

تحلیل عددی پراکنش آلودگی خاک به برخی عناصر سنگین منطقه انگوران زنجان

سمانه عبداللهی*^۱ - محمد امیر دلاور^۲ - پرویز شکاری^۳

تاریخ دریافت: ۱۳۹۰/۹/۱۶

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۱/۴/۱۸

چکیده

روند کنونی آلودگی خاک‌ها با فلزات سنگین در پژوهش‌های خاک‌شناختی اهمیت خاصی دارد. مطالعه حاضر با هدف شناخت الگوی پراکنش و شدت آلودگی در یک محدوده ۱۰۰۰۰ هکتاری در منطقه انگوران در نزدیکی شهر زنجان انجام شد. تعداد ۳۱۵ نمونه سطحی صفر تا ۱۰ سانتی‌متری در قالب یک شبکه به ضلع ۵۰۰ متر گرفته شده و پس از عصاره‌گیری با اسید نیتریک غلظت سرب، روی، نیکل، کادمیم، مس و هم‌چنین ویژگی‌های هدایت الکتریکی، واکنش خاک، کربن آلی و آهک در نمونه‌ها تعیین شد. خوشه‌بندی داده‌ها از طریق کمیته‌سازی یک تابع عضویت در قالب الگوریتم Fuzzy c-means with extragrades در نمای فازی ۱/۳ انجام شد. بر اساس توابع شاخص عملکرد فازی، آنتروپی نرمالیزه شده و شاخص جداشدگی مناسب‌ترین خوشه‌بندی با تعداد هشت کلاس تعیین شد. بررسی مراکز کلاس‌ها و مقادیر عضویت نشان داد که به‌رغم تعداد کم متغیرها، الگوریتم به‌خوبی قادر به خوشه‌بندی داده‌ها بوده است. مقادیر عضویت در هر کلاس، به روش زمین‌آمار واریوگرافی و سپس درون‌یابی شده و نقشه پراکنش مکانی تهیه شد. اگر چه مقادیر حدی در کلاس نامعمول قرار داشتند اما مراکز سایر کلاس‌ها نیز آلودگی بالایی نشان می‌داد. کلاس‌های C، E، F و H با آلودگی بالا در مرکز تا جنوب شرق و کلاس‌های A، B، D و G در شمال و غرب منطقه قرار داشتند. کلاس نامعمول در بخش بزرگی از منطقه پراکنده بود و عمدتاً با محل معدن و کارخانجات فرآوری انطباق داشت. نتایج این مطالعه نشان داد که رده‌بندی عددی آلودگی خاک با واقعیت انطباق مناسبی داشته و می‌تواند مبنای عملیات پیش‌گیرانه و اصلاحی بعدی باشد.

واژه‌های کلیدی: الگوریتم خوشه‌بندی فازی، دندی، نامعمول

مقدمه

استفاده از روشی که بتواند ماهیت پیوسته تغییرات عوامل آلاینده را در خاک نشان دهد، قادر به ارائه تصویر واقعی‌تری از گسترش و شدت آلودگی خواهد بود (۳). از آن‌جا که تنها معیار بررسی آلودگی سنجش مقدار آلاینده‌ها است، این دیدگاه به معنی کاربرد یک روش رده‌بندی عددی برای شناسایی خاک‌های آلوده و تعریف کلاس‌های آلودگی است. از مهم‌ترین روش‌های کلاس‌بندی در آمار چند متغیره، می‌توان به خوشه‌بندی^۴ اشاره کرد که کاربرد آن سابقه‌ای نسبتاً طولانی دارد (۸). تکنیک خوشه‌بندی ابزاری جهت یافتن زیرساختارها^۵ در مجموعه‌ای از داده‌ها است (۱۴). در واقع خوشه‌بندی، قرار دادن داده‌ها در گروه‌هایی است که اعضای هر گروه از جنبه‌های خاصی بیش‌ترین شباهت را با هم داشته و با اعضای خوشه‌های دیگر کم‌ترین شباهت را دارند (۲۶).

روش‌های تحلیل خوشه‌ای به دو روش اصلی سلسله‌مراتبی^۶

در سال‌های اخیر افزایش فعالیت‌های استخراج و فرآوری فلزات سنگین زمینه تشدید آلودگی‌های محیطی را فراهم ساخته است. نظر به تهدیدهای بهداشتی و محیطی گسترده این نوع آلاینده‌ها، مطالعات متعددی در خصوص آلودگی خاک، گیاهان و آب‌ها توسط این فلزات در کشورهای مختلف صورت گرفته است (۱۱، ۱۴، ۱۷، ۲۸). نخستین گام در راستای چاره‌اندیشی و نیز پیش‌گیری از گسترش این مشکل، آگاهی از میزان و چگونگی پراکنش آلودگی شامل شناخت کانون(ها) و شدت گسترش آلودگی است که در طراحی برنامه‌ریزی‌های منطقه‌ای نقش اساسی دارد. بدیهی است که پراکنش آلودگی در خاک حالتی کاملاً پیوسته داشته و تغییرات آن تدریجی است (۱۴). بنابراین

۱ و ۲- به ترتیب دانشجوی کارشناسی ارشد گرایش پیدایش و رده‌بندی خاک و استادیار دانشکده کشاورزی، دانشگاه زنجان

*- نویسنده مسئول: (Email: Negar_2643@yahoo.com)

۳- استادیار، دانشکده کشاورزی، دانشگاه رازی کرمانشاه

4-Clustering
5-Substructures
6-Heirarchical

طبقه‌بندی نمود. فهمی و عبدی‌نیا (۴) از تکنیک خوشه‌بندی فازی در پهنه‌بندی مناطق فرسایش یافته حوزه آبریز تجن استفاده کرده و نتیجه گرفتند که با این روش کلاس‌های غیر واقعی که فقط به علت محدودیت‌های حاصل از طبقه‌بندی گسسته به وجود آمده حذف و تغییرات تدریجی کلاس‌ها همان‌گونه که در طبیعت وجود دارد نمایش داده می‌شود. نورزاده حداد و همکاران (۵) کارایی دو الگوریتم FCM و GK^3 را در خوشه‌بندی فازی غلظت مس در اراضی کشاورزی بررسی کردند. آن‌ها در مطالعه خود به ترتیب نه و هشت خوشه با روش‌های GK و FCM به دست آورده و ضمن توصیه به استفاده از روش GK برای خوشه‌بندی عناصر سنگین در خاک‌های زراعی، این روش را در نمایان کردن اختلاف بین داده‌ها توانا تر دانستند.

در حال حاضر کنترل و اصلاح آلودگی خاک به فلزات سنگین به عنوان بخشی از استراتژی‌های مربوط به حفاظت منابع کشاورزی، محیط زیست، اکوسیستم و امنیت غذایی هر منطقه مورد توجه است (۱۱، ۳۰). از سوی دیگر، تصمیم‌گیری در مورد اجرای اقدامات پیش‌گیرانه یا اصلاحی همواره در گرو اطلاع اولیه از پراکنش و شدت آلودگی‌ها است (۲۹). معدن سرب و روی کالمین انگوران در بخش جنوب غربی استان زنجان غنی از مواد معدنی حاوی سرب، روی و کادمیم است. در این منطقه تاکنون مطالعه‌ای در مورد آلودگی خاک صورت نگرفته و اطلاعات بسیار اندکی در خصوص گسترش و پراکنش میزان آلودگی سرب و روی موجود است. این آلودگی‌ها از طریق تعلیف دام با گیاهان مرتعی وارد محصولات دامی تولیدی در منطقه شده و تهدیدی جدی برای تندرستی ساکنان منطقه و سایر مصرف‌کنندگان می‌شود، به این موارد انتقال توسط ریزگردها را نیز باید افزود. هدف این تحقیق اطلاع از وضعیت شدت و پراکنش آلودگی خاک به عناصر روی، مس، سرب، کادمیم و نیکل ناشی از معدن کاوی و فرآوری سنگ معدن در منطقه انگوران با استفاده از روش خوشه‌بندی فازی و زمین‌آمار است.

مواد و روش‌ها

تشریح منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه به مساحت ۱۰۰۰۰ هکتار در مجاورت شهر دندی در ناحیه انگوران و در ۹۰ کیلومتری شهر زنجان قرار دارد. موقعیت جغرافیایی آن ۳۶ درجه و ۳۱ دقیقه تا ۳۶ درجه و ۳۵ دقیقه عرض شمالی و ۴۷ درجه و ۳۳ دقیقه تا ۴۷ درجه و ۴۰ دقیقه طول شرقی است.

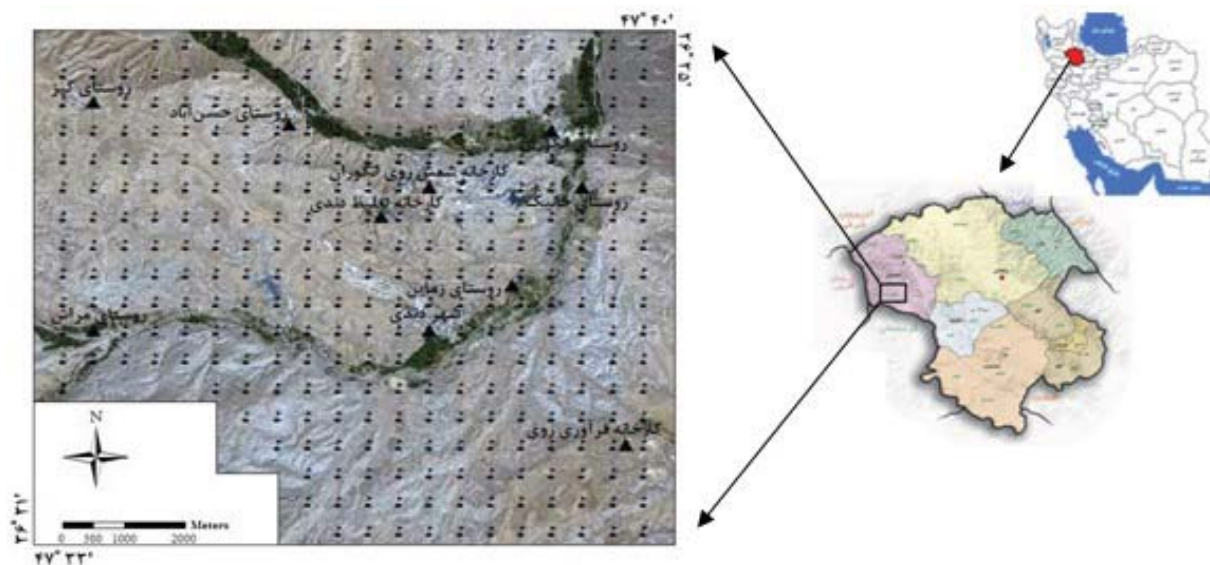
تفکیکی^۱ تقسیم می‌شوند (۲، ۸، ۲۶). روش‌های تفکیکی شامل دو نوع خوشه‌بندی کلاسیک و فازی است (۱۳، ۱۸). به طور کلی الگوریتم‌های خوشه‌بندی فازی تحت عنوان Fuzzy c-means (FCM) شناخته می‌شوند (۱۲). نظریه مجموعه‌های فازی و به ویژه روش خوشه‌بندی فازی به دلیل توانایی آن در توصیف و نشان دادن پیوستگی در ماهیت پدیده‌ها، به طور گسترده‌ای در شاخه‌های مختلف علوم خاک از قبیل رده‌بندی و تهیه نقشه (۳، ۱۷، ۲۰، ۲۳) ارزیابی اراضی و اندازه‌گیری شاخص کیفیت (۴، ۱۰) و نیز آلودگی خاک (۶، ۱۴، ۲۸) به کار گرفته شده است. خوشه‌بندی فازی علاوه بر توانایی گروه‌بندی داده‌ها، قادر به در نظر گرفتن پیوستگی در آن‌ها نیز می‌باشد. ژو و همکاران (۳۱) در منطقه هیلونگ جیانگ چین ضمن مقایسه روش فازی با روش رگرسیون خطی نتیجه گرفتند که نقشه خاک حاصل از توابع عضویت فازی از نقشه حاصل از مدل رگرسیون خطی در نشان دادن مناطق آلوده بهتر است. باسکرو (۷) در تهیه نقشه ویژگی‌های خاک از روش فازی استفاده کرد و نتیجه گرفت این روش نسبت به روش مرسوم نقشه‌برداری در بیان تغییرات مستمر و تدریجی ویژگی‌های خاک مناسب‌تر است. اعتبارسنجی مشاهدات با مقدار ویژگی‌های خاک نشان داد که میانگین مربعات خطای تخمین^۲ به دست آمده با روش فازی کمتر از روش معمول بوده است. تان و همکاران (۲۸) جهت ارزیابی وضعیت آلودگی خاک به فلزات سنگین در حومه شهر یکن از طبقه‌بندی فازی استفاده کرده و غلظت کلی آرسنیک، کروم، کادمیم، جیوه و سرب در خاک‌های سطحی را در سه کلاس خوشه‌بندی نمودند. پیش‌بینی موفقیت‌آمیز آلودگی خاک که از الگوریتم فازی در این مطالعه به دست آمد نشان داد که می‌توان به خوبی از این تکنیک برای پیش‌بینی آلودگی در خاک استفاده کرد. چانگ و چانگ (۱۰) میزان آلاینده‌های خاکی در رسوبات اقیانوسی منطقه کائوسیونگ تایوان را با استفاده از روش خوشه‌بندی فازی بررسی کرده و نتیجه گرفتند که خوشه‌بندی فازی به دلیل عدم وجود مرزهای قطعی بین خوشه‌ها و هم‌پوشانی بین آن‌ها، در تعیین مناطق آلوده نتایج قابل قبولی ارائه می‌کند. این محققین با استفاده از نتایج خوشه‌بندی و تطبیق آن‌ها با نقشه ساحلی منطقه مورد مطالعه نقشه آلودگی بخش ساحلی را تهیه کردند.

تجرشی (۱) در راستای مدیریت و پیش‌بینی تغییرات پارامترهای کیفی رودخانه با استفاده از تکنیک خوشه‌بندی فازی، موفق به پهنه‌بندی آلودگی رودخانه جاجرو گردید. شکاری و باقرنژاد (۳) با بررسی توانایی خوشه‌بندی فازی در طبقه‌بندی خاک‌ها به این نتیجه رسیدند که علی‌رغم تمایز خاک‌شناختی کم در خاک‌های منطقه، به کمک روش مزبور می‌توان خاک‌ها را با دقتی در سطح پدان

1- Partitional

2- Root mean square error (RMSE)

3 -Gustafson-Kassel (GK)



شکل ۱- موقعیت منطقه مورد مطالعه و الگوی نمونه برداری

غلظت آلاینده‌ها مورد پردازش قرار گرفت (۹). تجزیه و تحلیل فازی با استفاده از برنامه FuzME3 (۲۱) که الگوریتم Fuzzy c-means با استفاده از نرم افزارهای SPSS نسخه ۱۸ (۲۲) و EXCEL، تجزیه زمین آماری و ترسیم نقشه‌ها به ترتیب با نرم افزارهای Variowin نسخه ۲/۲ و Surfer نسخه ۸ انجام شد.

طبقه بندی فازی خاک

مک برتنی و دی گرویتز (۱۹) با افزودن یک عبارت عکس مجذور فاصله به تابع عضویت فازی توانستند با جدا کردن افرادی با مقادیر بسیار دور از میانگین‌های کلاس‌های معمولی (اصطلاحاً مقادیر پرت^۲) و قرار دادن آن‌ها در یک خوشه جداگانه، خوشه بندی دقیق تری انجام دهند. حساسیت این تابع در تحقیقات دیگران نیز مورد تأیید قرار گرفته است (۳،۲۳). این روش جدید Fuzzy c-means with extragrades نامیده شد. این الگوریتم که در مطالعه حاضر به کار گرفته شده است، مجموعه داده‌ها را به تعدادی کلاس معمولی^۳ و یک کلاس نامعمول^۴ شامل مقادیر پرت، خوشه بندی می‌کند. معادله ۱ تابع عضویت مذکور را نشان می‌دهد:

$$J_E(M, c) = \alpha \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c m_{ij}^{\phi} d_{ij}^2 + (1 - \alpha) \sum_{i=1}^n m_{i*}^{\phi} \sum_{j=1}^c d_{ij}^{-2} \quad (1)$$

که در آن:

- 2- Outlier
- 3- Normal
- 4- Extragrade

شرکت کالسمین با سه کارخانه در مرکز و جنوب شرقی منطقه مورد مطالعه یکی از مراکز مهم تولید کنسانتره سرب و روی و شمش روی در کشور است. انگوران ناحیه‌ای کوهستانی با ارتفاع متوسط ۲۹۵۰ متر از سطح دریا است. این منطقه دارای اقلیم نیمه خشک سرد است. براساس اطلاعات هواشناسی متوسط بارندگی در منطقه ۲۲۰ میلی‌متر و حداقل و حداکثر دما به ترتیب ۱۸- و ۳۸/۵ درجه سانتی‌گراد است. شکل ۱ موقعیت منطقه مورد مطالعه و نقاط نمونه برداری شده را نشان می‌دهد.

نمونه برداری خاک و تجزیه‌های آزمایشگاهی

نمونه برداری به صورت یک شبکه منظم با فواصل ۵۰۰ متر از عمق صفر تا ۱۰ سانتی‌متری در ۳۱۵ نقطه صورت گرفت. موقعیت جغرافیایی نقاط در محل تلاقی خطوط شبکه توسط دستگاه موقعیت یاب جهانی^۱ تعیین شد. پس از اختلاط پنج نمونه گرفته شده از یک محدوده ۲۰×۲۰ متری در اطراف هر نقطه، یک نمونه مرکب دو کیلوگرمی تهیه گردید. نمونه‌های خاک پس از هوا خشک شدن و عبور از الک دو میلی‌متری جهت اندازه‌گیری عناصر سنگین به آزمایشگاه منتقل و پنج عنصر سرب، روی، کادمیم، مس و نیکل با اسید نیتریک عصاره‌گیری و غلظت کل آن‌ها با دستگاه جذب اتمی تعیین گردید (۲۴). به منظور در نظر گرفتن ارتباط غلظت عناصر سنگین با سایر خصوصیات خاک، برخی ویژگی‌های فیزیکی و شیمیایی خاک شامل واکنش خاک، هدایت الکتریکی، آهک و کربن آلی خاک با استفاده از روش‌های استاندارد تعیین و همراه با داده‌های

1- Global positioning system

ماهالانوبیس^۳ استفاده می‌شود. نرم اقلیدسی به تمام متغیرهای اندازه‌گیری شده وزن یکسان می‌دهد (۸). نرم قطری بر اساس انحراف معیار هر متغیر محاسبه می‌شود (۱۵) و نرم ماهالانوبیس علاوه بر آن که ناهمگونی در واریانس‌ها را محاسبه می‌کند، همبستگی آماری متغیرهای اندازه‌گیری شده را نیز در نظر می‌گیرد. به طور کلی این نرم برای داده‌های با ماهیت عددی و دارای همبستگی بالا کارایی مناسبی دارد (۲۸).

نمای فازی

نمای فازی تا حدودی به زیرساخت‌های موجود در مجموعه داده‌ها و بنابراین 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. این به آن مفهوم است که برای هر مقدار از Φ می‌توان توابع اعتبارسنجی را به عنوان شاخص‌هایی از زیرساخت‌های مجموعه داده‌ها به کار برد. در برخی تحقیقات با داده‌های فرضی، $\Phi = 2$ مناسب شناخته شده (۸، ۱۹)، با این حال در مطالعات صورت گرفته توسط محققان دیگر (۱۴) مقدار بهینه Φ ، $1/3$ تا $1/45$ و در تحقیقات جدیدتر مقادیر مناسب Φ را برای داده‌های خاک در محدوده $1/12$ تا $1/6$ گزارش کردند (۳، ۲۷، ۲۸).

تعیین تعداد بهینه کلاس‌ها

با اجرای الگوریتم به ازاء هر Φ معین، می‌توان داده‌ها را در دو الی چندین ده کلاس خوشه‌بندی نمود. به منظور تعیین تعداد بهینه کلاس‌ها از بین گروه‌بندی‌های انجام شده، از توابع خاصی استفاده می‌شود که تغییرات آن‌ها متناسب با تغییرات تابع عضویت است (۱۸، ۶). معروف‌ترین این توابع عبارتند از شاخص عملکرد فازی^۴ (F)، آنتروپی نرمالیزه شده^۵ (H) و شاخص جداشدگی^۶ (S) که در این تحقیق نیز از آن‌ها استفاده شد. نحوه عمل بدین ترتیب است که تغییرات این توابع بر حسب کلاس‌بندی‌هایی که در Φ معین حاصل شده مورد بررسی قرار می‌گیرد. تعداد بهینه کلاس‌ها با حداقل مقدار این توابع انطباق دارد (۲۸، ۳۱).

$J_E(M, c)$: مجموع مربعات خطا در 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 (تعیین کننده درجه هم‌پوشی کلاس‌های به دست آمده) اگر $\Phi = 1$ باشد خوشه‌بندی غیر فازی خواهد بود،

d_{ij} : فاصله آماری مقدار یک ویژگی در یک فرد با مقدار همان ویژگی در مرکز کلاس j، و

α : پارامتر تعیین کننده میانگین عضویت فرد i در کلاس نامعمول است.

با استفاده از m_{ij} می‌توان یک ماتریس U تعریف کرد که دارای c سطر و n ستون است و مؤلفه‌های آن هر مقداری بین صفر تا یک را می‌توانند اختیار کنند. اگر تمامی مؤلفه‌های ماتریس U به صورت صفر و یا یک باشند الگوریتم مشابه c-maens کلاسیک خواهد بود. با این که مؤلفه‌های ماتریس U می‌توانند هر مقداری بین صفر تا یک را اختیار کنند (۱۳، ۲۳) اما مجموع مؤلفه‌های هر یک از ستون‌ها باید برابر یک باشد و بنابراین:

$$\sum_{j=1}^c m_{ij} = 1 \quad 1 \leq i \leq n \quad (2)$$

معنای این شرط این است که مجموع تعلق هر نمونه به c خوشه باید برابر یک باشد (۱۹، ۲۵). برای به دست آوردن مقادیر مربوط به m_{ij} و c_j باید تابع عضویت را حداقل نموده و با استفاده از شرط فوق و برابر صفر قرار دادن مشتق تابع از معادله‌های ۳ و ۴ مقادیر مربوط به آن‌ها را محاسبه کرد.

$$m_{ij} = \frac{d_{ij}^{-2/(\phi-1)}}{\sum_{j=1}^c d_{ij}^{-2/(\phi-1)} + \left(\frac{1-\alpha}{\alpha} \sum_{j=1}^c d_{ij}^{-2} \right)^{-1/(\phi-1)}} \quad (3)$$

$$c_j = \frac{\sum_{i=1}^n [m_{ij}^\phi - (1-\alpha)\alpha^{-1}d_{ij}^{-4}m_{i*}^\phi]x_i}{\sum_{i=1}^n [m_{ij}^\phi - (1-\alpha)\alpha^{-1}d_{ij}^{-4}m_{i*}^\phi]} \quad (4)$$

انتخاب تابع فاصله

برای کمینه شدن تابع عضویت با استفاده از نرمالایز کردن d_{ij}^2 داخلی، به یک نرم فاصله نیاز است که خود یک ماتریس مثبت و معین است. معمولاً از سه نرم شامل، نرم‌های اقلیدسی^۱، قطری^۲ و

3- Mahalonobis

4- Fuzziness performance index (F)

5 -Normalized partition entropy (H)

6- Separation index (S)

1- Euclidean

2- Diagonal

نتایج و بحث

الگوریتم روی داده‌ها اجرا شد. از مهم‌ترین شرایط پذیرش خوشه‌بندی در این الگوریتم آن است که میانگین مقدار عضویت برای هر نمونه در کلاس‌های معمولی و نامعمول حتی‌الامکان به هم نزدیک بوده و در حالت آرمانی برابر باشد، در این حالت شناس قرار گرفتن یک داده در همه کلاس‌ها برابر بوده و تنها فاصله آماری آن از مراکز کلاس‌ها در تعلق آن مؤثر است. با توجه به شرط مذکور و بررسی دقیق مراکز کلاس‌های حاصله، مناسب‌ترین خوشه‌بندی برای داده‌های این مطالعه در $\Phi = 1/3$ تشخیص داده شد.

جهت تعیین تعداد مناسب کلاس‌ها مقادیر توابع شاخص عملکرد فازی (F)، آنتروپی نرمالیزه شده (H) و شاخص جداسازی (S)، به ازاء کل دامنه تعداد کلاس‌ها (۱۰-۲) محاسبه و رسم شد (شکل ۲). ملاحظه می‌شود که هر سه تابع در تعداد هشت کلاس کمینه شده و تعداد بهینه کلاس‌ها را هشت نشان می‌دهد. کلاس‌های فازی حاصله A، B، C، D، E، F، G و H نامیده شدند.

مراکز کلاس‌ها در جدول ۲ ارائه شده است. دامنه تغییر برخی متغیرها مانند هدایت الکتریکی، کربن آلی، اسیدیته خاک و آهک کم است. در منطقه مورد مطالعه، تغییرات هدایت الکتریکی در محدوده خاک‌های غیر شور بوده و فقط هجده نمونه خاک هدایت الکتریکی بیش از چهار دسی‌زیمنس بر متر داشته و در نتیجه میانگین تغییرات در مراکز کلاس‌ها حداقل بوده است. در مورد کربن آلی نیز بخش عمده منطقه را مرتع و اراضی غیر کشاورزی تشکیل می‌دهد که استفاده از کودهای دامی و یا افزوده شدن بقایای گیاهی در آن کمتر اتفاق افتاده و این امر سبب حداقل شدن دامنه تغییرات و نزدیکی مراکز کلاس‌ها شده است.

ضرایب همبستگی بین ویژگی‌های مختلف خاک و عناصر آلوده‌کننده براساس آزمون پیرسون در جدول ۱ نشان داده شده است. نتایج نشان‌دهنده همبستگی بالای بین عناصر آلوده‌کننده در منطقه مورد مطالعه است. بیش‌ترین ضرایب همبستگی بین عناصر سرب و روی، روی و کادمیم و کادمیم و سرب به ترتیب با مقادیر ۰/۹۷، ۰/۹ و ۰/۸۹ و مشاهده گردید. این همبستگی بالا می‌تواند ناشی از مشابهت عوامل کنترل‌کننده غلظت آن‌ها باشد. به دلیل عملیات استخراج معادن سرب و روی و نیز وجود کارخانه‌های فرآوری، تغلیظ و تهیه شمش این عناصر در منطقه می‌توان نتیجه گرفت که غلظت این عناصر عمدتاً توسط فعالیت‌های انسانی کنترل شده و همبستگی پایین غلظت آن‌ها با سایر ویژگی‌های خاک حاکی از ارتباط کم‌تر با مشخصات و ویژگی‌های خاک است.

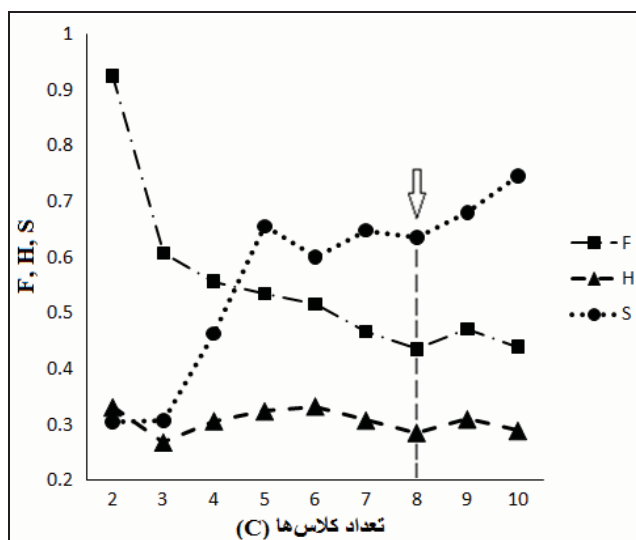
به دلیل همبستگی بسیار بالا بین عناصر آلوده در منطقه مورد مطالعه از نرم فاصله ماهالانوبیس استفاده گردید. این شرایط توسط سایر محققین نیز گزارش شده است (۲۳، ۲۷).

خوشه‌بندی ابتدا با $\Phi = 1/1$ انجام گردید که منجر به هیچ گروه‌بندی قابل قبولی نشد. چنین حالتی توسط سایر محققین نیز گزارش شده است (۲۵، ۳). به نظر می‌رسد این درجه از فازی بودن با میزان پیوستگی در تغییرات متغیرها در خاک هماهنگی ندارد. هم‌چنین در مقادیر بزرگ‌تر از دو، به علت فازی شدن (هم‌پوشی) بیش از حد کلاس‌ها، خوشه‌بندی ممکن نبود. چنین نتایجی در تحقیقات سایر محققان نیز گزارش شده است (۱۶، ۱۹، ۲۳، ۲۸). بر این اساس تعداد کلاس‌های فازی در گستره $\{2-10\} = c$ و نمای فازی در دامنه $2 < \Phi < 1/1$ با گام ۰/۱ در نظر گرفته شده و

جدول ۱- روابط همبستگی مقادیر سرب، روی و کادمیم و سایر پارامترها

متغیر	Pb	Zn	Cd	Cu	Ni	pH	EC	OC	Lime
			(mg kg ⁻¹)				(dS m ⁻¹)	%	
Pb	۱								
Zn	۰/۹۷۵**	۱							
Cd	۰/۸۹۷**	۰/۹۰۳**	۱						
Cu	۰/۳۳۲**	۰/۳۳۹**	۰/۳۸۱**	۱					
Ni	۰/۶۳۷**	۰/۶۴۲**	۰/۷۱۴**	۰/۴۸۱**	۱				
pH	۰/۱۶۳**	۰/۱۴۷**	۰/۰۸۷	-۰/۰۲۷	-۰/۰۸۸	۱			
EC	-۰/۰۰۳	-۰/۰۰۲	۰/۰۰۵	-۰/۰۱۵	-۰/۰۴۵	-۰/۱۸۲**	۱		
OC	۰/۰۱۴	۰/۰۱۲	۰/۰۰۹	۰/۰۴۴	-۰/۰۱۷	-۰/۲۶۷**	۰/۱۱۴*	۱	
CaCO ₃	-۰/۰۱۶	-۰/۰۱۲	-۰/۰۲۶	۰/۱۴۵**	-۰/۰۱۰	۰/۱۶۷**	-۰/۰۳۱	-۰/۰۷۱	۱

**معنی‌دار بودن در سطح احتمال ۰/۰۱، *معنی‌دار بودن در سطح احتمال ۰/۰۵



شکل ۲- تغییرات F, H, S برحسب تعداد کلاس‌ها در نمای فازی ۱/۳

نگاهی به مقدار متغیرها در مرکز کلاس نامعمول و توجه به فاصله مقادیر با مراکز سایر کلاس‌ها به خوبی فلسفه وجودی این کلاس را نشان می‌دهد. به دلیل جدا شدن داده‌های پرت حساسیت الگوریتم در تخصیص هر داده به کلاس‌ها افزایش می‌یابد. نتایج مشابه توسط سایر کاربران این الگوریتم نیز ارائه شده است (۱۰، ۱۹، ۲۰).

جهت بررسی بیش‌تر درستی خوشه‌بندی و حساسیت الگوریتم در جداسازی داده‌ها به منظور تطابق با پیوستگی موجود در پراکنش آلاینده‌ها در خاک‌های مطالعه شده، مقادیر میانگین در برخی از نمونه‌ها با مراکز کلاس‌هایی که به آن‌ها تعلق یافته بودند بررسی شد (جدول ۳). این بررسی نشان داد که درجه عضویت هر نمونه در هر کلاس تابعی از فاصله آماری مقدار آن متغیر در نمونه و مرکز کلاس است.

با توجه به آهکی بودن خاک‌های مورد مطالعه، دامنه تغییرات واکنش خاک و همچنین درصد آهک خاک در آن‌ها کم است. دامنه کم تغییرات این ویژگی‌ها در خاک توسط سایر محققان نیز گزارش شده است (۱، ۳، ۵). جداسازی زیرساختارها یا همان کلاس‌های فازی علی‌رغم تغییر کم دامنه در برخی متغیرها نشان از حساسیت بالای الگوریتم دارد.

در مورد عناصر آلاینده دامنه تغییرات مراکز هشت کلاس حاصله کاملاً قابل توجه است که دلیل آن تغییرات زیاد غلظت عناصر در منطقه است. به عنوان مثال حداقل و حداکثر غلظت اندازه‌گیری شده برای عنصر سرب به ترتیب ۱۷ و ۵۰۰۰ و برای عنصر روی به ترتیب ۱۹ و ۷۸۰۰ میلی‌گرم بر کیلوگرم بوده است. از جدول ۲ به خوبی پیدا است که شدت آلودگی به فلزات سنگین در خاک منطقه بسیار بالا بوده و در خور توجه فوری و ویژه است.

جدول ۲- مراکز کلاس‌های حاصله برای هر یک از پارامترها

متغیر	نام کلاس								
	A	B	C	D	E	F	G	H	
Zn	۴۸/۶۵	۶۳	۹۱/۴	۵۳/۲۲	۱۴۳/۸۸	۴۹/۱۷	۶۹/۹۸	۵۲۵/۴	۷۲۷/۸۷
Pb	۴۱/۵۲	۵۷/۷۱	۸۴/۸۵	۴۳/۴۳	۱۰۰/۲۴	۴۷/۷۲	۵۶/۰۱	۱۸۴/۲۲	۴۶۸/۸۷
Cd	۲/۱۷	۲/۵۱	۳/۷۸	۱/۸۶	۴/۸	۱/۹۵	۲/۶۲	۱۱/۷۳	۲۹/۹۲
Cu	۲۸/۱۸	۲۴/۸۸	۳۵/۸۳	۱۹	۲۶/۱۵	۳۱/۱	۲۰/۵۵	۲۷/۲	۴۲/۹
Ni	۴۱/۸۸	۴۰/۵	۵۴/۶	۳۳/۷۷	۴۲/۹۶	۴۹/۳۱	۳۵/۳	۴۹/۰۴	۷۰/۵۴
pH	۷/۵۴	۷/۸۵	۷/۹	۷/۴۳	۷/۶۲	۷/۴۸	۷/۸	۷/۸۷	۷/۵۷
EC	۱/۲۸	۱/۳۸	۲/۱۴	۰/۹۸	۱/۷۲	۱/۷۸	۱/۶۵	۱/۸۸	۱۱/۴۳
OC	۱/۰۲۵	۱/۰۲۴	۰/۹۲	۱/۰۸۵	۲/۸	۱/۰۶۳	۱/۰۷۶	۱/۰۵۷	۲/۱۷۶
CaCO3	۲۵/۳۹	۱۳/۶۲	۱۷	۱۳	۱۵/۱۲	۱۸/۴	۱۹/۱۱	۱۷/۷۳	۱۸/۶

(جدول ۲). بر این اساس می‌توان گفت در منطقه در نقشه کلاس نامعمول (شکل ۲) ویژگی اختصاص نمونه‌ها بر اساس فاصله آن از میانگین کلاس‌ها، آشکار است. در تأیید این نکته ملاحظه می‌شود که گستردگی کلاس نامعمول به‌عنوان در برگیرنده داده‌های پرت، زیاد است که حاکی از پخشیده بودن آن بین بقیه کلاس‌ها است. توزیع تصادفی نمونه‌های متعلق به این کلاس مشابه توزیع ناخالصی‌های موجود در محدوده‌ها^۴ یا واحدهای نقشه خاک است که تجمیع آن‌ها در یک کلاس متضمن خلوص بیش‌تر سایر کلاس‌ها است. حالت مشابه در مورد کلاس نامعمول در سایر مطالعات نیز گزارش شده است (۲۱، ۲۰، ۱۶). ضمناً تمرکز این کلاس بیش‌تر در ناحیه شرق تا جنوب شرقی منطقه است که با موقعیت معدن و کارخانه فرآوری منطبق است. این وضع دلیل مقادیر بسیار بالاتر از میانگین سایر کلاس‌ها را در آن توجیه می‌کند. تمایل کلی توزیع مکانی کلاس‌ها در جهت شمال شرقی است. این وضع ممکن است نتیجه جابجایی غبار آلاینده‌ها در راستای بادهای غالب در منطقه باشد. انتقال غبار آلوده از راه‌های پخش آلودگی است و در نتایج مطالعه سایر محققان نیز گزارش شده است (۱۴، ۲۹).

در هر حال اطلاع از توزیع مکانی کلاس‌های آلودگی در منطقه می‌تواند نخستین گام در برنامه‌ریزی اقدامات اصلاحی خاک‌ها باشد، چرا که در محدوده هر کلاس می‌توان ضرورت و شدت عملیات اصلاحی را تعیین و آن را طراحی نمود. در برخی مناطق با شدت آلودگی بالا به دلیل جلوگیری از مشکلات بهداشتی، تخلیه موقت یا دائم مناطق مسکونی نیز می‌تواند مد نظر قرار گیرد.

با توجه به توانایی الگوریتم Fuzzy c-means with extragrades در پردازش تعداد زیاد داده، چنان‌چه متغیرهای بیش‌تری در خاک‌های منطقه اندازه‌گیری شود می‌توان به نتایج دقیق‌تری دست یافت. در هر حال به نظر می‌رسد نتایج حاصل از تحلیل عددی آلودگی خاک به فلزات سنگین در منطقه مورد مطالعه با واقعیت انطباق خوبی داشته و لذا نتایج آن می‌تواند مبنایی برای کارهای پیش‌گیرانه و اصلاحی باشد.

نتیجه‌گیری

نتایج خوشه‌بندی فازی نمونه‌ها ضمن ارائه هشت کلاس پیوسته، نشان داد که شدت آلودگی به فلزات سنگین در خاک‌های منطقه انگوران زنجان بالا است. کارخانجات فرآوری کانسنگ این فلزات در منطقه عامل اصلی انتشار و ورود آن‌ها به خاک هستند. نقشه‌های پراکنش مکانی، کارخانه‌ها و معدن را به‌عنوان کانون‌های آلودگی در محل نشان دادند.

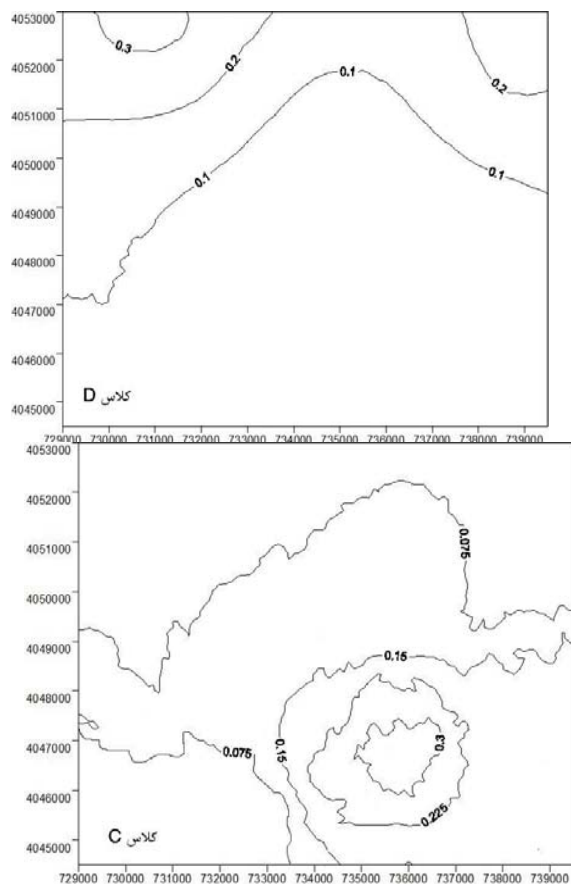
به عبارت دیگر جداسازی بر اساس شباهت‌ها و تفاوت‌ها صورت گرفته به طوری که در داخل کلاس‌ها حداکثر تشابه و بین آن‌ها حداقل تشابه وجود دارد. به عنوان مثال در مورد متغیر روی نمونه‌های ۱۹۳ و ۲۴ هر دو به کلاس B تعلق دارند ولی نمونه ۱۹۳ به مرکز کلاس B نزدیک‌تر بوده و درجه عضویت آن به کلاس B، ۰/۹۹۸ و نمونه ۲۴ تشابه کم‌تری به مرکز کلاس B داشته و درجه عضویت آن به کلاس B، ۰/۰۲۲ است. این امر مؤید این مطلب است که یک داده می‌تواند با درجات عضویت مختلف به بیش از یک کلاس تعلق داشته باشد. این ویژگی ارجحیت خوشه‌بندی فازی را نسبت به روش کلاسیک نشان می‌دهد. بر این اساس نمونه ۱۹۳ که درجه عضویت بالایی دارد جزء کلاس B قرار گرفته و نمونه ۲۴ در کلاس دیگری که درجه عضویت بالایی در آن دارد طبقه‌بندی شده است.

توزیع مکانی کلاس‌ها

به منظور نشان دادن موقعیت کلاس‌ها در منطقه از روش زمین‌آمار استفاده شد. جهت رعایت اختصار از توضیح جزئیات روش چشم‌پوشی شده و به بازگو کردن روند کلی اکتفا می‌شود. بردار مقادیر عضویت نمونه‌ها در هر یک از کلاس‌های هشت‌گانه ابتدا واریوگرافی^۱ شده و پس از محاسبه واریوگرام تجربی^۲، مناسب‌ترین مدل که شامل دو مدل کروی و نمایی بود به آن برآزش گردید. بر اساس مدل حاصله اقدام به درون‌یابی به‌روش کریجینگ^۳ شد و در نهایت مقادیر درون‌یابی شده پهنه‌بندی گردید. نقشه موقعیت کلاس‌ها در منطقه بر حسب مقادیر عضویت تعلق گرفته به هر نمونه و منطبق با خطوط تراز ترسیم شد (شکل ۲).

نقشه‌ها تعلق داده‌ها را به یک کلاس خاص در بخش‌های مختلف منطقه و هم‌چنین وجود هم‌پوشی بین کلاس‌ها را به خوبی نشان می‌دهند. اگرچه اطلاعاتی از قبل موجود نبود ولی توزیع غیرقابل پیش‌بینی نسبت به مراکز پخش آلاینده‌ها (کارخانجات فرآوری)، نشان می‌دهد که پراکنش آلودگی دست کم در مقیاس مطالعه شده، با وضعیت واقعی آن در خاک‌های منطقه هماهنگ بوده و از عوامل دیگری نیز تأثیر پذیرفته است. کلاس‌های E، C، F و H با مقادیر بالایی سرب و روی در مرکز کلاس (جدول ۲) در اطراف معدن و کارخانه فرآوری تمرکز دارند و آلودگی بالاتری از سایر مناطق نشان می‌دهند. سایر کلاس‌های معمولی (A، B، D، G) که نسبت به چهار کلاس فوق آلودگی کم‌تری دارند در شمال و غرب منطقه متمرکز هستند. اما حتی در این کلاس‌ها آلودگی شدت بالایی دارد

- 1- Variography
- 2- Experimental variogram
- 3- Kriging



شکل ۲- نقشه‌های موقعیت کلاس‌های هشت‌گانه فازی و کلاس نامعمول بر حسب توزیع مقادیر عضویت هر کلاس در منطقه مورد مطالعه

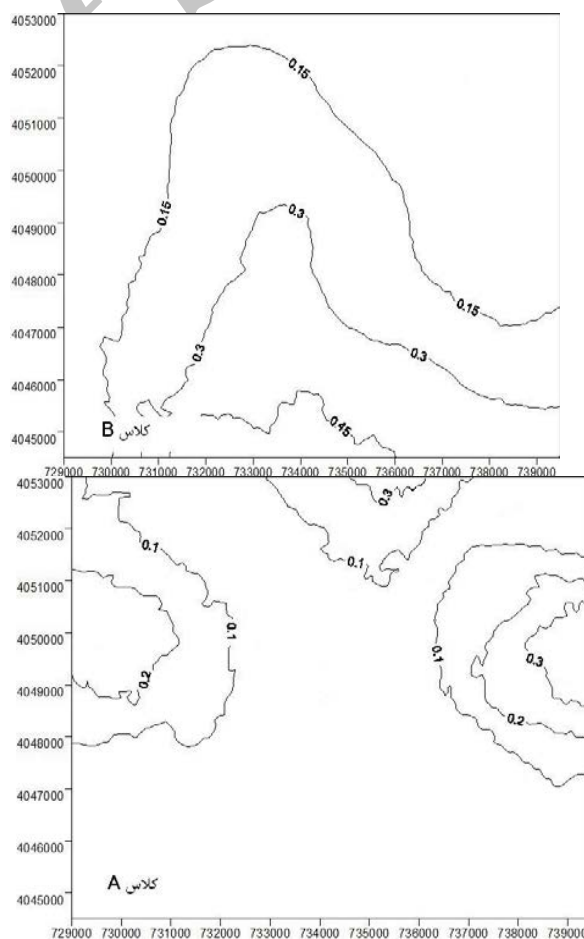
نظر به مخاطرات جدی این آلودگی‌ها اقدامات پیش‌گیرانه هم‌چون نوسازی فن‌آوری‌های استحصال و فرآوری، نصب صافی‌های مناسب و تصفیه فاضلاب کارخانجات ضروری است. هم‌چنین به دلیل انطباق مناسب با الگوی توزیع آلودگی در خاک‌ها انجام مطالعات تفصیلی‌تر و رسیدن به نتایج دقیق‌تر می‌تواند از دیدگاه کاربردی، پایه‌ای برای عملیات اصلاحی قرار گیرد.

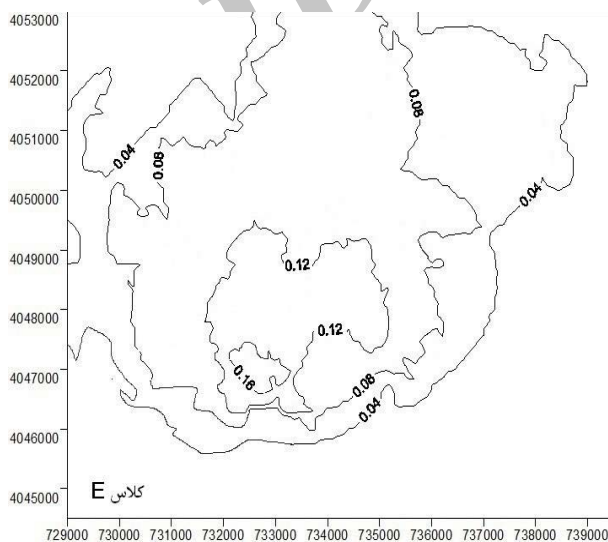
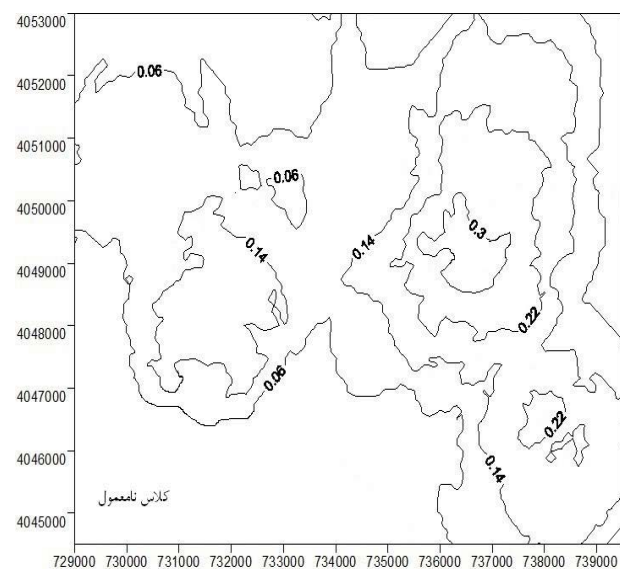
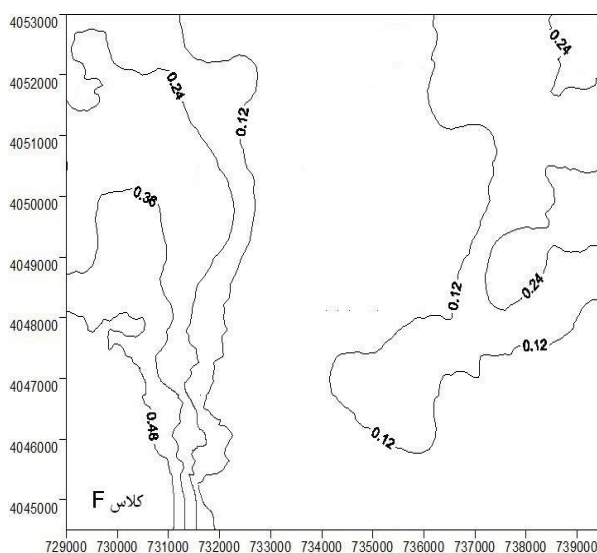
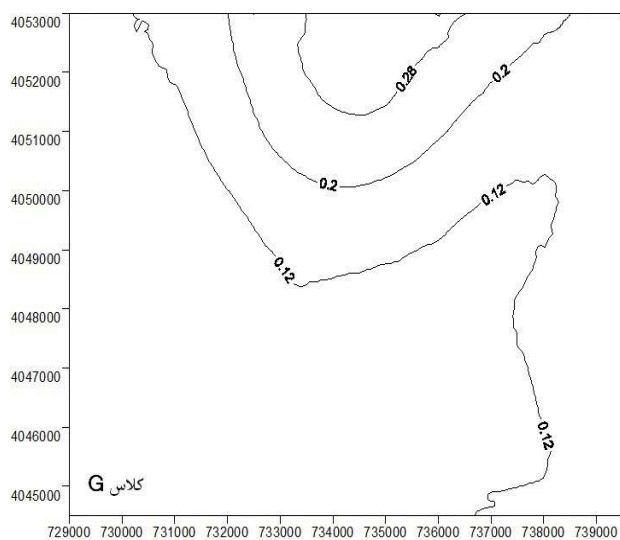
سپاسگزاری

از دانشگاه زنجان به خاطر حمایت‌های مالی این تحقیق تشکر و قدردانی می‌گردد.

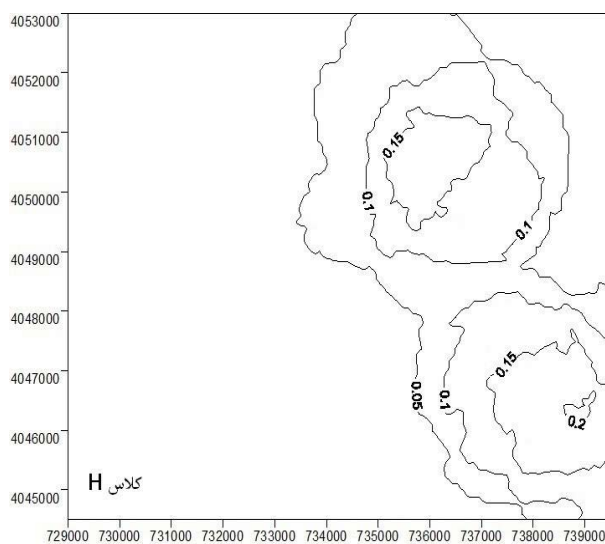
جدول ۳- مقایسه مقادیر متغیرها در مراکز هشت کلاس فازی با برخی از نمونه‌ها و اثر آن بر درجه عضویت

شماره نمونه	متغیر	کلاس و درجه عضویت	مقدار متغیر در نمونه	مقدار متغیر در مرکز کلاس
۱۹۳	Zn	۰/۹۹۸ ^B	۵۶/۵	۶۳
۲۴	Pb	۰/۰۲۲ ^B	۳۲/۳	
۲۶۶	Pb	۰/۹۹۵ ^A	۳۹/۵	۴۱/۵۲
۲۰۲	Pb	۰/۰۱۳ ^A	۳۴/۸	
۹۱	Cd	۰/۹۹۷ ^B	۲/۵	۲/۵۱
۲۳۲	Cd	۰/۱۰۸ ^B	۶/۵	
۱۷۰	Cu	۰/۹۹۹ ^C	۳۴	۳۵/۸۴
۵۲	Cu	۰/۱۲۶ ^C	۵۱/۷۵	
۵۰	Ni	۰/۹۹۸ ^F	۴۹/۷۵	۴۹/۳۱
۲۲۷	Ni	۰/۰۱۱ ^F	۵۲	
۲۸۳	pH	۰/۹۷۵ ^A	۷/۵۲	۷/۵۴
۳۱۱	pH	۰/۰۲۴ ^A	۷/۷	
۱۶۰	EC	۰/۹۵۱ ^G	۷/۸۲	۷/۸
۹	EC	۰/۱۲۱ ^G	۷/۵۵	
۵۸	OC	۰/۹۶۰ ^E	۲/۷	۲/۸
۱۴۴	OC	۰/۱۲۶ ^E	۱/۹۴	
۶۶	CaCO ₃	۰/۹۹۸ ^D	۱۳/۵	۱۳
۲۲۶	CaCO ₃	۰/۱۵۴ ^D	۱۶/۶۳	





ادامه شکل ۲- نقشه‌های موقعیت کلاس‌های هشت‌گانه فازی و کلاس نامعمول بر حسب توزیع مقادیر عضویت هر کلاس در منطقه مورد مطالعه



منابع

- ۱- تجرشی م. ۱۳۸۱. پهنه‌بندی آلودگی رودخانه‌ها توسط تکنیک تحلیل طبقه‌بندی فازی. نشریه سازمان مدیریت منابع آب. ۶۸-۵۵(۱):۲۶۱.
- ۲- سپهر ر.، مرادی م.ج.، مشایخی غ.، کاردر ل. و بامدادیان ع. ۱۳۸۶. بررسی و مقایسه روش‌های خوشه‌بندی فازی تفکیکی مبتنی بر روش استاندارد خوشه‌بندی فازی FCM. هفتمین کنفرانس سیستم‌های فازی دانشگاه فردوسی مشهد. ۹-۷ شهریور ۱۳۸۶.
- ۳- شکاری ب. و باقرنژاد م. ۱۳۸۴. بررسی کاربرد روش فازی (Fuzzy) در طبقه‌بندی خاک‌ها، مطالعه موردی: چشمه سفید کرمانشاه. مجله علوم و فنون کشاورزی و منابع طبیعی ۶۸-۵۵(۴):۹.
- ۴- فهمی ه. و عبدی‌نیا ع.د. ۱۳۸۵. کاربرد خوشه‌سازی فازی در پهنه‌بندی فرسایشی: مطالعه موردی. تحقیقات منابع آب ایران ۳۵-۲۹(۱):۲.
- ۵- نورزاده حداد م.، خاوازی ک.، ملکوتی م.ج. و هاشمی م. ۱۳۸۹. بررسی کارایی دو روش c-means و GK برای خوشه‌بندی فازی غلظت مس در اراضی کشاورزی (مطالعه موردی: استان همدان). مجله علمی کشاورزی مهندسی زراعی ۷۰-۶۱(۱):۳۳.
- 6- Amini M., Afyuni M., Fathianpour N., Khademi H., and Fluher H. 2005. Continuous soil pollution mapping using fuzzy logic and spatial interpolation. *Geoderma*, 124(3-4):223-233.
- 7- Baskoro D.P.T. 2008. Application of fuzzy sets function for land attributes mapping. *Jurnal Tanah dan Lingkungan*, 10(1):20-26.
- 8- Bezdek J.C. 1981. *Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms*. Plenum Press, New York.
- 9- Burt R. 2004. *Soil survey laboratory methods manual version, 4.0*. Soil survey Investigation report. No 42. U.S.Gov.print.
- 10- Chang Y.C., and Chang B. 2003. Applying fuzzy cluster method for marine environmental monitoring data analysis. *Environmental Informatics Archives*, 1(2003):114-124.
- 11- Chen T., Xingmei L., Muzhi Z., Jianjun 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. *Environmental Pollution*, 151(2008):67-78.
- 12- Tsekouras G.E., and Sarimveis H. 2004. A new approach for measuring the validity of the fuzzy c-means algorithm. *Advances in Engineering Software*, 35(2004):567-575.
- 13- Han J., and Kamber M. 2006. *Data mining concepts and techniques*. San Francisco, USA Morgan Kaufman Publisher.
- 14- Hendricks Franssen H.J.W.M., Van Eijnsbergen A.C., and Stien A. 1997. Use of spatial prediction techniques and fuzzy classification for mapping soil pollutants. *Geoderma*, 77:243-262.
- 15- Horn R.A., and Johnson C.R. 1985. *Matrix Analysis*, Cambridge University Press.
- 16- Lagacherie P., Cazemier D.R., Gaans P.F.M.V., and Burrough P.A. 1997. Fuzzy k-means clustering of fields in an elementary catchment and extrapolation to a larger area. *Geoderma*, 77:197-216.
- 17- Lagacherie P. 2005. An algorithm for fuzzy pattern matching to allocate soil individuals to pre-existing soil classes. *Geoderma*, 128: 274-288.
- 18- McBratney A.B., and Moore A.W. 1985. Application of fuzzy sets to climatic classification. *Agricultural and Forest Meteorology*, 35:165-185.
- 19- McBratney A.B., and DeGrujter J.J. 1992. A continuum approach to soil classification by modified fuzzy k-means with extragrades. *Journal Soil Science*, 43:159-175.
- 20- McBratney A.B., Mendonca Santos M.L., and Minasny B. 2003. On digital soil mapping. *Geoderma*, 117(2003):3-52.
- 21- Minasny B., and McBratney A.B. 2006. FuzME ver. 3.5b. Australian center for precision agriculture. The University of Sydney, NSW.
http://sydney.edu.au/agriculture/research/australian_centre_for_precision_agriculture.shtml
- 22- Nie N.H., Bent D.H., and Hull C.H. 2008. *SPSS: Statistical Package for the Social Sciences*, 2nd. New York, McGraw-Hill.
- 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 Science Society of America Journal*, 56:505-516.
- 24- Page A.L., Miller R.H., and Keeney D.R. 1982. *Methods of soil analysis*. Madison, Wisconsin, USA.
- 25- Roubens M. 1982. Preference relations, actions, and criteria in multicriteria decision-making. *European Journal of Operational Research*, 10:51-55.
- 26- Sadaaki M. 1998. An overview and new methods in fuzzy clustering, 2nd Inter. Conf. on Knowledge-Based Intelligent Electronic Systems, 1:33-40.
- 27- Sun X.L., Zhaoa Y.G., Wang H.L., Yang L., Qind C.Z., Zhud A.X., Zhang G.L., Peid T., and Lid B.L. 2011. Sensitivity of digital soil maps based on FCM to the fuzzy exponent and the number of clusters. *Geoderma*,

- XXXX:2-11.
- 28- 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(5):545-554.
 - 29- Zhou J.M., Dang Z., Cai M.F., and Liu C.Q. 2007. Soil heavy metal pollution around the Dabaoshan mine, Guangdong Province, China. *Pedosphere*, 17(5):588-594.
 - 30- Zhu A.X., and Mackay D.S. 2001. Effects of spatial detail of soil information on watershed modeling. *Journal of Hydrology*, 248:54-77.
 - 31- Zhu A.X., Yang L., Li B., Qin C., Pei T., and Liu B. 2010. Construction of membership functions for predictive soil mapping under fuzzy logic. *Geoderma*, 155(2010):164-174.

Archive of SID

Numerical Analysis of Soil Pollution Distribution of Heavy Metals in Anguran Area, Zanjan

S. Abdollahi^{1*} -M. A. Delavar² - P. Shekari³

Received: 07-12-2011

Accepted: 09-07-2012

Abstract

Increasing soil pollution due to heavy metals is a major concern of present day soil research. This study conducted to know intensity and spatial pattern of soil heavy metals pollution in a 10,000 ha area of Anguran region near Zanjan. A number of 315 surface (0-10 cm) samples collected at nodes of a 500 meter equilateral grid. Beside HNO₃-extracted Pb, Cu, Ni, Cd and Zn content, EC, pH, OC and CaCO₃ of the samples were determined. To classify data in taxonomic space, a fuzzy c-means with extragrades clustering algorithm ran on the data using several fuzziness exponents (Φ). Plausible fuzzy clusters obtained at $\Phi=1.3$. To find eight as the optimal number of classes from a 2-10 assemblage, fuzziness validation functions F, H, and S were used. Scrutiny of class centroids and membership values revealed that though number of variables was not numerous, the algorithm clustered data sensitively. Spatial distribution of classes mapped through geostatistical analysis of membership values. Though extragrade class embraced extreme values, still all centroids of regular classes showed severe pollution. Most polluted classes C, E, F and H located at center to southeast, while A, B, D and G covered northern and western parts of the study area. Extragrade class widely spread in the area that confirmed interspersed outliers among all others. Major part of extragrade class lied across southeastern part of the area. Results of the study showed that numerical classification of soil pollution is rather realistic, thus provides a pragmatic approach to the problem.

Keywords: Algorithm, Fuzzy clustering, Dandi, Extragrade

1,2- MSc Student and Assistant Prof., Department of Soil Science, Collage of Agriculture, University of Zanjan, Iran
(*-Corresponding Author Email: Negar_2643@yahoo.com)

3- Assistant Prof., Department of Soil Science, Collage of Agriculture, University of Razy, Kermanshah, Iran