



فصلنامه علوم محیطی، دوره هجدهم، شماره ۱، بهار ۱۳۹۹

۱۶۵-۱۸۶

## پهنه‌بندی و ارزیابی عدم قطعیت ریسک آلودگی فلزهای سنگین منابع آب سطحی معدن مس با تحلیل بیزین و شبیه‌سازی گوسی متوالی

اکرم سیفی\* و حسین ریاحی مدوار

گروه علوم و مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه ولیعصر (عج) رفسنجان، رفسنجان، ایران

تاریخ دریافت: ۱۳۹۷/۰۶/۱۰ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۸/۱۲/۲۵

سیفی، ا. و ح. ریاحی مدوار. ۱۳۹۹. پهنه‌بندی و ارزیابی عدم قطعیت ریسک آلودگی فلزهای سنگین منابع آب سطحی معدن مس با تحلیل بیزین و شبیه‌سازی گوسی متوالی. فصلنامه علوم محیطی. ۱۸(۱): ۱۶۵-۱۸۶.

**سابقه و هدف:** فعالیت‌های صنعتی و کشاورزی و در نتیجه عنصرهای سنگین و سمی حاصل از آن‌ها به‌شدت کیفیت آب‌ها، سلامت عمومی و محیط زیست را تهدید می‌کنند. بنابراین تعیین مناطق تحت تأثیر عناصر سنگین و بررسی ریسک آلودگی و عدم قطعیت‌های مکانی آب‌های سطحی به‌عنوان موضوعی مهم و حساس مطرح است که کمتر به آن پرداخته شده است. هدف اصلی تحقیق حاضر، ترکیب روش‌های شبکه‌های بیزین و تکنیک‌های شبیه‌سازی متوالی گوسی بمنظور ارزیابی خطر آلودگی فلزهای سنگین و عنصرهای سمی در آب‌های سطحی منطقه مس سرچشمه است.

**مواد و روش‌ها:** در این مقاله، از ۹۲۴ نمونه آب مربوط به ۸۲ نقطه از سه منطقه متفاوت شامل زه‌آب‌های سطحی رودخانه شور، سدهای رسوبگیر و سایت اصلی معدنکاری منطقه مس سرچشمه و ۹ عنصر سنگین استفاده و نقشه‌های پهنه‌بندی عدم قطعیت ریسک تهیه شد. اطلاعات براساس استاندارد سازمان حفاظت محیط زیست در دو کلاس خطر کم و زیاد طبقه‌بندی شدند. از تحلیل بیزین و الگوریتم‌های یادگیری بیزین برای تحلیل و بررسی ویژگی‌های همبستگی عناصر سنگین و استخراج وزن‌های بیزین استفاده شد. براساس ساختار به‌دست آمده از شبکه بیزین، عناصر کلیدی آلودگی منطقه مورد مطالعه انتخاب شدند. برای این ۳ عنصر، احتمال شرطی به هر نقطه اختصاص داده شد و سنج ریسک بیزین (BRI) به‌عنوان نرخ خطی وزن‌دهی کلاس‌های ریسک، محاسبه شد. در نهایت مدل‌سازی زمین‌آمار و روش شبیه‌سازی متوالی گوسی (SGS) برای تولید نقشه‌های ریسک آلودگی بر مبنای سنج BRI و نقشه انحراف استاندارد سنج ریسک بیزین در آنالیز عدم قطعیت ریسک در شبیه‌سازی متوالی گوسی به‌کار برده شد.

**نتایج و بحث:** براساس نتایج تحلیل بیزین سه عنصر روی، آهن و مولیبدن به‌عنوان ویژگی‌های اساسی و کلیدی در تعیین و پیش‌بینی ریسک آلودگی زون‌های مورد مطالعه تشخیص داده شدند که متعلق به ساختار اصلی شبکه بیزین با الگوریتم درختی تعیین حداکثر وزن (MWSt) بودند. نتایج نشان دادند که بیشترین ریسک آلودگی در منطقه‌های سایت اصلی معدنکاری و در سد رسوب‌گیر وجود دارد. براساس نتایج حاصله از مؤلفه‌های  $BRI_{Fe}$  و  $BRI_{Mo}$ ،  $BRI_{Zn}$ ، قسمت‌هایی از مناطق جنوبی و شمالی واقع در زون شماره ۱ (سایت اصلی معدنکاری) و بیشتر نقاط زون شماره ۳ (سد رسوب‌گیر) شامل مناطق غربی، مرکزی و جنوبی، ریسک زیاد آلودگی دارند که باید تمهیدهای لازم برای رفع مشکل آلودگی منبع‌های آب در این مناطق اندیشیده شود. نتایج در زون شماره ۲ (زه‌آب جاری در رودخانه شور) ریسک آلودگی کمی

\*Corresponding Author. Email Address: a.seifi@vru.ac.ir

را نشان دادند. بنابر نتایج، به‌طور متوسط به‌ترتیب ۱۹ و ۲۲ درصد مساحت زون‌ها در کلاس‌های ریسک خطر آلودگی زیاد و کم قرار گرفتند. نقشه پهنه‌های حاصل از ریسک و غلظت فلزهای سنگین نشان‌دهنده انحراف معیار زیاد و تغییرات وسیع در محدوده مجتمع مس و سد رسوب‌گیر و بیانگر عدم قطعیت مکانی زیاد ریسک توزیع آلودگی فلزهای سنگین در منبع‌های آب سطحی حوزه مورد مطالعه است. نتایج تحلیل عدم قطعیت، انتقال فلزها از محل مجتمع مس و تجمع آن‌ها در سد را نشان می‌دهد و نیاز به پایش و تصفیه فلزهای سنگین از زه‌آب تولیدی شرکت مس و لزوم دستیابی بهتر فلزهای جانبی از زه‌آب مس را ایجاب می‌نماید.

**نتیجه‌گیری:** بنابر نتایج، آلودگی عنصرهای سنگین و سمی در منبع‌های آب منطقه مس سرچشمه و جریان‌های پایین دست آن بالاست که سبب نفوذ آلاینده‌ها به منبع‌های آب زیرزمینی دشت رفسنجان می‌شود. این وضعیت نشان‌دهنده فقدان تصفیه مناسب فلزهای سنگین در فرآیندهای مجتمع مس سرچشمه است.

**واژه‌های کلیدی:** زمین‌آمار، سامانه اطلاعات جغرافیایی، شبیه‌سازی گوسین متوالی، عدم قطعیت مکانی، کلاس ریسک، معدن مس سرچشمه، نیم‌تغییرنما.

## مقدمه

در سال‌های اخیر، بمنظور جمع‌آوری و یکپارچه‌سازی اطلاعات برای تصمیم‌گیری مناسب، سیستم‌های پشتیبانی تصمیم<sup>۱</sup> در سطح وسیعی از علوم گسترش یافته است. مدل شبکه تصمیم‌گیری بیزین<sup>۲</sup> یکی از انواع مختلف سیستم‌های پشتیبانی تصمیم است (Davies and Hope, 2015). روش شبکه بیزی توسط ریاضیدانی به نام توماس بیز که بر روی نظریه احتمالات کار می‌کرد، نامگذاری شده است. مجموعه تلاش‌های بیز منجر به بیان قوانینی به نام قوانین بیزی گردید (Tabatabaei and Dashtizadeh, 2008). در دو دهه اخیر، توسعه شبکه‌های بیزین به‌طور چشمگیری افزایش یافته است. از شبکه‌های بیزین برای یکپارچه‌سازی داده‌ها، تحلیل ترسیمی و ساده‌سازی مسئله‌ها به‌طور گسترده استفاده می‌شود (Albuquerque *et al.*, 2017). شبکه‌های بیزین دارای مزیت‌های زیادی همچون پیش‌بینی‌های مناسب با تعداد داده کم، استفاده از اطلاعات اولیه راجع به موضوع مورد نظر و ترکیب آن‌ها با داده‌های جدید، ترکیب اطلاعات با درجه دقت و منبع‌های مختلف و نظریات کارشناسی، توانایی بالا در نمایش تصویری متغیرها و روابط بین آن‌ها، محاسبه راحت عدم قطعیت و در نتیجه دسترسی به نرم‌افزارهای متعدد مناسب می‌باشند (Mohajerani *et al.*, 2009; Nikoo and Kerachian, 2009; Roozbahani *et al.*, 2013). شناسایی عوامل مؤثر بر آلودگی منبع‌های آب اطراف معدن‌ها و رتبه‌بندی آن‌ها و همچنین بررسی ارتباط بین متغیرهای کیفی، اهمیت ویژه‌ای در کنترل و پایش محیط

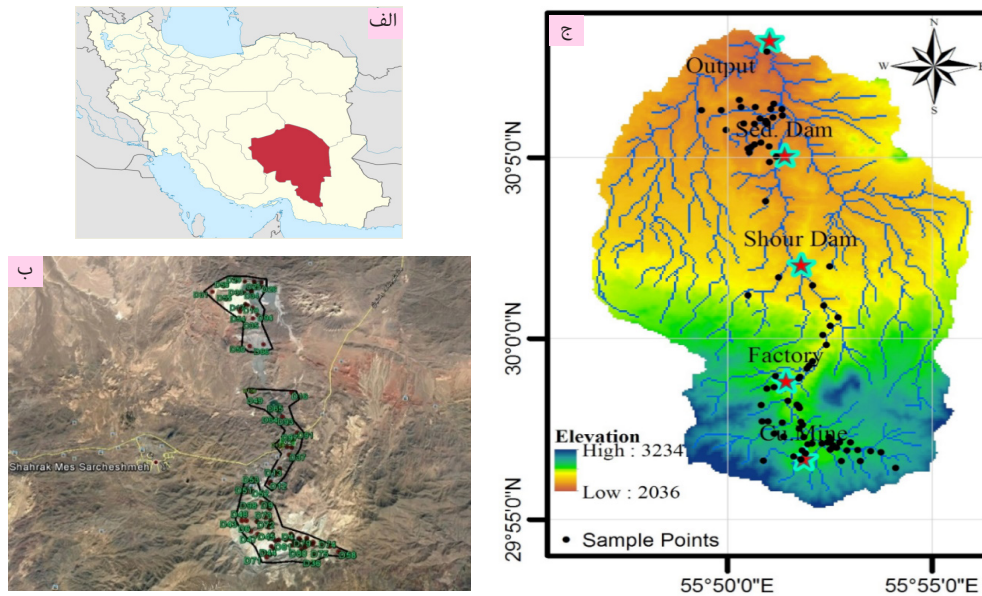
رشد مراکز صنعتی، شهرنشینی و کشاورزی سبب گسترش فعالیت‌های انسانی و ورود آلودگی‌ها به منبع‌های آب سطحی و زیرسطحی شده است. منبع‌های آب به یکی از دریافت‌کننده‌های پساب‌های صنعتی، کشاورزی و شهری تبدیل شده‌اند. فلزهای سنگین بخش مهمی از آلاینده‌های منبع‌های آب در مناطق معدنی را تشکیل می‌دهند که وجود آن‌ها می‌تواند آسیب‌های زیادی را به انسان و محیط زیست وارد آورد (Shariatpanahi, 1992). از این نظر، بررسی وضعیت آلودگی زه‌آب‌ها و ریسک خطر آن‌ها در مناطق معدن‌کاری و صنعتی امری ضروری است. محققان مختلف تأثیر فعالیت‌های معدنی بر آلودگی منبع‌های آب سطحی و زیرزمینی اطراف معادن را بررسی نموده‌اند (Mimba *et al.*, 2017; Lyu *et al.*, 2018; Rakotondra *et al.*, 2019; Qiao *et al.*, 2019). بنابر نتایج تحقیق Qiao *et al.* (2019) فلزهایی همچون مس، سرب، روی، آهن و آلومینیوم از مهمترین آلاینده‌ها در مناطق معدنی تبت در چین بودند. در زه‌آب‌ها و آب‌های سطحی منطقه مس سرچشمه، غلظت بالای فلزهای سنگین و عنصرهای سمی با منشأ زمین‌شناختی و فعالیت‌های معدن‌کاری، یکی از چالش‌های محیط زیستی منطقه محسوب می‌شود (Khorasanipour *et al.*, 2011; Keshavarzi *et al.*, 2013; Khorasanipour and Eslami, 2014; Malakooti *et al.*, 2015).

بمنظور ارزیابی ریسک آلودگی رادیواکتیو ناشی از دفن زباله‌های هسته‌ای، از شبکه بی‌زی و الگوریتم وزن‌دهی احتمالاتی در توسعه ساختار شبکه بی‌زی استفاده کردند. (Yet *et al.*, 2016) با استفاده از مدل‌سازی شبکه بی‌زی به تحلیل ریسک پروژه‌های کشاورزی پرداختند. (Rahman *et al.*, 2016) از شبکه بی‌زی بمنظور ارزیابی سطح شوری آب تصفیه شده و تحلیل فرآیند تجمع نمک براساس عدم قطعیت متغیرهای مرتبط، استفاده کردند. در ایران نیز در رابطه با ارزیابی ریسک‌های محیط زیستی، تحقیق‌های مختلفی انجام شده است (Hesar *et al.*, 2012; Anbari and Tabesh, 2016;) (Ghorbani and Dehghani, 2017). با این حال مدل‌سازی عدم قطعیت ریسک بی‌زی آلودگی فلزهای سنگین کمتر مورد بررسی قرار گرفته است که ضرورت مطالعه‌ی حاضر در منطقه مس سرچشمه را مشهود می‌سازد.

روش‌های زمین‌آماري مبتنی بر تئوری متغیرهای منطقه‌ای است که بیانگر ویژگی‌های ساختاری و مکانی متغیرها در یک منطقه می‌باشد (Journel and Huijbregts, 1978). در این روش، از برآورد و مدل‌سازی نیم‌تغییرنماهای تجربی بمنظور کمی‌سازی تغییرات مکانی متغیرهای تصادفی استفاده می‌شود (Antunes and Albuquerque, 2013). برای تعیین نواحی با ریسک بالا و پایین و ارزیابی دقیق ریسک، لازم است تا مقادیر ریسک گره‌های یک شبکه منظم میان‌یابی شود. در این صورت، استفاده از مدل پیش‌بینی مناسب برای مدیریت پایدار محیط زیست لازم خواهد بود (Albuquerque *et al.*, 2017). بررسی مطالعات پیشین (Ali *et al.*, 2018; Ersoy and Yünsel, 2019; Yünsel, 2019) نشان می‌دهد که استفاده همزمان از شبکه‌های بی‌زی<sup>۳</sup> و شبیه‌سازی گوسی متوالی<sup>۴</sup> در تحلیل عدم قطعیت و بررسی توزیع مکانی ریسک آلودگی فلزهای سنگین در منبع‌های آب سطحی تاکنون صورت نگرفته است که لزوم انجام تحقیق حاضر را نشان می‌دهد. از طرف دیگر حساسیت منبع‌های آب سطحی منطقه مس سرچشمه در یک منطقه کویری و کم آب به آلودگی‌های معدنی و صنعتی جنبه دیگری از اهمیت کاربردی مطالعه حاضر را نشان می‌دهد. با توجه

زیستی فعالیت‌های معدنی دارد (Lyu *et al.*, 2018) که با تحلیل ریسک بی‌زی می‌توان این عوامل مؤثر را شناسایی نمود (Taherion *et al.*, 2016). در این زمینه می‌توان به پژوهش‌های (Sahoo *et al.*, Taherion *et al.*, 2016)، (Cocârță *et al.*, 2017)، (Wen *et al.*, 2018) و (Graham *et al.*, 2019) اشاره نمود. با وجود مطالعاتی که در زمینه آلودگی آب‌های سطحی صورت گرفته است (Giri and Singh, 2014; Mehrabi *et al.*, 2015;) (Tiwari *et al.*, 2016; Seifi and Riahi, 2017) ولی مسئله ریسک بی‌زی و عدم قطعیت مکانی ریسک آلودگی منبع‌های آب کمتر مورد توجه بوده است. ریسک، شامل احتمال وقوع یک خطر و در نتیجه از دست رفتن جان، سلامتی و مال در یک حادثه، در منطقه‌ای خاص و در زمان معین است. بنابراین زمانی که احتمال وقوع یک خطر یا شدت پیامد خطر افزایش یابد، ریسک نیز افزایش می‌یابد (Taheriyoun *et al.*, 2016). نقشه‌های ریسک برای تشخیص الگوهای مکانی مانند توزیع غلظت آلودگی، ارزیابی آسیب‌پذیری مناطق و در نتیجه تصمیم‌گیری و سیاست‌گذاری‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد (Lahr and Kooistra, 2010;) (Davies and Hope, 2015; Gerstenberger *et al.*, 2015; Li *et al.*, 2015; Wu *et al.*, 2016). در تحقیق (Bien *et al.*, 2005) از ابزار ارزیابی ریسک و سنج سلامت برای ترسیم احتمال زمانی - مکانی بروز سرطان در منطقه‌ای شامل خاک‌های آلوده به بنزن استفاده کردند. (Chiou, 2008) ریسک ناشی از تجمع فلزهای سنگین در اثر استفاده از پساب تصفیه شده به آب‌های سطحی، ماهی و انسان را مورد بررسی قرار داد.

استفاده از شبکه‌های بی‌زی برای ارزیابی ریسک‌های اکولوژیکی یا مدیریت منابع طبیعی در تحقیق‌های متعددی گزارش شده است (McDonald *et al.*, 2015; Nolan *et al.*, 2015;) (Phan *et al.*, 2016; Taherion *et al.*, 2016). در پژوهش (Pollini *et al.*, 2007) با استفاده از شبکه بی‌زی، ریسک اکولوژی مورد ارزیابی قرار گرفت و چگونگی تلفیق داده‌ها، استفاده از داده‌ها و نظرات کارشناسی به‌عنوان ورودی به شبکه بی‌زی تشریح شد. (Lee and Jai Le, 2006)



شکل ۱- الف) موقعیت جغرافیایی معدن مس سرچشمه، ب) توزیع مکانی نقاط نمونه‌گیری آب و زون‌های فعالیت‌های معدن و ج) شبکه آبراهه و موقعیت نمونه‌های آب‌های سطحی در حوزه

**Fig. 1- A) Location of the copper mine, B) spatial distribution of the collected samples and the activity zones of Sarcheshmeh, and C) drainage network with the location of surface water samples in the watershed**

از مهمترین منطقه‌های صنعتی در کشور و در استان کرمان می‌باشد. معدن مس سرچشمه در ۱۶۰ کیلومتری جنوب‌غرب شهرستان کرمان، ۵۰ کیلومتری جنوب رفسنجان و ۶۵ کیلومتری شمال شرق سیرجان در مختصات جغرافیایی ۵۵ درجه و ۵۳ دقیقه طول شرقی و ۲۹ درجه و ۵۸ دقیقه عرض شمالی و در ارتفاع ۲۶۰۰ متری از سطح دریا قرار گرفته است. موقعیت جغرافیایی معدن مس سرچشمه و شبکه آبراهه‌های حوزه مورد مطالعه و منبع‌های آب سطحی منطقه در شکل ۱ نشان داده شده است. در این شکل موقعیت نقاط نمونه‌گیری از منبع‌های آب سطحی منطقه نیز نمایش داده شده است. فعالیت صنایع مس به مدت چندین دهه در منطقه سرچشمه، تأثیر زیادی بر کیفیت آب، خاک و هوا داشته است. در مدت چندین سال، زه‌آب‌های صنعتی به داخل رودخانه شور تخلیه می‌شوند که شامل مقادیر قابل توجهی فلزهای سنگین هستند. زه‌آب اسیدی تولیدی در کارخانجات معدن مس سرچشمه، از طریق اسیدی کردن آب و خاک و حمل غلظت‌های بالای عنصرهای سمی، تعادل عناصر را در منطقه تحت تأثیر قرار داده است. همچنین تغلیظ سنگ معدن با استفاده از روش‌های شناورسازی و ذوب و در نزدیکی سایت‌های معدنی انجام می‌شود که در این صورت گرد و

به محدودیت‌های مطالعات پیشین درمورد تحلیل ریسک بیزین و بررسی عدم قطعیت مکانی ریسک فلزهای سنگین در منبع‌های آب سطحی، هدف اصلی تحقیق حاضر، ترکیب روش‌های شبکه‌های بیزین و تکنیک‌های زمین‌آماري بمنظور ارزیابی ریسک آلودگی آب‌های سطحی منطقه مس سرچشمه براساس عنصرهای سنگین و سمی و تحلیل عدم قطعیت مکانی آن‌ها با رویکرد شبیه‌سازی گوسی متوالی است. بدین منظور برای شناسایی و توصیف مناطق بالقوه خطر از یک روش جدید محاسبه ریسک مطرح شده توسط Albuquerque *et al.* (2017) تحت عنوان سنجه ریسک بیزین<sup>۵</sup> (BRI) استفاده و الگوی توزیع مکانی BRI براساس شبیه‌سازی گوسی متوالی ترسیم خواهد شد. پس از آن با روش خوشه‌بندی  $G_i$ ، کلاسه‌بندی ریسک آلودگی برمبنای تحلیل عدم قطعیت انجام می‌شود. در این صورت امکان کنترل خطر و یا انجام کارهای پیش‌گیرانه برای آینده وجود خواهد داشت.

## مواد و روش‌ها

### منطقه مورد مطالعه

معدن مس سرچشمه و منطقه‌های اطراف آن یکی

معلول (تأثیرپذیر) متصل می‌کند. ساختار مدل بیزین بیانگر وابستگی متغیرها و توزیع احتمالاتی واقعه‌ای خاص در شرایط ویژه است. اگر مجموعه‌ای از متغیرهای  $n$  بعدی باشد، شبکه بیزین به صورت تعریف می‌شود که  $G$  بیانگر نمودارهای غیرمدوری است که هر گره بیانگر یک متغیر از و هر شاخه بیانگر یک رابطه وابستگی مستقیم بین این متغیرها است. همچنین  $P$  نیز به صورت مجموعه پارامترهای کمی‌کننده شبکه، تعریف می‌شود که شامل احتمال هر مقدار ممکن برای هر متغیر می‌باشد (Albuquerque et al., 2017). شبکه بیزین فقط یک توزیع احتمالاتی مشترک به صورت زیر دارد که هر گره مستقل از مولد است.

$$P(X) = P(X_1, X_2, \dots, X_n) = \prod_{i=1}^n P(X_i / X_{j(i)}) \quad (1)$$

که  $X_{j(i)}$  مجموعه‌ای از متغیرهای والد  $X_i$  برای گراف غیرمدور  $G$  است. تعیین احتمال متغیر مورد نظر با استفاده از قضیه بیز و از طریق استنباط امکان‌پذیر است (Druzdzel and Henrion, 1993). در این مطالعه، این متغیر، منطقه مورد مطالعه در نظر گرفته می‌شود. هدف از داده‌های جمع‌آوری شده، پیدا کردن مناطق خاصی است که غلظت عنصرهای سنگین موجود در جریان‌های سطحی آن‌ها بیش از غلظت‌های مجاز بیان شده طبق استاندارد سازمان محیط زیست است.

هنگام ساخت شبکه‌های بیزین، باید ساختارهای متمایز مورد بررسی و پیگیری قرار گیرند تا تحلیلی یکپارچه انجام شود (Kuhnert and Hayes, 2009). با استفاده از دو روش مختلف یادگیری شبکه، امکان دستیابی به حداکثر محتوای اطلاعاتی مجموعه داده‌ها فراهم می‌شود.

### شبکه‌های یادگیری بیزین

در اولین گام، از روش یادگیری نظارت شده بمنظور پیش‌بینی متغیر هدف و تولید مدلی مستقل استفاده می‌شود. در این روش، برای جستجوی مدل بهینه از مجموعه‌ای از الگوریتم‌های یادگیری نظارت شده استفاده می‌شود. در این مطالعه، از الگوریتم بیز ساده<sup>۷</sup> برای یافتن فضای جستجو و در نتیجه یافتن بهینه‌های محلی و کلی (جهانی) در روش یادگیری نظارت شده استفاده می‌شود.

غبار و آب‌های آلوده به منطقه‌های اطراف حمل می‌شوند (Ghaderian and Ravandi, 2012). در این تحقیق، منطقه مطالعاتی مورد نظر به ۳ زیربخش تقسیم شده است (شکل ۱). این تقسیم‌بندی براساس نوع فعالیت آن‌ها انجام شده است به طوری که زون شماره ۱ شامل فعالیت‌های معدنی، زون شماره ۲ شامل رودخانه شور و زه‌آب‌های حاصل از فعالیت‌های صنعتی مس سرچشمه و جریان آب در سد ذخیره زه‌آب‌های صنعتی و زون شماره ۳ شامل جریان زه‌آب در سد رسوب‌گیر مس سرچشمه می‌باشد. در همه این زون‌ها نمونه آب از منبع‌های آب سطحی موجود منطقه برداشت شده و آنالیز کیفی روی آن‌ها انجام شده است.

در این تحقیق از داده‌های کیفیت آب گردآوری شده در واحد تحقیق و توسعه مجتمع مس سرچشمه مربوط به ۸۲ نقطه با مختصات مکانی متفاوت و در مجموع ۹۲۴ نمونه غلظت عناصر در آب‌های سطحی منطقه استفاده شده است. نمونه‌ها شامل ۹ عنصر سنگین می‌باشد و همگی مربوط به نمونه‌های آب در منطقه مورد مطالعه می‌باشند. نمونه‌برداری، آماده‌سازی، حمل و انجام آزمایش‌ها مطابق استانداردهای مربوطه صورت گرفته است. جزئیات بیشتر در این زمینه در مطالعات (Khorasanipour et al., 2011)، (Khorasanipour and Eslami, Keshavarzi et al., 2013) (2014) و (Malakooti et al., 2015) قابل دستیابی است. داده‌های مورد نظر در دو طبقه خطر براساس حداکثر مجاز ارائه شده توسط سازمان محیط زیست، شامل کم‌خطر و پرخطر برای منبع‌های آب سطحی دسته‌بندی شدند.

### مدل‌سازی شبکه‌های بیزین

شبکه‌های بیزین به نمودارهای غیرمدور<sup>۶</sup> معروف هستند که گره‌ها و شاخه‌ها (کمان‌ها)، روابط علت و معلول بین متغیرها را مشخص می‌کنند (Pearl, 1986). هر گره در گراف نشان‌دهنده یک متغیر تصادفی و شاخه‌ها بیانگر همبستگی احتمالاتی بین متغیرها می‌باشند. برای هر دو متغیری که ارتباط سببی بین آن‌ها وجود دارد، کمان به صورت خط جهت‌داری است که متغیر علت (تأثیرگذار) را به متغیر

پیش‌بینی شده و اثرهای آن روی آلودگی منطقه برجسته خواهد شد. در مرحله دوم این تحقیق، یادگیری ساختاری نظارت نشده بمنظور توسعه مدل بیزین استفاده خواهد شد. این روش به دلیل آنکه محدودیتی در کشف روابط بالقوه بین متغیرها ندارد، بیانگر خالصترین شکل دانش است (Erhan *et al.*, 2010). بدین منظور، الگوریتم درختی تعیین حداکثر وزن<sup>۱۰</sup> اجرا می‌شود.

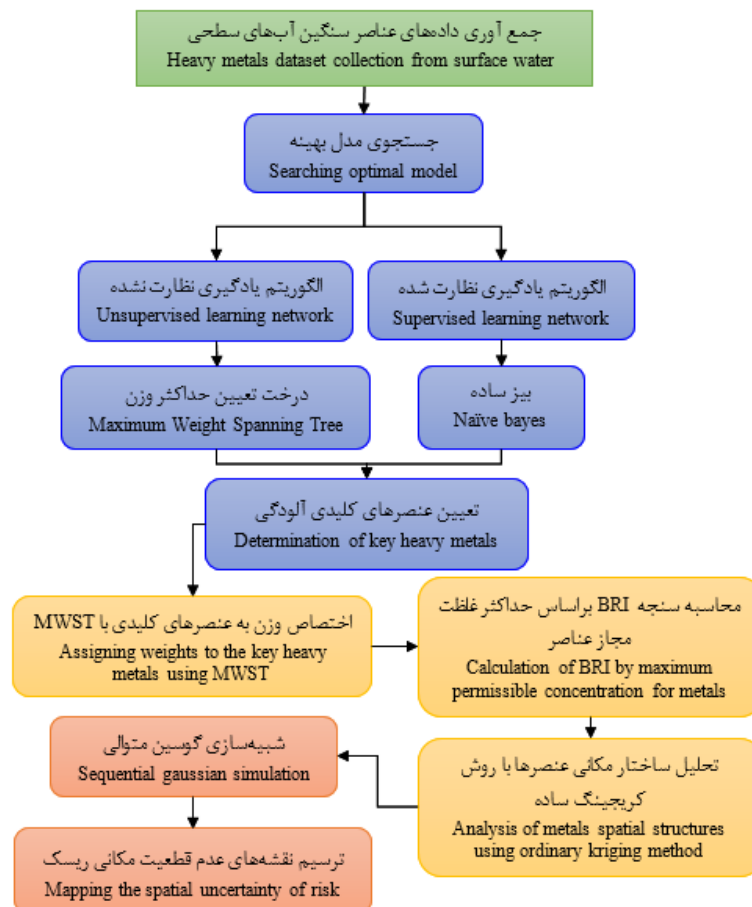
### محاسبه سنجه ریسک بیزین (BRI)

سنجه BRI به‌عنوان سنجه منعکس‌کننده سطح خطر آلودگی به‌دلیل عنصرهای سنگین معرفی شده است. در این روش، ابتدا به هر پارامتر شیمیایی وزنی متفاوت ( $w_i$ ) اختصاص داده می‌شود. این وزن‌ها از طریق فرآیند

آنتروپی شانن<sup>۸</sup> (Shannon, 1948) برای محاسبه اطلاعات مبادله شده بین متغیر هدف و هر عنصر آلاینده مورد استفاده قرار می‌گیرد. تعریف آنتروپی شانن برای یک متغیر گسسته X به‌صورت معادله زیر می‌باشد:

$$H(X) = -\sum_{(x, X)} p(x) \log_2 p(x) \quad (2)$$

اختلاف بین آنتروپی حاشیه‌ای متغیر هدف و آنتروپی شرطی متغیر هدف پیش‌بینی، به‌عنوان اطلاعات متقابل<sup>۹</sup> شناخته می‌شود (Shannon, 1948). در این مطالعه، اطلاعات متقابل بین ناحیه مورد مطالعه (متغیر هدف) و هر گره (فلز سنگین) مربوط به آنتروپی‌های حاشیه‌ای است. اطلاعات متقابل بین منطقه مورد مطالعه و هر عنصر مورد پیش‌بینی، توسط احتمال بیزین برای هر کلاس متغیر هدف محاسبه می‌شود. به این ترتیب اهمیت پارامتر



شکل ۲- فلوجارت روش توسعه یافته برای تحلیل بیزین و ارزیابی عدم قطعیت ریسک آلودگی آب‌های سطحی معدن مس سرچشمه با شبیه‌سازی گوسین متوالی

Fig. 2- Developed methodology framework for Bayesian analysis and uncertainty assessment of heavy metals in surface water resources of Sarcheshmeh copper mine using sequential gaussian simulation

جدول ۱- سنجش‌های آماری عنصرهای سمی مورد بررسی در آب معدن مس سرچشمه و حد مجاز آن‌ها براساس استاندارد سازمان حفاظت محیط زیست ایران

Table 1. Statistical indices of the toxic elements in the Sarcheshmeh copper mine water and their maximum limits according to Department of Environment of Iran standard

عنصر Element	حد استاندارد DEI standard	حداقل Minimum	حداکثر Maximum	میانگین Average	چولگی Skewness	کشیدگی Kurtosis
As (mg/l)	0.10	0.20	443	27.35	4.46	18.73
Al (mg/l)	5	12	10886050	326069.02	6.37	39.80
Cd (mg/l)	0.10	0.03	6717.58	234.85	6.40	40.17
Co (mg/l)	1	0.02	40728.33	1414.26	5.99	40.85
Fe (mg/l)	3	5	2381746	64168.42	6.48	40.75
Mn (mg/l)	1	1	570671.1	43150.88	4.01	16.83
Mo (mg/l)	0.01	0	3786.3	407.9	2.25	3.92
Ni (mg/l)	2	0.20	24009.3	1575.29	3.94	16.36
Zn (mg/l)	2	1.20	438479.4	24221.36	4.73	23.66

جدول ۲- ضرایب همبستگی اسپیرمن بین عنصرهای سنگین مورد بررسی

Table 2. Spearman correlation coefficients between investigated heavy metals

عنصر Elements	Al	As	Cd	Co	Fe	Mn	Mo	Ni	Zn
Al	1	-0.13	0.74**	0.69**	0.67**	0.73**	-0.09	0.72**	0.76**
As		1	0.04	0.09	0.03	0.04	0.32**	0.11	-0.09**
Cd			1	0.75**	0.39**	0.95**	-0.29**	0.9**	0.93**
Co				1	0.57**	0.79**	-0.09	0.84**	0.81**
Fe					1	0.43**	0.08	0.55**	0.54**
Mn						1	-0.35**	0.92**	0.94**
Mo							1	-0.20	-0.34**
Ni								1	0.92**
Zn									1

پهنه‌بندی مکانی با روش زمین آماری و تحلیل عدم قطعیت مکانی با شبیه‌سازی متوالی گوسی الگوی احتمالاتی مکانی سنجه BRI براساس سه گام زیر ساخته می‌شود:

گام اول: با انجام تحلیل ساختاری روی ویژگی انتخابی، نیم‌تغییرنمای تجربی محاسبه می‌شود. نیم‌تغییرنما، یک تابع برداری است که برای بررسی ساختار تغییرات مکانی متغیرهای منطقه‌ای استفاده می‌شود (Journal and Huijbregts, 1978).

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(x_i) - Z(x_i+h)]^2 \quad (4)$$

که در آن،  $h$  بیانگر فاصله،  $Z(x_i)$  و  $Z(x_i+h)$  بیانگر

استنتاجی براساس روش شبکه بی‌زین به‌دست می‌آیند که در دامنه صفر تا یک قرار می‌گیرند. مقدار صفر بیانگر کمترین احتمال تعلق گرفته به کلاس خطر تعیین شده و مقدار یک بیانگر بیشترین احتمال می‌باشد. سنجه BRI برای هر نقطه مشاهداتی به‌صورت زیر محاسبه می‌شود (Albuquerque *et al.*, 2017):

$$BRI = Risk\ class + w_i \quad (3)$$

که  $w_i$  خطر (کلاس) احتمال شرطی برای ناحیه هدف می‌باشد. پس از این مرحله، از روش زمین آماری برای ساخت الگوی مکانی خطر و مناطقی که درآینده احتیاج به کنترل، نظارت و بررسی دارند، استفاده می‌شود.

یک نشان‌دهنده ارتباط دیگر نقاط با نقطه  $i$  در فاصله  $d$  و  $x$  بیانگر غلظت عنصر می‌باشد. در نهایت نقشه توزیع مکانی  $G_i(d)$  حاصل از شبیه‌سازی تصادفی تولید شده و کمی‌سازی عدم قطعیت مکانی ریسک آلودگی با محاسبه توزیع انحراف استاندارد  $G_i(d)$  صورت گرفت. در شکل ۲ فلوجارت تحلیل بیزین و ارزیابی عدم قطعیت ریسک آلودگی آب‌های سطحی معدن مس سرچشمه با شبیه‌سازی گوسین متوالی نشان داده شده است.

### نتایج و بحث

#### ارزیابی کیفی با استاندارد

بررسی داده‌ها نشان داد که درصد داده‌های اندازه‌گیری شده برای عنصرهای  $Al, As, Cd, Co, Fe, Mn, Mo, Ni$  و  $Zn$  به ترتیب  $۳۸/۷۱, ۴/۳۰, ۱۹/۳۵, ۱۶/۱۳, ۳۲/۲۶, ۷۵/۲۷, ۴۹/۴۶, ۱۱/۸۳$  و  $۵۴/۸۴$  بوده که بیش از حد مجاز ارائه شده توسط سازمان محیط زیست می‌باشد (جدول ۱). بنابراین به نظر می‌رسد که خطر آلودگی مناطق از طریق  $Al, Mo, Zn, Mn$  و  $Fe$  قابل شناسایی باشد. در جدول ۲ نتایج همبستگی ناپارامتریک اسپیرمن بین فلزهای سنگین مورد بررسی آورده شده است. ملاحظه می‌شود که همبستگی بین همه فلزها با یکدیگر بجز با فلز  $As$  معنادار ( $p < 0.01$ ) است. همبستگی فلزهای  $Zn, Ni, Mn, Co$  و  $Al$  با دیگر فلزها به مقدار جزئی بزرگتر از همبستگی دیگر فلزها است. بنابراین می‌توان گفت نقش این سه عنصر برای بررسی خطر آلودگی آب‌های منطقه، بیشتر از

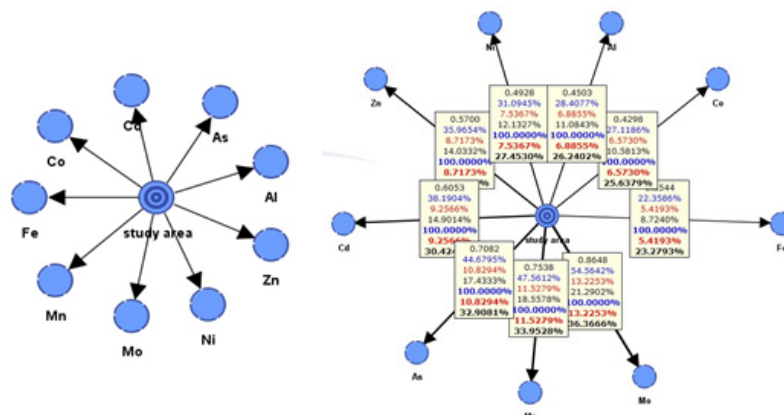
مقادیر عددی متغیر مشاهداتی به ترتیب در نقاط  $x_i$  و  $x_i+h$  و پارامتر  $N(h)$  بیانگر تعداد جفت داده‌ها در فاصله  $h$  می‌باشد (Journel and Huijbregts, 1978). مطالعه رفتار گرافیکی نیم‌تغییرنما، اطلاعات از ساختار مکانی متغیر شامل پارامتر اثر قطعه‌ای  $(C_0)$ ، آستانه  $(C_1)$  و شعاع تأثیر  $(\alpha)$  را نشان می‌دهد.

گام دوم: شبیه‌سازی متوالی گوسی به‌عنوان الگوریتم شبیه‌سازی تصادفی برای بازتولید داده‌ها و برآورد پیچیده آن‌ها در تحلیل عدم قطعیت مکانی استفاده شده است. شبیه‌ساز متوالی گوسی با تعریف توزیع نرمال استاندارد شروع می‌شود و مقادیر اولیه را به توزیع نرمال استاندارد تبدیل می‌کند. نرمال‌سازی در موقعیت گره شبکه با روش کریجینگ معمولی<sup>۱۲</sup> و با استفاده از داده‌های نرمال و میانگین ثابت نامعلوم به‌طور متوالی انجام می‌شود (Goovarets, 1997). زمانی که همه داده‌های نرمال شبیه‌سازی شدند، دوباره به مقادیر اولیه تبدیل می‌شوند.

گام سوم: در گام نهایی، خوشه‌بندی محلی  $G$  وضعیت تجمع نقاط وزن‌دهی شده و دیگر نقاط موجود در فواصل شعاعی از آن نقاط را بررسی می‌کند. این آماره به‌صورت زیر تعریف می‌شود (Getis and Ord, 1992):

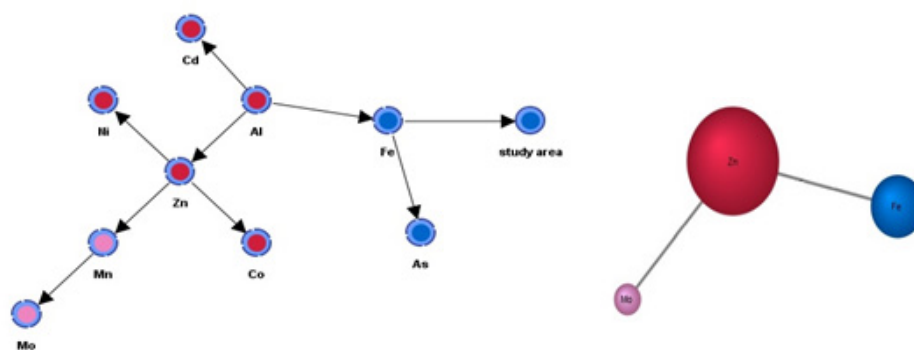
$$G_i(d) = \frac{(\sum_{j=1}^n W_{ij}(d)x_j)}{\sum_{j=1}^n x_j} \quad (5)$$

که  $W_{ij}$  بیانگر یک ماتریس وزنی مکانی صفر و یک متقارن است که صفر نشان‌دهنده ارتباط نقطه  $i$  با خودش و عدد



شکل ۳- شبکه شعاعی یادگیری نظارت شده با الگوریتم بیز ساده و اطلاعات متقابل مرتبط با آن  
Fig. 3- Supervised learning network with Naive Bayes algorithm and related mutual information





شکل ۴- شبکه یادگیری نظارت نشده با الگوریتم درختی تعیین حداکثر وزن

Fig. 4- Unsupervised learning network with Maximum Weight Spanning Tree algorithm

جدول ۳- محاسبه سنجه  $BRI_{Zn}$  تعدادی نقاط نمونهTable 3. Calculation of  $BRI_{Zn}$  for some sample points

محدوده Zone	مختصات جغرافیایی Geographical coordinates		غلظت روی Zn concentra- tion ( $\mu\text{g/l}$ )	وزن بیزین Baysian weight	گروه غلظت Concentration group	$BRI_{Zn}$
	عرض Longitude	طول Latitude				
1	55.8653	29.9472	2500	0.179	2	2.179
1	55.8770	29.9499	71918.6	0.386	2	2.386
1	55.8581	29.9714	5829	0.179	2	2.179
2	55.8750	30.0333	995	0.179	1	1.179
2	55.8663	30.0233	516.8	0.179	1	1.179
2	55.8723	30.0017	5507.7	0.179	2	2.179
3	55.8416	30.0875	86.1	0.465	1	1.465
3	55.8444	30.0894	122000	0.999	2	2.999
3	55.8502	30.0886	187000	0.386	2	2.386

و اطلاعات متقابل متناظر با آن در تحلیل عدم قطعیت آورده شده است. بالاترین عدد موجود در جعبه اطلاعات متقابل، بیانگر رابطه بین هر گره (عنصر) و هدف (منطقه مطالعاتی) است. این رابطه به صورت گرافیکی مطابق با ضخامت کمان و فاصله تا گره هدف خواهد بود. در شکل ۳ عدد نشان داده شده با رنگ آبی بیانگر اطلاعات متقابل نسبی درباره گره معلول (مولد) است و عدد مرتبط با رنگ قرمز بیانگر اطلاعات متقابل مربوط به گره علت (والد) است (Conrady and Jouffe, 2015). به عنوان نمونه در منطقه مطالعاتی، عدم قطعیت در مورد عنصر Mo به طور متوسط به مقدار ۵۴/۵۶ درصد کاهش می یابد. از طرف دیگر، با

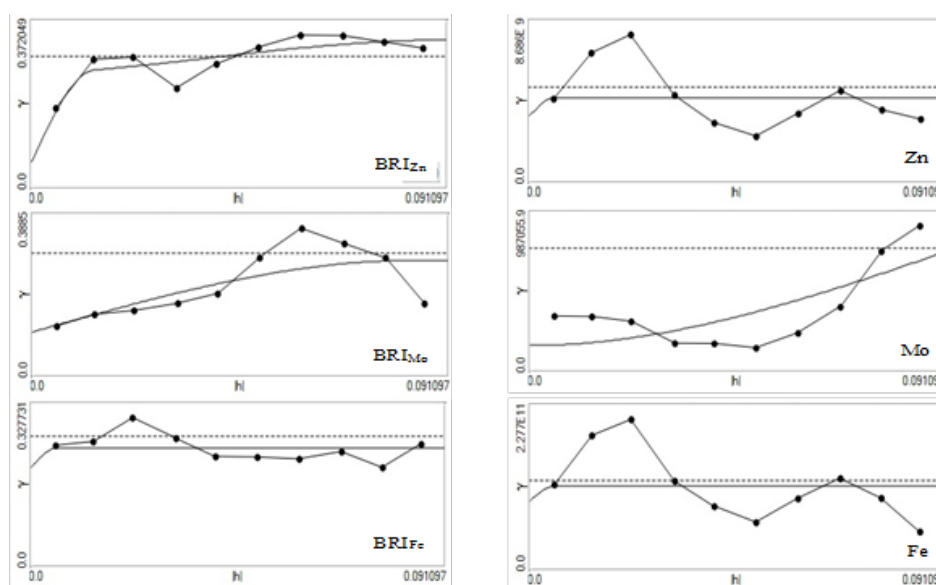
دیگر عنصرها است. افزون بر این، به دلیل عدم همبستگی عنصر Mo با بقیه فلزهای مطالعه، تأثیر آلودگی این عنصر نیز مهم می باشد. این نتیجه مطابق با نتایج تحقیق Juang *et al.* (2004) و Huang *et al.* (2010) است که تأثیر بیشتر فلزهای سنگین در آلودگی منابع آب اطراف معدنی در چین را نشان داده اند و مقادیر بسیار بالایی برای آهن و آلومینیوم و منگنز در آب های معدن مس و حدود تغییرات آن ها را گزارش نموده اند.

### نتایج مدل سازی شبکه بیزین

در شکل ۳ نتایج یادگیری نظارت شده با الگوریتم بیز ساده

جدول ۴- پارامترهای نیم‌تغییرنماهای برازش داده شده بر مدل‌ها  
Table 4. Variogram parameters for the fitted models

پارامتر Parameter	بهترین مدل Best model	اثر قطعه‌ای Nugget effect ( $C_0$ )	آستانه Threshold ( $C_0 + C$ )	$C_0 / C_0 + C$	شعاع تاثیر Influence radius ( $\alpha$ )	خطای جرم MSS error
$BRI_{Zn}$	Spherical	0.058	0.199	0.291	0.085	0.055
$BRI_{Mo}$	Spherical	0.105	0.172	0.610	0	0.206
$BRI_{Fe}$	Spherical	0.198	0.038	5.210	0	0.079
Zn	Spherical	$3.509 \times 10^9$	$1.016 \times 10^{10}$	0.345	0	0.418
Mo	Cubic	$1.577 \times 10^5$	$1.736 \times 10^6$	0.091	0.090	0.330
Fe	Spherical	$9.471 \times 10^{10}$	$2.078 \times 10^{10}$	4.557	0.032	0.500



شکل ۵- مدل نیم‌تغییرنماهای برازش داده شده بر نقاط عنصرهای انتخابی  
Fig. 5- Variogram models fitted on points of selected heavy metals

زیادی در پیش‌بینی خطر آلودگی دارند. نتایج بیزین درک بهتری از الگوی توزیع مکانی عناصر ارائه و در عین حال ابعاد مجموعه داده‌های مورد بررسی را کاهش می‌دهد. در این مطالعه، مجموعه داده‌های مورد بررسی از ۹ عنصر به ۳ عنصر کاهش داده شد. پس از مشخص شدن عنصرهای سنجه در تعیین آلودگی منطقه مورد مطالعه، با استفاده از آن‌ها، سنجه ریسک بیزین BRI ساخته می‌شود (جدول ۳). بدین ترتیب که با اجرای شبکه یادگیری درختی تعیین حداکثر وزن و توزیع احتمالاتی مرتبط با عناصر بیان شده، به هر نقطه در منطقه مورد مطالعه وزنی اختصاص داده می‌شود. همچنین گروه غلظت مربوط به مقدار هر عنصر براساس حداکثر مجاز اعلام شده توسط سازمان محیط زیست ایران نیز تعیین و سپس

دانستن آستانه خطر Mo، عدم قطعیت مربوط به منطقه مطالعاتی تا حدود ۱۳/۲۲ درصد کاهش می‌یابد. از این رو براساس شکل ۳، عنصرهای Zn، Cd، As، Mn، Mo و Zn به‌عنوان عنصرهای احتمالاً سمی کلیدی و اساسی در آب‌های منطقه مطالعاتی تشخیص داده می‌شوند. برای درک بهتر الگوهای مکانی عنصرها، شبکه یادگیری نظارت نشده با الگوریتم درختی تعیین حداکثر وزن درک بهتری از الگوهای مکانی عناصر و اطلاعات تکمیلی را فراهم می‌آورد (Erhan et al., 2010; Marcot, 2012). در شکل ۴ شبکه بیزین با الگوریتم درختی تعیین حداکثر وزن، عناصر Zn، Mo و Fe را به‌عنوان عنصرهای کلیدی و متعلق به ساختار اصلی بیزین معرفی می‌کند و نشان می‌دهد که این عناصر اهمیت

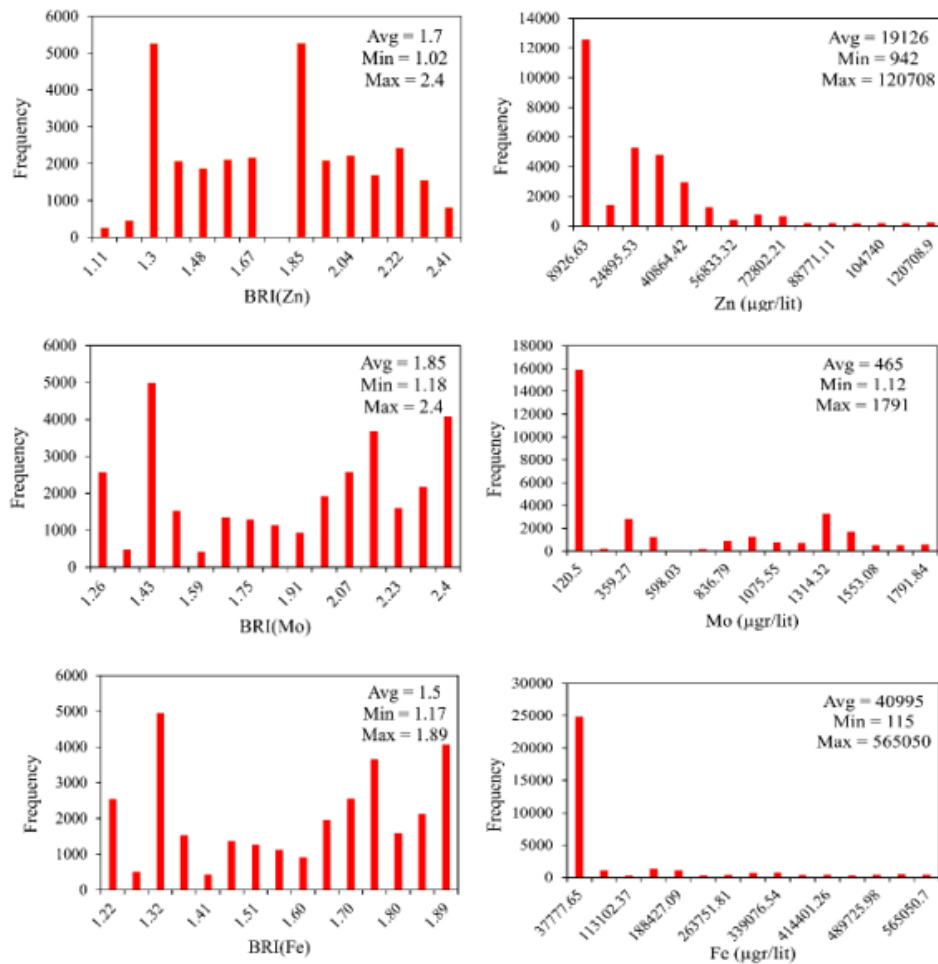
مجاور دامپ‌های رسوبی مشاهده شد.

### نتایج تحلیل ساختار مکانی عناصرها، عدم قطعیت مکانی و سنجه ریسک بیزین

در مرحله اول باید نیم‌تغییرنماهای مربوط به هر یک از ۳ عنصر (Zn, Fe و Mo) و یا سنجه‌های مرتبط با آن‌ها ( $BRI_{Zn}$ ,  $BRI_{Fe}$  و  $BRI_{Mo}$ ) براساس ویژگی‌های ساختاری آن‌ها و بمنظور تشخیص خودهمبستگی مکانی داده‌های کیفیت آب محاسبه و ترسیم شود (شکل ۵). نتایج مربوط به بهترین انتخاب نیم‌تغییرنما برای برازش روی داده‌های عنصرهای سنگین انتخابی و سنجه‌های مرتبط با آن‌ها در جدول ۴ آورده شده است. در این پژوهش، نیم‌تغییرنماهای کرومی، نمایی، گوسی و مربعی برای هر پارامتر بررسی و مورد استفاده قرار گرفتند. براساس نتایج جدول ۴، بهترین مدل نیم‌تغییرنمای برازش داده شده بر پارامترهای  $BRI_{Zn}$ ,  $BRI_{Fe}$ ,  $BRI_{Mo}$ ، Zn و Fe مدل کرومی و برای پارامتر Mo مدل مکعبی بوده است. در تحقیق‌های دیگر نیز گزارش شده است که نیم‌تغییرنمای کرومی، بهترین مدل برازش یافته بر داده‌های کیفی آب است (Albuquerque *et al.*, 2017; Seifi and Riahi, 2017) که در توافق با تحقیق حاضر می‌باشد. لازم به بیان است که هر مدلی که کمترین مقادیر اثرقطعه‌ای، آستانه و شعاع تأثیر و بالاترین دقت را داشته باشد، برای برازش بر پارامترهای مورد نظر انتخاب می‌شود. مقدار نسبت اثر قطعه‌ای به آستانه تأثیر پارامتر Mo کوچکتر از ۰/۲۵ به دست آمد که بیانگر همبستگی قوی مکانی این مؤلفه در دامنه تأثیرش می‌باشد. دیگر مؤلفه‌ها دارای همبستگی مکانی متوسط در دامنه تأثیر خود هستند. همچنین براساس مقادیر MSS، مدل‌های واریوگرامی برای مؤلفه‌های  $BRI_{Zn}$  و  $BRI_{Fe}$  پیش‌بینی‌های بهتری نسبت به دیگر مؤلفه‌ها داشتند. پس از تعیین مدل برازشی مناسب، براساس ارزیابی‌ها مشخص شد که مدل کریجینگ معمولی، نتایج بهتری نسبت به مدل کریجینگ ساده ایجاد می‌کند و سبب هموارسازی تغییرات کیفیت آب در زون‌های مورد مطالعه می‌شود که در توافق با نتایج (Ersoy and Yünsel, 2018) است. بنابراین از

این دو مقدار با یکدیگر جمع می‌شوند. به‌عنوان نمونه غلظت عنصر روی برای نقطه‌ای با طول و عرض جغرافیایی به‌ترتیب برابر با ۵۵/۸۶۵۳ و ۲۹/۹۴۷۲ واقع در پلیگون شماره ۱ برابر با ۲۵۰۰ میکروگرم بر لیتر ثبت شده است. با اجرای مدل بیزین وزنی برابر با ۰/۱۷۹ به این نقطه اختصاص داده شد. همچنین براساس جدول ۱، مقدار غلظت بیشتر از حد مجاز می‌باشد و بنابراین در گروه ۲ آلودگی قرار می‌گیرد. در نتیجه براساس معادله ۵، سنجه ریسک BRI نقطه مورد نظر برابر با ۲/۱۷۹ محاسبه شده است. (Albuquerque *et al.*, 2017) به تحلیل ریسک فلزهای سنگین در رسوبات پرداخته و مشخص کردند که مهمترین فلزهای سنگین در رسوبات معدنی شامل As، Cd، Pb، Zn و Mn می‌باشد و در توافق با تحقیق حاضر است. مقادیر بسیار بالای فلزهای سنگین در منطقه مورد مطالعه و تجمع آلودگی آن‌ها در مناطقی که تمرکز فعالیت‌های انسانی بیشتر است (محدوده داخل معدن، داخل سد مخزنی رودخانه شور و داخل زه‌آب سد رسوب‌گیر) نشان‌دهنده برهمکنش مخرب فعالیت‌های انسانی با ساختار زمین شناسی منطقه است که سبب افزایش انتقال فلزهای سنگین در جریان آب‌های سطحی و گسترش محدوده‌های آلودگی آن‌ها می‌شود (Huang *et al.*, 2010).

منبع اصلی آلودگی فلزهای سنگین در آب‌های منطقه، خاک‌های معدنی غنی منطقه و منشأ زمین شناسی آن‌ها است و به‌طور معمول در مناطق معدنی آلودگی همزمان فلزهای سنگین مس، سرب و روی و دیگر سولفیدهای فلزهای سنگین مشاهده می‌شود (Qu *et al.*, 2017). همچنین آلودگی منبع‌های آب در اثر فعالیت‌های طبیعی از قبیل نفوذ جریان آب‌های زیرسطحی و هوازگی سنگ‌ها اتفاق می‌افتد. فعالیت‌های بشری مانند معدن‌ها، صنایع و گسترش شهرک‌ها در مناطق معدنی نیز سبب افزایش شدت آلودگی در منبع‌های مناطق معدنی می‌شوند (Huang *et al.*, 2010; Qu *et al.*, 2017). بنابراین نتایج مطالعه (Khorasanipour *et al.*, 2011) عنصرهای آلاینده‌ای مانند Cu، Zn، Zr، Mn، Cr، Co در اثر انحلال انواع ترکیب‌های مختلف در لایه‌های سطحی خاک وارد جریان‌های آب منطقه شده و در رسوبات و ته‌نشست‌های دامپ‌های رسوبی منطقه تجمع یافته‌اند که در تحقیق حاضر نیز غلظت بالاتر در آب‌های



شکل ۶- هیستوگرام نقشه عنصرهای سمی و BRI مرتبط تولید شده در تحلیل عدم قطعیت با روش تخمین کریجینگ معمولی و شبیه‌سازی گوسی متوالی

Fig. 6- Histogram plot of toxic elements and related BRI produced for uncertainty analysis using ordinary kriging and sequential gaussian simulation models

از تولید نقشه‌های تحلیل ریسک، باید توزیع یک متغیره و مدل نیم‌تغییرنمای کیفیت آب در محدوده آماری مناسب بازتولید شوند و شبیه‌سازی‌های متوالی برای تولید نمونه‌های تصادفی منطبق بر الگوی توزیع و تغییرات آن‌ها صورت گیرد. آماره‌ها و هیستوگرام نقشه کیفیت آب براساس نیم‌تغییرنمای بازتولیدشده با روش شبیه‌سازی گوسی متوالی در شکل ۶ آورده شده است.

براساس نقشه‌های شبیه‌سازی گوسی متوالی تولید شده، نقشه‌های الگوی توزیع مکانی خوشه‌بندی  $G_1$  برای پارامترهای مورد بررسی تولید شد. نقشه شبیه‌سازی گوسی متوالی مربوط به  $BRI_{Zn}$  نشان می‌دهد که به احتمال زیاد مناطق دارای ریسک آلودگی زیاد در بیشتر نقاط پلیگون ۱ (نیمه بالایی و مرکزی پلیگون)، در قسمت‌های غربی

این مدل بمنظور تحلیل فضایی، تخمین و بررسی توزیع مکانی داده‌ها در کل سطح منطقه مورد مطالعه استفاده شد تا بتوان با استفاده از آن، الگوی کلی توزیع مکانی و عدم قطعیت مکانی در شبیه‌سازی‌های متوالی را شبیه‌سازی نمود (Albuquerque *et al.*, 2017).

### پهنه‌های ریسک بیزین و نقشه‌های عدم قطعیت مکانی آلودگی منابع‌های آب

در مرحله بعدی، بمنظور تحلیل عدم قطعیت، شبیه‌سازی گوسی متوالی و طبقه‌بندی  $G_1$  برای سنجه‌های  $BRI_{Zn}$ ،  $BRI_{Fe}$  و  $BRI_{Mo}$  و همچنین برای عناصر Zn، Mo و Fe در منطقه مطالعاتی انجام و داده‌های حاصل از آن برای ترسیم نقشه‌های پهنه‌بندی به نرم‌افزار ArcGIS منتقل شدند. قبل

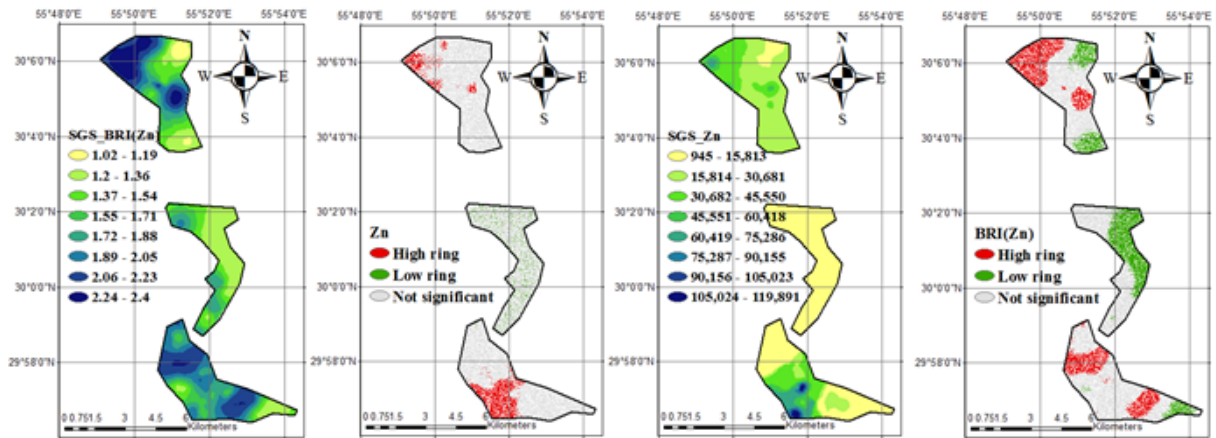
ریسک  $BRI_{Fe}$  متفاوت است. در شکل ۱۰ نقشه توزیع مکانی انحراف استاندارد خوشه‌بندی  $G_i$  پارامترهای مورد بررسی با سنجه ریسک بیزین آن‌ها آورده شده است. ملاحظه می‌شود که انحراف استاندارد شبیه‌سازی‌های دو عنصر روی و آهن زیاد اما عنصر مولیبدن کم است. در مورد عنصر مولیبدن بیشترین مقدار خطای  $BRI_{Mo}$  در قسمت‌های مرکزی پلیگون ۲ و در قسمت‌های شمال شرق پلیگون ۳ مشاهده می‌شود.

بنابر نتایج، مشاهده می‌شود که بین نقشه‌های توزیع عدم قطعیت مکانی ریسک  $G_i$  و سنجه‌های ریسک  $BRI$  در شکل‌های ۷، ۸ و ۹ با شکل ۱۰، انطباق و همخوانی خوبی وجود دارد. دلیل این انطباق این است که عدم قطعیت مکانی و واریانس شرطی شبیه‌سازی گوسی متوالی در هر نقطه نه تنها تابع ساختار فضایی همسایگی نقاط نمونه است بلکه با مقدار کمی متغیر در نقطه نمونه‌گیری نیز مرتبط است (Goovaerts, 1997). این انطباق نشان‌دهنده این است که تحلیل عدم قطعیت شبیه‌سازی گوسی متوالی نسبت به میان‌یابی کریجینگ در تخمین واریانس دارای اعتبار و اطمینان بیشتری است چرا که واریانس در کریجینگ فقط تابع ساختار داده‌های نمونه است (Rocha and Yamamoto, 2000; Qu *et al.*, 2014).

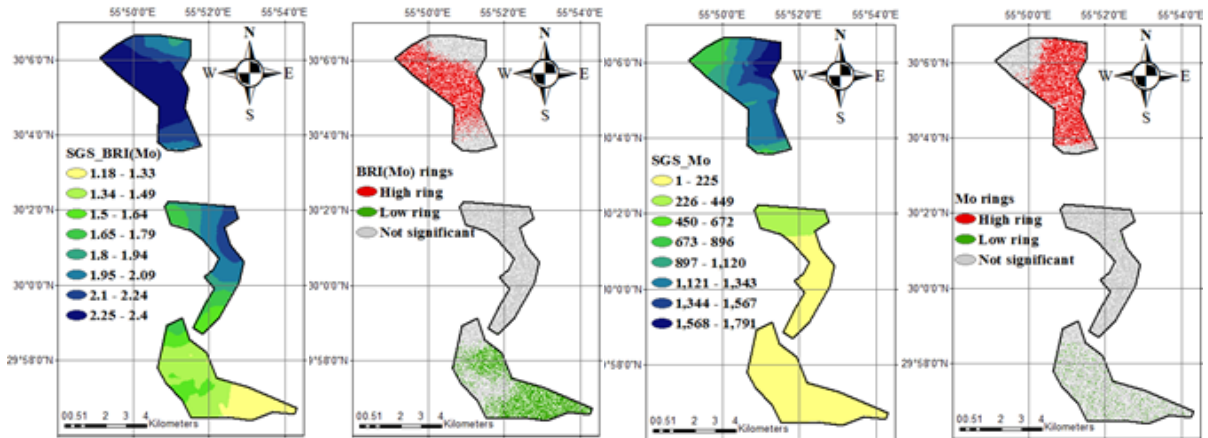
در جدول ۵ درصد مساحت زمین‌های تحت تأثیر ریسک آلودگی آب‌ها نشان داده شده است. ملاحظه می‌شود که به‌ترتیب در حدود ۲۰/۶، ۲۰/۴ و ۱۶/۳ درصد از مساحت زون‌های مورد مطالعه، ریسک بالای آلودگی آب‌ها را براساس نقشه‌های پهنه‌بندی ریسک  $BRI_{Zn}$ ،  $BRI_{Mo}$  و  $BRI_{Fe}$  نشان می‌دهند. این در حالی است که پهنه‌بندی ریسک آلودگی آب‌ها بدون محاسبه سنجه ریسک بیزین و براساس عنصرهای  $Zn$ ،  $Mo$  و  $Fe$  به‌ترتیب حدود ۱۱/۴، ۲۵/۵ و ۸/۵ درصد زون‌ها را دارای ریسک بالای آلودگی معرفی می‌کند. بنابراین ملاحظه می‌شود که نقشه‌های ریسک  $BRI_{Zn}$  و  $BRI_{Fe}$  مساحت‌های دارای ریسک زیاد آلودگی آب‌ها را، کم‌برآورد کرده است. تمامی نقشه‌های  $BRI_{Zn}$ ،  $BRI_{Mo}$  و  $BRI_{Fe}$  از نظر تخمین مساحت‌های دارای

پلیگون ۲ و نیمه غربی و مرکزی پلیگون ۳ واقع می‌باشند. نقشه ریسک غلظت تولید شده برای  $BRI_{Zn}$  نشان می‌دهد که این عنصر دارای تجمع غلظت زیاد در قسمت‌های شمالی و جنوبی پلیگون شماره ۱ و در قسمت‌های غربی و مرکزی پلیگون ۳ (نیمه بالایی و پایینی مناطق مورد بررسی) می‌باشد اما در پلیگون شماره ۲ ریسک آلودگی کم است (شکل ۷). همچنین براساس نقشه شبیه‌سازی گوسی متوالی مربوط به  $BRI_{Mo}$  احتمال تجمع غلظت و آلودگی در قسمت‌های شرقی پلیگون ۲ و در تمامی قسمت‌های پلیگون ۳ زیاد است. اما احتمال آلودگی پلیگون ۱ کم می‌باشد. با توجه به نقشه ریسک آلودگی  $G_i$  عنصر مولیبدن، ریسک آلودگی قسمت‌های جنوبی و شمالی پلیگون ۱ کم اما در نواحی غربی و مرکزی پلیگون ۳ شدت آلودگی و ریسک آن زیاد است (شکل ۸). نتایج ترسیم احتمال آلودگی بر مبنای پارامتر  $BRI_{Fe}$  نیز بیانگر احتمال زیاد آلودگی در قسمت‌های مرکزی به سمت شمالی پلیگون ۱، نواحی جنوبی پلیگون ۲ و بخش‌های غربی و جنوبی پلیگون ۳ می‌باشد. نقشه ریسک آلودگی  $G_i$  پلیگون‌های ۱ و ۳ مطابق با نقشه احتمال آلودگی شبیه‌سازی گوسی متوالی آن‌هاست اما در پلیگون ۲ خلاف آن اتفاق افتاده است و در قسمت‌های مرکزی تا شمالی، پلیگون ریسک تجمع کمی را نشان می‌دهد (شکل ۹). لازم است بار دیگر یادآوری شود که در پلیگون‌های ۱ و ۳ به‌ترتیب فعالیت‌های اصلی معدن‌کاری و رسوب‌گیری به روش سدگذاری انجام می‌شود اما در پلیگون ۲ جریان زه‌آب مجتمع مس سرچشمه از رودخانه شور اتفاق می‌افتد.

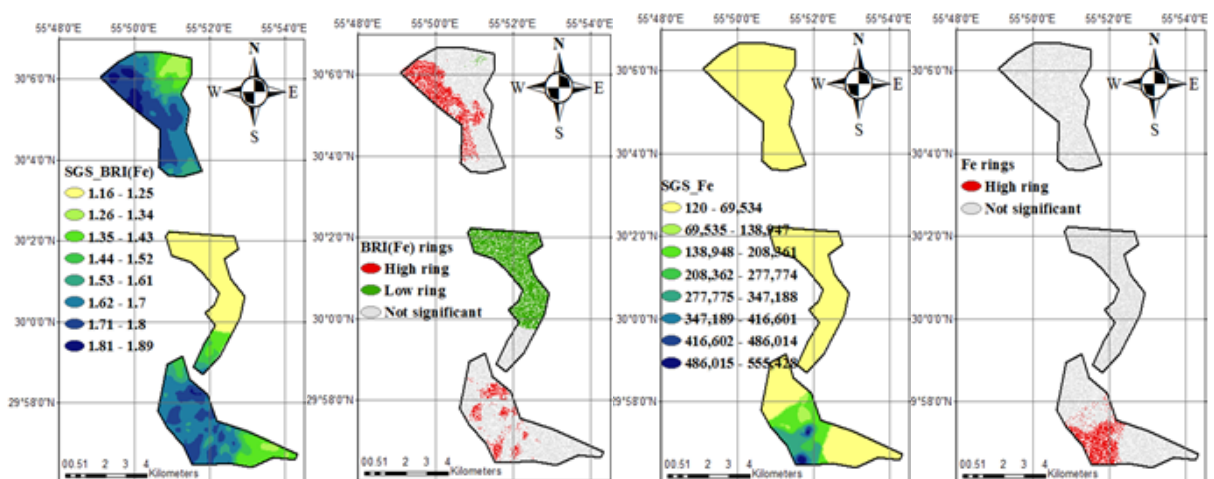
نقشه‌های پهنه‌بندی بر مبنای شبیه‌سازی گوسی متوالی برای سنجه‌های مورد بررسی ( $BRI_{Fe}$ ،  $BRI_{Zn}$ ،  $BRI_{Mo}$ )، مشابه با نقشه‌های پهنه‌بندی ریسک تولید شده برای خود عنصرهای سنگین انتخابی ( $Mo$ ،  $Zn$ ،  $Fe$ ) نبود. نقشه توزیع مکانی غلظت  $Zn$  از نظر وضعیت پراکندگی تفاوت‌هایی با نقشه  $BRI_{Zn}$  نشان داد. نقشه ریسک آلودگی  $Mo$  نتایج مشابهی با نقشه ریسک  $BRI_{Mo}$  نشان می‌دهد. اما ترسیم الگوی توزیع مکانی براساس  $Fe$  فقط پلیگون ۱ را دارای ریسک آلودگی زیاد معرفی می‌کند که با نقشه



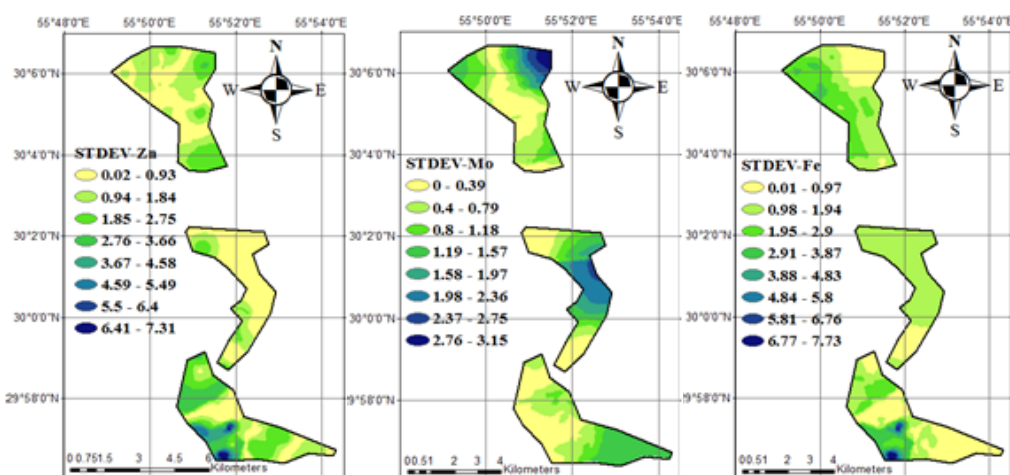
شکل ۷- نقشه توزیع مکانی مدل شبیه‌سازی گوسی متوالی و طبقه‌بندی ریسک پارامترهای  $BRI_{Zn}$  و  $Zn$  بر مبنای  $G_i$   
 Fig. 7- Spatial distribution of sequential gaussian simulation model and risk classification of  $BRI_{Zn}$  and  $Zn$  parameters based on  $G_i$  index



شکل ۸- نقشه توزیع مکانی مدل شبیه‌سازی گوسی متوالی و طبقه‌بندی ریسک پارامترهای  $BRI_{Mo}$  و  $Mo$  بر مبنای  $G_i$   
 Fig. 8- Spatial distribution of sequential gaussian simulation model and risk classification of  $BRI_{Mo}$  and  $Mo$  parameters based on  $G_i$  index



شکل ۹- نقشه توزیع مکانی مدل شبیه‌سازی گوسی متوالی و طبقه‌بندی ریسک پارامترهای  $BRI_{Fe}$  و  $Fe$  بر مبنای  $G_i$   
 Fig. 9- Spatial distribution of sequential gaussian simulation model and risk classification of  $BRI_{Fe}$  and  $Fe$  parameters based on  $G_i$  index



شکل ۱۰- نقشه توزیع مکانی انحراف استاندارد خوشه‌بندی  $G_i$  عنصرهای سمی مورد بررسی  
 Fig. 10- Spatial distribution of  $G_i$  standard deviation for investigated toxic elements

جدول ۵- درصد مساحت زمین‌ها از نظر ریسک آلودگی آب  
 Table 5. Percentage of zones' area according to water pollution risk

کلاس ریسک Risk class	درصد مساحت هر نقشه Percentage area in different maps					
	$BRI_{Zn}$	Zn	$BRI_{Mo}$	Mo	$BRI_{Fe}$	Fe
زیاد High	20.64	11.43	20.40	25.55	16.27	8.48
کم Low	21.08	3.44	21.37	4.02	24.18	0
غیرمعنی دار Not significant	58.28	85.13	58.23	70.42	59.54	91.52

رسوب‌گیر) شامل مناطق غربی، مرکزی و جنوبی، ریسک زیاد آلودگی دارند که باید تمهیدهای لازم برای رفع مشکل آلودگی منبع‌های آب در این مناطق اندیشیده شود. نتایج در زون شماره ۲ (زه‌آب جاری در رودخانه شور) ریسک آلودگی کمی را نشان دادند. نتایج پهنه‌بندی کیفی نشان داد که غلظت عناصر و سنجه‌های آلودگی در مناطق سه‌گانه متفاوت است و سه عنصر آلومینیوم، کادمیوم، منگنز و نیکل در هر سه پلیگون غلظت بسیار بالایی داشته و مقادیر آن‌ها بیش از حداکثر مجاز شرب بود که نشان‌دهنده عدم حذف آن‌ها از پساب‌های خروجی مجتمع مس سرچشمه و گسترش آن‌ها از محل معدن تا پایین دست در طول رودخانه شور همراه با جریان‌های فصلی و زه‌آب معدنی است. تجمع این عناصر در مخزن سد رسوب‌گیر قابل ملاحظه است و منبع‌های آب شرب و کشاورزی دشت رفسنجان در پایین دست را تحت تأثیر قرار می‌دهد. به‌طور کلی، کمترین

ریسک آلودگی کم، به مقدار زیادی بیش‌برآورد داشته‌اند. ارزیابی روش‌های مختلف تحلیل عدم قطعیت مکانی در نمونه خاک با استفاده از سنجه  $G$  و نمودارهای عدم قطعیت نشان داده است که روش شبیه‌سازی متوالی گوسین نسبت به دیگر روش‌ها برتری داشته و قابلیت بهتری در برازش توزیع‌های مکانی عدم قطعیت دارد (Szatmári and Pásztor, 2019) که در این تحقیق نیز مورد استفاده قرار گرفته است.

### نتیجه‌گیری

نتایج تحلیل بیزین نشان دادند که سه عنصر Zn، Mo و Fe به‌عنوان ویژگی‌های اساسی و کلیدی در تعیین و پیش‌بینی ریسک آلودگی زون‌های مورد مطالعه مؤثر هستند. براساس نتایج حاصله از مؤلفه‌های  $BRI_{Zn}$ ،  $BRI_{Mo}$  و  $BRI_{Fe}$ ، قسمت‌هایی از مناطق جنوبی و شمالی واقع در زون شماره ۱ (سایت اصلی معدن کاری) و بیشتر نقاط زون شماره ۳ (سد

تخلیه پساب کارخانه تغلیظ و زه‌آب اسیدی معدن مس سرچشمه به داخل رودخانه شور و رهاسازی مقادیر زیادی خرده‌سنگ و باطله در بستر آبراهه است. این رسوبات غنی از فلزهای سنگین، با ته نشینی در سد رسوب‌گیر سبب افزایش آلودگی فلزهای سنگین در آب‌های زیرزمینی منطقه می‌شوند.

### پی‌نوشت‌ها

- <sup>1</sup> Decision Support System: DDS
- <sup>2</sup> Bayesian Decision Network: BDN
- <sup>3</sup> Bayesian Networks: BNs
- <sup>4</sup> Sequential Gaussian Simulation: SGS
- <sup>5</sup> Bayesian Risk Index: BRI
- <sup>6</sup> Directed Acyclic Graphs: DAG
- <sup>7</sup> Naïve Bayes Algorithm
- <sup>8</sup> Shannon Entropy
- <sup>9</sup> Mutual Information
- <sup>10</sup> Maximum Weight Spanning Tree Algorithm: MWSt
- <sup>11</sup> Nugget effect
- <sup>12</sup> Ordinary Kriging

غلظت عنصرهای سنگین، در رودخانه شور و قسمت انتهایی سد رسوب‌گیر، بیشترین آن‌ها در سایت اصلی معدن کاری و قسمت‌های مرکزی سد مشاهده شد. نقشه پهنه‌بندی عدم قطعیت مکانی نیز گویای مقادیر زیاد و بیشتر از حد بحرانی آلودگی، در سایت معدن کاری و سد رسوب‌گیر بود که با نقشه‌های توزیع مکانی همخوانی داشت و بیانگر تأثیر مخرب مجتمع مس سرچشمه و پساب‌های آن بر منبع‌های آب سطحی منطقه است. همچنین غلظت کم عنصرهای مس و مولیبدن در آب‌های سطحی منطقه نشان‌دهنده راندمان مطلوب مجتمع مس در بازیابی این دو فلز از زه‌آب‌های منطقه است ولی در مقابل غلظت بالای عنصرهای دیگر مانند آلومینیوم، کبالت، نیکل، روی و کادمیوم نشان‌دهنده عدم حذف این عنصرها از زه‌آب خروجی مجتمع، رهاسازی آن در رودخانه شور و در نهایت رسوب‌گذاری در سد تنظیمی و سد رسوب‌گیر است. استفاده از روش‌های ویژه تصفیه این عنصرها مورد نیاز است تا مجتمع مس کمترین اثرهای محیط زیستی را بر منبع‌های آب پیرامونی منطقه داشته باشد. عامل‌های صنعتی موجود در منطقه شامل

### منابع

- Albuquerque, M.T.D., Gerassis, S., Sierra, C., Taboada, J., Martín, J.E., Antunes, I.M.H.R. and Gallego, J.R., 2017. Developing a new Bayesian risk index for risk evaluation of soil contamination. *Science of the Total Environment*. 603, 167-177.
- Ali, A., Javed, S., Ullah, S., Fatima, S.H., Zaidi, F. and Khan, M.S., 2018. Bayesian spatial analysis and prediction of groundwater contamination in Jhelum City (Pakistan). *Environmental Earth Sciences*. 77(3), 87.
- Anbari, M.J. and Tabesh, M., 2015. Failure event probability calculation in wastewater collection systems using the Bayesian network. *Journal of Water and Wastewater*. 27(3), 47-63. (In Persian).
- Antunes, I.M.H.R. and Albuquerque, M.T.D., 2013. Using indicator kriging for the evaluation of arsenic potential contamination in an abandoned mining area (Portugal). *Science of the Total Environment*. 442, 545-552.
- Bieñ, J.D., Ter Meer, J., Rulkens, W.H. and Rijnaarts, H.H.M., 2005. A GIS-based approach for the long-term prediction of human health risks at contaminated sites. *Environmental Modeling and Assessment*. 9(4), 221-226.
- Chiou, R.J., 2008. Risk assessment and loading capacity of reclaimed wastewater to be reused for agricultural irrigation. *Environmental Monitoring and Assessment*. 142(1-3), 255-262.
- Cocârță, D., Stoian, M. and Karademir, A., 2017. Crude oil contaminated sites: evaluation by using risk assessment approach. *Sustainability*. 9(8), 1365.



- Conrady, S. and Jouffe, L., 2015. Bayesian networks and BayesiaLab: A Practical Introduction for Researchers. Bayesia, USA.
- Davies, A.J. and Hope, M.J., 2015. Bayesian inference-based environmental decision support systems for oil spill response strategy selection. *Marine Pollution Bulletin*. 96(1), 87-102.
- Druzdel, M.J. and Henrion, M., 1993. Intercausal reasoning with uninstantiated ancestor nodes. In *Proceedings of 9<sup>th</sup> International Uncertainty in Artificial Intelligence Congress*, 9<sup>th</sup>-11<sup>th</sup> July, Washington, DC, USA. p.317.
- Erhan, D., Bengio, Y., Courville, A., Manzagol, P.A., Vincent, P. and Bengio, S., 2010. Why does unsupervised pre-training help deep learning?. *Journal of Machine Learning Research*. 11, 625-660.
- Ersoy, A. and Yunsel, T.Y., 2019. Geochemical modelling and mapping of Cu and Fe anomalies in soil using combining sequential Gaussian co-simulation and local singularity analysis: a case study from Dedeyazi (Malatya) region, SE Turkey. *Geochemistry: Exploration, Environment, Analysis*. 19(4), 331-342.
- Gerstenberger, M.C., Christophersen, A., Buxton, R. and Nicol, A., 2015. Bi-directional risk assessment in carbon capture and storage with Bayesian networks. *International Journal of Greenhouse Gas Control*. 35, 150-159.
- Getis, A. and Ord, J.K., 1992. The analysis of spatial association by use of distance statistics. *Geographical Analysis*. 24(3), 189-206.
- Ghaderian, S.M. and Ravandi, A.A.G., 2012. Accumulation of copper and other heavy metals by plants growing on Sarcheshmeh copper mining area, Iran. *Journal of Geochemical Exploration*. 123, 25-32.
- Ghorbani, M.A. and Dehghani, R., 2017. Comparison of Bayesian neural networks and artificial neural network to estimate suspended sediments in the rivers, case study: Simineh Rood. *Environmental Science Technology*. 19(2), 1-13. (In Persian).
- Giri, S. and Singh, A.K., 2014. Assessment of surface water quality using heavy metal pollution index in Subarnarekha River, India. *Water Quality, Exposure and Health*. 5(4), 173-182.
- Goovaerts, P., 1997. *Geostatistics for Natural Resources Evaluation*. Oxford University Press, New York, USA.
- Graham, S.E., Chariton, A.A. and Landis, W.G., 2019. Using Bayesian networks to predict risk to estuary water quality and patterns of benthic environmental DNA in Queensland. *Integrated Environmental Assessment and Management*. 15(1), 93-111.
- Hesar, A.S., Tabatabaee, H. and Jalali, M., 2012. Monthly rainfall forecasting using Bayesian belief networks. *International Research Journal of Applied and Basic Sciences*. 3(11), 2226-2231.
- Huang, X., Sillanpää, M., Gjessing, E.T., Peräniemi, S. and Vogt, R.D., 2010. Environmental impact of mining activities on the surface water quality in Tibet: Gyama valley. *Science of the Total Environment*. 408(19), 4177-4184.
- Huang, X., Sillanpää, M., Gjessing, E.T., Peräniemi, S. and Vogt, R.D., 2010. Environmental impact of mining activities on the surface water quality in Tibet: Gyama valley. *Science of the Total Environment*. 408(19), 4177-4184.
- Juang, K.W., Chen, Y.S. and Lee, D.Y., 2004. Using sequential indicator simulation to assess the uncertainty of delineating heavy-metal contaminated soils. *Environmental Pollution*. 127(2), 229-238.
- Keshavarzi, B., Moore, F. and Sharifi, R., 2013. Evaluation of dispersion and chemical partitioning patterns of heavy metals in the Sar Cheshmeh porphyry copper deposit: geochemical data from mine waste, water and stream sediments. *International Journal of Environmental Studies*. 70(1), 73-93.

- Khorasanipour, M. and Eslami, A., 2014. Hydro-geochemistry and contamination of trace elements in Cu-porphry mine tailings: a case study from the Sarcheshmeh mine, SE Iran. *Mine Water and the Environment*. 33(4), 335-352.
- Khorasanipour, M., Tangestani, M.H., Naseh, R. and Hajmohammadi, H., 2011. Hydrochemistry, mineralogy and chemical fractionation of mine and processing wastes associated with porphyry copper mines: a case study from the Sarcheshmeh mine, SE Iran. *Applied Geochemistry*. 26(5), 714-730.
- Kuhnert, P.M. and Hayes, K.R., 2009. How believable is your BBN. In *Proceedings of 18<sup>th</sup> World IMACS/MODSIM Congress, 13<sup>th</sup>-17<sup>th</sup> July, Cairns, Australia*. p.4319.
- Lahr, J. and Kooistra, L., 2010. Environmental risk mapping of pollutants: state of the art and communication aspects. *Science of the Total Environment*. 408(18), 3899-3907.
- Lee, C.J. and Lee, K.J., 2006. Application of Bayesian network to the probabilistic risk assessment of nuclear waste disposal. *Reliability Engineering & System Safety*. 91(5), 515-532.
- Lyu, Z., Chai, J., Xu, Z. and Qin, Y., 2018. Environmental impact assessment of mining activities on groundwater: case study of Copper Mine in Jiangxi Province, China. *Journal of Hydrologic Engineering*. 24(1), 1-9.
- Malakooti, S.J., Shahhosseini, M., Ardejani, F.D., Tonkaboni, S.Z.S. and Noaparast, M., 2015. Hydrochemical characterisation of water quality in the Sarcheshmeh copper complex, SE Iran. *Environmental Earth Sciences*. 74(4), 3171-3190.
- Marcot, B.G., 2012. Metrics for evaluating performance and uncertainty of Bayesian network models. *Ecological Modelling*. 230, 50-62.
- McDonald, K.S., Ryder, D.S. and Tighe, M., 2015. Developing best-practice Bayesian belief networks in ecological risk assessments for freshwater and estuarine ecosystems: a quantitative review. *Journal of Environmental Management*. 154, 190-200.
- Mehrabi, B., Mehrabani, S., Rafiei, B. and Yaghoubi, B., 2015. Assessment of metal contamination ingroundwater and soils in the Ahangaran mining district, west of Iran. *Environmental Monitoring and Assessment*. 187(727), 1-23.
- Mimba, M.E., Ohba, T., Fils, S.C.N., Wirmvem, M.J., Numanami, N. and Aka, F.T., 2017. Seasonal hydrological inputs of major ions and trace metal composition in streams draining the mineralized Lom Basin, East Cameroon: basis for environmental studies. *Earth Systems and Environment*. 1(2), 22.
- Qu, M., Li, W. and Zhang, C., 2014. Spatial distribution and uncertainty assessment of potential ecological risks of heavy metals in soil using sequential Gaussian simulation. *Human and Ecological Risk Assessment: An International Journal*. 20(3), 764-778.
- Mohajerani, H., Mosaedi, A., Kholghi, M., Meftah Halaghi, M. and Saddodin, A., 2009. Bayesian decision networks introduction and their applications in water resources management. In *Proceedings First National Coastal Lands Water Resources Management Congress, 17<sup>th</sup>-18<sup>th</sup> November, Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University, Sari, Iran*. p.11.
- Nikoo, M. and Kerachian, R., 2009. Evaluating the efficiency of Bayesian networks in river quality management: application of the trading-ratio system. *Water and Wastewater*. 1(69), 23-33.
- Nolan, B.T., Fienen, M.N. and Lorenz, D.L., 2015. A statistical learning framework for groundwater nitrate models of the Central Valley, California, USA. *Journal of Hydrology*. 531, 902-911.
- Pearl, J., 1986. Fusion, propagation, and structuring in belief networks. *Artificial Intelligence*. 29(3), 241-288.

- Phan, T.D., Smart, J.C., Capon, S.J., Hadwen, W.L. and Sahin, O., 2016. Applications of Bayesian belief networks in water resource management: A systematic review. *Environmental Modelling & Software*. 85, 98-111.
- Pollino, C.A., Woodberry, O., Nicholson, A., Korb, K. and Hart, B.T., 2007. Parameterisation and evaluation of a Bayesian network for use in an ecological risk assessment. *Environmental Modelling & Software*. 22(8), 1140-1152.
- Qiao, W., Li, W., Zhang, S. and Niu, Y., 2019. Effects of coal mining on the evolution of groundwater hydrogeochemistry. *Hydrogeology Journal*. 27(6), 2245-2262.
- Qu, B., Zhang, Y., Kang, S. and Sillanpää, M., 2017. Water chemistry of the southern Tibetan Plateau: an assessment of the Yarlung Tsangpo River basin. *Environmental Earth Sciences*. 76(74), 1-12.
- Rahman, M.M., Hagare, D. and Maheshwari, B., 2016. Bayesian Belief network analysis of soil salinity in a peri-urban agricultural field irrigated with recycled water. *Agricultural Water Management*. 176, 280-296.
- Rakotondrabe, F., Ngoupayou, J.R.N., Mfonka, Z., Rasolomanana, E.H., Abolo, A.J.N. and Ako, A.A., 2018. Water quality assessment in the Bétaré-Oya gold mining area (East-Cameroon): multivariate statistical analysis approach. *Science of the Total Environment*. 610, 831-844.
- Rocha, M.M. and Yamamoto, J.K., 2000. Comparison between kriging variance and interpolation variance as uncertainty measurements in the Capanema iron mine, State of Minas Gerais-Brazil. *Natural Resources Research*. 9, 223-235.
- Roobahani, A., Zahraie, B. and Tabesh, M., 2013. Integrated risk assessment of urban water supply systems from source to tap. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*. 27(4), 923-944.
- Sahoo, M.M., Patra, K.C., Swain, J.B. and Khatua, K.K., 2017. Evaluation of water quality with application of Bayes' rule and entropy weight method. *European Journal of Environmental and Civil Engineering*. 21(6), 730-752.
- Seifi, A. and Riahi, M.H., 2017. Qualitative zoning of Shahr-e-Babak aquifer based on its corrosiveness, sedimentation, and applicability for agricultural, drinking, and pressure irrigation uses. *Water and Wastewater*. 28, 92-105. (In Persian).
- Shannon, C.E., 1948. A mathematical theory of communication. *Bell System Technical Journal*. 27(3), 379-423.
- Shariatpanahi, M., 1992. Quality principles and treatment of water and wastewater, Fifth ed. Academic Press Inc., Tehran University, Tehran, Iran. (In Persian).
- Sharifi, R., Moore, F. and Keshavarzi, B., 2013. Geochemical behavior and speciation modeling of rare earth elements in acid drainages at Sarcheshmeh porphyry copper deposit, Kerman Province, Iran. *Chemie der Erde-Geochemistry*. 73(4), 509-517.
- Szatmári, G. and Pásztor, L., 2019. Comparison of various uncertainty modelling approaches based on geostatistics and machine learning algorithms. *Geoderma*. 337, 1329-1340.
- Tabatabaei, A. and Dashtizadeh, P., 2008. Introduction of Bayesian networks and their application in bridge maintenance. In *Proceedings 14<sup>th</sup> National Civil Engineering Conference*, 26<sup>th</sup> August, Semnan, Iran. p. 6. (In Persian).
- Taheriyoun, M., Alavi, V. and Ahmadi, A., 2016. Risk analysis of wastewater reuse in agriculture using Bayesian network. *Civil and Environmental Engineering*. 48(1), 38-40. (In Persian).
- Taheriyoun, M., Alavi, V. and Ahmadi, A., 2016. Risk analysis of wastewater reuse in agriculture us-

ing Bayesian network. *Amirkabir Journal of Civil Engineering*. 48(1), 101-109.

Tiwari, A.K., Singh, P.K., Singh, A.K. and De Maio, M., 2016. Estimation of heavy metal contamination in groundwater and development of a heavy metal pollution index by using GIS technique. *Bulletin of Environmental Contamination and Toxicology*. 96(4), 508-515.

Wen, X., Feng, Q., Lu, J., Wu, J., Wu, M. and Guo, X., 2018. Risk assessment and source identification of coastal groundwater nitrate in northern China using dual nitrate isotopes combined with Bayesian mixing model. *Human and Ecological Risk Assessment: An International Journal*. 24(4), 1043-1057.

Wu, J., Xu, S., Zhou, R. and Qin, Y., 2016. Scenario analysis of mine water inrush hazard using Bayesian networks. *Safety Science*. 89, 231-239.

Yet, B., Constantinou, A., Fenton, N., Neil, M., Luedeling, E. and Shepherd, K., 2016. A Bayesian network framework for project cost, benefit and risk analysis with an agricultural development case study. *Expert Systems with Applications*. 60, 141-155.

Yünsel, T.Y., 2019. In-situ coal quality variability analysis by combining Gaussian co-simulation and a JavaScript. *Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects*. 41(21), 2631-2649.





Environmental Sciences Vol.18/ No.1/ Spring 2020

165-186

## **Zoning and uncertainty analysis of heavy metal pollution risk in surface water resources of copper mine by Bayesian analysis and sequential Gaussian simulation**

**Akram Seifi\* and Hossien Riahi**

Water Science and Engineering Department, Faculty of Agricultural, Vali-e-Asr University of Rafsanjan, Rafsanjan, Iran

Received: 2018.09.01 Accepted: 2020.03.15

**Seifi, A. and Riahi, H., 2020.** Zoning and uncertainty analysis of heavy metal pollution risk in surface water resources of copper mine by Bayesian analysis and sequential Gaussian simulation. *Environmental Sciences*. 18(1): 165-186.

**Introduction:** Industrial and agricultural activities resulting in the production of toxic heavy metals may endanger water quality, public health, and the environment. Therefore, determination of areas that are affected by heavy metals and spatial uncertainty of pollution risks are considered as an important and sensitive issue, which are less studied. The main aim of this study was to combine Bayesian network analysis with Sequential Gaussian Simulations (SGS) to evaluate the pollution risk of heavy metal and toxic elements in the surface water of Sarcheshmeh copper mine.

**Material and methods:** In this study, a dataset of 924 water samples from 82 locations from three different zones including the surface water of Shour River, tailing dam, and also the main mining site of Sharcheshmeh copper complex, as well as nine heavy metals were used. The information was classified into two risk classes of low and high according to the standard of the Department of Environment of Iran. A Bayesian analysis and learning algorithm were applied to investigate the characterization of heavy metal correlations and Bayesian weights extraction. Based on the obtained Bayesian network structure, important metals were chosen as key pollution parameters. For these metals, the conditional probability was dedicated to every observed point and then the Bayesian Risk Index (BRI) was calculated as a linear rating of the weighted risk classes. Finally, the geostatistical modeling and SGS were applied for generating pollution risk and standard deviation maps of BRI were used as an uncertainty measure of SGS based on BRI elements.

**Results and discussion:** Based on the results of Bayesian analysis, three elements of Zn, Mo, and Fe were iden-

\*Corresponding Author. *Email Address:* a.seifi@vru.ac.ir

tified as the most important parameters of pollution risk in the studied zones, which were derived by the MWSt Bayesian network. The highest risk existed in the main mining zone and sedimentation dam. The results of  $BRI_{zn}$ ,  $BRI_{Mo}$ , and  $BRI_{Fe}$  declared that areas in north and south of zone 1 and all of zone 2 had high pollution risk, which requires appropriate treatment operations. The results also showed that the high-risk cluster was mainly located within the main mining and tailing dam zones. Also, 19% and 22% of zones' area was classified as high and low risk of water pollution, respectively. Zoning maps of risk and heavy metals showed that there are high standard deviation and great variation in copper complex and distilling dam. The results of the uncertainty risk assessment showed high concentrations of heavy metals in the surface water arose from the transportation of heavy metal from copper mine to distilling dam, which requires treatment operation on the output water of the factory.

**Conclusion:** Based on the results, the pollution of heavy metal and toxic elements in water resources near Sarcheshmeh copper mine and downstream water resources was high and this will increase the pollution risk of Rafsanjan aquifer. These indicate the inadequate treatment of heavy metals in Sarcheshmeh copper mine water.

**Keywords:** Geostatistics, Geographical information system, Sequential Gaussian simulations, Spatial uncertainty, Risk class, Sarcheshmeh copper mine, Variogram.