



فصلنامه علوم محیطی، دوره بیست و یکم، شماره ۲، تابستان ۱۴۰۲

۱۵۳-۱۶۸

مقاله پژوهشی

## مدل سازی Cd خاک‌های اطراف معادن نمک گرمسار براساس مدل شبکه عصبی مصنوعی (MLP)

سمیه محرمی<sup>۱\*</sup>، مهدی صادقی‌پور مروی<sup>۲</sup> و رحمان شریفی<sup>۲</sup>

<sup>۱</sup> گروه محیط زیست، دانشکده مهندسی منابع طبیعی، دانشگاه سمنان، سمنان، ایران

<sup>۲</sup> بخش تحقیقات آبخیزداری و بهره‌وری آب و خاک، مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی استان تهران، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، تهران، ایران

تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۹/۷ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۱۲/۹

محرمی، س.، م. صادقی‌پور مروی و ر. شریفی. ۱۴۰۲. مدل سازی Cd خاک‌های اطراف معادن نمک گرمسار براساس مدل شبکه عصبی مصنوعی (MLP). فصلنامه علوم محیطی. ۲۱(۲): ۱۵۳-۱۶۸.

**سابقه و هدف:** در طی دو دهه گذشته، مدل سازی به کمک رایانه برای شبیه سازی عناصر سنگین توسعه قابل توجهی کرده است. برآورد آلودگی خاک نقش مهمی در کنترل آلودگی و مدیریت زمین دارد. اما در مناطقی با وسعت بالا، جمع آوری داده‌ها به روش مستقیم به لحاظ هزینه و زمان چالش برانگیز است. در سال‌های اخیر، کاربرد روش‌های غیر مستقیم مانند شبکه‌ی عصبی مصنوعی (ANN) و مدل‌های مشابه دیگر برای برآورد عناصر سنگین مورد توجه قرار گرفته است. در شهرستان گرمسار ۲۷ معدن نمک وجود دارد که از این تعداد ۱۶ معدن فعال است. نمک استخراج شده از این معادن به عنوان یکی از چاشنی‌های غذا مورد استفاده قرار می‌گیرد. از آنجا که به دلیل فعالیت‌های معدن کاری، ممکن است خاک‌های این منطقه آلوده به عناصر سنگین گردد. لذا در این بررسی، کارآیی شاخص‌های زمینی و طیفی برای برآورد کادمیوم (Cd) کل خاک در اطراف خاک‌های معادن نمک گرمسار توسط مدل پرسپترون چند لایه (MLP) شبکه عصبی مصنوعی مورد ارزیابی قرار گرفت.

**مواد و روش‌ها:** برای انجام این پژوهش ۴۹ نمونه خاک مرکب از عمق ۰-۲۰ cm منطقه مورد مطالعه جمع‌آوری گردید. ویژگی‌های فیزیکی و شیمیایی نمونه‌های خاک مانند درصد رس، شن، سیلت، اسیدیته خاک (pH)، هدایت الکتریکی (EC) و درصد آهک تعیین گردید. اندازه‌گیری غلظت Cd کل توسط دستگاه جذب اتمی مدل واریان (Varian-220AA) صورت گرفت. برای استخراج پارامترهای زمینی منطقه مورد مطالعه از نقشه رقومی ارتفاع (DEM) و برای محاسبه شاخص‌های طیفی، تصاویر باندهای لندست-۸ با وضوح ۳۰ m استفاده شدند. ۲۵ داده کمکی مستخرج از DEM و تصاویر لندست-۸ برای برآورد غلظت Cd کل خاک منطقه مورد مطالعه استفاده گردید.

\*Corresponding Author: Email Address. s.moharami@semnan.ac.ir

<http://dx.doi.org/10.48308/envs.2023.1251>

<http://dorl.net/dor/20.1001.1.17351324.1402.21.2.10.8>



Copyright: © 2023 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

داده‌های جمع آوری شده به صورت تصادفی به دو دسته آموزش و صحت‌یابی تقسیم شدند و از آنها برای ارزیابی مدل MLP استفاده شد. براساس داده‌های کمکی بدست آمده و ضرایب همبستگی بین این داده‌ها با مقدار Cd برآورد شده، ۲ مدل مورد ارزیابی قرار گرفت.

**نتایج و بحث:** نتایج این بررسی نشان داد که داده‌های کمکی مستخرج از باندهای لندست-۸ (با بیشترین میزان دقت و کمترین میزان خطا) جزء تأثیرگذارترین پارامترها در برآورد آلودگی خاک به Cd بودند. براساس نتایج بدست آمده از ارزیابی عملکرد ANN در برآورد Cd کل، مقدار ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و ضریب تبیین ( $R^2$ ) برای مدل اول ۰/۰۵ و ۰/۹۵ و برای مدل دوم ۰/۱۰ و ۰/۸۰ بدست آمد. در مدل ۱، شاخص اشباع (Sat I)، شاخص اندازه ذرات (GSI)، شاخص کربنات (CrI)، شاخص رنگ خاک (Color I) و شاخص گچ (GI) جزء ویژگی‌های مهم و اصلی در مدل‌سازی Cd بودند. نتایج مطالعه حاضر کارایی بالای شبکه‌ی ANN را در برآورد Cd کل خاک نشان داد.

**نتیجه‌گیری:** با توجه به توسعه مدل‌های یادگیری ماشین در رشته مهندسی محیط‌زیست بویژه در شبیه‌سازی عناصر سنگین، داشتن یک نقطه عطف برای پیشرفت آنها بسیار مهم است. نتایج این پژوهش نشان داد که مدل MLP برای برآورد Cd کل خاک مناسب است و می‌توان با کمک این روش در هزینه‌های نمونه‌برداری و تجزیه خاک صرفه جویی نمود. بنابراین توصیه می‌شود روش بکار رفته در این بررسی، برای تهیه نقشه Cd کل خاک در مناطق مشابه صحت سنجی شود.

**واژه‌های کلیدی:** آلودگی خاک؛ شبکه‌ی عصبی مصنوعی؛ کادمیوم؛ لندست-۸.

## مقدمه

این روش‌ها از قوی‌ترین و رایج‌ترین تکنیک‌های درون‌یابی برای نقشه برداری توزیع مکانی عناصر سنگین در خاک‌ها هستند (Fei *et al.*, 2019). با این وجود، روش کریجینگ اثر ترکیبی فاکتورهای محیطی روی برآوردهای مکانی را در نظر نمی‌گیرد. درحالی‌که روش کوکریجینگ می‌تواند به طور خودکار اطلاعات کمکی از فاکتورهای محیطی را پردازش نماید در نتیجه دقت برآورد در موقعیت‌های مکانی مورد نظر افزایش می‌یابد (Bogaert and D'Or, 2002). در مقایسه با سایر روش‌های درون‌یابی مکانی که قادر به در نظر گرفتن داده‌های کمکی هستند، روش کوکریجینگ دارای مزیتی است که می‌تواند هر دو همبستگی خودکار و همبستگی متقابل بین همه متغیرهای درگیر از جمله متغیرهای هدف و متغیرهای برآوردکننده را به حساب آورد (Wang *et al.*, 2013). تعیین غلظت عناصر سنگین در خاک به روش‌های آزمایشگاهی و معمول از موارد پرهزینه و زمان‌بری است که نیازمند کاربرد تجهیزات پیشرفته‌ای است (Hang *et al.*, 2009). در سال‌های اخیر، به منظور

خاک بخش مهمی از محیط زیست است که کیفیت آن رابطه مستقیمی با سلامت موجودات زنده دارد. یکی از مهم‌ترین آلاینده‌های خاک عناصر سنگین بوده که به واسطه غیرقابل تجزیه بودن، سمیت بالا، اثرات تجمعی و سرطان‌زایی مورد توجه می‌باشد. فعالیت‌های انسانی مانند استخراج معادن، پساب‌های صنعتی، کاربرد کودها و آفت‌کش‌ها می‌تواند غلظت عناصر سنگین در خاک را افزایش دهد (Tan *et al.*, 2021). ورود عناصر سنگین به خاک می‌تواند سلامت موجودات زنده علی‌الخصوص انسان را تهدید نماید (Jia *et al.*, 2018). بسیاری از پژوهشگران به بررسی توزیع مکانی و سطوح آلودگی عناصر سنگین پرداخته‌اند (Lv, 2019; Cui *et al.*, 2018; Yang *et al.*, 2017; Pan *et al.*, 2016). روش‌های زمین‌آماري از جمله کریجینگ معمولی و کوکریجینگ، همبستگی فضایی بین مکان‌های نمونه‌برداری شده و نمونه برداری نشده را برای ارائه برآوردهای بی‌طرفانه با حداقل واریانس خطا در مکان‌های نمونه‌برداری نشده دربر می‌گیرند (Fei *et al.*, 2019; Lv and Wang, 2018).

آلودگی خاک را دارد (Chu *et al.*, 2019). غلظت Pb، آرسنیک (As) و Zn در آب‌های زیرزمینی دشت قزوین با استفاده از مدل ANN مورد ارزیابی قرار گرفت. در این بررسی، اثر دبی آب، سطح آب زیرزمینی، شیب هیدرولیک، دمای آب و هدایت الکتریکی برای برآورد وضعیت دشت در طی سال‌های آینده مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج این بررسی یک چشم اندازی از آینده غلظت عناصر سنگین مورد بررسی در منطقه را ارائه نمود (Bodaghpour and Malekmohammadi, 2020).

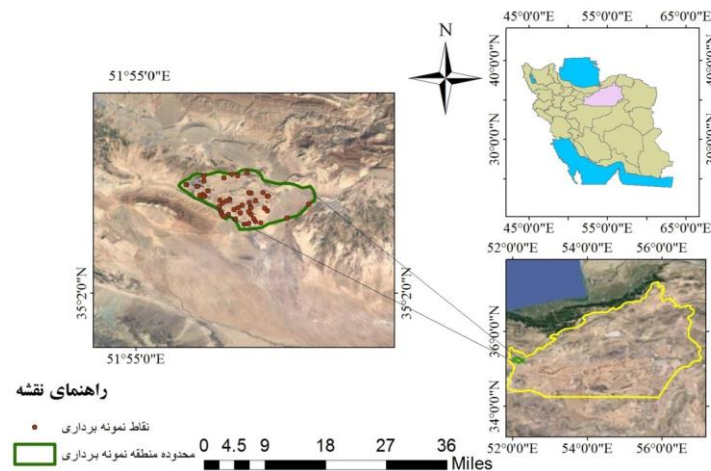
به دلیل فعالیت معدن کاوی اطراف معادن نمک، احتمال آلودگی خاک‌های این مناطق به عناصر سنگین وجود دارد. با توجه به اهمیت پایش سطوح عناصر سنگین برای حفظ سلامت عمومی، این پژوهش با هدف مدل‌سازی Cd کل در خاک‌های اطراف معادن نمک گرمسار براساس داده‌های کمی مستخرج از تصاویر ماهواره‌ای توسط مدل پرسپترون چندلایه<sup>۴</sup> (MLP) شبکه عصبی مصنوعی انجام شد.

## مواد و روش‌ها

### منطقه مورد مطالعه

بررسی حاضر در بخشی از منطقه سردره واقع در دشت گرمسار انجام شد. این دشت بین مدار 35° 5' تا 17° 17' عرض شمالی و 52° 15' تا 52° 35' طول شرقی قرار دارد. مساحت منطقه مورد بررسی ۲۲۳ کیلومتر مربع بوده که در جنوب رشته کوه‌های البرز واقع شده است. در این منطقه ۲۷ معدن نمک وجود دارد که درجه خلوص نمک هالیت (NaCl) این معادن بالای ۹۸ درصد است. در این بررسی، ۴۹ نمونه خاک مرکب از اطراف معادن نمک منطقه نمونه‌برداری گردید. موقعیت منطقه مورد مطالعه و نقاط نمونه‌برداری در شکل ۱ آورده شده است.

کاهش هزینه و صرفه‌جویی در زمان، کاربرد روش‌های سنجش از دور و مدل‌های هوشمند چون شبکه عصبی مصنوعی<sup>۱</sup> (ANN)، سیستم استنتاجی عصبی فازی تطبیقی<sup>۲</sup> (ANFIS) و الگوریتم تکاملی<sup>۳</sup> (EA)، به منظور برآورد دقیق غلظت و توزیع عناصر سنگین در خاک، جایگزین روش‌های قدیمی شده است. در میان مدل‌های مختلف مطرح شده برای مدل‌سازی عناصر سنگین، مدل ANN به نظر می‌رسد عملکرد بهتری در زمینه برآورد غلظت عناصر سنگین داشته باشد (Yaseen, 2021; Jaskulak *et al.*, 2020; Bazoobandi *et al.*, 2019). از مزایای کاربرد ANN نسبت به مدل‌های قدیمی این است که نیازمند تعیین یک تابع خاص برای بیان رابطه میان داده‌های ورودی و خروجی نبوده و این رابطه از طریق فرآیند آموزش بدست می‌آید (Bazoobandi *et al.*, 2019). بدلیل اطلاعات طیفی غنی، داده‌های سنجش از دور می‌تواند کوچکترین تمایز اطلاعات عناصر سنگین را تصویربرداری نماید (Gholizadeh *et al.*, 2018). شبکه‌های عصبی مصنوعی به طور گسترده برای برآورد خصوصیات هیدرولیکی خاک (Minasny *et al.*, 2004)، نقشه‌های دیجیتال خاک (Behrens *et al.*, 2005)، مدل‌سازی دمای خاک (Mazou *et al.*, 2013) و مدل‌سازی رفتار عناصر کمیاب و سنگین (Sergeev *et al.*, 2019; Zeissler and Hertwig, 2011) مورد استفاده قرار گرفته است. از ANN می‌توان برای برآورد محتوای آلاینده‌ها در مکان‌های نظارت نشده نیز استفاده کرد (Shaker and Ehlinger, 2014). امکان کاربرد مدل ANN برای برآورد آلودگی عناصر روی (Zn)، کادمیوم (Cd) و سرب (Pb) با کمک پارامترهای مقدار رطوبت، تخلخل اشباع و غلظت آلاینده مورد بررسی قرار گرفت. نتایج نشان داد، مدل ANN توانایی برآورد



شکل ۱- موقعیت منطقه مورد مطالعه و نقاط نمونه‌برداری  
Fig. 1- Location of the study area and sampling points

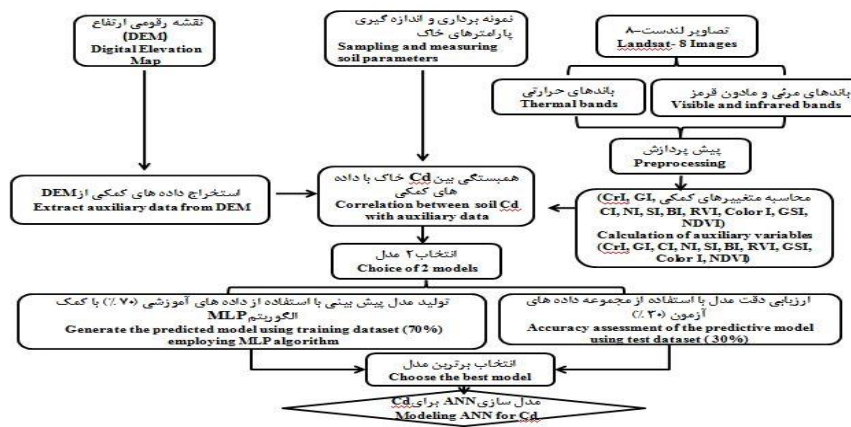
صاف کرده و غلظت Cd، با استفاده از دستگاه جذب اتمی مدل واریان (Varian-220AA) قرائت شد.

#### داده‌های مورد استفاده

تصاویر ماهواره‌ای مورد استفاده در این تحقیق، مربوط به ماهواره لندست-۸ سنجنده TIRS/OLI می‌باشد که در تیرماه ۱۴۰۱ دانلود شد. این ماهواره شامل ۱۱ باند است که ۹ باند طیفی در محدوده پانکروماتیک، مرئی و مادون قرمز نزدیک با قدرت تفکیک مکانی ۱۵ تا ۳۰ m و ۲ باند طیفی در محدوده مادون قرمز حرارتی با قدرت تفکیک مکانی ۱۰۰m (۳۰m متر پس از بازسازی ناسا) است. قدرت تفکیک زمانی داده‌های لندست-۸ هر ۱۶ روز یکبار می‌باشد. مراحل انجام پژوهش به صورت فلوجارتی در شکل ۲ نمایش داده شده است.

#### روش نمونه‌برداری و تجزیه خاک

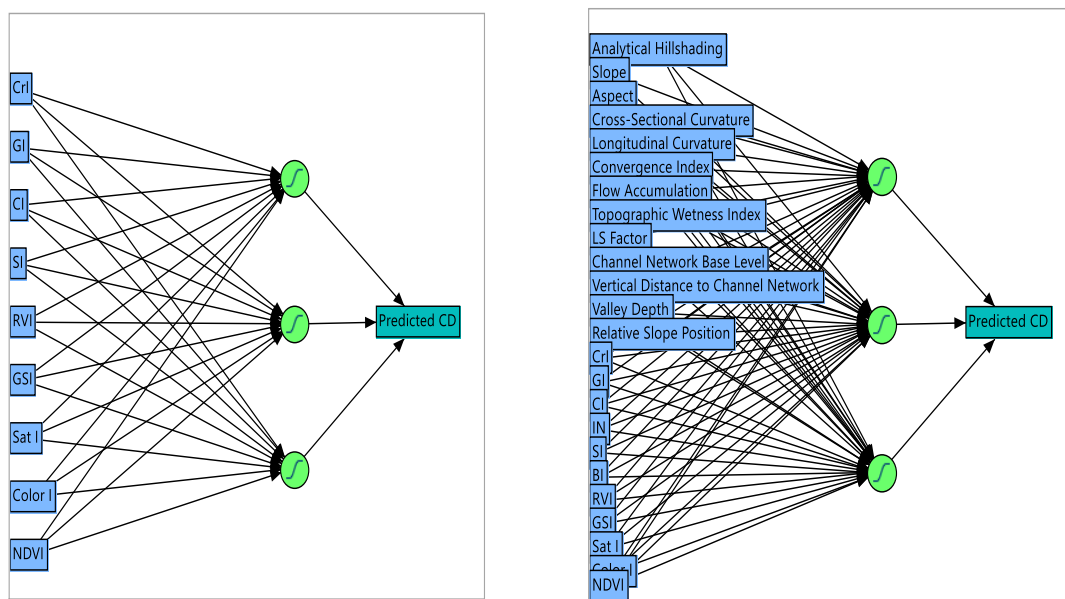
نمونه‌برداری در محل‌های مورد مطالعه، از عمق ۲۰-۰ سانتی‌متری خاک صورت گرفت. نمونه‌ها پس از انتقال به آزمایشگاه، هوا - خشک شده، کوبیده و از الک ۲ میلی‌متری عبور داده شدند. تجزیه اندازه ذرات خاک با استفاده از روش هیدرومتر، pH و هدایت الکتریکی (EC) در عصاره ۱:۵ آب به خاک و درصد آهک نیز به روش خنثی سازی با اسید اندازه‌گیری شدند (Rowell, 1994). برای تعیین غلظت Cd کل در خاک، روش هضم اسیدی به کار رفت (Sposito *et al.*, 1982). مقدار ۲g از خاک را در ارلن درب دار ریخته و به آن ۱۵ ml نیتریک اسید N اضافه شد. بعد ارلن‌ها را به مدت ۱۲ h در دمای ۸۰°C حمام آبی قرار داده و پس از گذشت زمان فوق نمونه‌ها را



شکل ۲- فلوجارت روش پژوهش

Fig. 2- Flowchart of the research method

مدل شبکه عصبی مصنوعی به روش کوکریجینگ با استفاده از نرم‌افزار JMP Pro 14 تعریف گردید (شکل ۳). مدل اول بر اساس ۲۵ داده کمکی استخراج شده و مدل دوم براساس داده‌های کمکی که مطابق شکل ۴، دارای حداکثر  $R^2$  و حداقل RMSE بوده انتخاب شدند. همچنین تأثیرگذارترین داده‌های کمکی در هر مدل، براساس بیشترین میزان دقت و کمترین میزان خطا انتخاب گردید.



شکل ۳- مدل‌های بکار رفته در ANN (سمت راست: مدل ۱ و سمت چپ: مدل ۲)  
 Fig. 3- Models used in ANN (right side: model 1 and left side: model 2)

در برآورد مناسب Cd خاک شاخص ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و ضریب تبیین ( $R^2$ ) طبق معادلات زیر محاسبه گردید. برای برآورد پراکندگی داده‌ها اطراف میانگین داده‌های بدست آمده بین مقادیر اندازه‌گیری شده و پیشگویی شده RMSE به کار می‌رود.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_{c,i} - X_{o,i})^2}{n}} \quad (1)$$

که  $n$  تعداد نمونه‌ها،  $X_{o,i}$  غلظت Cd اندازه‌گیری شده و  $X_{c,i}$  غلظت Cd محاسبه شده بوسیله مدل است.

$$R^2 = \frac{[\sum_{i=1}^n (X_{c,i} - X_{c,average})(X_{o,i} - X_{o,average})]^2}{[\sum_{i=1}^n (X_{c,i} - X_{c,average})^2 (\sum_{i=1}^n (X_{o,i} - X_{o,average})^2)} \quad (2)$$

در این پژوهش، به منظور افزایش دقت برآورد Cd، علاوه بر استخراج داده‌های کمکی توسط نقشه رقمی ارتفاع<sup>۷</sup> (DEM) با استفاده از نرم‌افزار SAGA GIS، چندین متغیر کمکی به وسیله ترکیب باندها با استفاده از تصاویر سنجنده لندست-۸ بدست آمد (جدول ۱). پس از انجام مراحل فوق، ۲۵ ویژگی‌های ژئومورفومتری استخراج شده به عنوان ورودی شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده قرار گرفت. دو

### اجرای شبکه پرسپترون برای محاسبه مقادیر Cd خاک

برای مدل‌سازی در ANN به دلیل توانایی بالای مدل MLP برای دسته بندی و کلاس بندی، این شبکه انتخاب گردید. پرسپترون به عنوان اولین سخت‌افزار ANN با الگوریتم یادگیری مناسب توسط Rosenblatt (1958) توسعه یافت. این مدل از ساده‌ترین و در عین حال کارآمدترین شبکه‌ها در مدل سازی ANN است که از یک لایه ورودی، یک یا چند لایه پنهان و یک لایه خروجی تشکیل شده است. برای اجرای مدل از تابع انتقال تانژانت هایپربولیک استفاده گردید. داده‌ها به دو دسته ۷۰٪ و ۳۰٪ به ترتیب برای داده‌های مرحله آموزش و صحت‌یابی تفکیک شدند. به منظور ارزیابی و اطمینان از توانایی مدل

جدول ۱- داده های کمکی به کار رفته برای برآورد Cd خاک

Table 1. Auxiliary data used to predict soil Cd

منبع Reference	تعریف Definition	داده‌های کمکی Auxiliary data
www.usgs.gov	ارتفاع بالای سطح دریای آزاد (متر) Height above sea level (m)	نقشه رقومی ارتفاع (DEM) Digital Elevation Map (DEM)
SAGA GIS	زاویه میان سطح شیب و اشعه نور تابیده شده در محل The angle between the surface and the incoming light beams	Analytical Hillshading(AH) تپه سازی تحلیلی (AH)
SAGA GIS	زاویه بین سطح تماس و سطح افقی در یک نقطه از سطح زمین Average gradient above flow path	Slope (S) شیب (S)
SAGA GIS	جهت قطب نما حداکثر میزان تغییر The compass direction of the maximum rate of change	Aspect (A) منظر (A)
SAGA GIS	انحنای متقاطع با صفحه شیب نرمال و عمود بر جهت شیب Curvature intersecting with the plane of the slope normal and perpendicular aspect direction	Cross-Sectional Curvature (CSC) انحنای مقطعی (CSC)
SAGA GIS	زاویه میان سطح شیب و جهت شیب Curvature intersecting with the plane of the slope normal and aspect direction	Longitudinal Curvature (LC) انحنای طولی (LC)
SAGA GIS	شکل کلی دامنه کوه در همه جهات (مقعر ، مستطیل یا محدب) The general shape of the mountain range in all directions	Convergence Index (Con I) شاخص همگرایی (Con I)
SAGA GIS	جریان تجمعی در آبراهه ها Cumulative flow in waterways	Flow Accumulation (FA) تجمع جریان (FA)
SAGA GIS	معیاری برای تجمع رطوبت A measure of moisture accumulation	Topographic Wetness Index (TWI) شاخص رطوبت توپوگرافی (TWI)
SAGA GIS	فاکتور طول شیب در معادله جهانی فرسایش خاک Slope length factor in the global soil erosion equation	LS Factor (LSF) فاکتور فرسایش جهانی (LSF)
SAGA GIS	اختلاف ارتفاع شبکه کانال Height difference of channel network	Channel Network Base Level (CNBL) سطح پایه شبکه کانال (CNBL)
SAGA GIS	فاصله عمودی تا شبکه کانال Vertical distance to the channel network	Vertical Distance Channel Network (VDCN) شبکه کانال با فاصله عمودی (VDCN)
SAGA GIS	شاخص نسبت پهنای دره به عمق دره Factor to quantify the magnitude of relief	Valley Depth (VD) عمق دره (VD)
SAGA GIS	محاسبه میزان شباهت هر نقطه به موقعیت تپه یا دره Calculate the degree of similarity of each point to the location of the hill or valley	Relative Slope Position (RSP) موقعیت شیب نسبی (RSP)
Boettinger et al. (2008)	$\frac{(Red)}{(Green)}$	شاخص کربنات (CrI) Carbonate Index (CrI)
Nield et al. (2007)	$\frac{(SWIR1 - NIR)}{(SWIR1 + NIR)}$	شاخص گچ (GI) Gypsum Index (GI)
Boettinger et al. (2008)	$\frac{(SWIR1)}{(Panchromatic)}$	شاخص رس (CI) Clay Index (CI)
Liao et al. (2013)	$((Green)^2 + (Red)^2)^{0.5}$	شاخص شدت (NI) Intensity Index (NI)
Taghizadeh-Mehrjardi et al. (2016)	$\frac{(Red - NIR)}{(Red + NIR)}$	شاخص شوری (SI) Salinity Index (SI)
Metternicht and Zinck (2003)	$\sqrt{(Red)^2 + (NIR)^2}$	شاخص روشنایی (BI) Brightness Index (BI)
Taghizadeh-Mehrjardi et al. (2016)	$\frac{(NIR)}{(Red)}$	شاخص نسبت پوشش گیاهی (RVI) Ratio Vegetation Index (RVI)
Xiao et al. (2006)	$\frac{(Red - Blue)}{(Blue + Green + Red)}$	شاخص سایز ذرات (GSI) Grain Size Index (GSI)
Zhuo et al. (2008)	$\frac{(Red - Blue)}{(Red + Blue)}$	شاخص اشباع (Sat I) Saturation Index (Sat I)

ادامه جدول ۱- داده های کمکی به کار رفته برای برآورد Cd خاک

Table 1. Cont. Auxiliary data used to predict soil Cd

منبع Reference	تعریف Definition	داده‌های کمکی Auxiliary data
Zhuo et al. (2008)	$(Red - Green) / (Red + Green)$	شاخص رنگ خاک (ColorI) Soil Color Index (Color I)
Rouse et al. (1973)	$(NIR - Red) / (NIR + Red)$	شاخص تفاضل پوشش گیاهی نرمال شده (NDVI) Normalized Difference Vegetation Index

## نتایج و بحث

### ویژگی آماری خاک منطقه مورد مطالعه

و Silty clay loam قرار داشتند. تغییرات مقدار pH از ۷/۳۳ تا ۸/۱۰ و EC از ۷/۳۸ تا ۸/۵۶ dS/m در نوسان بود. مقدار آهک نیز از ۲۳/۱ تا ۴۱/۲ درصد متغیر بود. براساس نتایج بدست آمده، مقادیر حداقل و حداکثر Cd کل در خاک منطقه به ترتیب ۱/۱۲ و ۲/۲۵ mg/kg در اندازه‌گیری شده است. همچنین متوسط مقدار Cd کل در نقاط نمونه‌برداری ۱/۶۶ mg/kg بدست آمد.

نتایج تجزیه آماری نمونه‌های خاک و مدل‌های بکار رفته در جدول ۲ نشان داده شده است. پس از تعیین فراوانی نسبی ذرات تشکیل دهنده خاک، کلاس بافتی هر یک از نمونه‌ها بدست آمد. نمونه‌های خاک مورد مطالعه در کلاس‌های بافتی Silt loam, Loam, Sandy clay loam

جدول ۲- نتایج تجزیه آماری نمونه‌های خاک

Table 2. Results of statistical analysis of soil samples

تعداد نمونه/پیکسل Number of sample/pixel	انحراف معیار Standard deviation	میانگین Average	حداکثر Maximum	حداقل Minimum	پارامتر Parameter	مدل Model
49	0.21	7.75	8.10	7.33	اسیدیته خاک pH	-
49	0.36	7.91	8.56	7.38	هدایت الکتریکی EC (dS m <sup>-1</sup> )	-
49	4.60	22.00	29.50	11.70	درصد رس % Clay	-
49	11.40	33.30	59.30	11.50	درصد شن % Sand	-
49	12.60	44.70	66.20	11.70	درصد سیلت % Silt	-
49	5.80	33.00	41.2	23.10	درصد آهک % Lime	-
49	0.27	1.66	2.25	1.12	Cd اندازه گیری شده Measured Cd	-
247968	0.40	1.62	4.31	0.91	Cd برآورد شده Predicted Cd	1
247968	0.27	1.57	2.77	0.33	Cd برآورد شده Predicted Cd	2

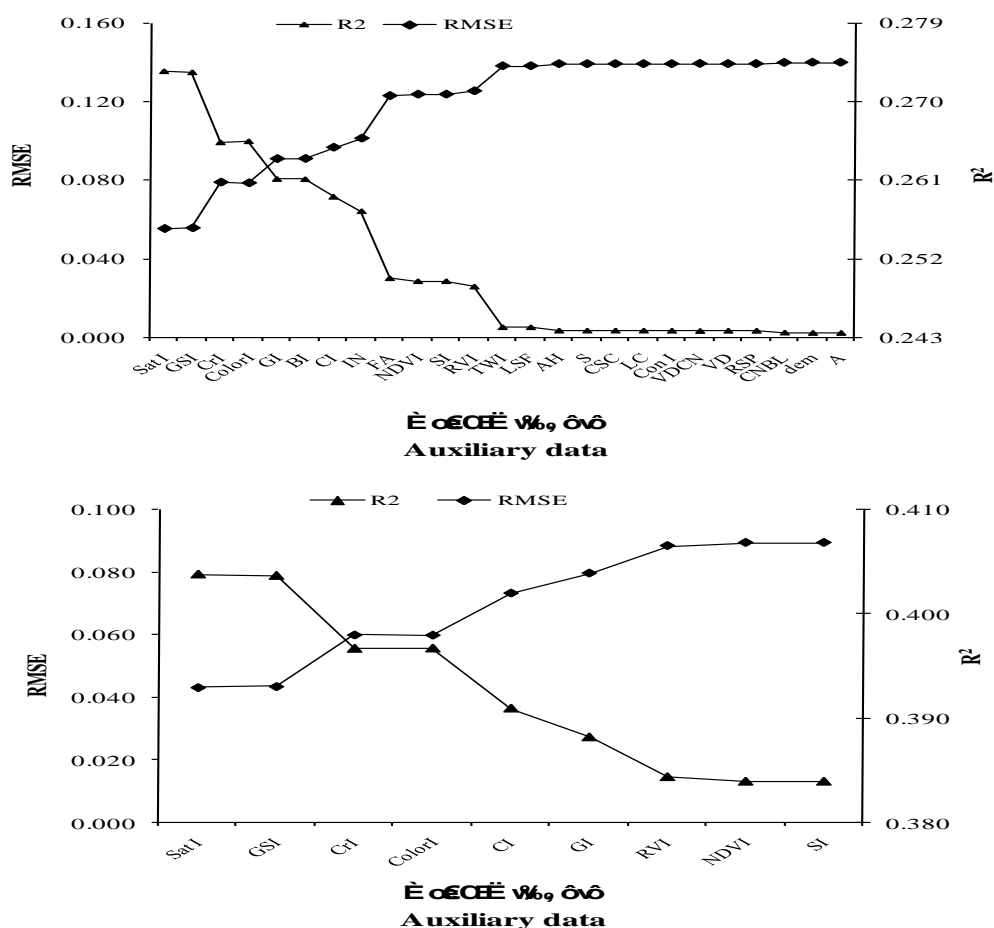
### ارزیابی دقت مدل در برآورد Cd کل خاک

براساس نتایج شکل ۴، در میان داده‌های کمکی به کار رفته در هر مدل، ویژگی‌هایی که بیشترین میزان دقت و کمترین میزان خطا را داشته باشند جزء تأثیرگذارترین ویژگی‌ها در برآورد میزان آلودگی خاک به Cd به شمار می‌آیند. در برآورد میزان Cd کل خاک در میان داده‌های کمکی بکار رفته در

نتایج حاصل از ارزیابی دقت مدل با استفاده از ویژگی‌های آماری RMSE و R<sup>2</sup> بین Cd خاک و پارامترهای کمکی بدست آمده از تصاویر سنجنده لندست-۸ و DEM در شکل ۴ گزارش شده است.

هالیت اشاره کرد. نتایج بررسی‌ها نشان داده است که گچ غلظت عناصر سنگین محلول در خاک را افزایش می‌دهد. چون کلسیم موجود در گچ با کاتیون‌های جابجا می‌شوند. از این رو حضور گچ در محیط خطرات زیست محیطی عناصر سنگین را افزایش می‌دهد (Dubrovin *et al.*, 2021).

مدل ۱ می‌توان به شاخص‌های SatI، CrI، GSI، ColorI و GI اشاره کرد. در حالیکه در مدل ۲ شاخص‌های Sat I، GSI و CrI جز پارامترهای مهم و اصلی به شمار می‌آیند. عمده سازند منطقه مورد مطالعه رسوبات تبخیری و آواری است. از عمده‌ترین سنگ‌های تبخیری می‌توان به گچ، انیدریت و



شکل ۴- پارامترهای آماری بدست آمده برای لایه های ورودی به مدل در برآورد میزان Cd خاک (بالا: مدل ۱ و پایین: مدل ۲)

Fig. 4- The statistical parameters obtained for the input layer to the model in estimating the amount of Cd in the soil (top: model 1 and bottom: model 2)

حالیکه سایر متغیرها NDVI، DEM و Hue Index (HI) نقش کمی در برآورد غلظت عناصر سنگین داشتند (Srisomkiew *et al.*, 2021). در حالیکه Melendez-Pastor *et al.* (2011) برای تهیه نقشه توزیع عناصر سنگین در خاک، از شاخص‌های طیفی Sat I، Color I و BI استفاده نمودند. نتایج همبستگی بین Cd خاک و شاخص‌های به کار رفته در مدل‌سازی در جدول ۳ گزارش شده است.

یک روش مفید برای کاهش فراهمی زیستی فلزات در خاک‌های آلوده کاربرد آهک و افزایش pH است. آهک بدلیل حلالیت پایین کربنات کلسیم در کاهش سمیت فلزات مؤثر است. با افزایش pH خاک، حلالیت و تحرک عناصر سنگین کاهش می‌یابد (Pais and Jones, 1997). در بررسی توزیع عناصر سنگین (آهن (Fe)، مس (Cu)، منگنز (Mn) و Zn) در خاک، شاخص‌های Sat I و BI همبستگی مثبتی با غلظت عناصر سنگین نشان دادند. در



جدول ۳- همبستگی بین Cd کل و داده‌های کمکی‌های به کار رفته  
Table 3. Correlation between total Cd and auxiliary data used

همبستگی Correlation	داده‌های کمکی Auxiliary data	همبستگی Correlation	داده‌های کمکی Auxiliary data
-0.23	CrI	0.05*	DEM
-0.16	GI	0.06	AH
-0.19	CI	0.06	S
0.11	SI	0.05	A
-0.12	RVI	0.06	CSC
-0.28	GSI	0.06	LC
-0.28	Sat I	0.06	Con I
-0.23	ColorI	0.17	FA
-0.11	NDVI	0.07	TWI
		0.07	LSF
		0.05	CNBLI
		0.05	VDCN
		0.06	VD
		0.06	RSP
		-0.31	CrI
		-0.28	GI
		-0.26	CI
		-0.25	NI
		0.17	SI
		-0.28	BI
		-0.16	RVI
		-0.36	GSI
		-0.36	Sat I
		-0.32	ColorI
		-0.17	NDVI

همه داده‌ها در سطح آماری ۱ درصد معنی‌دار بودند

\* All data are statistically significant at  $p < 0.01$

که NDVI شاخص مناسبی برای ارزیابی کیفیت خاک از روی پوشش گیاهی است اما این شاخص با خصوصیات خاک دیم ارتباط مستقیم ندارد. همچنین این شاخص برای مناطق تحت پوشش اراضی بایر یا پوشش گیاهی کمیاب نامناسب است (Song *et al.*, 2017). شاخص‌های NDVI، DEM و HI همبستگی کمتری با اغلب پارامترهای خاک و عناصر سنگین در منطقه مورد مطالعه داشته‌اند (Srisomkiew *et al.*, 2021). بدلیل موقعیت قرارگیری و شرایط خاک، منطقه مورد بررسی فاقد پوشش گیاهی است در نتیجه می‌توان همبستگی کم Cd کل خاک با شاخص NDVI را بدین طریق توجیه نمود.

از میان شاخص‌های مورد مطالعه در مدل ۱، شاخص‌هایی که همبستگی پایین‌تری با داده‌های Cd خاک داشتند در مدل ۲ مورد استفاده قرار نگرفتند. با توجه به نتایج جدول ۳، بیشترین همبستگی در مدل ۱ بین Cd کل خاک و شاخص‌های Sat I و GSI با مقدار منفی ۰/۳۶ و کمترین مقدار همبستگی نیز مربوط به VDCN، CNBLI و A و DEM با مقدار مثبت ۰/۰۵ بدست آمد. در حالیکه در مدل ۲ بیشترین همبستگی مربوط به شاخص‌های Sat I و GSI با مقدار منفی ۰/۲۸ و کمترین مقدار هم مربوط به شاخص‌های SI و NDVI با مقادیر مثبت و منفی ۰/۱۱ بود که با نتایج بدست آمده در شکل ۴ مطابقت دارد. براتی و همکاران (۲۰۱۱) بیان نمودند

جدول ۴- نتایج ارزیابی عملکرد شبکه ی عصبی مصنوعی (MLP)

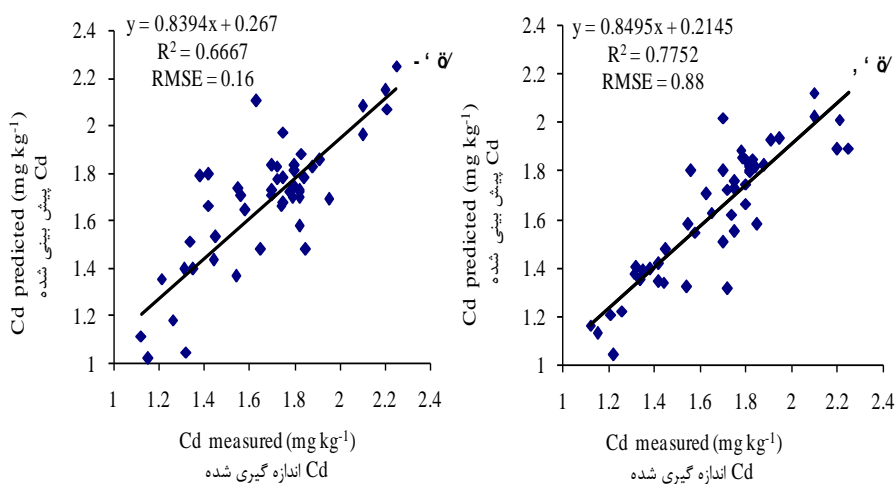
Table 4. The performance evaluation results of artificial neural network (MLP)

RMSE	R <sup>2</sup>	مرحله Stage	تابع انتقال Transfer function	مدل Model	پارامتر Parameter
0.05	0.95	آموزش Training	تانزانته هایپربولیک Hyperbolic tangent	مدل 1 Model 1	Cd کل خاک Total Soil Cd
0.22	0.47	صحت یابی Validation			
0.10	0.80	آموزش Training	تانزانته هایپربولیک Hyperbolic tangent	مدل 2 Model 2	
0.24	0.39	صحت یابی Validation			

به روش سعی و خطا انجام شده در جدول ۴ ارائه شده است. دقت مدل MLP برای هر دو مدل مورد بررسی قرار گرفت.

نتایج نشان داد که پارامتر R<sup>2</sup> در مدل ۱ در مقایسه با مدل ۲ بیشترین مقدار را دارد. همچنین پارامتر RMSE نیز در این مدل دارای مقدار کمتری است که نشان از کارایی بالای مدل MLP برای برآورد آلودگی خاک به Cd دارد. پس از بررسی دقت روش MLP نمودار پراکنش مقادیر اندازه‌گیری شده Cd کل خاک در مقابل مقادیر برآورد شده رسم گردید (شکل ۵). پراکنش Cd اندازه‌گیری شده با Cd برآورد شده نزدیک به خط ۱:۱ می‌باشد که نشان دهنده همبستگی مثبت بین داده‌ها و دقت بالای مدل است.

تغییرات ارتفاع برای DEM بین ۰/۷۹۹ و ۱۲۲۴/۸ متر تغییر بود که این میزان بین نقاط نمونه‌برداری تفاوت چندانی ایجاد نمی‌کند در نتیجه همین امر منجر به همبستگی کم بین Cd کل خاک و داده‌های DEM می‌شود. این یافته با بررسی‌های Srisomkiew *et al.* (2021) مطابقت داشت. آنها گزارش نمودند که همبستگی پایین خصوصیات خاک با داده‌های DEM به دلیل اختلاف کم تغییرات ارتفاع در نقاط نمونه‌برداری خاک است. با توجه به نتایج حاصله در جدول ۳ می‌توان بیان کرد که شاخص‌های محاسبه شده توسط ترکیب باندها در مقایسه با شاخص‌های مستخرج از DEM همبستگی بیشتری با Cd خاک ایجاد کرده است. نتایج ارزیابی دقت مدل‌سازی در برآورد Cd کل خاک که



شکل ۵- رابطه بین Cd خاک اندازه‌گیری شده با برآورد شده توسط مدل‌های بکار رفته

Fig. 5- The relationship between measured and predicted soil Cd by the used models

چنانچه داده‌ها زیر خط ۱:۱ قرار گیرند بدان معنی است که مدل کم برآوردی از مقادیر اندازه‌گیری شده داشته

شکل ۵ نشان می‌دهد که مقادیر اندازه‌گیری شده و برآورد شده Cd در اطراف خط برازش شده پراکنده شده‌اند.

مطالعه براساس استانداردهای معرفی شده توسط معاونت محیط زیست انسانی سازمان حفاظت محیط زیست کشور کمتر از مقدار ارائه شده برای خاک‌های ایران ( $3/9 \text{ mg/kg}$ ) است. اما بیش از میانگین گزارش شده در پوسته زمین ( $0/2 \text{ mg/kg}$ ) توسط Taylor (1964) می‌باشد. خصوصیات خاک‌های کشور ما سبب شده است که علی‌رغم غلظت بالای Cd، قابلیت دسترسی و جذب آن کاهش یابد. عدم تحرک پذیری سبب تجمع عناصر سنگین در خاک می‌شود. غلظت‌های پایین برخی از عناصر سنگین همانند Cd، سبب آلودگی و آسیب شدید به محیط‌زیست می‌گردد. بنابراین این عنصر از لحاظ زیست‌محیطی حائز اهمیت است. از طرف دیگر، با وجود بررسی‌های صورت گرفته در یک دهه گذشته که حاکی از مطابقت غلظت عناصر سنگین در نمونه‌های نمک معادن فعال منطقه گرمسار با استانداردهای ملی دارد ولیکن سازمان‌های ذیربط می‌توانند از اطلاعات این بررسی برای برنامه‌ریزی نظارت بر شرایط خاک نسبت به آلودگی Cd استفاده نمایند.

### سپاسگزاری

این پژوهش برگرفته از دوره فرصت مطالعاتی اعضای هیات علمی دانشگاه‌ها و مؤسسات پژوهشی در جامعه و صنعت با شماره ثبت ۱۴۲۴۳ (تفاهم‌نامه بین دانشگاه سمنان و مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی استان تهران) می‌باشد. بدینوسیله از دانشگاه سمنان و مرکز تحقیقات برای فراهم نمودن امکانات مورد نیاز جهت اجرای این پژوهش تقدیر و تشکر می‌گردد.

### پی‌نوشت‌ها

<sup>1</sup>Artificial Neural Network

<sup>2</sup>Adaptive Neuro Fuzzy Inference System

<sup>3</sup>Evolutionary Algorithm

<sup>4</sup>Multi Layer Perceptron

<sup>5</sup>Operational Land Imager

<sup>6</sup>Thermal Infrared Sensor

<sup>7</sup>Digital Elevation Map

است و اگر در بالای آن خط قرار گیرند یعنی مدل بیش برآوردی داشته است. مدل‌سازی ANN برای Cd کل خاک توسط مدل برتر (مدل ۱) بصورت زیر بدست آمد:

$$\text{Cd predicted (mg kg}^{-1}\text{)} = 206.64 - 0.18 \text{ AH} - 1.47 \text{ S} - 0.02 \text{ A} - 12.55 \text{ CSC} - 12.13 \text{ LC} + 0.004 \text{ Con I} - 1.22 \text{ e}^{-7}\text{FA} - 0.04\text{TWI} + 0.06 \text{ LSF} - 0.34\text{CNBL} - 0.34 \text{ VCDN} - 0.001 \text{ VD} + 0.03 \text{ RSP} - 118.48 \text{ CrI} - 6.21 \text{ GI} + 1.44 \text{ CI} - 0.0006 \text{ NI} - 176.82 \text{ SI} + 0.0005 \text{ BI} - 84.84 \text{ RVI} + 2624.39 \text{ GSI} - 1737.20 \text{ Sat I} + 167.76 \text{ Color I} + 0.34 \text{ DEM}$$

منطقه مورد مطالعه بخشی از دشت گرمسار بوده که از نظر تیپ اراضی جز دشت‌های آبرفتی دامنه‌ای و از لحاظ رده‌بندی خاک‌ها، جزء رده خاک‌های مناطق خشک (Aridisols) طبقه‌بندی شده است. این خاک‌ها به علت کمبود رطوبت و عدم نفوذپذیری مناسب با مشکل شوری و قلیائیت مواجه هستند. حضور گچ و آهک در این خاک‌ها مشهود است بطوریکه آهک به صورت رشته‌های ریز، لکه و ذرات سخت شده قابل شناسایی است. لذا به نظر می‌رسد کاربرد این مدل توانایی برآورد آلودگی Cd خاک‌هایی با این شرایط را داشته باشد.

### نتیجه‌گیری

این بررسی با هدف مدل‌سازی Cd کل خاک با استفاده از ANN انجام شد. برای برآورد میزان Cd کل خاک از داده‌های مستخرج از DEM منطقه مورد مطالعه و ترکیب باندهای دریافت شده از لندست-۸ به عنوان ورودی‌های مدل استفاده گردید. انتخاب بهترین مدل توسط پارامترهای  $R^2$  و RMSE انجام شد. نتایج این پژوهش نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی MLP برای برآورد Cd کل خاک مناسب است و می‌توان با کمک این روش در هزینه‌های نمونه‌برداری و آنالیز خاک صرفه‌جویی نمود. از سوی دیگر، گرچه غلظت Cd کل در نمونه‌های مورد

## منابع

- Barati, S., Rayegani, B., Saati, M., Sharifi, A. and Nasri, M., 2011. Comparison the accuracies of different spectral indices for estimation of vegetation cover fraction in sparse vegetated areas. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*. 14, 49–56.
- Bazoobandi, A., Emamgholizadeh, S. and Ghorbani, H., 2019. Estimating the amount of cadmium and lead in the polluted soil using artificial intelligence models. *European Journal of Environmental and Civil Engineering*. 1-19.
- Behrens, T., Förster, H., Scholten, T., Steinrüken, U., Spies, E. and Goldschmitt, M., 2005. Digital soil mapping using artificial neural networks. *Journal of Plant Nutrition and Soil Science*. 168, 21–33.
- Boettinger, J.L., Ramsey, R.D., Bodily, J.M., Cole, N.J., Kienast-Brown, S., Nield, S.J., Saunders, A.M. and Stum, A.K., 2008. Landsat spectral data for digital soil mapping. In: Hartemink, A.E., A.B. McBratney, and M.L. Mendonca-Santos (Eds.), *Digital Soil Mapping with Limited Data*. Springer Science, Australia, pp. 193–203.
- Bogaert, P. and D’Or, D., 2002. Estimating soil properties from thematic soil maps. *Soil Science Society of America Journal*. 66, 1492–1500.
- Boudaghpour, S. and Malekmohammadi, S., 2020. Modeling prediction of dispersal of heavy metals in plain using neural network. *Journal of Applied Water Engineering and Research*. 8, 28-43.
- Chu, Y., Liu, S., Cai, G. and Bian, H., 2019. Artificial neural network prediction models of heavy metal polluted soil resistivity. *European Journal of Environmental and Civil Engineering*. 1-21.
- Cui, Z., Wang, Y., Zhao, N., Yu, R., Xu, G. and Yu, Y., 2018. Spatial distribution and risk assessment of heavy metals in Paddy soils of Yongshuyu irrigation area from Songhua River Basin, Northeast China. *Chinese Geographical Science*. 28, 797–809.
- Dubrovin, T.A., Losev, A.A., Karpukhin, M.M., Vorobeichik, E.L., Dovletyarova, E.A., Vasyi, A., Brykov, V.A., Brykova, R.A., Ginocchio, R., Yáñez, C. and Neaman, A., 2021. Gypsum soil amendment in metal-polluted soils—an added environmental hazard. *Chemosphere*. 281, 130889.
- Fei, X., Christakos, G., Xiao, R., Ren, Z.Q., Liu, Y. and Lv, X.N., 2019. Improved heavy metal mapping and contamination source apportionment in Shanghai City soils using auxiliary information. *Science of the Total Environment*. 661, 168–177.
- Gholizadeh, A., Saberioon, M., Ben-Dor, E. and Boruvka, L., 2018. Monitoring of selected soil contaminants using proximal and remote sensing techniques: background, state-of-the-art and future perspectives. *Critical Review of Environmental Science and Technology*. 48, 243–278.
- Hang, X.S., Wang, H.Y., Zhou, J.M., Ma, C.L., Du, C.W. and Chen, X.Q., 2009. Risk assessment of potentially toxic element pollution in soils and rice (*Oryza sativa*) in a typical area of the Yangtze River Delta. *Environmental Pollution*. 157, 2542–2549.
- Jaskulak, M., Grobelak, A. and Vandenbulcke, F., 2020. Modeling and optimizing the removal of cadmium by *Sinapis alba* L. from contaminated soil via response surface methodology and artificial neural networks during assisted phytoremediation with sewage sludge. *International Journal of Phytoremediation*. 22, 1321-1330.
- Jia, Z., Li, S. and Wang, L., 2018. Assessment of

- soil heavy metals for eco-environment and human health in a rapidly urbanization area of the upper Yangtze Basin. *Scientific Reports*. 8, 3256.
- Liao, K., Xu, S., Wu, J. and Zhu, Q., 2013. Spatial estimation of surface soil texture using remote sensing data. *Soil Science Plant Nutrition*. 59(4), 488-500.
- Lv, J.S., 2019. Multivariate receptor models and robust geostatistics to estimate source apportionment of heavy metals in soils. *Environmental Pollution*. 244, 72-83.
- Lv, J.S. and Wang, Y., 2018. Multi-scale analysis of heavy metals sources in soils of Jiangsu Coast, Eastern China. *Chemosphere*. 212, 964-973.
- Mazou, E., Alvertos, N. and Tsiros, I.X., 2013. Soil temperature prediction using time-delay neural networks. In: CG, Helmis and PT Nastos (eds.), *Advances in Meteorology, Climatology and Atmospheric Physics*, Springer Atmospheric Sciences, pp. 611-615.
- Melendez-Pastor, I., Navarro-Pedreño, J., Gómez, I. and Almendro-Candel, M.B., 2011. The use of remote sensing to locate heavy metal as source of pollution. *Advances in Environmental Research*. 7, 217-233.
- Metternicht, G.I. and Zinck, J.A., 2003. Remote sensing of soil salinity: potentials and constraints. *Remote Sensing of Environment*. 85, 1-20.
- Minasny, B., Hopmans, J.W., Harter, T., Eching, S.O., Tuli, A. and Denton, M.A., 2004. Neural networks prediction of soil hydraulic functions for alluvial soils using multi step out flow data. *Soil Science Society of America Journal*. 68, 417-429.
- Nield, S.J., Boettinger, J.L. and Ramsey, R.D., 2007. Digitally mapping gypsic and natric soil areas using landsat ETM data. *Soil Science Society of America Journal*. 71, 245-252.
- Pan, L.B., Ma, J., Wang, X.L. and Hou, H., 2016. Heavy metals in soils from a typical county in Shanxi Province, China: levels, sources and spatial distribution. *Chemosphere*. 148, 248-254.
- Pais, I.J. and Jones, B., 1997. *The Handbook of Trace Elements*. Publishing by: st. Lucie Press Boca Raton Florida.
- Rosenblatt, F., 1958. The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review*. 65(6), 386-408.
- Rouse, J.W., Haas, R.H., Schell, J.A. and Deering, D.W., 1973. Monitoring Vegetation Systems in the Great Plains with ERTS. 3<sup>rd</sup> ERTS Symposium, 10<sup>th</sup>-14<sup>th</sup> December, Washington DC. P. 309.
- Rowell, D.L., 1994. *Soil Science: Methods and Applications*. Lingman Group, Harlow.
- Sergeev, A.P., Buevich, A.G., Baglaeva, E.M. and Shichkin, A.V., 2019. Combining spatial autocorrelation with machine learning increases prediction accuracy of soil heavy metals. *Catena*. 174, 425-435.
- Shaker R.R. and Ehlinger, T.J., 2014. Exploring non-linear relationships between landscape and aquatic ecological condition in southern Wisconsin: A GWR and ANN approach. *International Journal of Applied Geospatial Research*. 5(4), 1-20.
- Song, W., Mu, X., Ruan, G., Gao, Z., Li, L. and Yan, G., 2017. Estimating fractional vegetation cover and the vegetation index of bare soil and highly dense vegetation with a physically based method. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 58, 168-176.

- Sposito, G., Lund, L.J and Chang, A.C., 1982. Trace metal chemistry in arid zone field soils amended with sewage sludge: I. Fractionation of Ni, Cu, Zn, Cd, and Pb in soil phases. *Soil Science Society of America Journal*. 46, 260-264.
- Srisomkiew, S., Kawahigashi, M. and Limtong, P., 2021. Digital mapping of soil chemical properties with limited data in the Thung Kula Ronghai region, Thailand. *Geoderma*. 389, 114942.
- Taghizadeh-Mehrjardi, R., Nabiollahi, K. and Kerry, R., 2016. Digital mapping of soil organic carbon at multiple depths using different data mining techniques in Baneh region, Iran. *Geoderma*. 266, 98–110.
- Tan, K., Ma, W., Chen, L., Wang, H., Du, Q., Duf, P., Yan, B., Liu, R. and Li, H., 2021. Estimating the distribution trend of soil heavy metals in mining area from HyMap airborne hyperspectral imagery based on ensemble learning. *Journal of Hazardous Materials*. 401, 123288.
- Taylor, S. 1964. Abundance of chemical elements in the continental crust: a new table. *Geochimica et Cosmochimica Acta*. 28, 1273-1285.
- Wang, K., Zhang, C.R. and Li, W.D., 2013. Predictive mapping of soil total nitrogen at a regional scale: a comparison between geographically weighted regression and cokriging. *Applied Geography*. 42, 73–85.
- Xiao, J., Shen, Y., Tateishi, R. and Bayaer, W., 2006. Development of topsoil grain size index for monitoring desertification in arid land using remote sensing. *Remote Sensing of Environment*. 27(12), 2411–2422.
- Yang, Y., Christakos, G., Guo, M., Xiao, L. and Huang, W., 2017. Space-time quantitative source apportionment of soil heavy metal concentration increments. *Environmental Pollution*. 223, 560–566.
- Yaseen, Z.M., 2021. An insight into machine learning models era in simulating soil, water bodies and adsorption heavy metals: Review, challenges and solutions. *Chemosphere*. 277, 130126.
- Zeissler, K.O. and Hertwig, T., 2011. Artificial Neural Network Instead of Kriging? A Case Study With Soil Contamination of Complex Sources. *Landwirtschaft und Geologie, Dresden*. Access 10.03.2016.  
[http://www.beak.de/beak/sites/default/files/content/7\\_News/111\\_10\\_Oct\\_2011/Pribram2011\\_3.pdf](http://www.beak.de/beak/sites/default/files/content/7_News/111_10_Oct_2011/Pribram2011_3.pdf).
- Zhuo, L., Liu, Y., Wu, J. and Wang, J., 2008. Quantitative mapping of soil organic material using field spectrometer and hyperspectral remote sensing. *The International Archives Photogrammetry Remote Sensing Spatial Information Science*, 3<sup>th</sup>-11<sup>th</sup> July, *Beijing, China*. P. 901.





Environmental Sciences Vol.21 / No.2 / Summer 2023

153-168  
Original Article

## Cd modeling of soils around Garmsar salt mines based on artificial neural network (MLP) model

Somayeh Moharami,<sup>1\*</sup> Mahdi Sadeghipour Marvi<sup>2</sup> and Rahman Sharifi<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Department of Environment, Faculty of Natural Resources, Semnan University, Semnan, Iran

<sup>2</sup>Department of Watershed Research and Water and Soil Productivity, Agricultural and Natural Resources Research and Education Center of Tehran Province, Agricultural Research, Education and Extension Organization, Tehran, Iran

Received: 2022.11.28 Accepted: 2023.02.28

Moharami, S., Sadeghipour Marvi, M. and Sharifi, R., 2023. Cadmium modeling of soils around Garmsar salt mines based on the artificial neural network (MLP) model. *Environmental Sciences*. 21(2): 153-168.

**Introduction:** During the past two decades, computer aid models for the simulation of heavy metals have been remarkably developed. Prediction of soil pollution plays an important role in pollution control and land management. However, in large areas, collecting data in a direct way is challenging in terms of cost and time. In recent years, the use of indirect methods such as artificial neural networks (ANN) and other similar models to estimate heavy metals has been considered. There are 27 salt mines in Garmsar city. Of these, 16 mines are active. Salt extracted from these mines is used as one of the food spices. On the other hand, due to mining activities, the soils of this region may be contaminated with heavy metals. Therefore, in this study, the effectiveness of terrain and spectral indices for predicting total soil Cadmium (Cd) around the soils of Garmsar salt mines was evaluated by the ANN – multilayer perceptron (MLP) model.

**Material and methods:** For this research, 49 soil samples were collected from the top 0-20 cm. Physicochemical properties of soil samples such as percentage of clay, sand, silt, soil acidity (pH), electrical conductivity (EC) and lime percentage were determined. Total Cd concentration was measured by atomic absorption spectroscopy (AAS). All terrain attributes used in this study were derived from a digital elevation

---

\*Corresponding Author: *Email Address*. s.moharami@semnan.ac.ir  
<http://dx.doi.org/10.48308/envs.2023.1251>  
<http://dorl.net/dor/20.1001.1.17351324.1402.21.2.10.8>



**Copyright:** © 2023 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

map (DEM) and to calculate the spectral indices, Landsat-8 OLI/TIRS bands image with a resolution of 30 meters were used. Twenty-five auxiliary data variables derived from a DEM and Landsat-8 were used to predict total soil Cd in the study area. Based on the auxiliary data obtained and the correlation coefficients between these data and the predicted total Cd value, 2 models were evaluated. The collected data were randomly divided into categories of training and validation and were used to evaluate the MLP model.

**Results and discussion:** The results of this study showed that the auxiliary data extracted from Landsat-8 bands (with the highest accuracy and lowest error rate) were the effective parameters in predicting soil contamination with Cd. Based on the results obtained from the evaluation of ANN performance in estimating total Cd, the value of root mean square error (RMSE) and coefficient of explanation ( $R^2$ ) were respectively 0.05 and 0.95 for the first model and 0.10 and 0.80 for the second model. In model 1, saturation index (Sat I), grain size index (GSI), carbonate index (CrI), soil color index (color I) and gypsum index (GI) were the main parameters in total Cd modeling. The results of the present study showed the high efficiency of the ANN model in predicting total soil Cd.

**Conclusion:** Due to the development of machine learning models in the field of environmental engineering especially in the simulation of heavy metals, having a turning point for their advancement is very important. The results of this research showed that the MLP model is suitable for total soil Cd prediction and this method can save the cost of soil sampling and analysis. Therefore, it is recommended to validate the method applied in this study to prepare a total soil Cd map in similar areas.

**Keywords:** Artificial neural network, Cadmium, Landsat-8, Soil pollution.