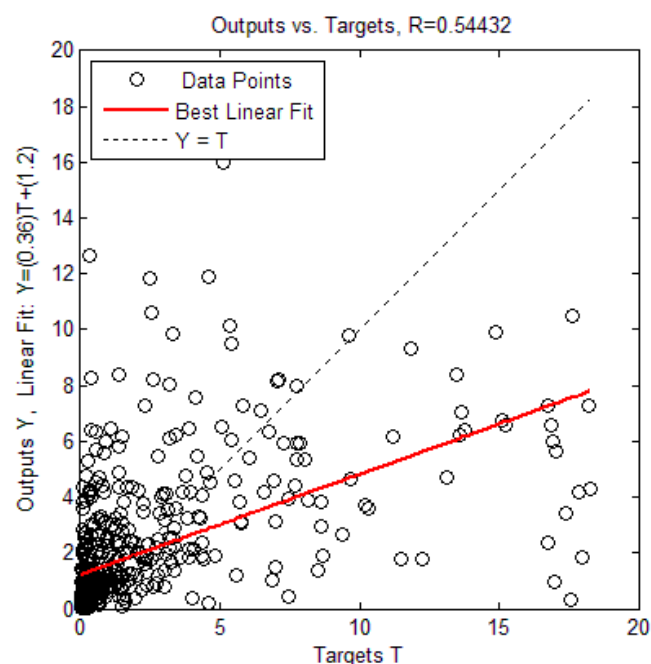


شکل ۴-۳۱- نمایش خطای مینیمم در شبکه شعاعی
جدول ۴-۱۶- میزان خطا و ضرایب رگرسیون در آموزش با شعاع‌های مختلف

شعاع	RMSE test	R test
۰/۰۱	۳/۲۳۴	۰/۵۷۳۶
۰/۱	۳/۲۱۹	۰/۵۶۷۷
۱	۳/۲۲۱۰	۰/۵۶۶۸۹
۲	۳/۲۰۴۵	۰/۵۶۷۴۹
۳	۳/۱۵۴۸	۰/۵۶۸۳۳
۴	۳/۱۳۲۲	۰/۵۶۳۸
۵	۳/۱۲۰۸	۰/۵۵۸۵
۶	۳/۱۱۴۶	۰/۵۵۳۷۶
۷	۳/۱۱۱۲	۰/۵۴۹۶۲
۸	۳/۱۰۹۶	۰/۵۴۶
۸/۵	۳/۱۰۹۴	۰/۵۴۴
۹	۳/۱۰۹۶	۰/۵۴۲۷
۱۰	۳/۱۱۱۰	۰/۵۳۹



شکل ۴-۳۲- نمودار ضریب همبستگی داده‌های آموزش مربوط به شعاع ۸/۵



شکل ۴-۳۳- نمودار ضریب همبستگی داده‌های آزمون مربوط به شعاع ۸/۵

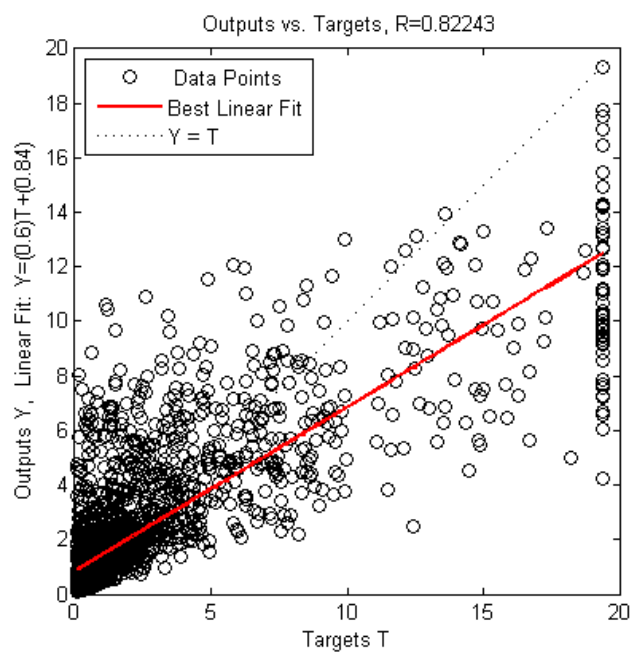
به منظور کاهش خطا در این شبکه نیز عیار آرسنیک به عنوان ورودی آموزش به شبکه اضافه شد و در شعاع‌های مختلف میزان خطا محاسبه شد. در جدول ۴-۱۷ میزان خطا به ازای شعاع‌های مختلف در این

حالت قابل مشاهده است. در شکل ۴-۳۴ نمودار ضریب همبستگی برای داده‌های آموزش و در

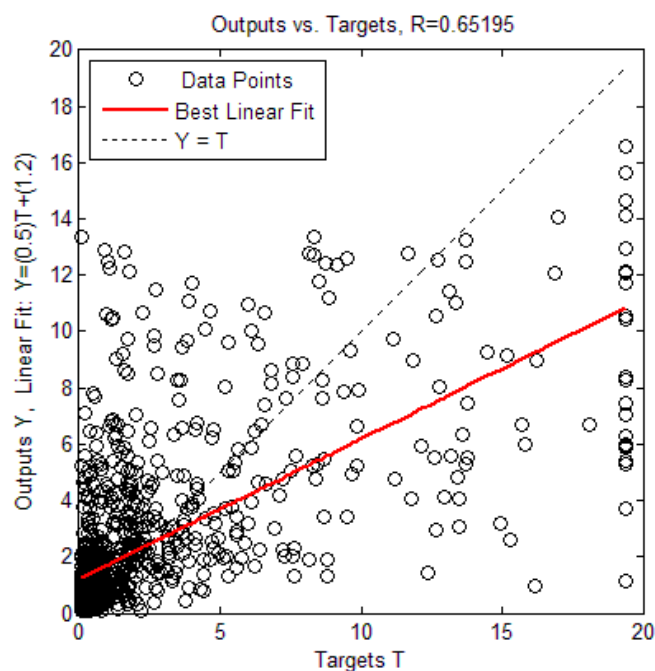
شکل ۴-۳۵ نمودار ضریب همبستگی برای داده‌های آزمون مربوط به شعاع ۳ قابل مشاهده است.

جدول ۴-۱۷- میزان خطا و ضرایب رگرسیون در آموزش با شعاع‌های مختلف با اضافه شدن عیار آرسنیک

شعاع	RMSE test	R test
۰/۱	۳/۴۲	۰/۶۵
۱	۳/۲۰	۰/۶۵
۲	۳/۰۲	۰/۶۶
۳	۳/۰۰	۰/۶۵
۴	۳/۰۲	۰/۶۴
۵	۳/۰۵	۰/۶۳
۶	۳/۰۸	۰/۶۱



شکل ۴-۳۴- نمودار ضریب همبستگی داده‌های آموزش مربوط به شعاع ۳

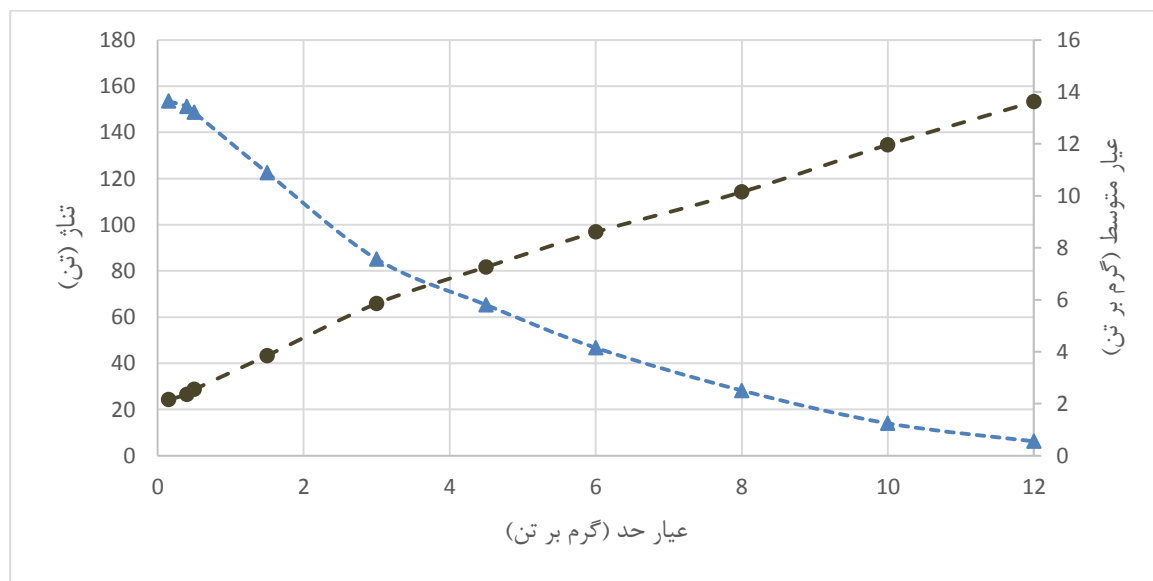


شکل ۴-۳۵- نمودار ضریب همبستگی داده‌های آزمون مربوط به شعاع ۳
در نهایت با بررسی جذر میانگین مربعات خطا و ضرایب رگرسیون، شبکه عصبی شعاعی با شعاع ۳
کمترین میزان خطا را دارد، بنابراین از شبکه عصبی شعاعی با شعاع ۳ با خطای آزمون ۳/۰۰ برای تخمین
ذخیره استفاده خواهد شد.

۴-۵-۶- محاسبه ذخیره

برای انجام تخمین ذخیره، پس از طراحی و آموزش شبکه عصبی تخمین گر و ارزیابی آن، می‌توان عیار را
در هر مختصات جدید از فضایی که شبکه آن را یادگرفته است، تخمین زد. برای تخمین ذخیره، با
استفاده از مختصات مرکز هر بلوک، در مدل بلوکی که توسط نرم‌افزار Datamine تهیه شده است، عیار هر
بلوک توسط شبکه عصبی تخمین زده شد. برای کاهش خطا و افزایش دقت، به جای تخمین عیار مراکز
بلوک‌ها، برای ۶ نقطه دیگر در هر بلوک تخمین عیار صورت گرفت و در نهایت برای هر بلوک میانگین
عیار این ۷ نقطه در نظر گرفته شد.

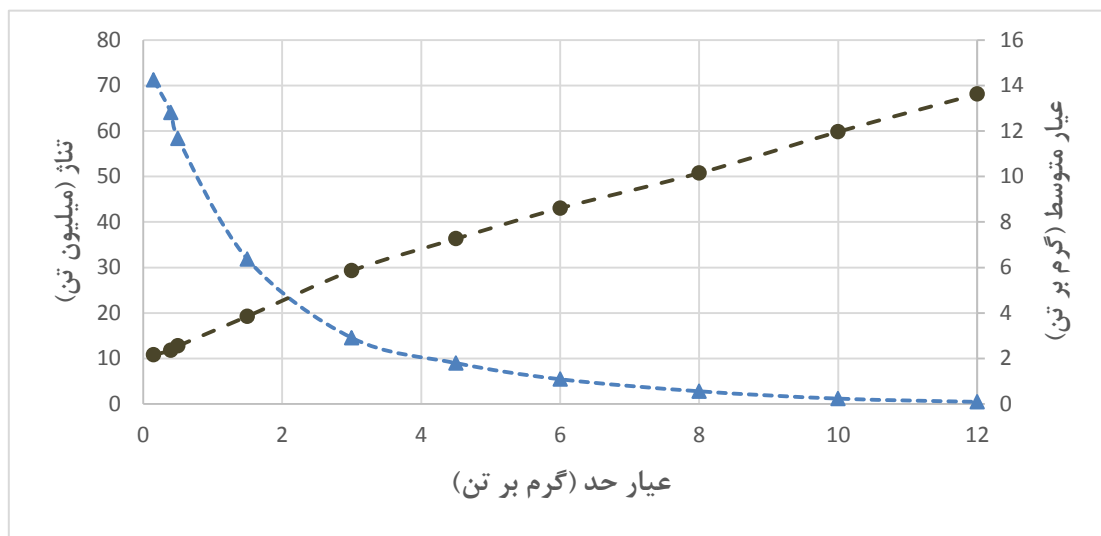
بر اساس قضیه حد مرکزی، میانگین عیار چندین نمونه از یک جامعه کل با افزایش تعداد نمونه‌ها به سمت میانگین کل جامعه میل می‌کند. در واقع میانگین نمونه‌هایی از یک جامعه کل، تخمین مناسبی از میانگین کل جامعه است. بنابراین می‌توان عیار نقاط درون بلوک را معرف عیار بلوک دانست [۱]. بر این اساس برای مرکز بلوک و نقاطی که روی هر وجه مکعب بلوک قرار می‌گیرند عیار تخمین زده شد و میانگین عیار آن‌ها به بلوک اصلی نسبت داده شد. این عملیات برای تمام بلوک‌ها انجام شد و عیار کل بلوک‌ها حاصل شد. با داشتن عیار بلوک‌ها، تخمین ذخیره انجام شد و منحنی عیار- تناژ برای عیار حدهای مختلف برای فلز محتوی و ماده معدنی ترسیم شد (شکل‌های ۴-۳۶ و ۴-۳۷). در جدول‌های (۴-۱۸) و (۴-۱۹) نتایج حاصل تخمین ذخیره به ازای عیار حدهای مختلف برای فلز محتوی و ماده معدنی قابل مشاهده است.



شکل ۴-۳۶- منحنی عیار- تناژ تخمین ذخیره فلز محتوی طلا به روش شبکه عصبی مصنوعی

جدول ۴-۱۸- نتایج حاصل تخمین ذخیره فلز محتوی طلا به ازای عیار حدهای مختلف

عیار حد (ppm)	عیار متوسط (ppm)	تناژ ذخیره (kg)
۰/۱۵	۲/۱۵۶۱	۱۵۳۵۱۳/۷
۰/۴	۲/۳۶۱۳	۱۵۱۱۶۴/۱
۰/۵	۲/۵۴۸۲	۱۴۸۶۶۲/۴
۱/۵	۳/۸۵۱۹	۱۲۲۵۴۹/۵
۳	۵/۸۵۴۱	۸۵۱۱۱/۲۵
۴/۵	۷/۲۶۱۱	۶۵۲۷۴/۹۱
۶	۸/۶۰۶۴	۴۶۷۲۲/۷۲
۸	۱۰/۱۴۸۷	۲۸۲۳۶/۹۱
۱۰	۱۱/۹۶۵۰۵	۱۴۰۰۳/۸۹
۱۲	۱۳/۶۲۰۸	۶۲۲۷/۲۶



شکل ۴-۳۷- منحنی عیار- تناژ تخمین ذخیره ماده معدنی طلا به روش شبکه عصبی مصنوعی

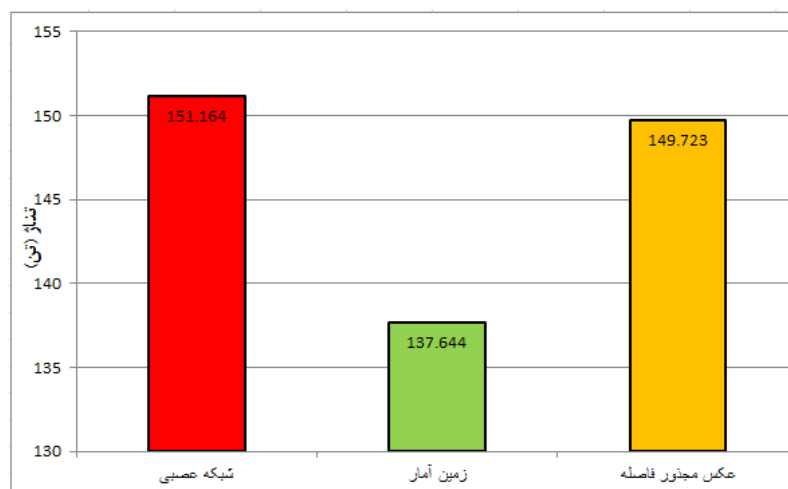
جدول ۴-۱۹- نتایج حاصل تخمین ذخیره ماده معدنی طلا به ازای عیار حدهای مختلف

عیار حد (ppm)	عیار متوسط (ppm)	تناژ ذخیره (تن)
۰/۱۵	۲/۱۵۶۱	۷۱۱۹۸۴۶۳
۰/۴	۲/۳۶۱۳	۶۴۰۱۶۷۰۰
۰/۵	۲/۵۴۸۲	۵۸۳۳۹۷۳۸
۱/۵	۳/۸۵۱۹	۳۱۸۱۵۰۲۵
۳	۵/۸۵۴۱	۱۴۵۳۸۵۶۳
۴/۵	۷/۲۶۱۱	۸۹۸۹۶۱۳
۶	۸/۶۰۶۴	۵۴۸۷۷۵
۸	۱۰/۱۴۸۷	۲۷۸۲۳۱۳
۱۰	۱۱/۹۶۵۰۵	۱۱۷۰۴۰۰
۱۲	۱۳/۶۲۰۸	۴۵۷۱۸۷

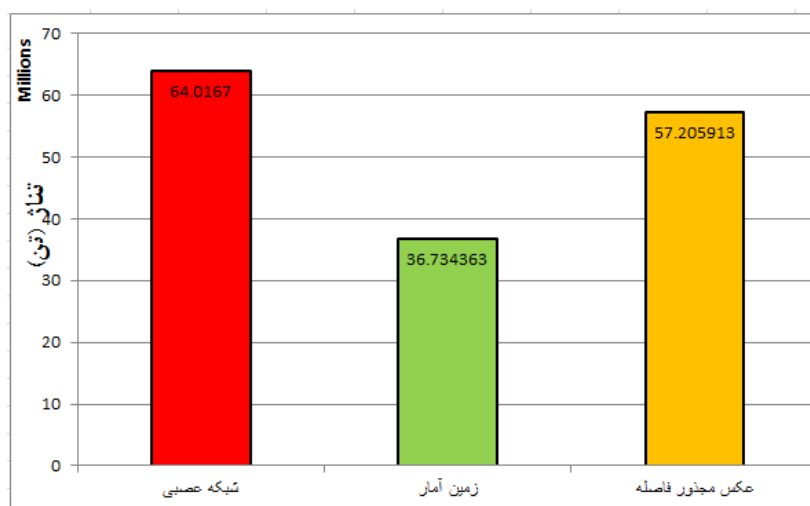
۴-۵- نتیجه گیری

در این بخش با استفاده از روش عکس مجذور فاصله، کریجینگ و شبکه‌های عصبی مصنوعی تخمین ذخیره صورت گرفت و منحنی عیار تناژ فلز محتوی (طلا) و ماده معدنی برای هر سه روش تهیه شد. به دو دلیل در الگوریتم‌های پسانتشار خطا و شعاعی مقدار جذر میانگین مربعات خطای بدست آمده بالا بوده و ضریب همبستگی نسبتاً کم است، اولین دلیل این است که به علت دامنه زیاد تغییرات، شبکه نمی‌تواند هم برای مقادیر عیار خیلی پایین و هم برای مقادیر عیار خیلی بالا درست تخمین بزند، یکی از روش‌هایی که به واسطه‌ی آن این مشکل حل می‌شود زون‌بندی محدوده به بخش‌های پرعیار و کم عیار می‌باشد که در محدوده معدن زرشوران به دلیل پیچیدگی ساختار زمین‌شناسی و پراکندگی نقاط عیار بالا در بخش‌های مختلف کانسار و عدم امکان تفکیک محدوده به بخش‌های پر عیار و کم عیار، زون‌بندی انجام نشد. برای کم کردن بازه‌ی تغییرات عیار، داده‌ها قبل از ورود به شبکه نرمال شده و سپس به حالت

اولیه تبدیل معکوس شدند. اما در این صورت نیز داده‌های عیار بالا، چندین برابر داده‌های عیار کم هستند. دلیل دوم این است که شدت تغییرات زیاد است، یعنی در نزدیکی نقاط کم عیار نقاط دارای عیار زیاد وجود دارد بنابراین شبکه نمی‌تواند به درستی بین نقاط دارای عیار خیلی بالا و عیار خیلی پایین، عیار درستی برای نقطه مجهول تخمین بزند و این مساله موجب ایجاد خطا در شبکه می‌شود. خطای نسبتاً زیاد شبکه باعث خطا در تخمین ذخیره می‌شود و همانطور که در تخمین ذخیره مشاهده می‌شود، مقدار تناژ ذخیره بیشتر از مقدار است که به روش زمین‌آمار تخمین زده شده است. در تخمین با روش عکس مجذور فاصله نیز به دلیل دامنه زیاد تغییرات و شدت تغییرات، نتیجه‌ی تخمین بیشتر از تخمین با روش کریجینگ است. در نمودار شکل‌های (۴-۳۸) و (۴-۳۹) مقایسه میزان ذخیره با روش عکس مجذور فاصله، زمین‌آمار (کریجینگ) و شبکه عصبی مصنوعی برای عیار حد ۰/۴ گرم بر تن قابل مشاهده است.



شکل ۴-۳۸- مقایسه میزان ذخیره فلز محتوی (طلا) برای عیار حد ۰/۴ گرم بر تن



شکل ۴-۳۹- مقایسه میزان ذخیره ماده معدنی برای عیار حد ۰/۴ گرم بر تن

فصل پنجم:

شبیه‌سازی و نقشه‌های عیار بلوک‌ها در پلان
کانسار با روش کریجینگ

۵-۱- مقدمه

شبیه‌سازی زمین‌آماري به جای بهترین تخمین، مجموعه‌ای از مدل‌های ممکن را تولید می‌کند و تعداد زیادی از حالت‌های ممکن را نمایش می‌دهد. در واقع در شبیه‌سازی، هدف بازسازی برخی از حالت‌های ممکن بر اساس پارامترهای تابع توزیع احتمال و واریوگرام موجود می‌باشد. در این فصل ۱۰۰ شبیه‌سازی زمین‌آماري انجام خواهد شد. سپس مدل عیاری شبیه‌سازی‌ها تهیه خواهد شد و در ادامه برای اعتبارسنجی تخمین، واریوگرام شبیه‌سازی‌ها با واریوگرام داده‌های واقعی مقایسه خواهد شد. سپس برای هر شبیه‌سازی تخمین ذخیره صورت می‌گیرد و تحلیل ریسک انجام می‌شود. در پایان نقشه‌های با عدم قطعیت عیار برای تخمین زمین‌آماري به روش کریجینگ تهیه خواهد شد.

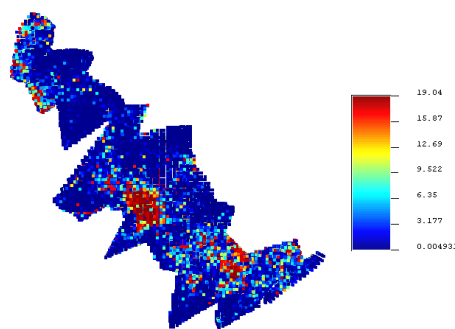
۵-۲- شبیه‌سازی

از نظر احتمال، هر داده‌ی حاصل از شبیه‌سازی می‌تواند حالت تحقق یافته‌ای از یک تابع تصادفی مانند $Z(x)$ در نظر گرفته شود. اگرچه مقادیر واقعی حالت‌های تحقق یافته‌ای از همان تابع تصادفی است، اما همه دارای هیستوگرام و واریوگرام مشترک هستند. داده‌های تحقق یافته‌ی فرضی (تولید شده) می‌توانند داده‌های واقعی را در موقعیت‌های نمونه‌برداری شده، تایید کنند [۲].

در زمین‌آمار دو روش عمومی شبیه‌سازی تعریف شده است؛ که شامل شبیه‌سازی غیر شرطی و شبیه‌سازی شرطی می‌باشد. در شبیه‌سازی غیر شرطی کافی است متوسط حالات بازسازی شده (اعداد تولید شده)، پارامترهای آماری و ساختار فضایی مشابهی نسبت به داده‌های اولیه (حالت‌های تحقق یافته) داشته باشد. در شبیه‌سازی شرطی علاوه بر اینکه لازم است شرایط فوق برقرار باشد، بلکه باید برای نقاط خاصی مقادیر معینی را تولید کند. از شبیه‌سازی شرطی زمانی استفاده می‌شود که لازم باشد مقادیر اندازه‌گیری شده در نقاط نمونه‌برداری حفظ شود. به عبارت دیگر داده‌های معلوم زیرمجموعه‌ای از داده‌های شبیه‌سازی شده با حفظ مختصات باشد [۲].

شبیه‌سازی زمین‌آماري به روش‌های مختلفی از جمله شبیه‌سازی متوالی گوسی^۱، شبیه‌سازی شاخص‌های متوالی^۲ و شبیه‌سازی یک معادله نرمال^۳ انجام می‌شود. از روش شبیه‌سازی متوالی گوسی به عنوان یکی از روش‌های معمول و انعطاف‌پذیر در بسیاری از شبیه‌سازی‌های انجام شده بر روی پارامترهایی مانند عیار استفاده می‌شود. الگوریتم این روش به این صورت است که یک مسیر تصادفی به گونه‌ای که از تمام نقاط شبکه بلوک‌ها بگذرد، انتخاب می‌شود. تخمین حاصل از کریجینگ معمولی کمک می‌کند تا یک تابع توزیع محلی ایجاد گردد. سپس از این توزیع یک مقدار انتخاب و به عنوان عیار به آن نقطه اختصاص می‌یابد. این عملیات تکرار شده تا تمام نقاط موجود بر روی این مسیر شبیه‌سازی شود.

در این پایان‌نامه برای انجام شبیه‌سازی زمین‌آماري، تعداد ۱۰۰ شبیه‌سازی با استفاده از روش شبیه‌سازی متوالی گوسی به عنوان روشی ساده و سودمند استفاده شد و سپس برای هر شبیه‌سازی تخمین ذخیره صورت گرفت و در نهایت اعتبارسنجی شبیه‌سازی‌ها انجام شد. در شکل‌های (۵-۱)، (۵-۲)، (۵-۳)، (۵-۴) و (۵-۵) نحوه توزیع عیار به ترتیب برای شبیه‌سازی‌های ۱، ۲، ۳، ۴ و ۵ قابل مشاهده است. نحوه توزیع عیار در سایر شبیه‌سازی‌ها در پیوست ب آورده شده است.

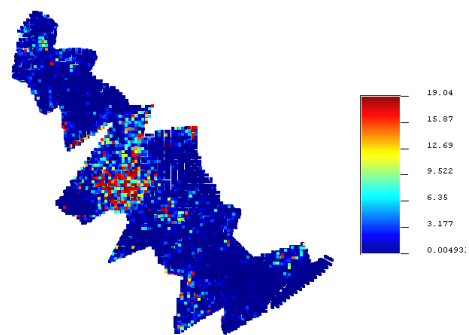


شکل ۵-۱- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۱ (عیار برحسب PPM)

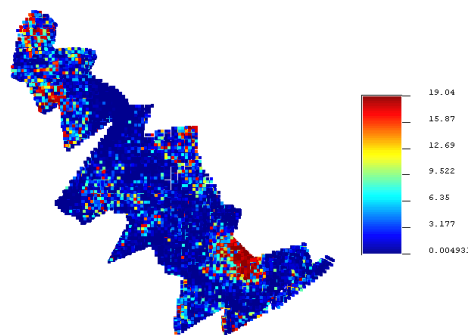
¹ Sequential Gaussian Simulation

² Sequential Indicator Simulation

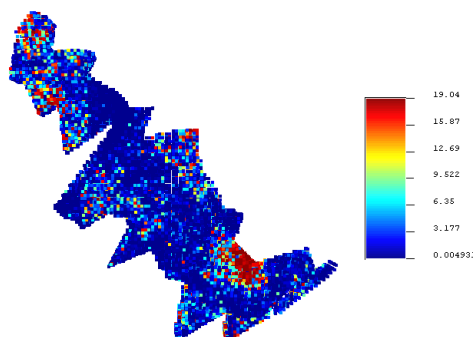
³ Single Normal Equation Simulation



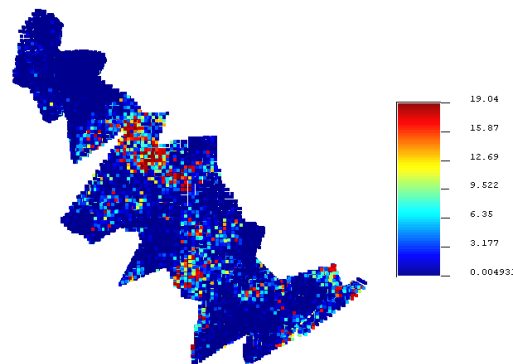
شکل ۵-۲- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۲ (عیار برحسب PPM)



شکل ۵-۳- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۳ (عیار برحسب PPM)



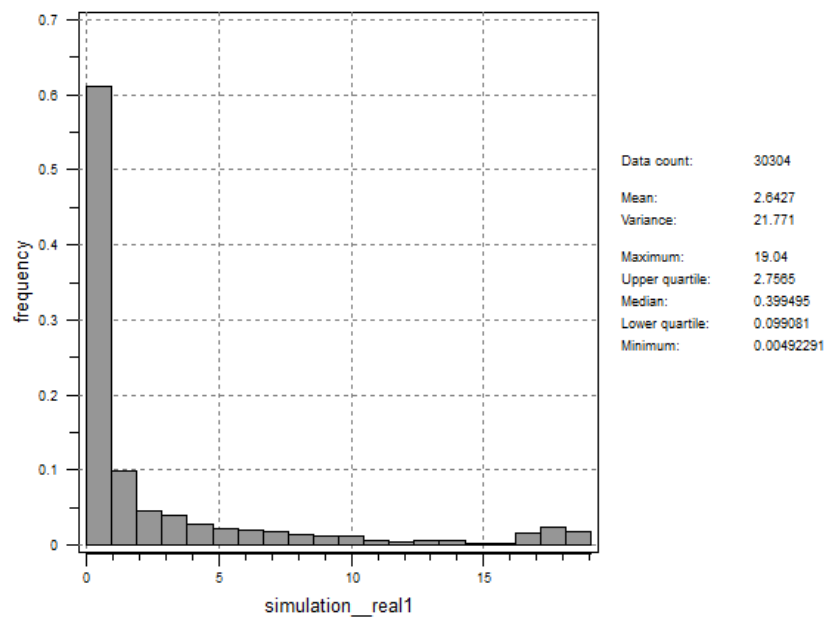
شکل ۵-۴- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۴ (عیار برحسب PPM)



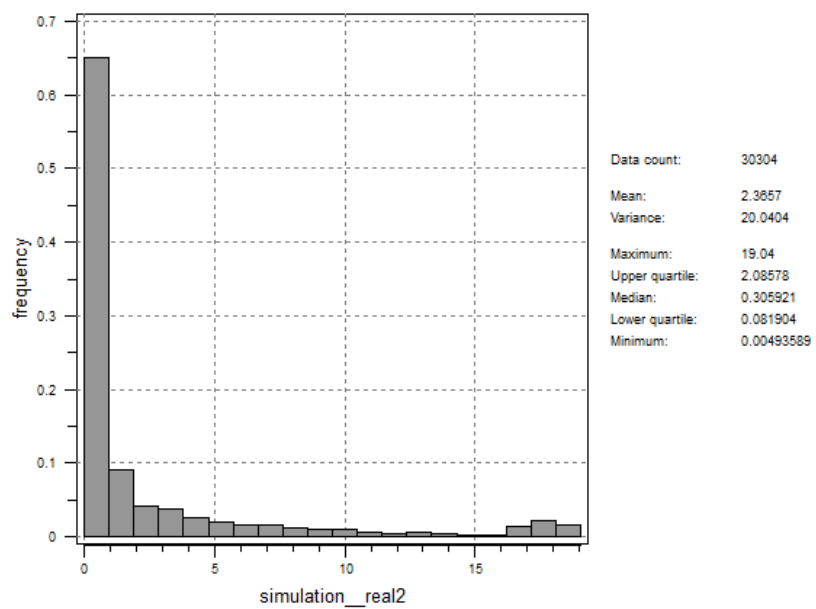
شکل ۵-۵- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۵ (عیار برحسب PPM)

۵-۲-۱- اعتبارسنجی شبیه‌سازی‌ها

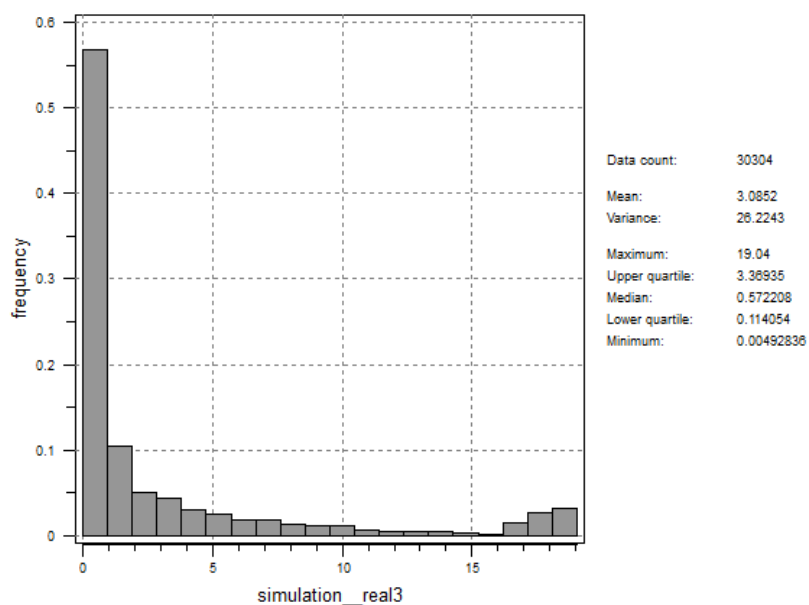
پس از انجام شبیه‌سازی زمین‌آماري و انتخاب شبیه‌سازی‌های مورد نظر، باید جهت اطمینان از صحت شبیه‌سازی‌های انجام شده اعتبارسنجی صورت گیرد. در این پایان‌نامه شبیه‌سازی‌ها با داده‌های واقعی اعتبارسنجی شدند. برای اعتبارسنجی تمامی شبیه‌سازی‌های انجام شده، ابتدا هیستوگرام شبیه‌سازی‌ها با هیستوگرام عیار واقعی طلا مقایسه شد (شکل‌های ۵-۶، ۵-۷، ۵-۸، ۵-۹ و ۵-۱۰) و در ادامه پس از رسم واریوگرام‌های تمام شبیه‌سازی‌ها به همراه واریوگرام داده‌های واقعی مشخص شد شبیه‌سازی‌های انجام شده از صحت قابل قبولی برخوردار هستند و این موضوع اعتبار لازم شبیه‌سازی‌ها را برای تخمین ذخیره و نحوه‌ی توزیع عیار را تایید می‌کند (شکل ۵-۱۱).



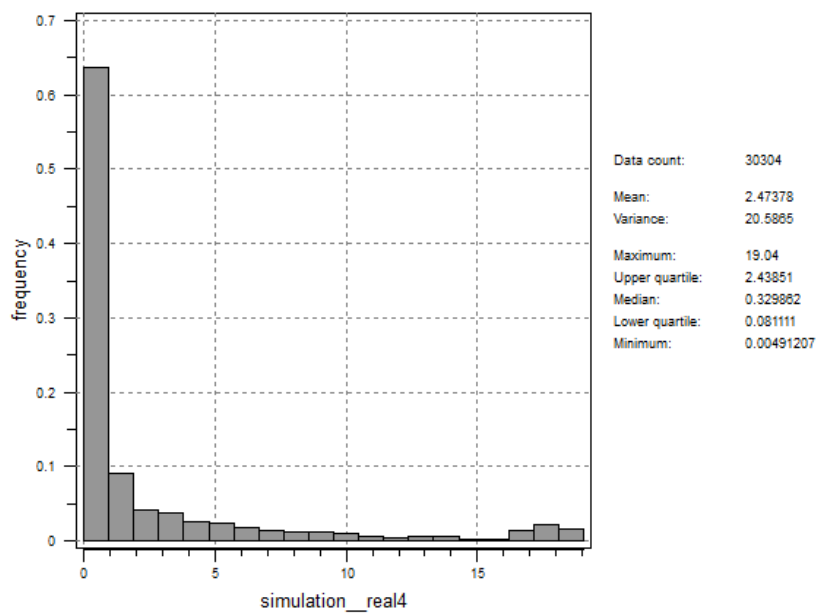
شکل ۵-۶- هیستوگرام شبیه‌سازی ۱



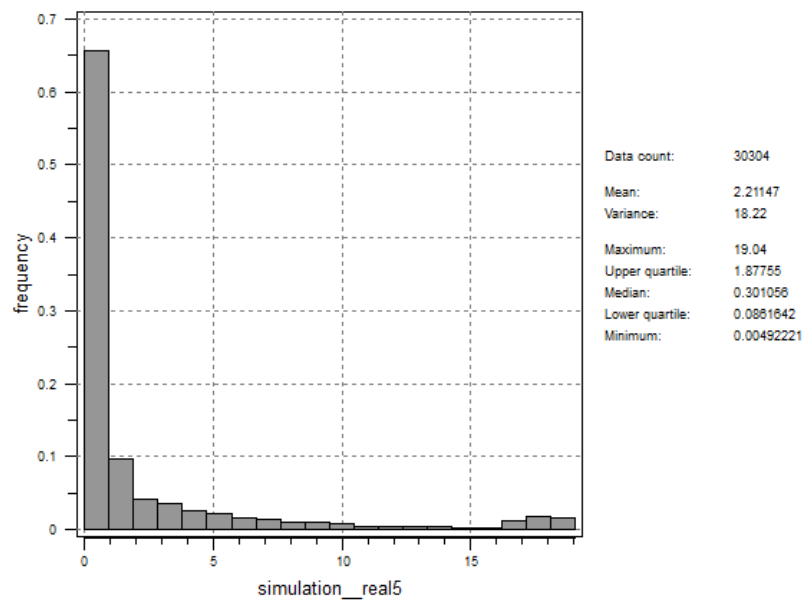
شکل ۵-۷- هیستوگرام شبیه‌سازی ۲



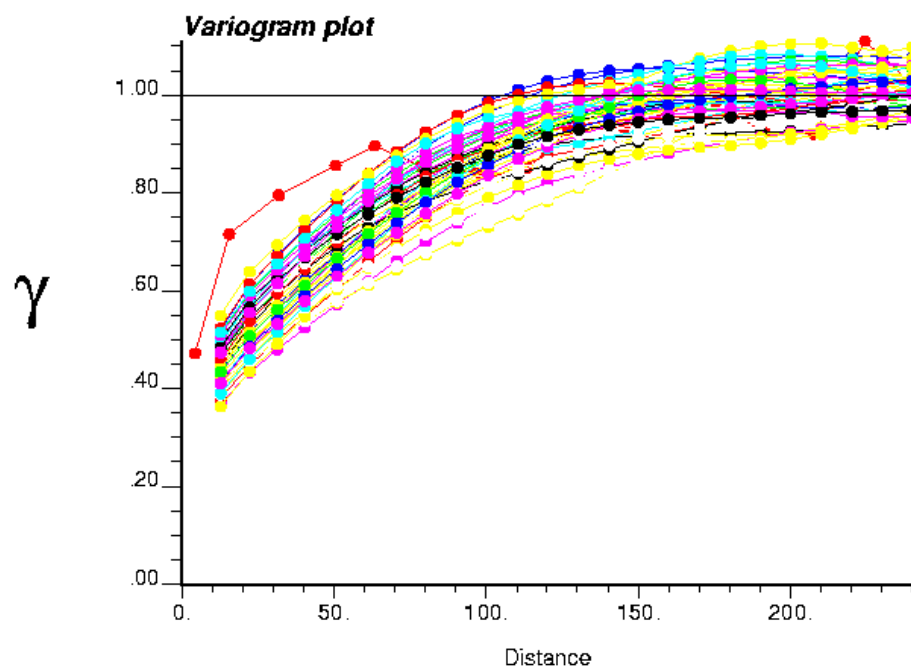
شکل ۵-۸- هیستوگرام شبیه‌سازی ۳



شکل ۵-۹- هیستوگرام شبیه‌سازی ۴



شکل ۵-۱۰- هیستوگرام شبیه‌سازی ۵



شکل ۵-۱۱- واریوگرام تمام شبیه‌سازی‌ها و واریوگرام عیار طلا

۵-۲-۲- تخمین ذخیره

پس از اعتبارسنجی شبیه‌سازی‌ها و تایید صحت شبیه‌سازی‌ها، برای هر شبیه‌سازی تخمین ذخیره صورت گرفت و منحنی عیار- تناژ مربوط به هر شبیه‌سازی رسم شد. به این صورت که با ضرب تعداد بلوک‌های بالاتر از عیار حد در حجم هر بلوک ضرب در چگالی سنگ دربرگیرنده تناژ ماده معدنی، و با ضرب مقدار فوق در عیار بلوک‌های بالاتر از عیار حد، تناژ فلز محتوی بدست می‌آید. در جدول (۵-۱) نتایج تخمین ذخیره شبیه‌سازی‌ها به همراه تخمین ذخیره به روش کریجینگ با در نظر گرفتن عیار حد ۰/۴ گرم بر تن قابل مشاهده است.

جدول ۵-۱- نتایج تخمین ذخیره شبیه‌سازی‌ها به همراه تخمین ذخیره به روش کریجینگ برای عیار حد ۰/۴ گرم بر تن

شبه‌سازی	تناژ (تن)	فلز محتوی (کیلوگرم)
۱	۳۹۰۴۱۲۰۰	۲۰۱۲۹۴
۲	۳۶۱۱۵۲۰۰	۱۸۲۰۰۴
۳	۴۳۴۲۴۹۷۵	۲۳۹۳۱۲
۴	۳۶۹۹۸۲۲۵	۱۹۰۸۲۶
۵	۳۵۸۶۱۷۸۷	۱۶۹۶۷۰
۶	۳۸۴۱۶۸۱۲	۱۹۰۱۴۸
۷	۳۲۹۳۰۵۶۲	۱۳۹۲۷۷
۸	۴۲۴۲۷۰۰۰	۲۴۳۶۹۴
۹	۴۱۹۲۵۴۰۰	۲۰۲۷۹۵
۱۰	۴۰۰۰۷۸۲۵	۲۰۳۵۹۴
۱۱	۳۷۵۱۲۸۸۷	۲۰۳۸۸۴
۱۲	۳۶۰۴۴۶۶۲	۱۸۶۷۶۴
۱۳	۲۸۳۱۴۲۷۵	۱۰۶۷۴۰
۱۴	۴۳۹۶۵۷۶۲,۵	۲۵۹۰۱۷
۱۵	۳۵۰۱۷۹۵۰	۱۷۰۴۲۷
۱۶	۲۹۴۹۲۵۱۲	۱۳۳۶۳۵
۱۷	۳۵۹۲۹۷۱۲	۱۷۹۰۰۲
۱۸	۳۵۶۳۴۵۰۰	۱۶۸۳۰۹
۱۹	۳۶۸۷۵۴۳۷	۱۹۴۶۵۰

ادامه جدول ۱-۵

۱۸۱۴۶۷	۳۷۳۱۶۹۵۰	۲۰
۱۸۳۳۰۲	۳۸۶۷۰۲۲۵	۲۱
۱۶۵۵۷۳	۳۷۳۶۱۳۶۲	۲۲
۱۴۹۹۰۴	۳۵۰۸۸۴۸۷	۲۳
۱۹۲۲۴۶	۳۸۱۳۹۸۸۷	۲۴
۱۳۰۸۹۴	۳۲۰۲۴۰۲۵	۲۵
۱۶۹۳۶۴	۳۵۲۳۴۷۸۷	۲۶
۱۷۷۷۵۲	۳۷۴۰۸۳۸۷	۲۷
۲۲۷۰۶۹	۳۹۸۳۲۷۸۷	۲۸
۱۴۷۴۱۸	۳۵۱۰۱۵۵۰	۲۹
۲۶۳۹۹۳	۴۵۰۶۳۰۱۲	۳۰
۱۵۷۹۵۵	۳۶۰۷۶۰۱۲	۳۱
۱۴۹۶۶۳	۳۴۵۷۱۲۱۲	۳۲
۱۶۷۵۹۳	۳۴۲۵۲۴۸۷	۳۳
۱۳۰۷۰۹	۳۲۷۵۸۱۳۷	۳۴
۲۰۵۱۹۶	۳۵۹۶۱۰۶۲	۳۵
۲۰۳۳۷۰	۴۱۳۰۶۲۳۷	۳۶
۲۴۸۵۱۲	۴۵۱۱۰۰۳۷	۳۷
۲۱۸۵۸۹	۳۸۸۰۰۸۵۰	۳۸
۲۰۸۸۲۰	۴۲۷۱۶۹۸۷	۳۹
۲۳۱۳۶۷	۴۲۱۱۰۸۸۷	۴۰
۱۸۰۳۴۲	۳۷۳۷۷۰۳۷	۴۱
۲۳۱۶۵۵	۴۳۴۵۶۳۲۵	۴۲
۲۲۶۳۵۵	۴۰۸۸۰۴۰۰	۴۳
۱۳۵۳۹۱	۲۹۷۰۶۷۳۷	۴۴
۱۸۹۵۳۵	۴۰۲۱۴۲۱۲	۴۵
۱۶۹۷۹۷	۳۴۶۱۳۰۱۲	۴۶
۱۵۹۹۱۸	۳۵۶۱۶۲۱۲	۴۷
۱۳۷۵۵۴	۳۰۵۶۸۸۶۲	۴۸
۱۹۷۹۵۹	۴۳۲۶۳۰۰۰	۴۹
۱۵۸۲۱۷	۳۴۱۱۴۰۲۵	۵۰
۲۵۲۴۱۹	۴۴۲۷۴۰۳۷	۵۱
۲۵۹۰۹۲	۴۴۹۲۷۱۶۲	۵۲
۲۶۰۸۲۸	۴۳۳۳۸۷۶۲	۵۳
۲۰۶۱۲۱	۴۰۹۳۲۶۵۰	۵۴
۲۴۶۶۶۸	۴۲۵۴۱۹۵۰	۵۵

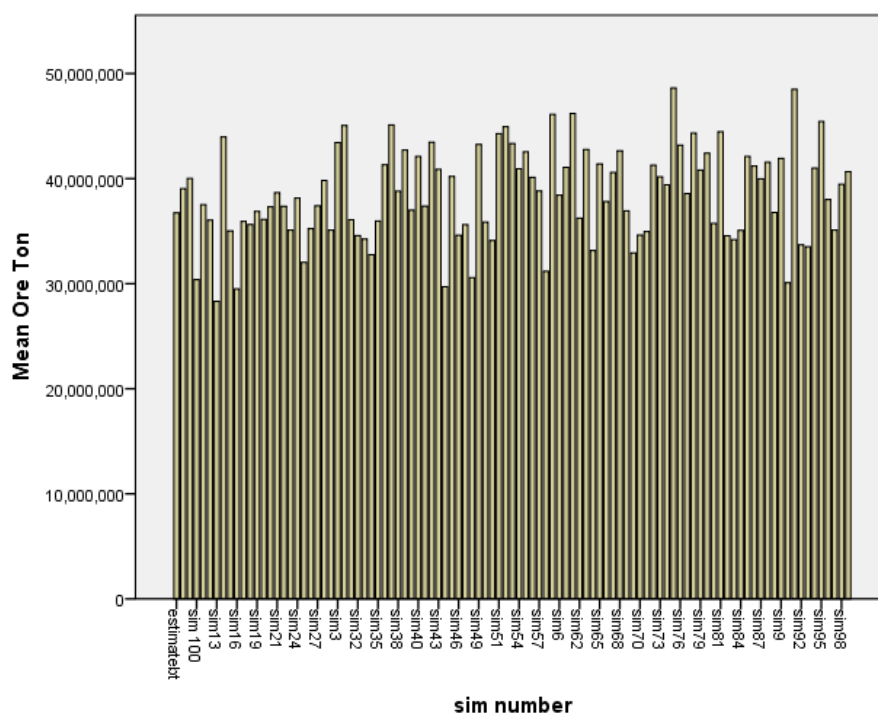
ادامه جدول ۵-۱

۲۱۹۱۶۰	۴۰۱۱۷۵۵۰	۵۶
۱۸۲۳۰۷	۳۸۸۲۶۹۷۵	۵۷
۱۱۵۲۰۸	۳۱۱۷۷۵۷۵	۵۸
۲۶۱۲۹۶	۴۶۱۱۸۴۶۲	۵۹
۲۲۶۹۲۳	۴۱۰۷۱۱۱۲	۶۰
۲۴۴۳۳۷	۴۶۱۹۱۶۱۲,۵	۶۱
۱۷۶۰۹۶	۳۶۲۴۰۶۰۰	۶۲
۲۴۷۷۲۶	۴۲۷۶۱۴۰۰	۶۳
۱۴۵۱۷۸	۳۳۱۶۰۴۶۲	۶۴
۲۱۶۷۹۷	۴۱۴۰۲۹۰۰	۶۵
۲۱۳۲۳۰	۳۷۸۲۱۱۶۲	۶۶
۲۱۲۹۲۹	۴۰۵۸۵۱۸۷	۶۷
۲۳۲۴۷۸	۴۲۶۵۱۶۷۵	۶۸
۱۶۵۶۶۶	۳۶۹۳۲۹۱۲	۶۹
۱۶۳۵۲۸	۳۴۶۲۶۰۷۵	۷۰
۱۶۶۹۷۶	۳۴۹۵۵۲۵۰	۷۱
۲۲۹۱۸۷	۴۱۲۷۷۵۰۰	۷۲
۲۰۷۳۹۳	۴۰۱۶۷۱۸۷	۷۳
۱۹۹۲۹۵	۳۹۴۱۲۱۷۵	۷۴
۲۸۹۰۸۲	۴۸۶۳۱۶۸۷	۷۵
۲۲۰۰۸۵	۴۳۱۹۲۴۶۲	۷۶
۱۷۹۷۹۸	۳۸۵۷۳۵۶۲,۵	۷۷
۲۲۹۲۵۷	۴۴۳۲۸۹۰۰	۷۸
۲۲۳۸۹۰	۴۰۸۱۲۴۷۵	۷۹
۱۷۴۸۴۷	۳۵۷۴۱۶۱۲	۸۰
۲۶۱۹۷۹	۴۴۴۵۹۵۲۵	۸۱
۱۶۱۰۹۶	۳۴۵۵۸۱۵۰	۸۲
۱۷۰۰۷۴	۳۴۱۹۲۴۰۰	۸۳
۱۶۰۵۷۷	۳۵۰۸۰۶۵۰	۸۴
۲۳۳۴۰۹	۴۲۱۰۵۶۶۲	۸۵
۲۲۶۹۴۹	۴۱۱۹۹۱۲۵	۸۶
۲۰۴۶۸۴	۳۹۹۷۳۸۶۲,۵	۸۷
۲۲۱۱۴۴	۴۱۵۶۴۸۷۵	۸۸
۱۶۷۰۷۰	۳۶۷۷۸۷۷۵	۸۹
۱۱۳۷۶۹	۳۰۰۸۲۹۳۷	۹۰
۳۱۲۳۵۵	۴۸۵۰۸۹۰۰	۹۱

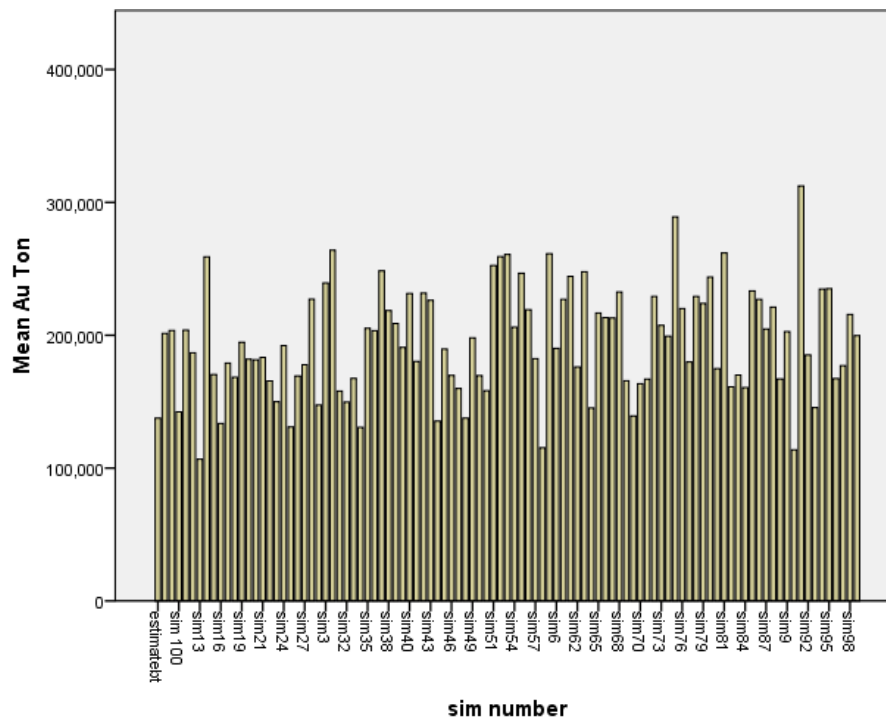
ادامه جدول ۵-۱

۱۸۵۰۷۲	۳۳۶۹۳۴۱۲	۹۲
۱۴۵۴۹۴	۳۳۵۱۸۳۷۵	۹۳
۲۳۴۷۰۴	۴۱۰۰۸۴۱۲	۹۴
۲۳۵۰۸۴	۴۵۴۳۶۶۰۰	۹۵
۱۶۷۳۶۸	۳۸۰۰۴۰۳۷	۹۶
۱۷۷۰۸۷	۳۵۱۰۱۵۵۰	۹۷
۲۱۵۶۶۸	۳۹۴۶۹۶۵۰	۹۸
۱۹۹۷۰۳	۴۰۶۶۳۵۶۲	۹۹
۱۴۲۲۵۷	۳۰۳۸۳۳۷۵	۱۰۰
۱۳۷۶۴۴	۳۶۷۳۴۳۶۲	تخمین کریجینگ

در هیستوگرام‌های شکل‌های (۵-۱۲) و (۵-۱۳) میزان فلز محتوی و ماده معدنی شبیه‌سازی‌ها و تخمین ذخیره به روش کریجینگ قابل مشاهده است.

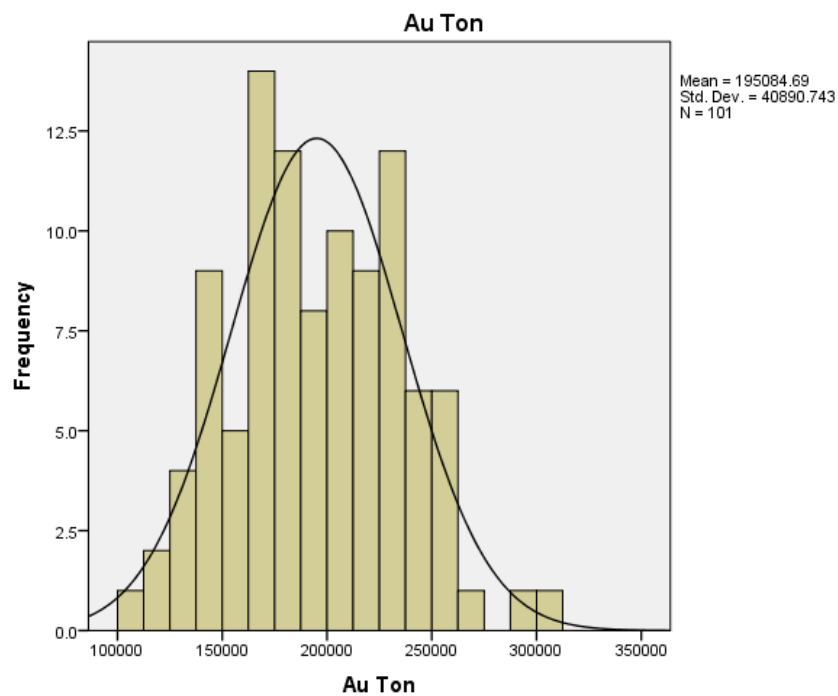


شکل ۵-۱۲- هیستوگرام تناژ ماده معدنی برای شبیه‌سازی‌ها و تخمین کریجینگ



شکل ۵-۱۳- هیستوگرام تناژ فلز محتوی برای شبیه‌سازی‌ها و تخمین کریجینگ

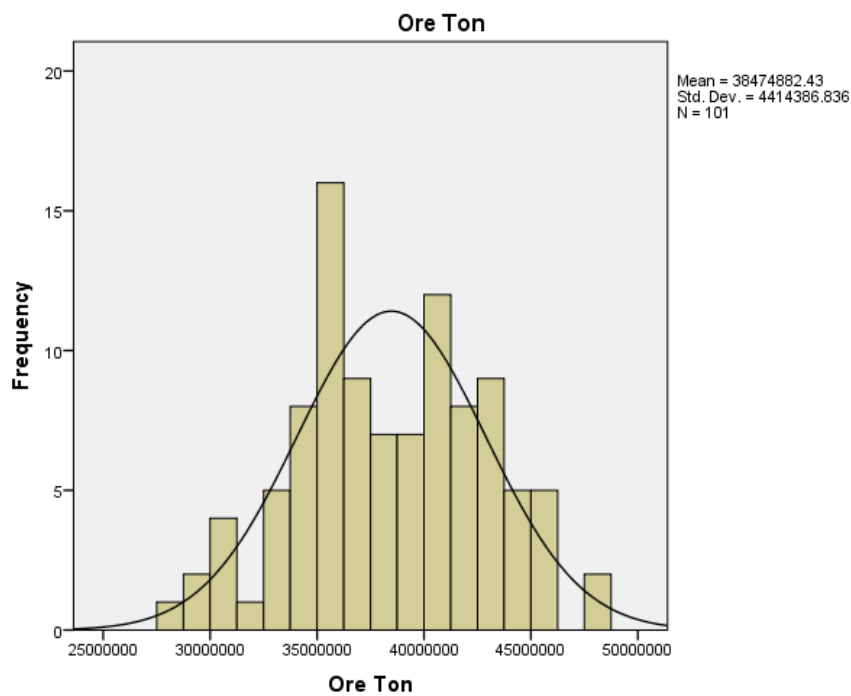
پس از رسم نمودار مقادیر فراوانی متوسط میزان فلز محتوی طلا و ماده معدنی در تمام شبیه‌سازی‌ها و برازش منحنی نرمال (شکل ۵-۱۴ و ۵-۱۵) با محاسبه سطح زیر منحنی نرمال در سطح اعتماد ۹۵٪ میزان تناژ فلز محتوی (طلا) با محاسبه سطح زیر منحنی، بین ۱۸۷ تا ۲۰۳ تن تعیین شد که میانگین آن برابر ۱۹۵ تن طلا می‌باشد. مینیمم تناژ طلا در نتایج حاصل از تخمین ذخیره به روش شبیه‌سازی متوالی گوسی برابر ۱۰۶ تن و ماکزیمم مقدار تناژ طلا حدود ۳۱۲ تن می‌باشد. میزان تناژ ماده معدنی در سطح اعتماد ۹۵٪ بین ۳۷ تا ۳۹ میلیون تن تعیین شد که میانگین آن حدود ۳۸ میلیون کیلوگرم می‌باشد. سایر نتایج آماری مربوط به تخمین ذخیره فلز محتوی (طلا) و ماده معدنی در سطح اعتماد ۹۵٪، در جدول (۵-۲) و (۵-۳) قابل مشاهده است.



شکل ۵-۱۴ - هیستوگرام فلز محتوی (طلا)

جدول ۵-۲ - نتایج محاسبه سطح زیر نمودار برای تخمین تناژ فلز محتوی (طلا) در سطح اعتماد ۹۵٪

Descriptives			Statistic	Std. Error
Au Ton	Mean		195084.69	4068.781
	95% Confidence Interval for Mean	Lower Bound	187012.34	
		Upper Bound	203157.03	
	5% Trimmed Mean		194695.26	
	Median		192246.55	
	Variance		1672052904	
	Std. Deviation		40890.744	
	Minimum		106740	
	Maximum		312355	
	Range		205615	
	Interquartile Range		59913	
	Skewness		.191	.240
	Kurtosis		-.280	.476



شکل ۵-۱۵- هیستوگرام ماده معدنی

جدول ۵-۳- نتایج محاسبه سطح زیر نمودار برای تخمین تناژ ماده معدنی در سطح اعتماد ۹۵٪

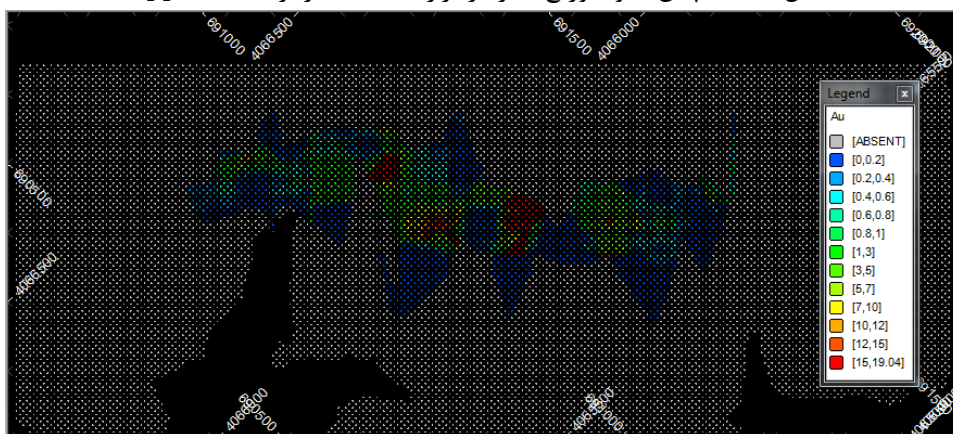
Descriptives			Statistic	Std. Error
Ore Ton	Mean		38474882.43	439247.907
	95% Confidence Interval for Mean	Lower Bound	37603427.09	
		Upper Bound	39346337.76	
	5% Trimmed Mean		38496282.51	
	Median		38416812.50	
	Variance		1.949E+13	
	Std. Deviation		4414386.836	
	Minimum		28314275	
	Maximum		48631688	
	Range		20317413	
	Interquartile Range		6643588	
	Skewness		-.020	.240
	Kurtosis		-.475	.476

۵-۳- نقشه‌های عیار بلوک‌ها در پلان کانسار با روش کریجینگ

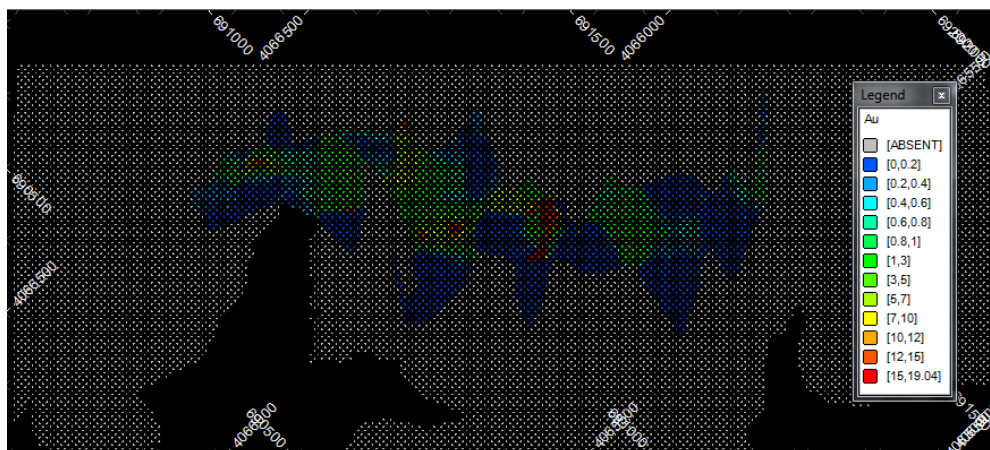
با استفاده از نقشه‌های عیار بلوک‌ها در پلان کانسار دید کاملی در مورد نحوه توزیع عیار طلا در بلوک‌های کانسار حاصل می‌شود. در این پایان‌نامه با استفاده از روش تخمین کریجینگ برای محاسبه عیار بلوک‌ها، نقشه عیاری بلوک‌ها تهیه شد و پلان‌های نقشه در ترازهای ارتفاعی به فواصل ۱۰ متر؛ که برابر ارتفاع بلوک‌های استخراجی معدن است ترسیم شد. در شکل (۵-۱۶)، (۵-۱۷)، (۵-۱۸)، (۵-۱۹) و (۵-۲۰) پلان کانسار با عدم قطعیت عیار در تراز ۲۳۳۴، ۲۳۴۴، ۲۳۵۴، ۲۳۶۴ و ۲۳۷۴ قابل مشاهده است. سایر پلان‌های مربوط به ترازهای ارتفاعی در پیوست ج آورده شده است.



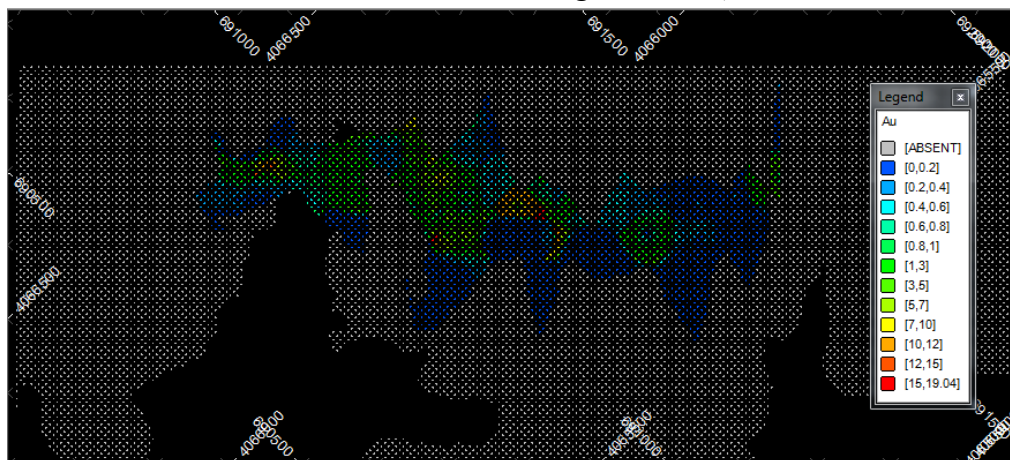
شکل ۵-۱۶- پلان نحوه توزیع عیار در تراز ۲۳۳۴ (عیار بر حسب ppm)



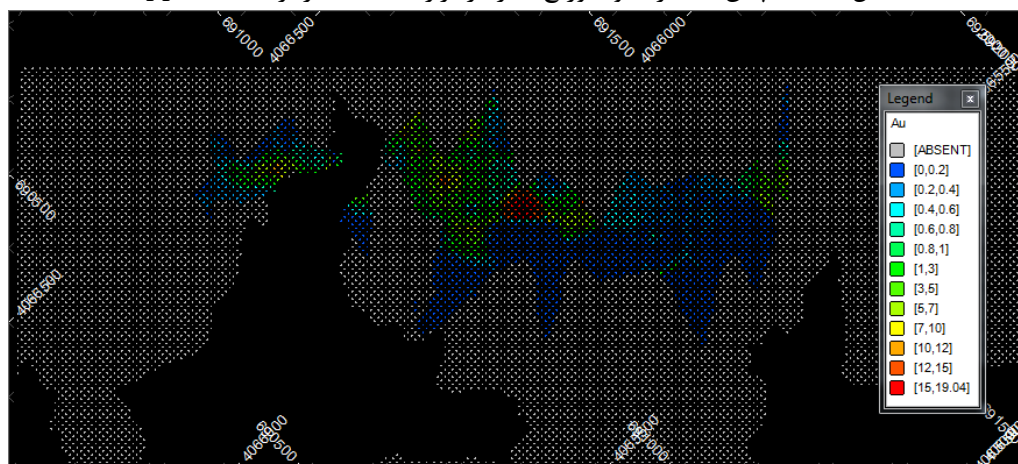
شکل ۵-۱۷- پلان نحوه توزیع عیار در تراز ۲۳۴۴ (عیار بر حسب ppm)



شکل ۵-۱۸- پلان نحوه توزیع عیار در تراز ۲۳۵۴ (عیار بر حسب ppm)



شکل ۵-۱۹- پلان کانسار نحوه توزیع عیار در تراز ۲۳۶۴ (عیار بر حسب ppm)



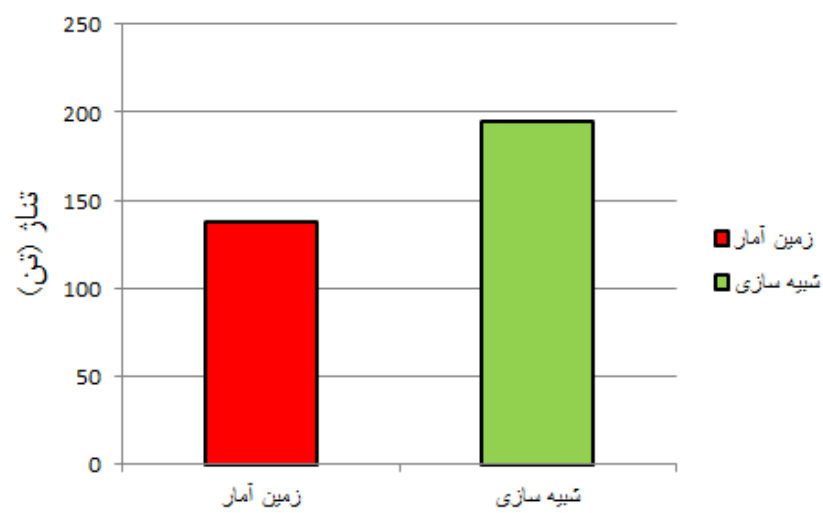
شکل ۵-۲۰- پلان کانسار نحوه توزیع عیار در تراز ۲۳۷۴ (عیار بر حسب ppm)

۴-۵- نتیجه‌گیری

پس از ۱۰۰ شبیه‌سازی زمین‌آماري به روش شبیه‌سازی متوالی گوسی و تخمین ذخیره برای هر یک از شبیه‌سازی‌ها، تناژ ماده معدنی و فلز محتوی (طلا) تعیین شد. پس از مقایسه نتایج حاصل از شبیه‌سازی و تخمین کریجینگ مشخص شد تناژ ماده معدنی در هر دو روش مقداری نزدیک به هم دارند اما میزان فلز محتوی در تخمین ذخیره با روش شبیه‌سازی، میزان قابل توجهی افزایش دارد. در شکل (۵-۲۱) و (۵-۲۲) مقایسه تناژ تخمینی توسط روش زمین‌آمار و شبیه‌سازی قابل مشاهده است. میزان تناژ ماده معدنی با عیار حد ۰/۴ گرم بر تن در تخمین کریجینگ ۳۶ میلیون تن و تخمین حاصل از شبیه‌سازی ۳۸/۵ میلیون تن می‌باشد. میزان تناژ فلز محتوی در روش کریجینگ ۱۳۷ تن و در تخمین حاصل از شبیه‌سازی ۱۹۵ تن طلا می‌باشد.



شکل ۵-۲۱- مقایسه نتایج تخمین ذخیره ماده معدنی با روش کریجینگ و شبیه‌سازی.



شکل ۵-۲۱- مقایسه نتایج تخمین ذخیره فلز محتوی (طلا) با روش کریجینگ و شبیه سازی.

فصل ششم:

نتیجه‌گیری و پیشنهادات

پس از اکتشاف ناحیه‌ای، نیمه تفصیلی، تفصیلی و اثبات وجود یک ذخیره اقتصادی قابل استخراج، در مرحله‌ی بعد لازم است به تخمین خصوصیات ذاتی و توزیع فضایی کانسنگ پرداخت. بدیهی است که کل محدوده‌ی یک ذخیره به دلایل گوناگونی که همگی روی معدن‌کاری اقتصادی تاثیر می‌گذارند؛ ممکن است قابل استخراج و بهره‌برداری نباشد. مهم‌ترین عوامل موثر در اقتصادی بودن یک کانسار شامل عیار، عمق، ضخامت روباره و تکنولوژی فرآوری می‌باشد. برای محاسبه‌ی 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 پر عیار و کم عیار و باطله و همچنین نحوه‌ی تغییرپذیری ضخامت کانسنگ و روباره و همبستگی بین عیار فلز اصلی و محصولات جانبی (فلزات با ارزش) می‌باشد [۲].

برای تخمین ذخیره معدن طلای زرشوران در ابتدا بررسی‌های آماری کلاسیک بر روی داده‌های گمانه‌های اکتشافی صورت گرفت و وجود یا عدم وجود روند در داده‌ها بررسی شد، سپس مدل هندسی کانسار تهیه شد و سپس بلوک‌بندی کانسار صورت گرفت و مدل بلوکی تهیه شد. در مرحله‌ی بعد با روش عکس مجذور فاصله بلوک‌ها عیاردهی شدند و مدل بلوکی عیاری کانسار حاصل شد.

برای تخمین ذخیره به روش زمین‌آمار پس از رسم هیستوگرام داده‌های اولیه، نرمال‌سازی صورت گرفت و به منظور پیدا کردن ساختار و شعاع تاثیر، در شیب و آزمون‌ها و تعداد گام و فاصله گام‌های مختلف واریوگرام رسم شد. در نهایت در واریوگرام غیرجهتی ساختار مشاهده شد و پس از برازش مدل به واریوگرام غیرجهتی، شعاع بزرگ و کوچک بیضوی ناهمسانگردی بدست آمد. با استفاده از اطلاعات واریوگرام تخمین کریجینگ برای مدل بلوکی خام کانسار که در ابتدا توسط نرم‌افزار Datamine تهیه شده

بود صورت گرفت و پس از آن شبیه‌سازی‌ها انجام شدند. سپس برای کریجینگ و هر شبیه‌سازی تخمین ذخیره صورت گرفت.

سپس با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی تخمین ذخیره انجام شد. ورودی شبکه، مختصات جغرافیایی داده‌ها (X, Y, Z) و خروجی شبکه عیار ماده معدنی در این نقاط در نظر گرفته شد. برای آموزش شبکه، ۷۰٪ داده‌ها در مجموعه آموزش و ۳۰٪ مابقی در مجموعه تست با این شرط که مقادیر ماکسیمم و مینیمم داده‌های مجموعه تست باید در محدوده‌ی بازه‌ی داده‌های مجموعه آموزش باشند، قرار گرفتند. سپس مختصات بلوک‌های ماده معدنی به شبکه معرفی شد تا در نهایت به وسیله‌ی شبکه عیار بلوک‌ها تخمین زده شود. برای تخمین عیار بلوک‌ها از دو شبکه‌ی عصبی پسانتشار خطا و شبکه شعاعی استفاده شد. در شبکه پسانتشار خطا حالت‌های مختلف شبکه با تعداد لایه‌های میانی، تعداد نرون‌های مختلف هر لایه میانی، تابع آموزش‌های مختلف، تابع تحریک‌های مختلف و سایر پارامترهای شبکه به صورت سعی و خطا برای بدست آوردن شبکه بهینه که دارای کمترین خطا و بیشترین ضریب همبستگی است بررسی شد. همچنین با استفاده از شبکه شعاعی آموزش صورت گرفت و میزان خطا محاسبه و شعاع بهینه بدست آمد.

به دلیل توزیع پراکنده ماده معدنی و عدم امکان زون‌بندی کانسار به بخش‌های پر عیار و کم عیار، این مساله به دو صورت باعث ایجاد خطا در شبکه می‌شود، اول اینکه به دلیل دامنه تغییرات عیاری زیاد شبکه نمی‌تواند برای عیارهای خیلی کم و خیلی زیاد تخمین دقیقی بزند و دوم اینکه به دلیل شدت تغییرات و نزدیک بودن نقاط دارای مقادیر عیار کم و نقاط دارای عیارهای زیاد شبکه نمی‌تواند تخمین دقیقی را برای نقاط میانی بزند. این مساله در تخمین با استفاده از روش عکس مجذور فاصله نیز باعث ایجاد خطا در تخمین شد. کمترین خطای تخمین در این پایان‌نامه مربوط به روش زمین‌آمار است. در استفاده از روش زمین‌آمار واریوگرافی جهت پیدا کردن ساختار به وسیله زون‌بندی بر اساس جنس سنگ صورت

گرفت در حالی که واریوگرافی به وسیله عیار طلا هیچ ساختاری را نشان نداد و این موضوع نیز بر توزیع پراکنده و بدون نظم عیار طلا در محدوده دلالت دارد و مطابق گزارش‌های زمین‌شناسی پیچیده‌ی محدوده می‌باشد.

۶-۲- نتیجه‌گیری

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

۱- در تخمین ذخیره کانسارهای با پراکندگی زیاد و بازه‌ی زیاد تغییرات عیار، در صورت وجود ساختار فضایی داده‌ها، بهترین روش تخمین، کریجینگ می‌باشد. در این حالت خطای روش‌های هندسی و شبکه‌های عصبی بیشتر از زمین‌آمار است.

۲- در روش کریجینگ به دلیل ترسیم واریوگرام و برازش مدل به آن واریوگرام، تخمین دقت بالایی دارد. زیرا تخمین کریجینگ نااریب، با حداقل خطای تخمین می‌باشد.

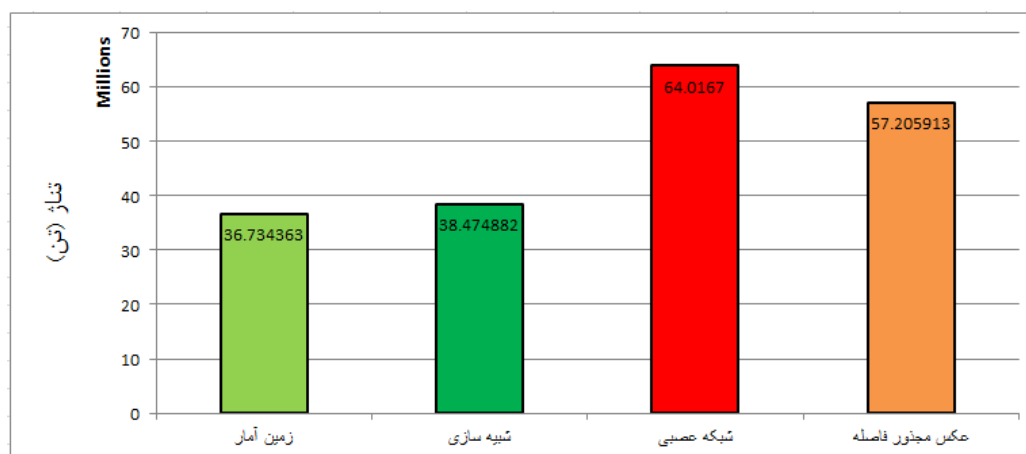
۳- تخمین ذخیره با استفاده از شبکه عصبی نیازی به مدل‌سازی ریاضی پیچیده ندارد و برای هر نوع توزیع عیار قابل کاربرد است، از هیچ وزن، شعاع تاثیر فرضی یا برازش مدل به واریوگرام استفاده نمی‌کند و می‌تواند الگوی تغییرات را بشناسد.

۴- به دلیل اینکه در بعضی گمانه‌ها عدم پیوستگی مغزه وجود دارد، و در تمام نقاط گمانه، عیار طلا به صورت پیوسته وجود ندارد، خطای شبکه‌ی آموزش دیده افزایش می‌یابد.

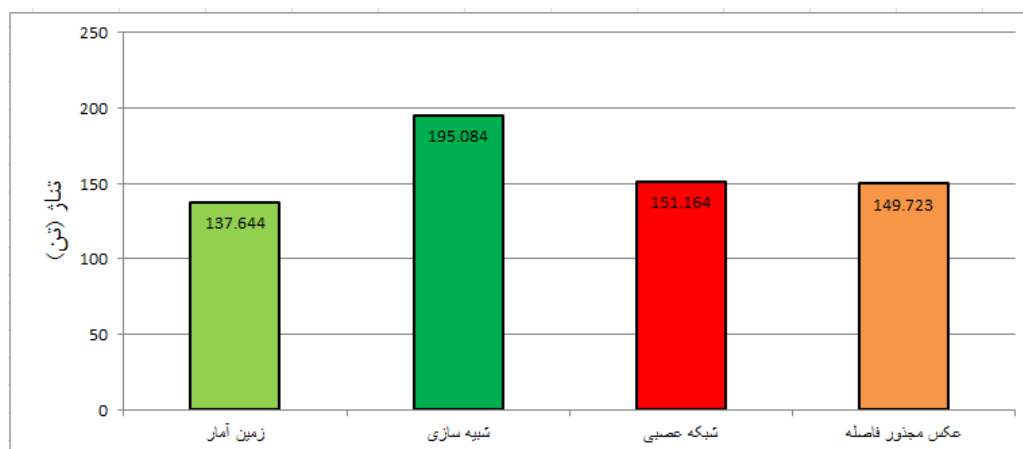
با توجه به نتایج بدست آمده از تخمین ذخیره، شبکه عصبی و روش عکس مجذور فاصله، مقدار تناژ و عیار را بالاتر از روش کریجینگ تخمین زده‌اند. علت این مساله پراکندگی زیاد و بازه‌ی زیاد تغییرات عیار است که روش عکس مجذور فاصله و شبکه عصبی در درون‌یابی با خطای بیشتری نسبت به کریجینگ تخمین می‌زنند.

۵- با توجه به نتایج تخمین به روش کریجینگ و شبیه‌سازی زمین‌آماري، تناژ ماده معدني تخمین زده شده توسط این دو روش تقریباً مشابه می‌باشد؛ اما میزان تناژ فلز محتوی در تخمین به روش شبیه‌سازی زمین‌آماري افزایش قابل توجهی داشته است.

۶- تناژ ذخیره با استفاده از روش‌های عکس مجذور فاصله، کریجینگ، شبیه‌سازی و شبکه عصبی به ترتیب برابر ۵۷۲۰۵۹۱۳، ۳۶۷۳۴۳۶۳، ۳۸۴۷۴۸۸۲ و ۶۴۰۱۶۷۰۰ تن می‌باشد (شکل ۱-۶).



شکل ۱-۶- تناژ ماده معدني با استفاده از روش‌های عکس مجذور فاصله، کریجینگ، شبیه‌سازی و شبکه عصبی.
 ۷- تناژ فلز محتوی (طلا) با استفاده از روش‌های عکس مجذور فاصله، کریجینگ، شبیه‌سازی و شبکه عصبی به ترتیب برابر ۱۴۹، ۱۳۷، ۱۹۵ و ۱۵۱ تن می‌باشد (شکل ۲-۶).



شکل ۲-۶- تناژ فلز محتوی (طلا) با استفاده از روش‌های عکس مجذور فاصله، کریجینگ، شبیه‌سازی و شبکه عصبی.

۸- دقیق‌ترین تخمین ذخیره مربوط به شبیه‌سازی زمین‌آماري می‌باشد که با سطح اعتماد ۹۵٪ صورت گرفته است، همچنین در این روش اثر هموارسازی کریجینگ وجود ندارد.

۳-۶- پیشنهادات

- ۱- با توجه به تصادفی بودن میزان خطا در روش شبکه‌های عصبی، پیشنهاد می‌گردد از روش ماشین بردار پشتیبان^۱ (svm) برای یادگیری شبکه استفاده شود.
- ۲- پیشنهاد می‌شود برای افزایش ورودی‌های شبکه، علاوه بر عیار، از جنس سنگ به عنوان شاخصی از میزان عیار استفاده شود.
- ۳- پیشنهاد می‌شود میزان آرسنیک، مس و آنتیموان به عنوان مهم‌ترین مصرف‌کننده‌های سیانور، برای هر بلوک تخمین زده شوند تا در مراحل استخراج برای فرآوری از این داده‌ها استفاده شود.

^۱ Support Vector Machine

منابع

[۱] Alavi, M., 1991. Tectonic map of the Middle East, Geological Survey of Iran, Tehran.

[۲] حسنی‌پاک، ع.ا.، شرف‌الدین، م.، ۱۳۸۰، "تحلیل داده‌های اکتشافی"، انتشارات دانشگاه تهران، ۹۹۱ ص.

[۳] فراهانی، و.، ۱۳۹۰، "مطالعات ساختاری، ژئوشیمیایی و مدل‌سازی سه‌بعدی کانسار طلای زرشوران"، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی امیرکبیر.

[۴] توسلی، م.م.، ۱۳۸۸، "مطالعات پیش‌امکان‌سنجی کانسار طلای زرشوران"، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه تربیت مدرس.

[۵] Kapageridis, I., Denby, B., Hunter, G., "Integration of a Neural Ore Grade Estimation Tool In a 3D Resource modeling Package ". In: proceedings of the International Joint Conference On Neural networks(IJCNN), International Neural network Society and the Neural Networks Council of IEEE, Washington D.C.

[۶] Kapageridis, I., Denby, B., 1998, "Ore grade estimation with modular neural network systems- a case study ". In: Panagiotou G (ed) Information technology in the minerals industry (MineIT'97). AA Balkema, Rotterdam.

[۷] امیری لاریجانی، ر.، ۱۳۸۷، "تخمین ذخیره کانسار مس سونگون با استفاده از نرم‌افزار DATAMINE و روش شبکه عصبی مصنوعی"، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی شاهرود.

[۸] فرهادی، س.ع.، ۱۳۹۲، "تخمین ذخیره کانسار سنگ آهن دلکن با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی"، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی شاهرود.

[۹] کاظمی، ح.، ۱۳۸۱، "تخمین ذخیره بخش مرکزی کانسار سرب و روی مهدی‌آباد یزد با تکنیک شبکه عصبی مصنوعی"، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه تهران.

- [۱۰] بنی‌هاشمی، س.م.، ۱۳۹۱، "ارزیابی ذخیره‌ی معدن چاه‌فیروز به روش مدل‌سازی آماری"، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی امیرکبیر.
- [۱۱] کلانتری، ا.، ۱۳۸۷، "مدل‌سازی، مطالعات زمین‌آماري و ارزیابی ذخیره مس سونگون اهر"، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی امیرکبیر.
- [۱۲] سعید، س.، ۱۳۸۳، "تخمین ذخیره معدن گوشفیل به روش شبیه‌سازی زمین‌آماري"، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه تهران.
- [۱۳] گزارش تهیه نقشه ۱:۱۰۰۰ معدن زرشوران
- [۱۴] Wu, X, Zhou, Y., 1993, " Reserve Estimation Using Neural Network Techniques", Computers & Geosciences, vol.19, No.4, pp.567-575.
- [۱۵] Kapageridis, I.K., 1999, "Application of Artificial Neural Network Systems to Grade Estimation from Exploration Data ", Ph.D Thesis, School of Chemical, Environmental, and Mining Engineering, University of Nottingham.
- [۱۶] حسنی‌پاک، ع.ا.، ۱۳۷۷، "زمین‌آمار"، انتشارات دانشگاه تهران، ۳۱۴ ص.
- [۱۷] یوسفی، م.، خالوکاکائی، ر.، ۱۳۸۵، "کاربرد کامپیوتر در معدن (اکتشاف، استخراج، زمین‌شناسی و نقشه‌برداری)"، انتشارات جهاد دانشگاهی صنعتی امیرکبیر، ۲۸۷ ص.
- [۱۸] سلطانی، س.، سرداری، س.، شیخ‌پور، م.، موسوی، س.، ۱۳۸۹، "شبکه‌های عصبی مصنوعی"، چاپ اول، موسسه علمی فرهنگی نص، تهران، ۲۱۶ ص.
- [۱۹] منهج، م. ب.، ۱۳۸۱: مبانی شبکه‌های عصبی"، جلد اول، چاپ سوم، مرکز نشر دانشگاهی دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران، ۷۱۵ ص.
- [۲۰] منهج، م. ب.، سیفی‌پور، ن.، ۱۳۷۷، " کاربرد هوش محاسباتی در کنترل"، جلد دوم، چاپ اول، مرکز نشر پرفسور حسابی، تهران، ۲۳۶ ص.

- [۲۱] Haykin, S., 1999, "Neural Network: A Comprehensive Foundation, Prentice Hall ", P.842.
- [۲۲] Rolon, L., 2004, "Developing Intelligent Synthetic Logs: Application to Upper Devonian Units in PA", M.Sc Thesis, Morgantown, West Virginia University.
- [۲۳] Artun, E., Mohaghegh, s., Toro, J., 2005, "Reservoir Characterization Using Intelligent Seismic Inversion", SPE29220, West Virginia University.
- [۲۴] Demuth, H., Bale, M., 2002, "Neural Network Toolbox For Use with MATLAB", User's Guide Version 4.
- [۲۵] Poulton, M., 2001, "Computational Neural Networks For Geophysical Data Processing(Handbook of Geophysical Exploration: Seismic Exploration)" , Pergamon Publisher.
- [۲۶] نیری، ن.، ۱۳۸۵، " تحلیل پایداری فضاهاى زیرزمینی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی"، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی شاهرود.
- [۲۷] Kinner, P., 2001, "SPSS for Windows mod Simple release", psychology press.
- [۲۸] Bhatt, A., 2002, "Reservoir Properties From Well Logs Using Neural Networks", A dissertation for the partial fulfillment of requirements for the degree of Ph.D at the Department of Petroleum Engineering and applied Geophysics, Norwegian University of Science and Technology.
- [۲۹] روکی، ر.، ۱۳۸۶، "تخمین نفوذپذیری زروی نگاره‌های چاه با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در یکی از میادین نفتی خلیج فارس"، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی شاهرود.
- [۳۰] خالوکاکائی، ر.، جزوه درسی مباحث ویژه
- [۳۱] مدنی، ح.، ۱۳۷۳، "مبانی زمین‌آمار"، انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر، ۶۶۰ ص.
- [۳۲] دباغ، ع.، ۱۳۸۸، "آموزش نرم‌افزار Datamine"، موسسه انتشارات جهاد دانشگاهی، ۲۹۰ ص.

[۳۳] سوهانی، م.، ۱۳۸۲، " بررسی زمین آماری متغیرهای پتروفیزیکی در میدان گازی نار- زون B سازند

کنگان"، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی شاهرود.

[۳۴] Michel, D., 1982, " Geostatistical Ore Reserve Estimation", Elsevier Scientific Publishing Co.

پیوست

پیوست الف:

نتایج شبکه عصبی پس انتشار خطا

در این پیوست، میزان خطا و ضریب رگرسیون در حالت‌های مختلف تعداد نرون‌های لایه‌های میانی و همچنین با حالت‌های مخلف تابع تحریک لایه‌های میانی پس از چندین مرتبه تکرار قابل مشاهده است.

تعداد نرون لایه اول	تعداد نرون لایه دوم	تعداد نرون لایه سوم	تعداد نرون لایه چهارم	RMSE	r
۳	۳	۳	۱	۳/۸۱	۰/۱۸
۳	۴	۳	۱	۳/۵۸	۰/۳۱
۳	۵	۳	۱	۳/۳۶	۰/۴۱
۳	۶	۳	۱	۳/۷۴	۰/۳۰
۳	۷	۳	۱	۳/۷۲	۰/۲۸
۳	۸	۳	۱	۴/۸۳	۰/۱۵
۳	۹	۳	۱	۳/۵۸	۰/۳۳
۳	۱۰	۳	۱	۶/۱۷	۰/۱۳
۳	۱۱	۳	۱	۳/۶۱	۰/۳۱
۳	۱۲	۳	۱	۱۴/۰۷	۰/۰۸
۳	۱۳	۳	۱	۱۹/۷۹	۰/۰۵
۳	۱۴	۳	۱	۴/۲۲	۰/۲۲
۳	۱۵	۳	۱	۴/۲۷	۰/۲۱
۳	۱۶	۳	۱	۴/۳۲	۰/۲۴
۳	۱۷	۳	۱	۴/۸۵	۰/۱۸
۳	۱۸	۳	۱	۷/۰۲	۰/۱۲
۳	۱۹	۳	۱	۱۶/۳۷	۰/۱۳
۳	۲۰	۳	۱	۴/۲۲	۰/۲۱
۳	۳	۴	۱	۳/۷۲	۰/۲۸
۳	۴	۴	۱	۳/۷۵	۰/۱۶
۳	۵	۴	۱	۳/۶۹	۰/۲۴
۳	۶	۴	۱	۳/۸۳	۰/۲۶
۳	۷	۴	۱	۳/۶۹	۰/۳۱
۳	۸	۴	۱	۳/۶۶	۰/۳۱
۳	۹	۴	۱	۴/۶۱	۰/۱۷
۳	۱۰	۴	۱	۳/۹۰	۰/۲۳
۳	۱۱	۴	۱	۴/۳۲	۰/۱۸
۳	۱۲	۴	۱	۶/۶۵	۰/۱۳
۳	۱۳	۴	۱	۴/۳۷	۰/۲۲

تعداد نرون لایه اول	تعداد نرون لایه دوم	تعداد نرون لایه سوم	تعداد نرون لایه چهارم	RMSE	r
۳	۱۴	۴	۱	۴/۳۴	۰/۱۶
۳	۱۵	۴	۱	۴/۲۸	۰/۲۴
۳	۱۶	۴	۱	۴/۴۳	۰/۱۶
۳	۱۷	۴	۱	–	–
۳	۱۸	۴	۱	۵/۸۵	۰/۱۶
۳	۱۹	۴	۱	۶/۵۹	۰/۱۰
۳	۲۰	۴	۱	۴/۱۹	۰/۲۸
۳	۳	۵	۱	۳/۹۴	۰/۱۳
۳	۴	۵	۱	۳/۴۶	۰/۳۹
۳	۵	۵	۱	۳/۹۰	۰/۱۳
۳	۶	۵	۱	۳/۸۸	۰/۲۸
۳	۷	۵	۱	۳/۶۴	۰/۲۴
۳	۸	۵	۱	۳/۷۵	۰/۲۷
۳	۹	۵	۱	۴/۳۰	۰/۲۰
۳	۱۰	۵	۱	۴/۰۱	۰/۲۷
۳	۱۱	۵	۱	۳/۹۱	۰/۲۷
۳	۱۲	۵	۱	۴/۰۸	۰/۲۳
۳	۱۳	۵	۱	۴/۱۳	۰/۲۲
۳	۱۴	۵	۱	۳/۹۹	۰/۲۵
۳	۱۵	۵	۱	–	–
۳	۱۶	۵	۱	۶/۱۶	۰/۰۵
۳	۱۷	۵	۱	–	–
۳	۱۸	۵	۱	۱۲/۹۱	۰/۰۶
۳	۱۹	۵	۱	–	–
۳	۲۰	۵	۱	۱۴/۶۵	۰/۰۴
۳	۳	۶	۱	۴/۱۳	۰/۱۵
۳	۴	۶	۱	۳/۸۰	۰/۲۳
۳	۵	۶	۱	۳/۶۴	۰/۲۷
۳	۶	۶	۱	۳/۶۶	۰/۳۱

تعداد نرون لایه اول	تعداد نرون لایه دوم	تعداد نرون لایه سوم	تعداد نرون لایه چهارم	RMSE	r
۳	۷	۶	۱	۳/۹۶	۰/۲۸
۳	۸	۶	۱	۳/۶۷	۰/۳۱
۳	۹	۶	۱	۳/۸۳	۰/۲۷
۳	۱۰	۶	۱	-	-
۳	۱۱	۶	۱	۴/۲۷	۰/۲۲
۳	۱۲	۶	۱	۴/۷۹	۰/۲۴
۳	۱۳	۶	۱	-	-
۳	۱۴	۶	۱	۴/۳۰	۰/۲۴
۳	۱۵	۶	۱	۵/۱۰	۰/۱۴
۳	۱۶	۶	۱	۵/۹۸	۰/۱۶
۳	۱۷	۶	۱	۴/۴۵	۰/۲۷
۳	۱۸	۶	۱	۴/۴۸	۰/۲۲
۳	۱۹	۶	۱	۵/۲۵	۰/۲۴
۳	۲۰	۶	۱	۶/۷۲	۰/۱۱
۳	۳	۷	۱	۴/۰۲	۰/۱۶
۳	۴	۷	۱	۳/۷۹	۰/۲۶
۳	۵	۷	۱	۴/۰۵	۰/۱۸
۳	۶	۷	۱	۳/۷۳	۰/۲۵
۳	۷	۷	۱	۴/۰۲	۰/۲
۳	۸	۷	۱	۳/۶۱	۰/۳۲
۳	۹	۷	۱	۳/۸۲	۰/۲۵
۳	۱۰	۷	۱	۴/۳۷	۰/۲۴
۳	۱۱	۷	۱	۷/۰۴	۰/۰۷
۳	۱۲	۷	۱	۴/۳۸	۰/۲۷
۳	۱۳	۷	۱	۴/۱۱	۰/۳
۳	۱۴	۷	۱	۵/۰۸	۰/۲۱
۳	۱۵	۷	۱	۱۳/۱۳	۰/۰۶
۳	۱۶	۷	۱	۴/۶۴	۰/۱۹
۳	۱۷	۷	۱	۵/۳۰	۰/۱۶

تعداد نرون لایه اول	تعداد نرون لایه دوم	تعداد نرون لایه سوم	تعداد نرون لایه چهارم	RMSE	r
۳	۱۸	۷	۱	۵/۷۴	۰/۱۴
۳	۱۹	۷	۱	۴/۳۷	۰/۲۹
۳	۲۰	۷	۱	۵/۶۸	۰/۱۵
۳	۳	۸	۱	۳/۹۸	۰/۲۴
۳	۴	۸	۱	۳/۹۰	۰/۱۸
۳	۵	۸	۱	۳/۷۱	۰/۲۶
۳	۶	۸	۱	۴/۳۸	۰/۱۱
۳	۷	۸	۱	۴/۰۴	۰/۲۴
۳	۸	۸	۱	-	-
۳	۹	۸	۱	۳/۶۵	۰/۳۷
۳	۱۰	۸	۱	۳/۹۰	۰/۲۷
۳	۱۱	۸	۱	۳/۴۹	۰/۳۵
۳	۱۲	۸	۱	۴/۴۱	۰/۲۶
۳	۱۳	۸	۱	۴/۳۲	۰/۲۶
۳	۱۴	۸	۱	۴/۷۱	۰/۲۲
۳	۱۵	۸	۱	۴/۹۸	۰/۱۶
۳	۱۶	۸	۱	۴/۶۹	۰/۲۰
۳	۱۷	۸	۱	۴/۷۶	۰/۱۹
۳	۱۸	۸	۱	۴/۸۰	۰/۱۹
۳	۱۹	۸	۱	۵/۷۸	۰/۱۱
۳	۲۰	۸	۱	۷/۲۷	۰/۰۷
۳	۳	۹	۱	۳/۷۹	۰/۲۶
۳	۴	۹	۱	۳/۷۸	۰/۲۹
۳	۵	۹	۱	۴/۳۳	۰/۲۰
۳	۶	۹	۱	۳/۹۳	۰/۲۲
۳	۷	۹	۱	۴/۱۸	۰/۲۶
۳	۸	۹	۱	۳/۶۷	۰/۳۲
۳	۹	۹	۱	۴/۶۰	۰/۰۹
۳	۱۰	۹	۱	۴/۷۰	۰/۱۷

تعداد نرون لایه اول	تعداد نرون لایه دوم	تعداد نرون لایه سوم	تعداد نرون لایه چهارم	RMSE	r
۳	۱۱	۹	۱	۴/۶۳	۰/۲۲
۳	۱۲	۹	۱	۴/۷۱	۰/۲۱
۳	۱۳	۹	۱	۴/۶۸	۰/۲۴
۳	۱۴	۹	۱	۴/۴۲	۰/۲۳
۳	۱۵	۹	۱	۴/۳۱	۰/۲۷
۳	۱۶	۹	۱	۴/۱۹	۰/۳۳
۳	۱۷	۹	۱	۵/۹۹	۰/۱۳
۳	۱۸	۹	۱	۱۰/۷۹	۰/۰۸
۳	۱۹	۹	۱	۴/۹۷	۰/۲۴
۳	۲۰	۹	۱	-	-
۳	۳	۱۰	۱	۳/۸۲	۰/۲۱
۳	۴	۱۰	۱	۳/۵۲	۰/۳۵
۳	۵	۱۰	۱	۴/۷۲	۰/۱۳
۳	۶	۱۰	۱	۳/۸۳	۰/۳۰
۳	۷	۱۰	۱	۴/۰۰	۰/۲۶
۳	۸	۱۰	۱	۳/۹۲	۰/۳۰
۳	۹	۱۰	۱	۳/۶۵	۰/۳۷
۳	۱۰	۱۰	۱	۴/۲۹	۰/۲۳
۳	۱۱	۱۰	۱	۳/۹۴	۰/۲۹
۳	۱۲	۱۰	۱	۶/۶۰	۰/۱۲
۳	۱۳	۱۰	۱	۴/۸۸	۰/۱۶
۳	۱۴	۱۰	۱	۱۲/۸۵	۰/۰۷
۳	۱۵	۱۰	۱	۴/۱۸	۰/۳۳
۳	۱۶	۱۰	۱	۷/۲۶	۰/۱۷
۳	۱۷	۱۰	۱	۶/۴۰	۰/۱۶
۳	۱۸	۱۰	۱	۵/۹۰	۰/۲۰
۳	۱۹	۱۰	۱	۱۰/۵۷	۰/۰۶
۳	۲۰	۱۰	۱	۵/۴۹	۰/۲۰
۳	۳	۱۱	۱	۳/۵۶	۰/۳۰

تعداد نرون لایه اول	تعداد نرون لایه دوم	تعداد نرون لایه سوم	تعداد نرون لایه چهارم	RMSE	r
۳	۴	۱۱	۱	۴/۳۲	۰/۲۱
۳	۵	۱۱	۱	۴/۰۷	۰/۲۳
۳	۶	۱۱	۱	۳/۹۶	۰/۲۵
۳	۷	۱۱	۱	۳/۸۴	۰/۲۶
۳	۸	۱۱	۱	۴/۶۵	۰/۲۴
۳	۹	۱۱	۱	۴/۸۳	۰/۱۱
۳	۱۰	۱۱	۱	۴/۳۹	۰/۲۵
۳	۱۱	۱۱	۱	۴/۰۵	۰/۲۸
۳	۱۲	۱۱	۱	۴/۹۳	۰/۲۳
۳	۱۳	۱۱	۱	۶/۴۳	۰/۱۵
۳	۱۴	۱۱	۱	۴/۷۹	۰/۱۸
۳	۱۵	۱۱	۱	۵/۱۸	۰/۲۱
۳	۱۶	۱۱	۱	۵/۳۱	۰/۱۷
۳	۱۷	۱۱	۱	۵/۲۶	۰/۲۰
۳	۱۸	۱۱	۱	۵/۸۷	۰/۱۸
۳	۱۹	۱۱	۱	۴/۸۵	۰/۲۴
۳	۲۰	۱۱	۱	۷/۵۸	۰/۱۳
۳	۳	۱۲	۱	۳/۵۵	۰/۳۶
۳	۴	۱۲	۱	۵/۲۶	۰/۱۰
۳	۵	۱۲	۱	۴/۲۷	۰/۱۴
۳	۶	۱۲	۱	۴/۸۸	۰/۱۶
۳	۷	۱۲	۱	۴/۷۷	۰/۲۲
۳	۸	۱۲	۱	۴/۴۴	۰/۲۱
۳	۹	۱۲	۱	۴/۲۴	۰/۲۷
۳	۱۰	۱۲	۱	۴/۹۱	۰/۲۳
۳	۱۱	۱۲	۱	۵/۶۳	۰/۲۰
۳	۱۲	۱۲	۱	۴/۵۶	۰/۲۷
۳	۱۳	۱۲	۱	۶/۲۷	۰/۱۶
۳	۱۴	۱۲	۱	۷/۰۸	۰/۱۰

تعداد نرون لایه اول	تعداد نرون لایه دوم	تعداد نرون لایه سوم	تعداد نرون لایه چهارم	RMSE	r
۳	۱۵	۱۲	۱	۵/۴۴	۰/۱۸
۳	۱۶	۱۲	۱	۴/۹۹	۰/۲۳
۳	۱۷	۱۲	۱	۵/۶۱	۰/۱۵
۳	۱۸	۱۲	۱	۵/۶۲	۰/۱۵
۳	۱۹	۱۲	۱	۵/۳۳	۰/۲۷
۳	۲۰	۱۲	۱	۹/۰۴	۰/۱۳
۳	۳	۱۳	۱	۳/۹۰	۰/۲۵
۳	۴	۱۳	۱	۳/۸۸	۰/۲۳
۳	۵	۱۳	۱	۴/۱۸	۰/۲۶
۳	۶	۱۳	۱	۴/۵۲	۰/۲۳
۳	۷	۱۳	۱	۴/۳۵	۰/۲۹
۳	۸	۱۳	۱	۴/۲۱	۰/۳۰
۳	۹	۱۳	۱	۵/۲۸	۰/۱۵
۳	۱۰	۱۳	۱	۴/۴۴	۰/۲۱
۳	۱۱	۱۳	۱	۴/۷۴	۰/۱۷
۳	۱۲	۱۳	۱	۴/۸۸	۰/۲۰
۳	۱۳	۱۳	۱	۴/۹۵	۰/۱۸
۳	۱۴	۱۳	۱	۶/۲۶	۰/۲۰
۳	۱۵	۱۳	۱	۵/۰۸	۰/۲۱
۳	۱۶	۱۳	۱	۴/۷۳	۰/۲۲
۳	۱۷	۱۳	۱	۶/۳۰	۰/۲۱
۳	۱۸	۱۳	۱	۵/۱۶	۰/۲۱
۳	۱۹	۱۳	۱	۵/۶۶	۰/۲۳
۳	۲۰	۱۳	۱	۴/۸۰	۰/۲۵
۳	۳	۱۴	۱	۵/۰۷	۰/۰۸
۳	۴	۱۴	۱	۴/۲۳	۰/۲۲
۳	۵	۱۴	۱	۴/۳۶	۰/۲۳
۳	۶	۱۴	۱	۴/۵۱	۰/۲۲
۳	۷	۱۴	۱	۴/۴۶	۰/۲۴
۳	۸	۱۴	۱	۴/۷۱	۰/۱۰

تعداد نرون لایه اول	تعداد نرون لایه دوم	تعداد نرون لایه سوم	تعداد نرون لایه چهارم	RMSE	r
۳	۹	۱۴	۱	۳/۸۳	۰/۲۶
۳	۱۰	۱۴	۱	۴/۷۰	۰/۲۴
۳	۱۱	۱۴	۱	۵/۳۹	۰/۱۷
۳	۱۲	۱۴	۱	۶/۴۵	۰/۱۲
۳	۱۳	۱۴	۱	۴/۷۸	۰/۲۵
۳	۱۴	۱۴	۱	۵/۲۵	۰/۲۸
۳	۱۵	۱۴	۱	۵/۲۳	۰/۲۳
۳	۱۶	۱۴	۱	۵/۰۲	۰/۱۶
۳	۱۷	۱۴	۱	۶/۱۲	۰/۱۸
۳	۱۸	۱۴	۱	۴/۹۵	۰/۲۸
۳	۱۹	۱۴	۱	۵/۸۶	۰/۲۳
۳	۲۰	۱۴	۱	۸/۱۵	۰/۰۷
۳	۳	۱۵	۱	۴/۱۴	۰/۱۴
۳	۴	۱۵	۱	۳/۷۷	۰/۳۲
۳	۵	۱۵	۱	۳/۷۵	۰/۳۵
۳	۶	۱۵	۱	۴/۵۲	۰/۲۶
۳	۷	۱۵	۱	۴/۸۷	۰/۲۱
۳	۸	۱۵	۱	۴/۸۷	۰/۲۱
۳	۹	۱۵	۱	۵/۱۱	۰/۲۲
۳	۱۰	۱۵	۱	۴/۸۸	۰/۱۸
۳	۱۱	۱۵	۱	۴/۸۸	۰/۲۵
۳	۱۲	۱۵	۱	۵/۲۲	۰/۱۲
۳	۱۳	۱۵	۱	۴/۷۶	۰/۲۱
۳	۱۴	۱۵	۱	۴/۹۴	۰/۲۱
۳	۱۵	۱۵	۱	-	-
۳	۱۶	۱۵	۱	۴/۸۹	۰/۲۰
۳	۱۷	۱۵	۱	۵/۰۰	۰/۲۴
۳	۱۸	۱۵	۱	۱۰/۰۶	۰/۱۳
۳	۱۹	۱۵	۱	۵/۷۰	۰/۲۵

تعداد نرون لایه اول	تعداد نرون لایه دوم	تعداد نرون لایه سوم	تعداد نرون لایه چهارم	RMSE	r
۳	۲۰	۱۵	۱	۵/۱۳	۰/۲۴
۳	۳	۱۶	۱	۳/۹۳	۰/۲۳
۳	۴	۱۶	۱	۳/۷۵	۰/۲۸
۳	۵	۱۶	۱	۳/۶۷	۰/۳۶
۳	۶	۱۶	۱	۴/۱۳	۰/۱۶
۳	۷	۱۶	۱	۳/۹۵	۰/۳۳
۳	۸	۱۶	۱	۵/۸۸	۰/۱۷
۳	۹	۱۶	۱	۶/۱۵	۰/۱۰
۳	۱۰	۱۶	۱	۴/۱۱	۰/۲۸
۳	۱۱	۱۶	۱	۴/۲۴	۰/۳۲
۳	۱۲	۱۶	۱	۵/۱۵	۰/۲۴
۳	۱۳	۱۶	۱	۴/۳۲	۰/۲۳
۳	۱۴	۱۶	۱	-	-
۳	۱۵	۱۶	۱	-	-
۳	۱۶	۱۶	۱	۶/۱۱	۰/۲۰
۳	۱۷	۱۶	۱	۵/۷	۰/۱۸
۳	۱۸	۱۶	۱	-	-
۳	۱۹	۱۶	۱	۸/۷۸	۰/۱۲
۳	۲۰	۱۶	۱	۶/۸۴	۰/۱۱
۳	۳	۱۷	۱	۳/۴۴	۰/۴۲
۳	۴	۱۷	۱	۳/۸۴	۰/۳۱
۳	۵	۱۷	۱	۴/۱۸	۰/۱۸
۳	۶	۱۷	۱	۴/۳۹	۰/۲۷
۳	۷	۱۷	۱	۴/۱۷	۰/۲۷
۳	۸	۱۷	۱	۴/۵۲	۰/۲۴
۳	۹	۱۷	۱	۴/۰۲	۰/۳۰
۳	۱۰	۱۷	۱	-	-
۳	۱۱	۱۷	۱	۶/۰۷	۰/۲۲
۳	۱۲	۱۷	۱	۴/۴۷	۰/۳۰
۳	۱۳	۱۷	۱	۵/۵۱	۰/۲۵
۳	۱۴	۱۷	۱	۴/۵۰	۰/۳۴
۳	۱۵	۱۷	۱	۸/۰۷	۰/۱۳
۳	۱۶	۱۷	۱	۵/۰۱	۰/۳۱

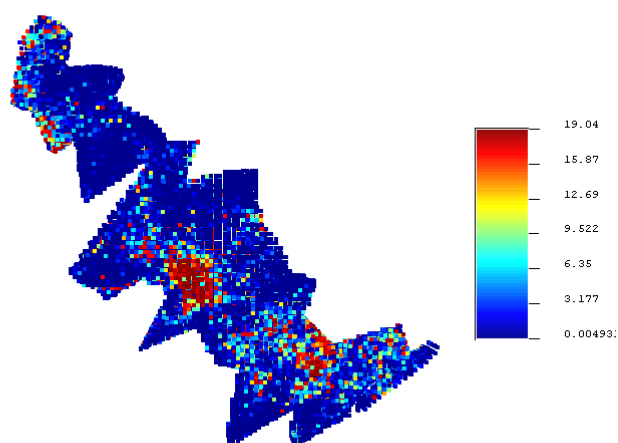
تعداد نرون لایه اول	تعداد نرون لایه دوم	تعداد نرون لایه سوم	تعداد نرون لایه چهارم	RMSE	r
۳	۱۷	۱۷	۱	۶/۰۹	۰/۱۲
۳	۱۸	۱۷	۱	۶/۱۸	۰/۱۷
۳	۱۹	۱۷	۱	۶/۱۰	۰/۲۳
۳	۲۰	۱۷	۱	۵/۴۶	۰/۲۴
۳	۳	۱۸	۱	۳/۷۰	۰/۲۸
۳	۴	۱۸	۱	۴/۰۵	۰/۲۴
۳	۵	۱۸	۱	۴/۰۱	۰/۳۱
۳	۶	۱۸	۱	۴/۵۴	۰/۲۵
۳	۷	۱۸	۱	۵/۲۵	۰/۱۶
۳	۸	۱۸	۱	۵/۱۳	۰/۱۳
۳	۹	۱۸	۱	۴/۰۳	۰/۲۶
۳	۱۰	۱۸	۱	۵/۱۵	۰/۲۷
۳	۱۱	۱۸	۱	۵/۳۷	۰/۲۲
۳	۱۲	۱۸	۱	۵/۰۳	۰/۲۵
۳	۱۳	۱۸	۱	۴/۷۴	۰/۲۰
۳	۱۴	۱۸	۱	۴/۸۶	۰/۲۳
۳	۱۵	۱۸	۱	۶/۰۷	۰/۲۱
۳	۱۶	۱۸	۱	۵/۸۸	۰/۲۲
۳	۱۷	۱۸	۱	۵/۸۴	۰/۱۴
۳	۱۸	۱۸	۱	-	-
۳	۱۹	۱۸	۱	۴/۶۰	۰/۲۸
۳	۲۰	۱۸	۱	۶/۶۴	۰/۱۴
۳	۳	۱۹	۱	۳/۶۸	۰/۳۰
۳	۴	۱۹	۱	۴/۰۸	۰/۲۵
۳	۵	۱۹	۱	۴/۰۹	۰/۲۱
۳	۶	۱۹	۱	۴/۳۷	۰/۲۷
۳	۷	۱۹	۱	۶/۴۹	۰/۱۴
۳	۸	۱۹	۱	۴/۲۹	۰/۲۹
۳	۹	۱۹	۱	۴/۷۶	۰/۲۳
۳	۱۰	۱۹	۱	۴/۸۳	۰/۱۷
۳	۱۱	۱۹	۱	۴/۴۷	۰/۱۹
۳	۱۲	۱۹	۱	۴/۸۲	۰/۲۲
۳	۱۳	۱۹	۱	۶/۱۰	۰/۱۶

تعداد نرون لایه اول	تعداد نرون لایه دوم	تعداد نرون لایه سوم	تعداد نرون لایه چهارم	RMSE	r
۳	۱۴	۱۹	۱	۶/۰۰	۰/۱۹
۳	۱۵	۱۹	۱	-	-
۳	۱۶	۱۹	۱	۶/۲۸	۰/۱۹
۳	۱۷	۱۹	۱	۶/۵۴	۰/۱۸
۳	۱۸	۱۹	۱	۴/۸۲	۰/۲۵
۳	۱۹	۱۹	۱	۹/۶۱	۰/۲
۳	۲۰	۱۹	۱	۷/۸۴	۰/۱۷
۳	۳	۲۰	۱	۴/۳۲	۰/۰۹
۳	۴	۲۰	۱	۴/۰۶	۰/۱۸
۳	۵	۲۰	۱	۳/۹۸	۰/۲۶
۳	۶	۲۰	۱	۳/۸۸	۰/۲۷
۳	۷	۲۰	۱	۴/۵۶	۰/۱۹
۳	۸	۲۰	۱	۳/۸۵	۰/۳۲
۳	۹	۲۰	۱	۴/۸۸	۰/۲۰
۳	۱۰	۲۰	۱	۴/۵۹	۰/۲۶
۳	۱۱	۲۰	۱	۴/۰۸	۰/۳۲
۳	۱۲	۲۰	۱	۶/۴۸	۰/۱۱
۳	۱۳	۲۰	۱	۵/۷۵	۰/۱۵
۳	۱۴	۲۰	۱	۵/۹۹	۰/۱۵
۳	۱۵	۲۰	۱	۵/۶۱	۰/۱۵
۳	۱۶	۲۰	۱	۵/۲۵	۰/۱۶
۳	۱۷	۲۰	۱	۶/۱۶	۰/۱۵
۳	۱۸	۲۰	۱	۶/۲۱	۰/۱۶
۳	۱۹	۲۰	۱	-	-
۳	۲۰	۲۰	۱	۶/۸۳	۰/۱۶

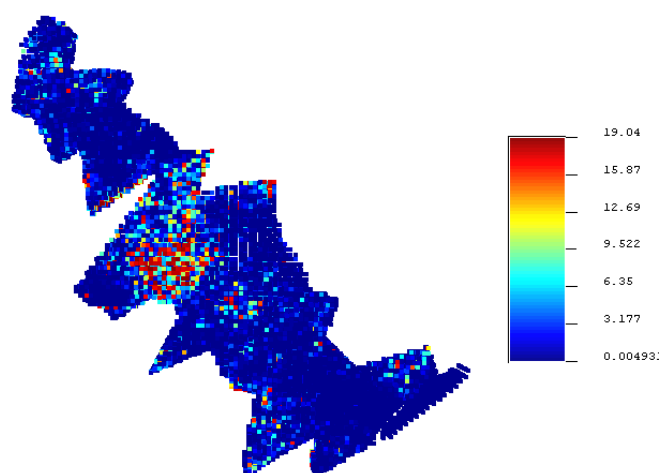
پیوست ب:

نحوه توزیع عیار در شبیه‌سازی‌ها

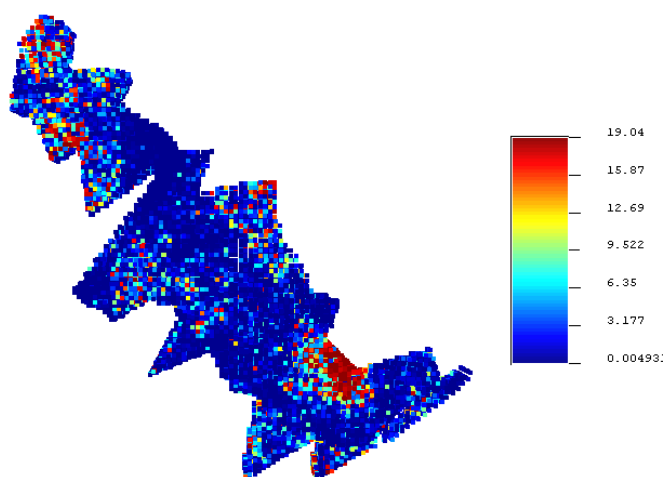
در این پیوست، نحوه توزیع عیار با عدم قطعیت، برای ۱۰۰ شبیه‌سازی انجام شده قابل مشاهده است. در واقع در این شبیه‌سازی‌ها ۱۰۰ حالت ممکن بر اساس پارامترهای تابع توزیع احتمال و واریوگرام موجود نمایش داده شده است.



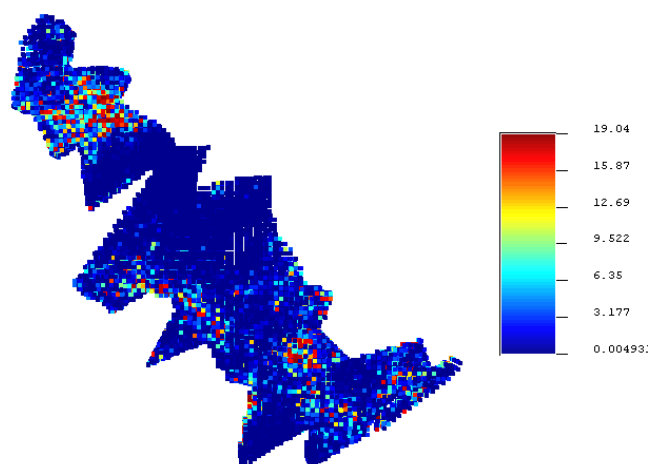
شکل ب-۱- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۱ (عیار برحسب PPM)



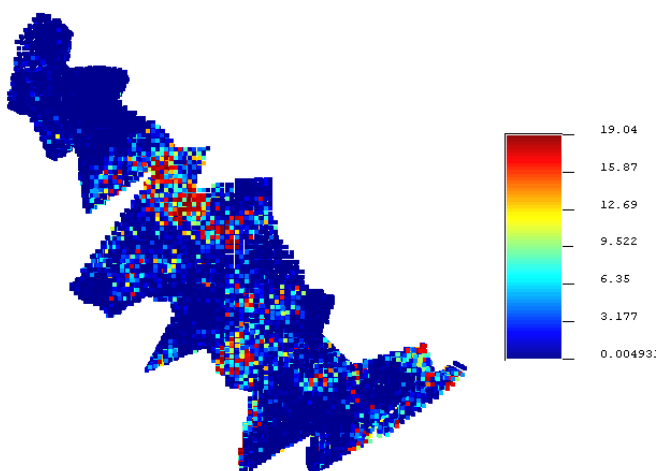
شکل ب-۲- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۲ (عیار برحسب PPM)



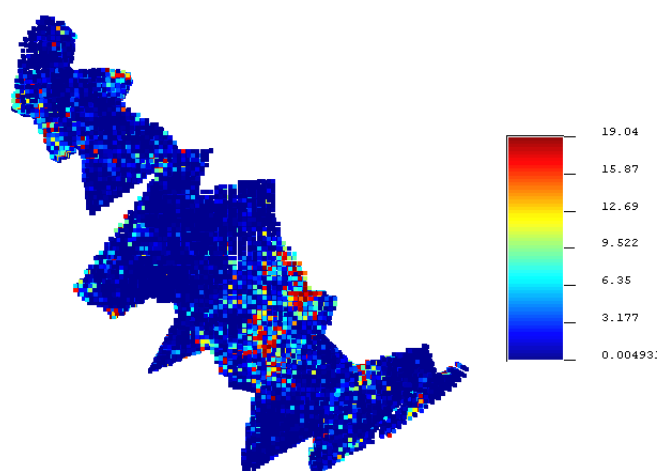
شکل ب-۳- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۳ (عیار برحسب PPM)



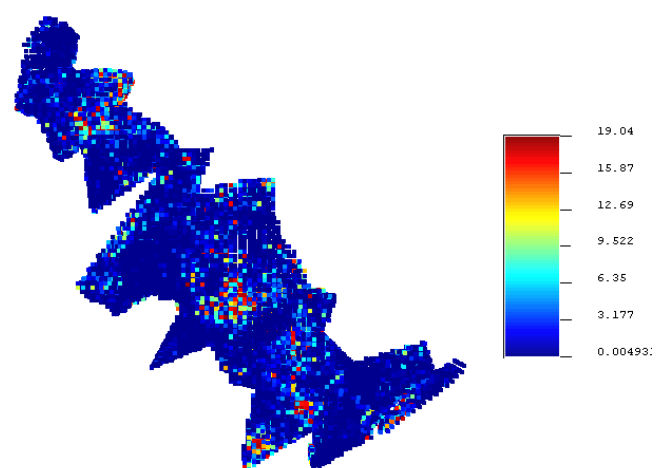
شکل ب-۴- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۴ (عیار برحسب PPM)



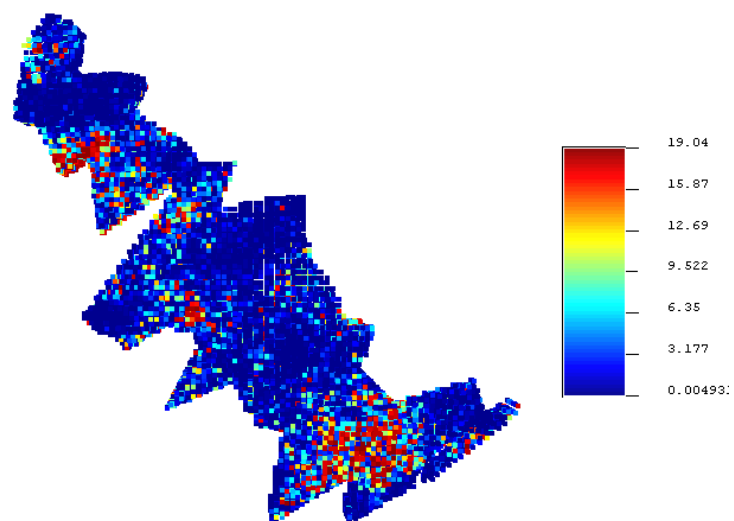
شکل ب-۵- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۵ (عیار برحسب PPM)



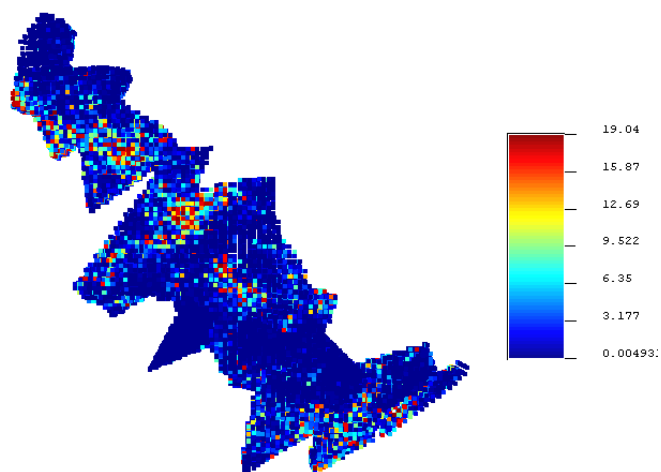
شکل ب-۶- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۶ (عیار برحسب PPM)



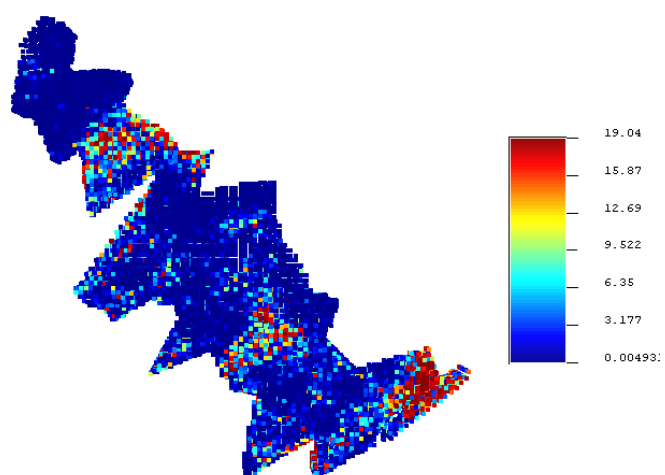
شکل ب-۷- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۷ (عیار برحسب PPM)



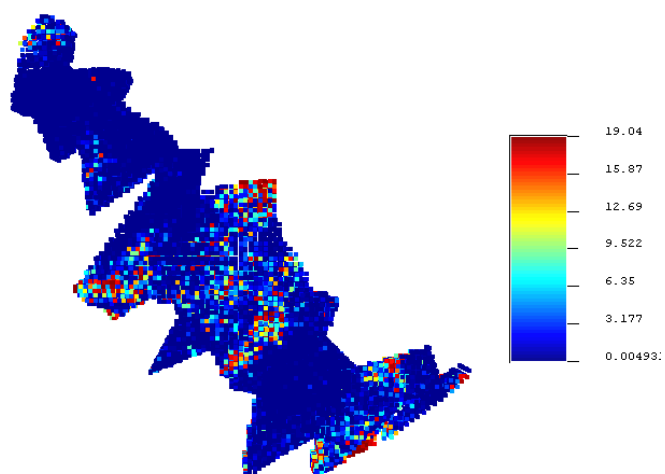
شکل ب-۸- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۸ (عیار برحسب PPM)



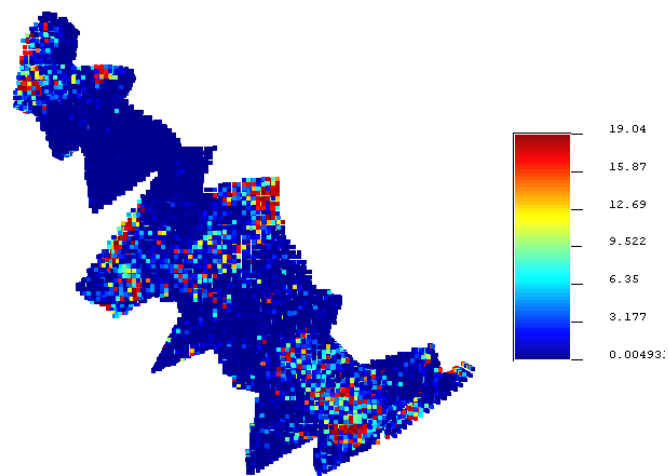
شکل ب-۹- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۹ (عیار برحسب PPM)



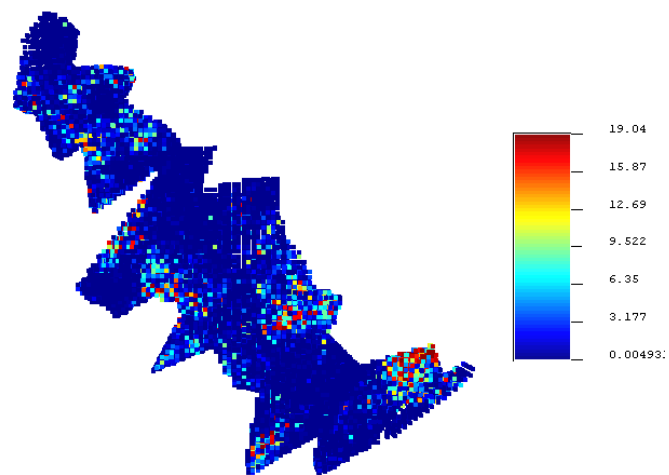
شکل ب-۱۰- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۱۰ (عیار برحسب PPM)



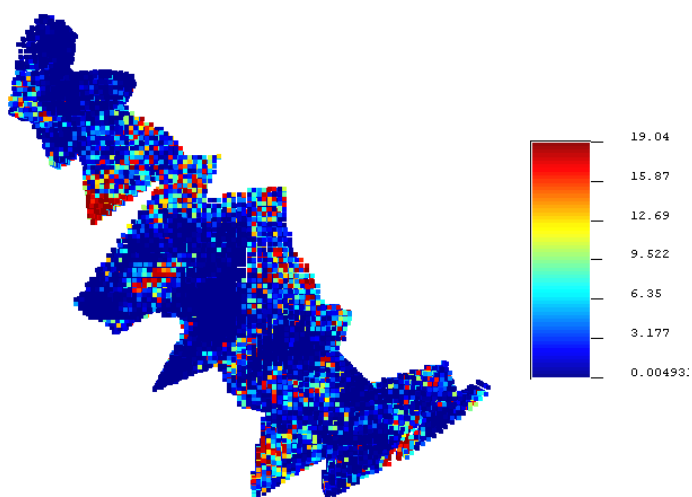
شکل ب-۱۱- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۱۱ (عیار برحسب PPM)



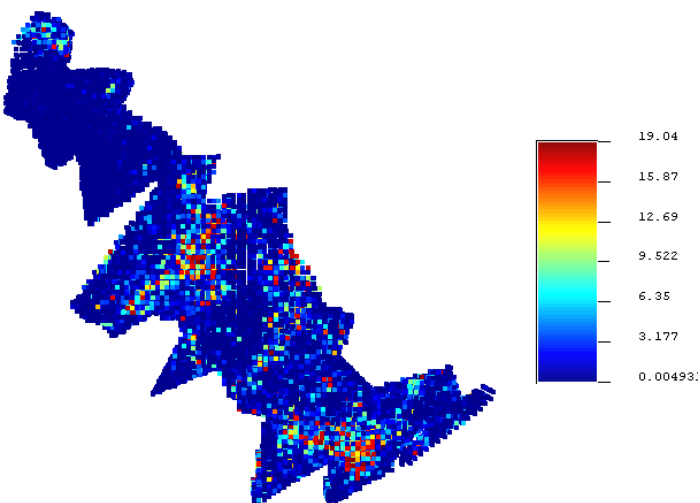
شکل ب-۱۲- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۱۲ (عیار برحسب PPM)



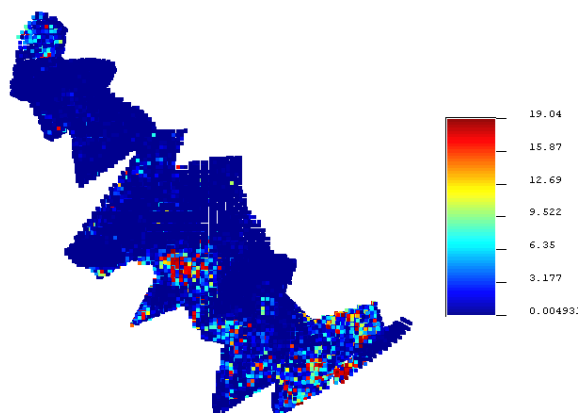
شکل ب-۱۳- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۱۳ (عیار برحسب PPM)



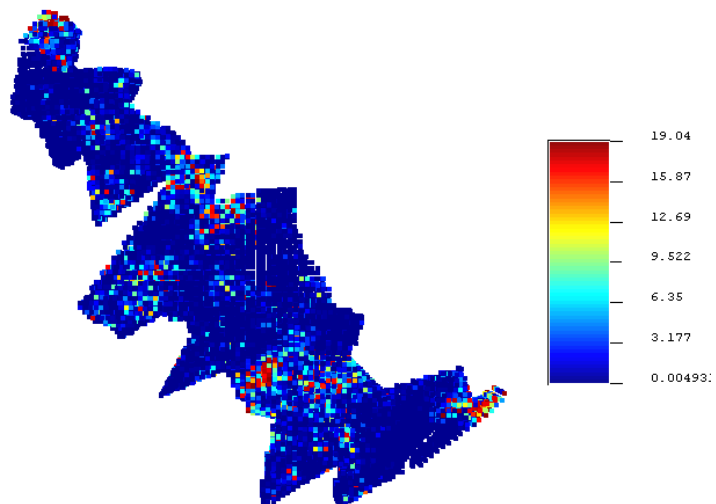
شکل ب-۱۴- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۱۴ (عیار برحسب PPM)



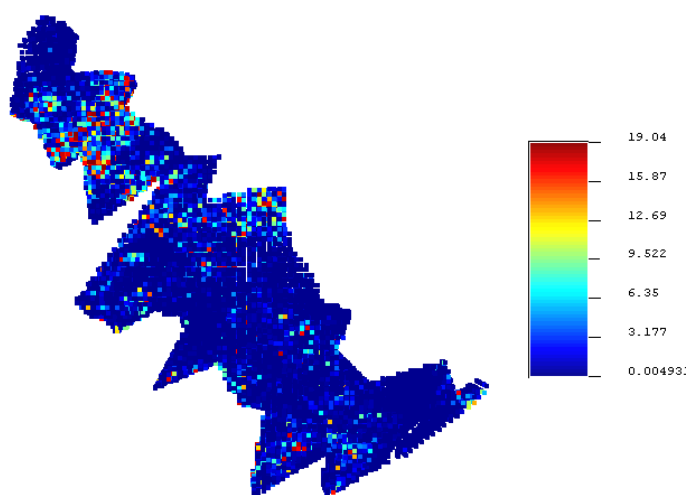
شکل ب-۱۵- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۱۵ (عیار برحسب PPM)



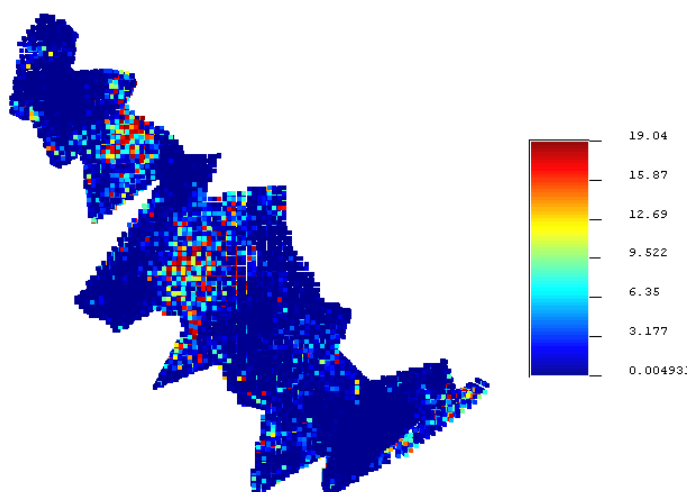
شکل ب-۱۶- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۱۶ (عیار برحسب PPM)



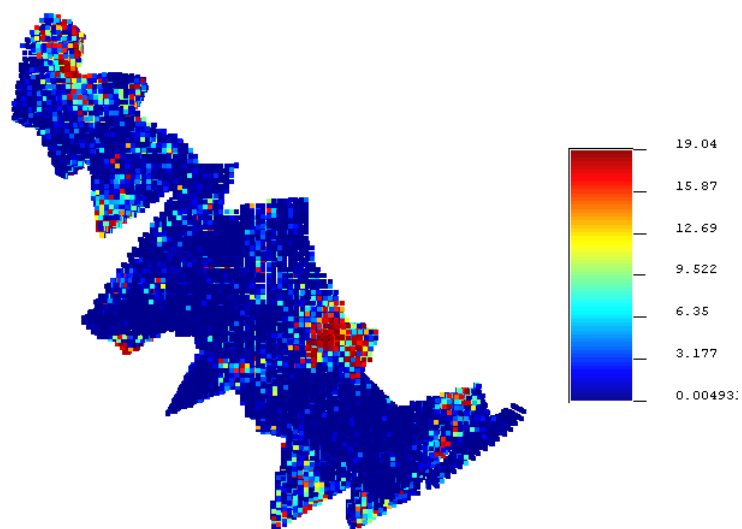
شکل ب-۱۷- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۱۷ (عیار برحسب PPM)



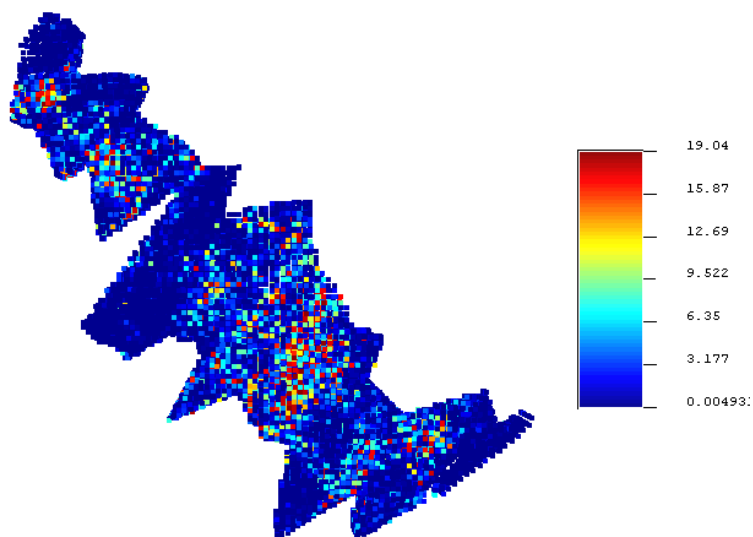
شکل ب-۱۸- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۱۸ (عیار برحسب PPM)



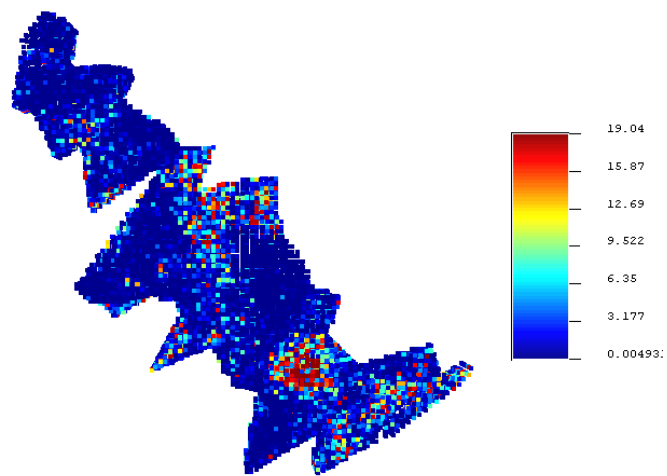
شکل ب-۱۹- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۱۹ (عیار برحسب PPM)



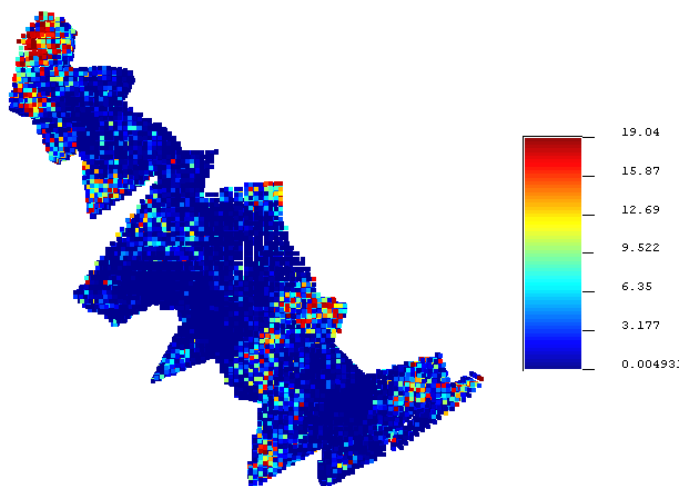
شکل ب-۲۰- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۲۰ (عیار برحسب PPM)



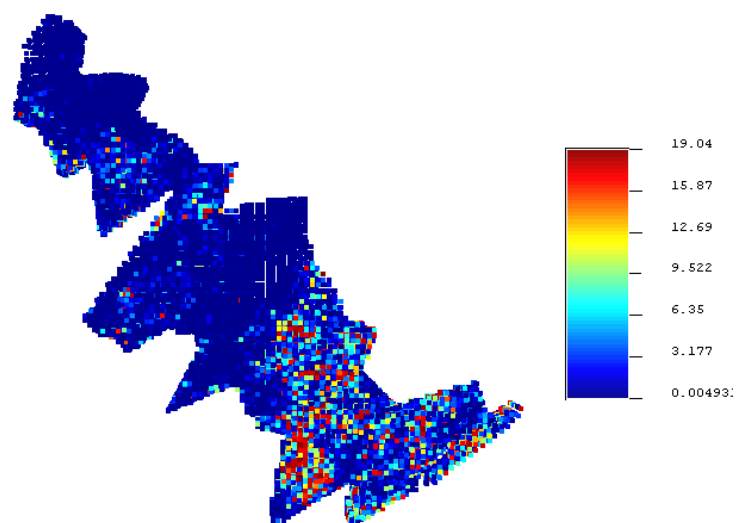
شکل ب-۲۱- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۲۱ (عیار برحسب PPM)



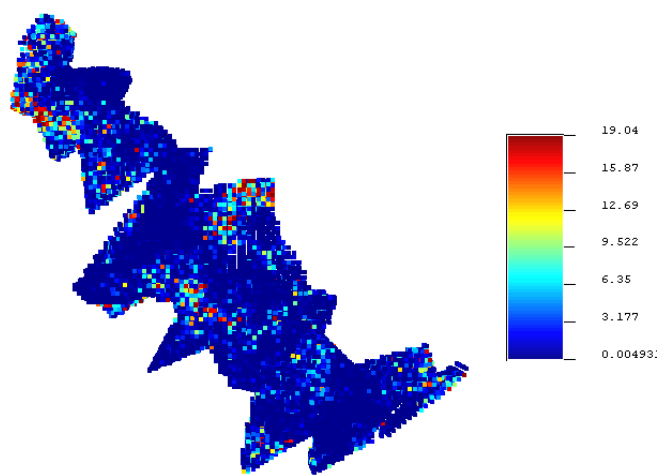
شکل ب-۲۲- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۲۲ (عيار بر حسب PPM)



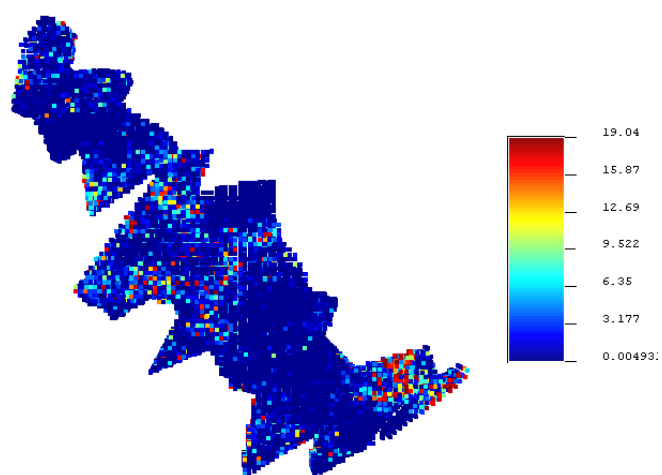
شکل ب-۲۳- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۲۳ (عيار بر حسب PPM)



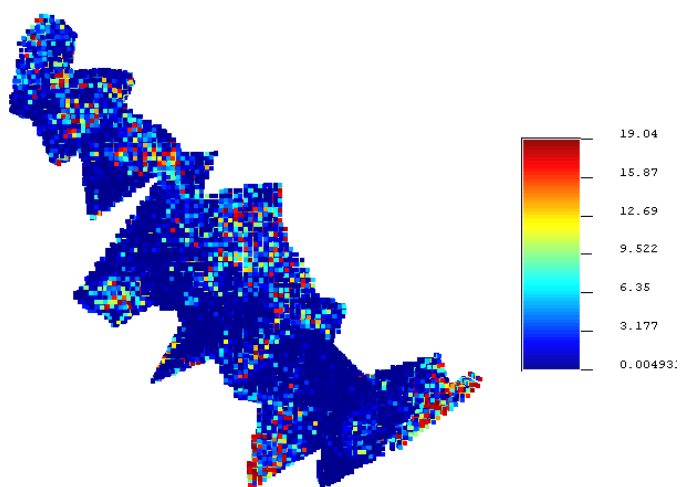
شکل ب-۲۴- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۲۴ (عیار برحسب PPM)



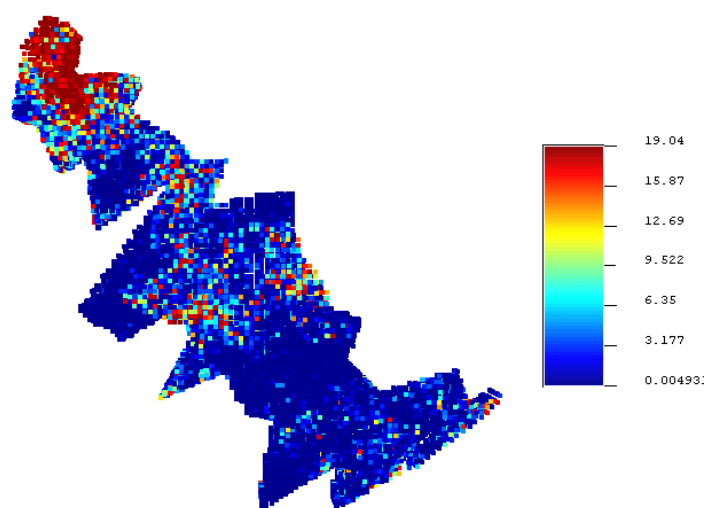
شکل ب-۲۵- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۲۵ (عیار برحسب PPM)



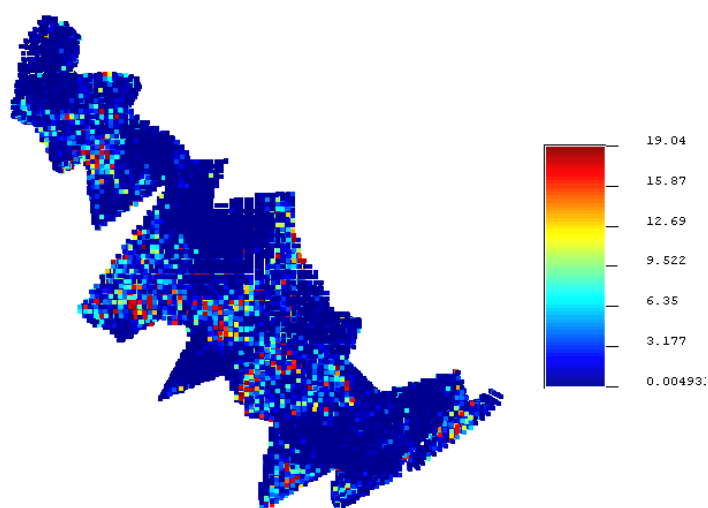
شکل ب-۲۶- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۲۶ (عیار برحسب PPM)



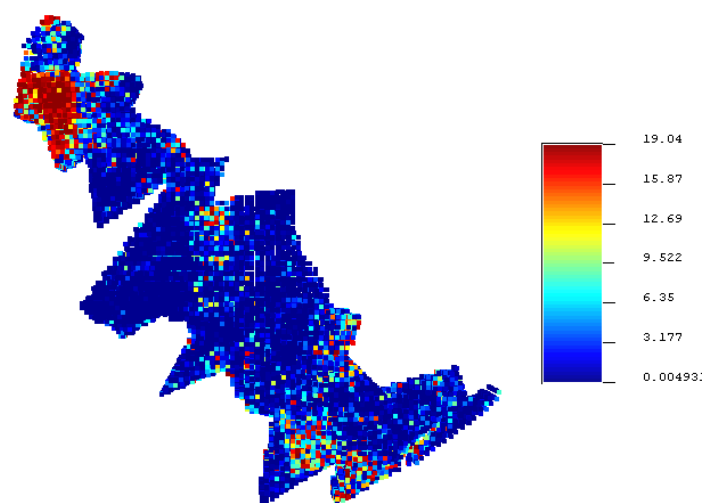
شکل ب-۲۷- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۲۷ (عیار برحسب PPM)



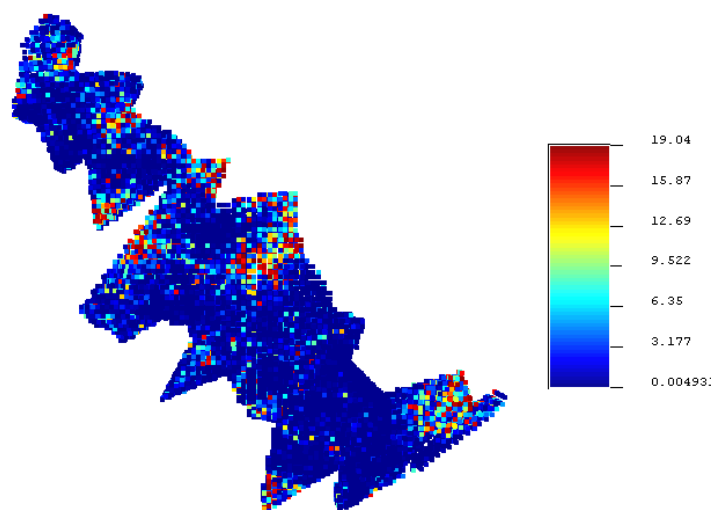
شکل ب-۲۸- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۲۸ (عیار برحسب PPM)



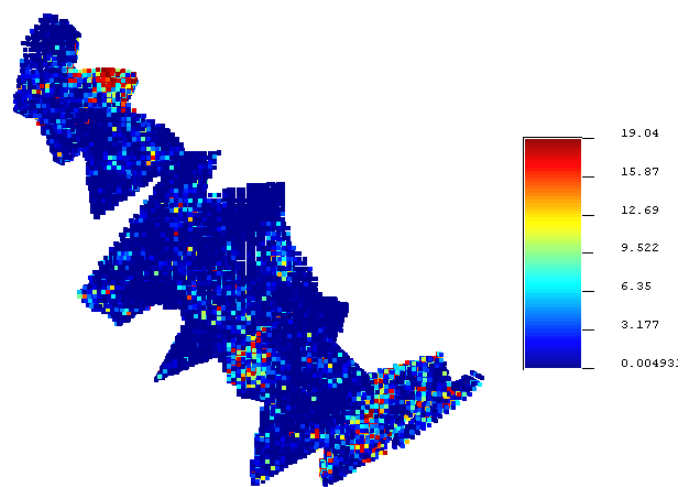
شکل ب-۲۹- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۲۹ (عیار برحسب PPM)



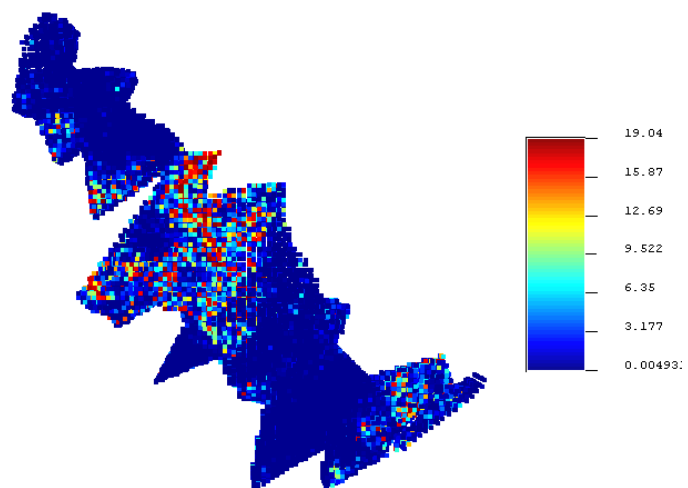
شکل ب-۳۰- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۳۰ (عیار برحسب PPM)



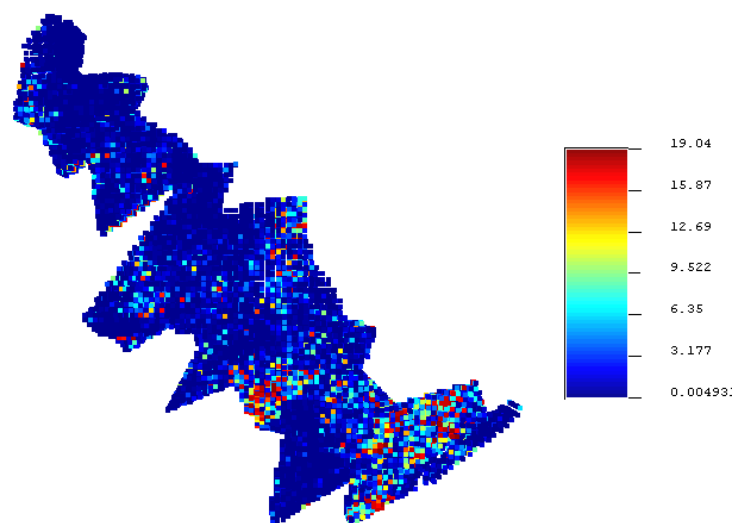
شکل ب-۳۱- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۳۱ (عیار برحسب PPM)



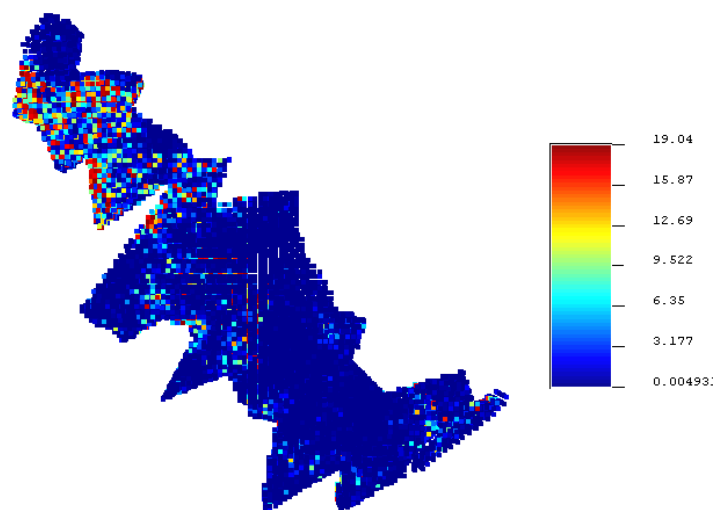
شکل ب-۳۲- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۳۲ (عیار برحسب PPM)



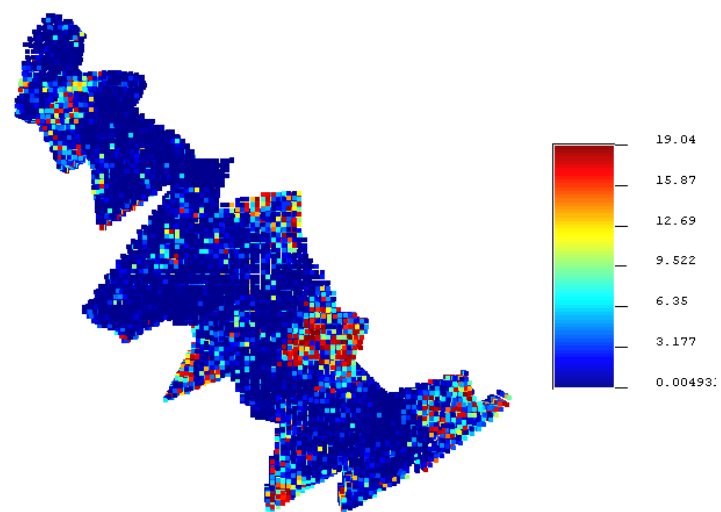
شکل ب-۳۳- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۳۳ (عیار برحسب PPM)



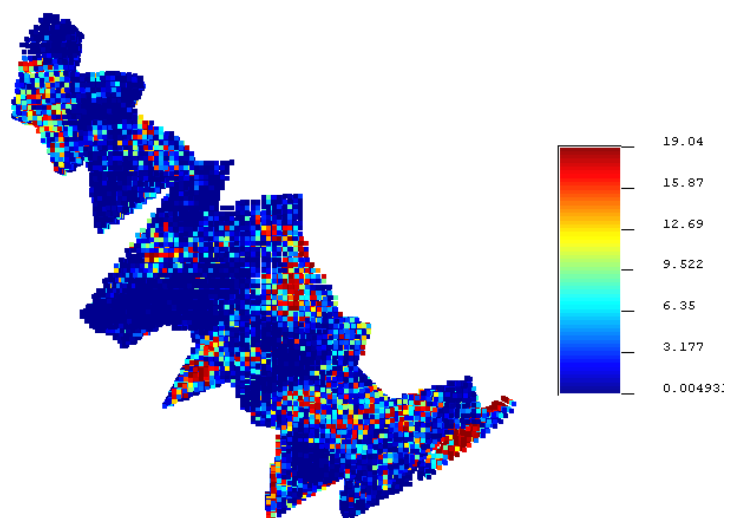
شکل ب-۳۴- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۳۴ (عیار برحسب PPM)



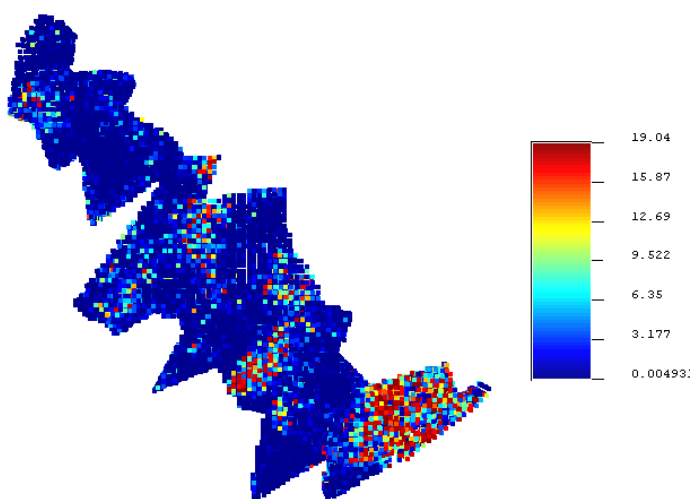
شکل ب-۳۵- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۳۵ (عیار برحسب PPM)



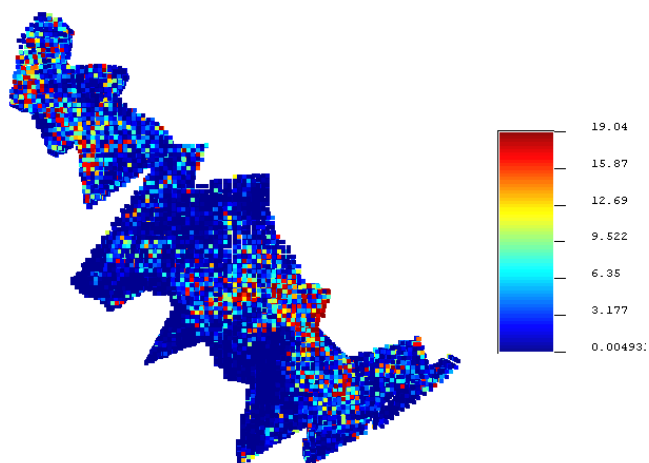
شکل ب-۳۶- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۳۶ (عیار برحسب PPM)



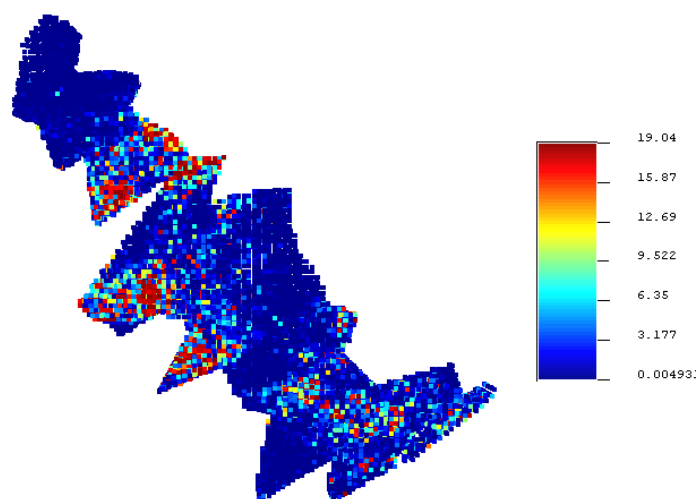
شکل ب-۳۷- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۳۷ (عیار برحسب PPM)



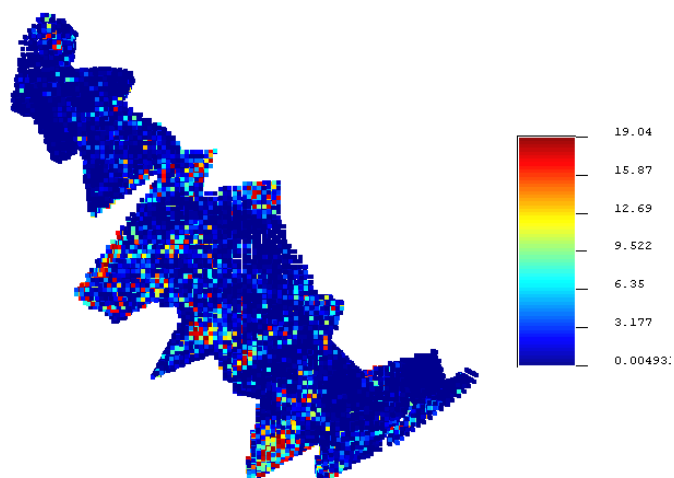
شکل ب-۳۸- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۳۸ (عیار برحسب PPM)



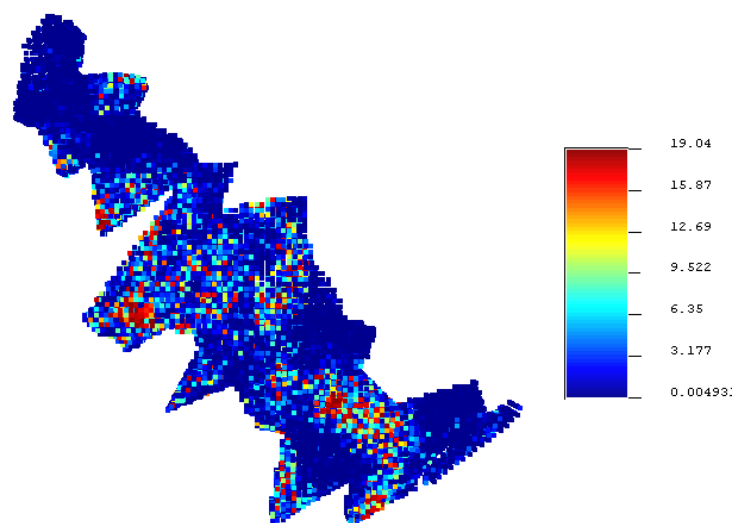
شکل ب-۳۹- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۳۹ (عیار برحسب PPM)



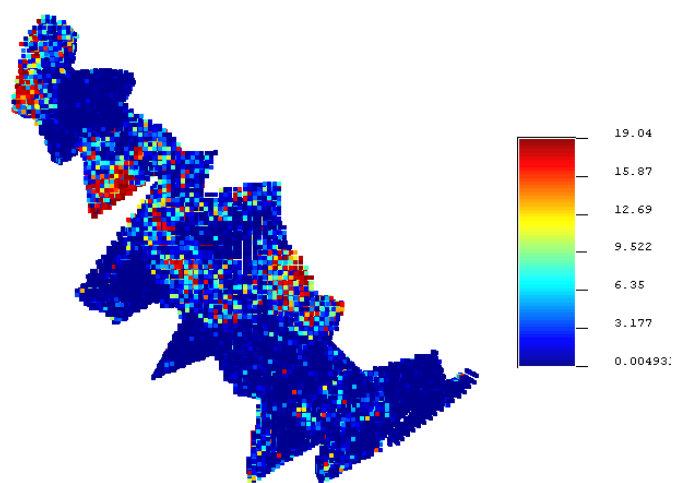
شکل ب-۴۰- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۴۰ (عیار برحسب PPM)



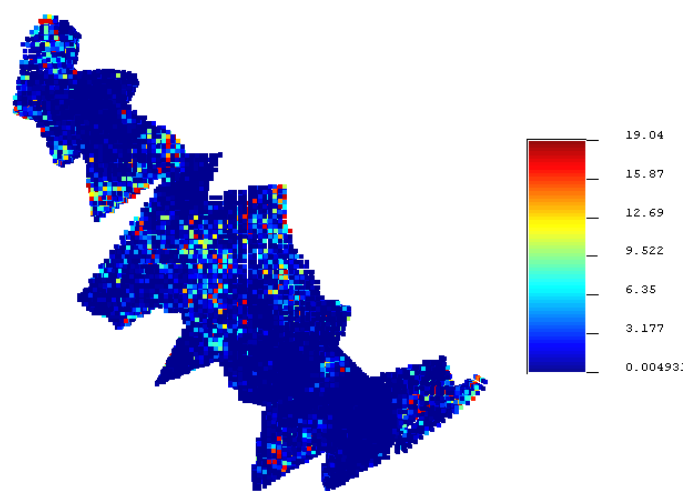
شکل ب-۴۱- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۴۱ (عیار برحسب PPM)



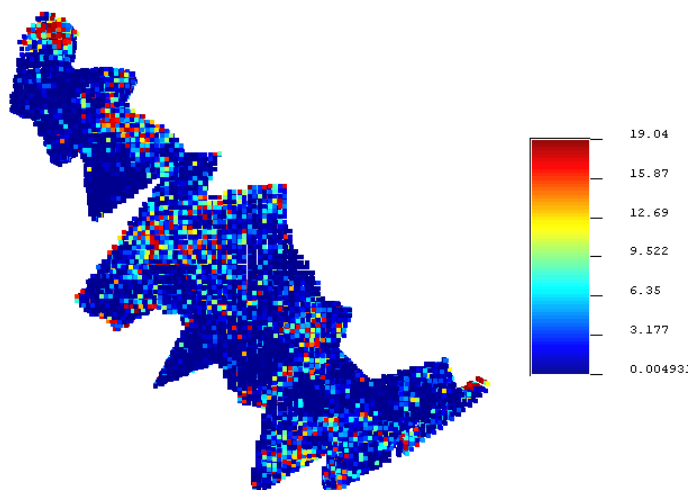
شکل ب-۴۲- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۴۲ (عیار برحسب PPM)



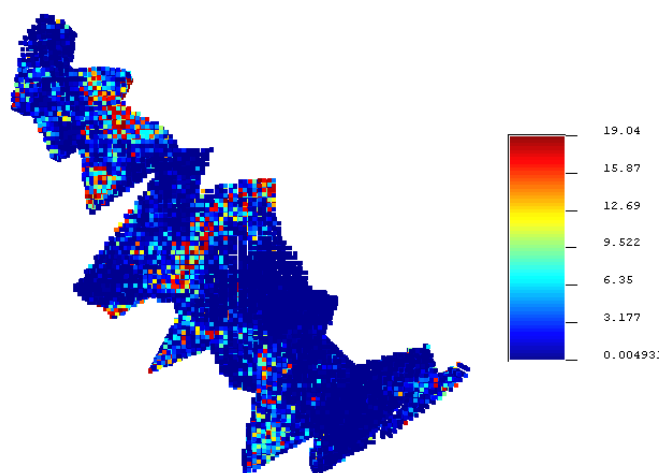
شکل ب-۴۳- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۴۳ (عیار برحسب PPM)



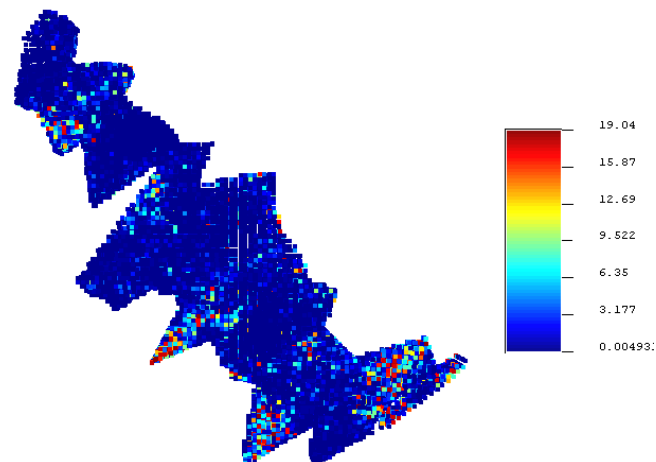
شکل ب-۴۴- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۴۴ (عیار برحسب PPM)



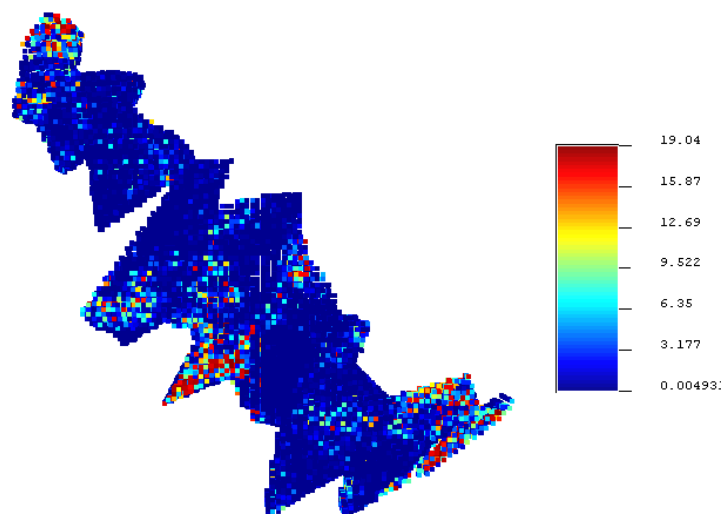
شکل ب-۴۵- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۴۵ (عیار برحسب PPM)



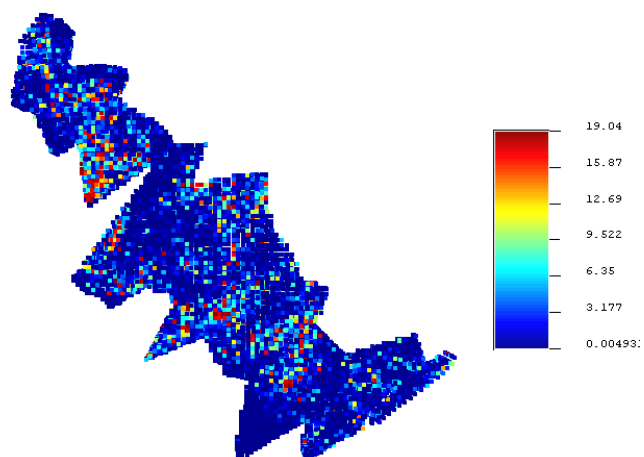
شکل ب-۴۶- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۴۶ (عیار برحسب PPM)



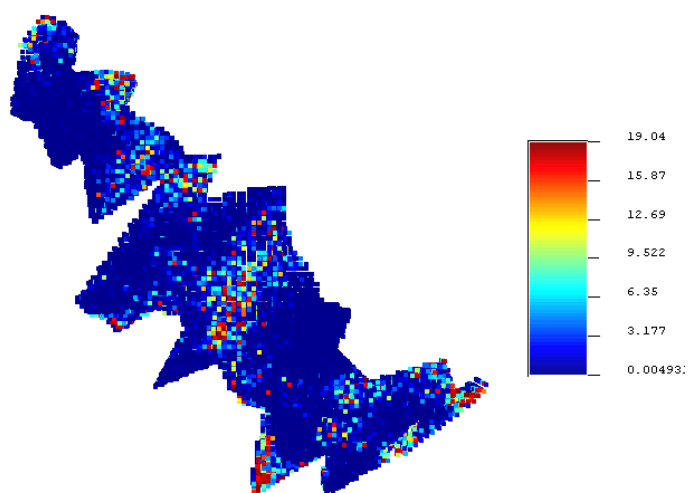
شکل ب-۴۷- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۴۷ (عیار برحسب PPM)



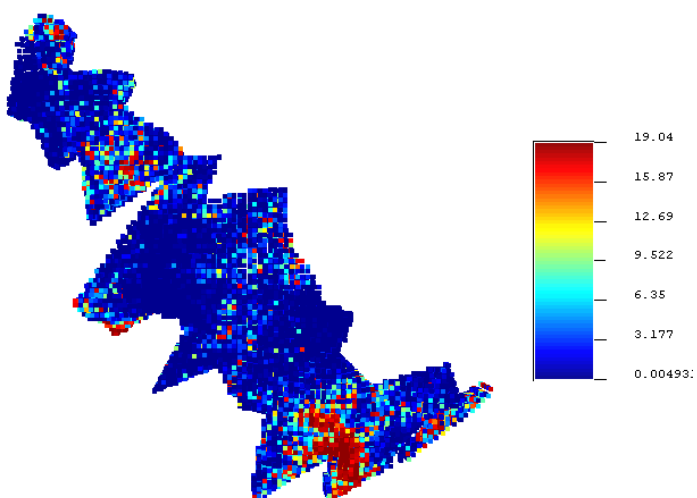
شکل ب-۴۸- نحوه توزیع عبارها مربوط به شبیه‌سازی ۴۸ (عبار برحسب PPM)



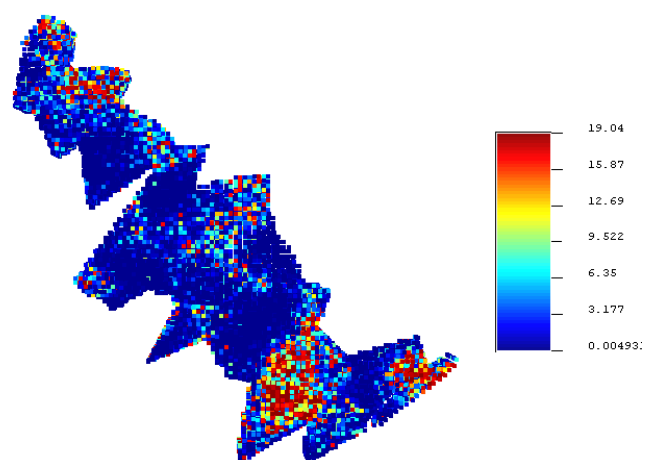
شکل ب-۴۹- نحوه توزیع عبارها مربوط به شبیه‌سازی ۴۹ (عبار برحسب PPM)



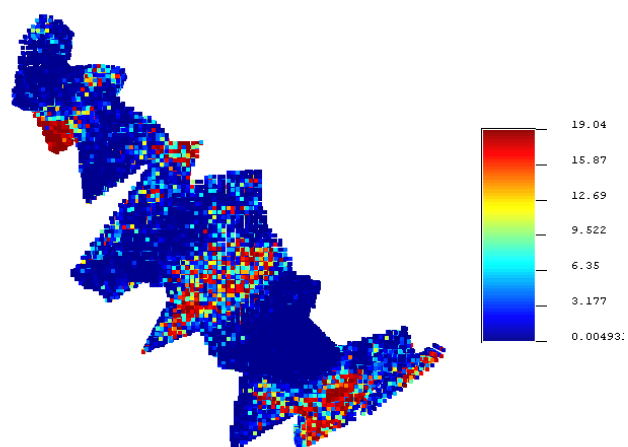
شکل ب-۵۰- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۵۰ (عیار برحسب PPM)



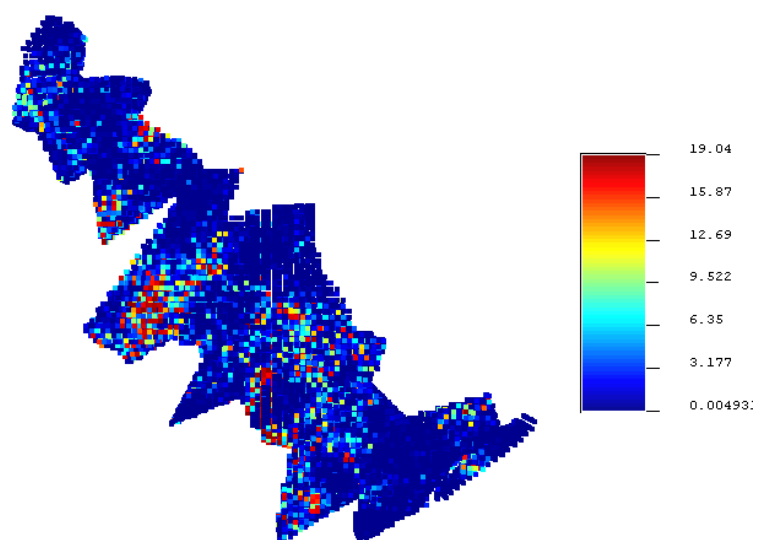
شکل ب-۵۱- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۵۱ (عیار برحسب PPM)



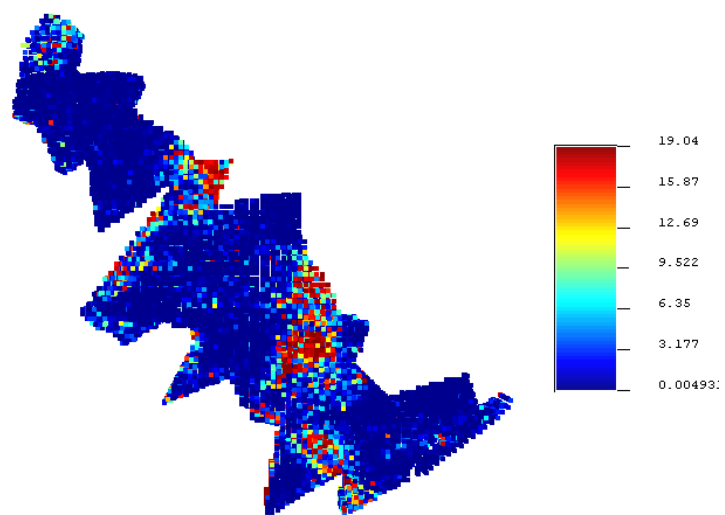
شکل ب-۵۲- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۵۲ (عیار برحسب PPM)



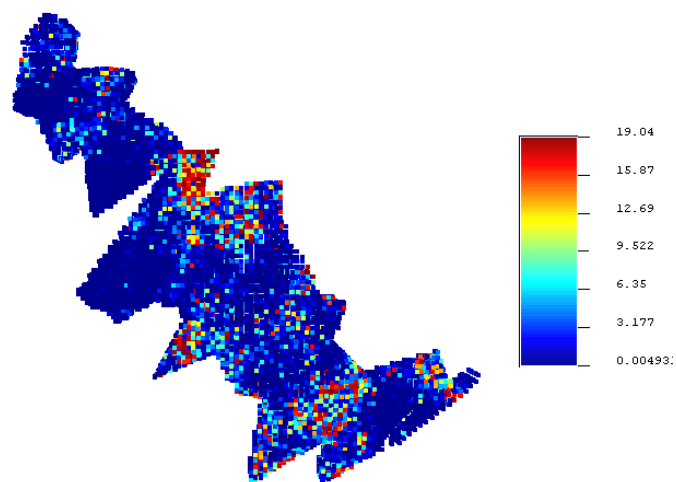
شکل ب-۵۳- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۵۳ (عیار برحسب PPM)



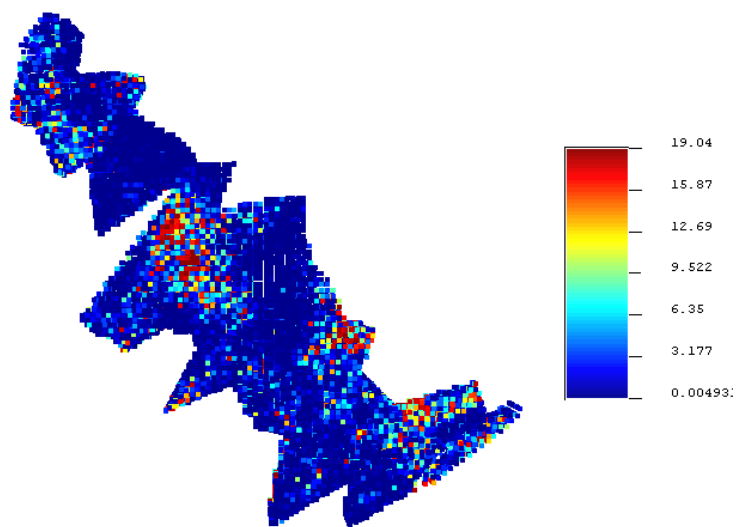
شکل ب-۵۴- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۵۴ (عیار برحسب PPM)



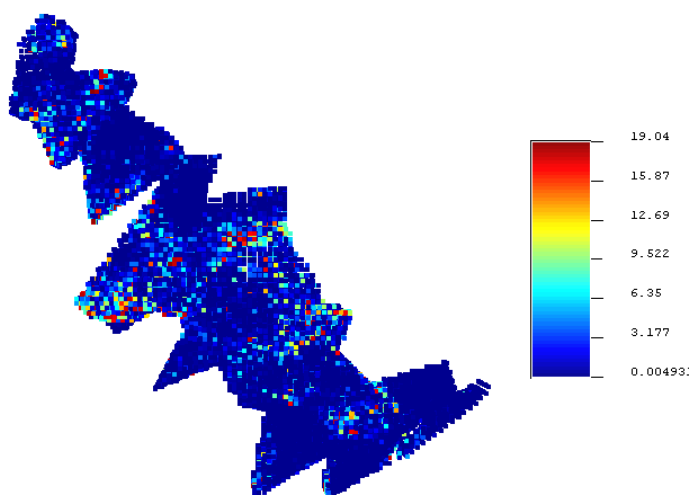
شکل ب-۵۵- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۵۵ (عیار برحسب PPM)



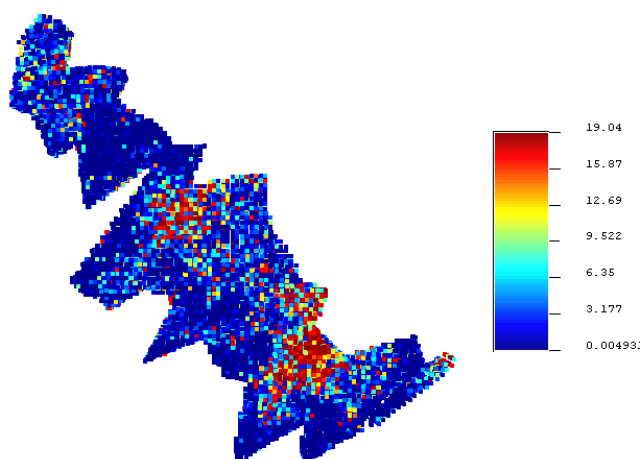
شکل ب-۵۶- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۵۶ (عیار برحسب PPM)



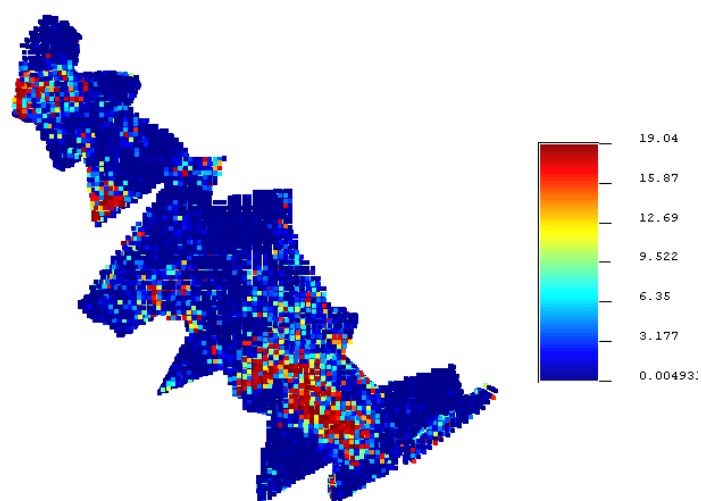
شکل ب-۵۷- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۵۷ (عیار برحسب PPM)



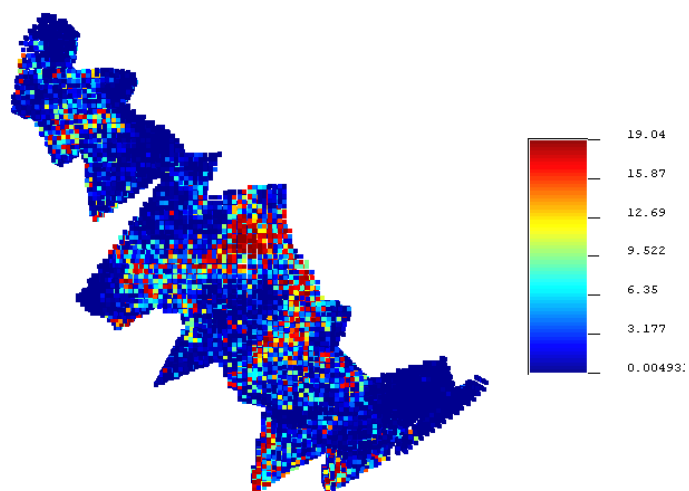
شکل ب-۵۸- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۵۸ (عیار برحسب PPM)



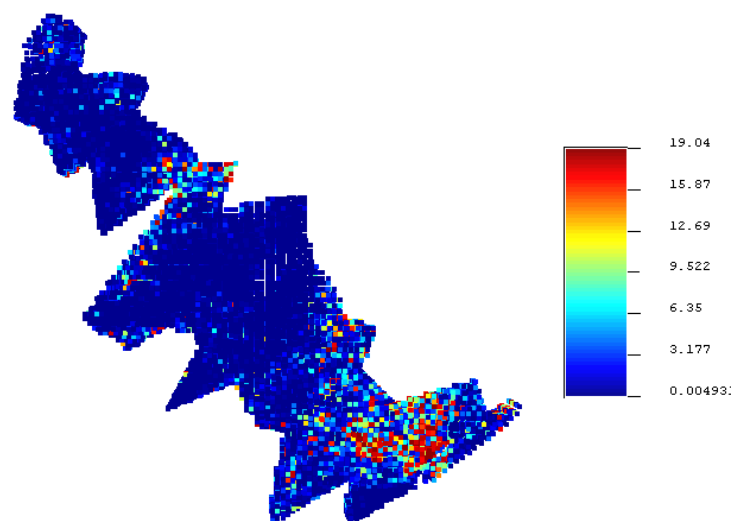
شکل ب-۵۹- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۵۹ (عیار برحسب PPM)



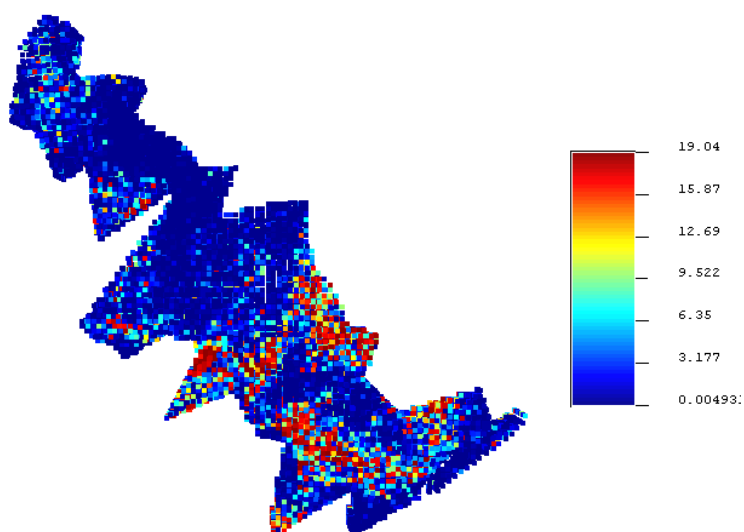
شکل ب-۶۰- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۶۰ (عیار برحسب PPM)



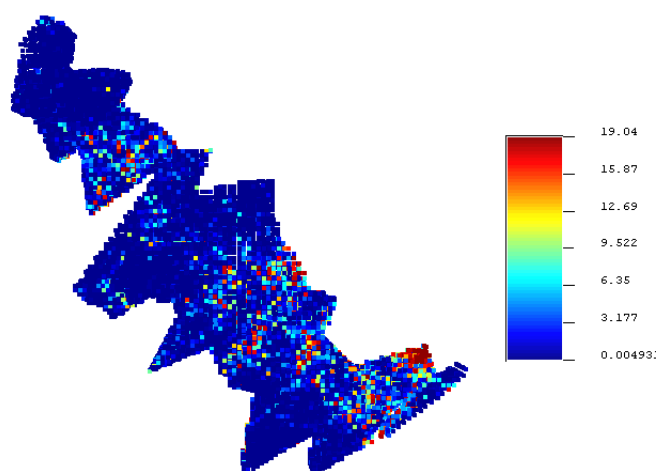
شکل ب-۶۱- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۶۱ (عیار برحسب PPM)



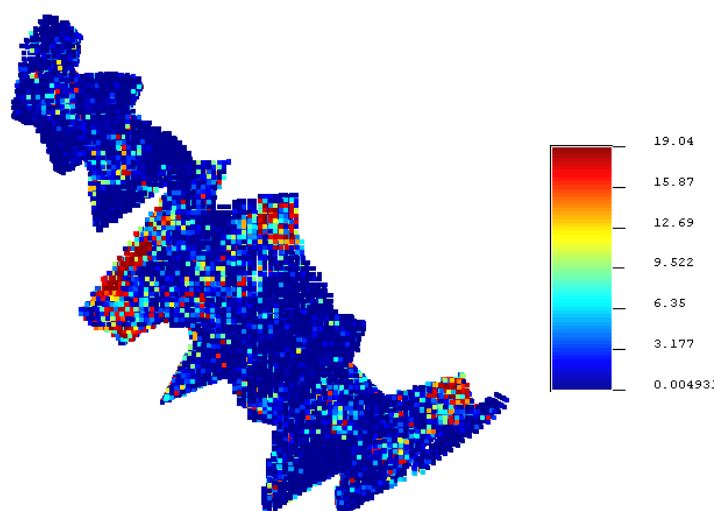
شکل ب-۶۲- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۶۲ (عیار برحسب PPM)



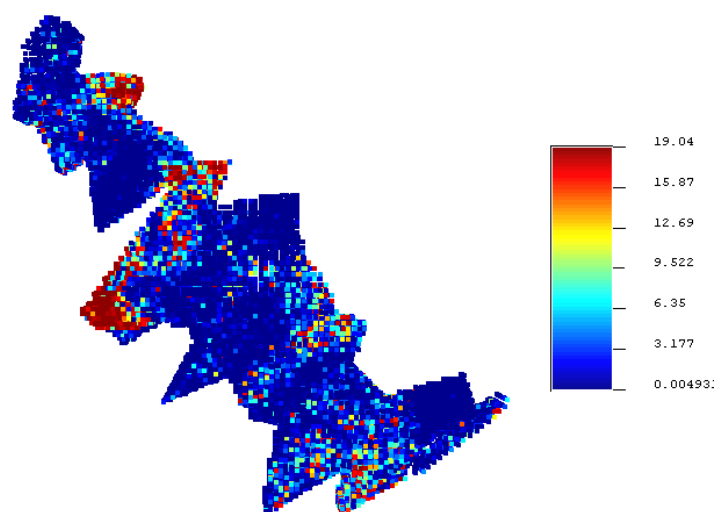
شکل ب-۶۳- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۶۳ (عیار برحسب PPM)



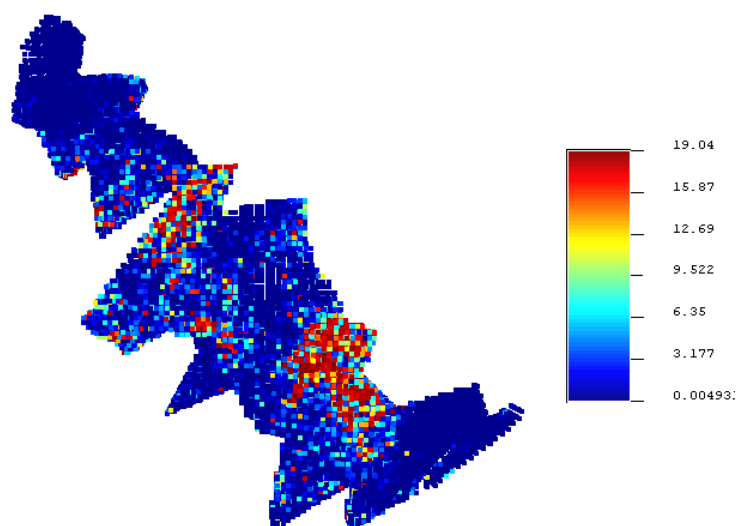
شکل ب-۶۴- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۶۴ (عیار برحسب PPM)



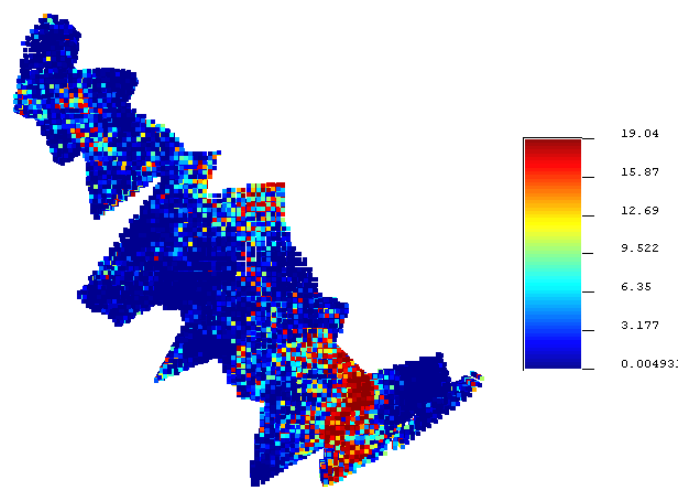
شکل ب-۶۵- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۶۵ (عیار برحسب PPM)



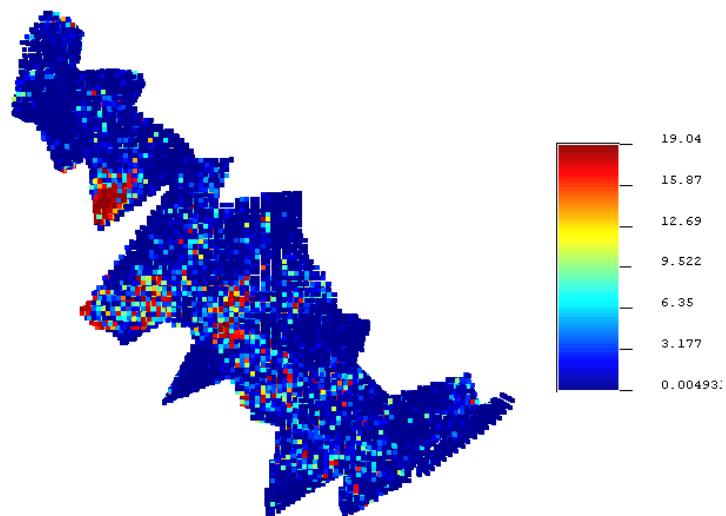
شکل ب-۶۶- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۶۶ (عیار برحسب PPM)



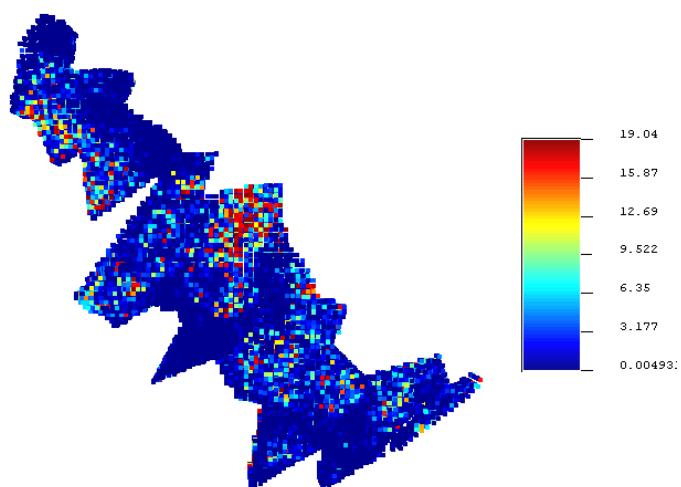
شکل ب-۶۷- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۶۷ (عیار برحسب PPM)



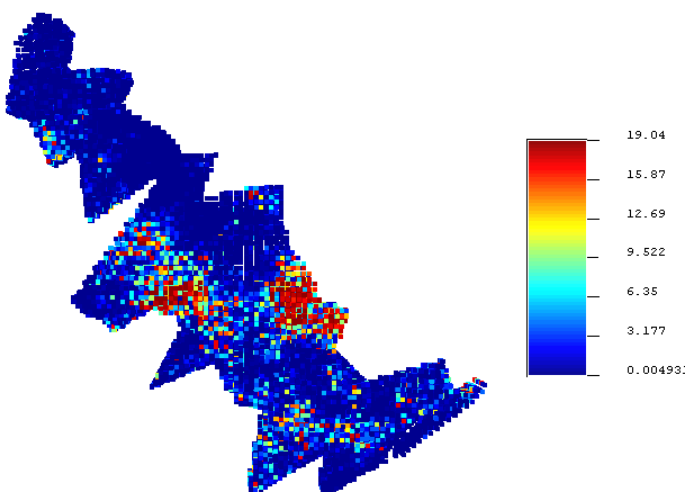
شکل ب-۶۸- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۶۸ (عیار برحسب PPM)



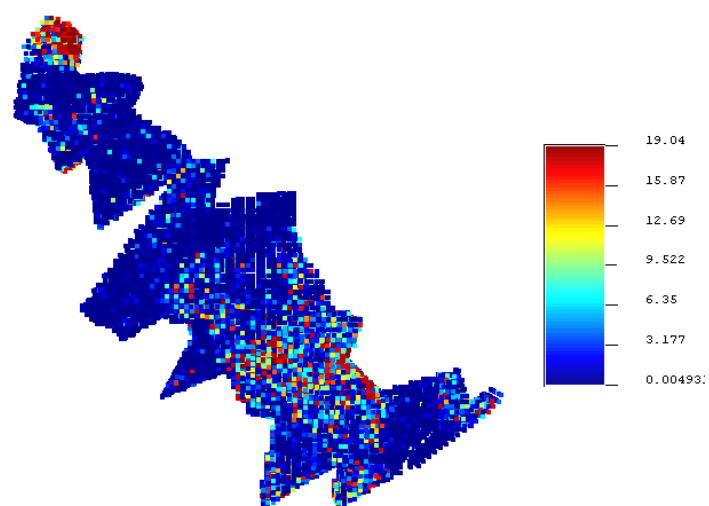
شکل ب-۶۹- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۶۹ (عیار برحسب PPM)



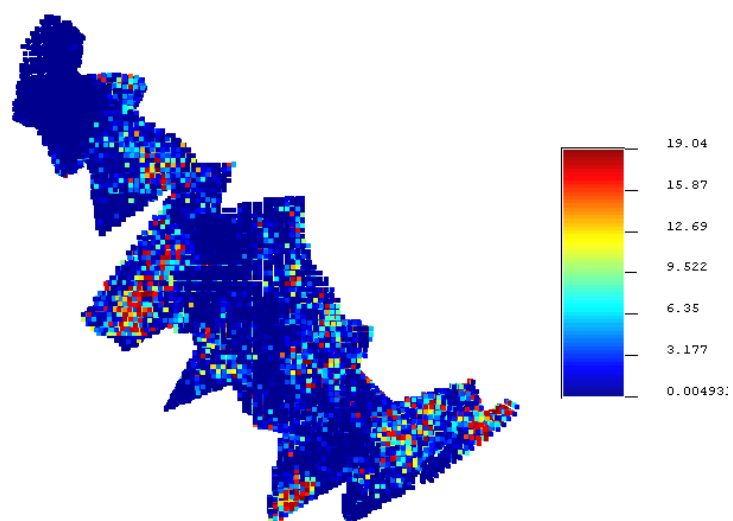
شکل ب-۷۰- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۷۰ (عیار برحسب PPM)



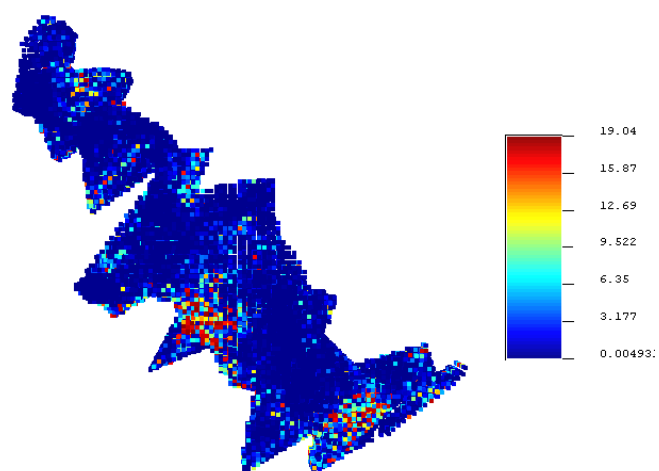
شکل ب-۷۱- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۷۱ (عیار برحسب PPM)



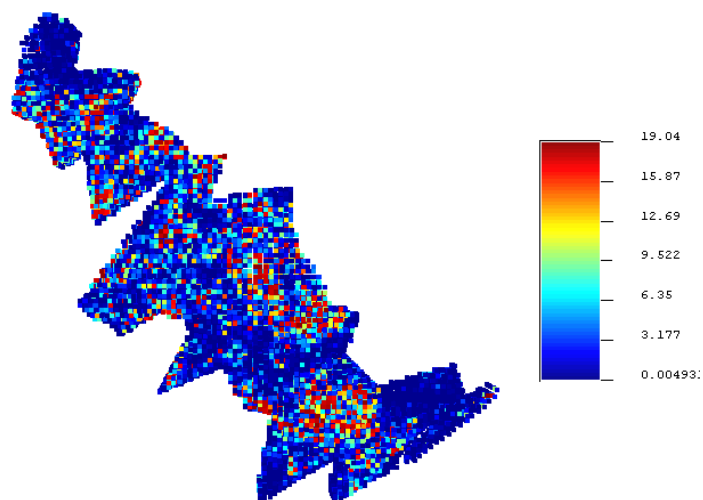
شکل ب-۷۲- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۷۲ (عیار برحسب PPM)



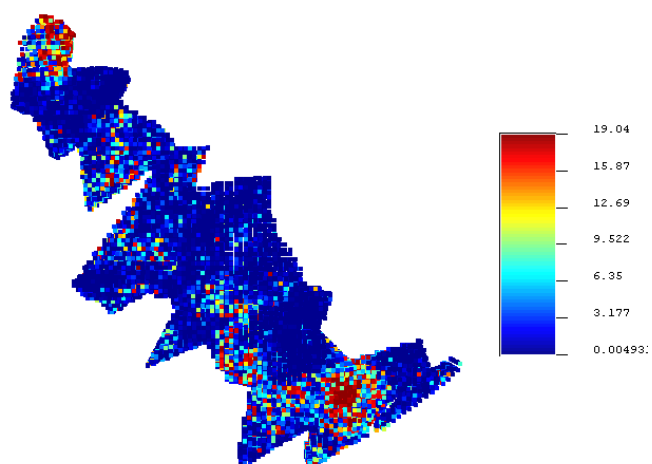
شکل ب-۷۳- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۷۳ (عیار برحسب PPM)



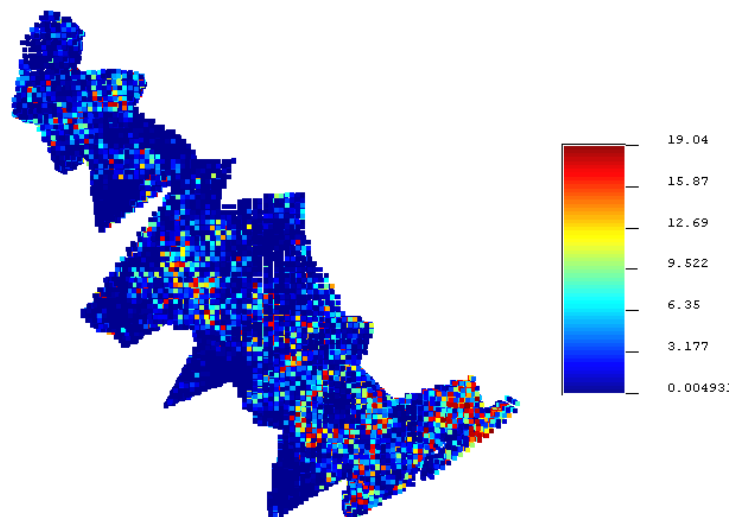
شکل ب-۷۴- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۷۴ (عیار برحسب PPM)



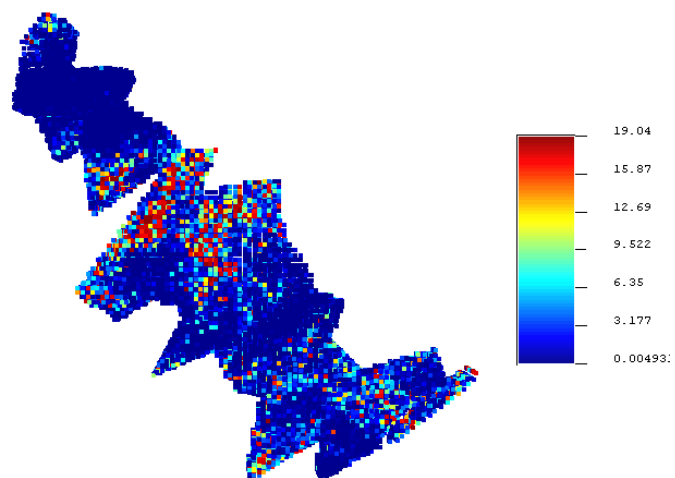
شکل ب-۷۵- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۷۵ (عیار برحسب PPM)



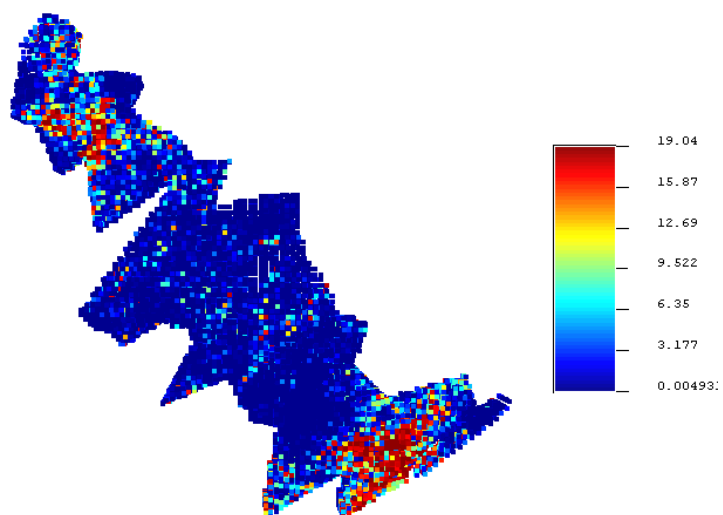
شکل ب-۷۶- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۷۶ (عیار برحسب PPM)



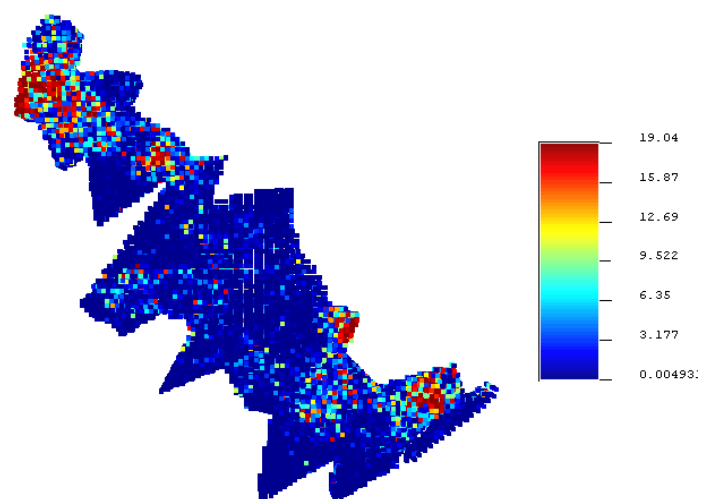
شکل ب-۷۷- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۷۷ (عیار برحسب PPM)



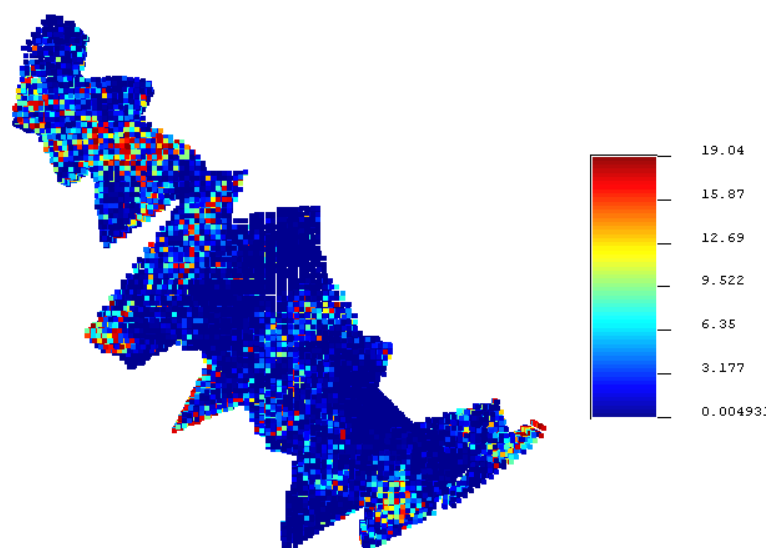
شکل ب- ۷۸- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۷۸ (عیار برحسب PPM)



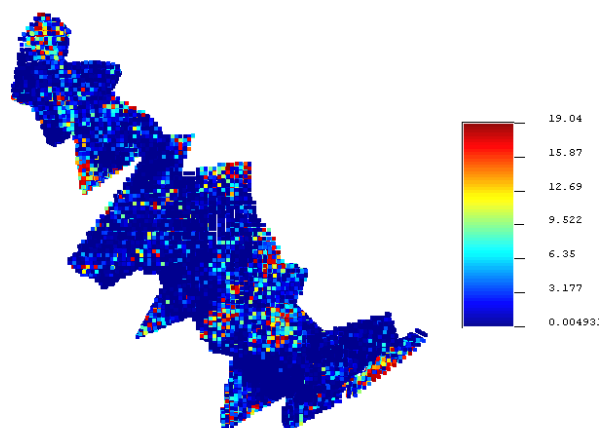
شکل ب- ۷۹- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۷۹ (عیار برحسب PPM)



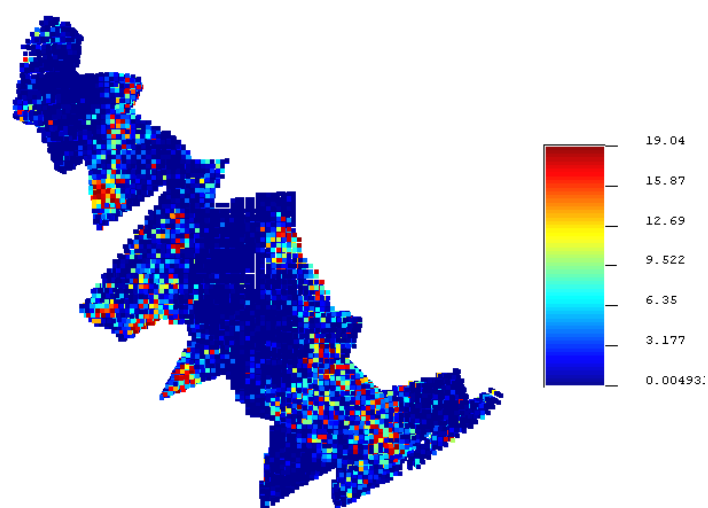
شکل ب-۸۰- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۸۰ (عیار برحسب PPM)



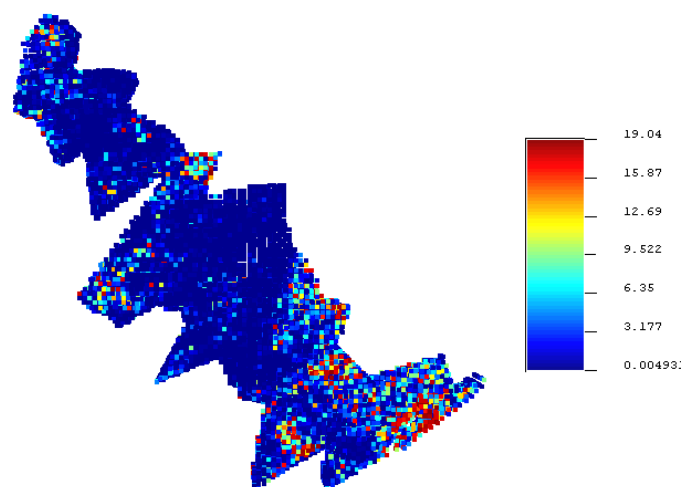
شکل ب-۸۱- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۸۱ (عیار برحسب PPM)



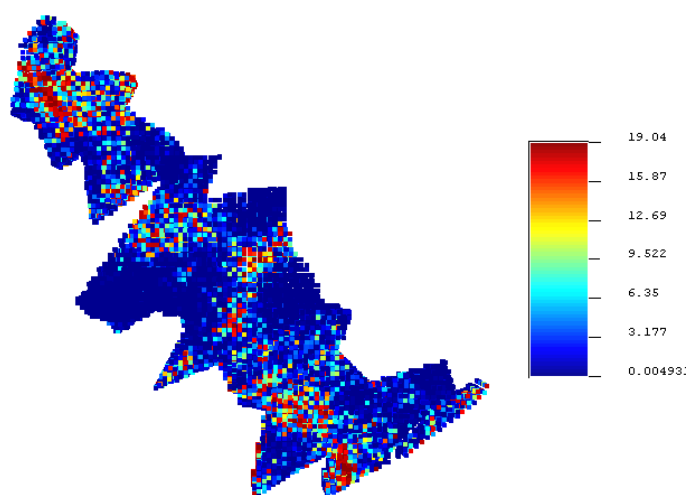
شکل ب-۸۲- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۸۲ (عیار برحسب PPM)



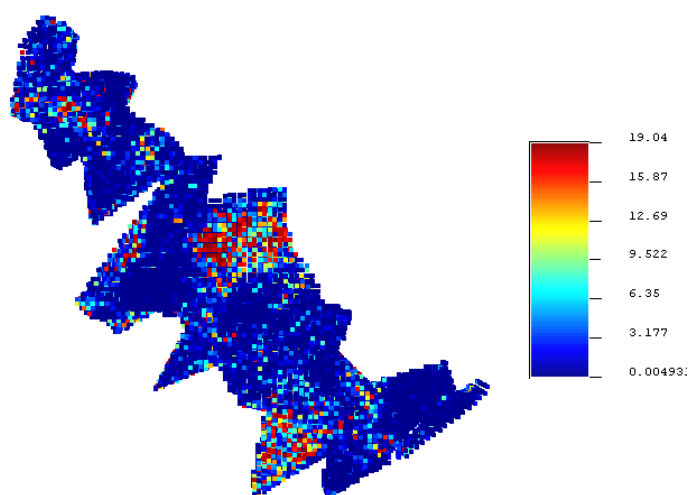
شکل ب-۸۳- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۸۳ (عیار برحسب PPM)



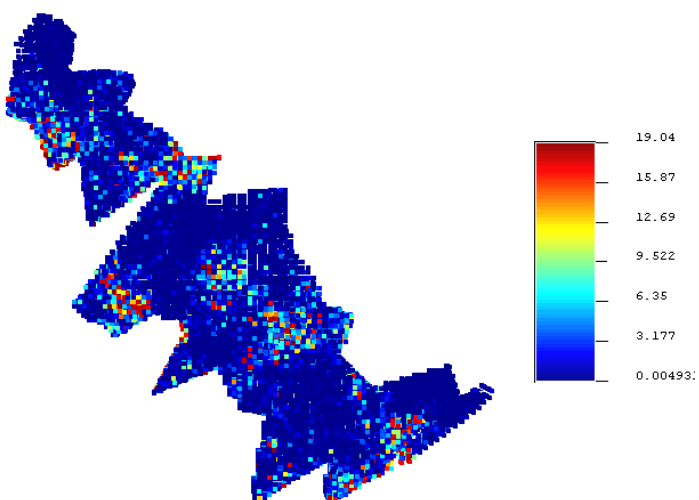
شکل ب-۸۴- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۸۴ (عیار برحسب PPM)



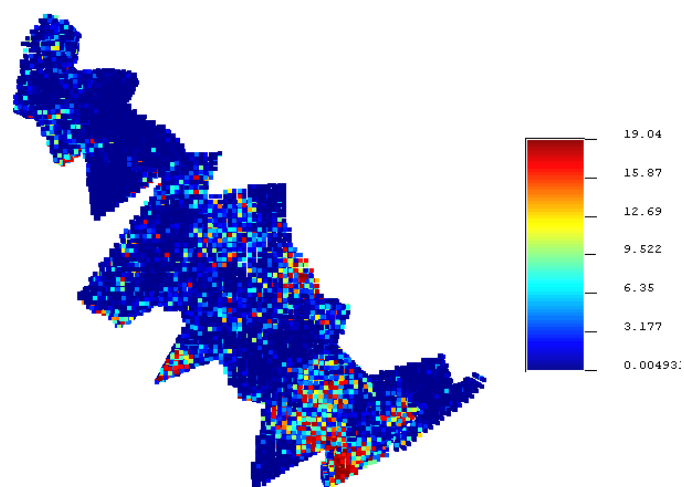
شکل ب-۸۵- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۸۵ (عیار برحسب PPM)



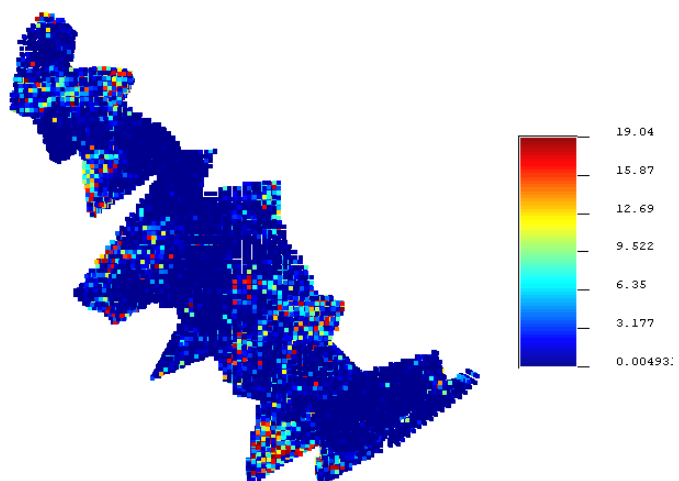
شکل ب-۸۶- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۸۶ (عیار برحسب PPM)



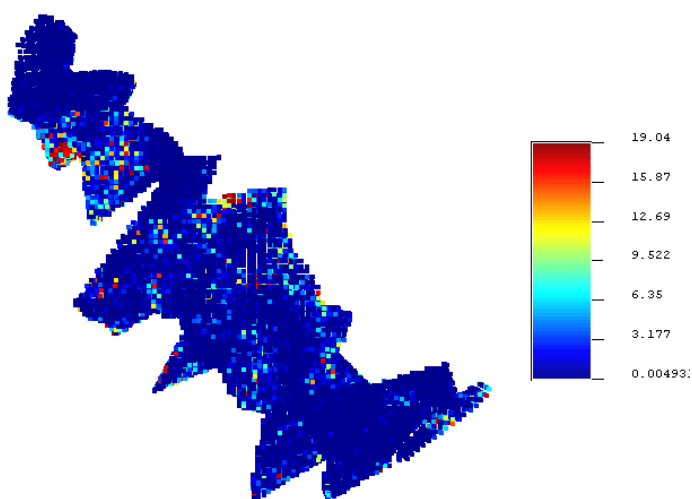
شکل ب-۸۷- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۸۷ (عیار برحسب PPM)



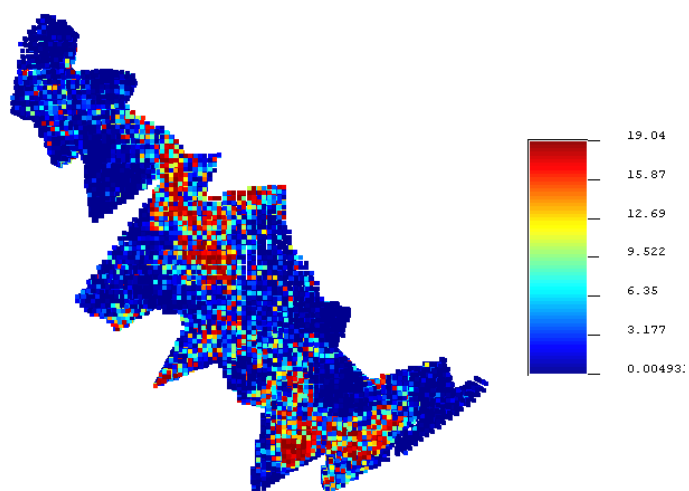
شکل ب-۸۸- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۸۸ (عیار برحسب PPM)



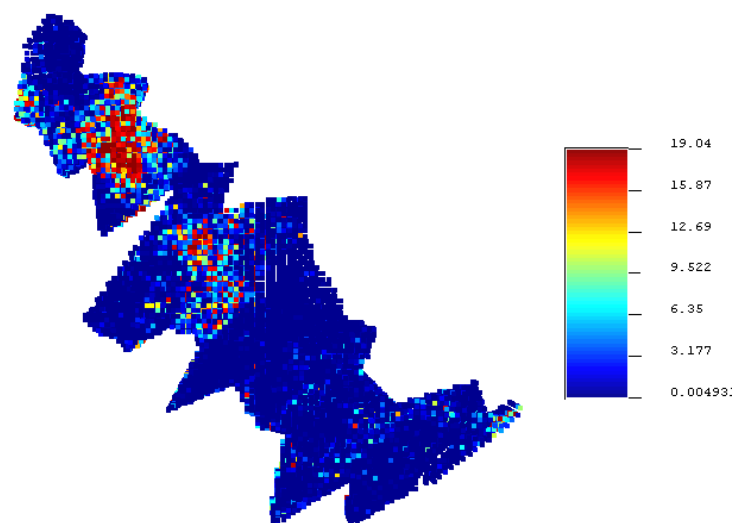
شکل ب-۸۹- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۸۹ (عیار برحسب PPM)



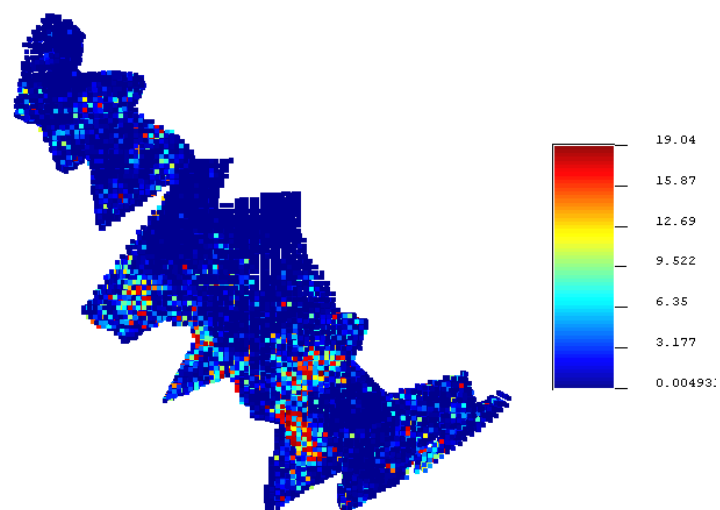
شکل ب-۹۰- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۹۰ (عیار برحسب PPM)



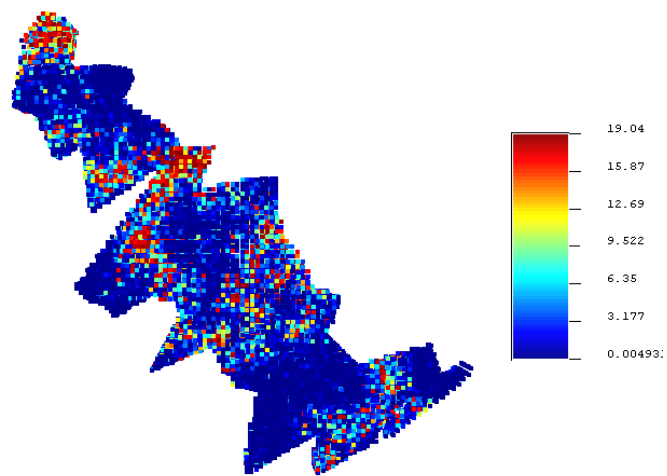
شکل ب-۹۱- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۹۱ (عیار برحسب PPM)



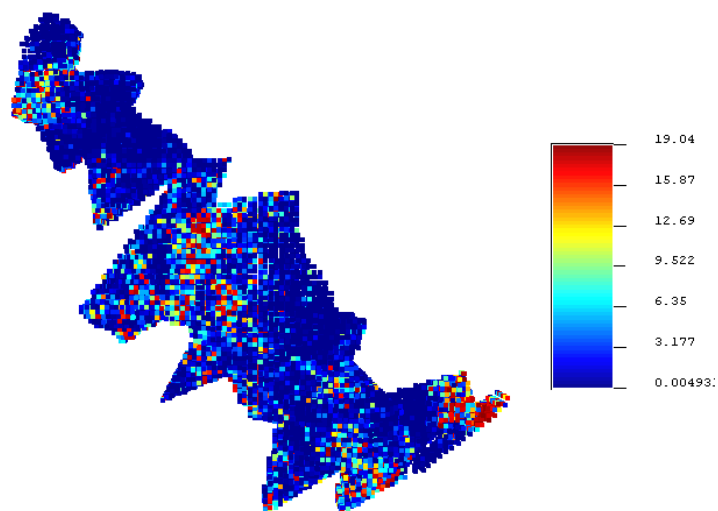
شکل ب-۹۲- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۹۲ (عیار برحسب PPM)



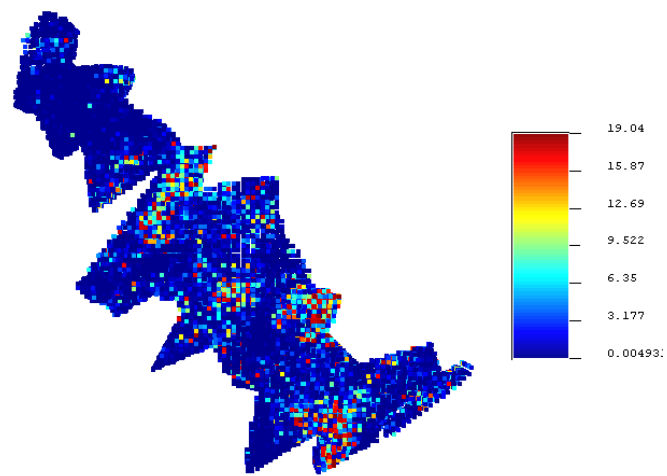
شکل ب-۹۳- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۹۳ (عیار برحسب PPM)



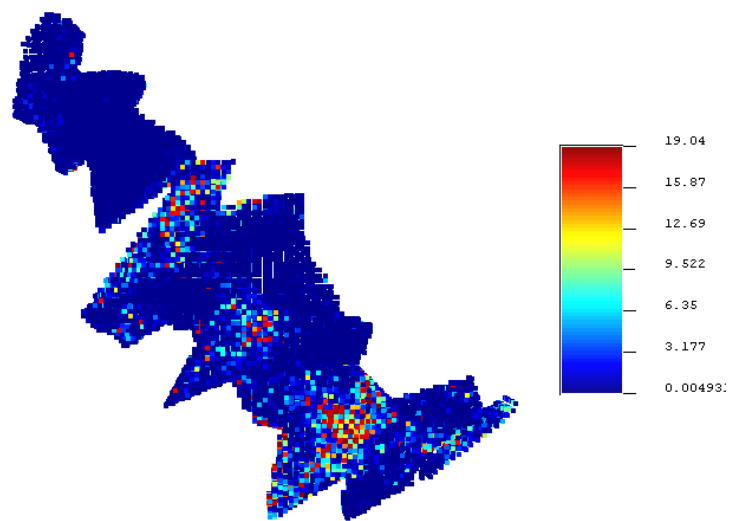
شکل ب-۹۴- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۹۴ (عیار برحسب PPM)



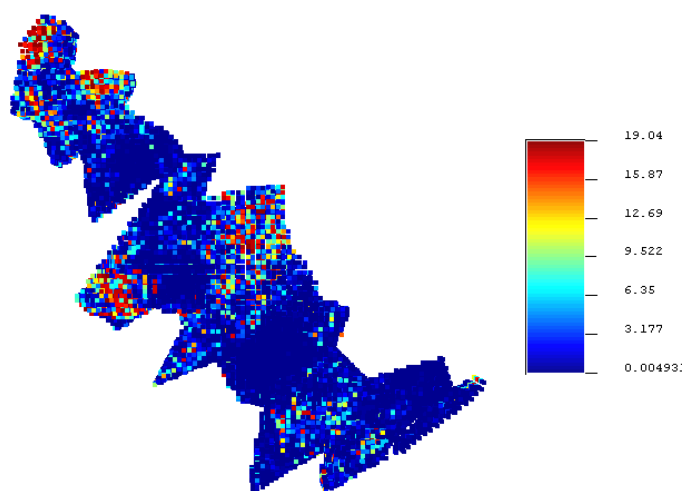
شکل ب-۹۵- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۹۵ (عیار برحسب PPM)



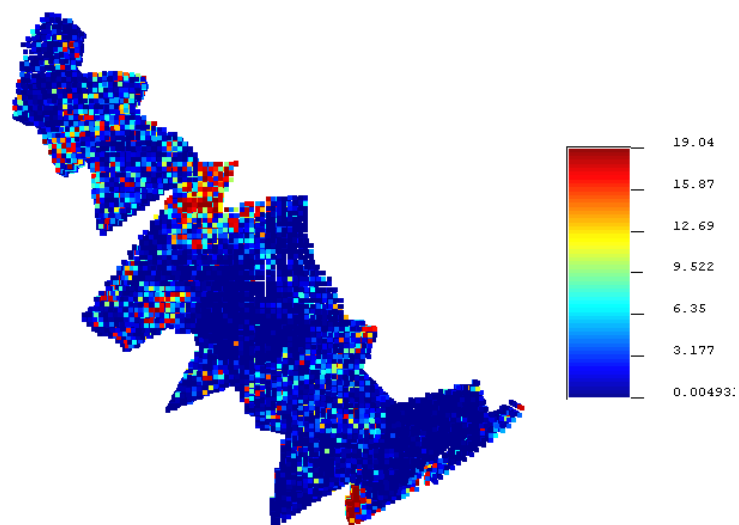
شکل ب-۹۶- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۹۶ (عیار برحسب PPM)



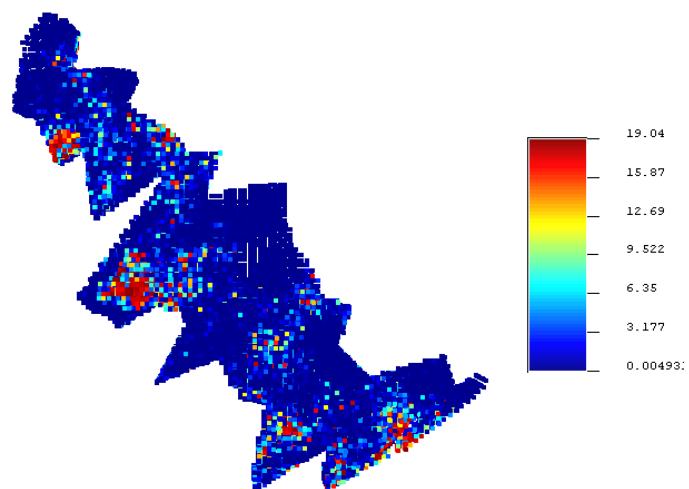
شکل ب-۹۷- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۹۷ (عیار برحسب PPM)



شکل ب-۹۸- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۹۸ (عیار برحسب PPM)



شکل ب-۹۹- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۹۹ (عیار برحسب PPM)

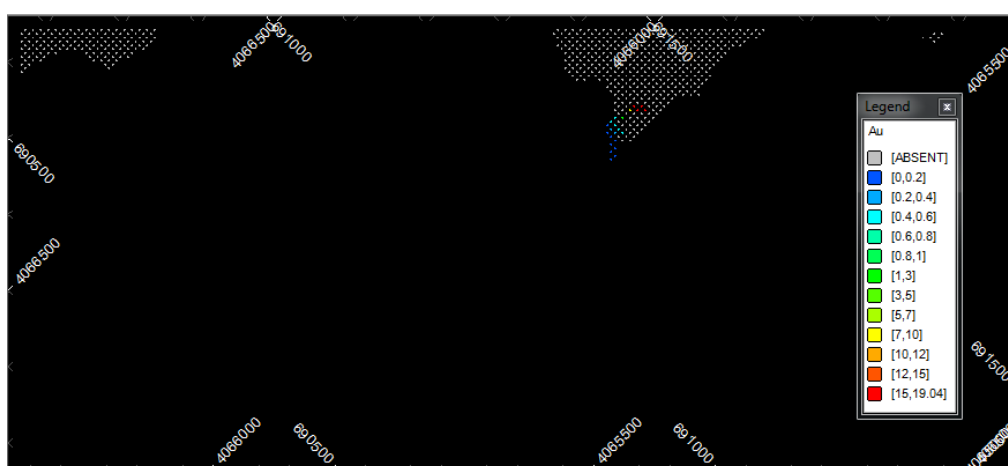


شکل ب-۱۰۰- نحوه توزیع عیارها مربوط به شبیه‌سازی ۱۰۰ (عیار بر حسب PPM)

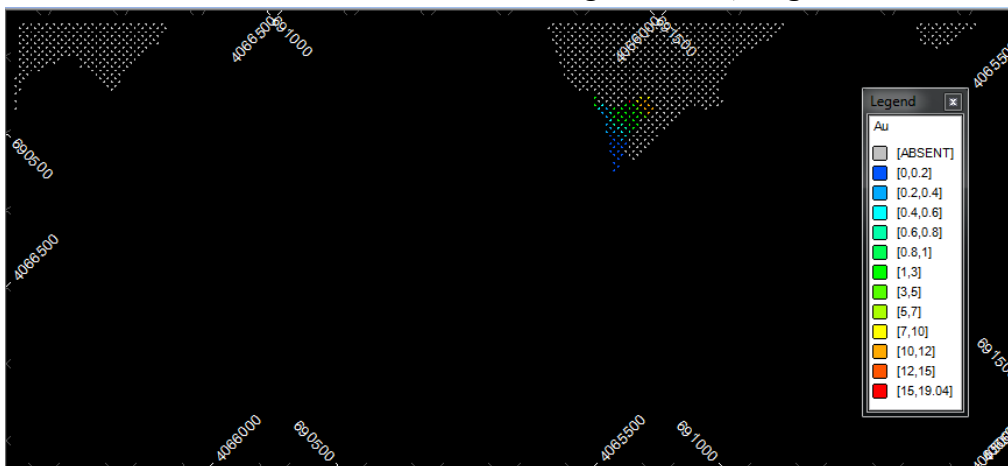
پیوست ج:

نقشه‌های عیار بلوک‌ها در پلان کانسار با روش کریجینگ در ترازهای ارتفاعی مختلف

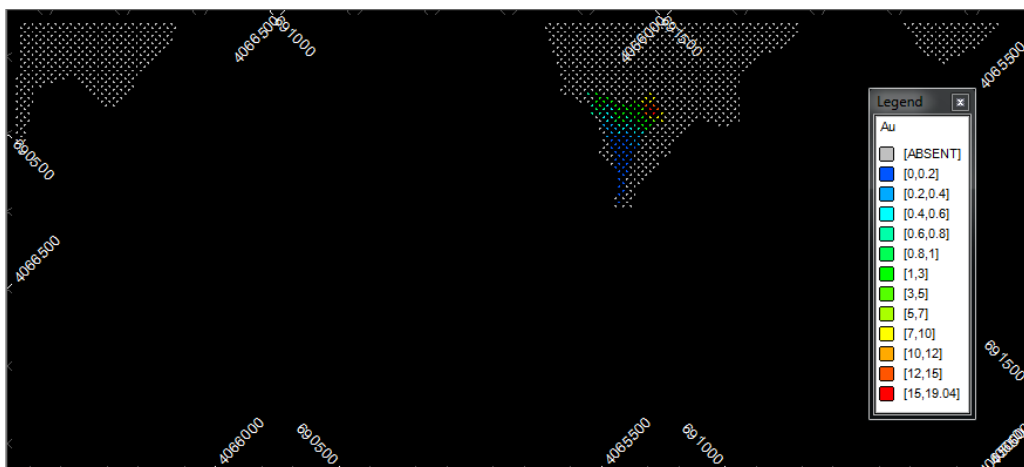
در این پیوست نقشه‌های عیار بلوک‌ها در پلان کانسار با روش کریجینگ از تراز ارتفاعی ۲۵۱۴ تا تراز ۲۱۹۴، به فواصل ۱۰ متر مختلف قابل مشاهده است.



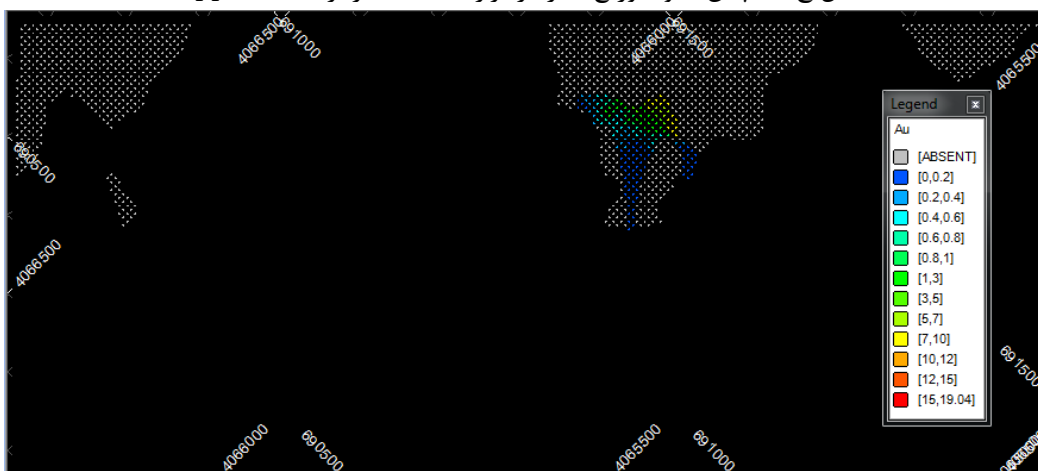
شکل ج-۱- پلان نحوه توزیع عیار در تراز ۲۵۱۴ (عیار بر حسب ppm)



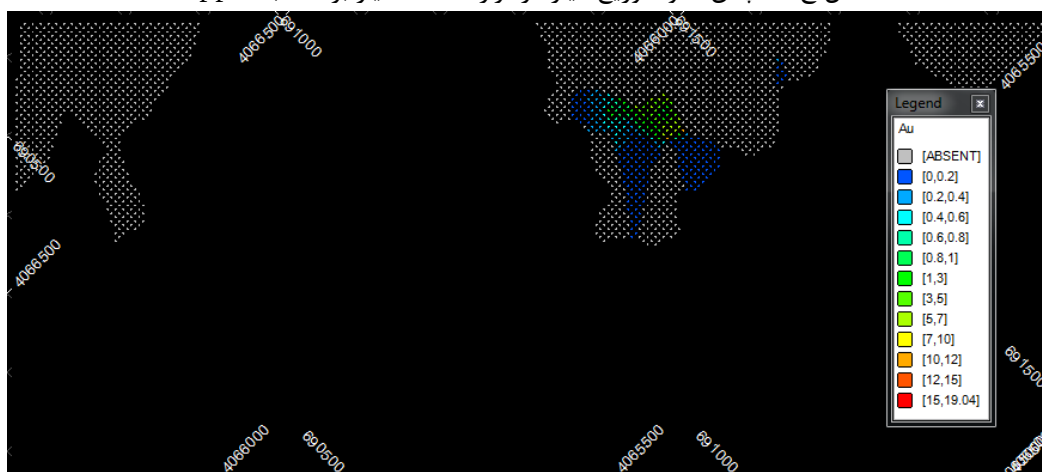
شکل ج-۲- پلان نحوه توزیع عیار در تراز ۲۵۰۴ (عیار بر حسب ppm)



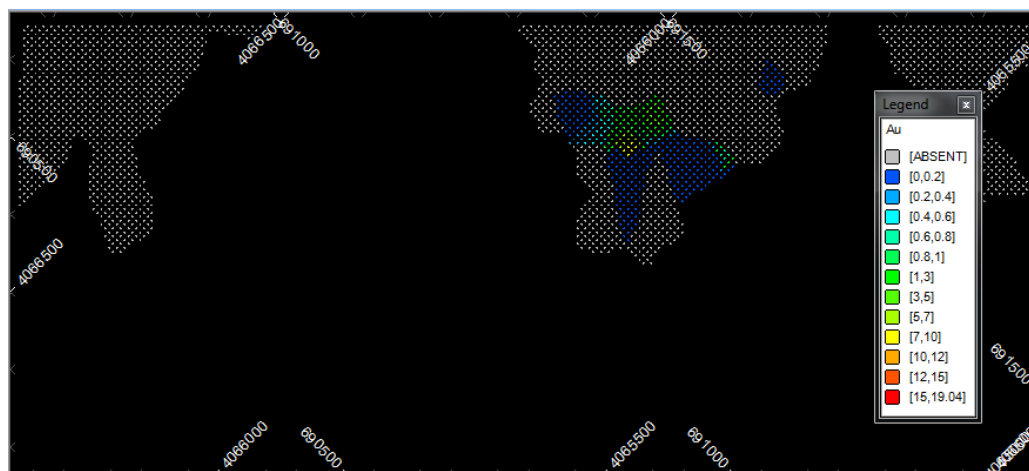
شکل ج-۳- پلان نحوه توزیع عیار در تراز ۲۴۹۴ (عیار بر حسب ppm)



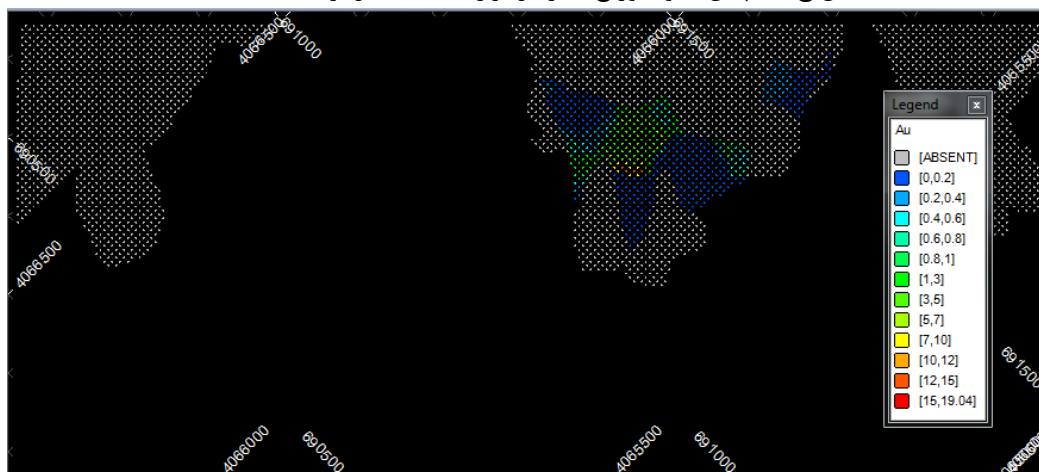
شکل ج-۴- پلان نحوه توزیع عیار در تراز ۲۴۸۴ (عیار بر حسب ppm)



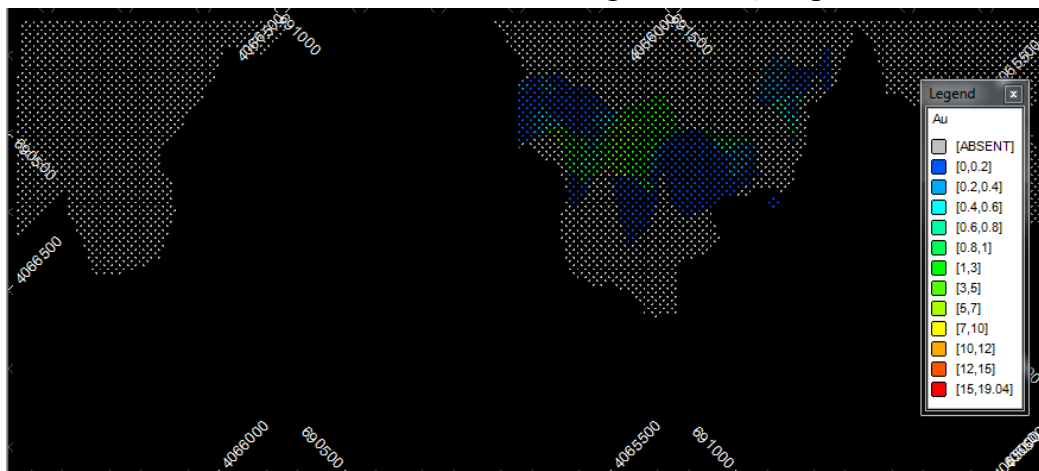
شکل ج-۵- پلان نحوه توزیع عیار در تراز ۲۴۷۴ (عیار بر حسب ppm)



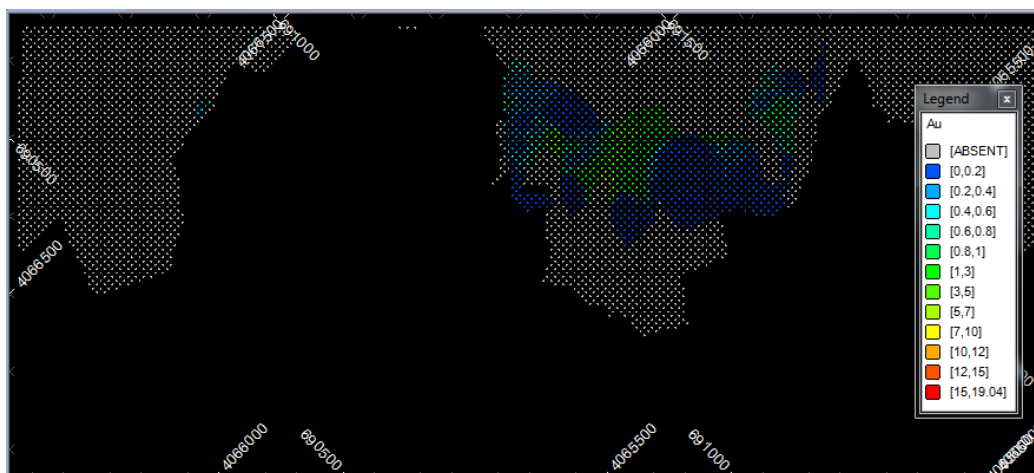
شکل ج-۶- پلان نحوه توزیع عیار در تراز ۲۴۶۴ (عیار بر حسب ppm)



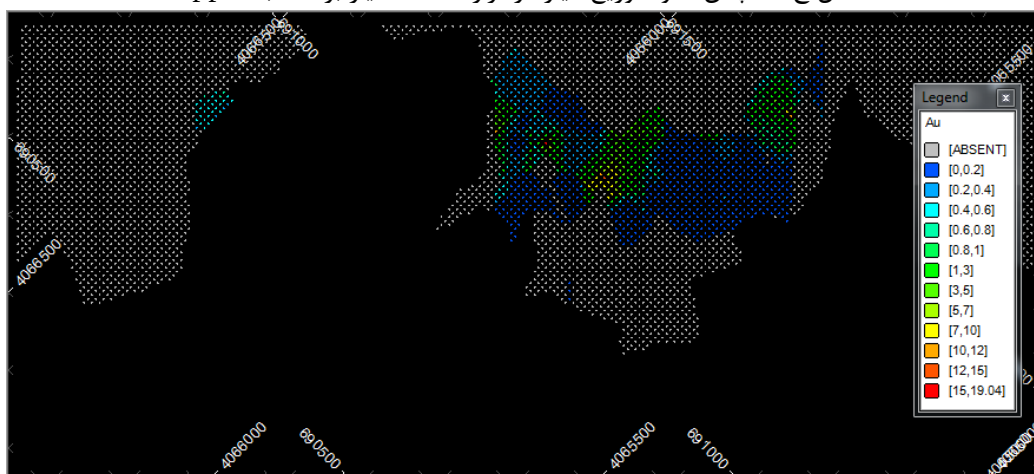
شکل ج-۷- پلان نحوه توزیع عیار در تراز ۲۴۵۴ (عیار بر حسب ppm)



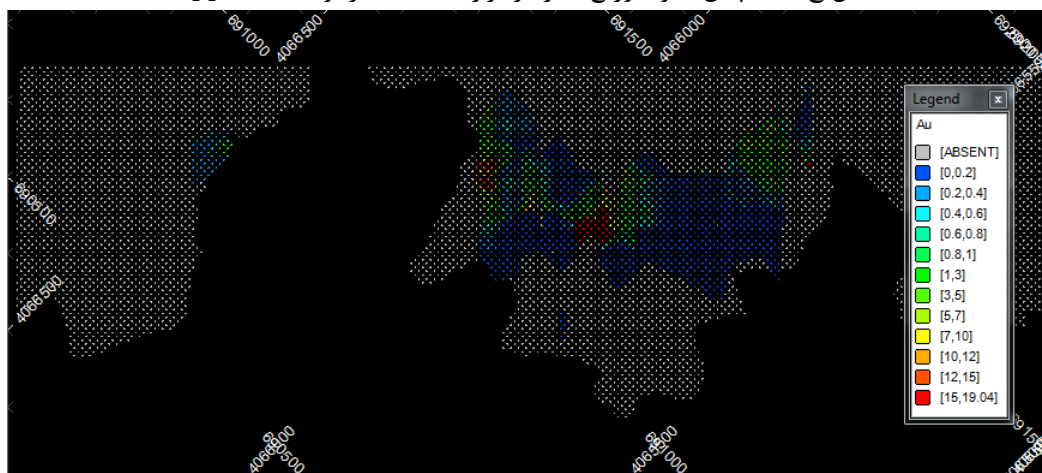
شکل ج-۸- پلان نحوه توزیع عیار در تراز ۲۴۴۴ (عیار بر حسب ppm)



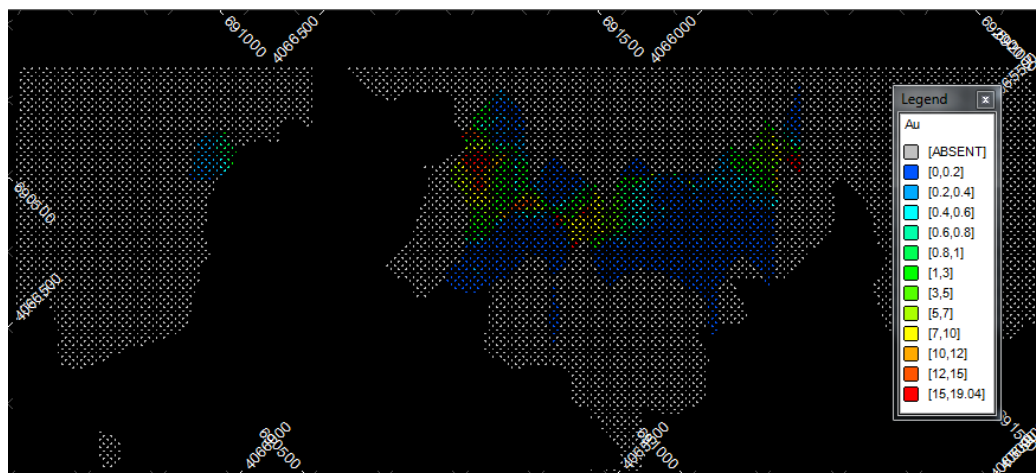
شکل ج-۹- پلان نحوه توزیع عیار در تراز ۲۴۳۴ (عیار بر حسب ppm)



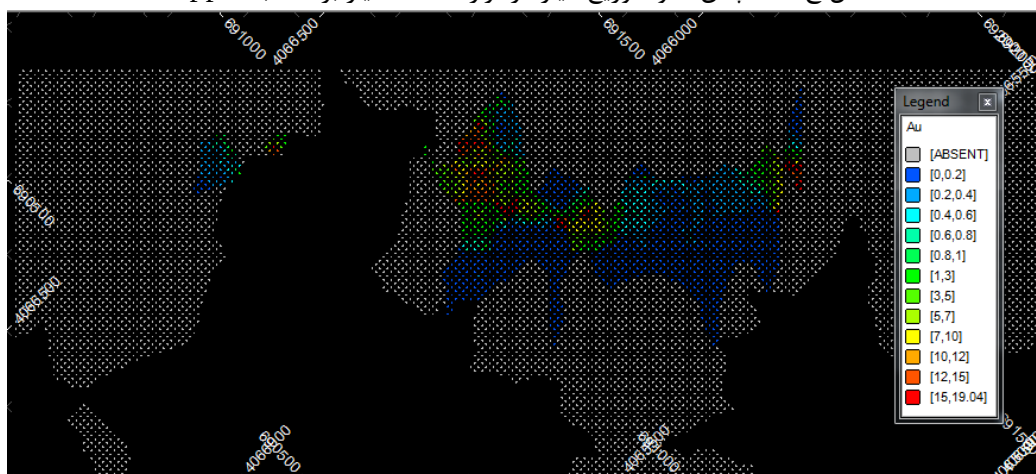
شکل ج-۱۰- پلان نحوه توزیع عیار در تراز ۲۴۲۴ (عیار بر حسب ppm)



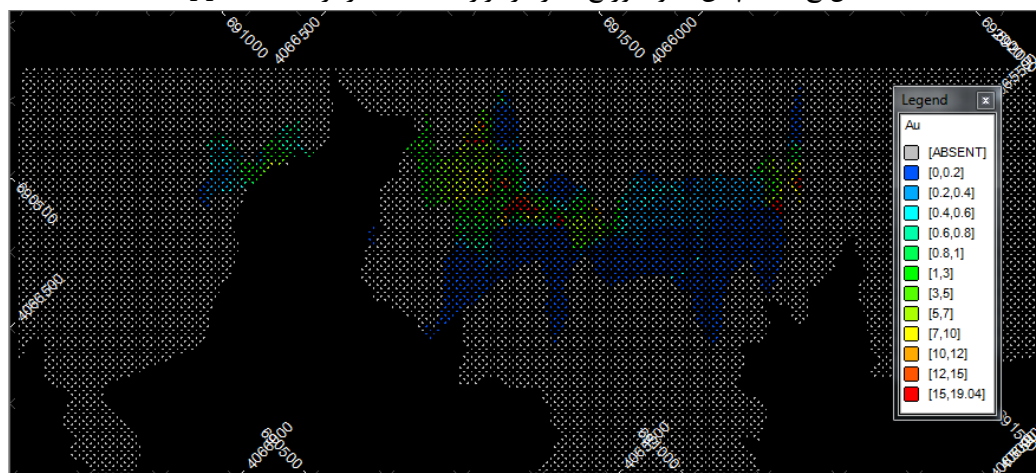
شکل ج-۱۱- پلان نحوه توزیع عیار در تراز ۲۴۱۴ (عیار بر حسب ppm)



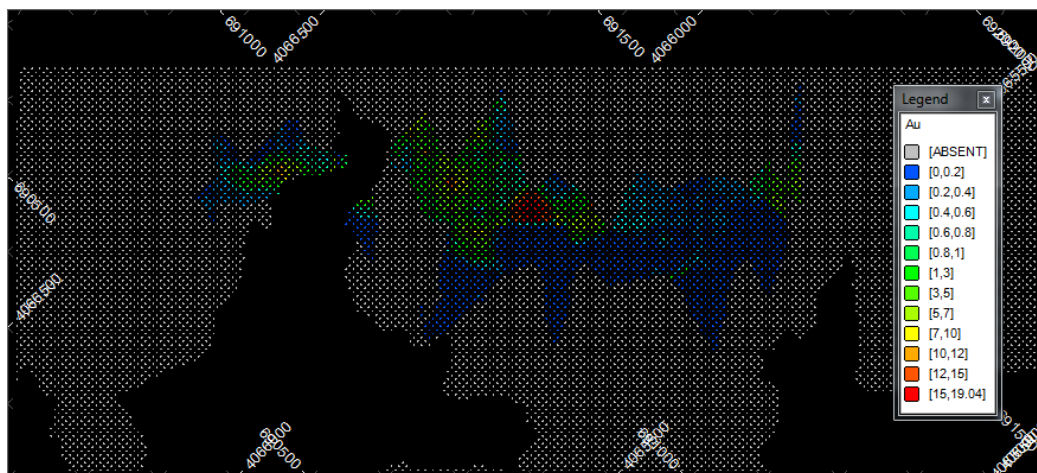
شکل ج-۱۲- پلان نحوه توزیع عیار در تراز ۲۴۰۴ (عیار بر حسب ppm)



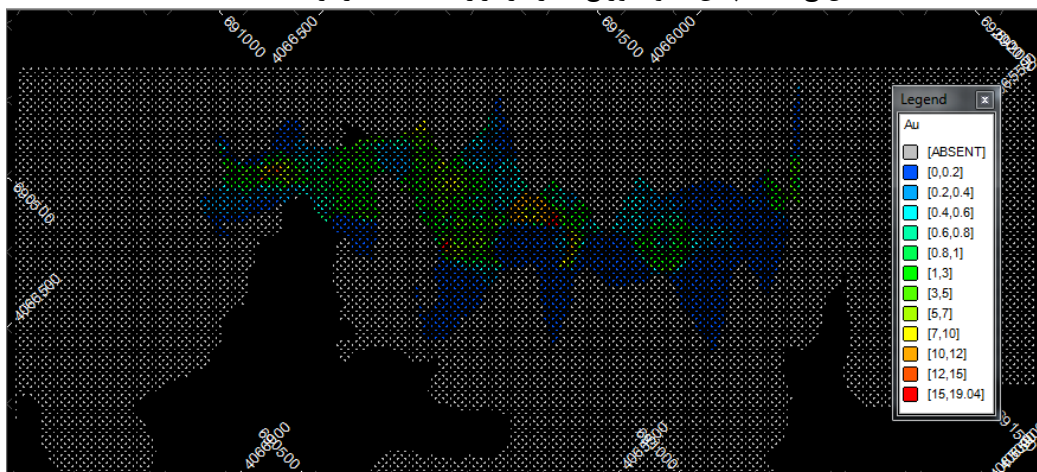
شکل ج-۱۳- پلان نحوه توزیع عیار در تراز ۲۳۹۴ (عیار بر حسب ppm)



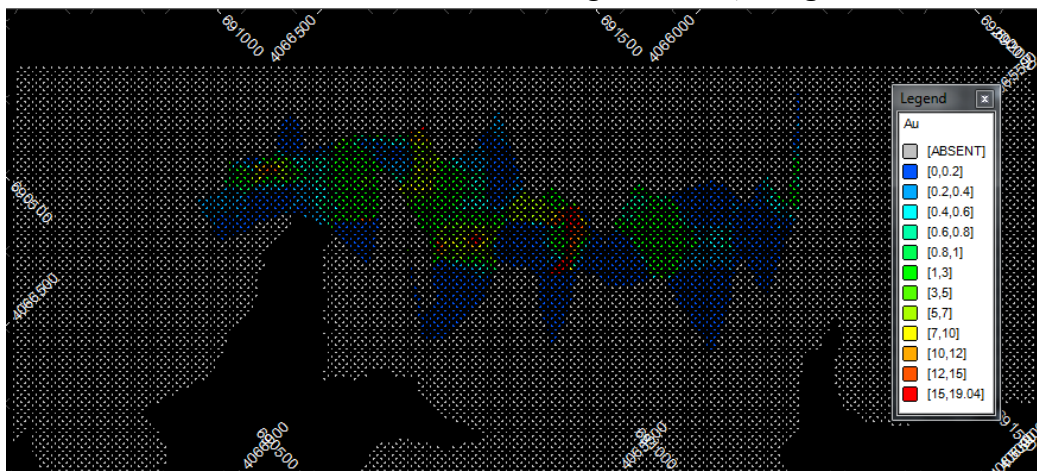
شکل ج-۱۴- پلان نحوه توزیع عیار در تراز ۲۳۸۴ (عیار بر حسب ppm)



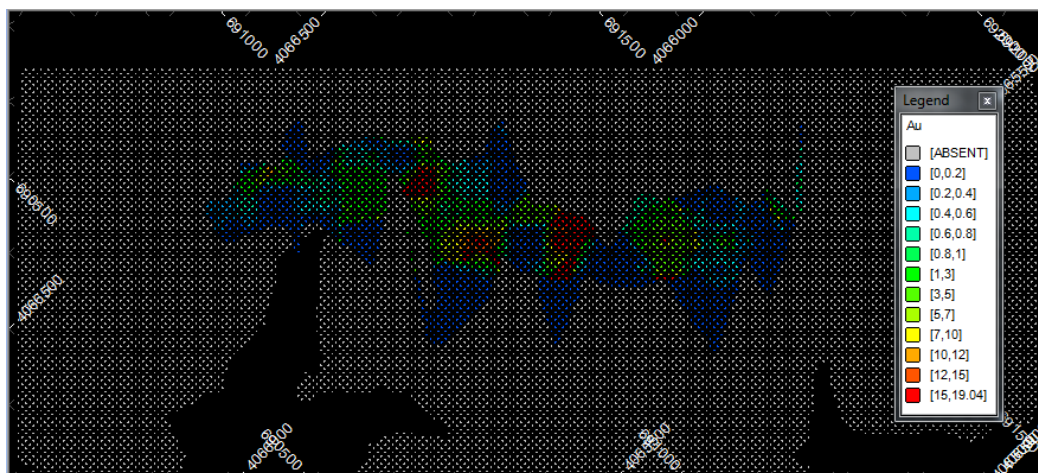
شکل ج-۱۵- پلان نحوه توزیع عیار در تراز ۲۳۷۴ (عیار بر حسب ppm)



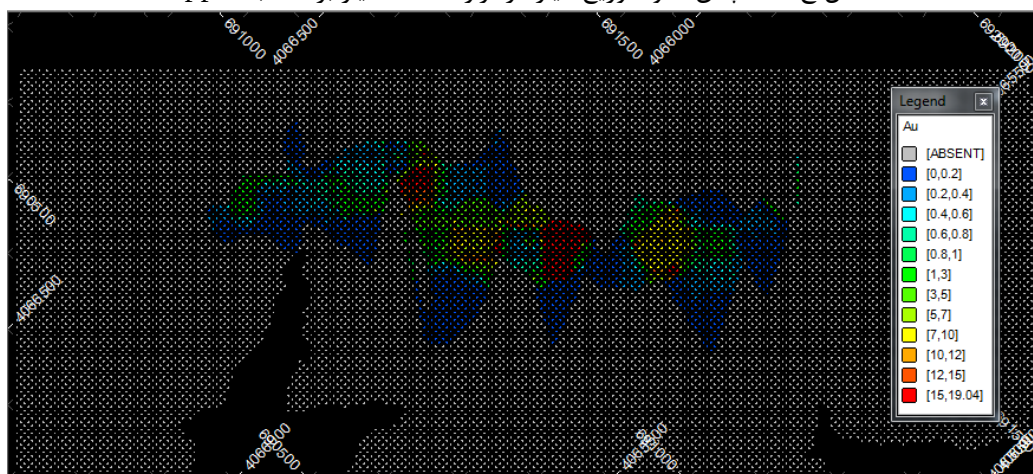
شکل ج-۱۶- پلان نحوه توزیع عیار در تراز ۲۳۶۴ (عیار بر حسب ppm)



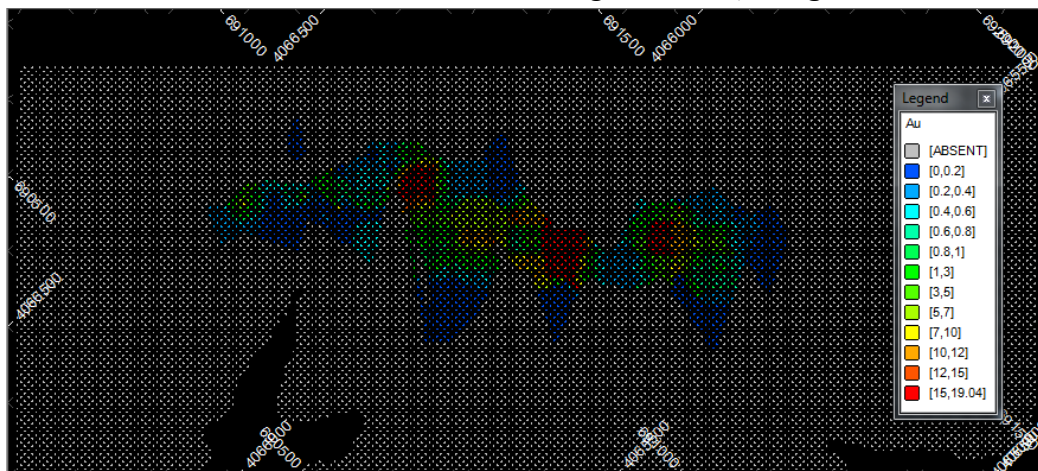
شکل ج-۱۷- پلان نحوه توزیع عیار در تراز ۲۳۵۴ (عیار بر حسب ppm)



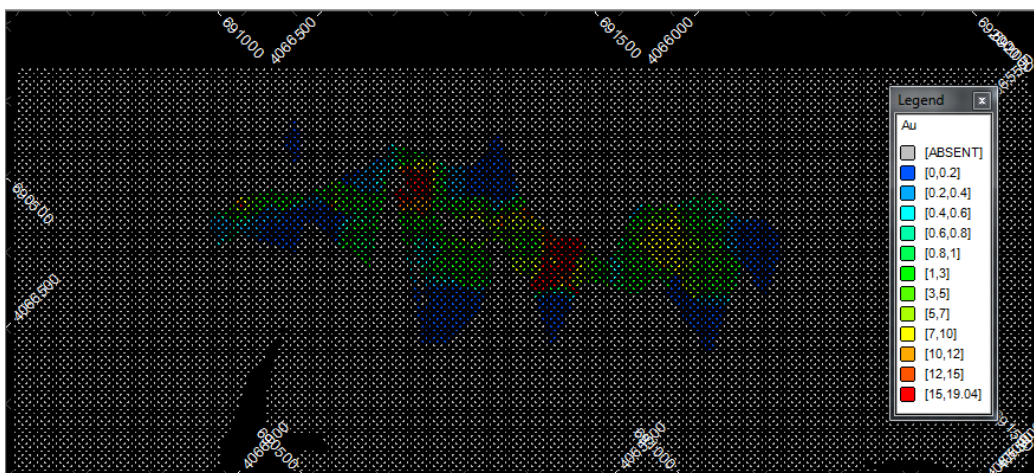
شکل ج-۱۸- پلان نحوه توزیع عیار در تراز ۲۳۴۴ (عیار بر حسب ppm)



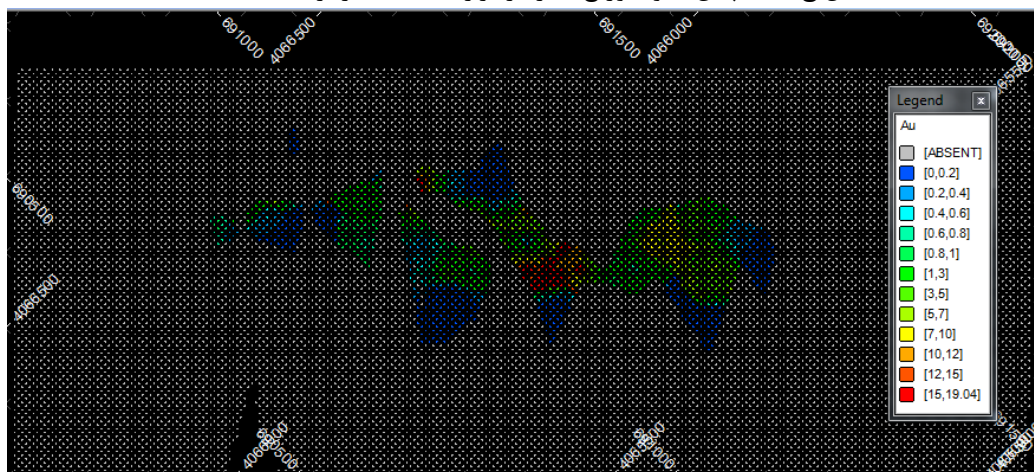
شکل ج-۱۹- پلان نحوه توزیع عیار در تراز ۲۳۳۴ (عیار بر حسب ppm)



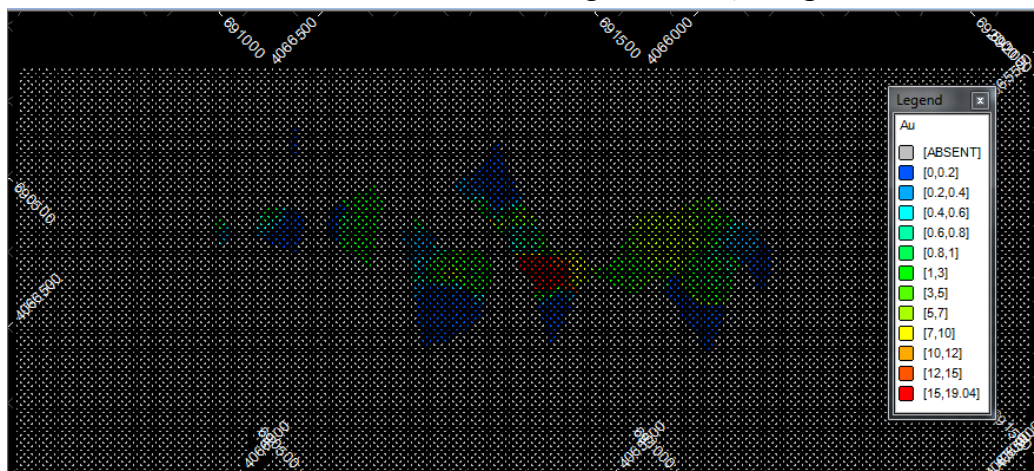
شکل ج-۲۰- پلان نحوه توزیع عیار در تراز ۲۳۲۴ (عیار بر حسب ppm)



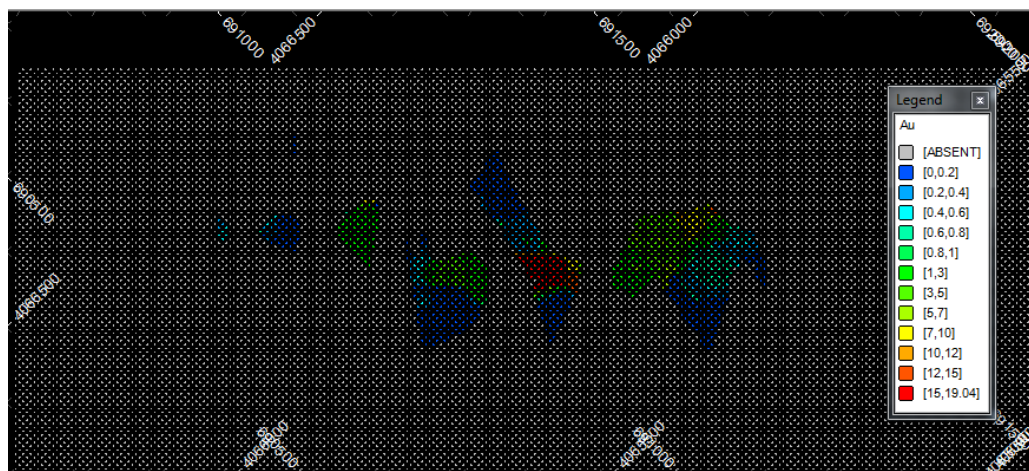
شکل ج-۲۱- پلان نحوه توزیع عیار در تراز ۲۳۱۴ (عیار بر حسب ppm)



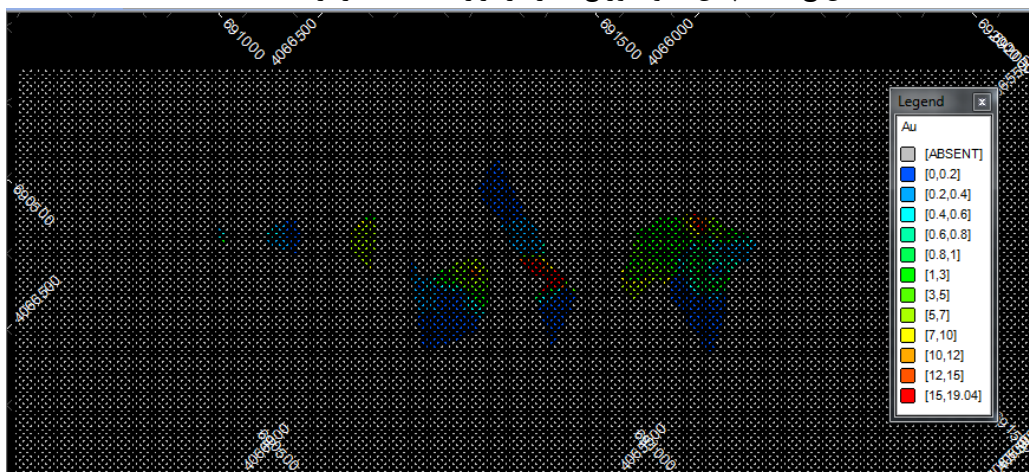
شکل ج-۲۲- پلان نحوه توزیع عیار در تراز ۲۳۰۴ (عیار بر حسب ppm)



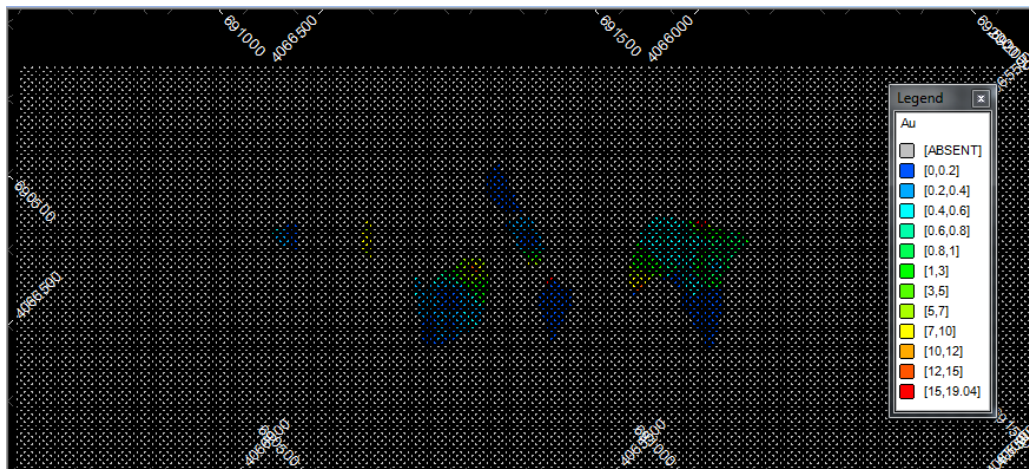
شکل ج-۲۳- پلان نحوه توزیع عیار در تراز ۲۲۹۴ (عیار بر حسب ppm)



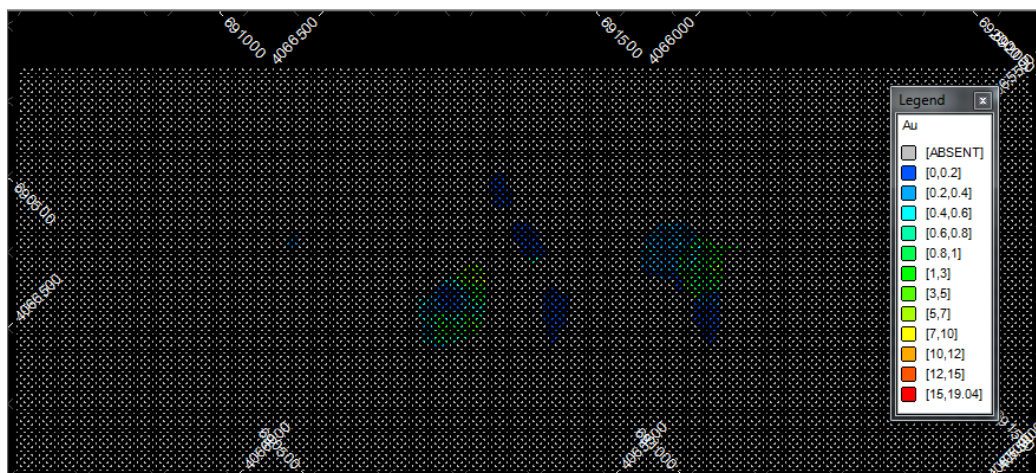
شکل ج-۲۴- پلان نحوه توزیع عیار در تراز ۲۲۸۴ (عیار بر حسب ppm)



شکل ج-۲۵- پلان نحوه توزیع عیار در تراز ۲۲۷۴ (عیار بر حسب ppm)



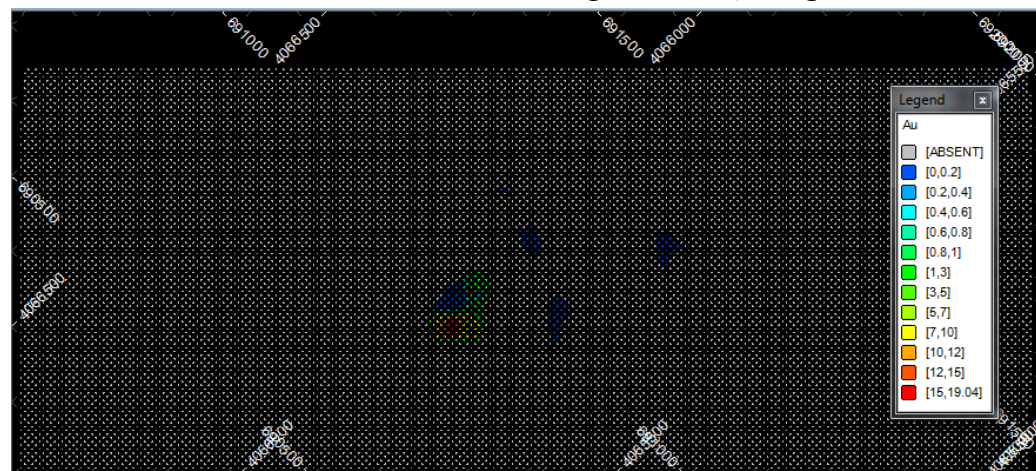
شکل ج-۲۶- پلان نحوه توزیع عیار در تراز ۲۲۶۴ (عیار بر حسب ppm)



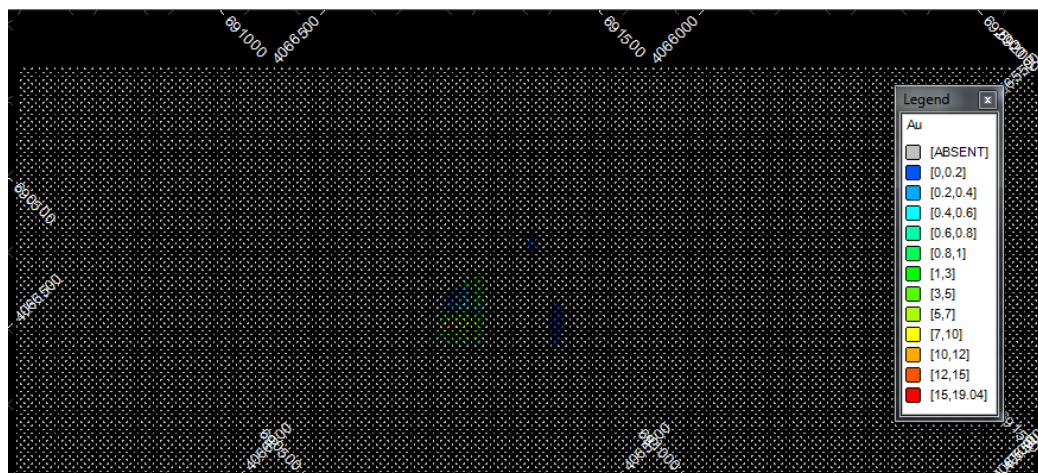
شکل ج-۲۷- پلان نحوه توزیع عیار در تراز ۲۲۵۴ (عیار بر حسب ppm)



شکل ج-۲۸- پلان نحوه توزیع عیار در تراز ۲۲۴۴ (عیار بر حسب ppm)



شکل ج-۲۹- پلان نحوه توزیع عیار در تراز ۲۲۳۴ (عیار بر حسب ppm)



شکل ج-۳۰- پلان نحوه توزیع عیار در تراز ۲۲۲۴ (عیار بر حسب ppm)



شکل ج-۳۱- پلان نحوه توزیع عیار در تراز ۲۲۱۴ (عیار بر حسب ppm)



شکل ج-۳۲- پلان نحوه توزیع عیار در تراز ۲۲۰۴ (عیار بر حسب ppm)

Abstract

Grade modelling and reserve estimation of ore deposits is one of the most important parameters for designing and product scheduling in mining operation. Generally reserve estimation methods are divided to geometric methods and distance based methods. geometric method include polygon, triangular and section based, comprise inverse power of distance, geostatistics.

In this thesis, reserve of Zarshooran gold mine located in 25km north of takab county, in west azarbayjan province, has been estimated with inverse power of distanc, geostatistics and artificial neural networks methods.

At first, statistical Analysis carried out with the use of exploration data and trend analysis was investigated. Then block model of this deposit was created. Next, for grade of each block was estimated with the use of inverse power of distance. In the next step after carring out variography, grade of each block was estimated by kriging.

In next step, reserve estimation was done by using artificial neural networks. This method was created from inspiration of human neural system and is capable of learning and can distinguish the relationship between non-linear input and output data. In reserve estimation by using artificial neural networks, after training the network with exploration data, the relationship between input data (coordinate of samples) and output (Au grade) are determined by neural network. Then this network can be used to estimate our grade. In this thesis For estimation of blocks grade, two kind of networks used; BP neural network and RBF network.

At the end sequential Gaussian simulation was used to produce 100 realizations for this deposit. The result shows that the reserve of this deposit with 0.4% cut-off grade by inverse power of distance, kriging, artificial neural networks and sequential Gaussian simulation with 95% confidence are 149, 137, 151 and 195 tonns respectively.

Keywords: Zarshuran, Kriging, Artifical neural networks, Inverse power of distance, SGS, Reserve Estimation.



Shahrood University of Technology

Faculty of Mining Engineering, Petroleum and Geophysics

MSc Thesis in Mining Exploration

**Grade modeling and reserve estimation of Zarshuran gold mine using
artificial neural networks and geostatistic with regard to the
grade uncertainly**

By: Behnam Ziaei Tabalvandani

Dr Reza Khaloukakaee

Dr Susan Ebrahimi

September 2017