



دانشگاه گوی و زمین‌شناسی

نشریه پژوهش‌های حفاظت آب و خاک

جلد بیست و یکم، شماره اول، ۱۳۹۳

<http://jwsc.gau.ac.ir>

مطالعه پراکنش آلودگی خاک به عناصر سنگین با استفاده از زمین‌آمار و خوشه‌بندی فازی در منطقه دیزج‌آباد، استان زنجان

مهسا نوریان^۱، *محمدامیر دلاور^۲، پرویز شکاری^۳ و سمانه عبداللهی^۱

^۱دانشجوی کارشناسی ارشد گروه خاکشناسی، دانشگاه زنجان، آستادیار گروه خاکشناسی، دانشگاه زنجان،

^۲آستادیار گروه خاکشناسی، دانشگاه رازی کرمانشاه

تاریخ دریافت: ۹۱/۵/۸؛ تاریخ پذیرش: ۹۱/۱۲/۱۳

چکیده

این پژوهش با هدف شناخت الگوی پراکنش و شدت آلودگی خاک در اطراف مجتمع کارخانه‌های شرکت ملی سرب و روی ایران در منطقه دیزج‌آباد استان زنجان انجام شد. برای این منظور تعداد ۲۷۲ نمونه خاک سطحی از عمق ۱۰-۰ سانتی‌متری در قالب یک شبکه با فواصل ۲۵۰ و ۵۰۰ متر برداشت شد و پس از عصاره‌گیری با اسید نیتریک غلظت عناصر سرب، روی و کادمیم در نمونه‌ها تعیین شد. میانگین غلظت سرب، روی و کادمیم در خاک به ترتیب ۱۸۱/۰۳، ۱۸۲/۲۸ و ۱/۴۸ میلی‌گرم بر کیلوگرم بود. تبدیل گر باکس-کوکس برای نرمال‌سازی داده‌ها استفاده شد. الگوی مکانی متغیرها توسط محاسبه تغییرنماهای تجربی و مدل‌های برازش داده شده زمین‌آماری مورد بررسی قرار گرفت. مدل نمایی بهترین نتیجه را برای توصیف تغییرپذیری مکانی عناصر نشان داد. دامنه تأثیر برای تغییرنماهای سرب، روی و کادمیم به ترتیب ۱۱۳۱، ۱۰۷۳ و ۱۰۲۶ متر می‌باشد. روش کریجینگ معمولی نتایج قابل‌قبولی برای برآورد غلظت فلزات سنگین در نقاط نمونه‌برداری نشده نشان می‌دهد. خوشه‌بندی داده‌ها از طریق کمینه‌سازی یک تابع عضویت در قالب الگوریتم FCM در نمای فازی ۱/۲ انجام شد. براساس توابع شاخص عملکرد فازی، آنتروپی نرمالیزه شده و شاخص جداشدگی مناسب‌ترین خوشه‌بندی با تعداد ۷ کلاس تعیین شد. کلاس‌های A، B، E و G با آلودگی بالا در قسمت مرکزی و اطراف کارخانه و کلاس‌های C، D و F با آلودگی کم در شمال، شمال‌شرقی و جنوب‌شرقی منطقه قرار داشتند. کلاس نامعمول در بخش بزرگی از منطقه پراکنده بود و به‌طور عمده با محل کارخانجات و دفن پسماندها مطابقت داشت.

واژه‌های کلیدی: آلودگی خاک، تغییرات مکانی، خوشه‌بندی فازی، زنجان

*مسئول مکاتبه: adelavar443@yahoo.com

مقدمه

هر گونه تغییر در ویژگی‌های اجزای تشکیل‌دهنده محیط به نحوی که عملکرد طبیعی و تعادل زیستی آن را مختل کند و به‌طور مستقیم و غیرمستقیم منابع و حیات موجودات زنده را به مخاطره اندازد، آلودگی محیط زیست اطلاق می‌شود (دبیری، ۲۰۱۱). پهنه‌بندی توزیع مکانی آلودگی خاک، پایه ارزیابی آلودگی، کنترل و مدیریت بحران برای نشان دادن مناطق آلوده است. امروزه استفاده از روش‌های درون‌یابی به‌طور گسترده‌ای در پهنه‌بندی و تخمین غلظت فلزات سنگین در نقاطی که نمونه‌برداری نشده‌اند، کاربرد دارد (زی و همکاران، ۲۰۱۱). استفاده از روش‌هایی که بتواند هم‌زمان انواع آلودگی را در نظر گرفته و ماهیت پیوسته تغییرات آن‌ها را در خاک نشان دهد قادر به ارایه تصویر واقعی‌تری از گسترش و شدت آلودگی خواهد بود. این دیدگاه به معنی کاربرد روشی برای شناسایی خاک‌های آلوده و تعریف کلاس‌های آلودگی است (تان و همکاران، ۲۰۰۶).

زینگ‌می و همکاران (۲۰۰۶) تغییرات مکانی سرب، روی، کادمیم، مس و کروم را در منطقه هانگ‌زونگ چین بررسی کردند و از کریجینگ معمولی و کریجینگ لوگ نرمال برای تهیه نقشه آلودگی در این منطقه استفاده کردند. آن‌ها مهم‌ترین دلیل وجود آلودگی را در این منطقه دخالت‌های انسان و فعالیت‌های صنعتی گزارش کردند. چن و همکاران (۲۰۰۸) در مطالعه بررسی منشا عناصر سنگین در اراضی مسکونی هانگ‌ژوا با استفاده از تلفیق آمار چندمتغیره و زمین‌آمار بین غلظت عناصر سنگینی که توسط فعالیت‌های صنعتی، فاکتورهای طبیعی و خصوصیات خاک کنترل می‌شوند، تفاوت قائل شدند. فایز و همکاران (۲۰۰۹) میزان آلودگی خاک در اطراف یکی از بزرگراه‌های پر رفت و آمد را در اسلام‌آباد پاکستان براساس مطالعات زمین‌آماری مورد سنجش قرار دادند. آن‌ها با تعیین غلظت فلزات سنگین کادمیم، سرب، روی، نیکل و مس نتیجه گرفتند که آلودگی خاک‌ها در اطراف این بزرگراه برای عناصر بیان شده از حد متعادل بالاتر بوده و در فواصل نزدیک‌تر میزان آلودگی بیش‌تر از فواصل دورتر است. لین و همکاران (۲۰۱۲) در مطالعه تغییرات زمین‌آماری عناصر آلوده در خاک‌های کشاورزی مناطق مختلف کشور تایوان نشان دادند که کاربرد کودهای شیمیایی و فعالیت‌های کارخانجات صنعتی استخراج‌کننده این مواد بیش‌ترین تأثیر را در افزودن این ترکیبات در افق‌های سطحی خاک این مناطق دارند.

خوشه‌بندی^۱ از ابزارهای چندمتغیره است که معمولاً برای شناسایی منابع احتمالی رسوب فلزات سنگین و برآورد آلودگی در خاک کاربرد وسیعی دارد (اوزان و همکاران، ۲۰۰۸؛ کریشنا و همکاران،

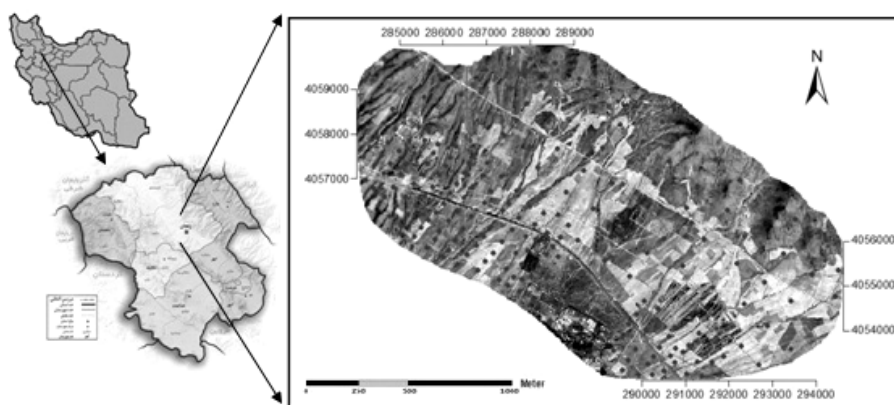
1- Clustering

۲۰۰۹؛ سکا بیرا و همکاران، ۲۰۱۰؛ موسترت و همکاران، ۲۰۱۰؛ هاریکومار و جی‌شا، ۲۰۱۰). در این روش داده‌ها در گروه‌هایی که اعضای هر گروه از جنبه‌های خاصی بیش‌ترین شباهت را با هم داشته و با اعضای خوشه‌های دیگر هیچ شباهتی ندارند، قرار داده می‌شوند (ساداکی، ۱۹۹۸). از مهم‌ترین و پرکاربردترین روش‌های خوشه‌بندی، الگوریتم خوشه‌بندی فازی c-means (FCM) است (تسکوراس و سارمیویاس، ۲۰۰۴؛ شکاری و باقرنژاد، ۲۰۰۶). کانپانی و همکاران (۲۰۱۱) به‌منظور بیان یک روش برای بررسی سریع و مؤثر خطرات آلودگی وابسته به دفع زباله‌های شهری در خاک از روش فازی استفاده کرده و مشخص گردید که روش خوشه‌بندی فازی روشی بسیار مؤثر برای ارزیابی صحیح و مناسب آلودگی است. چانگ و چانگ (۲۰۰۳) با بررسی مقادیر آلاینده‌های خاکی در رسوبات اقیانوسی منطقه کائوسیونگ تایوان با استفاده از روش خوشه‌بندی فازی نتیجه گرفتند که تجزیه و تحلیل‌های خوشه‌بندی c-means به‌دلیل وجود مرزهای قطعی بین خوشه‌ها و هم‌پوشانی به‌وجود آمده بین آن‌ها نتایج قابل‌قبولی را در نمایش مناطق آلوده ارائه می‌دهد. آن‌ها با استفاده از نتایج خوشه‌بندی مکانی به‌دست آمده و تطبیق آن‌ها با نقشه ساحلی منطقه مورد مطالعه نقشه پهنه‌بندی آلودگی بخش ساحلی را تهیه کردند. تان و همکاران (۲۰۰۶) برای ارزیابی وضعیت آلودگی خاک به فلزات سنگین در حومه شهر پکن چین از طبقه‌بندی فازی استفاده کردند. براساس مطالعه آن‌ها غلظت کل آرسنیک، کروم، کادمیم، جیوه و سرب در خاک‌های سطحی براساس بیش‌ترین تعداد طبقه‌ها در نمای فازی ۱/۶ سه کلاس تعیین شد. پیش‌بینی موفقیت‌آمیز آلودگی خاک که از الگوریتم c-means در این مطالعه به‌دست آمد نشان داد که از این تکنیک می‌توان به خوبی برای پیش‌بینی آلودگی در خاک‌ها استفاده کرد.

فعالیت‌های استخراج و فرآوری سنگ معدن شامل سرب و روی در کارخانه سرب و روی ایران واقع در استان زنجان در طول سال‌های اخیر مقادیر زیادی از زباله‌های معدنی به‌وجود می‌آورد، که بیش‌تر بدون پالایش باقی می‌ماند و به محیط زیست موجود در این مناطق خسارت‌های شدیدی وارد می‌سازد و منجر به تجمع مقادیر زیادی از فلزات سنگین و آلوده‌کننده در این منطقه گردیده است. با توجه به نزدیک بودن کارخانه سرب و روی ایران به مناطق مسکونی (شهر زنجان و روستاهای اطراف کارخانه) و هم‌چنین نبود اطلاعات کافی در خصوص گسترش و پراکنش میزان آلودگی این منطقه به عناصر سرب، روی و کادمیم ضرورت پهنه‌بندی این عناصر در خاک و شناسایی مکان‌های آلوده و غیرآلوده با استفاده از روش‌های درون‌یابی بیش‌تر آشکار می‌شود. از طرف دیگر نتایج این پژوهش می‌تواند اطلاعات بسیار ارزشمندی را در انجام مدیریت‌های خاص برای جلوگیری از گسترش آلودگی خاک و محیط زیست این منطقه فراهم سازد.

مواد و روش‌ها

تشریح منطقه مورد مطالعه: مجتمع کارخانجات شرکت ملی سرب و روی ایران در ۱۵ کیلومتری جاده قدیم زنجان- تهران و در منطقه دیزج‌آباد قرار دارد. این شرکت با سرمایه اولیه بانک صنعت و معدن در سال ۱۳۶۰ و به منظور تولید شمش سرب و روی تأسیس شد و شامل کارخانه‌های فرآوری و استحصال سرب، روی و سولفات روی است. منطقه مورد مطالعه بین ۳۶ درجه و ۳۵ دقیقه تا ۳۶ درجه و ۴۰ دقیقه عرض شمالی و ۴۸ درجه و ۳۴ دقیقه تا ۴۸ درجه و ۴۰ دقیقه طول شرقی قرار دارد. براساس اطلاعات هواشناسی ایستگاه سینوپتیک شهرستان زنجان در یک دوره ۲۰ ساله (۸۸-۱۳۶۸) متوسط بارندگی در منطقه ۳۰۹ میلی‌متر و حداقل و حداکثر دما به ترتیب ۳۰- و ۴۰ درجه سانتی‌گراد است. شکل ۱ موقعیت منطقه مورد مطالعه را نشان می‌دهد.



شکل ۱- موقعیت منطقه مورد مطالعه.

نمونه‌برداری و تجزیه‌های آزمایشگاهی: نمونه‌برداری خاک بر روی دو شبکه اصلی منظم با فواصل ۲۵۰×۲۵۰ در اراضی شهری، صنعتی و کشاورزی و ۵۰۰×۵۰۰ متر در اراضی بایر از عمق ۱۰-۰ سانتی‌متری در ۲۷۲ نقطه صورت گرفت. از هر موقعیت در حدود ۲ کیلوگرم نمونه خاک برداشت شد. هر نقطه متشکل از ۵ نمونه در یک محدوده ۲۰×۲۰ متر است که به صورت مرکب تهیه شد. موقعیت جغرافیایی نقطه مرکزی در رأس محل تلاقی شبکه‌ها توسط دستگاه موقعیت‌یاب جهانی تعیین و هم‌چنین نوع کاربری و وضعیت کشت و کار اراضی نیز ثبت شد. نمونه‌های خاک پس از هوا خشک شدن و عبور از الک ۲ میلی‌متری برای اندازه‌گیری عناصر سنگین به آزمایشگاه انتقال داده شد. غلظت

کل عناصر سنگین سرب، روی و کادمیم با اسید نیتریک (پیچ و همکاران، ۱۹۸۲) عصاره‌گیری و با استفاده از دستگاه جذب اتمی مدل واریان اسپکتر ۷۲۰ تعیین گردید.

تجزیه و تحلیل داده‌ها

مطالعات زمین‌آماری: مهم‌ترین ویژگی‌های آماری شامل میانگین، حداکثر، حداقل، میانه، انحراف معیار، چولگی و کشیدگی غلظت کل عناصر سنگین مورد بررسی قرار گرفت. با توجه به مقادیر چولگی در صورت نیاز داده‌های خام اولیه از طریق تبدیل‌گرهای لگاریتمی و باکس-کوکس نرمال‌سازی شد (باکس و کوکس، ۱۹۶۲). برای تجزیه و تحلیل ساختار تغییرات مکانی متغیرهای مورد نظر از تابع تغییرنا استفاده شد و پارامترهای ورودی برای درون‌یابی مکانی توسط تخمین‌گر کریجینگ آماده گردید (رابطه ۱):

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

که در آن، $Z(x_i)$: مقدار متغیر اندازه‌گیری شده در نقطه x_i ، $Z(x_i + h)$: مقدار متغیر اندازه‌گیری شده در نقطه x_{i+h} و $N(h)$: جفت نمونه‌های جدا شده توسط فاصله h هستند. درستی تخمین‌ها بر مبنای حداقل بودن شاخص‌های آماری میانگین خطای تخمین^۱ (رابطه ۲) و جذر میانگین مربع خطا^۲ (رابطه ۳) بررسی شد:

$$MEE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [Z(x_i) - Z^*(x_i)] \quad (2)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [(Z(x_i) - Z^*(x_i))^2]} \quad (3)$$

که در آن‌ها، $Z(x_i)$: مقدار واقعی، $Z^*(x_i)$: مقدار برآورد شده و n : تعداد مشاهده‌ها است (محمدی، ۲۰۰۶). بعد از تعیین پارامترهای تخمین‌گر کریجینگ اقدام به پهنه‌بندی و تهیه نقشه‌های کریجینگ عناصر سنگین در منطقه مورد مطالعه گردید.

1- Mean Estimation Error (MEE)

2- Root Mean Squared Error (RMSE)

طبقه‌بندی فازی خاک: در این مطالعه از الگوریتم fuzzy c-means (FCM) برای مطالعه خوشه‌بندی فازی استفاده گردید (مکبرتنی و دیگرویتز، ۱۹۹۲). در این الگوریتم مجموعه داده‌ها به تعدادی کلاس معمولی^۱ و یک کلاس نامعمول^۲ شامل افرادی با مقادیر بسیار دور از میانگین‌های کلاس‌های معمولی خوشه‌بندی می‌شود. تابع عضویت‌دهی به کار رفته با استفاده از رابطه ۴ به شکل تابع زیر است:

$$J_E(M, c) = \alpha \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c m_{ij}^{\phi} d_{ij}^{\tau} + (1 - \alpha) \sum_{i=1}^n m_{i*}^{\phi} \sum_{j=1}^c d_{ij}^{-\tau} \quad (4)$$

که در آن، $J_E(M, c)$: مجموع مربعات خطا داخل کلاس‌ها، c : تعداد کلاس‌ها، n : تعداد افراد یا نمونه‌ها، m_{ij} : مقدار عضویت فرد i در کلاس j (میزان تعلق نمونه i به کلاس j)، Φ : نمای فازی کلاس‌های به‌دست آمده، d_{ij} : فاصله آماری مقدار یک ویژگی در یک فرد با مقدار همان ویژگی در مرکز کلاس j ، α : پارامتر تعیین‌کننده میانگین عضویت فرد i در کلاس نامعمول، $\|x_j - v_i\|$ که بیانگر تشابه نمونه و مرکز خوشه باشد استفاده کرد. با استفاده از m_{ij} می‌توان یک ماتریس U تعریف کرد که دارای c سطر و n ستون باشد و مؤلفه‌های آن هر مقداری بین صفر تا ۱ را می‌تواند اختیار کند. اگر تمامی مؤلفه‌های ماتریس U به‌صورت صفر و ۱ باشند الگوریتم مشابه c -means کلاسیک خواهد بود. با این که مؤلفه‌های ماتریس U می‌تواند هر مقداری بین صفر تا ۱ را اختیار کند، اما مجموع مؤلفه‌های هر یک از ستون‌ها باید برابر ۱ باشد (رابطه ۵):

$$\sum_{j=1}^c m_{ij} \quad 1 \leq i \leq n \quad (5)$$

معنای این شرط آن است که مجموع تعلق هر نمونه به c خوشه باید برابر ۱ باشد. برای به‌دست آوردن مقادیر مربوط به m_{ij} و v_i باید تابع هدف تعریف شده را حداقل و با استفاده از شرط بالا و برابر صفر قرار دادن مشتق تابع هدف از رابطه‌های ۶ و ۷ مقادیر مربوط به آن‌ها را محاسبه کرد.

$$m_{ij} = \frac{d_{ij}^{-\tau/(\phi-1)}}{\sum_{j=1}^c d_{ij}^{-\tau/(\phi-1)} + \left(\frac{1-\alpha}{\alpha} \sum_{j=1}^c d_{ij}^{-\tau} \right)^{-1/(\phi-1)}} \quad (6)$$

-
- 1- Normal
 - 2- Extragrade

$$c_j = \frac{\sum_{i=1}^n [m_{ij}^{\phi} - (1-\alpha)\alpha^{-1}d_{ij}^{-\alpha}m_{i*}^{\phi}]x_i}{\sum_{i=1}^n [m_{ij}^{\phi} - (1-\alpha)\alpha^{-1}d_{ij}^{-\alpha}m_{i*}^{\phi}]} \quad (7)$$

برای کمینه کردن تابع عضویت با استفاده از نرمالیزه کردن d_{ij}^{α} داخلی به یک نرم فاصله نیاز است. برای تعیین این تابع از سه نرم شامل نرم اقلیدسی^۱، نرم قطری^۲ و نرم ماهالانوبیس^۳ استفاده می‌شود. نرم ماهالانوبیس علاوه بر آن که ناهمگونی در واریانس‌ها را محاسبه می‌کند، همبستگی آماری بین متغیرهای اندازه‌گیری شده را در نظر می‌گیرد. این نرم برای داده‌های با همبستگی بالا و ماهیت عددی کارآیی مناسبی دارد (تان و همکاران، ۲۰۰۶).

نمای فازی و تعیین تعداد بهینه کلاس‌ها: نمای فازی به زیرساخت‌های موجود در مجموعه داده‌ها و در نتیجه به تعداد مطلوب کلاس‌ها بستگی دارد. در واقع نمای فازی میزان هم‌پوشی کلاس‌ها را تعیین می‌کند. بنابراین توابع اعتبارسنجی خوشه‌بندی، تا حدودی معیاری برای سنجش فازی بودن نیز هستند. با این وجود با بسط توابع عضویت فازی باید مقدار مناسبی از Φ را انتخاب کرد تا نمای فازی، زیرساخت‌های مجموعه داده‌ها را نشان دهد. به منظور تعیین تعداد بهینه کلاس‌ها از بین گروه‌بندی‌های انجام شده برای هر مجموعه داده، از توابع شاخص عملکرد فازی^۴، آنتروپی نرمالیزه شده^۵ و شاخص تفکیک‌پذیری^۶ استفاده شد. تعداد بهینه کلاس‌ها با حداقل مقدار این توابع انطباق دارد (مکبرتنی و مور، ۱۹۸۵؛ امینی و همکاران، ۲۰۰۵a؛ تان و همکاران، ۲۰۰۶؛ ژو و همکاران، ۲۰۱۰). در این مطالعه توصیف پارامترهای آماری با استفاده از نرم‌افزار SPSS نسخه ۱۸ (نای و همکاران، ۲۰۰۸)، تجزیه زمین‌آماری و ترسیم نقشه‌ها به ترتیب با نرم‌افزارهای Variowin نسخه ۲/۲ و Surfer نسخه ۸ و تجزیه و تحلیل فازی با استفاده از برنامه FuzMe3 (میناسنی و مکبرتنی، ۲۰۰۶) انجام شد.

نتایج و بحث

جدول ۱ خلاصه وضعیت آماری غلظت کل عناصر مورد مطالعه را نشان می‌دهد. دامنه تغییرات سرب در منطقه ۴۸۲۴/۱۳ با حداکثر ۴۸۳۷/۵ و حداقل ۱۳/۳۷ میلی‌گرم بر کیلوگرم است. برای

- 1- Euclidean
- 2- Diagonal
- 3- Mahalanobis
- 4- Mean Partition Entropy (MPE)
- 5- Fuzziness Performance Index (FPI)
- 6- Separation Index (S)

نشریه پژوهش‌های حفاظت آب و خاک جلد (۲۱)، شماره (۱) ۱۳۹۳

عنصر روی این مقدار با حداقل و حداکثر ۱۴/۳۷ و ۶۳۱۲/۵ و برای عنصر کادمیم دارای دامنه تغییر ۲۸/۳۷۵ میلی‌گرم بر کیلوگرم است.

جدول ۱- توصیف آماری داده‌های اولیه مقادیر کل عناصر سنگین.

متغیر	حداقل		میانگین (میلی‌گرم بر کیلوگرم)	چولگی	انحراف معیار	ضریب تغییرات (درصد)
	حداکثر					
سرب	۱۳/۳۷	۴۸۳۷/۵	۱۸۱/۰۳	۶/۲۱	۵۵۶/۶۹	۳۰۷/۵۱
روی	۱۴/۳۷	۶۳۱۲/۵	۱۸۲/۲۸	۱۳/۸	۴۴۸/۰۱	۲۴۵/۷۸
کادمیم	۰/۱۲۵	۲۸/۵	۱/۴۸	۹/۶	۲/۰۱	۱۳۵/۸۱

اختلاف زیاد بین مقادیر میانگین و میانه داده‌ها به‌خصوص برای عناصر سرب و روی و بررسی هیستوگرام‌های فراوانی داده‌های اندازه‌گیری شده نشان‌دهنده غیرنرمال بودن داده‌ها و چولگی شدید آن‌ها به راست است. با توجه به این‌که نرمال بودن داده‌ها در تجزیه تحلیل‌های زمین‌آماري نتایج مطلوب‌تری را در پی خواهد داشت (محمدی، ۲۰۰۶)، اقدام به نرمال‌سازی توزیع داده‌های سرب، روی و کادمیم با استفاده از تبدیل‌گرهای لگاریتمی و باکس-کوکس گردید. براساس نتایج به‌دست آمده از آزمون نرمال‌یته کولموگراف-اسمیرینوف (جدول ۲) مشاهده می‌شود که تبدیل‌گر باکس-کوکس روشی کارآمد برای نرمال‌سازی غلظت کل عناصر سرب و روی و تبدیل‌گر لگاریتمی روش مؤثری برای نرمال‌سازی غلظت عنصر کادمیم است.

جدول ۲- مقادیر چولگی، کشیدگی و سطوح معنی‌داری آزمون کولموگراف-اسمیرینوف غلظت کل عناصر سنگین با استفاده از تبدیل‌گرهای مختلف.

عنصر	داده‌های اولیه		تبدیل‌گر لگاریتمی		تبدیل‌گر باکس کوکس	
	چولگی	کشیدگی	K-Sp	چولگی	کشیدگی	K-Sp
سرب	۶/۲۱	۴۱/۷	۰/۰	۲/۲۶	۰/۲۶	۰/۳۶
روی	۱۳/۸	۲۰۶/۶۸	۰/۰	۱/۹۷	-۰/۰۸۱	۰/۴۱
کادمیم	۹/۶	۱۲۱/۷۷	۰/۲۸	۰/۲۹	-	-

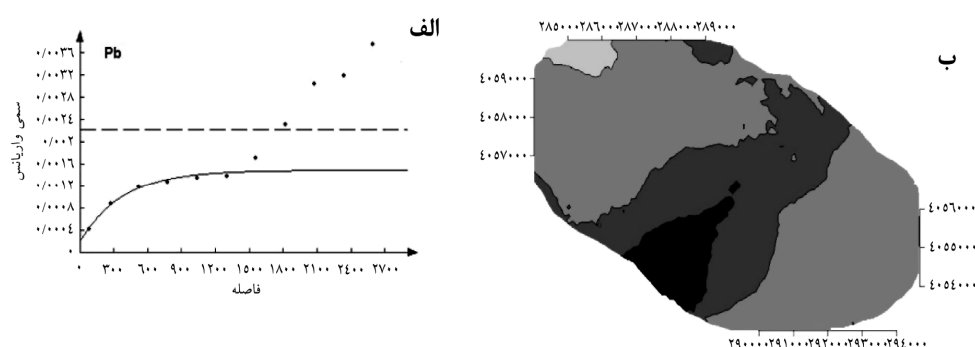
ضریب همبستگی پیرسون برای داده‌های نرمال شده محاسبه شد. بر این اساس ضرایب همبستگی برای عناصر سرب و روی ۰/۷۸۵، سرب و کادمیم ۰/۶۶۴ و روی و کادمیم ۰/۶۴۳ تعیین شد. ضریب

همبستگی بالا بین عناصر سرب، روی و کادمیم در سطح اطمینان ۱ درصد احتمالاً نشان‌دهنده این واقعیت است که بخش اعظمی از تغییرات این سه عنصر در خاک توسط عوامل مشابهی مانند عملیات معدن‌کاوی، استخراج و فعالیت‌های صنعتی این مواد و همچنین دود ناشی از عبور و مرور خودروها و وسایل نقلیه سبک و سنگین در مجاور بزرگراه و جاده قدیم تهران- زنجان در منطقه کنترل می‌شود. نتایج به‌دست آمده توسط سایر پژوهش‌گران نیز عوامل مشابهی را در کنترل تغییرات عناصر سرب، روی و کادمیم دخیل دانسته‌اند (زینگ‌می و همکاران، ۲۰۰۶؛ لی و فنگ، ۲۰۱۲).

بررسی غلظت عناصر سرب، روی و کادمیم در کاربری‌های متفاوت بیانگر آن است که میانگین غلظت این سه عنصر در اراضی دارای کاربری صنعتی به‌طور معنی‌داری بیش‌تر از سایر کاربری‌ها است. در مورد عنصر کادمیم منطقه صنعتی بیش‌ترین میزان کادمیم کل را دارد، با این‌حال کاربری کشاورزی نیز نسبت به کاربری شهری و بایر دارای اختلاف معنی‌داری است که احتمالاً به واسطه کاربرد کودهای کشاورزی فسفاته حاوی کادمیم در مناطق کشاورزی است. امینی و همکاران (۲۰۰۵b) دلیل بالا بودن غلظت کادمیم در خاک را فعالیت‌های کشاورزی مانند استفاده کود، کمپوست، لجن فاضلاب، سموم و آفت‌کش‌ها عنوان کردند. زیانگ‌دونگ و همکاران (۲۰۰۴) عامل کنترل‌کننده غلظت عناصر سنگین را در مناطق شهری هنگ‌کنگ دخالت‌های انسان در طبیعت و فعالیت‌های صنعتی گزارش کردند. به‌منظور مطالعات زمین‌آماری و تهیه نقشه پراکنش عناصر سرب، روی و کادمیم در این پژوهش ابتدا تغییرنماهای رویه‌ای غلظت کل این عناصر مورد بررسی قرار گرفت. بررسی تغییرنماهای رویه‌ای همسان‌گرد بودن هر سه عنصر را نشان داد. برای توصیف الگوی تغییرات مکانی عناصر سرب، روی و کادمیم مدل‌های مختلفی بر تغییرنماهای تجربی عناصر مورد مطالعه برازش داده شد و مدل نمایی به‌عنوان بهترین مدل برازش داده شده بر غلظت کل این سه عنصر انتخاب گردید. جدول ۳ پارامترهای درونیابی کریجینگ برای عناصر مورد بررسی را نشان می‌دهد. بیش‌ترین مقدار اثر قطعه‌ای و حد آستانه در بین سه عنصر مورد بررسی، مربوط به غلظت عنصر کادمیم و کم‌ترین آن‌ها مربوط به غلظت عنصر سرب بود. دامنه تأثیر تغییرنماها از ۱۰۲۶ متر برای عنصر کادمیم تا ۱۱۳۱ متر برای عنصر سرب متغیر بود. این فاصله به‌مراتب بیش‌تر از فاصله نمونه‌برداری در منطقه مورد مطالعه بوده و نشان داد که فاصله نمونه‌برداری برای نشان دادن تغییرات مکانی عناصر مورد بررسی مناسب بوده است. شکل ۲ تغییرنمای همه‌جتهه عنصر سرب و مدل برازش داده شده بر آن را نشان می‌دهد (شکل‌ها فقط برای عنصر سرب ارائه شده است).

جدول ۳- پارامترهای درونیابی و معیارهای کنترل اعتبار کریجینگ برای عناصر مورد مطالعه.

متغیر	اثر قطعه‌ای	حد آستانه	دامنه تأثیر (متر)	اثر قطعه‌ای نسبی (درصد)	کلاس همبستگی مکانی	MEE	RMSE
سرب	۰/۰۰۰۲۱	۰/۰۰۰۱۵	۱۱۳۱	۰/۱۴	قوی	۰/۰۰۰۱۳۵	۰/۰۳۲۰۴
روی	۰/۰۰۰۱۱۵	۰/۰۰۰۳۰۵	۱۰۷۳	۰/۳۷	متوسط	۰/۰۰۰۱۹۷	۰/۰۵۵۶۳
کادمیم	۰/۱۴۷	۰/۵۰۴	۱۰۲۶	۰/۲۹	متوسط	۰/۰۰۰۷۹۲	۰/۶۳۵۶۵

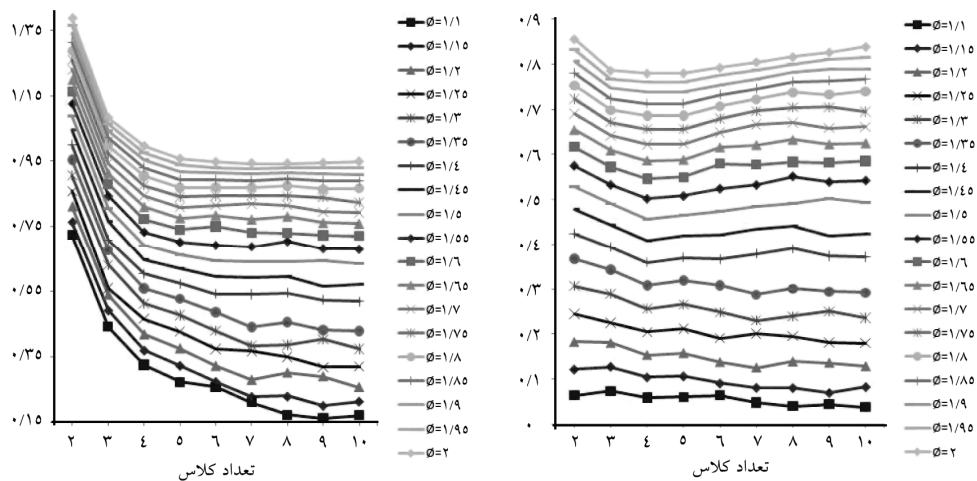


شکل ۲- تغییر نمای جهت‌دار و مدل برازش داده شده (الف) و نقشه پراکنش مکانی به‌دست آمده از کریجینگ معمولی عنصر سرب (ب).

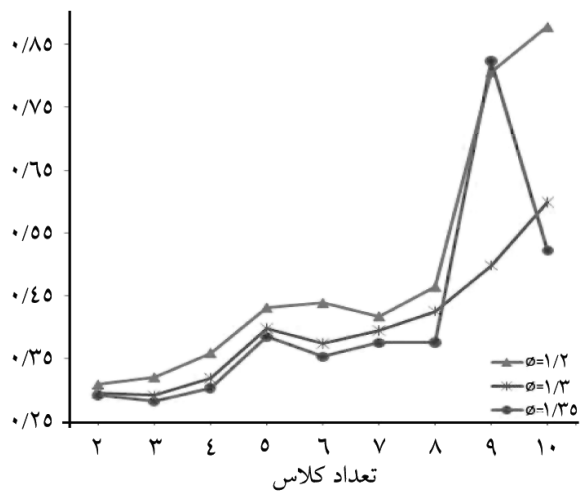
براساس نتایج کامبردلا و همکاران (۱۹۹۴) عناصر روی و کادمیم دارای همبستگی مکانی متوسط و عنصر سرب همبستگی مکانی قوی را در منطقه نشان دادند. نقشه‌های کریجینگ برای هر سه عنصر مورد بررسی روند تقریباً یکسانی را در منطقه نشان دادند. نقشه پراکنش مکانی به‌دست آمده از کریجینگ معمولی عنصر سرب در شکل ۲ نشان داده شده است. براساس اطلاعات این نقشه‌ها می‌توان بیان نمود که توزیع غلظت عناصر سنگین در منطقه الگوی تصادفی ندارد و دارای همبستگی مکانی است. علاوه بر این که براساس این نقشه‌ها می‌توان الگوی پراکنش مکانی عناصر آلوده‌کننده را شناسایی و در خصوص عوامل مؤثر بر توزیع این عناصر اطلاعات لازم را به‌دست آورد. نتایج پژوهش‌های مختلف توسط سایر پژوهش‌گران نیز تأییدکننده این نکته است که استفاده از تخمین‌گر کریجینگ معمولی دقت بالایی در برآورد توزیع مکانی خصوصیات خاک و غلظت عناصر آلوده‌کننده در خاک دارد (ایوبی و همکاران، ۲۰۰۷؛ چاویانگ و همکاران، ۲۰۰۹).

برای انتخاب تابع فاصله برای خوشه‌بندی فازی به دلیل وجود همبستگی بالا بین غلظت عناصر سنگین در منطقه مورد مطالعه از نرم‌آمالانویس استفاده شد. پس از انتخاب تابع فاصله مهم‌ترین پارامتر در طبقه‌بندی فازی تعیین مقدار نمای فازی بودن است. در این مطالعه خوشه‌بندی براساس تعداد کلاس‌های فازی در گستره $c = \{1-2\}$ و نمای فازی بودن در دامنه $2 < \Phi < 1/1$ با گام $0/05$ در نظر گرفته شد و این الگوریتم بر روی داده‌ها اجرا گردید. مقادیر بالاتر نمای Φ منجر به فازی شدن بیش از حد کلاس‌ها می‌گردد، به طوری که در Φ بالاتر از دو تمام داده‌ها در یک کلاس قرار گرفته و به دلیل پیوستگی بیش از حد، در عمل خوشه‌بندی قابل انجام نیست. مشابه این نتیجه توسط سایر پژوهش نیز گزارش شده است (اوده و همکاران، ۱۹۹۲؛ مکبرتی و دیگران، ۱۹۹۲؛ لاگاجیری و همکاران، ۱۹۹۷؛ تان و همکاران، ۲۰۰۶). نتایج پژوهش‌های مختلف بر مبنای داده‌های خاک مقادیر Φ را در محدوده $1/12-1/6$ مناسب دانسته‌اند (تان و همکاران، ۲۰۰۶؛ شکاری و باقرنژاد، ۲۰۰۶؛ سان و همکاران، ۲۰۱۲). از مهم‌ترین شرایط برای قابل پذیرش بودن یک خوشه‌بندی آن است که میانگین مقدار عضویت برای هر نمونه در کلاس‌های عادی و کلاس نامعمول در حد امکان نزدیک به هم بوده و در حالت آرمانی برابر باشد، در این حالت شانس قرار گرفتن یک داده در همه کلاس‌ها برابر و آنچه در تعلق آن اثر دارد، فاصله آماری آن از مراکز کلاس‌ها است. بر این اساس تمامی خوشه‌بندی‌های انجام شده در همه مقادیر Φ مورد بررسی قرار گرفت و انتخاب تعداد بهینه کلاس‌ها با استفاده از توابع شاخص عملکرد فازی، آنتروپی نرمالیزه شده و شاخص جداسازی در هر مقدار از Φ محاسبه و نسبت به تغییرات مقادیر شاخص‌ها بر حسب تعداد کلاس‌ها ترسیم شد (شکل ۳).

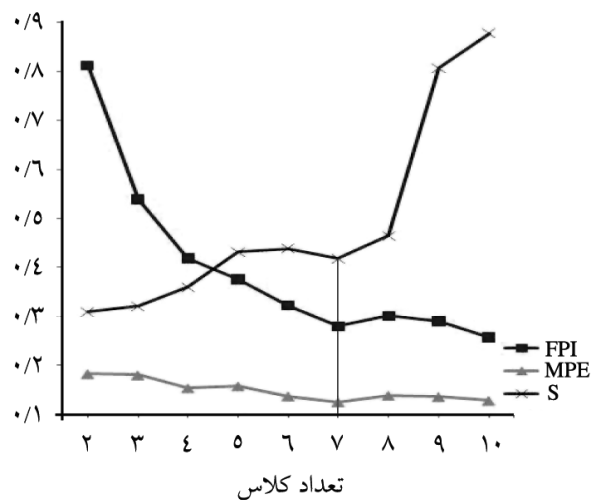
شکل ۳ نشان می‌دهد با افزایش تعداد کلاس‌ها تابع شاخص عملکرد فازی روند کاهشی دارد. در نماهای فازی $1/2$ ، $1/3$ و $1/35$ و در تعداد ۷ کلاس کم‌ترین مقدار تابع شاخص عملکرد فازی مشاهده و سپس این تابع افزایش می‌یابد. همچنین شاخص آنتروپی نرمالیزه شده با نمای‌های فازی $1/2$ ، $1/3$ و $1/35$ در تعداد ۷ کلاس حداقل مقدار را دارد. این شرایط نشان‌دهنده آن است که یکی از سه نمای فازی $1/2$ ، $1/3$ و $1/35$ می‌تواند بهترین نتیجه خوشه‌بندی را ارائه دهد. برای تعیین مناسب‌ترین نمای فازی در بین سه نمای فازی به دست آمده از دو شاخص عملکرد فازی و آنتروپی نرمالیزه شده، از شاخص دیگری با عنوان شاخص جداسازی استفاده گردید و تغییرات این شاخص برای سه نمای فازی موردنظر بر حسب تعداد کلاس‌های مختلف ترسیم شد (شکل ۴).



شکل ۳- تغییرات آنتروپی نرمالیزه شده (راست) و تغییرات عملکرد فازی (چپ) بر حسب تعداد کلاس‌ها با نماهای فازی مختلف.



شکل ۴- تغییرات شاخص جداسازی بر حسب تعداد کلاس‌ها.



شکل ۵- مناسب‌ترین نمای فازی و تعداد بهینه کلاس.

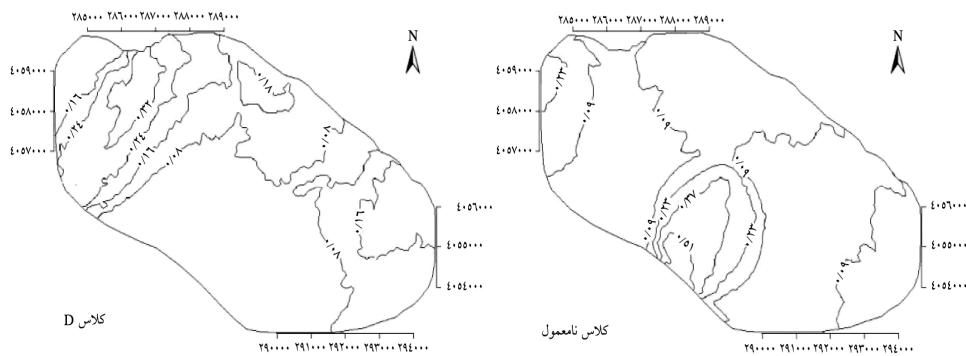
همان‌طورکه در شکل ۴ مشاهده می‌شود مقدار شاخص جداشدگی در نماهای فازی $1/3$ و $1/35$ در تعداد ۶ کلاس کاهش یافته و سپس روند افزایشی می‌یابد ولی این شاخص در نمای فازی $1/2$ در تعداد ۷ کلاس کم‌ترین مقدار را داشته و سپس روند افزایشی می‌یابد. با توجه به این‌که تعداد بهینه کلاس‌ها با کمینه هر یک از این توابع منطبق است و با در نظر گرفتن تغییرات هر سه شاخص عملکرد فازی، آنتروپی نرمالیزه شده و شاخص جداشدگی بر حسب تعداد کلاس‌ها و نماهای فازی مختلف می‌توان نتیجه گرفت مناسب‌ترین خوشه‌بندی برای داده‌های این مطالعه در $\Phi=1/2$ و تعداد ۷ کلاس به‌عنوان تعداد بهینه است (شکل ۵). کلاس‌های فازی به‌دست آمده A, B, C, D, E, F, G نامیده شدند. میانگین کلاس‌های بهینه انتخاب شده در جدول ۴ ارایه شده است.

جدول ۴- مراکز کلاس‌های به‌دست آمده برای هر یک از پارامترها.

متغیر	A	B	C	D	E	F	G	نامعمول
Pb	۶۱/۰۲	۷۱/۶۳	۵۶/۶۷	۵۸/۳۱	۶۷/۵۸	۶۵/۹۴	۹۷/۳۳	۹۸۵/۱۷
Zn	۱۰۷/۹۵	۱۴۱/۹۲	۳۶/۲۷	۷۳/۶۹	۱۱۵/۰۸	۹۰/۹۲	۲۳۲/۰۳	۶۱۶/۲۹
Cd	۱/۰۲	۱/۱۵	۱/۲۵	۱/۱۳	۱/۰۹	۱/۰۴	۱/۴۹	۳/۶۱

در مورد غلظت کل عناصر آلاینده دامنه تغییرات مراکز ۷ کلاس به دست آمده زیاد است که دلیل آن احتمالاً تغییرات زیاد غلظت عناصر در منطقه است. به عنوان مثال حداقل و حداکثر غلظت اندازه‌گیری شده برای عنصر سرب به ترتیب ۱۳/۳۷ و ۴۸۳۷ میلی‌گرم بر کیلوگرم بوده است. در الگوریتم به کار رفته داده‌هایی که به هیچ کلاسی تعلق نداشته یا نمای عضویت آن‌ها خیلی کم است در یک کلاس جداگانه به نام کلاس نامعمول قرار داده می‌شوند، که در حقیقت همان داده‌های پرت هستند (اوده و همکاران، ۱۹۹۲؛ مکبرتنی و دی‌گرویتز، ۱۹۹۲). وجه مشترک این داده‌ها آن است که فاصله آماری آن‌ها از مراکز تمامی کلاس‌های معمولی چنان زیاد است که در هیچ‌یک از این کلاس‌ها جای نمی‌گیرند.

توزیع مکانی کلاس‌ها: به منظور نشان دادن موقعیت کلاس‌ها در منطقه نقشه موقعیت کلاس‌ها بر حسب مقادیر عضویت تعلق گرفته به هر نمونه و منطبق با خطوط تراز ترسیم شد. این نقشه‌ها به خوبی وجود هم‌پوشانی بین کلاس‌ها را نشان می‌دهند، که با طبیعت پراکنش آلودگی در خاک‌های منطقه هماهنگ است. کلاس‌های A، B، E و G با مقادیر بالای سرب و روی در مرکز کلاس در اطراف کارخانه و محل دفن پسماندهای کارخانه تمرکز دارند و آلودگی بیش‌تری نسبت به سایر مناطق نشان می‌دهند. سایر کلاس‌های معمولی که نسبت به ۴ کلاس بالا آلودگی کم‌تری دارند در شمال، شمال‌شرقی و جنوب‌شرقی منطقه متمرکز هستند (شکل ۶). همان‌طور که در شکل ۶ ملاحظه می‌شود که گستردگی کلاس نامعمول به عنوان در برگیرنده داده‌های پرت در منطقه زیاد است که بیانگر پخشیده بودن آن بین بقیه کلاس‌ها است. این داده‌ها توزیع تصادفی داشته و می‌توان آن‌ها را مشابه ناخالصی‌های موجود در واحدهای نقشه خاک دانست که تجمع آن‌ها در یک کلاس متضمن خلوص بیش‌تر سایر کلاس‌ها است. در ضمن تمرکز این کلاس بیش‌تر در ناحیه مرکزی و جنوبی منطقه است که با موقعیت معدن و کارخانه فرآوری منطبق است. این شرایط دلیل مقادیر بسیار دور از میانگین سایر کلاس‌ها را در آن توجیه می‌کند. پژوهش‌گران دیگری نیز با استفاده از خوشه‌بندی فازی و تهیه نقشه کلاس‌های حاصل، اقدام به پهنه‌بندی و تعیین مناطق آلوده نمودند و این روش را روشی مناسب برای شناسایی مناطق آلوده و بحرانی دانستند (تان و همکاران، ۲۰۰۶؛ سان و همکاران، ۲۰۱۲). به نظر می‌رسد نتایج به دست آمده از تحلیل عددی آلودگی خاک به فلزات سنگین با نتایج به دست آمده از مطالعات زمین‌آماری و واقعیت موجود در منطقه انطباق خوبی داشته و نتایج آن می‌تواند مبنایی برای کارهای پیش‌گیرانه و اصلاحی در این منطقه باشد.



شکل ۶- نقشه‌های موقعیت کلاس‌های هفت‌گانه فازی در منطقه مورد مطالعه بر حسب مقادیر عضویت در هر کلاس.

نتیجه‌گیری

نتایج به‌دست آمده از این پژوهش نشان داد که پراکنش مکانی عناصر سرب، روی و کادمیم در منطقه روند تقریباً مشابه‌ای داشته و توزیع غلظت عناصر سنگین در منطقه الگوی تصادفی نداشته و دارای همبستگی مکانی هستند. براساس نتایج به‌دست آمده مدل نمایی بهترین مدل برازش داده شده بر غلظت کل این عناصر است. دامنه تأثیر تغییرنماها از ۱۰۲۶ متر تا ۱۱۱۳ متر متغیر بود، که این فاصله به مراتب بیش‌تر از فاصله نمونه‌برداری در منطقه بوده و نشان می‌دهد فاصله نمونه‌برداری برای نشان دادن تغییرات مکانی عناصر مورد بررسی مناسب بوده است. نتایج به‌دست آمده از خوشه‌بندی فازی در نقاط نمونه‌برداری شده ضمن ارایه ۷ کلاس پیوسته، نشان داد که شدت آلودگی به فلزات سنگین در خاک‌های منطقه بالا است. براساس نقشه‌های پراکنش مکانی عناصر سنگین یکی از عوامل اصلی انتشار و ورود فلزات سنگین در محل مورد مطالعه وجود کارخانه‌های سرب و روی در منطقه است. به‌طوری‌که میزان آلودگی در اطراف کارخانه بالا بوده و با افزایش فاصله کاهش می‌یابد. با توجه به نزدیکی کارخانه به شهر زنجان و وجود مناطق مسکونی فراوان در اطراف این مجتمع خطرات جدی برای ساکنین این مناطق وجود دارد. بنابراین انجام اقدامات پیش‌گیرانه مانند نوسازی فن‌آوری‌های استحصال و فرآوری، نصب صافی‌های مناسب و تصفیه فاضلاب کارخانجات در این منطقه امری کاملاً ضروری است. به‌دلیل انطباق مناسب نتایج به‌دست آمده با الگوی توزیع آلودگی در خاک‌ها انجام مطالعات تفصیلی‌تر و رسیدن به نتایج دقیق‌تر می‌تواند از دیدگاه کاربردی بسیار دارای اهمیت باشد.

سپاسگزاری

بدین وسیله از دانشگاه زنجان به خاطر حمایت‌های مالی برای انجام این پژوهش تشکر و قدردانی می‌گردد.

منابع

1. Amini, M., Afyuni, M., Fathianpour, N., Khademi, H., and Fluher, H. 2005a. Continuous soil pollution mapping using fuzzy logic and spatial interpolation. *Geoderma*. 124: 223-233.
2. Amini, M., Afyuni, M., Khademi, H., Abbaspour, K.C., and Schulin, R. 2005b. Mapping risk of cadmium and lead contamination to human health in soils of central Iran. *Sci. Total Environ.* 347: 64-77.
3. Ayoubi, S., Zamani, S.M., and Khormali, F. 2007. Spatial variability of some soil properties for site specific farming in northern Iran. *Int. J. Plant. Sci.* 2: 225-236.
4. Box, G.E.P., and Cox, D.R. 1962. An analysis of transformations. *J. Roy. Stat. Soc. B.* 26: 211-252.
5. Cambardella, C.A., Moorman, T.B., Novak, J.M., Parkin, T.B., Karlen, D.L., Turco, R.F., and Konopka, A.E. 1994. Field-scale variability of soil properties in central Iowa soils. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 58: 1501-1511.
6. Caniani, D., Lioi, D.S., Mancini, L.M., and Masi, S. 2011. Application of fuzzy logic and sensitivity analysis for soil contamination hazard classification. *Waste Manage.* 31: 583-594.
7. Chang, Y.C., and Chang, B. 2003. Applying fuzzy cluster method for marine environmental monitoring data analysis. *Euro. C. Comp.* 1: 114-124.
8. Chaoyang, W., Cheng, W., and Linsheng, Y. 2009. Characterizing spatial distribution and sources of heavy metals in the soils from mining-smelting activities in Shuikoushan, Hunan Province, China. *J. Environ. Sci.* 21: 1230-1236.
9. Chen, T., Xingmei, L., Muzhi, Z., Jianguan, W., Jianming, X., and Panming, H. 2008. Identification of trace element source and associated risk assessment in vegetable soils of the urban-rural transitional of Hangzhou, China. *Environ. Pollut.* 151: 67-78.
10. Dabiri, M. 2011. Environmental pollution: air, water, soil and audio. Etehad Publishing, 7th edition. 399p. (In Persian)
11. Faiz, Y., Tufail, M., Tayyeb Javed, M., Chudhry, M.M., and Siddique, N. 2009. Road dust pollution of Cd, Cu, Ni, Pb and Zn along Islamabad Expressway, Pakistan. *Microchem. J.* 92: 186-192.
12. Harikumar, P.S., and Jisha, T.S. 2010. Distribution pattern of trace metal pollutants in the sediments of an urban wetland in the southwest coast of India. *Int. J. Eng. Sci.* 2: 840-850.

13. Krishna, A.K., Satyanarayanan, M., and Govil, P.K. 2009. Assessment of heavy metal pollution in water using multivariate statistical techniques in an industrial area: A case study from Patancheru, Medak District, Andhra Pradesh, India. *J. Hazard Mater.* 167: 366-373.
14. Lagacherie, P., Cazemier, D.R., Gaans, P.F.M.V., and Burrough, P.A. 1997. Fuzzy k-means clustering of fields in an elementary catchments and extrapolation to a larger area. *Geoderma.* 77: 197-216.
15. Li, X., and Feng, L. 2012. Multivariate and geostatistical analyzes of metals in urban soil of Weinan industrial areas, Northwest of China. *Atmos. Environ.* 47: 58-65.
16. Lin, Y.P., Cheng, B.Y., Chu, H.J., Chang, T.K., and Yu, H.L. 2012. Assessing how heavy metal pollution and human activity are related by using logistic regression and kriging methods. *Geoderma.* 163: 275-282.
17. McBratney, A.B., and DeGrujter, J.J. 1992. A continuum approach to soil classification by modified fuzzy k-means with extragrades. *J. Soil Sci.* 43: 159-175.
18. McBratney, A.B., and Moore, A.W. 1985. Application of fuzzy sets to climatic classification. *Agr. Forest Meteorol.* 35: 165-185.
19. Minasny, B., and McBratney, A.B. 2006. FuzME ver. 3.5b. Australian center for precision agriculture. University of Sydney, NSW.
20. Mohammadi, J. 2006. *Pedometrics (Spatial statistical)*, Vol. 2. Pelk publishing, 453p. (In Persian)
21. Mostert, M.M.R., Ayoko, G.A., and Kokot, S. 2010. Application of chemometrics to analysis of soil pollutants. *Trends Analyt. Chem.* 29: 439-445.
22. Nie, N.H., Bent, D.H., and Hull, C.H. 2008. *SPSS: Statistical Package for the Social Sciences*, 2nd. New York, McGraw-Hill. 398p.
23. Odeh, I.O.A., McBratney, A.B., and Chittleborough, D.J. 1992. Soil pattern recognition with fuzzy c-means: Application to classification and soil landform inter relationships. *Soil Sci. Soc. Am. J.* 56: 505-516.
24. Ozan, D.Y., Omar, A., and Gurdal, T. 2008. Multivariate statistics to investigate metal contamination in surface soil. *J. Environ. Manage.* 86: 581-594.
25. Page, A.L., Miller, R.H., and Keeney, D.R. 1982. *Methods of soil analysis. Part 2. Chemical and mineralogical properties.* Agronomy Series No. 9. American Society of Agronomy, Madison, WI.
26. Sadaaki, M. 1998. An overview and new methods in fuzzy clustering, 2nd International Conference on Knowledge-Based Intelligent Electronic Systems. 1: 33-40.
27. Sekabira, K., Oryem Origa, H., Basamba, T.A., Mutumba, G., and Kakudidi, E. 2010. Assessment of heavy metal pollution in the urban stream sediments and its tributaries. *Int. J. Environ. Sci. Tech.* 7: 435-446.

28. Shekari, P., and Baghernejad, M. 2006. A study on fuzzy classification of soils, case study: Cheshmeh sefid Kermanshah. *J. Sci. Tech. Agric. Natur. Resour.* 4: 55-68. (In Persian)
29. Sun, X.L., Zhao, Y.G., Wang, H.L., Yang, L., Qin, C.Z., Zhu, A.X., Zhang, G.L., Pei, T., and Li, B.L. 2012. Sensitivity of digital soil maps based on FCM to the fuzzy exponent and the number of clusters. *Geoderma.* 171: 24-34.
30. Tan, M.Z., Xu, F.M., Chen, J., Zhang, X.L., and Chen, J.Z. 2006. Spatial prediction of heavy metal pollution for soils in peri-urban Beijing, China based on fuzzy set theory. *Pedosphere.* 16: 545-554.
31. Tsekouras, G.E., and Sarimveis, H. 2004. A new approach for measuring the validity of the fuzzy c-means algorithm. *Adv. Eng. Softw.* 35: 567-575.
32. Xiangdong, L., Siu, L., and Ewnzhong, S. 2004. The study of heavy metal contamination in urban soil of Hong Kong using a GIS-base approach. *Environ. Pollut.* 129: 113-124.
33. Xie, Y., Chen, T., Lei, M., Guo, Q., Song, B., and Zhou, X. 2011. Spatial distribution of soil heavy metal pollution estimated by different interpolation method: Accuracy and uncertainty analysis. *Chemosphere.* 82: 468-476.
34. XingMei, L., Jjianjun, W.V., and Jiangming, X.U. 2006. Characterizing the risk assessment of heavy metal and sampling uncertainty analysis in paddy fields by geostatistics and GIS. *Environ. Pollut.* 41: 279-289.
35. Zhu, A.X., Yang, L., Li, B.L., Qin, C.Z., Pei, T., and Liu, B. 2010. Construction of membership functions for predictive soil mapping under fuzzy logic. *Geoderma.* 155: 164-174.



Gorgan University of Agricultural
Sciences and Natural Resources

J. of Water and Soil Conservation, Vol. 21(1), 2014
<http://jwsc.gau.ac.ir>

Study of distribution of soil pollution by heavy metals with geostatistics and fuzzy clustering in Dizajabad area, Zanjan Province

M. Noorian¹, *M.A. Delavar², P. Shekari³ and S. Abdolahi¹

¹M.Sc. Student, Dept. of Soil Science, University of Zanjan,

²Assistant Prof., Dept of Soil Science, University of Zanjan,

³Assistant Prof., Dept. of Soil Science, Razi University of Kermanshah

Received: 07/29/2012; Accepted: 03/03/2013

Abstract

This study was conducted to know the intensity and spatial pattern of soil heavy metals pollution around the national Iranian lead and zinc complex factories in Dizajabad area, Zanjan province. A sum of 272 surface samples (0-10 cm) were collected based on a grid methods with nodes of 250 and 500 meters and the samples were extracted with HNO₃ and the concentrations of Pb, Zn and Cd were determined. Average concentrations of Pb, Zn, and Cd in soil were 181.3, 182.28 and 1.48 mgkg⁻¹, respectively. To study spatial pattern of variables, experimental variograms were calculated and best model was fitted in each case, which was exponential for all. Influence ranges for variograms of Pb, Zn, and Cd were 1131, 1073 and 1026 m, respectively. Using ordinary kriging method, interpolation was carried out, which performed well. To classify the data in taxonomic space, a fuzzy c-means with extragrades clustering algorithm was run on the data using several fuzziness exponents (Φ). Plausible fuzzy clusters were obtained at $\Phi=1.2$. To find 7 as the optimal number of classes from a 2-10 assemblage, fuzziness validation functions F, H and S were used. Most polluted classes A, B, E and G are located at center and around the factory, while C, D and F are covered northern, northeast and southeast parts of the study area. Major parts of extragrade class was the location of factory and landfill compliance.

Keywords: Soil pollution, Spatial distribution, Fuzzy clustering, Zanjan

* Corresponding Author; Email: adelavar443@yahoo.com

