

تخمین عیار در ذخایر دو متغیره با استفاده از روش ترکیبی کریجینگ و فاکتورهای خودهمبستگی مینیمم_ماکزیمم

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 ۲۸ تیر ۱۳۹۵، پذیرش ۲۱ آبان ۱۳۹۶)

چکیده

تخمین عیار در ذخایر چند متغیره بسیار مهم است. انتخاب روش مناسب در این ذخایر می تواند در دقت تخمین عیار نقش اساسی داشته باشد. به طور معمول روش کوکریجینگ (Co-Kriging) برای تخمین عیار ذخایر چند متغیره استفاده می شود اما این روش در بازتولید میانگین و همبستگی بین داده های واقعی دقت کافی ندارد. در سال های اخیر، برای حل این مسئله روش ترکیبی کریجینگ و فاکتورهای خودهمبستگی مینیمم/ماکزیمم (KMAF)، به طور موفقیت آمیزی به کار گرفته شده است. در این روش با استفاده از واریوگرام های مستقل و متقابل و حذف واریوگرافی متقابل، واریوگرام های مستقل جدید برای تخمین عیارها تولید می شوند. در ادامه فاکتورهای خودهمبسته ی تخمین زده شده به حالت اولیه تبدیل می شوند. به کارگیری این روش منجر به افزایش دقت تخمین می شود. در این مقاله، که در آن کانسار سرب و روی گوسفیل اصفهان به عنوان مطالعه موردی در نظر گرفته شده، روش Co-Kriging و KMAF برای تخمین عیار استفاده شده است. بر اساس نتایج، دقت تخمین در روش KMAF بیشتر از روش Co-Kriging است. همچنین عیار معادل متوسط برای روش های KMAF و Co-Kriging به ترتیب ۷/۲۲۰ و ۷/۱۳۶ درصد به دست می آید.

کلمات کلیدی

تخمین عیار، ذخایر چند متغیره، کوکریجینگ، فاکتورهای خودهمبستگی مینیمم/ماکزیمم

۱-مقدمه

تخمینی یک متغیر به وسیله متغیر دیگر کنترل می‌شود. در این صورت اگر به دلیل بروز خطا عیار مورد نظر به‌طور غیر واقعی تخمین زده شود، با استفاده از متغیر کنترلی می‌توان خطا به‌وجود آمده را کاهش داد. لازم به ذکر است که روش کریجینگ 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، به‌وسیله متغیر دیگر انجام داد [۱۰،۱۱].

۲-۳-مدل خطی هم منطقه‌ای (LMC)

برای مدل‌سازی ماتریس واریوگرام γ_{ij} (معادله ۱) در فضای چند متغیره از مدل خطی هم منطقه‌ای (LMC) استفاده می‌شود. برای برازش مدل مناسب به واریوگرام‌های تجربی براساس LMC علاوه بر یکسان بودن دامنه و نوع مدل ریاضی برازش شده در هر ساختار باید مدل‌ها شرایط معادله ۲ را نیز رعایت کنند [۷،۱۲]:

$$\gamma_{ij} = \sum_{l=0}^L b_{ij}^l * \tau^l(h) \quad \text{معادله ۱}$$

$$b_{ii} \geq 0$$

$$b_{jj} \geq 0$$

معادله ۲

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

در روابط بالا، γ_{ij} و b_{ij}^l به ترتیب مقدار واریوگرام، سقف و اثر قطعه‌ای برای هر مدل ریاضی برازش شده در هر ساختار و $\tau^l(h)$ نوع مدل ریاضی برازش شده است.

مراحل انجام روش کوکریجینگ به‌صورت زیر است:

- نرمال‌سازی داده‌ها
- واریوگرافی تجربی منفرد و متقابل متغیرها
- برازش مدل ریاضی مناسب
- برقراری شرایط مدل خطی هم منطقه‌ای (LMC)
- تخمین متغیرها
- تبدیل معکوس داده‌ها
- اعتبارسنجی نتایج تخمین

۲-۴-کریجینگ با فاکتورهای خودهمبستگی مینیمم/ماکزیمم

تبدیل فاکتورهای خودهمبستگی مینیمم/ماکزیمم، همبستگی

روش‌های زمین‌آماری به دلیل خطای کمتر در تخمین ذخایر معدنی چندمتغیره به‌طور گسترده‌ای مورد استفاده قرار می‌گیرد. در تخمین ذخیره باز تولید پارامترهای آماری (میانگین و همبستگی) داده‌های اولیه بسیار مهم است. برای انجام این کار، مرکل^۱ (۱۹۷۰) روش کوکریجینگ را جایگزین روش کریجینگ معمولی کرد [۱]. دیویس و گرین^۲ (۱۹۸۳) نخستین بار روشی را بر اساس حذف همبستگی بین متغیرها با استفاده از تحلیل مؤلفه‌های اصلی^۳ (PCA) پیشنهاد کردند که نسبت به روش کوکریجینگ دقت بیشتری داشت [۲]. اما کاربرد روش PCA به دلیل در نظر نگرفتن همبستگی متقابل در فاصله‌های غیر از صفر، دارای محدودیت است. برای رفع این محدودیت، سوئیتزر و گرین^۴ (۱۹۸۴) روش فاکتورهای خودهمبستگی مینیمم/ماکزیمم^۵ (MAF) را که تعمیم یافته روش PCA است، مورد استفاده قرار دادند [۳]. علاوه بر حذف همبستگی در فاصله‌های غیر از صفر، مزیت دیگر روش MAF این است که فاکتورهای غیر وابسته‌ای را تولید می‌کند که از مدل خطی هم منطقه‌ای^۶ (LMC) پیروی می‌کنند. روش MAF توسط محققین مختلف به‌طور مؤثری در ذخایر چند متغیره به‌کار گرفته شده است [۴-۹،۱۳-۱۹]. در این مقاله، روش ترکیبی کریجینگ-فاکتورهای خودهمبستگی مینیمم/ماکزیمم در تخمین عیار معدن سرب و روی گوشفیل اصفهان استفاده قرار می‌گیرد و نتایج با تخمین حاصل از روش کوکریجینگ مقایسه می‌شود.

۲-مواد و روش تحقیق

در این قسمت به ترتیب روش کوکریجینگ (Co-Kriging)، مدل خطی هم منطقه‌ای (LMC) و همچنین کریجینگ با فاکتورهای خود همبستگی مینیمم/ماکزیمم^۷ (KMAF) تشریح خواهد شد.

۲-۱- نرم افزارهای مورد استفاده

برای انجام تخمین کریجینگ و کوکریجینگ می‌توان به ترتیب از نرم افزارهای Datamine و Surpac استفاده نمود. همچنین برای حذف همبستگی بین دو عنصر بر مبنای روش MAF می‌توان از نرم افزار Matlab استفاده کرد.

۲-۲- کوکریجینگ

در صورت وجود همبستگی قابل توجه بین دو متغیر، افزایش دقت تخمین تضمین می‌شود. دلیل این امر آن است که مقدار

بدین ترتیب فاکتورهای MAF در هر گامی، غیرهمبسته بوده و امکان تخمین فاکتورها به صورت مستقل وجود دارد.

با استفاده از معادله ۹ فاکتورهای تخمینی به حالت اولیه تبدیل می‌شوند.

$$BACK_{MAF} = M^{-1}F_{MAF(es)} \quad \text{معادله ۹}$$

مراحل انجام روش کریجینگ با فاکتورهای خود همبستگی مینیمم/ماکزیمم:

- نرمال‌سازی داده‌ها
- واریوگرافی تجربی منفرد و متقابل متغیرها
- محاسبه فاکتورها
- واریوگرافی فاکتورها
- تخمین فاکتورها
- معکوس کردن فاکتورها (BACKMAF)
- معکوس کردن داده‌های نرمال (BACKNORMAL)
- اعتبارسنجی نتایج تخمین

۳- بحث

۳-۱- مطالعه‌ی موردی

کانسار سرب و روی گوشفیل اصفهان در زون تکتونیکی سنندج-سیرجان، در ایران مرکزی واقع شده است. سنگ‌های دربرگیرنده این کانسار اغلب کربناتی کرتاسه و شیل ژوراسیک هستند. کانی‌زایی که عمدتاً در نهشته‌های کربناته صورت گرفته و شامل اسفالریت، گالن و پیریت است. 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 گرفته‌شده، طول کامپوزیت یک متری برای ترکیب کردن عیار در نرم‌افزار دیتاماین انتخاب شد و در نهایت پارامترهای آماری فایل کامپوزیت شده بعد از اصلاح داده‌های پرت با استفاده از نمودار Boxplot در جدول ۱ قابل مشاهده است. طبق نتایج، توابع توزیع فراوانی سرب و روی نرمال نیستند برای نرمال کردن (میانگین صفر و واریانس یک) از نرم‌افزار دیتاماین به روش امتیازات نرمال استفاده شد.

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 خود همبستگی مینیمم/ماکزیمم، حذف همبستگی نه تنها در گام صفر، بلکه در هر گام ورودی دیگر نیز اتفاق می‌افتد [۳-۹، ۱۳-۱۹].

برای این کار ابتدا ماتریس B را که ضریب همبستگی داده‌های نرمال است، محاسبه می‌شود. سپس بر اساس معادله ۳ تجزیه می‌گردد:

$$B = Q^T \Lambda Q \quad \text{معادله ۳}$$

که در معادله ۳، Λ مقادیر ویژه و Q ماتریس متعامد است. فاکتورهای PCA بر اساس معادله ۴ تعیین می‌شوند:

$$F_{PCA} = \Lambda^{(-0.5)} QZ = AZ \quad \text{معادله ۴}$$

که در معادله ۴، Z مقدار داده‌های نرمال هستند. بدین صورت داده‌ها در گام صفر غیرهمبسته شدند. در ادامه به واریوگرام‌های منفرد و متقابل با رعایت شرایط LMC (معادله ۵) مدل برازش می‌شوند.

$$\gamma_T(h) = B_1 \gamma_1(h) + B_2 \gamma_2(h) \quad \text{معادله ۵}$$

در معادله ۵، B_1 واریانس مدل برازش شده اولین ساختار است. ماتریس V به صورت معادله ۶ محاسبه می‌شود.

$$V = AB_1 A^T \quad \text{معادله ۶}$$

از تجزیه برداری ماتریس V بر اساس معادله ۷ ماتریس متعامد Q_1 و مقادیر ویژه Λ_1 تعیین می‌شوند.

$$V = Q_1^T \Lambda_1 Q_1 \quad \text{معادله ۷}$$

سپس فاکتورهای MAF بر اساس معادله ۸ تعیین می‌شوند:

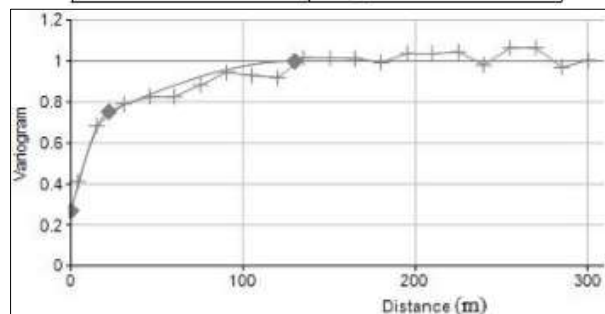
$$F_{MAF} = Q_1 F_{PCA} = Q_1 \Lambda^{(-0.5)} QZ = MZ \quad \text{معادله ۸}$$

۳-۲- مطالعات زمین آماری

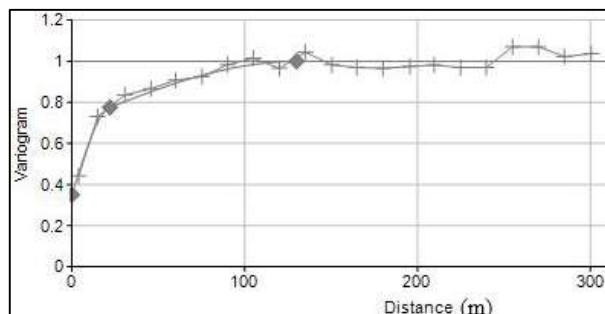
برای تعیین ساختار منطقه واریوگرام غیر جهتی منفرد و متقابل داده‌های نرمال با فاصله ۱۰، تلورانس ۵ متر و تعداد ۱۵ گام محاسبه شد. قابل ذکر است که واریوگرافی‌ها در جهات مختلف بررسی شد اما ناهمسانگردی در نتایج حاصل نشد. شکل‌های ۱، ۲ و ۳ به ترتیب نشان‌دهنده واریوگرام‌های تجربی و مدل ریاضی برازش شده برای سرب نرمال، روی نرمال و متقابل آن-ها می‌باشند. پارامترهای مدل برازش شده به واریوگرام‌های غیر جهتی در جدول ۲ آمده است. در برازش مدل‌ها تلاش بر این بوده تا شرایط LMC رعایت شود.

جدول ۱: پارامترهای آماری کامپوزیت سرب و روی اصلاح شده

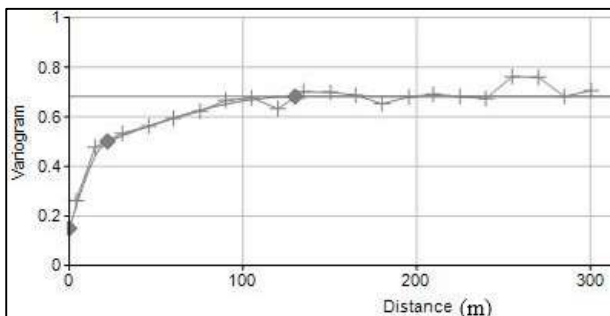
متغیر	سرب	روی
میانگین (%)	۱,۳۵۲	۳,۳۱۸
انحراف استاندارد (%)	۱,۶۲۰	۴,۱۲۶
کمینه (%)	۰,۰۰۰	۰,۰۰۰
بیشینه (%)	۴,۶۲۰	۱۱,۶۱۳
چولگی	۱,۱۷۸	۱,۱۸۴
کشیدگی	-۰,۱۵۱	-۰,۱۹۹
ضریب همبستگی	۰,۶۷۴	



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 ۲: پارامترهای مدل‌های برازش شده

متغیر	ساختار	مدل	اثر قطعه‌ای	سقف	دامنه
سرب	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

۳-۳- تخمین عیار به روش کوکریجینگ

در این پژوهش، ابتدا با نرم‌افزار Datamine مدل هندسی کانسار در ۱۵ مقطع در جهت شمال شرقی و جنوب غربی تهیه و سپس 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 پارامترهای لازم (جدول ۲ و ۳) جهت تخمین عیار بلوک‌ها به روش کوکریجینگ بلوکی، از نرم‌افزار Surpac با دستور COKB3D انجام شد. در نهایت با نرم‌افزار دیتامین داده‌های تخمینی با دستور BACKTR به حالت اولیه تبدیل شدند. شکل ۴ نشان‌دهنده نمودار Q-Q بین مقادیر واقعی و تخمینی سرب و روی را نشان می‌دهد که نشان‌دهنده اعتبار بالای تخمین است. به دلیل دو متغیره بودن کانسار از معادل‌سازی عیار به صورت زیر استفاده شد که این کار برای تحلیل راحت در مراحل بعدی انجام می‌شود. شکل ۵ نشان‌دهنده مدل بلوکی تخمینی عیار معادل روی است.

قیمت فلز روی / قیمت فلز سرب = فاکتور معادل

$$۱۷۵۰ / ۱۹۰۰ = ۰,۹۲ = \text{فاکتور معادل}$$

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

روی

۳-۴- تخمین عیار به روش کریجینگ با استفاده از فاکتورهای خود همبستگی مینیمم/ماکزیمم

در این قسمت ابتدا همبستگی بین متغیرها حذف سپس به صورت جداگانه تخمین زده شد و در نهایت به حالت اولیه تبدیل شد.

۳-۴-۱- محاسبه فاکتورها

جدول ۴، 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 لازم به ذکر است در صورت وجود همبستگی ضعیف بین متغیرها، بازتولید خوبی از همبستگی صورت نمی‌گیرد [۷، ۱۴]. بنابراین پیش‌بینی می‌شود همبستگی منطقی بین متغیر سرب و روی بازتولید شود.

جدول ۴: ضریب همبستگی بین سرب و روی قبل (بالای قطر اصلی) و بعد از تبدیل نرمال (پایین قطر اصلی)

	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 معادله ۳:

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

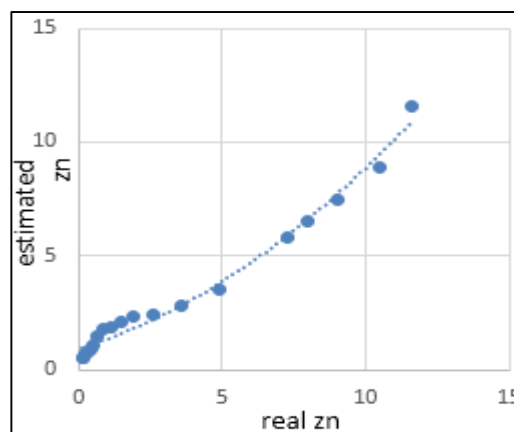
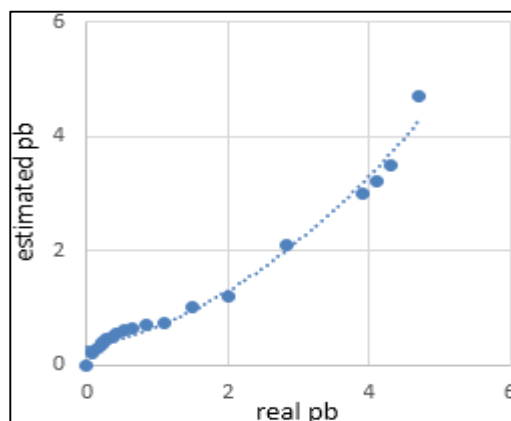
$$\Lambda = \begin{bmatrix} 1.6831 & 0 \\ 0 & 0.3169 \end{bmatrix}$$

- محاسبه ماتریس PCA با استفاده از معادله ۴:

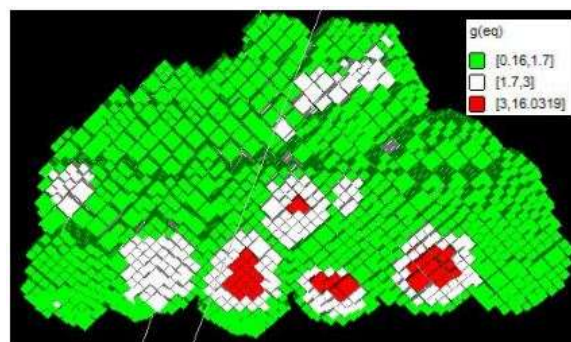
$$A = \begin{bmatrix} 0.5450 & 0.5450 \\ -1.2561 & 1.2561 \end{bmatrix}$$

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
۲۷	ضریب ریزبلوک‌سازی



شکل ۴: نمودار Q-Q بین مقادیر واقعی و تخمینی سرب و روی

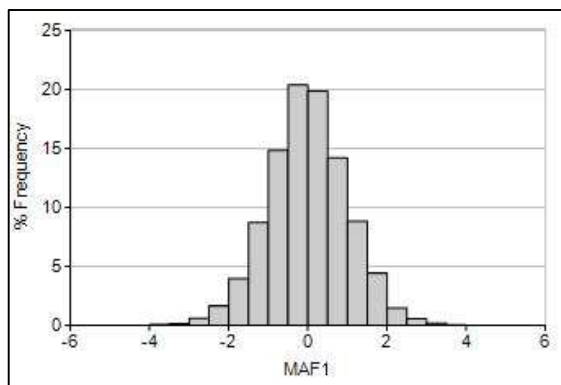


شکل ۵: مدل بلوکی تخمینی عیار معادل روش Co-Kriging

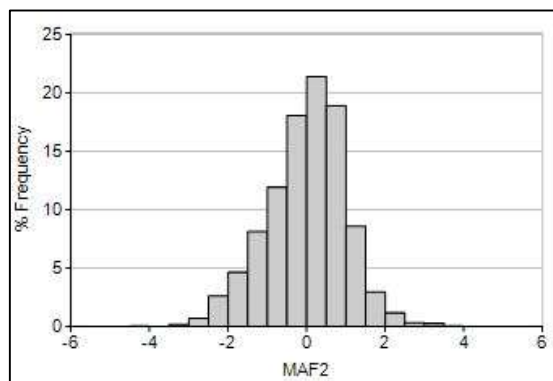
تخمینی عیار معادل است.

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

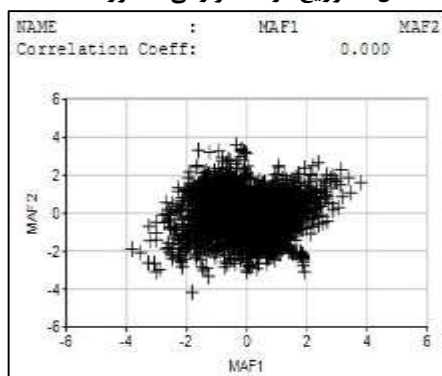
در جدول ۶ و ۷ خطای انحراف نسبی میانگین و ضریب همبستگی بین دو متغیر برای Co-Kriging و KMAF محاسبه شد.



شکل ۶: توزیع درصد فراوانی فاکتور MAF1



شکل ۷: توزیع درصد فراوانی فاکتور MAF2



شکل ۸: ضریب همبستگی بین فاکتورهای MAF

• محاسبه ماتریس B_1 براساس معادله ۵:

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

• محاسبه ماتریس V براساس معادله ۶:

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

• تجزیه ماتریس V بر اساس معادله ۷:

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

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

• محاسبه ماتریس MAF با استفاده از معادله ۸:

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

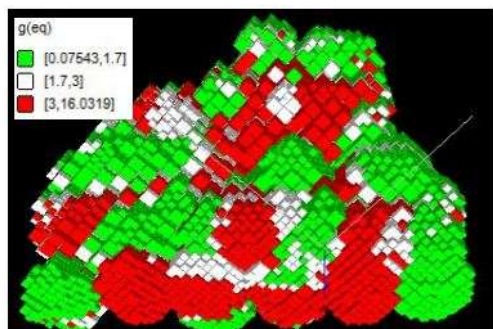
فاکتورهای MAF، از ضرب برداری متغیرهای سرب و روی در ماتریس M به دست می‌آیند.

۳-۴-۲- اعتبارسنجی فاکتورهای MAF

نمودارهای توزیع درصد فراوانی فاکتورهای MAF در شکل‌های ۶ و ۷ توزیع نرمال را نشان می‌دهند که نشان دهنده اعتبار بالای فاکتورها است. همچنین شکل ۸ نشان‌دهنده نمودار 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 فواصل است (شکل ۹). لازم به ذکر است اگر چه فاکتورها در هر فاصله به لحاظ نظری غیر همبسته هستند، ولی به دلیل استفاده از جفت نقاط نمونه برداری متفاوت، مقادیر ناچیزی از همبستگی متقابل تجربی مشاهده می‌شود. در ادامه پس از برازش مدل ریاضی برای واریوگرافی فاکتور (جدول ۵)، تخمین فاکتورها به صورت مستقل انجام شد.

۳-۴-۳- تبدیل معکوس

فاکتورهای تخمینی با استفاده از ماتریس تبدیل معکوس M^{-1} به متغیرهای نرمال تبدیل و سپس این متغیرها به فضای اصلی تبدیل شدند. شکل ۱۰ نشان دهنده نمودار Q-Q بین مقادیر واقعی و تخمینی سرب و روی را نشان می‌دهد که نشان‌دهنده اعتبار بالای تخمین است. شکل ۱۱ نیز نشان‌دهنده مدل بلوکی



شکل ۱۱: مدل بلوکی تخمینی عیار معادل روش KMAF

جدول ۶: محاسبه خطای انحراف نسبی میانگین

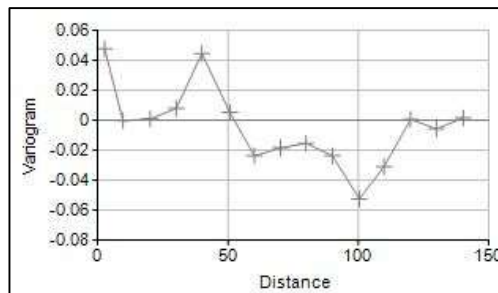
متغیر	سرب	روی
میانگین داده‌های واقعی (%)	۱,۳۵۲	۳,۳۱۸
میانگین Co-Kriging (%)	۱,۲۵۲	۳,۰۸۱
میانگین KMAF (%)	۱,۲۶۵	۳,۱۰۸
خطای انحراف نسبی Co-Kriging (%)	۷,۴۱	۷,۱۳
خطای انحراف نسبی KMAF (%)	۶,۴۶	۶,۳۲

جدول ۷: محاسبه خطای انحراف نسبی ضریب همبستگی

ضریب همبستگی	سرب و روی
۰,۶۷۴	داده‌های واقعی
۰,۷۲۹	Co-Kriging
۰,۷۲۳	KMAF
۸,۱۹	خطای انحراف نسبی Co-Kriging (%)
۷,۲۵	خطای انحراف نسبی KMAF (%)

۳-۵- منحنی‌های عیار - تناژ

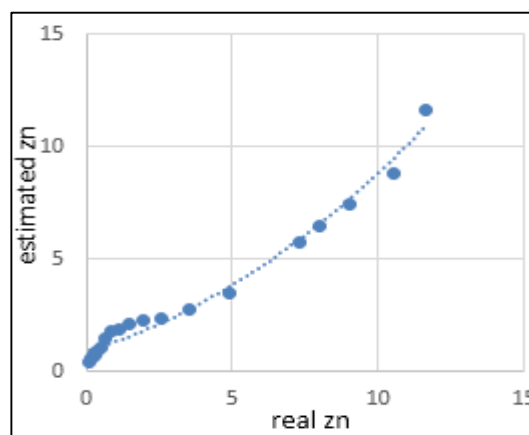
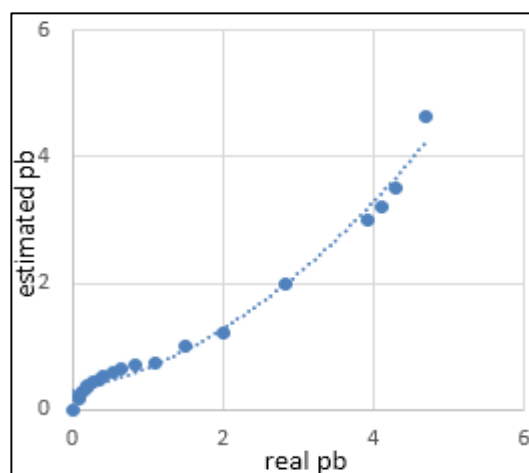
منحنی‌های عیار- تناژ یک ابزار کاربردی برای برنامه‌ریزان معادن است. این منحنی‌ها که از سه محور عیار حد، عیار متوسط و تناژ تشکیل شده‌اند امکان تعیین عیار حد و به دنبال آن مقدار ذخیره را با توجه به عیار متوسط فراهم می‌کنند. رسم منحنی‌های عیار-تناژ نیازمند محاسبه تناژ برای عیارهای مختلف است. شکل ۱۲ و ۱۳ منحنی‌های عیار-تناژ را برای روش‌های Co-Kriging و KMAF کانسار مذکور را نشان می‌دهد که به‌طور کلی با افزایش عیار حد، تناژ کاهش و عیار متوسط افزایش می‌یابد. با در نظر گرفتن عیار حد معادل ۲ درصد و چگالی ۲,۹ گرم بر سانتی مترمکعب میزان تناژ و عیار متوسط برای این دو روش در جدول ۸ آمده است.



شکل ۹: واریوگرام‌های تجربی غیرجهتی متقابل فاکتورهای MAF

جدول ۵: پارامترهای مدل برازش شده فاکتورها

متغیر	ساختار	مدل	انحرافهای	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



شکل ۱۰: نمودار Q-Q بین مقادیر واقعی و تخمینی سرب و روی

منابع و مراجع

[1]. Marechal, A., 1970, "Cokrigage et régression en corrélation intrinsèque", Publication N-205, Centre de Géostatistique, Ecole des Mines de Paris, Fontainebleau.

[2]. Davis, B.M., Greenes, K.A., 1983, "Estimation using spatially distributed multivariate data: an example with coal quality", Journal of the International Association for Mathematical Geology, 15(2), pp.287-300.

[3]. Switzer, P., Green, A., 1984, "Min/max autocorrelation factors for multivariate spatial imagery", Dept. of Statistics. Stanford University, Tech. Rep. 6.

[4]. Emery, X., Ortiz, J.M., 2012, "Enhanced coregionalization analysis for simulating vector Gaussian random fields", Computers & Geosciences, 42, pp.126-135.

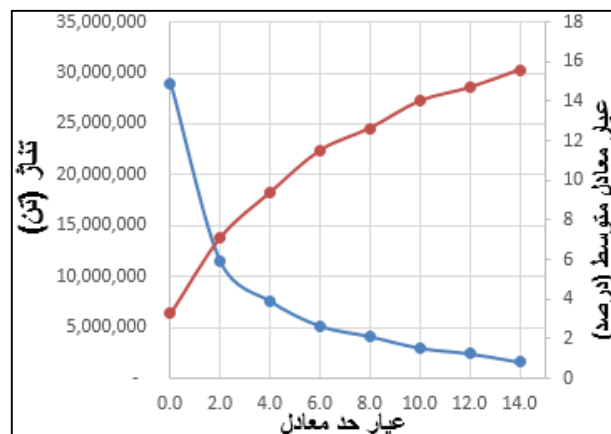
[5]. Boucher, A., Dimitrakopoulos, R., 2004, "A new efficient joint simulation framework and application in a multivariable deposit", In Ore body Modelling and Strategic Mine Planning-Uncertainty and Risk Management International Symposium 2004 (pp. 303-312), The Australasian Institute of Mining and Metallurgy.

[6]. Dimitrakopoulos, R., 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.

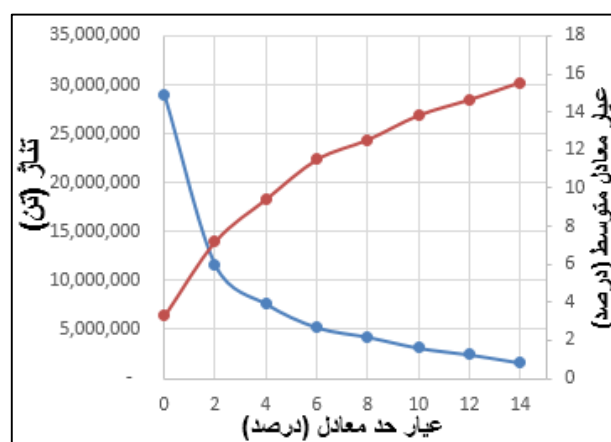
[7]. Rondon, O., 2012, "Teaching aid: minimum/maximum autocorrelation factors for joint simulation of attributes", Mathematical Geosciences, 44(4), pp.469-504.

[8]. Da Silva, C.Z., Costa, J.F., 2014, "Minimum/maximum autocorrelation factors applied to grade estimation", Stochastic Environmental Research and Risk Assessment, 28(8), pp.1929-1938.

[9]. Mai, N.L., Erten, O., Topal, E., 2016, "Joint



شکل ۱۲: منحنی عیار-تناژ روش Co-Kriging



شکل ۱۳: منحنی عیار-تناژ روش KMAF

جدول ۸: میزان عیار و تناژ با عیار حد معادل ۲ درصد

KMAF	Co-Kriging	روش
۱۱,۵۸۹,۶۶۹	۱۱,۴۸۳,۷۸۱	تناژ (تن)
۷,۲۲۰	۷,۱۳۶	عیار معادل متوسط (%)

۴- نتیجه گیری

در این تحقیق از دو روش Co-Kriging و KMAF برای تخمین عیار در کانسار سرب و روی گوشفیل اصفهان استفاده شد. نتایج نشان داد که خطای انحراف نسبی میانگین و ضریب همبستگی بین دو متغیر عیارهای سرب و روی در روش Co-Kriging به ترتیب ۷,۴۱، ۶,۴۶ و ۸,۱۹ درصد و در روش KMAF به ترتیب ۷,۱۳ و ۶,۳۲ و ۷,۲۵ درصد محاسبه شد. همچنین نتایج اعتبارسنجی‌ها نشان داد که با روش MAF می‌توان همبستگی داده‌ها را در فواصل غیر از صفر حذف و داده‌ها را مستقل کرد.

minimising spatial cross-correlation" Comptes Rendus Geoscience, 346 (3), 64-74.

[18]. Sohrabian, B., & Ozcelik, Y., 2012, "*Joint simulation of a building stone deposit using minimum/maximum autocorrelation factors*" Construction and Building Materials, 37, 257-268.

[19]. Shakiba, S., Asghari, O., Khah, N. K. F., Zabihi, S. S., & Tokhmechi, B., 2015, "*Fault and non-fault areas detection based on seismic data through min/max autocorrelation factors and fuzzy classification*", Journal of Natural Gas Science and Engineering, 26, 51-60

Conditional Simulation of an Iron Ore Deposit Using Minimum or Maximum Autocorrelation Factor Transformation", In Geostatistical and Geospatial Approaches for the Characterization of Natural Resources in the Environment (pp. 577-582), Springer International Publishing.

[۱۰]. مدنی، حسن؛ ۱۳۷۴؛ "مبانی زمین‌آمار"، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، واحد تفرش.

[۱۱]. حسنی پاک، علی‌اصغر؛ شرف‌الدین، محمد؛ ۱۳۹۰؛ "تحلیل داده‌های اکتشافی"، تهران، دانشگاه تهران، انتشارات دانشگاه تهران.

[12]. Leuangthong, O., Khan, K.D. and Deutsch, C.V., 2011, "*Solved problems in Geostatistics*", John Wiley & Sons.

[13]. Rondon, O., Tran, T.T., 2008, "*Multivariate simulation using min/max autocorrelation factors: practical aspect and case studies in the mining industry*", Geostats, 1, pp.269-278.

[14]. 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.373-382.

[15]. Tajvidi, E., Monjezi, M., Asghari, O., Emery, X., & Foroughi, S., 2015, "*Application of joint conditional simulation to uncertainty quantification and resource classification*", Arabian Journal of Geosciences, 8 (1), 455-463.

[16]. Oman, S. D., Vakulenko-Lagun, B., & Zilberbrand, M., 2015, "*Methods for descriptive factor analysis of multivariate geostatistical data: a case-study comparison*", Stochastic environmental research and risk assessment, 29 (4), 1103-1116.

[17]. Sohrabian, B., & Tercan, A. E., 2014, "*Multivariate geostatistical simulation by*

بی نوشت

^۱ Marechal

^۲ Davis and Greenes

^۳ Principal component analysis

^۴ Switzer and Green

^۵ minimum/maximum autocorrelation factors

^۶ Linear Model of Co-regionalization

^۷ Kriging with minimum/maximum autocorrelation factors