

Digital Modeling of Three-Dimensional Soil Salinity Variation Using Machine Learning Algorithms in Arid and Semi-Arid lands of Qazvin Plain

SEYED ROHOLLA MOUSAVI¹, FERAYDOON SARMADIAN^{1*}, MAHMOUD OMID², PATRIC BOGAERT³

1. Department of Soil Science and Engineering, College of Agriculture and Natural Resources, University, of Tehran.

Karaj, Iran.

2. Department of Agricultural Machinery Engineering, College of Agriculture and Natural Resources, University, of Tehran. Karaj, Iran.

3. Earth and Life Institute, Université catholique de Louvain, Louvain-la-Neuve, Belgium.

(Received: May. 16, 2021- Revised: July. 4, 2021- Accepted: July. 5, 2021)

ABSTRACT

Soil salinity, as one of the most important indicators of soil quality, has crucial roles in land use planning and land management in arid and semi-arid regions. The aim of this study was to model soil salinity at five standard depth (0-5, 5-15, 15-30, 30-60, and 60-100 cm) of global digital soil mapping project in 60,000 hectares of Qazvin plain with spatial resolution of 15m. Field studies included a sampling of 278 soil profiles and then the EC was measured in the laboratory. The recursive feature elimination (RFE) method was employed to select environmental covariates including parameters extracted from Landsat 8 image (OLI/TIRS) data, topography, and climatic parameters. Four machine learning algorithms as random forest (RF), cubist (CB), decision tree regression (DTr), and k-nearest neighbors (k-NN) were applied for predicting and mapping soil salinity. According to RFE, 10 covariates were chosen for each standardized depth. The results of modeling showed that the CB model at the depth of 0-5 and 15-30 cm with R^2 values of 0.92 and 0.85 and RMSE 4.77 and 7.90 dS/m and the RF model at depths of 5-15, 30-60, and 60-100 cm with R^2 values of 0.93, 0.94, 0.96 and RMSE 6.65, 5.10 and 3.20 dS/m, respectively, had the highest accuracy compared to two other models i.e., DTr and k-NN. Furthermore, the covariates extracted from RS data had more impact on topsoil salinity prediction while the climate and topographic attributes influence subsurface soil salinity. Generally, The RF and CB models along with appropriate environmental covariates were able to present salinity variation of study standard depths.

Keywords: Soil Salinity Variation, Environmental Covariates, Digital Soil Mapping, Spatial Modeling Approaches.

مدل سازی رقومی تغییرات سه بعدی شوری خاک با استفاده از الگوریتم های یادگیری ماشین در اراضی خشک و نیمه خشک دشت قزوین

سید روح اله موسوی^۱، فریدون سرمدیان^{۱*}، محمود امید^۲، پاتریک بوگارت^۳

۱. گروه علوم و مهندسی خاک، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تهران، کرج، ایران.

۲. گروه مهندسی ماشین های کشاورزی، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تهران، کرج، ایران.

۳. دانشکده محیط زیست و علوم زمین، دانشگاه کاتولیک لوون، دی لوون، بلژیک.

(تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۲/۲۶ - تاریخ بازنگری: ۱۴۰۰/۴/۱۳ - تاریخ تصویب: ۱۴۰۰/۴/۱۴)

چکیده

شوری خاک به عنوان یکی از مهم ترین شاخص های کیفیت خاک، نقش مهمی در برنامه ریزی های کاربری و مدیریت اراضی در مناطق خشک و نیمه خشک دارد. این پژوهش با هدف مدل سازی رقومی تغییرات سطحی و عمقی شوری خاک در پنج عمق استاندارد پروژه جهانی نقشه برداری رقومی خاک (۵-۰، ۱۵-۵، ۳۰-۱۵، ۶۰-۳۰ و ۱۰۰-۶۰ سانتی متر) در ۶۰ هزار هکتار از اراضی دشت قزوین با وضوح مکانی ۱۵ متر صورت پذیرفت. مطالعات میدانی شامل نمونه برداری از ۲۷۸ خاکرخ بود و هدایت الکتریکی خاک ها در آزمایشگاه اندازه گیری شد. انتخاب متغیرهای محیطی، شامل پارامترهای مستخرج از داده های تصاویر لندست ۸، توپوگرافی و لایه های اقلیمی، طبق روش حذف ویژگی برگشتی (RFE) صورت پذیرفت. چهار الگوریتم یادگیری ماشین جنگل تصادفی (RF)، کوبیست (CB)، رگرسیون درخت تصمیم (DT) و k- نزدیک ترین همسایگی (k-NN) برای تهیه نقشه پیش بینی شوری خاک استفاده شد. بر اساس نتایج RFE در نهایت ۱۰ متغیر کمکی در هر عمق انتخاب شدند. نتایج نشان داد که مدل CB در اعماق استاندارد ۵-۰ و ۳۰-۱۵ سانتیمتر با R^2 برابر ۰/۹۲ و ۰/۸۵ و RMSE برابر ۴/۷۷ و ۷/۹۰ دسی زیمنس بر متر و مدل RF در اعماق ۱۵-۵، ۶۰-۳۰ و ۱۰۰-۶۰ سانتی متر مدل با R^2 به ترتیب برابر ۰/۹۳، ۰/۹۴، ۰/۹۶ و RMSE ۶/۶۵، ۵/۱۰ و ۳/۲۰ دسی زیمنس بر متر بالاترین مقادیر صحت را نسبت به دو مدل DT و k-NN داشتند. همچنین در اعماق سطحی متغیرهای کمکی مستخرج از داده های سنجش دور و در اعماق زیر سطحی پارامترهای اقلیمی و توپوگرافی بیشترین ارتباط را با تغییرات شوری داشتند. بطور کلی مدل های RF و CB به همراه متغیرهای محیطی مناسب بخوبی توانستند تغییرات شوری را در اعماق استاندارد مورد مطالعه ارائه نمایند.

واژه های کلیدی: تغییرات شوری خاک، متغیرهای محیطی، نقشه برداری رقومی، رویکردهای مدل سازی مکانی.

مقدمه

امروزه مسئله شوری خاک به عنوان یک مشکل جهانی، تهدیدکننده جدی برای جوامع اکولوژیک و تخریب منابع خاک محسوب می شود (Guo et al. 2020). از طرفی شوری خاک به عنوان یکی از مهم ترین شاخص های کیفیت خاک (Litalien & Zeeb, 2020) بطور گسترده کنترل کننده سیاست های کاربری اراضی با هدف مدیریت تأثیرگذار است (Eswaran et al. 2019). فاکتورهای محیطی و خاکساز از قبیل اقلیم، توپوگرافی در تغییر پذیری مکانی شوری خاک مؤثر می باشند (Daliakopoulos et al. 2016). به طور کلی، فعالیت های انسان بر روی اراضی کشاورزی از قبیل استفاده از آب آبیاری با کیفیت پایین، استفاده بی رویه از کودهای شیمیایی (Daliakopoulos et al. 2016) و

عملیات خاک ورزی نامناسب به همراه عوامل طبیعی (تغییر اقلیم) از مهم ترین پیش بینی کننده های شوری خاک می باشند (Allbed & Kumar 2013). اطلاعات مکانی شوری خاک ها در ایران صرفاً در حد مقیاس اجمالی (۱:۱۰۰۰۰۰۰) موجود است که با رویکردهای سنتی نقشه برداری خاک (Zeraatpisheh et al. 2020) تهیه شده اند. که نقشه موجود به دلیل محدودیت هایی از قبیل فاقد جزئیات و دقت مکانی کافی و لازم برای مطالعات در مقیاس های زمین نما مناسب نمی باشد (El Hafyani et al. 2019). به منظور غلبه بر محدودیت های موجود در روش های معمول، در دهه های اخیر رویکرد نقشه برداری رقومی خاک (DSM) به عنوان یک تحول نوین در فرآیند نقشه برداری خاک ارائه گردید. نقشه برداری رقومی خاک بر مبنای روش های آماری ریاضیاتی، ارتباط

در کشور ایران هنوز هم اغلب نقشه‌های موجود مربوط به ویژگی‌های کلیدی خاک (کربن آلی، شوری، بافت خاک و ...) در مناطق با کشاورزی متمرکز از قبیل دشت قزوین با قدرت تفکیک مکانی بالا جهت هرگونه مدیریت و بهره‌برداری از اراضی موجود نمی‌باشد (Zeraatpisheh *et al.* 2020) بنابراین با توجه به اهمیت شوری خاک به عنوان یک ویژگی پویا و تأثیرگذار بر روی قابلیت و تناسب اراضی، تحقیق حاضر بر اساس اهداف (۱) تهیه نقشه تغییرات سطحی و عمقی شوری خاک در پنج عمق استاندارد مطابق با پروژه جهانی نقشه‌برداری رقومی (۱۰۰-۶۰-۶۰-۳۰، ۳۰-۱۵، ۱۵-۵-۵-۰-۵ سانتی‌متر) (۲) تعیین مهم‌ترین فاکتورهای محیطی پیش‌بینی‌کننده تغییرات سطحی و عمقی شوری خاک و (۳) مقایسه عملکرد الگوریتم‌های یادگیری ماشین (RF، CB، DTr و k-NN) در مدل سازی مکانی شوری خاک در بخشی از اراضی دشت قزوین طراحی گردیده است.

روش بررسی

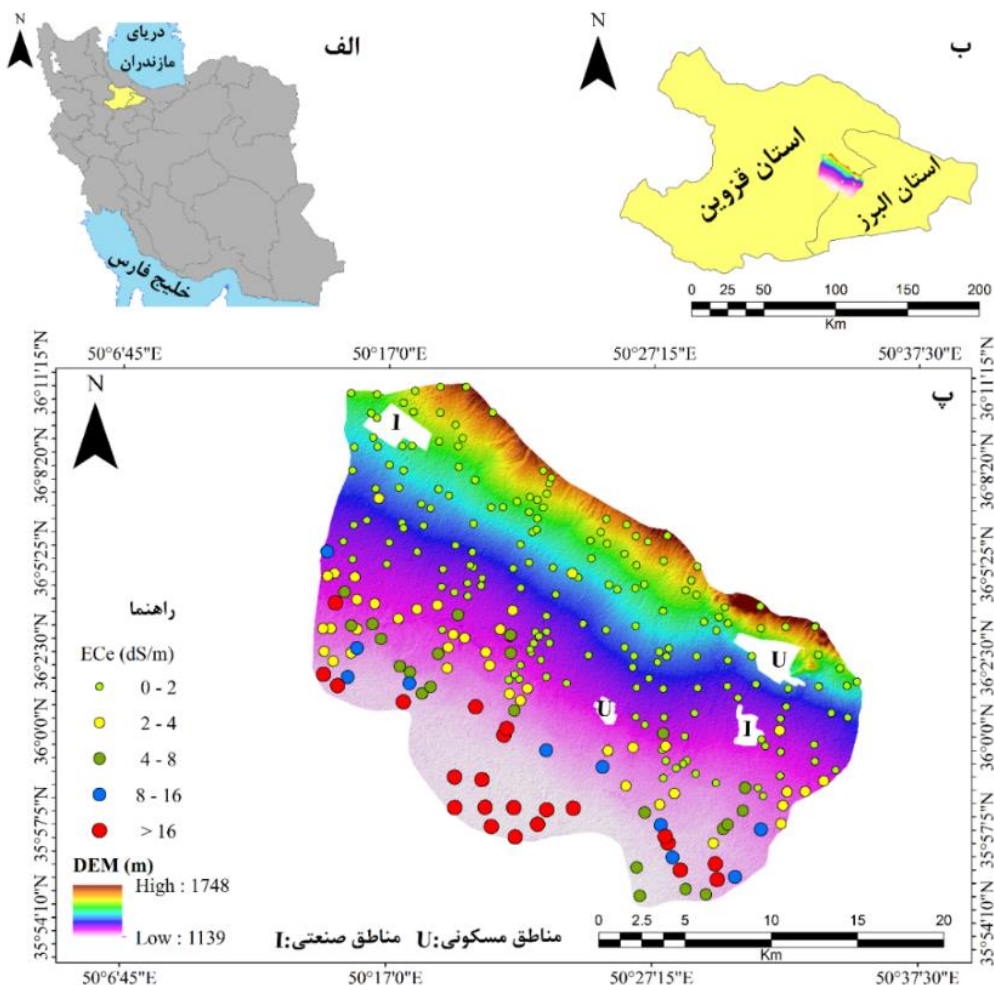
منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه شامل بخشی از اراضی شهرستان‌های نظرآباد و آبیک به ترتیب در استان‌های البرز و قزوین است که از نظر وسعت دارای مساحت ۶۰۰۰۰ هکتار و در حد واسط موقعیت‌های جغرافیایی "۳۵/۰۶' ۱۵' ۵۰" تا "۲۵/۵۳' ۲۹' ۵۰" طول شرقی و "۳۸' ۳۰/۳۸" تا "۳۵' ۵۴/۳۸" عرض شمالی واقع گردیده است (شکل ۱). حداکثر و حداقل ارتفاع به ترتیب در بخش‌های مرتفع و پست منطقه ۱۷۴۷ تا ۱۱۴۰ متر نسبت به سطح دریای آزاد است. منطقه مورد مطالعه بر اساس داده‌های هواشناسی با میانگین بلندمدت ۴۹ سالانه (۱۳۹۸-۱۳۴۹) از ایستگاه‌های دارای حداقل و حداکثر مقدار بارندگی ۳۱۴-۲۵۳ میلی‌متر و درجه حرارت منطقه ۱۵/۴۶-۱۳/۳ و بر اساس طبقه‌بندی کوپن در اقلیم خشک و نیمه‌خشک است. خاک‌های منطقه بر اساس مدل نیوهال (Van Wambeke 2000) و نرم افزار jNSM^۳ (نسخه ۱.۶) به ترتیب در سه رژیم رطوبتی زیرک خشک، اریدیک ضعیف، آکوئیک و رژیم حرارتی ترمیک است. واحدهای زمین‌نمای کوهستان، تپه، دشت دامنه‌ای و دشت مهم‌ترین سطوح ژئومورفیک منطقه می‌باشند (Zink *et al.*, 2016; Mousavi *et al.*, 2017).

بین ویژگی‌های خاک و متغیرهای کمکی محیطی که همان نمایندگان فاکتورهای خاکساز می‌باشند را برقرار می‌نماید (McBratney *et al.* 2003).

متغیرهای کمکی محیطی مستخرج از ماهواره لندست ۸ (OLI) در نقشه‌برداری رقومی به منظور ارزیابی شوری خاک از قبیل شاخص پوشش گیاهی شوری خاک^۱ (VSSI)، شاخص تفاضل پوشش گیاهی^۲ نرمال شده (NDVI)، شاخص پوشش گیاهی تعدیل‌کننده اثر خاک (SAVI) شاخص تفاضلی شوری نرمال شده (NDSI) در پژوهش‌های متعدد توسط محققین (Azabdaftari and Sunar *et al.* 2016; Tran *et al.* 2018) استفاده گردیده است. در پژوهشی Sumfleth and Duttmann *et al.* (2008) همبستگی بالایی بین پراکنش مکانی شوری خاک با NDVI و متعاقب آن فاکتورهای توپوگرافی نظیر ارتفاع نسبی، ارتفاع نسبت به شبکه زهکشی و خیسی توپوگرافی مشاهده نمودند. در همین راستا (Peng *et al.* 2019) در مطالعه‌ای به منظور تخمین شوری خاک با استفاده از فاکتورهای توپوگرافی و داده‌های سنجش‌ازدور در چین گزارش نمودند که از میان ۱۵ فاکتور توپوگرافی مورد استفاده، مدل رقومی ارتفاع و فاصله شبکه آبراهه نسبت به سطح مینا دارای بالاترین همبستگی (در سطح اطمینان ۹۹٪) با شوری خاک نشان دادند و در درجات بعدی دو ویژگی موقعیت نسبی شیب و فاصله عمودی تا شبکه آبراهه همبستگی در سطح ۹۵٪ داشتند که ارتباط آن‌ها را در ارتباط با وجود سطوح هموار در منطقه مرتبط دانستند.

کارایی بالای مدل‌های یادگیری ماشین به نحو مطلوبی (Suleymanov *et al.* 2021) در پیش‌بینی و نقشه‌برداری ویژگی‌های خاک توسط پژوهشگران گزارش شده است. مدل‌های جنگل تصادفی (Mousavi *et al.* 2020, Rahmani *et al.* 2020)، مدل CB (Wang *et al.* 2020, Parsaie *et al.* 2021)، مدل DTr (Abedi *et al.* 2021)، مدل k-NN (Jalali and Homae, 2011) و یادگیری ماشین بردار پشتیبان (Forkuor *et al.* 2017; Kingsley *et al.* 2019) با دقت مناسب در مدل سازی و پیش‌بینی مکانی ویژگی‌ها و کلاس‌های خاک مورد استفاده قرار گرفته‌اند. با توجه به کاربرد گسترده مدل‌های یادگیری ماشین در نقشه‌برداری رقومی ویژگی‌های خاک، مطالعات اندکی (Taghizadeh *et al.* 2021) با استفاده از تلفیق رویکرد تابع عمق و یادگیرنده ماشین در ایران و در منطقه مورد مطالعه بر روی تغییرات سطحی و عمقی شوری خاک با این روش‌ها صورت پذیرفته است.



شکل ۱- موقعیت منطقه مورد مطالعه و محل نقاط نمونه برداری (پ) نسبت به دو استان البرز و قزوین (ب) و کشور (الف)

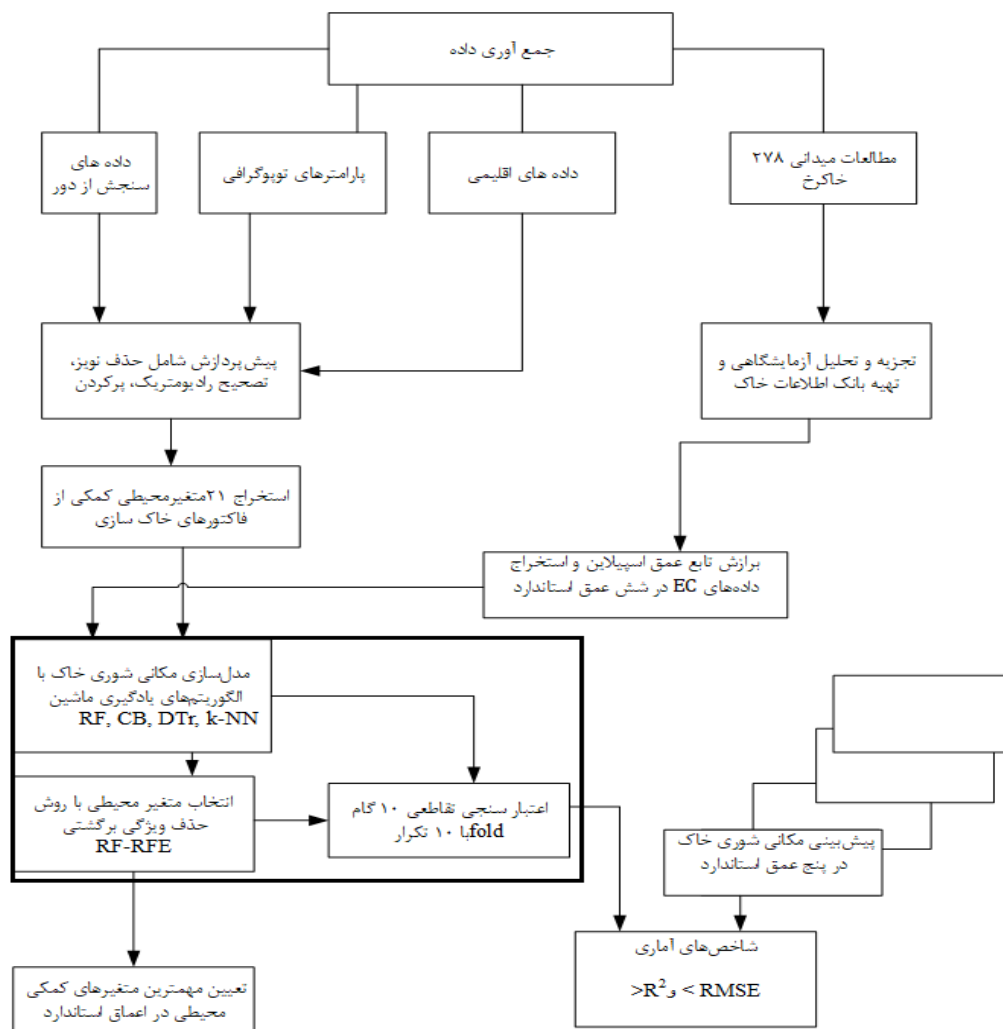
روند نمای تحقیق

روند نمای کلی این تحقیق شامل (۱) جمع‌آوری داده‌ها: حفر خاکرخی‌های مطالعاتی، تهیه لایه‌های محیطی مربوط به فاکتورهای مدل اسکورپین به عنوان متغیرهای محیطی کمکی (۲) استاندارد-سازی مقادیر شوری خاک در افق‌های ژنتیکی اندازه‌گیری شده با استفاده از برازش تابع عمق اسپیلاین (۳) انتخاب مؤثرترین متغیرهای محیطی با استفاده از روش حذف ویژگی برگشتی (RFE) (۴) مدل‌سازی مکانی تغییرات سطحی و عمقی شوری خاک با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین (۵) انتخاب مناسب‌ترین مدل پیش‌بینی کننده مکانی بر اساس شاخص‌های ارزیابی آماری (۶) تعیین مهم‌ترین متغیرهای محیطی پیش‌بینی کننده شوری خاک (شکل ۲).

مطالعات میدانی و آزمایشگاهی

موقعیت ۲۷۸ خاکرخی مشاهداتی بر اساس روش طبقه‌بندی تصادفی با متوسط فاصله ۱۵۰۰ متر در مقیاس حد واسط نیمه

تفضیلی تا اجمالی طراحی و با استفاده از سیستم موقعیت یاب جهانی در مناطق تعیین شده حفر و بر اساس راهنمای تشریح صحرایی خاک‌ها (Schoeneberger *et al.* 2012) تشریح و از کلیه افق‌های ژنتیکی قابل شناسایی نمونه‌برداری صورت پذیرفت. سپس نمونه‌های خاک به پس از هوا خشک شدن و عبور از الک ۲ میلی متری جهت انجام آزمایش‌های مورد نظر به آزمایشگاه تحقیقاتی پیدایش و رده‌بندی خاک دانشگاه تهران منتقل گردید. به منظور تعیین شوری خاک، مقدار قابلیت هدایت الکتریکی خاک (EC) در عصاره گل اشباع به روش‌های استاندارد برای مجموع نمونه‌های جمع‌آوری شده (۸۴۰ نمونه) اندازه‌گیری گردید. به منظور هماهنگ سازی نتایج مدل‌سازی در این تحقیق با پروژه جهانی (Hengl *et al.* 2017) تهیه نقشه خاک، مقدار شوری خاک ها بر اساس اصول تعریف شده توسط (Arrouays *et al.* 2014) در پنج عمق ۰-۵، ۵-۱۵، ۱۵-۳۰، ۳۰-۶۰، ۶۰-۱۰۰، ۱۰۰-۳۰۰ سانتی‌متر با استفاده از تابع عمق اسپیلاین. استاندارد گردید.



شکل ۲- روندنمای کلی تحقیق

متغیرهای محیطی و فرآیند انتخاب آن ها

از مدل رقومی ارتفاع با قدرت تفکیک مکانی ۱۲/۵ متر به عنوان نماینده فاکتور توپوگرافی مورد استفاده قرار گرفت. بدین منظور ۲۰ متغیر کمکی توپوگرافی شامل شیب^۱، جهت شیب^۲، عمق دره^۳، شاخص خیزی ساگا^۴، ارتفاعات شیب دار^۵، حوضه آبخیز^۶، موقعیت میانی شیب^۷، شاخص همواری دره با درجه تفکیک بالا^۸، ارتفاعات استاندارد^۹، تابش پخشیده^{۱۰}، شاخص زبری عوارض زمین^{۱۱}، شبکه آبراهه^{۱۲}، ارتفاعات نرمال شده^{۱۳}، طول در درجه شیب^{۱۴}، شاخص موقعیت توپوگرافی^{۱۵}، شاخص جهت باد^{۱۶}، شاخص تحذب^{۱۷}، فاصله عمودی تا شبکه آبراهه^{۱۸}، تجزیه و تحلیل

سایه اندازی تپه ها^{۱۹}، شاخص همواری قله برآمدگی با درجه تفکیک بالا^{۲۰} در نرم افزار SAGA GIS نسخه 7.4 تهیه گردیدند. همچنین جهت بررسی تغییرات مکانی شوری خاک از نسبت های باندی طیفی و حرارتی هر یک از باندهای (۲، ۳، ۴، ۵، ۶، ۷، ۱۰ و ۱۱) ماهواره ی لندست ۸ (OLI/TIRS) با شماره ردیف و مسیر به ترتیب ۳۵ و ۱۶۵ مربوط به بازه زمان مطالعات میدانی شهریورماه تا بهمن ماه ۱۳۹۸ (میانگین ۱۳ تصویر) با قدرت تفکیک مکانی ۳۰ متر شامل شاخص پوشش گیاهی تفاضلی نرمال شده^{۲۱}، شاخص پوشش گیاهی تفاضلی^{۲۲}، سه شاخص

13 . Normalized height

14 . LS Factor

15 . Topographic position index

16 . Wind Direction

17 . Convergence Index

18 . Vertical distance to channel network

19 . Analytical Hillshading

20 . Multiresolution index of the ridge top flatness

21 . Normalized difference vegetation index

22 . Difference vegetation index

1 . Slope

2 . Aspect

3 . Valley depth

4 . SAGA Wetness Index

5 . Slope height

6 . Watershed Basins

7 . Relative slope position

8 . Multiresolution Index of Valley Bottom Flatness

9 . Standard height

10 . Diffuse insolation

11 . Terrain roughness index

12 . Channel Network

مدل سازی مکانی

در این تحقیق برای پیش‌بینی مکانی شوری خاک در لایه‌های سطحی و زیرسطحی، از چهار مدل یادگیری ماشین شامل جنگل تصادفی (RF)، کوبیست (CB)، رگرسیون درخت تصمیم (DTr) و نزدیک‌ترین k - همسایگی (k-NN) در نرم‌افزار R و بسته "caret" استفاده شد.

جنگل تصادفی

در این تحقیق از مدل جنگل تصادفی به عنوان یکی از روش‌های پیش‌بینی تغییرات سطحی و عمقی شوری خاک استفاده گردید. بهینه‌سازی کارکرد مدل RF به ترتیب تعداد درختان (ntree) در دامنه ۱۰۰ تا ۱۰۰۰ درخت بافاصله ۱۰۰ عدد درخت و تعداد متغیرهای محیطی قابل استفاده برای رشد هر درخت بر اساس حداقل مقدار خطا (RMSE) در بسته "random forest" در محیط نرم‌افزار R انجام گردید.

کوبیست

واسنجی مدل کوبیست بر اساس دو پارامتر تعداد کمیته‌ها (۲۰، ۱۰، ۰) و تعداد همسایگی‌ها^۸ (۹،۵،۰) در مقابل ارزیابی خطا (RMSE) در بسته تخصصی "cubist" انجام و توسط تابع "train" در بسته "caret" بهینه گردید.

درخت تصمیم رگرسیون

این مدل برای پیش‌بینی میزان شوری خاک از ساختار شبه درختی استفاده می‌نماید. به نحوی که، در ابتدا از همه داده‌های مجموعه نمونه‌های آموزشی استفاده می‌نماید سپس متغیر محیطی که بهترین برازش را نشان می‌دهد را برای ساخت زیرمجموعه‌های خود انتخاب می‌نماید. در این تحقیق تمامی مراحل مدل‌سازی این مدل با استفاده از بسته تخصصی "rpart" صورت پذیرفت.

مدل نزدیک‌ترین K- همسایگی

نزدیک‌ترین احتمال وقوع و تعیین مقدار پیش‌بینی صورت گرفته در این مدل بر اساس بهینه‌ترین k همسایگی ایجاد شده در مجاورت نمونه پیش‌بینی شده و حداقل خطا (RMSE) تعیین می‌گردد (Karamooz and Araghinejad, 2005). در این تحقیق جهت تعیین ارزش نمونه‌های جدید در مناطق فاقد مشاهده در هر یک از اعماق مورد مطالعه، مقادیر kهای ۵، ۷ و ۹، باهدف

شوری^۱، شاخص کربنات نرمال شده^۲، شاخص گچ^۳، شاخص نرمال شده رس^۴، شاخص سبزیگی^۵ - شاخص خیسی^۶ و شاخص درخشندگی^۷ حاصل از تبدیل تسلدکپ^۸، شاخص پوشش گیاهی تعدیل‌کننده اثر خاک^۹ (U.S Geology Survey 2014) در نرم‌افزار ERDAS IMAGINE 2014 پس انجام اصلاحات (رادیومتری) مربوطه تهیه گردیدند (جدول ۱).

جدول ۱: تاریخ دریافت تصاویر ماهواره‌ای مورد استفاده در این تحقیق مرتبط با زمان نمونه‌برداری

شماره تصویر	تاریخ دریافت تصویر	شماره تصویر	تاریخ دریافت تصویر
۱	۱۶ مرداد ۱۳۹۸	۷	۶ آذر ۱۳۹۸
۲	۱ شهریور ۱۳۹۸	۸	۲۲ آذر ۱۳۹۸
۳	۱۷ شهریور ۱۳۹۸	۹	۸ دی ۱۳۹۸
۴	۲ مهر ۱۳۹۸	۱۰	۲۴ دی ۱۳۹۸
۵	۱۸ مهر ۱۳۹۸	۱۱	۱۰ بهمن ۱۳۹۸
۶	۴ آبان ۱۳۹۸	۱۲	۲۶ بهمن ۱۳۹۸
۷	۲۰ آبان ۱۳۹۸		

دو فاکتور میانگین بارندگی سالیانه و میانگین درجه حرارت سالیانه بر اساس داده‌های مستخرج از ۲۴ ایستگاه هواشناسی موجود در منطقه طی یک دوره آماری ۴۹ ساله (۱۳۴۹-۱۳۹۸) (Iran Meteorological organization, 2018) با استفاده از روش کریجینگ بیزین^{۱۰} تجربی پهنه‌بندی گردیدند. در نهایت همه متغیرهای کمکی محیطی با استفاده از روش بازنمونه‌گیری^{۱۱} (تابع همسایگی) در نرم‌افزار R از نظر وضوح مکانی همسان‌سازی و منطبق گردیدند.

به کاربردن همه متغیرهای محیطی موجب افزایش زمان محاسبات، پیچیدگی فرآیند مدل‌سازی و امکان بیش برازش در نتایج مدل‌سازی می‌گردد. در این تحقیق از روش حذف ویژگی برگشتی^{۱۲} (RFE) که به وسیله بسته "caret" باهدف انتخاب بهینه‌ترین دسته داده از میان متغیرهای محیطی پیش‌بینی کننده برای پیش‌بینی شوری خاک استفاده گردید (Kuhn et al. 2016). در نهایت انتخاب بهینه‌ترین دسته داده متغیرهای کمکی بر اساس روش 10-fold ارزیابی متقاطع با ۱۰ تکرار و در نظر گرفتن حداقل مقدار میانگین ریشه مربعات خطا برای هر یک از عمق‌های استاندارد صورت پذیرفت.

8 . Tasseled Cap Transformation
9 . Soil adjusted vegetation index
10 . Empirical Bayesian kriging
11 . Resampling Technique
12 . Recursive Feature Elimination
13 . neighbors

1 . Salinity index
2 . Carbonate normalized index
3 . Gypsum index
4 . Clay normalized index
5 . Greenness index
6 . Wetness index
7 . Brightness index

تغییرات شوری و کلاس‌های بافت خاک نتایج مشابهی را گزارش نمودند.

جدول ۲- توصیف آماری تغییرات سطحی و عمقی شوری خاک در منطقه مورد مطالعه

عمق خاک (سانتی‌متر)	حداقل	حداکثر	میانگین	انحراف معیار	ضریب تغییرات (%)
۵-۰	۰/۵	۱۶۵	۵/۲۲	۱۷/۵۲	۳۳۵
۱۵-۵	۰/۳۰	۱۶۲	۵/۲۳	۱۷/۳۳	۳۲۵
۳۰-۱۵	۰/۱۹	۱۵۰	۵/۷۲	۱۶/۹۸	۲۹۶
۶۰-۳۰	۰/۱۷	۱۲۸	۶/۴۲	۱۶/۳۴	۲۵۴
۱۰۰-۶۰	۰/۱۴	۱۰۷	۶/۸۵	۱۶/۲۶	۲۳۷

متغیرهای محیطی منتخب و اهمیت آن‌ها

بر اساس جدول (۳) نتایج نشان داد که در مجموع ۱۶ متغیر محیطی (۱۰ متغیر کمی در هر عمق) که دارای بیشترین میزان اهمیت بودند از مجموع ۳۱ متغیر کمی بر اساس روش "جنگل تصادفی-حذف ویژگی برگشتی" (RF-RFE) انتخاب گردیدند. به ترتیب هشت شاخص SI1، SI2، SI3، NDVI، Carbonate، Clay، Brightness و Greens index حاصل از نسبت گیری باندی ماهواره لندست ۸، شش پارامتر Diffuse، MrVBF، Midslope، Standard، SAGA و Bassin مستخرج از مدل رقومی ارتفاع و دو پارامتر اقلیمی MAP و MAT انتخاب گردیدند. در پژوهش مشابهی (Nazari et al. 2020) نیز مشاهده نمودند که متغیرهای محیطی منتخب توسط روش حذف ویژگی برگشتی (جنگل تصادفی-میانگین کاهش صحت)، دارای بالاترین میزان دقت در فرآیند نقشه‌برداری رقومی خاک بودند. بر اساس جدول (۲) نتایج بیانگر آن است که متغیرهای محیطی حاصل از داده‌های سنجش‌ازدور، سهم بیشتری را از نظر فراوانی نسبت به سایر نمایندگان فاکتورهای خاک‌سازی به خود اختصاص دادند. سه شاخص شوری به ترتیب SI1، SI2 و SI3 بیشترین میزان اهمیت را در عمق استاندارد اول (۵-۰ سانتی‌متر) دارا بودند به نحوی که این سه شاخص بیش از ۴۸٪ از تغییرات شوری خاک را در این عمق توجیه نموده‌اند (شکل ۳ الف، ب، پ). در همین راستا Taghizadeh et al. (2014) در دشت اردکان نتیجه گرفتند که پارامترهای حاصل از سنجش‌ازدور دارای اهمیت بیشتری نسبت به سایر فاکتورهای خاک‌سازی (ژئومورفولوژی، توپوگرافی و هدایت الکتریکی ظاهری خاک) در پیش‌بینی مکانی شوری خاک در افق‌های سطحی می‌باشند. در مطالعات دیگری که بطور مجزا توسط (Naumann et al. 2009; Noroozi et al. 2011) به مدل‌سازی و پهنه‌بندی شوری خاک سطحی پرداختند بیان داشتند که شاخص‌های طیفی از قبیل شاخص شوری (SI)،

لحاظ نمودن حداکثر احتمالات ممکن در تعیین مقادیر متغیر هدف استفاده گردید.

ارزیابی عملکرد مدل‌ها

به منظور ارزیابی عملکرد هر یک از الگوریتم‌های یادگیری ماشین مورد استفاده از دو شاخص آماری ضریب تبیین (R^2) و ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) استفاده گردید (روابط ۱ و ۲).

$$RMSE = \sqrt{1/n \sum_{i=1}^n (Y_i - P_i)^2} \quad (\text{رابطه ۱})$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Y_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2} \quad (\text{رابطه ۲})$$

در معادلات فوق Y_i : مقادیر اندازه‌گیری شده، P_i : مقادیر پیش‌بینی شده شوری خاک، \bar{Y} : میانگین مقادیر اندازه‌گیری شده و n : تعداد مشاهدات است.

نتایج و بحث

تجزیه و تحلیل آماری

نتایج خلاصه آماری مقادیر استاندارد شده سطحی و عمقی شوری خاک با استفاده از تابع عمق اسپیلاین در پنج عمق مورد مطالعه بیانگر این است که، میانگین تغییرات شوری خاک از (dS/m) ۵/۲۲ در عمق ۵۸-۰ سانتی‌متر تا (dS/m) ۶/۸۵ در عمق ۶۰-۱۰۰ سانتی‌متر متغیر است؛ که این نشان‌دهنده افزایش میزان میانگین شوری در منطقه با افزایش عمق است (جدول ۲). از طرفی حداکثر مقدار شوری خاک بر اساس تجزیه و تحلیل آماری در دو عمق سطحی (۵-۰ و ۵-۱۵ سانتی‌متر) با مقادیر (dS/m) ۱۶۵ و ۱۶۲ (dS/m) و حداقل مقدار شوری در عمق پنجم (۶۰-۱۰۰ سانتی‌متر) به مقدار (dS/m) ۱۰۷ مشاهده گردید. بر اساس توزیع نقاط مشاهداتی موجود (شکل ۱. پ) از نظر درصد فراوانی و محدودیت شوری نتایج بیانگر این بود که ۶۴٪ مشاهدات فاقد محدودیت شوری، ۱۵٪ محدودیت شوری خیلی کم، ۸٪ دارای محدودیت کم، ۳/۵٪ متوسط، ۹/۵٪ خیلی شور قرار دارند (Soil survey manual, 2018). بر اساس طبقه‌بندی ارائه شده توسط ویلینگ (Wilding 1945)، تغییرات شوری سطحی و عمقی مشاهده شده در کلاس تغییرپذیری حداکثر، طبقه‌بندی می‌گردد. بطور کلی با توجه به اینکه در بخش‌های شمالی منطقه که عمدتاً دارای بافت‌های لومی، شن لومی و لوم سیلتی هستند حداقل مقدار شوری و در بخش‌های جنوبی و جنوب غرب منطقه که دارای کلاس‌های بافت سنگین تر رسی، لوم رسی و لوم رسی شنی هستند بالاترین میزان شوری مشاهده شد. در همین راستا Taghizadeh et al. (2014) در دشت اردکان در ارتباط بین

سانتی متر نیز Diffuse، MrVBF و SWI (شکل ۴) مهم ترین پیش بینی کننده های محیطی و تعیین کننده روند تغییرات مکانی شوری در اعماق زیرسطحی بودند. همان گونه که مشاهده می گردد (شکل ۳ ت و ث) تغییرات شوری در اعماق زیرسطحی وابسته به متغیر اقلیمی درجه حرارت سالیانه (MAT) و متغیرهای ژئومورفومتری - اقلیمی (Diffuse)، ژئومورفومتری - هیدرولوژی (SWI) و ژئومورفومتری - توپوگرافی (MrVBF) بودند، به نحوی که در اعماق ۳۰-۶۰ به ترتیب بیش از ۴۶٪ و ۴۵٪ از تغییرات شوری خاک را در این اعماق توجیه می نمایند. در مطالعه نقشه برداری رقومی شوری خاک های اصفهان Taghizadeh *et al.* (2021) بیان داشتند که داده های اقلیمی (دما) از مهم ترین متغیرهای محیطی پیش بینی شده شوری در همه اعماق استاندارد مورد مطالعه می باشند.

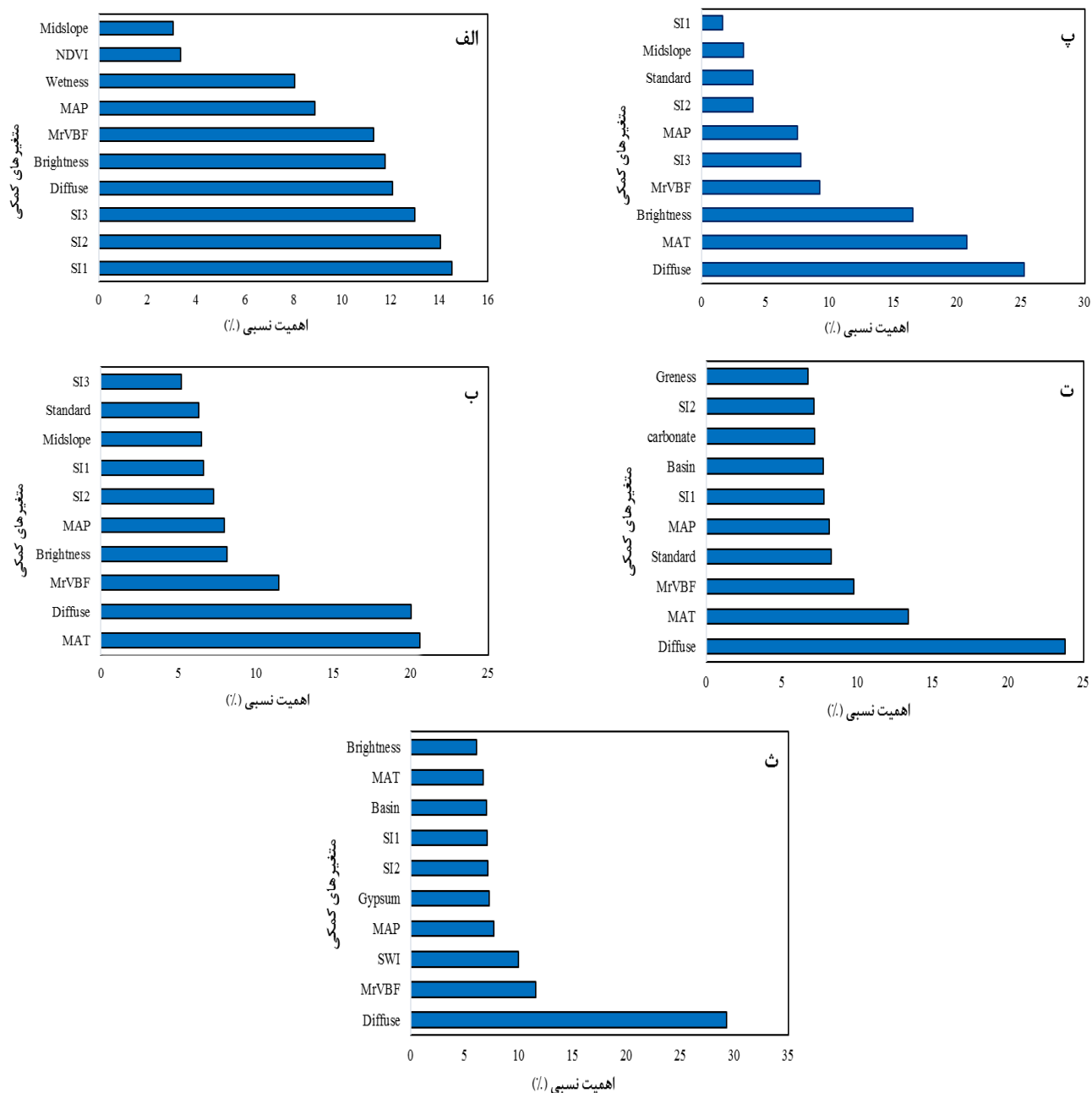
شاخص تفاضلی شوری نرمال شده خاک (NDSI) و NDVI از پتانسیل بالایی در ارتقاء و تفکیک تغییرات شوری خاک با جزئیات بالا برخوردار هستند. برخلاف عمق سطحی (۰-۵) سانتی متر، در لایه های زیرسطحی نتایج حاکی از نقش آفرینی سایر متغیرهای محیطی بود که کاملاً متفاوت از عمق سطحی بود (شکل های ۳ ت، ۳ ث، ۳ ج، ۳ چ و ۳ ح). در عمق ۱۵-۱ سانتی متر پارامترهای Diffuse، MAT و MrVBF و در عمق ۳۰-۱۵ سانتی متر پارامترهای Diffuse، MAT و Brightness مهم ترین متغیرهای مؤثر در اعماق میانی خاکرخ بودند (شکل ۴). در مطالعه ای (Zhang *et al.* (2015) شاخص های پوشش گیاهی و شاخص شوری را مهم ترین پیش بینی شده شوری خاک معرفی نمودند. در اعماق زیرسطحی به ترتیب ۶۰-۳۰ سانتی متر پارامترهای Diffuse، MAT و MrVBF (شکل ۴) و در ۱۰۰-۶۰

جدول ۳- متغیرهای کمکی محیطی مورد استفاده در پیش بینی مکانی شوری خاک با روش حذف ویژگی برگشتی (RFE) در اعماق استاندارد

منبع	متغیر کمکی محیطی / شاخص	نماد	تعریف	نماینده فاکتور خاکسازی مدل (اسکورپن)
			بخشی از تابش مستقیم انعکاس یافته از سطوح شیب دار و در نواحی صاف از طریق گردو غبار و بخار آب اتمسفر می باشد.	توپوگرافی (r)-اقلیم (c)
مدل رقومی ارتفاع	شاخص همواری دره با درجه تفکیک بالا	MrVBF	اندازه گیری همواری و پستی	توپوگرافی (r)
	موقعیت میانی شیب	Midslope	محاسبه مقدار هر نقطه (پیکسل) نسبت به خط الراس و دره که بین ۰ تا ۱۰۰ متغیر است.	توپوگرافی (r)
	ارتفاع استاندارد شده	Standard	حاصل ضرب ارتفاع نرمال شده در ارتفاع مطلق	توپوگرافی (r)
	شاخص خیزی ساگا	SWI	-	توپوگرافی (r)-اقلیم (c)
	حوضه آبخیز	Basin	-	توپوگرافی (r)
داده های اقلیمی	میانگین بارندگی سالیانه	MAP	-	اقلیم (c)
	میانگین دمای سالانه	MAT	-	اقلیم (c)
	شاخص شوری	SI1	$SI1 = \sqrt{Green^2 + RED^2}$	مواد مادری (p)، خاک (s)
	شاخص شوری	SI2	$SI2 = \sqrt{Green \times RED}$	مواد مادری (p)، خاک (s)
	شاخص شوری	SI3	$SI3 = (Blue \times RED)$	مواد مادری (p)، خاک (s)
	شاخص تفاضلی پوشش گیاهی نرمال شده	NDVI	$NDVI = \frac{(NIR - RED)}{(NIR + RED)}$	مواد مادری (p)، خاک (s)
	شاخص کربنات نرمال شده	Carbonate	$Carbonate - index = \frac{(RED - Green)}{(RED + Green)}$	مواد مادری (p)، خاک (s)
داده های سنجش از دور	شاخص رس نرمال شده	Clay index	$Clay - index = \frac{(SWIR_{(a)} - SWIR_{(b)})}{(SWIR_{(a)} + SWIR_{(b)})}$	مواد مادری (p)، خاک (s)
	سبزینگی	Greens	باند ۲ تسلدکپ	ارگانسیم (o)، خاک (s)
	درخشندگی	Brightness	باند ۱ تسلدکپ	ارگانسیم (o)، خاک (s)

Green، RED، NIR، SWIR_(a) و SWIR_(b) به ترتیب: باندهای منفرد طیفی با شماره ۳، ۴، ۵، ۶ و ۷ ماهواره لندست ۸، ۸، ۵، ۴ و ۳ به ترتیب نماینده های

فاکتورهای خاکسازی توپوگرافی، خاک، ارگانسیم و مواد مادری در مدل scorpan



شکل ۳- اهمیت نسبی (تبدیل به بازه ۰ تا ۱۰۰٪) هر یک از متغیرهای محیطی پیش‌بینی کننده شوری خاک در هر یک از اعماق استاندارد خاک به ترتیب: الف) عمق ۵-۱۰ سانتی‌متر، ب) عمق ۱۵-۳۰ سانتی‌متر (پ) عمق ۳۰-۶۰ سانتی‌متر (ت) عمق ۳۰-۶۰ سانتی‌متر (ث) عمق ۶۰-۱۰۰ سانتی‌متر. (رفرنس نمادها-جدول ۳).

نتایج (Taghizadeh *et al.* 2016; Fathizad *et al.* 2020) هم‌راستایی با نتایج این تحقیق مبنی بر اهمیت پارامترهای ژئومورفومتری MrVBF و شاخص خیزی به عنوان مهم‌ترین عوامل تأثیرگذار بر روی تغییرات عمقی شوری (۱۰۰-۶۰) گزارش شده است.

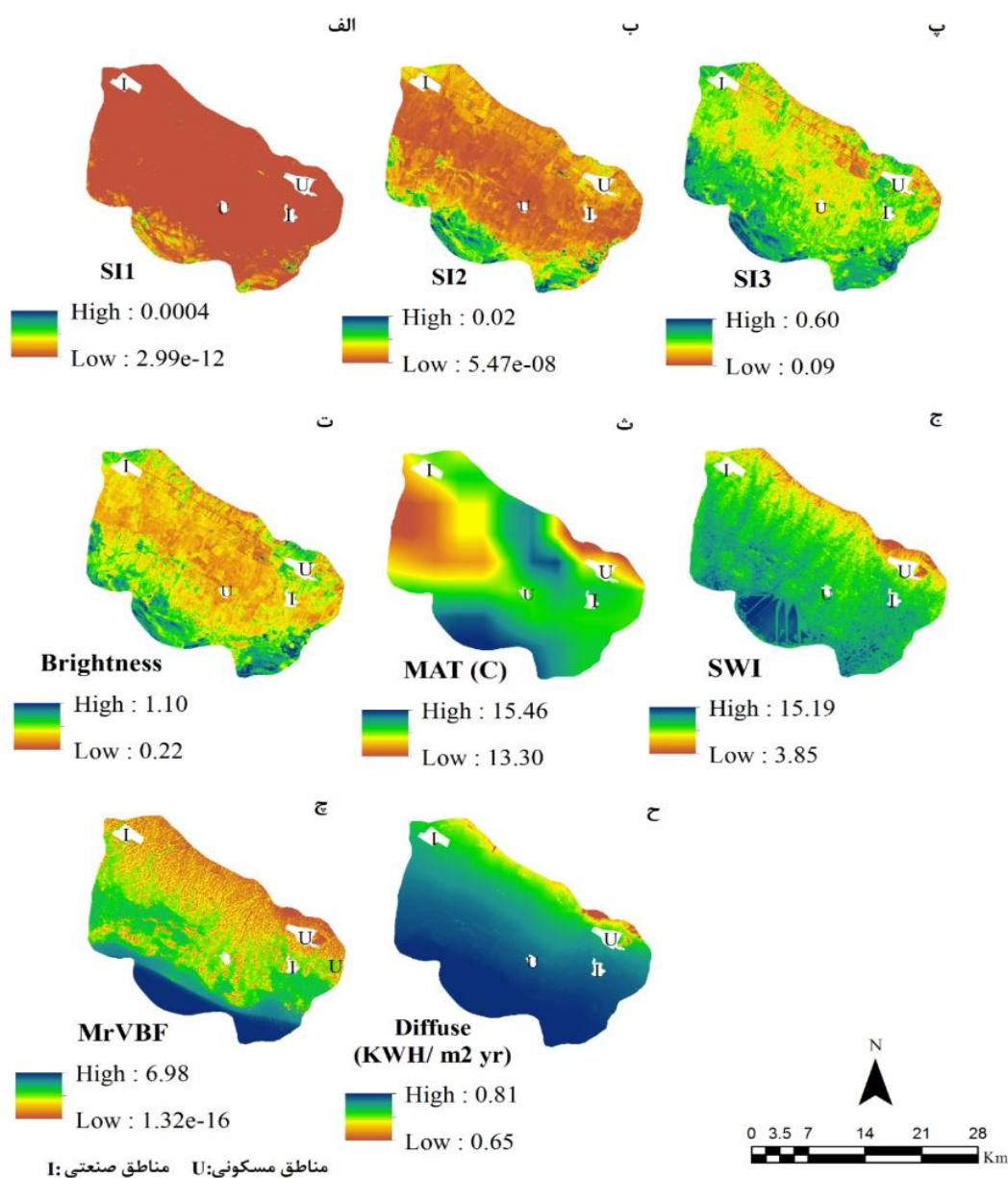
ارزیابی مدل‌های یادگیری ماشین

نتایج پیش‌بینی شوری خاک در اعماق مورد مطالعه بیانگر این است که مدل CB در اعماق استاندارد ۵-۰ و ۳۰-۱۵ سانتی‌متر دارای بیشترین میزان صحت با مقادیر R^2 برابر ۰/۹۲ و ۰/۸۵ و

همچنین Mohammadifar *et al.* (2021) در مطالعه‌ای با هدف پیش‌بینی شوری خاک در حوضه جاهین در جنوب ایران، مشاهده نمودند که MrVBF و در مراتب بعدی شاخص خیزی توپوگرافی (TWI) و شاخص موقعیت توپوگرافی (TPI) به عنوان مهم‌ترین کنترل‌کننده‌های شوری خاک می‌باشند. در همین راستا (Wang *et al.* 2020) معتقدند که شاخص خیزی توپوگرافی به عنوان یک شاخص اولیه برای کنترل شوری در خاک است و همبستگی بسیار بالایی بین شوری خاک و میزان آب موجود در خاک به‌ویژه در بخش‌های فوقانی وجود دارد. در مطالعات دیگری

۰-۵، ۳۰-۶۰ و ۱۰۰-۶۰ مقادیر R^2 بیش از ۰/۷۰ و مدل k-NN در عمق ۱۰۰-۶۰ R^2 برابر ۰/۸۱ ارائه نمودند که نشان‌دهنده کارایی مناسب الگوریتم‌های یادگیری ماشین مورد استفاده در مدل‌سازی مکانی و پیش‌بینی شوری خاک در اعماق استاندارد مورد مطالعه بوده است.

RMSE برابر ۴/۷۷ و ۷/۹۰ دسی‌زیمنس بر متر بود در حالیکه در سایر اعماق استاندارد ۱۵-۵، ۶۰-۳۰ و ۱۰۰-۶۰ سانتی‌متر مدل RF با مقادیر R^2 به ترتیب برابر ۰/۹۳، ۰/۹۴، ۰/۹۶ و RMSE ۶/۶۵، ۵/۱۰ و ۳/۲۰ دسی‌زیمنس بر متر مشاهده گردید (جدول ۴). دو مدل دیگر DT و k-NN دارای صحت پیش‌بینی کمتری نسبت به دو مدل RF و CB بودند هرچند مدل DTr در سه عمق



شکل ۴- پراکنش مکانی مهم‌ترین متغیرهای محیطی پیش‌بینی کننده شوری خاک در اعماق استاندارد

نمودند که این مدل در هر پنج عمق مورد مطالعه نسبت به سه الگوریتم (BPNN^۱، ELM^۲ و SVM^۳)، بالاترین میزان تطابق و

مدل RF در مطالعه‌ای که توسط Chen *et al.* (2020) به بررسی تغییرات سطحی و عمقی شوری خاک پرداختند گزیرش

درخت (mtry) بهینه گردید که مقادیر بهینه این پارامترها از سطح به عمق (۵-، ۵-۱۵، ۱۵-۳۰، ۳۰-۶۰ و ۶۰-۱۰۰ سانتیمتر) به ترتیب ntree های ۶۰۰، ۷۰۰، ۷۰۰ و ۸۰۰ و ۹۰۰ و mtry های ۶، ۴، ۳، ۴ و ۵ بر اساس حداقل RMSE حاصل گردیدند. همان طور که ملاحظه می شود با افزایش عمق، تعداد درختان مورد استفاده در فرآیند مدل سازی دارای یک روند افزایشی است ولی مقادیر متغیرهای محیطی قابل استفاده دارای یک روند نامنظم از سطح به عمق است. در مورد CB نتایج نشان داد که بهینه ترین تعداد کمیته ها در همه اعماق برابر ۱۰ بود ولی همسایگی ها (neighbors) از سطح به عمق با مقادیر ۵، ۹، ۵، ۰ و عدد ۵ بهینه ترین مدل شوری را در هر کدام از اعماق استاندارد ارائه نمودند. عملکرد تعداد کمیته ها (committees) در مدل CB مشابه تعداد درختان در مدل RF است (Kuhn et al. 2016) که تعداد مدل های درختی مجاز را در هر بار فرآیند مدل سازی کنترل می نماید و neighbors تعداد قوانین اگر-آنگاه مدل ساخته شده را (۹، ۵، ۰) را نسبت به خطا (RMSE) برای یک پیش بینی خاص ارائه می نماید (Kuhn et al. 2012).

حداقل خطا، کمترین بیش برآزش بدون کاهش صحت پیش بینی را ارائه نمود هر چند که محققین گزارش نمودند که سه مدل دیگر نیز نتایج نسبتاً قابل قبولی را ($R^2 > 0.46$) را در برآورد شوری خاک نشان دادند. از طرفی به دلیل دستیابی به مقادیر بالای ضریب تغییرات شوری خاک (بیش از ۱۰٪) در همه اعماق استاندارد مورد مطالعه، مدل های غیر پارامتریک یادگیری ماشین مورد استفاده به ویژه RF و CB عملکرد مناسبی را در مقابل اثرات داده های پرت و نرمال نبودن توزیع داده ها ارائه نمودند که این نتایج مورد تأکید سایر محققین نیز است (da Silva Chagas et al. 2016; Belgiu & Dragut, 2016). مقادیر پارامترهای تنظیم کننده دو مدل RF و CB که بالاترین میزان صحت را در پیش بینی شوری خاک در ادامه گزارش شده است (جدول ۵). این پارامترهای تنظیم کننده، موجب بهینه سازی عملکرد این دو مدل در هنگام مدل سازی و پیش بینی مکانی می گردند که در اینجا برای مدل جنگل تصادفی دو پامتر تعداد درخت (ntree) (Hengl et al. 2015) و تعداد متغیرهای محیطی قابل استفاده برای رشد هر

جدول ۴- نتایج اعتبار سنجی پیش بینی مکانی شوری خاک با استفاده از مدل های یادگیری ماشین

عمق خاک (سانتی متر)	شاخص ارزیابی	RF	CB	DTr	k-NN
۵-۰	R ²	۰/۹۰	۰/۹۲	۰/۷۸	۰/۶۹
	RMSE	۵/۶۵	۴/۷۷	۱۰/۲۳	۱۱/۶۰
۱۵-۵	R ²	۰/۹۳	۰/۹۰	۰/۴۲	۰/۴۳
	RMSE	۶/۶۵	۷/۵۰	۱۹/۱۲	۱۸/۵۵
۳۰-۱۵	R ²	۰/۷۱	۰/۸۵	۰/۳۵	۰/۴۹
	RMSE	۹/۵۰	۷/۹۰	۲۱/۵۰	۱۵/۵۰
۶۰-۳۰	R ²	۰/۹۴	۰/۸۷	۰/۷۰	۰/۵۵
	RMSE	۵/۱۰	۵/۲۰	۱۰/۸۱	۱۱/۵۰
۱۰۰-۶۰	R ²	۰/۹۶	۰/۹۱	۰/۷۱	۰/۸۱
	RMSE	۳/۰۵	۵/۲۲	۱۰/۱۱	۹/۲۹

RF: مدل جنگل تصادفی، CB: مدل کوبیست، DTr: مدل رگرسیون درختی، k-NN: مدل k- نزدیک ترین

همسایگی

جدول ۵- بهینه سازی پارامترهای الگوریتم های یادگیری ماشین RF و CB در پیش بینی شوری خاک در هر یک از اعماق استاندارد

مدل های یادگیری ماشین	پارمترهای مدل	اعماق استاندارد				
		۵-۰	۱۵-۵	۳۰-۱۵	۶۰-۳۰	۱۰۰-۶۰
RF	ntree	۶۰۰	۷۰۰	۷۰۰	۸۰۰	۹۰۰
	mtry	۶	۴	۳	۴	۵
CB	committees	۱۰	۱۰	۱۰	۱۰	۱۰
	neighbors	۵	۹	۵	۰	۵

۵ پ، ۵ ت و ۵ ث) به ترتیب مقادیر حداقل و حداکثر مقدار شوری در منطقه در دامنه های ۱۳۸-۰/۲۹، ۱۲۰-۰/۲۳ و ۹۵-۰/۲ دسی زیمنس بر متر مشاهده گردید. به طور کلی روند کلی تغییرات شوری بر اساس نقشه های پهنه بندی تهیه شده در اعماق

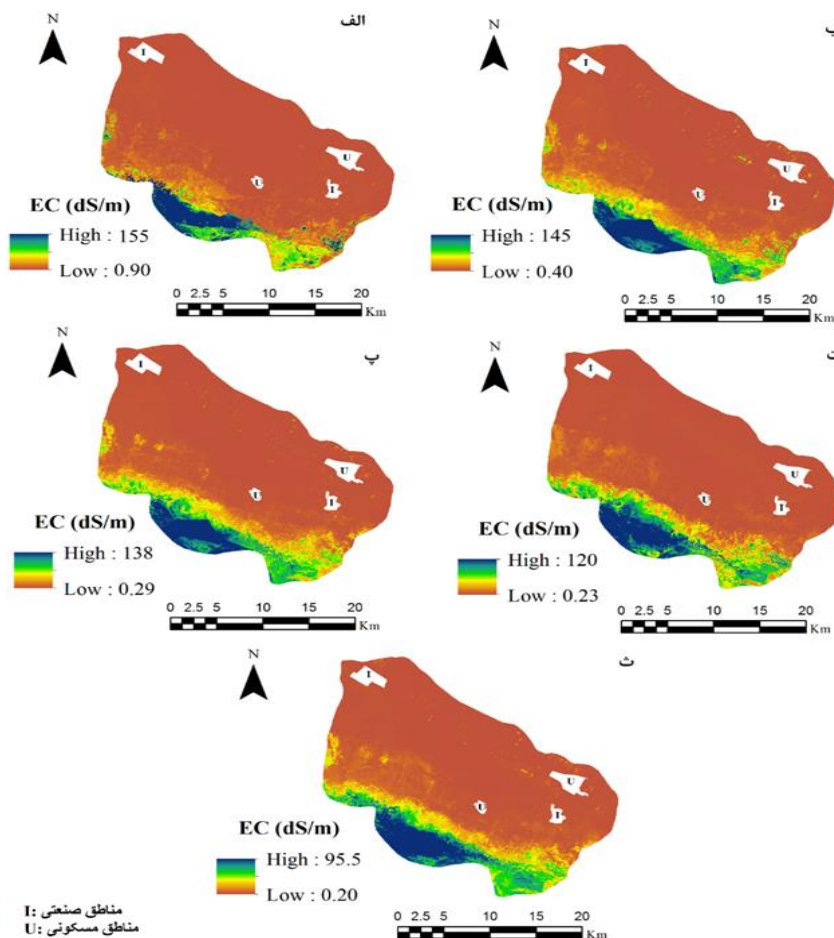
تغییر پذیری مکانی شوری خاک

حداقل و حداکثر مقدار شوری خاک در دو عمق سطحی ۵-۰ و ۱۵-۵ سانتی متر (شکل ۵ الف و ۵ ب) از ۱۵۵-۰/۹ و ۱۴۵-۰/۴۵ دسی زیمنس بر متر متغیر است. در عمق های زیر سطحی (شکل

نشان دادند که شوری خاک در عمق ۵-۰ سانتی‌متر متأثر از حداکثر مقدار سه شاخص شوری (SI1، SI2 و SI3) بود و در لایه‌های زیرسطحی نتایج بیانگر همسویی تغییرات شوری خاک با مقادیر حداکثر MAT، SWI، MrVBF و Diffuse (شکل‌های ۴، ج، چ و ح) بود. به نظر فرآیند اصلی تشدید و افزایش شوری خاک به‌ویژه از عمق به سطح خاک در بخش‌های جنوبی منطقه فعال بودن جریان‌های موئینگی و انحلال املاح محلول خاک در حضور افزایش دما، بافت خاک سنگین و سطح آب زیرزمینی بالا (رژیم رطوبتی اکوتیک) است که شرایط مساعدی را برای انتقال املاح به‌ویژه در فصول خشک‌سال به لایه‌های سطحی را فراهم می‌نماید. طی مطالعه‌ای در استان اصفهان عوامل اصلی کنترل‌کننده شوری خاک در اراضی پست این استان را پارامترهای اقلیمی (خشک‌سالی‌های پی‌درپی) و پیرو آن وجود مواد مادری با منشأ نمکی، بافت خاک و نبود آبیاری سطحی و زهکشی بیان داشتند (Taghizadeh *et al.* 2021).

استاندارد مورد مطالعه به‌ویژه در بخش‌های شمالی، شمال شرقی، شمال غرب به سمت مرکز منطقه به مقدار بسیار زیادی مشابه است که این نتایج با بازدیدهای میدانی و کلاس‌های خاک شناسایی‌شده (Mousavi *et al.*, 2020) و همچنین مهم‌ترین متغیرهای محیطی پیش‌بینی‌کننده شوری خاک (شکل ۴) همخوانی دارد و از طرفی بیشترین تغییرات شوری خاک که منجر به مشاهده ضریب تغییرات بیش از ۱۰۰٪ گردید مربوط به مناطق جنوبی و جنوب شرقی در اعماق سطحی و به‌مراتب با افزایش عمق خاک این توسعه میزان شوری خاک در اعماق زیرسطحی (۱۵-۳۰، ۶۰-۳۰ و ۱۰۰-۶۰) علاوه بر مناطق جنوبی و جنوب غرب به سمت بخش‌های میانی و جنوب شرقی منطقه نیز در حال افزایش است.

نقشه‌های مهم‌ترین متغیرهای کمکی محیطی پیش‌بینی‌کننده شوری (شکل ۴) و همچنین طبقه‌بندی درجه اهمیت متغیرهای محیطی تأثیرگذار (شکل ۳) بر روند تغییرات شوری



شکل ۵- نقشه پیش‌بینی مکانی شوری خاک بر اساس بالاترین عملکرد الگوریتم‌های یادگیری ماشین در هر یک از اعماق استاندارد. به ترتیب: الف) عمق ۰-۵ سانتی‌متر، ب) عمق ۵-۱۵ سانتی‌متر (پ) عمق ۱۵-۳۰ سانتی‌متر (ت) عمق ۳۰-۶۰ سانتی‌متر (ث) عمق ۶۰-۱۰۰ سانتی‌متر

خاک در پنج عمق استاندارد متناظر با پروژه جهانی نقشه خاک در بخشی از اراضی دشت قزوین پرداخته شد. بر اساس روش RF-

نتیجه‌گیری

در این تحقیق به بررسی تغییرات مکانی سطحی و عمقی شوری

شدید شوری خاک برای بهره‌برداری‌های زراعی می‌باشند. نقشه‌های شوری خاک تهیه‌شده در مقیاس این مطالعه، برای مناطق دارای خطر شوری، می‌توانند راهنمای مناسبی برای مدیران، کارشناسان خاک و آب و بهره‌برداران اراضی جهت برنامه‌ریزی و هرگونه استفاده از اراضی باشند. برای مناطق تحت کشت با محدودیت شوری کمتر، رویکردهای اصلاح خاک‌های شور را می‌توانند مدنظر قرار دهند. در پایان از دیدگاه کاربردی توصیه می‌گردد با توجه به اینکه تابع عمق اسپیلاین به همراه الگوریتم‌های ماشین یادگیرنده RF و CB قادر بودند تا نقشه پیش‌بینی مکانی شوری را در کل منطقه مورد مطالعه با دقت بالایی پیش‌بینی نمایند، پیشنهاد می‌گردد تا از روش مدل‌سازی مورد استفاده در این تحقیق برای تهیه نقشه شوری خاک در سایر مناطق مشابه در ایران استفاده گردد.

"هیچ‌گونه تعارض منافع توسط نویسندگان وجود ندارد"

REFERENCES

- Abedi, F., Amirian-Chakan, A., Faraji, M., Taghizadeh-Mehrdar, R., Kerry, R., Razmjou, D., & Scholten, T. (2021). Salt dome related soil salinity in southern Iran: Prediction and mapping with averaging machine learning models. *Land Degradation & Development*, 32(3), 1540-1554.
- Allbed, A., & Kumar, L. (2013). Soil salinity mapping and monitoring in arid and semi-arid regions using remote sensing technology: a review. *Advances in remote sensing*, 2013.
- Arrouays, D., Grundy, M. G., Hartemink, A. E., Hempel, J. W., Heuvelink, G. B., Hong, S. Y., ... & Zhang, G. L. (2014). GlobalSoilMap: Toward a fine-resolution global grid of soil properties. *Advances in agronomy*, 125, 93-134.
- Azabdaftari, A., & Sunarb, F. (2016). Soil salinity mapping using multitemporal Landsat data. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 7, 3-9.
- Belgiu, M., & Drăguț, L. (2016). Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 114, 24-31.
- Chen, Y., Qiu, Y., Zhang, Z., Zhang, J., Chen, C., Han, J., & Liu, D. (2020). Estimating salt content of vegetated soil at different depths with Sentinel-2 data. *PeerJ*, 8, e10585.
- Da Silva Chagas, C., de Carvalho Junior, W., Bhering, S. B., & Calderano Filho, B. (2016). Spatial prediction of soil surface texture in a semiarid region using random forest and multiple linear regressions. *Catena*, 139, 232-240.
- Daliakopoulos, I. N., Tsanis, I. K., Koutroulis, A., Kourgiyalas, N. N., Varouchakis, A. E., Karatzas, G. P., & Ritsema, C. J. (2016). The threat of soil salinity: A European scale review. *Science of the Total Environment*, 573, 727-739.
- El Hafyani, M., Essahlaoui, A., El Baghdadi, M., Teodoro, A. C., Mohajane, M., El Hmadi, A., & El Ouali, A. (2019). Modeling and mapping of soil salinity in Tafilalet plain (Morocco). *Arabian journal of geosciences*, 12(2).
- Eswaran, H., Lal, R., & Reich, P. F. (2019). Land degradation: an overview. *Response to land degradation*, 20-35.
- Forkuor, G., Hounkpatin, O. K., Welp, G., & Thiel, M. (2017). High resolution mapping of soil properties using remote sensing variables in south-western Burkina Faso: a comparison of machine learning and multiple linear regression models. *PLoS one*, 12(1), e0170478.
- Guo, B., Zang, W., Luo, W., Wen, Y., Yang, F., Han, B., ... & Yang, X. (2020). Detection model of soil salinization information in the Yellow River Delta based on feature space models with typical surface parameters derived from Landsat8 OLI image. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 11(1), 288-300.
- Hengl, T., Heuvelink, G. B., Kempen, B., Leenaars, J. G., Walsh, M. G., Shepherd, K. D., ... & Tondoh, J. E. (2015). Mapping soil properties of Africa at 250 m resolution: Random forests significantly improve current predictions. *PLoS one*, 10(6), e0125814.
- Hengl, T., Mendes de Jesus, J., Heuvelink, G.B., Ruiperez Gonzalez, M., Kilibarda, M., Blagotić, A., Shanguan, W., Wright, M.N., Geng, X., Bauer-Marschallinger, B. and Guevara, M.A., 2017. SoilGrids250m: Global gridded soil information based on machine learning. *PLoS one*, 12(2), p. e0169748.
- Iran Meteorological Organization. (2018). Climate Information, Qazvin synoptic station: Qazvin, Iran. Available at: <http://www.irimo.ir/eng/index.php>.

RFE در نهایت ۱۰ متغیر محیطی به ازای هر عمق استاندارد انتخاب گردید. داده‌های سنجش از دور پارامترهای اقلیمی و شاخص‌های توپوگرافی مهم‌ترین عوامل پیش‌بینی کننده برای تهیه نقشه شوری خاک در منطقه مورد مطالعه بودند. همچنین نتایج تأیید نمود که در عمق سطحی ۵-۰ سانتی‌متر، شاخص‌های شوری بیشترین تأثیر را بر روی مدل پیش‌بینی کننده مکانی داشتند، در حالیکه پارامتر اقلیمی MAT و توپوگرافی Diffuse، MrVBF و SWI مهم‌ترین پیش‌بینی کننده‌های شوری خاک در اعماق زیرسطحی (۳۰-۶۰ و ۱۰۰-۶۰ سانتی‌متر) بودند. دو مدل RF و CB نسبت به دو مدل k-NN و DTr در تمامی اعماق استاندارد نتایج دقیق‌تری را در تهیه نقشه پیش‌بینی مکانی شوری خاک ارائه نمودند. همچنین نتایج پراکنش مکانی شوری نشان داد که بخش‌های جنوبی و جنوب غربی منطقه در همه اعماق مورد بررسی دارای خطرات و محدودیت‌های بسیار

- Jalali, V. R., & Homaei, M. (2011). A nonparametric model by using k-nearest neighbor technique for predicting soil saturated hydraulic conductivity. *Journal of water and soil (agricultural sciences and technology)*, 2011 [cited 2021april23];25(2):347-355.
- Karamooz, M., and Araghinejad, Sh. 2005. Advanced Hydrology. Amirkabir University Press, 464p. (In Persian).
- Kingsley, J., Lawani, S. O., Esther, A. O., Ndiye, K. M., Sunday, O. J., & Penížek, V. (2019). Predictive Mapping of Soil Properties for Precision Agriculture Using Geographic Information System (GIS) Based Geostatistics Models. *Modern Applied Science*, 13(10).
- Kuhn, M., Weston, S., Keefer, C., & Coulter, N. (2016). C code for Cubist. Cubist: Rule- and instance-based regression modeling. In: R Package Version 0.0.19, <https://CRAN.Rproject.org/package=Cubist>.
- Kuhn, M., Weston, S., Keefer, C., & Coulter, N. (2012). Cubist models for regression. R package Vignette R package version 0.0, 18.
- Litalien, A., & Zeeb, B. (2020). Curing the earth: A review of anthropogenic soil salinization and plant-based strategies for sustainable mitigation. *Science of the Total Environment*, 698, 134235.
- McBratney, A. B., Mendonça Santos, M. L., & Minasny, B. (2003). On digital soil mapping. *Geoderma*, 117, 3–52.
- Mohammadifar, A., Gholami, H., Golzari, S., & Collins, A. L. (2021). Spatial modelling of soil salinity: deep or shallow learning models? *Environmental Science and Pollution Research*, 1-19.
- Mousavi, S. R., Sarmadian, F., & Rahmani, A. (2020). Modelling and Prediction of Soil Classes Using Boosting Regression Tree and Random Forests Machine Learning Algorithms in Some Part of Qazvin Plain. *Iranian Journal of Soil and Water Research*, 50(10), 2525-2538. (In Farsi).
- Mousavi, S., Sarmadian, F., Alijani, Z., & Taati, A. (2017). Land suitability evaluation for irrigating wheat by geopedological approach and geographic information system: A case study of Qazvin plain, Iran. *Eurasian Journal of Soil Science*, 6(3), 275-284
- Naumann, J. C., Young, D. R., & Anderson, J. E. (2009). Spatial variations in salinity stress across a coastal landscape using vegetation indices derived from hyperspectral imagery. *Plant Ecology*, 202(2), 285-297.
- Nazari, S., Rostaminia, M., Ayoubi, S., Rahmani, A., & Mousavi, S. R. (2020). Efficiency of Different Feature Selection Methods in Digital Mapping of Subgroup and Soil Family Classes with Data Mining Algorithms. *Water and Soil journal*, 34(4), 973-987. (In Farsi).
- Noroozi, A. A., Homaei, M., & ABBASI, F. (2011). Integrated application of remote sensing and spatial statistical models to the identification of soil salinity: A case study from Garmsar Plain, Iran. *Journal of Environmental Sciences*. (In Farsi).
- Parsaie, F., Firouzi, A. F., Mousavi, S. R., Rahmani, A., Sedri, M. H., & Homaei, M. (2021). Large-scale digital mapping of topsoil total nitrogen using machine learning models and associated uncertainty map. *Environmental Monitoring and Assessment*, 193(4), 1-15.
- Peng, J., Biswas, A., Jiang, Q., Zhao, R., Hu, J., Hu, B., & Shi, Z. (2019). Estimating soil salinity from remote sensing and terrain data in southern Xinjiang Province, China. *Geoderma*, 337, 1309-1319.
- Quinlan, J. R. (1992). Learning with continuous classes. In 5th Australian joint conference on artificial intelligence (Vol. 92, pp. 343-348).
- Rahmani, A., Sarmadian, F., Mousavi, S. R., & Khamoshi, S. E. (2020). Application of Geomorphometric attributes in digital soil mapping by using of machine learning and fuzzy logic approaches. *Journal of Range and Watershed Management*, 73(1), 105-124. (In Farsi).
- Schoeneberger, P.J., Wysocki, D.A. and Benham, E.C. (2012) Soil Survey Staff. Field book for describing and sampling soils, 3rd version. Natural Resources Conservation Service. National Soil Survey Center, Lincoln.
- Soil survey manual. (2018). Soil Science Division Staff. United States Department of Agriculture Handbook No. 18.
- Suleymanov, A., Abakumov, E., Suleymanov, R., Gabbasova, I., & Komissarov, M. (2021). The Soil Nutrient Digital Mapping for Precision Agriculture Cases in the Trans-Ural Steppe Zone of Russia Using Topographic Attributes. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 10(4), 243.
- Sumfleth, K., & Duttman, R. (2008). Prediction of soil property distribution in paddy soil landscapes using terrain data and satellite information as indicators. *Ecological indicators*, 8(5), 485-501.
- Taghizadeh-Mehrjardi, R., Ayoubi, S., Namazi, Z., Malone, B. P., Zolfaghari, A. A., & Sadrabadi, F. R. (2016). Prediction of soil surface salinity in arid region of central Iran using auxiliary variables and genetic programming. *Arid Land Research and Management*, 30(1), 49-64.
- Taghizadeh-Mehrjardi, R., Minasny, B., Sarmadian, F., & Malone, B. P. (2014). Digital mapping of soil salinity in Ardakan region, central Iran. *Geoderma*, 213, 15-28.
- Taghizadeh-Mehrjardi, R., Schmidt, K., Toomanian, N., Heung, B., Behrens, T., Mosavi, A., ... & Scholten, T. (2021). Improving the spatial prediction of soil salinity in arid regions using wavelet transformation and support vector regression models. *Geoderma*, 383, 114793.
- Tran, P. H., Nguyen, A. K., Liou, Y. A., Hoang, P. P., & Nguyen, H. T. (2018). Estimation of salinity intrusion by using Landsat 8 OLI data in The Mekong Delta, Vietnam.
- U.S. Geology Survey. (2014).

- Geology.com/news/2010/freelansatimages-from-USGS-2*. <http://glovis.usgs.gov>.
- Van Wambeke, A. R. (2000). The Newhall Simulation Model for estimating soil moisture and temperature regimes. Department of Crop and Soil Sciences. Cornell University, Ithaca, NY. USA.
- Wang, J., Ding, J., Yu, D., Teng, D., He, B., Chen, X., ... & Su, F. (2020). Machine learning-based detection of soil salinity in an arid desert region, Northwest China: A comparison between Landsat-8 OLI and Sentinel-2 MSI. *Science of the Total Environment*, 707, 136092.
- Wilding, L. P. (1985). Spatial variability: its documentation, accommodation and implication to soil surveys. In *Soil spatial variability*, Las Vegas NV, 30 November-1 December 1984 (pp. 166-194).
- Zeraatpisheh, M., Jafari, A., Bodaghabadi, M. B., Ayoubi, S., Taghizadeh-Mehrjardi, R., Toomanian, N., ... & Xu, M. (2020). Conventional and digital soil mapping in Iran: Past, present, and future. *Catena*, 188, 104424.
- Zinck, J. A., Metternicht, G., Bocco, G., & Del Valle, H. F. (2016). *Geopedology an Integration of Geomorphology and Pedology for Soil and Landscape Studies*. Ed.