

کاهش عدم قطعیت مدل زمین‌شناسی با پساپردازش زمین آماری در کانسار مس میدوک

زهرا آفائی^۱، سعید سلطانی محمدی^۲، مجتبی دهقانی^۳

- ۱- دانشجوی دکتری، گروه مهندسی معدن، دانشگاه کاشان، کاشان
- ۲- دانشیار، گروه مهندسی معدن، دانشگاه کاشان، کاشان
- ۳- کارشناسی ارشد، مجتمع مس شهربابک، کرمان

(دریافت ۱۳۹۸/۰۳/۲۵، پذیرش ۱۳۹۹/۱۱/۲۳)

چکیده

امروزه مدل‌سازی زمین آماری برای تجزیه و تحلیل ساختارهای زیرزمینی به صورت وسیعی مورد استفاده قرار می‌گیرد. استفاده از تکنیک‌های کاهش عدم قطعیت توام با مدل‌سازی، دقت شناسایی ساختارهای زیرزمینی را افزایش می‌دهد. در این پژوهش از روش زمین آماری کریجینگ شاخص برای مدل‌سازی توزیع فضایی ۴ واحد زمین‌شناسی شناسایی شده (زون فروشست، زون اکسید، زون سوپرژن و هیپوژن) در کانسار مس پورفیری میدوک استفاده شده است. در این مطالعه از معیار واریانس برنولی برای ارزیابی عدم قطعیت با استفاده از مدل زمین‌شناسی حاصل استفاده شد و برای کاهش میزان عدم قطعیت توام با مدل حاصل، عملیات پساپردازش با استفاده از باز نمونه‌گیری از مدل تخمین خورده انجام شد و این عملیات تا دستیابی به یک مدل زمین‌شناسی دارای سطح قابل قبولی از عدم قطعیت ادامه یافت. در نهایت برای اعتبارسنجی نتایج، از چال‌های آنتشاری در یکی از پله‌های استخراجی استفاده شد. نتایج به دست آمده نشان داد که در نتیجه اعمال عملیات پساپردازش میزان عدم قطعیت از ۵/۹۸ درصد به ۲/۸۷ درصد کاهش یافته است.

کلمات کلیدی

کریجینگ شاخص، عدم قطعیت، پساپردازش، کانسار مس میدوک.

۱- مقدمه

کردند [۱۷]. در ادامه یاماماتو و همکاران عملیات پساپردازش را بر روی تحقق‌های شبیه‌سازی شاخص زنجیره‌ای بر روی یک دایک در حوضه پارانا برای کاهش عدم قطعیت ارایه دادند [۱۹]. میراسمعیلی و محمدتراب با استفاده از کریجینگ شاخص زون‌های کانی‌سازی و دگرسانی را در معدن مس میدوک مدلسازی کردند [۲۰]. در این مقاله برای کاهش عدم قطعیت از روش پیشنهادی یاماماتو و همکاران استفاده شده است. برای این منظور در مرحله نخست واحدهای زمین‌شناسی کانسار مس میدوک به وسیله کریجنگ شاخص مدل شده و سپس میزان عدم قطعیت باتوجه به واریانس برنولی محاسبه شده است. در مرحله دوم عملیات پساپردازش با استفاده از یک نمونه‌گیری جامع از مدل تخمین خورده انجام شد و دوباره فرآیند کریجینگ با توجه به این نمونه‌های جدید انجام گرفت. این عملیات پساپردازش تا دستیابی به یک مدل نهایی دارای مطلوبیت قابل قبول تکرار شد.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- متغیر شاخص طبقاتی

برای هر متغیر طبقاتی که معرف N رسته (رخداد) مختلف باشد، می‌توان برای هر رسته k یک متغیر شاخص را به صورت زیر تعریف کرد [۲۱، ۱۹]:

(۱)

$$(x_i; k) = \begin{cases} 1 & \text{اگر متغیر در موقعیت } x_i \text{ متعلق به رسته } k \text{ باشد} \\ 0 & \text{در غیر اینصورت} \end{cases}$$

این توابع شاخص ناسازگارند، زیرا مقدار این متغیرها در هر مکان صرفاً برای یک نوع غالب ۱ و برای سایر رسته‌ها صفر است [۲۲، ۱۹] و در نتیجه $\sum_k^N i(x; k) = 1$ است [۲۳، ۱۹]. میانگین و واریانس این توابع شاخص، آماره‌هایی از یک متغیر برنولی و بر اساس روابط زیر قابل محاسبه است:

$$E[I(x; k)] = \frac{f_k}{N} = P_k \quad (۲)$$

$$Var[I(x; k)] = P_k(1 - P_k) \quad (۳)$$

۲-۲- کریجینگ شاخص

کریجینگ شاخص که اولین بار توسط جورنل در سال ۱۹۸۳ ارایه شد [۲۴]؛ امروزه به عنوان یکی از روش‌های متداول

امروزه کارآیی مدل‌های سه بعدی زمین‌شناسی در درک بهتر وضعیت پیکره‌های زمین‌شناسی و اتخاذ تصمیمات بهتر برکسی پوشیده نیست [۲۰، ۱]. عمدتاً این مدل‌های سه بعدی نمایش‌دهنده شکل هندسی و ارتباط توپولوژیکال میان پدیده‌های زمین‌شناسی اند [۳-۶]. روش مورد استفاده در ساخت این مدل‌ها نیز متناسب با پیچیدگی ساختارهای زمین‌شناسی و داده‌های موجود از منطقه انتخاب می‌شود [۷]. نقشه زمین‌شناسی، مقاطع زمین‌شناسی دو بعدی، داده‌های برداشت شده از گمانه‌های اکتشافی و داده‌های ژئوفیزیکی به عنوان متداول‌ترین داده‌های مورد استفاده در تهیه این مدل‌ها شناخته می‌شوند. این مدل‌ها ورودی بسیاری از مطالعات مرتبط با علوم زمین و معدن همچون زمین‌شناسی مهندسی، هیدروژئولوژی، بی‌جویی و اکتشاف، مهندسی ژئوتکنیک، مکانیک سنگ، ارزیابی ذخایر معدنی، طراحی معادن و بهره‌برداری از ذخایر هیدروکربنی است [۸-۱۰].

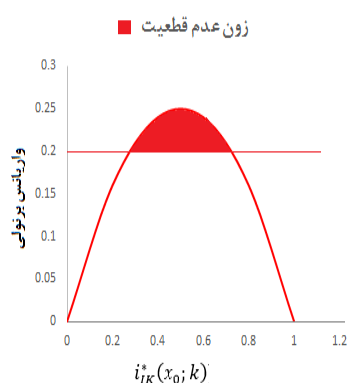
به دلیل محدود بودن تعداد گمانه‌های حفر شده و کمبود اطلاعات کافی برای ارایه مدلی منطبق بر واقعیت [۱۲، ۱۱، ۷]، عموماً مدل‌های سه بعدی تهیه شده توأم با عدم قطعیت‌اند و این عدم قطعیت بر اندازه‌گیری‌ها و فرآیند کار تاثیر می‌گذارد که درستی مدلسازی زمین‌شناسی را با چالش مواجه می‌کند [۱۳]. روش‌های زمین‌آماري قادر به مدلسازی واحدهای زمین‌شناسی و کمی‌سازی عدم قطعیت توأم با مدل‌های حاصل‌اند. تاکنون روش‌های مختلفی همچون استفاده از توابع آنترپی سازند [۱۴، ۱۲]، فاصله [۱۵] و واریانس درونیایی [۱۶] که مبتنی بر نتایج حاصل از کریجینگ شاخص و شبیه‌سازی‌های زمین‌آماري هستند با هدف سنجش عدم قطعیت ارایه شده است. در شرایطی که از تعداد کمی نمونه در تهیه مدل زمین‌شناسی استفاده شده باشد، میزان عدم قطعیت افزایش خواهد یافت [۱۷]. یکی از راه‌های بسیار پرهزینه برای کاهش این عدم قطعیت برداشت نمونه‌های بیشتر از منطقه است [۱۸]. ولمن و رگنورلیب استفاده از نمونه‌های بیشتر را برای کاهش عدم قطعیت مدل‌های زمین‌شناسی پیشنهاد کردند. این نویسندگان کاهش عدم قطعیت را در نتیجه استفاده از مقاطع عرضی و چال‌های حفاری جدید نشان دادند [۱۴]. یاماماتو و همکاران با هدف کاهش عدم قطعیت مدل‌های زمین‌شناسی حاصل، استفاده از یک عملیات پساپردازش مبتنی بر فرآیند بازنمونه‌گیری از مدل حاصل از کریجینگ شاخص را ارایه

است [۱۷]:

(۸)

$$S_0^2(x_0; k_{max}) = I^*(x_0; k_{max})(1 - I^*(x_0; k_{max}))$$

پس از محاسبه واریانس مرتبط با گونه محتمل، می‌توان از آن برای برای به نقشه درآوردن یک زون عدم قطعیت بین رسته‌های درونیابی شده یک متغیر طبقاتی استفاده کرد. یکی از پیشنهادهای آرایه شده برای تفکیک زون عدم قطعیت، تعریف یک مقدار مرجع (مقدار حدی برای واریانس برنولی) است. در شکل ۱ رابطه میان احتمال محاسبه شده برای هر رخداد به روش کریجینگ شاخص و واریانس برنولی آرایه شده است. در این شکل از مقدار مرجع ۰٫۲ برای تعیین زون عدم قطعیت استفاده شده است. هرچه عدد مرجع کوچکتر انتخاب شود، زون عدم قطعیت بزرگتری تشکیل خواهد شد. تعیین عدد این مقدار مرجع اختیاری است و می‌تواند هر عددی بزرگتر از صفر باشد. به عنوان مثال، در یک مطالعه موردی در خصوص مدلسازی یک متغیر رسته‌ای با چهار رخداد مختلف، یاماموتو و همکاران پس از بررسی مقادیر مرجع مختلف، مقدار ۰٫۲ را انتخاب کردند [۱۶]. لازم به ذکر است در هر مطالعه موردی این مقدار مرجع باید به صورت مستقل انتخاب شود.



شکل ۱: زون عدم قطعیت برای واریانس‌های برنولی بزرگتر از ۰٫۲۰

۳-۲- فرآیند پساپردازش

پس از انتخاب مقدار مرجع و مشخص شدن زون عدم قطعیت، برای کاهش عدم قطعیت بازنمونه‌گیری از مدل تخمین خورده و استفاده از نمونه‌های جدید برای پردازش مجدد بلوک‌هایی که عدم قطعیت بالا دارند، پیشنهاد شده

برای تخمین احتمال رخداد یک حالت تعریف شده در یک موقعیت نمونه‌برداری نشده x_0 شناخته می‌شود. رابطه آرایه شده برای تخمین احتمال در موقعیت نمونه‌برداری نشده $i_{IK}^*(x_0; k)$ بر اساس رابطه کریجینگ شاخص به صورت زیر است:

$$i_{IK}^*(x_0; k) = \sum_{\alpha=1}^n \lambda_{\alpha} i(x_{\alpha}; k) \quad (۴)$$

که در آن:

n : معرف تعداد نمونه‌ها

λ_{α} : وزن نمونه α ام است.

اوزان نمونه‌ها برای هر یک از شاخص‌ها با حل معادله کریجینگ محاسبه می‌شود. یکی از کاربردهای آرایه شده برای کریجینگ شاخص، تهیه مدل زمین‌شناسی سه بعدی است. به این صورت که برای هر موقعیت نمونه‌برداری نشده گونه محتمل k_{max} در موقعیت x_0 برابر است با گونه‌ای که بیشترین احتمال رخداد را داشته باشد [۲۵، ۱۷].

اگرچه استفاده از این روش کلاسه‌بندی بسیار متداول است ولی یکی از محدودیت‌هایی که با آن مواجه است عدم آرایه اطلاعات در خصوص عدم قطعیت مرز بین واحدهای زمین‌شناسی تخمینی است.

۲-۲- عدم قطعیت مدل زمین‌شناسی

عدم قطعیت تخمین‌های آرایه شده بر اساس روش کریجینگ شاخص را می‌توان بر اساس واریانس برنولی $S^2(x_0; k)$ به صورت زیر محاسبه کرد [۱۶]:

$$S^2(x_0; k) = i_{IK}^*(x_0; k)(1 - i_{IK}^*(x_0; k)) \quad (۵)$$

از آنجا که K رخداد مختلف ممکن است در هر نقطه اتفاق بیفتد، واریانس کل $\mu_2(x_0)$ که از حاصل جمع واریانس برنولی محاسبه شده برای هر یک از رخدادهای محاسبه می‌شود، از رابطه زیر قابل محاسبه است [۱۷]:

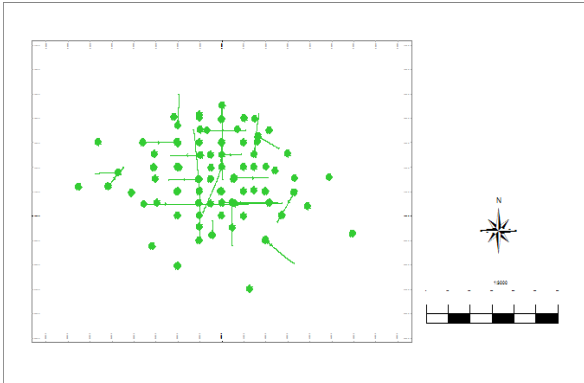
$$\mu_2(x_0) = \sum_k^K S^2(x_0; k) \quad (۶)$$

همچنین برای هر موقعیت نمونه‌برداری نشده x_0 گونه محتمل k_{max} در موقعیت x_0 برابر است با [۲۵، ۱۷]:

$$I^*(x_0; k_{max}) = \max(I^*(x_0; k), k = 1, \dots, K) \quad (۷)$$

و واریانس مرتبط با گونه محتمل برابر با حداکثر واریانس

نمونه برداشت شده است. شکل ۳ موقعیت فضایی گمانه‌ها را در کانسار مس میدوک نشان می‌دهد.



شکل ۳: موقعیت و توزیع پراکندگی گمانه‌ها در منطقه مس میدوک

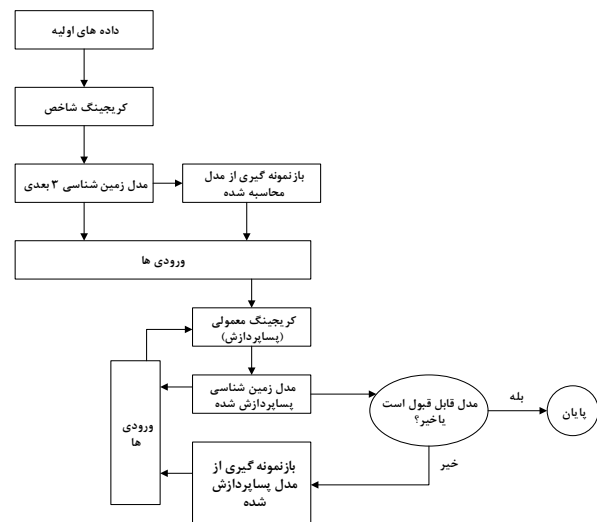
در این کانسار چهار زون کانی‌شناسی فروشت (لیچ)، اکسید، سوپرژن و هیپوژن مشاهده شده است که نسبت این زون‌ها در گمانه‌های اکتشافی در جدول ۱ ارایه شده است.

جدول ۱: نسبت زون‌ها در نمونه‌های اولیه

نوع	تعداد داده	درصد
لیچ	۱۵۲۹	۶
اکسید	۹۲۳	۳٫۶۲
سوپرژن	۵۸۵۴	۲۲٫۹۶
هیپوژن	۱۷۱۹۲	۶۷٫۴۲
جمع	۲۵۴۹۸	۱۰۰

زون مشاهده شده در هر نمونه را می‌توان به صورت یک متغیر رسته‌ای تعریف و بر اساس آن، اقدام به تعریف چهار متغیر شاخص برای زون‌های فروشت، اکسید، سوپرژن و هیپوژن کرد. بر اساس زون مشاهده شده در هر نمونه، مقدار متغیر شاخص مرتبط با آن زون برابر ۱ و برای متغیر شاخص مرتبط با سایر زون‌ها برابر صفر خواهد بود. در ادامه هر یک از متغیرهای شاخص به صورت جداگانه مورد مطالعه ساختاری قرار گرفت. از آنجا که امکان مدلسازی واریوگرام‌های شاخص جهت‌دار فراهم نبود، کلیه مطالعات ساختاری بر روی واریوگرام‌های بی‌جهت انجام شد. در شکل ۴ واریوگرام تجربی شاخص و مدل برازش یافته به آن برای هر یک از زون‌ها ارایه

است [۱۷]. گاه بسته به توزیع گمانه‌ها و ضخامت یک ساختار زمین‌شناسی خاص، درونیابی نمی‌تواند به خوبی پیوستگی ساختار را نشان دهد و به وسیله زون‌هایی از عدم قطعیت قطع می‌گردد که از آن به عنوان بلوک‌های تخصیص نیافته یاد می‌شود [۱۷]. هنگامی که این اتفاق می‌افتد تنها راه حل استفاده از اطلاعات نمونه‌ها برای بلوک‌های تخصیص نیافته با استفاده از نوع سنگ است. شکل ۲ فرآیند عملیات پس‌پردازش را نشان می‌دهد.



شکل ۲: مراحل عملیات پس‌پردازش

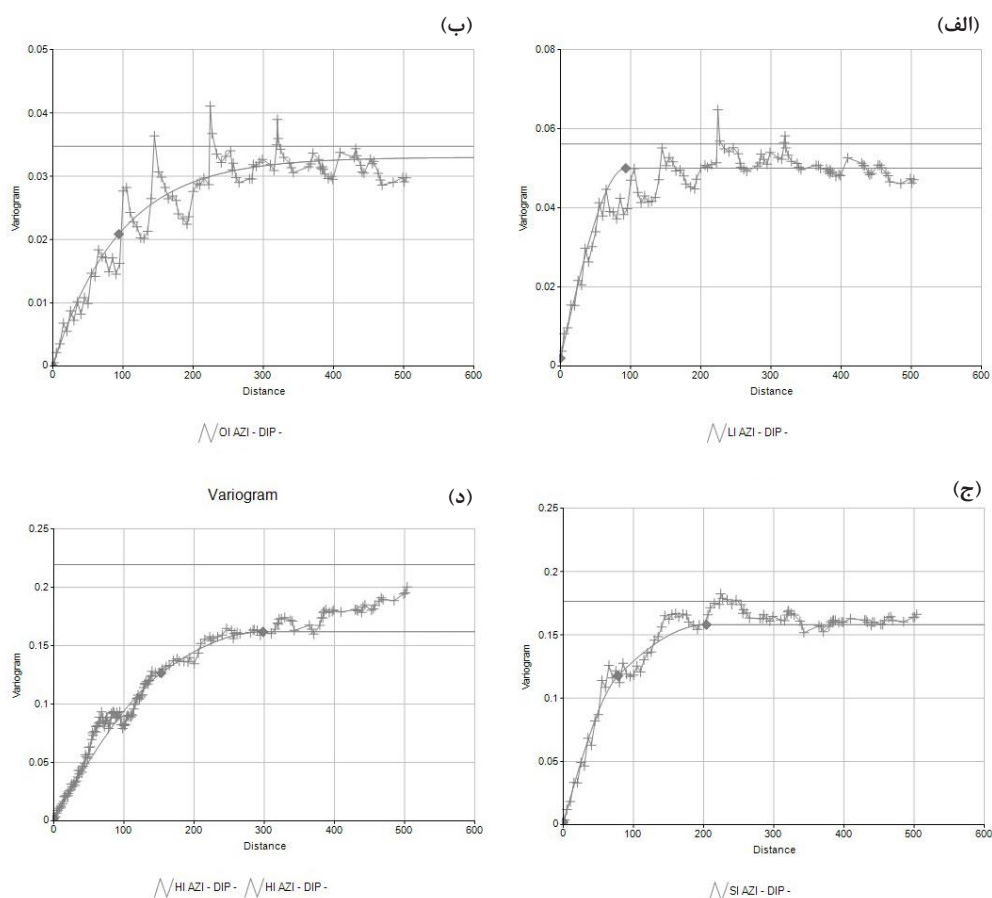
۳- مطالعه موردی

کانسار مس میدوک در جنوب شرق ایران و در فاصله حدود ۳۰ کیلومتری شمال غرب شهر بابک و ۸۵ کیلومتری معدن مس سرچشمه در استان کرمان قرار دارد. کانسار میدوک با سن میانی ائوسن در زون متالورژی نئونتیس و در کمربند ماگمایی ارومیه- دختر قرار دارد و بعد از معادن سرچشمه و مس سونگون، سومین معدن مس پورفیری فعال کشور است. شکل ماده معدنی در این کانسار به صورت توده‌ای و کانی‌های اصلی آن کالکوپیریت و کالکوسیت است. برای مجموع زون‌های کانی‌سازی این کانسار با در نظر گرفتن عیار حد ۰٫۲۵٪ ذخیره‌ای بالغ بر ۱٫۱۸ میلیارد تن با متوسط عیار ۰٫۷۸٪ برآورد گردیده است [۲۰].

در معدن مس میدوک، تعداد ۹۵ حلقه گمانه به مترای کل ۵۲۰۳۶٫۸ حفر گردیده است که تقریباً از آن تعداد ۲۵۴۸۹

همان‌طور که قبلاً نیز بدان اشاره شد برای محاسبه زون عدم قطعیت مقدار مرجع برای واریانس برنولی باید محاسبه شود زیرا انتخاب این مرجع بر روی زون عدم قطعیت تاثیرگذار است. در شکل ۵ زون‌هایی از عدم قطعیت برای مقادیر مرجع ۰٫۱۰، ۰٫۱۵، ۰٫۲۰، ۰٫۲۱، ۰٫۲۲ و ۰٫۲۳ بر روی کانسار مس میدوک در تراز افقی ۲۴۹۵۰ مورد آزمایش قرار گرفته است (در این تراز تنها دو زون سوپرژن و هیپوژن دیده شده است).

شده است. در جدول ۲ پارامترهای آماری هر یک از زون‌ها ارایه شده است. سپس بر اساس رابطه کریجینگ شاخص، احتمال رخداد هر یک از زون‌ها در مدل بلوکی سه بعدی منطقه تخمین زده شد و بر اساس رابطه ۷ محتمل‌ترین گونه در هر بلوک و احتمال متناظر با آن محاسبه شد. در نهایت بر اساس رابطه ۸ به محاسبه عدم قطعیت مدل حاصل در هر بلوک اقدام شد.



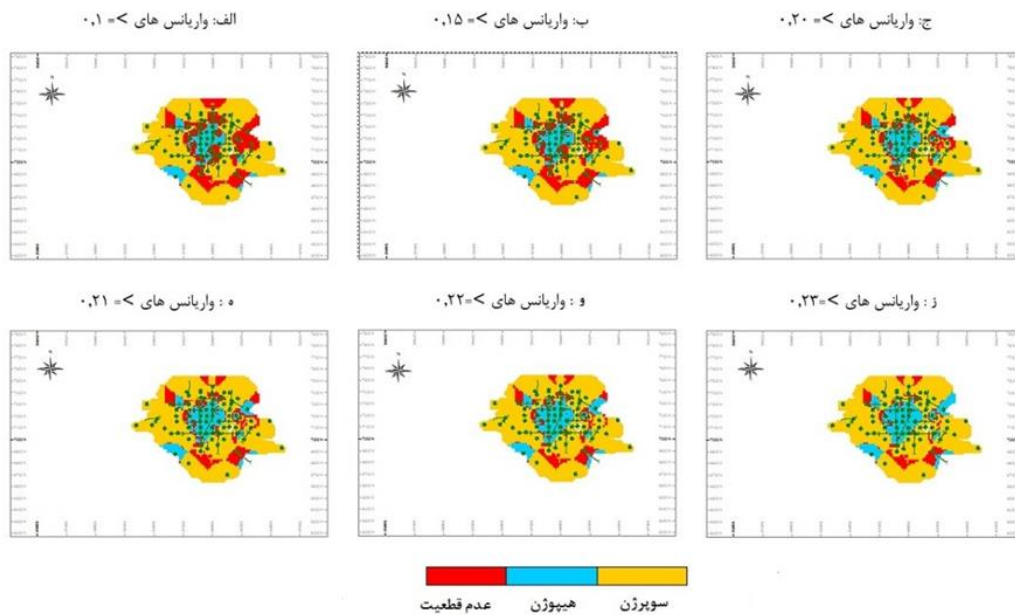
شکل ۴: واریوگرام‌های تجربی شاخص و مدل برازش شده به آنها برای زون‌های الف) لیج، ب) اکسید، ج) سوپرژن و د) هیپوژن

جدول ۲: پارامترهای واریوگرام مربوط به هر یک از زون‌ها

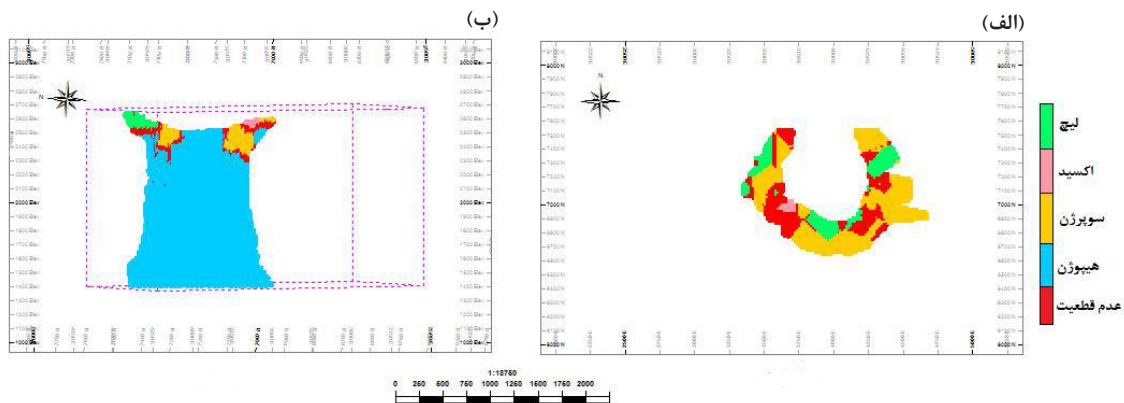
زون	تعداد ساختارها	نوع مدل	واریانس فضایی	رنج	اثر قطعه‌ای
لیج	۱	کروی	۰٫۰۴۸	۹۳	۰٫۰۰۲
اکسید	۱	نمایی	۰٫۰۳۲	۹۴	۰
سوپرژن	۲	کروی	۰٫۰۶۷	۹۴	۰٫۰۰۲
		کروی	۰٫۰۸۹	۲۰۴	
هیپوژن	۲	کروی	۰٫۰۴۱	۱۵۳	۰٫۰۰۲
		کروی	۰٫۱۱۹	۲۹۸	

شده از مدل تخمین خورده شده را نشان می‌دهد. پس از نمونه‌برداری کامل از مدل تخمین خورده، تخمین کریجینگ دوباره بر روی مدل درونیایی با استفاده از مجموعه‌ای مرکب از داده‌های اولیه و داده‌های جدید انجام می‌گیرد، همان‌طور که از شکل ۸ قسمت الف و ب برداشت می‌شود، پس از اعمال تخمین کریجینگ شاخص، هر زون به وسیله زون‌هایی از عدم قطعیت محدود شده‌اند، بنابراین برای کاهش این عدم قطعیت عملیات پساپردازش بر روی آن انجام گرفت و مشاهده شد که مدل پساپردازش شده عدم قطعیت

واریانس برنولی زون عدم قطعیت را در اطراف زون‌های حاضر به نقشه درآورده است. از آنجا که بر اساس مقدار مرجع ۰٫۲ تماس‌های زمین‌شناسی معقولی در نقشه ایجاد شده است، از این مقدار به عنوان مقدار مرجع در ادامه مطالعات استفاده شد. در شکل ۶ زون عدم قطعیت حاصل بر اساس مقدار مرجع ۰٫۲ در اطراف زون‌های کانی‌سازی کانسار مس میدوک نمایش داده شده است. سپس برای کاهش عدم قطعیت، بازنمونه‌گیری از مدل تخمین خورده پیشنهاد می‌شود. شکل ۷ طرح نمونه‌برداری



شکل ۵: محاسبه زون عدم قطعیت برای مقادیر مرجع ۰٫۲۳، ۰٫۲۲، ۰٫۲۱، ۰٫۲۰، ۰٫۱۵، ۰٫۱۰ و ۰٫۰۳



شکل ۶: محاسبه عدم قطعیت اطراف مرزهای زمین‌شناسی کانسار مس میدوک، (الف) مدل بلوکی کانسار در تراز ۲۴۹۵۰ و (ب) مدل بلوکی در آزیموت ۱۵۰٫۹۷ و شیب ۹۱٫۸

درصد کاهش یافته است.

۴- اعتبارسنجی نتایج

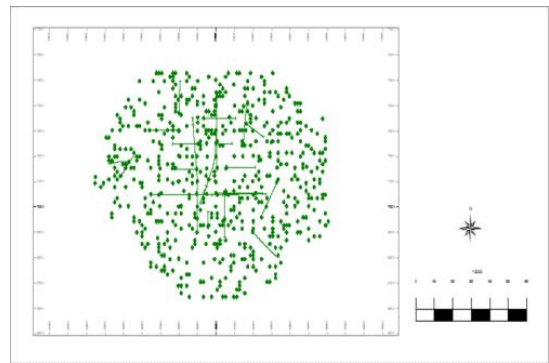
برای اعتبارسنجی نتایج از چال‌های آتشیاری شده در پله‌های استخراجی در تراز ارتفاعی ۲۸۱۰ استفاده شد. برای این منظور اقدام به تهیه مدل بلوکی بر اساس داده‌های برداشت شده از چال‌های انفجاری شد و سپس این مدل با مدل اولیه و مدل حاصل پس از مرحله پساپردازش مقایسه شد. همان‌طور که از شکل ۹ برداشت می‌شود، زون هیپوزن در مرکز پله به

کمتری نسبت به مدل اولیه دارد (شکل ۸- ج و د). اگر مدل به دست آمده باز هم دارای عدم قطعیت بالا بود می‌توان عمل بازنمونه‌گیری و پساپردازش را بارها انجام داد تا مدل نهایی به اندازه مطلوب قابل قبول گردد.

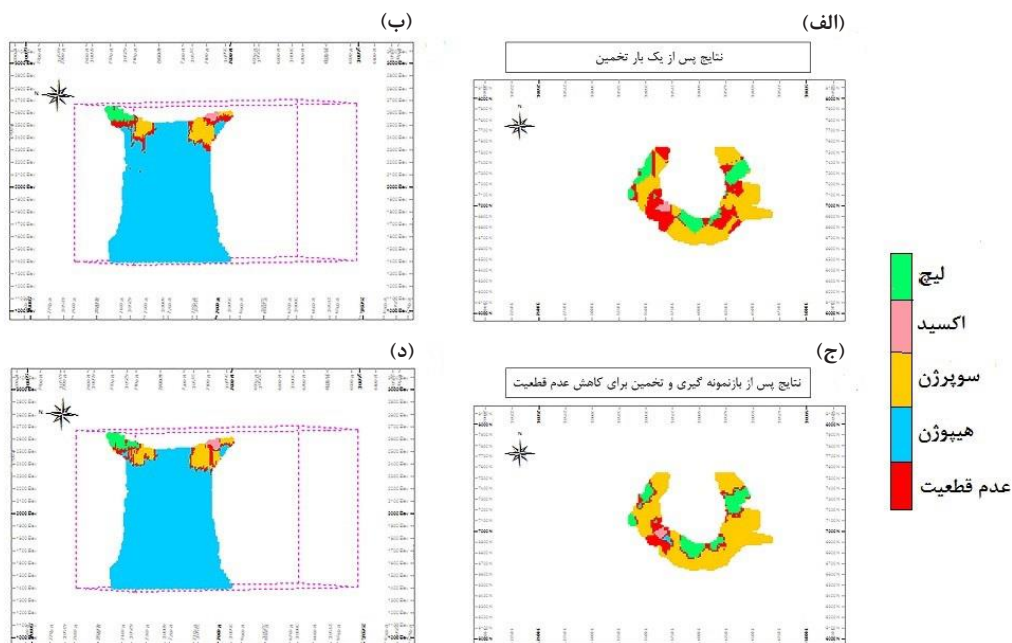
در جدول ۳، نسبت زون‌های مختلف در مدل‌های بلوکی حاصل آرایه شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود در نتیجه پساپردازش، تعداد سلول‌های اختصاص داده شده به هر زون پس از عملیات پساپردازش افزایش یافته و میزان سلول‌هایی که دارای عدم قطعیت‌اند از ۵٫۹۸ درصد به ۲٫۸۷

جدول ۳: نسبت زون‌های مختلف در مدل بلوکی حاصل

زون	مدل حاصل از کریجینگ شاخص		مدل حاصل از پساپردازش	
	تعداد	درصد	تعداد	درصد
لیج	۱۲۳۴	۰٫۶۴	۱۵۵۲	۰٫۸
اکسید	۸۳	۰٫۰۴	۱۰۰	۰٫۰۵۲
سوپرزون	۲۱۹۹۱	۱۱٫۳۶	۲۵۷۲۴	۱۳٫۲۹
هیپوزن	۱۵۸۶۶۱	۸۱٫۹۷	۱۶۰۶۱۶	۸۲٫۹۸
عدم قطعیت	۱۱۵۸۱	۵٫۹۸	۵۵۵۸	۲٫۸۷
جمع	۱۹۳۵۵۰	۱۰۰	۱۹۳۵۵۰	۱۰۰



شکل ۷: طرح نمونه‌برداری از مدل تخمین خورده به همراه نمونه‌های اولیه



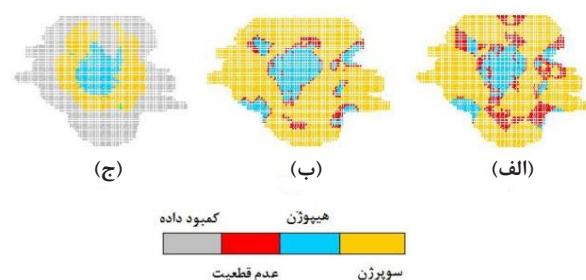
شکل ۸: نتایج حاصل از فرآیند پساپردازش با استفاده از روش کریجینگ شاخص

گسترده‌تر از واقعیت است اما زون هیپوژن در مرکز پله به خوبی تشکیل شده است و همچنین زون سوپرژن در اطراف زون هیپوژن ایجاد شده است.

۶- مراجع

- [1] Houlding, S. (1994). "3D geoscience modeling: computer techniques for geological characterization". Springer-Verlag, pp. 309.
- [2] Mallet, J. L. (2002). "Geomodeling". Oxford University Press, pp. 600.
- [3] Wu, Q., Xu, H., and Zou, X. (2005). "An effective method for 3D geological modeling with multi-source data integration". Computers & Geosciences, 31(1): 35-43.
- [4] Emery, X. (2007). "Simulation of geological domains using the plurigaussian model: New developments and computer programs". Computers & Geosciences, 33(9): 1189-1201.
- [5] Kaufmann, O., and Martin, T. (2008). "3D geological modelling from boreholes, cross-sections and geological maps, application over former natural gas storages in coal mines". Computers & Geosciences, 34(3): 278-290.
- [6] Gallerini, G., and De Donatis, M. (2009). "3D modeling using geognostic data: The case of the low valley of Foglia river (Italy)". Computers & Geosciences, 35(1): 146-164.
- [7] Calcagno, P., Chilès, J. P., Courrioux, G., and Guillen, A. (2008). "Geological modelling from field data and geological knowledge: Part I. Modelling method coupling 3D potential-field interpolation and geological rules". Physics of the Earth and Planetary Interiors, 171(1): 147-157.
- [8] Zhong, D. H., Li, M., Song, L., and Wang, G. (2006). "Enhanced NURBS modeling and visualization for large 3D geoenvironmental applications: An example from the Jinping first-level hydropower engineering project, China". Computers & Geosciences, 32(9): 1270-1282.
- [9] Longoni, M., Malossi, A., Quarteroni, A., Villa, A., and Ruffo, P. (2011). "An ALE-based numerical technique for modeling sedimentary basin evolution featuring layer deformations and faults". Journal of Computational Physics, 230(8): 3230-3248.
- [10] Perrin, M., Zhu, B., Rainaud, J., and Schneider, S. (2005). "Knowledge-driven applications for geological modeling". Journal of Petroleum Science and

خوبی و همچنین زون سوپرژن اطراف زون هیپوژن ایجاد شده است. از طرفی هم به خوبی می‌توان مشاهده کرد که استفاده از داده‌های بیشتر در کاهش عدم قطعیت پس از پس‌پردازش موثر بوده است. لازم به ذکر است که به دلیل اینکه چال‌های انفجاری از تمام بخش‌های این پله در دسترس نیست، مدل حاصل بر اساس چال‌های انفجاری، زون زمین‌شناسی در بلوک‌های حاشیه‌ای مدل‌سازی نشده‌اند.



شکل ۹: اعتبارسنجی نتایج، الف)، مدل بلوکی حاصل از نتیجه کریجینگ شاخص، ب) مدل بلوکی حاصل از نتیجه کریجینگ شاخص پس از عملیات پس‌پردازش، ج) مدل حاصل از پله‌های استخراجی در تراز ارتفاعی ۲۸۱۰

۵- نتیجه‌گیری

مدل‌های زمین‌شناسی سه بعدی که از تعداد کمی گمانه ایجاد شده‌اند می‌توانند از طریق بازنمونه‌گیری و عملیات پس‌پردازش بهبود یابند. از آنجا که استفاده از داده‌های اضافی هزینه‌بر است می‌توان از این روش برای کاهش عدم قطعیت استفاده کرد.

با انجام عملیات پس‌پردازش بر روی مدل بلوکی به دست آمده برای کاهش عدم قطعیت و همچنین مقایسه‌های انجام گرفته می‌توان گفت:

۱- عملیات پس‌پردازش در روش کریجینگ شاخص باعث کاهش درصد خطای مدل زمین‌شناسی گردید و درصد بلوک‌های دارای عدم قطعیت، نشان‌دهنده خطای بین نسبت داده‌های اولیه و مدل زمین‌شناسی پس‌پردازش شده است به گونه‌ای که میزان خطا از ۵٫۹۸ درصد به ۲٫۸۷ درصد کاهش پیدا کرد.

۲- در ارتباط با مقایسه بین زون‌های جدا شده به روش کریجینگ شاخص با زون‌های موجود در آتشیاری معدن می‌توان گفت، اگرچه گسترش زون سوپرژن در اطراف کمی

- [18] Soltani, S., and Safa, M. (2015). "Optimally locating additional drill holes to increase the accuracy of ore/waste classification". Mining Technology, 124(4): 213-221.
- [19] Yamamoto, J. K., et al., (2015). "Post-processing of sequential indicator simulation realizations for modeling geologic bodies". Computational Geosciences, 19(1): 257-266.
- [۲۰] میراسمعیلی، ن.، محمدتراب، ف.؛ ۱۳۹۶؛ "مقایسه روش کریجینگ شاخص رسته ای با روش های سنتی در مدل سازی و تفکیک زون های کانی سازی و دگرسانی در معدن مس میدوک". نشریه علمی مهندسی معدن، دوره دوازدهم، شماره ۳۵، ص ۱۳۹-۱۲۷.
- [21] Soares, A. (2006). "Geoestatística para as Ciências da Terra e do Ambiente (Geostatistics for Earth Sciences and Environment)". Coleção Ensino da Ciência e da Tecnologia, Lisboa, IST Press, 2nd ed, pp. 214.
- [22] Deutsch, C. V. (2006). "A sequential indicator simulation program for categorical variables with point and block data: BlockSIS". Computers & Geosciences, 32(10): 1669-1681.
- [23] Leuangthong, O., Khan, K. D., and Deutsch, C. V. (2011). "Solved problems in geostatistics". John Wiley & Sons, pp. 208.
- [24] Journel, A. G. (1983). "Nonparametric estimation of spatial distributions". Journal of the International Association for Mathematical Geology, 15(3): 445-468.
- [25] Teng, Y., and Koike, K. (2007). "Three-dimensional imaging of a geothermal system using temperature and geological models derived from a well-log dataset". Geothermics, 36(6): 518-538.
- Engineering, 47(1): 89-104.
- [11] Wellmann, J. F., Horowitz, F. G., and Regenauer-Lieb, K. (2011). "Towards a quantification of uncertainties in 3-D geological models". In IAMG 2011 Conference "Mathematical Geosciences at the Crossroads of Theory and Practice", Salzburg, Austria, 745-758.
- [12] Wellmann, J. F., Horowitz, F. G., Schill, E., and Regenauer-Lieb, K. (2010). "Towards incorporating uncertainty of structural data in 3D geological inversion". Tectonophysics, 490(3-4): 141-151.
- [13] Hou, W., Cui, C., Yang, L., Yang, Q., and Clarke, K. (2019). "Entropy-based weighting in one-dimensional multiple errors analysis of geological contacts to model geological structure". Mathematical Geosciences, 51(1): 29-51.
- [14] Wellmann, J. F., and Regenauer-Lieb, K. (2012). "Uncertainties have a meaning: Information entropy as a quality measure for 3-D geological models". Tectonophysics, 526: 207-216.
- [15] Silva, D., and Deutsch, C. (2012). "Distance function based on multiple modeling rocks: methodology and software". Paper 307, CCG Annual Report 14, Edmonton, Canada, pp. 8.
- [16] Yamamoto, J. K., Mao, X. M., Koike, K., Crosta, A. P., Landim, P. M. B., Hu, H. Z., Wang, C. Y., and Yao, L. Q. (2012). "Mapping an uncertainty zone between interpolated types of a categorical variable". Computers & Geosciences, 40: 146-152.
- [17] Yamamoto, J. K., Koike, K., Kikuda, A. T., Campanha, G. A. C., and Correia, A. E. (2014). "Post-processing for uncertainty reduction in computed 3D geological models". Tectonophysics, 633: 232-245.



Reducing the Geological Model Uncertainty in Miduk Copper Deposit by Post-processing

Aghae Z.¹, Soltani-Mohammadi S.^{2*}, Dehghani M.³

1- Ph.D Student, Dept. of Mining Engineering, University of Kashan, Kashan, Iran
aghai.zahra1991@gmail.com

2- Associate Professor, Dept. of Mining Engineering, University of Kashan, Kashan, Iran
saedsoltani@kashanu.ac.ir

3- M.Sc, Copper Complex Shahrebaback, Kerman, Iran
mdjavazm@yahoo.com

(Received: 15 Jun. 2019, Accepted: 11 Feb. 2021)

Abstract: Geostatistical modeling, in recent years, has been widely and increasingly used in analyzing underground structures. Using the combination of uncertainty reduction techniques and modeling processes could increase the identification accuracy of underground structure models. In this study, Indicator Kriging (IK) method is employed to model four geological units comprising leached, oxidized, supergene and hypogene zones. The aforementioned units are all located within Miduk Copper Deposit. To evaluate the uncertainty index based on the modelled geological structure, Bernoulli variance is employed. In order to reduce the uncertainty amount of the executed geological model, post-processing procedure is performed using resampling of the interpolated model. This procedure is reiterated as many times as possible until a geological model with an acceptable uncertainty amount is acquired. At the final step, blast holes data is used in order for the validation of the results. The yielded results indicate that the amount of uncertainty dropped from 5.87% to 2.98% after implementing the post-processing procedure.

Keywords: Indicator Kriging, Uncertainty, Post-processing, Miduk Copper Deposit.

INTRODUCTION

Nowadays three-dimensional geological models are utilized increasingly, enabling us to gain a widened understanding of the geological structures and helping us make better management decisions, the importance of which is by no means negligible [1,2]. Due to the limited number of boreholes and the lack of sufficient information, three-dimensional models are made with uncertainty [3-5]. Geostatistical methods are able to model geological units and their related uncertainties. Many different methods Such as information entropy [5,6], distance function [7] and interpolation variance [8] based on the results of geostatistical simulation and indicator Kriging have been proposed to measure uncertainties. In this paper, Bernoulli variance has been used to reduce the uncertainty [9].

For this purpose, in the first stage, the geological units of Miduk copper deposit were modeled using



indicator kriging and then the uncertainty was calculated according to Bernoulli variance. In the second stage, the post-processing was performed using a comprehensive sampling of the estimated model, and the kriging process was performed again according to the new samples. The post-processing was repeated until an acceptable final model was achieved.

METHODS

Indicator kriging was first proposed by Journel 1995 and is a common approach for estimating a probability at an unsampled location x_0 as follows [10]:

$$i_{IK}^*(x_0; k) = \sum_{\alpha=1}^n \lambda_{\alpha} i(x_{\alpha}; k) \quad (1)$$

where n represents number of samples and λ_{α} indicator kriging weight of α^{th} sample. Because we have K types, the weights $\{\lambda_{\alpha}, \alpha = 1, n\}$ are calculated k times based on k variogram models.

Uncertainty of geological model

The uncertainty that is associated with the estimated proportion 1 is given by the Bernoulli variance as follows [8]:

$$S^2(x_0; k) = i_{IK}^*(x_0; k)(1 - i_{IK}^*(x_0; k)) \quad (2)$$

The expression 2 gives the uncertainty associated with the k^{th} estimated proportion $i_{IK}^*(x_0; k)$. Since we have K types, the total variance at an unsampled location x_0 can be computed by coefficient of unalike ability [9]:

$$\mu_2(x_0) = \sum_k^K S^2(x_0; k) \quad (3)$$

The most likely type is associated with the maximum proportion $I^*(x_0; k_{max})$ [9,11]:

$$I^*(x_0; k_{max}) = \max(I^*(x_0; k), k = 1, \dots, K) \quad (4)$$

The uncertainty for the most likely types is [9]:

$$S_0^2(x_0; k_{max}) = I^*(x_0; k_{max})(1 - I^*(x_0; k_{max})) \quad (5)$$

After calculating the variance associated with the probabilistic type, we can use the acquired variance to map a zone of uncertainty between the interpolated classes of a categorical variable. One of the suggestions for uncertainty zone delineation is to define a reference value (a limit value for Bernoulli variance) [8].

Post-processing

After selecting the reference value and determining the uncertainty zone and in order to reduce the uncertainty, it is suggested to perform resampling of the estimated model and use new samples to reprocess the blocks with high uncertainty [9].

RESULTS AND DISCUSSIONS

Four geological units leached, oxide, supergene and hypogene zones have been investigated in Miduk copper deposit, Iran. Based on the indicator kriging, the probability of occurrence of each zone in the three-dimensional block model was estimated and based on expression (4), the most probable type in each block and its corresponding probability were calculated. Then, based on the expression (5), the uncertainty for the most likely type was calculated. Subsequently, in order to reduce the uncertainty, it is suggested to conduct

resampling of the estimated model. After the completion of the sampling of the estimated model, Kriging estimation was performed again on the interpolated model.

Table 1. The ratio of different zones in the resulting block model

ZONE	Before post processing		After post-processing	
	%	NUM	%	NUM
Leach	0.64	1234	0.8	1552
Oxide	0.04	83	0.052	100
supergene	11.36	21991	13.29	25724
hypogene	81.97	158661	82.98	160616
Uncertainty	5.98	11581	2.87	5558
Total	100	193550	100	193550

CONCLUSIONS

By performing post-processing on the obtained block model for reducing the uncertainty, it can be said that post-processing procedures decreases the percentage error of geological model. Finally, the percentage of uncertain blocks represents the percentage error between the proportions of the sample data and those of the post-processed geological model.

REFERENCES

- [1] Houlding, S. (1994). *“3D Geoscience Modeling: Computer Techniques for Geological Characterization”*. Springer-Verlag, pp. 309.
- [2] Mallet, J. L. (2002). *“Geomodeling”*. Oxford University Press, pp. 600.
- [3] Calcagno, P., Chilès, J. P., Courrioux, G., and Guillen, A. (2008). *“Geological modelling from field data and geological knowledge: Part I. Modelling method coupling 3D potential-field interpolation and geological rules”*. Physics of the Earth and Planetary Interiors, 171(1): 147-157.
- [4] Wellmann, J. F., Horowitz, F. G., and Regenauer-Lieb, K. (2011). *“Towards a quantification of uncertainties in 3-D geological models”*. In IAMG 2011 Conference “Mathematical Geosciences at the Crossroads of Theory and Practice”, Salzburg, Austria, 745-758.
- [5] Wellmann, J. F., Horowitz, F. G., Schill, E., and Regenauer-Lieb, K. (2010). *“Towards incorporating uncertainty of structural data in 3D geological inversion”*. Tectonophysics, 490(3-4): 141-151.
- [6] Wellmann, J. F., and Regenauer-Lieb, K. (2012). *“Uncertainties have a meaning: Information entropy as a quality measure for 3D geological models”*. Tectonophysics, 526: 207-216.
- [7] Silva, D., and Deutsch, C. (2012). *“Distance function based on multiple modeling rocks: methodology and software”*. Paper 307, CCG Annual Report 14, Edmonton, Canada, pp. 8.
- [8] Yamamoto, J. K., Mao, X. M., Koike, K., Crosta, A. P., Landim, P. M. B., Hu, H. Z., Wang, C. Y., and Yao, L. Q. (2012). *“Mapping an uncertainty zone between interpolated types of a categorical variable”*. Computers & Geosciences, 40: 146-152.
- [9] Yamamoto, J. K., Koike, K., Kikuda, A. T., Campanha, G. A. C., and Correia, A. E. (2014). *“Post-processing for uncertainty reduction in computed 3D geological models”*. Tectonophysics, 633: 232-245.
- [10] Journel, A. G. (1983). *“Nonparametric estimation of spatial distributions”*. Journal of the International Association for Mathematical Geology, 15(3): 445-468.
- [11] Teng, Y., and Koike, K. (2007). *“Three-dimensional imaging of a geothermal system using temperature and geological models derived from a well-log dataset”*. Geothermics, 36(6): 518-538.