

تأثیر عدم قطعیت عیار در برنامه ریزی تولید بلندمدت ذخایر دو عنصری

ولی صفری^۱، مسعود منجزی^{۲*}، جعفر خادمی حمیدی^۳

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده فنی مهندسی، بخش مهندسی معدن، دانشگاه تربیت مدرس. vali.safari@modares.ac.ir

۲- استاد، دانشکده فنی مهندسی، بخش مهندسی معدن، دانشگاه تربیت مدرس. monjezi@modares.ac.ir

۳- استادیار، دانشکده فنی مهندسی، بخش مهندسی معدن، دانشگاه تربیت مدرس. jafarkhademi@modares.ac.ir

(دریافت ۲ بهمن ۱۳۹۵، پذیرش ۱۰ تیر ۱۳۹۶)

چکیده

برنامه ریزی تولید بلندمدت تأثیر بسزایی در ارزیابی اقتصادی پروژه های معدنی دارد. در برنامه ریزی تولید استفاده از یک مدل بلوکی عیاری با دقت بالا اهمیت ویژه ای دارد. برای ایجاد مدل بلوکی عیاری انتخاب یک روش تخمین مناسب گامی مهم تلقی می شود. معمولاً برای تخمین عیار در کانسارهای چند عنصره از روش کوکریجینگ (CoKriging) استفاده می شود اما این روش به دلیل وجود اثر هموارسازی، معمولاً با خطا همراه است. برای حل این مسأله می توان از روش سنتی شبیه سازی توأم متوالی گوسی (SGCOSIM) استفاده نکرد. اما این روش نیز به دلایلی مانند استفاده از انواع مدل های واریوگرام، پیچیدگی محاسبات، زمان بر بودن و دشواری اعتبارسنجی، جذابیت کمتری دارد. برای حل این مسأله، می توان با استفاده از روش هایی مانند تبدیل شرطی متوالی (SCT) و یا تحلیل مؤلفه های اصلی (PCA)، همبستگی بین عناصر را حذف کرد. ایراد اساسی در روش های فوق عدم امکان حذف همبستگی در همه گام ها است. برای این منظور در ابتدا می توان از روش فاکتورهای خودهمبستگی کمینه/بیشینه (MAF) همبستگی را حذف و در مرحله بعد، عناصر مستقل را با روش شبیه سازی متوالی گوسی (SGS)، شبیه سازی کرد. در این پژوهش، کانسار سرب و روی گوشفیل به عنوان مطالعه موردی در نظر گرفته شده است. به منظور تخمین عیار از روش کوکریجینگ و برای حذف همبستگی روش MAF مورد استفاده قرار گرفت و پس از آن برای شبیه سازی، روش SGS به کار گرفته شد. در نهایت، مقایسه نتایج برنامه ریزی تولید بلندمدت، برای مدل های عیاری حاصل از روش های تخمین و شبیه سازی انجام گرفت که بر اساس آن NPV حاصل از روش کوکریجینگ، ۲۲ درصد کمتر از NPV کمینه به دست آمده از مدل های شبیه سازی شده است.

کلمات کلیدی

برنامه ریزی تولید بلندمدت، کوکریجینگ، فاکتورهای خودهمبستگی کمینه/بیشینه، شبیه سازی متوالی گوسی، عدم قطعیت عیار

۱- مقدمه

برنامه‌ریزی تولید بلندمدت در معادن، اهمیت و جایگاه ویژه‌ای دارد زیرا معدنکاری نیازمند سرمایه‌گذاری بالایی است و دوره بازگشت سرمایه آن نیز مورد توجه سرمایه‌گذاران است. این برنامه‌ریزی که با عنوان تعیین سکناس استخراج بلوک‌ها با هدف بیشینه‌سازی ارزش خالص فعلی (NPV) تعریف می‌شود در ارزیابی پروژه‌های معدنی نقش مهمی دارد [۱]. بنابراین ضروری است برای رسیدن به این امر، عدم قطعیت‌هایی که به‌طور عمده شامل عدم قطعیت‌های تکنیکی، اقتصادی و زیست‌محیطی است، لحاظ شود. عدم قطعیت عیاری کانسار، از مهم‌ترین عدم قطعیت‌های تکنیکی است که در عدم دستیابی به نتایج مورد انتظار، مؤثر است [۲]. موضوع عدم قطعیت و تحلیل ریسک در برنامه‌ریزی تولید معادن، برای اولین بار توسط راونزکرافت^۱ (۱۹۹۲) مطرح شد. او با استفاده از مدل‌های شبیه‌سازی شده کانسار، تأثیر عدم قطعیت عیار را در برنامه‌ریزی تولید نشان داد و نتیجه گرفت که مدل‌های برنامه‌ریزی ریاضی مرسوم نمی‌توانند به منظور تحلیل ریسک ناشی از عدم قطعیت عیاری مناسب باشند [۳]. یافته‌های ژورنل^۲ (۱۹۹۲) نشان داد که استفاده از روش‌های درون‌یابی مانند کریجینگ، منجر به مدل‌های عیاری هموار شده از کانسار می‌شود و از آن پس کاربرد روش‌های شبیه‌سازی زمین‌آماری در ساخت مدل‌های عیاری کانسار رواج یافت [۴]. دیمیتراکوپولوس^۳ (۱۹۹۸) از روش‌های شبیه‌سازی زمین‌آماری برای بهینه‌سازی فرآیند معدنکاری و تعیین نقش عدم قطعیت‌های عیاری وابسته به مدل استفاده کرد. طی این مطالعه مشخص شد که به دلیل در نظر نگرفتن عدم قطعیت‌های وابسته به کانسار و ریسک‌های ناشی از آن در روش‌های کلاسیک برنامه‌ریزی تولید، رسیدن به نتایجی حتی نزدیک به پیش‌بینی‌های انجام گرفته، دور از دسترس است [۵]. اسمیت^۴ و دیمیتراکوپولوس (۱۹۹۹) با استفاده از مدل‌های شبیه‌سازی شده کانسار و استفاده از تکنیک عدد صحیح مختلط، برنامه‌ریزی تولید کوتاه‌مدتی را ارائه کردند که به واسطه آن، میزان خطای پیش‌بینی به حداقل مقدار ممکن برسد [۶]. اسمیت (۲۰۰۱) از مدل برنامه‌ریزی تصادفی برای برنامه‌ریزی تولید بلندمدت معادن روباز در شرایط عدم قطعیت عیار استفاده کرد. هدف مدل ارائه شده، بیشینه کردن NPV همزمان با کمینه کردن میزان انحراف از تولید بهینه بود [۷]. رمضان^۵ و دیمیتراکوپولوس (۲۰۰۴) یک روش برنامه‌ریزی تولید مبتنی بر عدد صحیح مختلط برای ذخایر چند عنصری معادن روباز ارائه دادند. هدف در این مطالعه، بیشینه کردن

NPV و کمینه کردن جابه‌جایی ماشین‌آلات در حین استخراج بود [۸]. غلام‌نژاد و اصائلو (۲۰۰۷) عدم قطعیت عیار را در برنامه‌ریزی تولید بلندمدت معادن روباز مورد بررسی قرار دادند. آن‌ها برای وارد کردن عدم قطعیت عیار در طراحی پوش‌بک‌ها، از رابطه ارزش اقتصادی هر بلوک استفاده کردند [۹]. آرمسترانگ^۶ و گالی^۷ (۲۰۱۱) یک مدل ابتکاری بر اساس شبیه‌سازی برای برنامه‌ریزی تولید بلندمدت معادن ارائه دادند [۱۰]. لامگاری^۸ و دیمیتراکوپولوس (۲۰۱۲) از الگوریتم جستجوی ممنوعه^۹ برای برنامه‌ریزی تولید بلندمدت معادن روباز در شرایط عدم قطعیت عیار استفاده کردند [۱۱]. بندروف^{۱۰} و دیمیتراکوپولوس (۲۰۱۳) مدلی برای برنامه‌ریزی تولید بلندمدت در معادن سنگ‌آهن استرالیا ارائه دادند. در این پژوهش، با استفاده از روش برنامه‌ریزی عدد صحیح تصادفی و با در نظر گرفتن عدم قطعیت عیار، برنامه‌ریزی تولید بلندمدت معدن بهینه ارائه شد [۱۲]. کوشاوند و همکاران (۲۰۱۴) یک مدل خطی برای برنامه‌ریزی تولید بلندمدت تحت عدم قطعیت عیار و با در نظر گرفتن یک انباشتگاه ارائه دادند [۱۳]. دیمیتراکوپولوس و همکاران (۲۰۱۴) با استفاده از برنامه‌ریزی عدد صحیح تصادفی، رابطه‌ای برای بهینه‌سازی برنامه‌ریزی تولید تحت عدم قطعیت عیار برای معدن مس ارائه دادند. هدف آن‌ها در این تحقق، رسیدن به حداکثر ارزش اقتصادی برای پروژه و حداقل انحراف از برنامه‌های تولید تحت عدم قطعیت مورد نظر بود [۱۴]. سلیمانی و ستاروند (۲۰۱۵) با الگوریتم کلونی مورچگان، برنامه‌ریزی تولید را تحت عدم قطعیت عیار، بهینه‌سازی کردند [۱۵]. بررسی تحقیقات قبلی نشان می‌دهد که لحاظ کردن عدم قطعیت عیار در برنامه‌ریزی تولید بلندمدت اهمیت بسزایی در موفقیت و عدم موفقیت معادن دارد. به همین دلیل در این پژوهش، نتایج تخمین و شبیه‌سازی در برنامه‌ریزی تولید بلندمدت کانسار سرب و روی گوشفیل به عنوان مطالعه موردی مقایسه شد.

۲- مواد و روش تحقیق

در این قسمت به ترتیب نرم‌افزارهای مورد استفاده، روش کوکریجینگ، فاکتورهای خودهمبستگی مینیمم/ماکزیمم و همچنین شبیه‌سازی متوالی گوسی تشریح می‌شود.

۲-۱- نرم‌افزارهای مورد استفاده

برای انجام مدل‌سازی کانسار از نرم‌افزار Datamine نسخه ۳،۲۱، تخمین کوکریجینگ و شبیه‌سازی متوالی گوسی از

نرم‌افزار Wingslib نسخه ۱/۰۴ و همچنین برای حذف همبستگی بین عناصر بر مبنای روش MAF از نرم‌افزار Matlab نسخه R۲۰۱۳a استفاده شد.

۲-۲- کوکریجینگ

در صورت وجود همبستگی قابل توجه بین دو متغیر، افزایش دقت تخمین تضمین می‌شود. دلیل این امر آن است که مقدار تخمینی یک متغیر به وسیله متغیر دیگر کنترل می‌شود. در این صورت اگر به دلیل بروز خطا، عیار مورد نظر به طور غیر واقعی تخمین زده شود، با استفاده از متغیر کنترلی می‌توان خطای به وجود آمده را کاهش داد که روش کوریجینگ معمولی فاقد چنین توانایی است. همچنین روش کوکریجینگ زمانی که داده کافی برای یکی از متغیرها وجود نداشته باشد، گزینه مناسبی است. در این صورت با استفاده از همبستگی موجود، می‌توان تخمین را برای متغیر با داده ناکافی، به وسیله متغیر دیگر انجام داد [۱۶]. برای مدل‌سازی ماتریس واریوگرام γ_{ij} (معادله ۱) در فضای چند متغیره از مدل خطی هم منطقه‌ای (LMC^۱) استفاده می‌شود. وقتی که ضریب همبستگی بین عناصر بزرگتر از +۰/۵ باشد می‌توان از کوکریجینگ استفاده کرد و همچنین برای برازش مدل مناسب به واریوگرام‌های تجربی بر اساس LMC، علاوه بر یکسان بودن دامنه و نوع مدل ریاضی برازش شده در هر ساختار، باید مدل‌ها محدودیت‌های موجود در رابطه ۱ را رعایت کنند [۱۷].

$$\gamma_{ij} = \sum_{l=0}^L b_{ij}^l * \tau^l(h) \quad (1)$$

$$b_{ii} \geq 0$$

$$b_{jj} \geq 0$$

محدودیت‌ها

$$b_{ii}^l * b_{jj}^l \geq b_{ij}^l * b_{ji}^l, \forall i, j, l$$

که در آن:

γ_{ij} مقدار واریوگرام

b_{ij}^l سقف هر مدل ریاضی برازش شده در هر ساختار

$\tau^l(h)$ نوع مدل ریاضی برازش شده

مراحل انجام روش کوکریجینگ به شرح زیر است [۱۷]:

- بررسی نرمال بودن داده‌ها
- واریوگرافی تجربی منفرد و متقابل متغیرها
- برازش مدل ریاضی مناسب
- برقراری شرایط مدل خطی هم ناحیه‌سازی (LMC)

- تخمین متغیرها

- تبدیل معکوس داده‌ها

۲-۳- فاکتورهای خودهمبستگی مینیمم/ماکزیمم

روش‌های شبیه‌سازی مانند شبیه‌سازی گوسی متوالی برای کانسارهای تک عنصره بسیار کارآمد است اما به دلیل اهمیت بازتولید همبستگی فضایی در کانسارهای چند عنصره، به‌ندرت استفاده می‌شوند [۱۸ و ۱۹]. به منظور بازتولید همبستگی در کانسارهای چند عنصره، باید این عناصر به صورت توأم شبیه‌سازی شوند. بنابراین ورلی^{۱۲} (۱۹۹۳) از شبیه‌سازی توأم متوالی گوسی (SGCOSIM) برای ذخایر چند عنصره استفاده کرد. کاربرد این روش در شرایطی که بررسی بیش از دو متغیر مورد نیاز باشد، پیچیده و زمان‌بر است [۲۰]. در سال‌های اخیر، برای غلبه بر این مشکل از روش حذف همبستگی استفاده می‌شود. برای این کار ابتدا همبستگی بین عناصر حذف شده و سپس شبیه‌سازی آن‌ها با روش‌های شبیه‌سازی تک عنصره انجام می‌گیرد و در نهایت به حالت اولیه تبدیل می‌گردند. روش‌های ^{۱۳}SCT، ^{۱۴}PCA و ^{۱۵}MAF از جمله این روش‌ها است. تبدیل فاکتورهای خودهمبستگی مینیمم/ماکزیمم، همبستگی بین متغیرها را با استفاده از رویکردی مبتنی بر تحلیل مؤلفه‌های اصلی حذف می‌کند. تحلیل مؤلفه‌های اصلی همبستگی بین متغیرها را در همان موقعیت از بین می‌برد ولی متغیرها در نقاط مختلف لزوماً مستقل نیستند. برای مثال در یک گام صفر، یک واریوگرام متقابل ممکن است همبستگی را نشان ندهد اما در یک گام بیست متری ممکن است متغیرها وابسته باشند. در تبدیل فاکتورهای خودهمبستگی مینیمم/ماکزیمم، حذف همبستگی نه تنها در گام صفر، بلکه در هر گام ورودی دیگر نیز اتفاق می‌افتد [۲۰-۲۴].

برای این کار ابتدا ماتریس B که ضریب همبستگی داده‌های نرمال است، محاسبه شده و سپس بر اساس رابطه ۲ تجزیه می‌شود [۲۵]:

$$B = Q^T \Lambda Q \quad (2)$$

که در آن:

Λ مقادیر ویژه

Q ماتریس متعامد

فاکتورهای PCA بر اساس رابطه ۳ تعیین می‌شوند:

تبدیل شوند [۲۶]. مراحل انجام روش شبیه‌سازی متوالی گوسی به شرح زیر است:

- تبدیل داده‌ها به توزیع نرمال استاندارد
- واریوگرافی داده‌های نرمال
- انتخاب پارامترهای شبیه‌سازی
- انجام شبیه‌سازی
- تبدیل معکوس داده‌ها
- اعتبارسنجی نتایج شبیه‌سازی

۳- کمی‌سازی عدم قطعیت عیار در برنامه‌ریزی تولید بلندمدت

۳-۱- مطالعه موردی

معدن سرب و روی منطقه ایرانکوه به عنوان دومین معدن بزرگ سرب و روی ایران است که در ۲۰ کیلومتری جنوب غربی اصفهان قرار دارد. این معدن متشکل از ۴ کانسار اصلی کلاه دروازه گود زندان، خانه گرگی، تپه سرخ و گوشفیل است. که در این پژوهش از داده‌های کانسار گوشفیل استفاده شده است. در این کانسار کانی اصلی اسفالریت و گالن و باطله آن باریت و کلسیت است. کانسار گوشفیل در تداخل شیل‌های ژوراسیک و دولومیت‌های کرتاسه در زون گسل گوشفیل واقع شده و تمرکز ماده معدنی در دولومیت‌ها است [۲۷]. نمونه‌های موجود در محدوده انتخاب شده، شامل آنالیزهای سرب و روی با تعداد ۶۴ حلقه گمانه و ۲۷۷۶ نمونه است. در ابتدا با در نظر گرفتن بیشترین فراوانی از طول مغزه‌های گرفته شده، طول کامپوزیت یک متری برای ترکیب کردن عیار انتخاب شد و در نهایت پارامترهای آماری فایل کامپوزیت شده بعد از اصلاح داده‌های خارج از ردیف با استفاده از روش دورفل در جدول ۱ قابل مشاهده است. طبق بررسی‌های آماری، توزیع فراوانی سرب و روی نرمال نیست که با نرم‌افزار Datamine داده‌ها به نرمال استاندارد (مقادیر داده‌ها منهای میانگین تقسیم بر انحراف استاندارد) که یکی از روش‌های نرمال‌سازی است، تبدیل شدند.

۳-۲- مطالعات زمین آماری

برای تعیین ساختار منطقه واریوگرام غیرجهتی منفرد و متقابل داده‌های نرمال با فاصله ۱۰ متر، تلورانس ۵ متر و تعداد ۱۵ گام محاسبه شد. واریوگرافی‌ها در جهات مختلف (در امتداد، شیب کانسار و جهات دیگر) بررسی شد اما ناهمسانگردی در

$$F_{PCA} = \Lambda^{(-0.5)} QZ = AZ \quad (۳)$$

که در آن Z مقدار داده‌های نرمال است. بدین صورت داده‌ها در گام صفر غیرهمبسته شدند. در ادامه به واریوگرام‌های منفرد و متقابل با رعایت شرایط LMC (رابطه ۴) مدل‌های ریاضی برازش می‌شوند.

$$\gamma_T(h) = B_1\gamma_1(h) + B_2\gamma_2(h) \quad (۴)$$

که در آن:

B_i واریانس مدل برازش شده ساختارها
 γ_i فرمول مدل ریاضی برازش شده
 ماتریس V از رابطه ۵ محاسبه می‌شود.

$$V = AB_1A^T \quad (۵)$$

از تجزیه‌برداری ماتریس V بر اساس معادله ۶ ماتریس متعامد Q_1 و مقادیر ویژه Λ_1 تعیین می‌شود.

$$V = Q_1^T \Lambda_1 Q_1 \quad (۶)$$

سپس فاکتورهای MAF بر اساس رابطه ۷ تعیین می‌شوند:

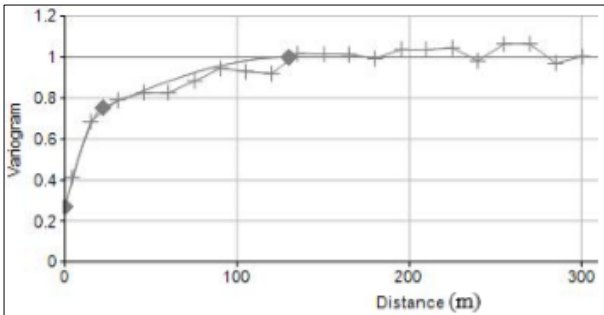
$$F_{MAF} = Q_1 F_{PCA} = Q_1 \Lambda^{(-0.5)} QZ = MZ \quad (۷)$$

بدین ترتیب فاکتورهای MAF در هر گامی، غیرهمبسته است و امکان تخمین یا شبیه‌سازی فاکتورها به صورت مستقل وجود دارد. با استفاده از رابطه ۸ فاکتورهای تخمینی یا شبیه‌سازی شده به حالت اولیه تبدیل می‌شوند.

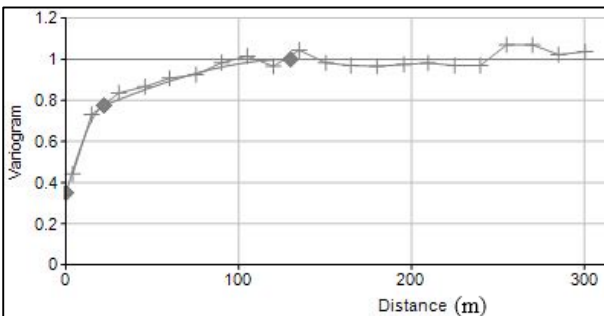
$$BACK_{MAF} = M^{-1} F_{MAF(sim)} \quad (۸)$$

۲-۴- شبیه‌سازی متوالی گوسی

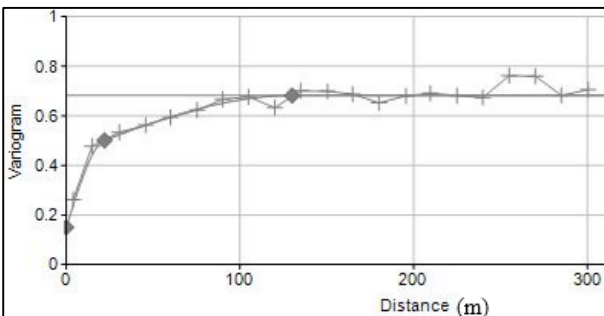
شبیه‌سازی متوالی گوسی به عنوان یکی از روش‌های معمول و انعطاف‌پذیر به شمار می‌رود که امروزه مورد توجه بسیاری از محققان است. این روش قابلیت کاربرد در متغیرهای پیوسته مانند عیار را دارد. آنچه که در تمام روش‌های گوسی به عنوان اصل اولیه شناخته شده است، نرمال بودن داده‌های اولیه است. برای این منظور، کلیه داده‌ها باید به توزیع نرمال استاندارد



شکل ۱- واریوگرام تجربی و مدل ریاضی برازش شده سرب نرمال



شکل ۲- واریوگرام تجربی و مدل ریاضی برازش شده روی نرمال



شکل ۳- واریوگرام متقابل و مدل ریاضی برازش شده

جدول ۳- پارامترهای مورد استفاده در فرآیند تخمین

۸۵	شعاع جستجو (در هر سه راستا) (متر)
۵	حداقل تعداد نقاط شرکت کننده در تخمین
۲۵	حداکثر تعداد نقاط شرکت کننده در تخمین

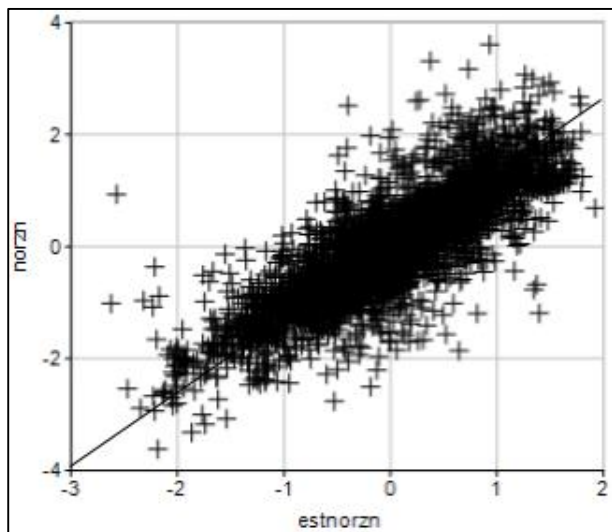
نتایج حاصل نشد. پارامترهای مدل‌های ریاضی برازش شده به واریوگرام‌های غیرجهتی در جدول ۲ آمده است. در برازش مدل‌ها تلاش بر این بوده است تا شرایط LMC رعایت شود. شکل‌های ۱، ۲ و ۳ به ترتیب نشان دهنده واریوگرام‌های تجربی و مدل ریاضی برازش شده برای سرب نرمال، روی نرمال و متقابل آن‌ها است. اعتبارسنجی متقابل واریوگرافی عناصر سرب و روی با استفاده از جدول ۱ و ۲ انجام شد. شکل‌های ۴، ۵، ۶ و ۷ مربوط به نتایج اعتبارسنجی متقابل است که نشان از اعتبار بالای پارامترهای ورودی برای تخمین و شبیه‌سازی عناصر دارد.

جدول ۱- پارامترهای آماری سرب و روی اصلاح شده

متغیر	سرب	روی
میانگین (درصد)	۱,۳۵۲	۳,۳۱۸
انحراف استاندارد (درصد)	۱,۶۲۰	۴,۱۲۶
کمینه (درصد)	۰,۰۰۰	۰,۰۰۰
بیشینه (درصد)	۴,۶۲۰	۱۱,۶۱۳
چولگی	۱,۱۷۸	۱,۱۸۴
کشیدگی	-۰,۱۵۱	-۰,۱۹۹
ضریب همبستگی	۰,۶۷۴	

جدول ۲- پارامترهای مدل‌های ریاضی برازش شده

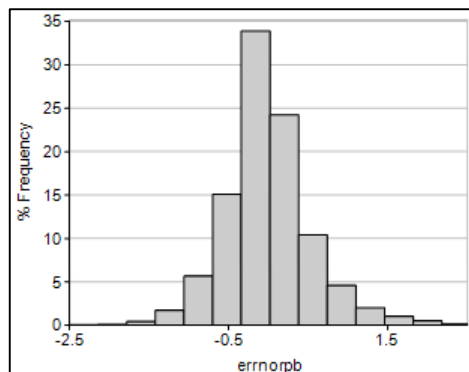
عناصر	ساختار	مدل	اثر قطعه‌ای	سقف	دامنه
سرب نرمال	۱	کروی	۰,۲۷۰	۰,۴۰۰	۲۲
	۲	کروی	۰,۰۰۰	۰,۳۳۰	۱۳۰
روی نرمال	۱	کروی	۰,۳۵۰	۰,۳۵۰	۲۲
	۲	کروی	۰,۰۰۰	۰,۳۰۰	۱۳۰
سرب و روی نرمال	۱	کروی	۰,۱۵۰	۰,۲۹۰	۲۲
	۲	کروی	۰,۰۰۰	۰,۲۴۲	۱۳۰



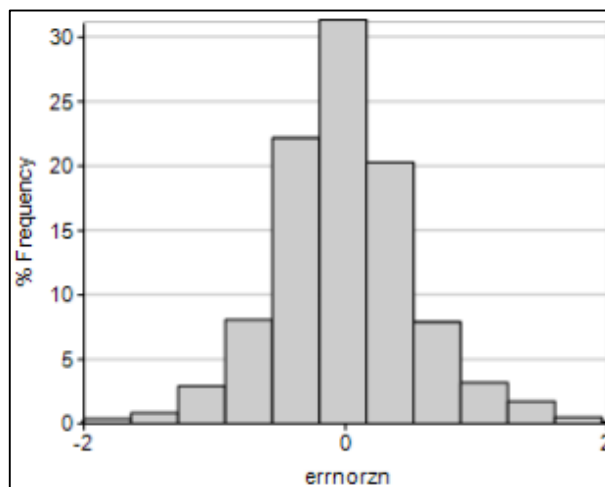
شکل ۷- همبستگی بالا بین مقادیر تخمینی و واقعی روی (ضریب همبستگی برابر ۰٫۸۳)

۳-۳- تخمین عیار با روش کوکریجینگ

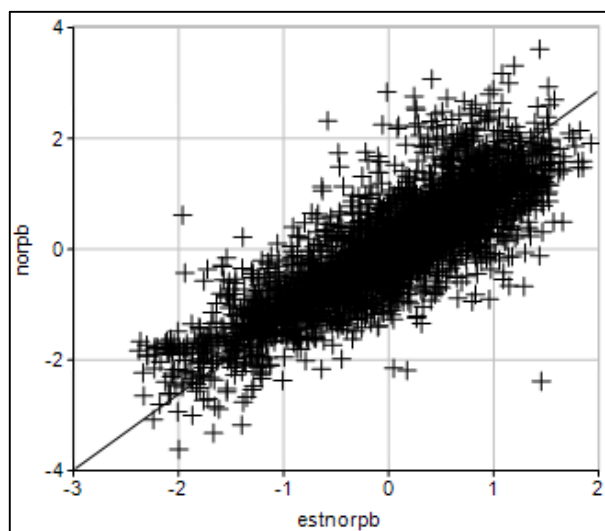
در این پژوهش، ابتدا با نرم‌افزار Datamine مدل هندسی کانسار در ۱۵ مقطع در جهت شمال شرقی و جنوب غربی تهیه و بلوک‌بندی شد. اندازه این بلوک‌ها در جهت X و Y یک‌چهارم فاصله بین گمانه‌ها و در جهت Z به اندازه ارتفاع پله در نظر گرفته شد. پس از تهیه تمامی ورودی‌های لازم (جدول-۳) برای تخمین عیار بلوک‌ها به روش کوکریجینگ، از نرم‌افزار Wingslib استفاده شد. در نهایت با نرم‌افزار Datamine داده‌های تخمینی به حالت اولیه تبدیل شدند. شکل‌های ۸ و ۹ همبستگی بصری بالای مقادیر واقعی و تخمینی سرب و روی را نشان می‌دهد که نشان دهنده اعتبار بالای تخمین است اما با مقایسه جدول‌های ۱ و ۴ دیده می‌شود که هموارسازی در روش تخمین کوکریجینگ انجام گرفته است که منجر به خطا می‌شود. به همین دلیل در ادامه از روش شبیه‌سازی برای نشان دادن تغییرات واقعی عیار بلوک‌ها استفاده شده است.



شکل ۴- توزیع فراوانی خطای تخمین سرب



شکل ۵- توزیع فراوانی خطای تخمین روی



شکل ۶- همبستگی بالا بین مقادیر تخمینی و واقعی سرب (ضریب همبستگی برابر ۰٫۸۳)

جدول ۴- پارامترهای آماری سرب و روی تخمینی

متغیر	سرب	روی
میانگین (درصد)	۱,۱۳۲	۲,۸۳۴
انحراف استاندارد (درصد)	۰,۹۶۹	۲,۵۴۶
کمینه (درصد)	۰,۰۰۰	۰,۰۰۰
بیشینه (درصد)	۴,۶۹۵	۱۱,۶۱۳
چولگی	۱,۸۰۷	۲,۰۱۸
کشیدگی	۳,۸۰۴	۴,۳۱۹
ضریب همبستگی	۰,۶۱	

به دلیل دو متغیره بودن کانسار از معادل‌سازی عیار به صورت زیر استفاده شد [۱].

قیمت فلز روی / قیمت فلز سرب = فاکتور معادل

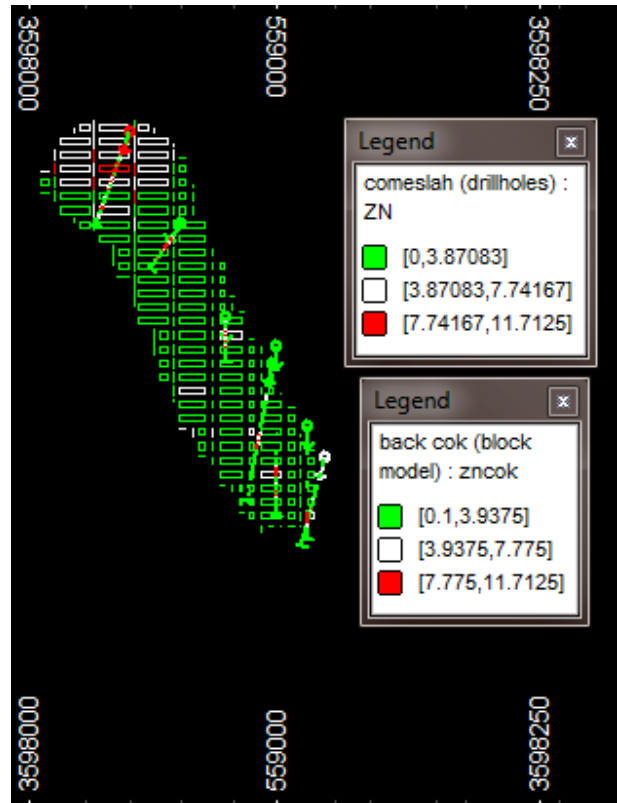
(عیار فلز سرب * فاکتور معادل) + عیار فلز روی = عیار معادل

۳-۴- شبیه‌سازی زمین آماری عناصر

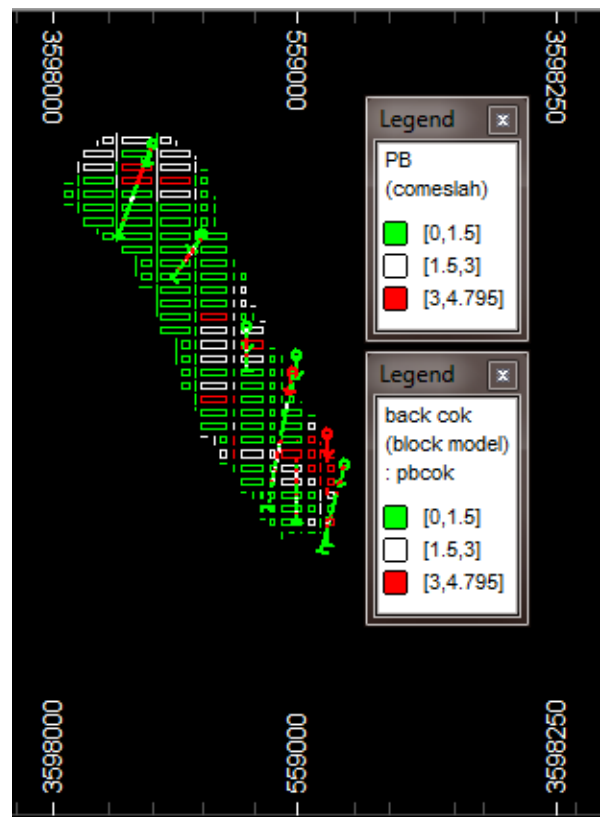
در این قسمت ابتدا همبستگی بین عناصر حذف، سپس به صورت جداگانه شبیه‌سازی شده و در نهایت به حالت اولیه تبدیل شد.

۳-۴-۱- فاکتورهای خود همبستگی مینیمم/ماکزیمم

جدول ۵، ضریب همبستگی بین متغیرها را قبل از تبدیل نرمال (بالای قطر اصلی) و بعد از تبدیل (پایین قطر اصلی) را نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود ضریب همبستگی سرب- روی در اثر تبدیل افزایش یافته است. بر اساس یافته‌های محققان مختلف متغیرهایی که ضریب همبستگی بین آنها در حالت قبل و بعد از نرمال مشابه باشد، همبستگی را در نتایج به خوبی بازتولید می‌کنند. در صورت وجود همبستگی ضعیف بین متغیرها، بازتولید خوبی از همبستگی انجام نمی‌گیرد [۲۵ و ۲۸]. بنابراین پیش‌بینی می‌شود همبستگی منطقی بین متغیر سرب و روی بازتولید



شکل ۸- همبستگی بصری بالا بین داده‌های واقعی و تخمینی روی



شکل ۹- همبستگی بصری بالا بین داده‌های واقعی و تخمینی سرب

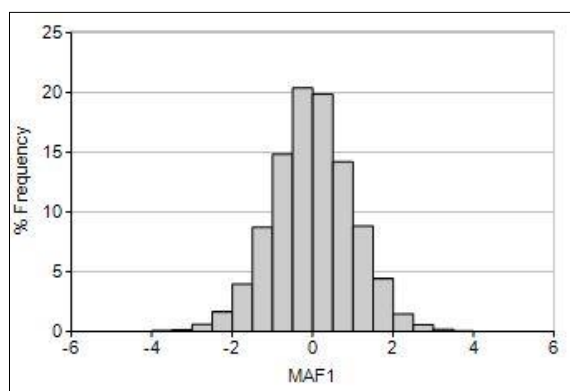
شود.

$$M = \begin{bmatrix} -0.8787 & -0.1667 \\ 1.0502 & -1.3591 \end{bmatrix}$$

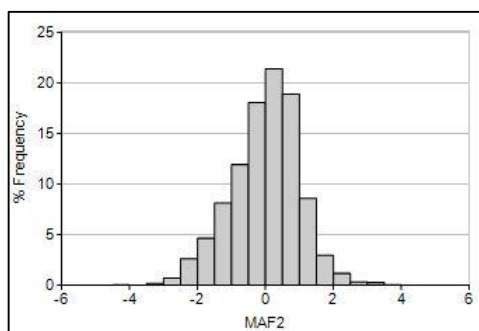
فاکتورهای MAF، از ضرب برداری متغیرهای سرب و روی در ماتریس M به دست می‌آیند.

۳-۴-۲- اعتبارسنجی فاکتورهای MAF

نمودارهای توزیع فراوانی فاکتورهای MAF در شکل‌های ۱۰ و ۱۱ توزیع نرمال را نشان می‌دهند که نشان دهنده اعتبار بالای فاکتورها است. همچنین شکل ۱۲ نشان دهنده ضریب همبستگی بین فاکتورهای MAF است که بیانگر حذف همبستگی بین فاکتورها است. همچنین به منظور اعتبارسنجی فاکتورهای MAF، واریوگرام متقابل مربوطه رسم شد که بیانگر حذف همبستگی بین فاکتورها در همه فاصله‌هاست (شکل ۱۳). اگر چه فاکتورها در هر فاصله به لحاظ نظری غیر همبسته‌اند ولی به دلیل استفاده از جفت نقاط نمونه‌برداری متفاوت، مقادیر ناچیزی از همبستگی متقابل تجربی مشاهده می‌شود. در ادامه پس از برازش مدل ریاضی به واریوگرافی فاکتورها (جدول ۶)، شبیه‌سازی فاکتورها به صورت مستقل انجام شد.



شکل ۱۰- توزیع فراوانی فاکتور MAF1



شکل ۱۱- توزیع فراوانی فاکتور MAF2

جدول ۵- ضریب همبستگی بین سرب و روی قبل و بعد از تبدیل نرمال

	سرب	روی
سرب	۱	۰٫۶۷۴۵
روی	۰٫۶۸۳۱	۱

فاکتورهای MAF طی مراحل زیر به دست می‌آیند:

- محاسبه ماتریس B در گام $h=0$:

$$B = \begin{bmatrix} 1 & 0.6831 \\ 0.6831 & 1 \end{bmatrix}$$

- تجزیه ماتریس B بر اساس رابطه ۲:

$$Q = \begin{bmatrix} 0.7010 & 0.7010 \\ -0.7010 & 0.7010 \end{bmatrix}$$

$$\Lambda = \begin{bmatrix} 1.6831 & 0 \\ 0 & 0.3169 \end{bmatrix}$$

- محاسبه ماتریس PCA با استفاده از رابطه ۳:

$$A = \begin{bmatrix} 0.5450 & 0.5450 \\ -1.2561 & 1.2561 \end{bmatrix}$$

- محاسبه ماتریس B_1 بر اساس رابطه ۴:

$$B_1 = \begin{bmatrix} 0.2700 & 0.1500 \\ 0.1500 & 0.3500 \end{bmatrix}$$

- محاسبه ماتریس V بر اساس رابطه ۵:

$$V = \begin{bmatrix} 0.0536 & -0.0055 \\ -0.0055 & 0.0365 \end{bmatrix}$$

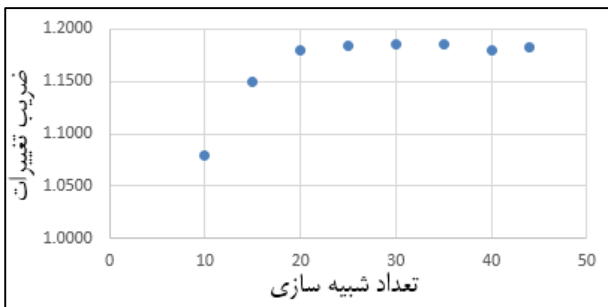
- تجزیه ماتریس V بر اساس رابطه ۶:

$$Q_I = \begin{bmatrix} -0.9590 & 0.2834 \\ -0.2834 & -0.9590 \end{bmatrix}$$

$$\Lambda_I = \begin{bmatrix} 0.0552 & 0 \\ 0 & 0.0349 \end{bmatrix}$$

- محاسبه ماتریس MAF با استفاده از رابطه ۷:

حاصل از تحقق‌های مختلف، تعداد ۲۵ تحقق هم احتمال به عنوان حداقل تعداد برای هر فاکتور تشخیص داده شد. با توجه به اینکه هرچه تعداد تحقق‌ها بیشتر باشد دقت شبیه‌سازی بالاتر می‌رود، به همین دلیل در این پژوهش ۴۰ تحقق هم احتمال در نظر گرفته شد. شکل ۱۴ نشان دهنده نحوه مشخص کردن تعداد شبیه‌سازی‌ها است.



شکل ۱۴- نحوه مشخص کردن تعداد شبیه‌سازی‌ها

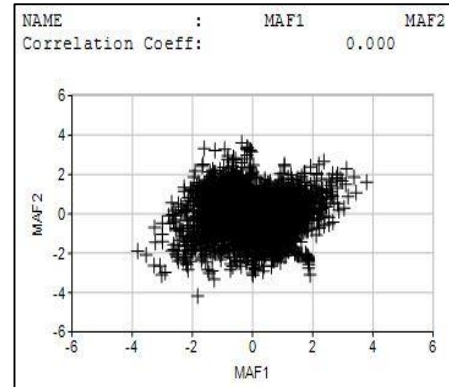
۳-۴-۴- تبدیل معکوس

فاکتورهای شبیه‌سازی با استفاده از ماتریس تبدیل معکوس (M^{-1}) به متغیرهای نرمال تبدیل و سپس این متغیرها به فضای اصلی تبدیل شدند.

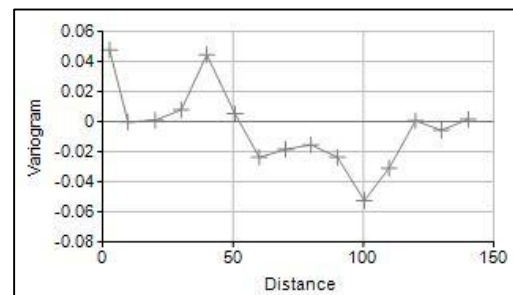
$$M^{-1} = \begin{bmatrix} -0.9926 & 0.1217 \\ -0.7669 & -0.6417 \end{bmatrix}$$

۳-۴-۵- اعتبارسنجی نتایج شبیه‌سازی

فرآیند اعتبارسنجی شامل مقایسه واریوگرام داده‌های شبیه‌سازی شده با داده‌های نرمال اولیه و مقایسه پارامترهای آماری داده‌های شبیه‌سازی شده با داده‌های اصلی است. به منظور انجام مقایسه‌های یادشده، از داده‌های شبیه‌سازی شده شماره ۳، ۱۲، ۲۴ و ۳۸ به صورت تصادفی برای هر عنصر استفاده شد. با توجه به شکل‌های ۱۵، ۱۶ و ۱۷ مشاهده می‌شود که واریوگرام‌های مستقل و متقابل شبیه‌سازی‌ها با واریوگرام‌های داده‌های نرمال اولیه (شکل‌های ۱، ۲ و ۳)، به طور منطقی بازتولید شده‌اند. جدول ۷ پارامترهای آماری تحقق‌های حاصل از ۴ مورد از داده‌های شبیه‌سازی سرب و روی و میانگین آن‌ها را نشان می‌دهد. با مقایسه جدول ۷ و ۱ پارامترهای آماری داده‌های اصلی به صورت منطقی در شبیه‌سازی بازتولید شده‌اند و همچنین با مقایسه جدول ۷ و ۴ حالت میانگین شبیه‌سازی‌ها تقریباً با حالت تخمینی یعنی



شکل ۱۲- ضریب همبستگی بین فاکتورهای MAF



شکل ۱۳- واریوگرام‌های تجربی غیرجهتی متقابل فاکتورهای MAF

جدول ۶- پارامترهای مدل برازش شده فاکتورها

متغیر	ساختار	مدل	اثر قطعه‌ای	سقف	دامنه
MAF1	۱	کروی	۰٫۳۵۰	۰٫۳۵۰	۲۲
	۲	کروی	۰٫۰۰۰	۰٫۳۰۰	۱۳۰
MAF2	۱	کروی	۰٫۲۷۰	۰٫۴۰۰	۲۲
	۲	کروی	۰٫۰۰۰	۰٫۳۰۰	۱۳۰

۳-۴-۳- شبیه‌سازی فاکتورها

شبیه‌سازی فاکتورهای MAF به روش SGS و با استفاده از نرم‌افزار Wingslib انجام an. فرآیند شبیه‌سازی ابتدا بر روی بلوک‌هایی به ابعاد $5 \times 5 \times 2$ و سپس با انجام گسسته‌سازی و میانگین‌گیری، بر روی بلوک‌هایی به ابعاد $20 \times 20 \times 10$ انجام گرفت. در طی این فرآیند، از ۱۲ نقطه شبیه‌سازی شده اولیه با فضای جستجوی ۸۵ متر و در نظر گرفتن اطلاعات مربوط به جدول ۶ استفاده شد. پس از رسم منحنی ضریب تغییرات

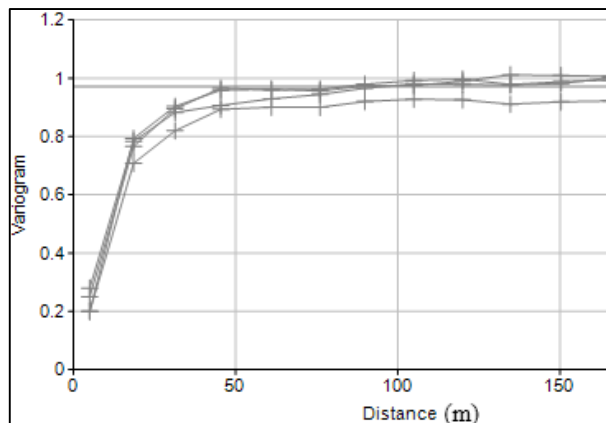
جدول ۷- پارامترهای آماری ۴ مورد از داده‌های سرب روی شبیه‌سازی شده با میانگین آن‌ها

ردیف	میانگین	انحراف معیار	کمیته	شبیه‌سازی	چگالی	کشیگی	ضریب همبستگی
۰.۶۴	سرب ۳	۱,۲۹۲	۱,۴۶۹	۰,۰۰۰	۴,۶۹۵	۱,۲۶۶	۰,۱۳۷
	روی ۳	۳,۳۱۴	۳,۸۸۹	۰,۰۰۰	۱۱,۶۱۳	۱,۲۷۳	۰,۰۷۶
۰.۶۶	سرب ۱۲	۱,۴۱۰	۱,۵۰۲	۰,۰۰۰	۴,۶۹۵	۱,۰۹۹	-۰,۳۷۰
	روی ۱۲	۳,۳۷۵	۳,۹۸۵	۰,۰۰۰	۱۱,۶۱۳	۱,۱۴۴	-۰,۳۰۱
۰.۶۵	سرب ۲۴	۱,۳۳۴	۱,۴۳۰	۰,۰۰۰	۴,۶۹۵	۱,۲۱۶	۰,۰۰۶
	روی ۲۴	۳,۲۵۴	۳,۹۲۹	۰,۰۰۰	۱۱,۶۱۳	۱,۳۱۷	۰,۲۱۱
۰.۶۵	سرب ۳۸	۱,۲۹۴	۱,۴۸۴	۰,۰۰۰	۴,۶۹۵	۱,۲۵۵	۰,۰۶۷
	روی ۳۸	۳,۲۷۷	۴,۰۰۷	۰,۰۰۰	۱۱,۶۱۳	۱,۳۰۱	۰,۱۲۷
۰.۵۹	میانگین سرب	۱,۲۳۰	۰,۹۵۰	۰,۰۰۰	۴,۶۹۵	۱,۹۰۷	۳,۷۰۴
	میانگین روی	۲,۹۳۰	۲,۶۴۲	۰,۰۰۰	۱۱,۶۱۳	۲,۲۱۸	۴,۴۱۹

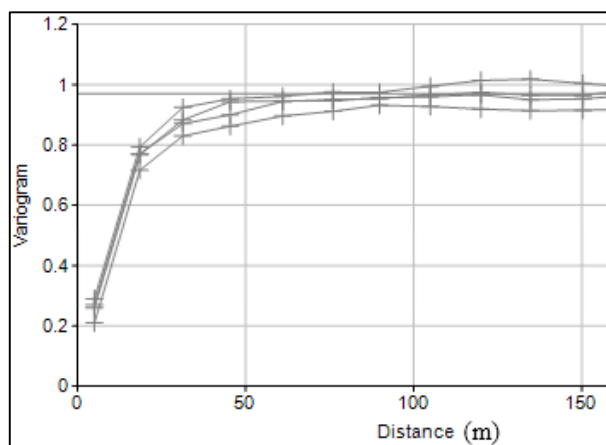
۳-۵- برنامه‌ریزی تولید بلندمدت

در این بخش ابتدا مدل‌های بلوکی ساخته شده در مرحله قبل به محیط نرم‌افزار NPV Scheduler فراخوانی و سپس ارزش اقتصادی بلوک‌ها بر اساس پارامترهای اقتصادی محاسبه شد. در ادامه، محدوده نهایی معدن بر اساس پارامترهای فنی و اقتصادی و با استفاده از الگوریتم لرج-گروسمن تعیین شد. نهایتاً، کل محدوده قابل استخراج فازبندی شد و برنامه‌ریزی تولید بلندمدت با هدف بیشینه‌سازی NPV انجام شد که برای این منظور از داده‌های جدول ۸ استفاده شد. شکل ۱۸ بیانگر مقدار NPV حاصل از ۴۱ مدل عیاری است. با توجه به این شکل، NPV محاسبه شده بر اساس مدل تخمینی، به مراتب کمتر از مقدار پیش‌بینی شده با مدل‌های شبیه‌سازی شده است. همچنین NPV مدل تخمینی در مقایسه با کمترین، متوسط و بیشترین NPV مدل‌های شبیه‌سازی شده، به ترتیب ۴۴، ۱۴۶ و ۱۹۵ میلیون دلار کمتر است که بیانگر نبود ریسک در NPV پروژه مورد نظر است. با توجه به اینکه عیار بلوک‌های تخمینی و شبیه‌سازی شده از مهم‌ترین عوامل تأثیرگذار در محدوده نهایی و برنامه‌ریزی تولید بلندمدت در نتیجه ارزش خالص فعلی پروژه‌های معدنی است، می‌تواند در سودآوری پروژه‌ها مفید باشد. بر اساس مطالعات انجام شده، تأثیر عدم قطعیت عیار در برنامه‌ریزی تولید بلندمدت می‌تواند در شکست یا موفقیت پروژه‌های معدنی سهم چشمگیری داشته باشد. در این مطالعه موردی با توجه به اینکه عیار شبیه‌سازی شده که با

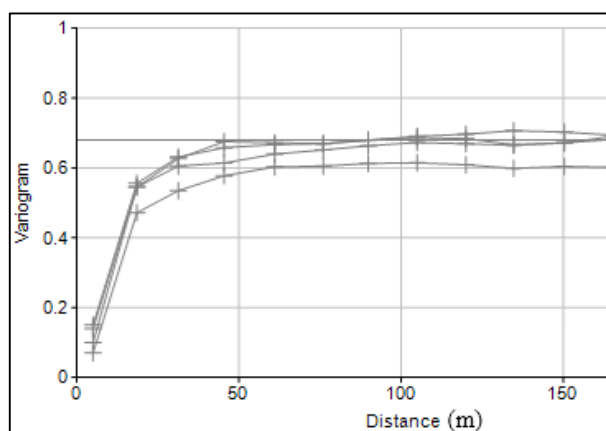
کوکرینجینگ برابر است. شبیه‌سازی تغییرپذیری عیار را در نظر می‌گیرد اما روش‌های تخمین از میانگین‌گیری شبیه‌سازی‌ها حاصل می‌شود.



شکل ۱۵- واریوگرام‌های مربوط به ۴ مورد از شبیه‌سازی‌های سرب



شکل ۱۶- واریوگرام‌های مربوط به ۴ مورد از شبیه‌سازی‌های روی



شکل ۱۷- واریوگرام‌های متقابل مربوط به ۴ مورد از شبیه‌سازی‌ها سرب و روی

۴- نتیجه‌گیری

شناسایی و کمی‌سازی عدم قطعیت عیاری در برنامه‌ریزی تولید بلندمدت اهمیت زیادی از دیدگاه اقتصادی دارد. عدم قطعیت‌های مرتبط با این موضوع به ندرت در صنعت لحاظ می‌شود. کمی‌سازی عدم قطعیت عیاری با استفاده از روش‌های شبیه‌سازی زمین‌آماری امکان‌پذیر است بدین ترتیب می‌توان شناخت دقیق‌تری از کانسار به دست آورد. نتایج اعتبارسنجی‌ها در حذف همبستگی با روش MAF نشان داد که همبستگی نه تنها در گام صفر، بلکه در همه گام‌ها حذف شده است. اعتبارسنجی نتایج شبیه‌سازی‌ها نشان داد که پارامترهای آماری و واریوگرام‌های مستقیم و متقابل داده‌های واقعی باز تولید شدند. نتایج نشان داد که NPV مدل تخمینی در مقایسه با NPV مدل‌های شبیه‌سازی‌شده به مراتب کمتر است که بیانگر عدم وجود ریسک در NPV کانسار مورد نظر است.

منابع

- اصانلو، مرتضی، ۱۳۸۹، "روش‌های استخراج معادن سطحی"، انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر، جلد دوم، ویرایش سوم.
- Dimitrakopoulos, R., Farrelly, C. T., Godoy, M. C., 2002, "Moving forward from traditional optimization: grade uncertainty and risk effects in open-pit design", Transactions of the Institutions of Mining and Metallurgy, Section A: Mining Technology, Vol. 111, pp. A82-A89.
- Ravenscroft, P. J., 1992, "Risk analysis for mine scheduling by stochastic simulation", Transactions of the Institutions of Mining and Metallurgy, Vol. 101, pp. A104- A108.
- Journel, A.G., 1992, "Computer imaging in the minerals industry-Beyond mere aesthetics", In APCOM Computer Applications in the Minerals Industries 23rd International Symposium, pp. 3-13.
- Dimitrakopoulos, R., 1998, "Conditional simulation algorithms for modelling ore body uncertainty in open pit optimization", International Journal of Mining, Reclamation and Environment, Vol. 12, pp. 173-179.
- Smith, M., Dimitrakopoulos, R., 1999, "The influence of deposit uncertainty on mine production scheduling", Int. J. of Mining,

احتمال زیاد نشان دهنده عیار واقعی در معدن است در مقایسه با عیار تخمینی ارزش خالص فعلی بالاتری کسب کرده است که نشان دهنده تأثیر کمتر عدم قطعیت عیار در این پروژه است.



شکل ۱۸: ارزش خالص فعلی مدل‌های شبیه‌سازی و تخمین

جدول ۸- پارامترهای فنی و اقتصادی مورد نیاز

پارامترها	مقادیر	واحد
قیمت شمش روی	۲۲۵۰	دلار بر تن
قیمت شمش سرب	۱۸۵۰	دلار بر تن
هزینه حمل‌ونقل، بازاریابی، ذوب و پالایش	۷۰۰	دلار بر تن کنسانتره
بازیابی فرآوری	۹۰	درصد
بازیابی معدنکاری	۹۵	درصد
چگالی ماده معدنی	۳٫۲	گرم بر سانتی‌متر مکعب
چگالی باطله	۲٫۹	گرم بر سانتی‌متر مکعب
اختلاط	۵	درصد
هزینه استخراج و باطله‌برداری	۲	دلار بر تن
هزینه فرآوری	۱۵	دلار بر تن
عیار حد معادل (روی)	۲٫۲	درصد
نرخ تنزیل سالانه	۲۰	درصد
تولید سالیانه	۷۰۰۰۰۰	تن
تعداد روزهای کاری	۳۵۵	روز
شیب نهایی معدن	۴۰	درجه

- ۱۶-مدنی، حسن، ۱۳۷۴، "مبانی زمین‌آمار"، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، واحد تفرش.
- 17-Leuangthong, oy., Khan, K. Daniel., and Deutsch, Clayton. V., 2011, "Solved problems in Geostatistics", John Wiley & Sons.
- 18-Benndorf, J., Dimitrakopoulos, R., 2007, "New Efficient Methods for Conditional Simulation of Large Ore bodies", Ore body Modelling and Strategic Mine Planning. Vol. 14, pp. 61-67.
- 19-De- Vitry, C., Vann, j., Arvidson, H., 2007, "A Guide to Selecting the Optimal Method of Resource Estimation for Multivariate Iron Ore Deposits", Iron Ore Conference. pp. 67-77.
- 20-Verly, G.W., 1993, "Sequential Gaussian CoSimulation: a simulation method integrating several types of information", In Geostatistics Troia'92, Springer Netherlands, pp. 543-554.
- 21-Davis, B. M., Greenes, K. A, 1983, "Estimation using spatially distributed multivariate data: an example with coal quality", Mathematical Geology, Vol. 15, No. 2, pp. 287-300.
- 22-Leuangthong, O., Deutsch, C. V, 2003, "Stepwise conditional transformation for simulation of multiple variables", Mathematical Geology. Vol. 35, No. 2, pp. 155-173.
- 23-Davis, B. M., Greenes, K. RA, 1983, "Estimation using spatially distributed multivariate data: an example with coal quality", Mathematical Geology. Vol. 15, No. 2, pp. 287-300.
- 24-Switzer, P., Green, A., 1984, "Min/Max Autocorrelation Factors for Multivariate Spatial Imagery", in SIAM Institute for Mathematics and Society. pp. 13-16.
- 25-Rondon, O., 2012, "Teaching Aid: Minimum/Maximum Autocorrelation Factors for Joint Simulation of Attributes" Mathematical Geosciences. Vol. 44, No. 4, pp. 469-504.
- ۲۶-صیادی، احمدرضا، فتحیان پور، نادر، موسوی، امین‌الله، ۱۳۹۱، "کاربرد شبیه‌سازی گوسی متوالی شرطی در تعیین عدم‌قطعیت عیار بلوک‌های تخمینی در معدن فسفات اسفوردی"، نشریه روش‌های تحلیلی و عددی در مهندسی معدن. شماره ۳، صفحه ۴۴ تا ۵۲.
- Reclamation and Environment, Vol. 13, pp. 173-178.
- 7-Smith. M. L, 2001, "Integrating conditional simulation and stochastic programming: an application in production scheduling", In Xie (Eds.), Computer applications in the minerals industries, Swet & Zeitlinger, pp. 203-208.
- 8-Ramazan. S., Dimitrakopoulos. R., 2004, "Traditional and new MIP models for production scheduling with in-situ grade variability", Int. J. of mining, reclamation and environment, Vol. 18, pp. 85 – 98.
- 9-Gholamnejad, J., & Osanloo, M., 2007, "Incorporation of ore grade uncertainty into the push back design process", Journal of the South African Institute of Mining & Metallurgy, Vol. 107, No. 3, pp. 177.
- 10-Armstrong, M., Galli, A., 2011, "A New Approach to Flexible Open Pit Optimization", In E. Y. Baafi, R. J. Kininmonth, & I. Porter (Eds.), 35th APCOM symposium, Wollongong: AusIMM, pp. 253 – 263.
- 11-Lamghari, A. and Dimitrakopoulos, R., 2012, "A diversified Tabu search approach for the open-pit mine production scheduling problem with metal uncertainty", European Journal of Operational Research, Vol. 222, No. 3, pp. 642-652.
- 12-Benndorf, J., Dimitrakopoulos, R., 2013, "Stochastic long-term production scheduling of iron ore deposits: integrating joint multi-element geological uncertainty", Journal of Mining Science., Vol. 49, No. 1, pp. 79-94.
- 13-Koushavand, B., Askari Nasab, H., Deutsch, C., 2014, "A linear programming model for long-term mine planning in the presence of grade uncertainty and a stockpile", International Journal of Mining Science and Technology 24, pp. 451–459.
- 14-Dimitrakopoulos, R., Leite, A., 2014, "Stochastic optimization of mine production scheduling with uncertain ore/metal/waste supply", International Journal of Mining Science and Technology. Vol. 24, No. 6, pp. 755-762.
- 15-Soleymani Shishvan, M., Sattarvand, J., 2015, "long term production planning of open pit mines by ant colony optimization", European Journal of Operational Research, Vol. 240, No. 3, pp. 825-836.

۲۷-آیتی، فریماه، دهقانی، هنگامه، مختاری، احمدرضا،
مجتهدزاده، سید حسین، ۱۳۹۲، "مطالعات ژئوشیمیایی و
کانی شناختی سرب و روی گوسفیل"، نشریه علمی-
پژوهشی روش‌های تحلیلی و عددی در مهندسی معدن. شماره
۶، ص ۸۳ تا ۹۱.

28-Dimitrakopoulos, R. and Fonseca, M.B., 2003,
"Assessing risk in grade-tonnage curves in a
complex copper deposit, northern Brazil, based on
an efficient joint simulation of multiple correlated
variables", Application of Computers and
Operations Research in the Minerals Industries,
South African Institute of Mining and Metallurgy.
Pp.373-38.

پی نوشتها:

- 1- Ravenscroft
- 2- Journal
- 3- Dimitrakopoulos
- 4- Smith
- 5- Ramazan
- 6- Armstrong
- 7- Galli
- 8- Lamghari
- 9- Tabu search
- 10- Benndorf
- 11- Linear Model Coregionalization
- 12- Verly
- 13- Stepwise Conditional Transformation
- 14- Principal Component Analysis
- 15- Min/Max Autocorrelation Factors