Research Article

Agricultural Engineering., 49(2) (2026) 129- 145

DOI: 10.22055/AGEN.2026.51832.1801

ISSN (P): 2588-526X

ISSN (E): 2588-5944

Assessment of Machine Learning Algorithms Performance for Estimating Soil Salinity in Rangelands using Satellite Images

Z. Khorsandi Kouhanestani[1*] and N. Rangzan[2]

1. Department of Nature Engineering, Agricultural Sciences and Natural Resources University of Khuzestan, Mollasani, Iran.
2. Department of Soil Science and Engineering, Agricultural Sciences and Natural Resources University of Khuzestan, Mollasani, Iran.

Received: 5 February 2026 Accepted: 22 July 2026 *Corresponding Author: khorsandi@asnrukh.ac.ir

Abstract

Introduction Soil is a fundamental non-living component of ecosystems and plays a crucial role in agricultural production, natural resource sustainability, and environmental protection. As a medium for plant growth, nutrient cycling, and biological activity, healthy soil forms the basis of food security and ecosystem stability. Among the various forms of land degradation, soil salinization is considered one of the most severe environmental challenges, particularly in arid and semi-arid regions. Soil salinity significantly reduces soil fertility, limits plant growth, decreases biological productivity, and threatens the sustainability of rangeland ecosystems. Given the extensive distribution of arid and semi-arid lands in Iran, accurate monitoring and mapping of soil salinity are essential for sustainable land management. Conventional field-based methods, although accurate, are labor-intensive, expensive, and incapable of providing adequate spatial coverage over large areas. Furthermore, field sampling offers only point-based information and a limited representation of salinity conditions. In contrast, remote sensing technologies integrated with machine learning techniques provide efficient and cost-effective tools for large-scale soil salinity assessment and mapping. The present study aimed to evaluate the effectiveness of remote sensing-derived variables and different machine learning algorithms for soil salinity classification and mapping in the rangelands of Ramhormoz County, located in Khuzestan Province, southwestern Iran.

Materials and Methods A total of 80 surface soil samples were randomly collected from the rangelands of Ramhormoz County at a depth of 0–30 cm, with a relatively uniform spatial distribution across the study area. The geographic coordinates of all sampling locations were recorded using a Global Positioning System (GPS) receiver to ensure accurate correspondence between field observations and satellite image pixels. Soil salinity was determined by measuring the electrical conductivity of the saturated paste extract (ECe) in the laboratory. Landsat 9 imagery acquired in April 2024, close to the sampling period, was processed using Google Earth Engine (GEE). Spectral bands, topographic information (elevation), and several salinity-related spectral indices, including the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), Normalized Difference Water Index (NDWI), Brightness Index (BI), Salinity Index (SI), Salinity Index 1 (SI1), Salinity Index 2 (SI2), and Normalized Difference Salinity Index (NDSI), were extracted and used as predictor variables. To reduce multicollinearity among input variables, Pearson correlation analysis was conducted. Variables exhibiting strong pairwise correlations ($r > 0.90$) were excluded from subsequent analyses. Soil salinity

© 2026 The Author(s). Published by Shahid Chamran University of Ahvaz. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (http://creativecommons.org/licenses/by/4.0), which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

classification was performed using four machine learning algorithms: Classification and Regression Trees (CART), Random Forest (RF), Support Vector Machine (SVM), and Multilayer Perceptron Neural Network (MLP). The performance of the models was evaluated using 10-fold cross-validation (K = 10), overall accuracy, weighted F1-score, and the coefficient of determination (R^2).

Results and Discussion The measured soil salinity values ranged from 1.79 to 11.30 dS m^{-1}, indicating moderate variability in salinity conditions and the absence of extremely saline soils within the study area. This range provided an appropriate dataset for training and evaluating the machine learning models. Comparative analysis of the tested algorithms revealed notable differences in predictive performance. The CART model demonstrated the highest classification accuracy, achieving an overall accuracy of 75% and a weighted F1-score of 74.8%, indicating its superior capability in distinguishing salinity classes. The SVM model with a linear kernel ranked second, with an overall accuracy of 63%. In contrast, the Random Forest model, SVM models employing radial basis function (RBF) and polynomial kernels, and the MLP neural network exhibited relatively lower classification performance. The superior performance of the CART algorithm may be attributed to its simplicity, robustness, and ability to handle nonlinear relationships efficiently, particularly when working with relatively small datasets. Furthermore, CART provides highly interpretable decision rules, making it suitable for environmental applications where model transparency is desirable. The final soil salinity map indicated that approximately 13.5% of the rangelands in Ramhormoz County are affected by high salinity levels. Areas with elevated salinity were primarily concentrated in the northern, southern, and western parts of the study area. These spatial patterns were consistent with field observations, supporting the reliability of the generated salinity map and the adopted methodological framework.

Conclusion The results of this study demonstrate that integrating Landsat 9 remote sensing data with machine learning algorithms can provide an effective approach for soil salinity assessment and mapping in arid and semi-arid rangelands. Among the evaluated algorithms, the CART model exhibited the best overall performance and proved to be a reliable tool for soil salinity classification under the environmental conditions of the study area. The findings highlight the importance of selecting appropriate machine learning models when developing soil salinity maps and suggest that decision tree-based approaches may outperform more complex algorithms when sample sizes are limited. Future research should investigate the integration of higher spatial resolution optical and radar imagery, larger field datasets, and advanced deep learning techniques to further improve the accuracy and robustness of soil salinity mapping in rangeland ecosystems.

Acknowledgment This article has been extracted and compiled based on data and findings from a research project conducted at Agricultural Sciences and Natural Resources University of Khuzestan under research code 29/1403.

Keywords: Soil Salinity, Remote Sensing, Machine Learning, Rangeland, Ramhormoz County

مقاله پژوهشی

بررسی کارایی الگوریتم‌های یادگیری ماشین در پایش شوری خاک مراتع با استفاده از تصاویر ماهواره ای

زهره خورسندی کوهانستانی[1*] و نفیسه رنگزن[2]

۱- گروه مهندسی طبیعت، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی خوزستان، ملاثانی، ایران
۲- گروه علوم و مهندسی خاک، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی خوزستان، خوزستان، ایران

تاریخچه مقاله

دریافت: ۱۴۰۴/۱۲/۰۶

پذیرش نهایی: ۱۴۰۵/۰۴/۳۱

کلمات کلیدی:

شوری خاک،

سنجش از دور،

یادگیری ماشین،

مرتع،

شهرستان رامهرمز

* عهده دار مکاتبات

Email: khorsandi@asnrukh.ac.ir

چکیده

شوری خاک یکی از مهم‌ترین اشکال تخریب اراضی به‌ویژه در مناطق خشک و نیمه‌خشک به شمار می‌رود و نقش تعیین‌کننده‌ای در کاهش حاصل‌خیزی خاک، افت تولید زیستی و ناپایداری اکوسیستم‌های مرتعی دارد. با توجه به گستردگی این مناطق در ایران، پایش و تهیه نقشه‌های دقیق شوری خاک از اهمیت بالایی برخوردار است. روش‌های متداول میدانی به دلیل هزینه‌بر بودن و محدودیت پوشش مکانی، توانایی پاسخ‌گویی به نیازهای مدیریتی در مقیاس‌های بزرگ را ندارند. در این راستا، استفاده از داده‌های سنجش از دور و الگوریتم‌های یادگیری ماشین به‌عنوان ابزاری کارآمد برای برآورد مکانی شوری خاک مورد توجه قرار گرفته است. هدف این پژوهش، ارزیابی کارایی شاخص‌های سنجش از دور و مدل‌های مختلف یادگیری ماشین در طبقه‌بندی و تهیه نقشه شوری خاک مراتع شهرستان رامهرمز در استان خوزستان است. در این مطالعه، ۸۰ نمونه خاک سطحی از عمق ۰ تا ۳۰ سانتی‌متر به‌صورت تصادفی و با پراکنش یکنواخت در سطح مراتع برداشت شد و هدایت الکتریکی عصاره گل اشباع (ECe) آن‌ها در آزمایشگاه اندازه‌گیری گردید. تصاویر ماهواره‌ای لندست ۹ مربوط به تاریخ نزدیک به زمان نمونه‌برداری استخراج و شاخص‌های مختلف به همراه باندهای طیفی و ارتفاع به‌عنوان متغیرهای ورودی مورد استفاده قرار گرفتند. طبقه‌بندی شوری خاک با استفاده از چهار الگوریتم یادگیری ماشین شامل درخت‌های طبقه‌بندی و رگرسیون (CART) جنگل تصادفی(RF) ، ماشین بردار پشتیبان (SVM) و شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP)انجام شد. ارزیابی عملکرد مدل‌ها با استفاده از اعتبارسنجی متقابل K-fold (K=10)، دقت کلی و امتیاز F1 وزنی صورت گرفت. نتایج نشان داد که مقادیر شوری خاک در محدوده مورد مطالعه بین ۱/۷۹ تا ۱۱/۳ دسی‌زیمنس بر متر متغیر است. مقایسه مدل‌ها بیانگر برتری مدل CART با دقت کلی ۷۵ درصد و امتیاز F1 وزندهی شده ۷۴/۸ نسبت به سایر الگوریتم‌ها بود. مدل SVM با تابع کرنل خطی با دقت کلی ۶۳ درصد در رتبه بعدی قرار گرفت، در حالی که مدل‌های

جنگل تصادفی، SVM با توابع کرنل شعاعی و چندجمله‌ای و MLP عملکرد ضعیف‌تری از خود نشان دادند. نقشه نهایی شوری خاک نشان داد حدود ۱۳/۵ درصد از مراتع شهرستان رامهرمز دارای شوری زیاد است.

مقدمه

خاک بخش مهمی از اجزای غیر زنده اکوسیستم به شمار می‌رود و در تولید محصوت کشاورزی، منابع طبیعی و محیط زیست نقش اساسی ایفا می‌کند. تخریب خاک یکی از بزرگترین معضلات امروزه در حوزه منابع طبیعی و کشاورزی است. شاخص‌های متفاوتی برای ارزیابی و پایش تخریب اراضی ارائه شده است. شور شدن خاک یکی از مهمترین شاخص‌ها در سنجش تخریب اراضی است. در مناطق خشک و نیمه خشک شوری خاک‌ها، تخریب اراضی و بیابان‌زایی یکی از مشکلات اساسی به شمار می رود. بیش از یک سوم خاک‌های دنیا و بخش اعظم خاک‌های ایران در مناطق خشک و نیمه‌خشک واقع شده است. بنابراین بررسی تغییرات شوری خاک و تهیه نقشه‌های شوری خاک در این مناطق از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است.

علیرغم اهمیت ارزیابی و پایش شوری خاک، تهیه نقشه‌های شوری خاک به صورت میدانی بسیار وقت‌گیر و پرهزینه است. پیشرفتهای اخیر در کاربرد فناوری سنجش از دور در تهیه نقشه و مدیریت اراضی باعث کاهش هزینه و زمان تهیه نقشه و بررسی‌های میدانی گردیده است. با توجه به تغییرات مکانی زیاد شوری خاک، می‌توان از سنجش از دور برای بررسی و ارزیابی شوری خاک‌ها استفاده نمود. برای ارزیابی شوری خاک از شاخص‌های متعددی استفاده شده است؛ اما همه آنها برای مناطق مختلف کارایی مناسبی ندارند. لذا یافتن بهترین رابطه میان شاخص‌های شوری خاک و بازتاب‌های طیفی باندهای مختلف تصاویر می‌تواند در تهیه نقشه‌های شوری با دقت و صحت بالا حائز اهمیت باشد.

بدین منظور در شهرستان ساوه پژوهشی با هدف ارزیابی کارایی، شاخص‌های شوری که در سنجش از دور برای پهنه‌بندی شوری خاک استفاده می شوند انجام گردید و بهترین شاخص برای تهیه نقشه شوری خاک در این منطقه معرفی شد. شاخص‌های مورد استفاده در این مطالعه SIT، SIA، SI6، SI5، SI3، SI2، SI1، SI، IPVI، NDSI، DVI و BI بودند. برای ارزیابی صحت نتایج این شاخص‌ها ۵۰ نقطه نمونه‌برداری گردید و شوری آنها مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج نشان داد که شاخص‌های NDSI و SIT بیشترین دقت را دارا بوده اند و شاخص‌های DVI, IPVI و SI کمترین دقت را در تعیین شوری خاک داشته‌اند (Romiani et al., 2022).

با هدف بررسی قابلیت شاخص‌های شوری و تهیه نقشه شوری خاک در دلتای آجی چای، از داده‌های زمینی و تصاویر سنجنده OLI ماهواره لندست مربوط به سال ۲۰۱۵ و نمونه‌برداری در ۱۴ و ۱۵ مرداد ۱۳۹۴، استفاده شد. نتایج نشان داد شاخص SIT از میان شاخص‌های مورد مطالعه به عنوان بهترین شاخص برای مطالعه شوری خاک معرفی شد و از این شاخص برای تهیه نقشه خاک استفاده گردید؛ همچنین شاخص SI2 نیز نامناسب‌ترین شاخص در این منطقه بود (PISHNAMAZ et al., 2017).

در مطالعه و پایش شوری خاک به جز شاخص های شوری و طیفی از شاخص های فیزیوگرافیک نیز کمک گرفته می‌شود. در دشت ساوه برای پایش شوری لایه عمقی خاک از ۲۳ نوع داده ورودی در قالب دو دسته داده‌های توپوگرافی و طیفی استفاده شد، شاخص های توپوگرافی شامل پارامترهای سطح زمین مانند شاخص رطوبت توپوگرافیک (TWI)، شاخص طبقه‌بندی زمین برای مناطق پست (TCI)، شاخص قدرت جریان (STP)، مدل رقومی ارتفاع (DEM) و طول شیب (LS) بودند. شاخص‌های مکانی شوری و پوشش گیاهی از تصاویر لندست ۸ استخراج شدند و به‌عنوان

ورودی‌های طیفی درنظر گرفته شدند. مدلسازی با کمک شبکه عصبی GMDH صورت گرفت. نتایج مدل‌سازی نشان داد ترکیب شاخص‌های طیفی، توپوگرافی و شبکه عصبی GMDH، در مدل‌سازی شوری خاک، می‌تواند منجر به نتایج با کارایی مناسب شود (Habibi Arbatani et al., 2023).

علاوه بر اثر شاخص های شوری مورد استفاده که کارایی متفاوتی در پیشبینی شوری خاک از خود نشان داده اند مطالعات نشان می‌دهد سنجنده‌ها و ماهواره‌ها به دلیل قدرت تفکیک مکانی و طیفی مختلف کارایی متفاوتی در پیشبینی شوری خاک دارند، در مطالعه‌ای، از داده‌های سنجنده MODIS و LANDSAT ETM+ برای بررسی ۸ شاخص شوری و گیاهی در دشت قزوین استفاده کردند. طی این مطالعه مشخص گردید تصاویر لندست ۷ به دلیل قدرت تفکیک مکانی بیشتر، نتایج بهتری نسبت به تصاویر MODIS ایجاد کرده است. همچنین از بین شاخص‌های شوری، SI3 بهتر از سایر شاخص‌ها عمل نموده است (Fakhar & Nazari, 2022). مطالعه دیگری در مزرعه کشت نیشکر در اتیوپی بعد از مدل‌سازی شوری خاک با کمک تصاویر لندست و داده زمینی، میزان شوری را برآورد کرد و دریافتند که نتایج حاصل از مدل‌سازی و تصاویر ماهواره لندست به خوبی توانسته است تغییرات شوری را برآورد نماید (Asfaw et al., 2018). در پاکستان نیز برای سنجش شوری خاک‌ها از شاخص‌های مختلف برآورد شوری با کمک تصاویر ماهواره‌ای، که قبلاً در منابع مختلف ارائه شده بود و بیشترین کارایی را در تشخیص شوری داشتند انتخاب و مورد ارزیابی قرار دادند. نتایج مطالعه آنان نشان داد که این شاخص‌ها در برآورد شوری در این منطقه دارای دقت بالایی بودند (Khan et al., 2005). مطالعه دیگری در شرق شهرستان لنجان در استان اصفهان، توان سنجش از دور در پیش‌بینی شوری سطحی خاک را بررسی کرده است؛ به این منظور شاخص‌های DVI، NDVI، EVI، MSAVI، SAVI، RVI، NDWI، SI1، SI2، SI3 و SBI از تصویر ماهواره‌ی لندست ۸ (ردیف و گذر ۱۶۴ و ۳۷) استخراج گردید و به همراه سه شاخص توپوگرافی ارتفاع، شیب و رطوبت توپوگرافیکی (TWI) به مدل رگرسیون خطی چندگانه و جنگل تصادفی معرفی شد. برای ارزیابی کارایی مدل‌های بدست آمده نیز نقاط مرجع شوری با استفاده از تحلیل ۵۰ نمونه خاک سطحی برداشت شده به روش تصادفی تعیین شد. مقایسه نظیر به نظیر نتایج نشان داد که جنگل تصادفی از دقت بالاتری نسبت به مدل رگرسیون برای تعیین شوری در منطقه مورد مطالعه برخوردار است (Sadeghi & Ahmadi Nadoushan, 2021).

برای تهیهٔ نقشهٔ شوری خاک در محدودهٔ زهکش حائل شوره‌زار دشت قزوین از قابلیت‌های شبکهٔ عصبی و مدل‌های رگرسیونی استفاده کردند. به این منظور شاخص‌های شوری خاک و پوشش گیاهی با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای استخراج شد. نتایج تحلیل همبستگی میانگین داده‌های زمانی نشان داد شاخص GVI دارای همبستگی منفی بالایی با همهٔ شاخص‌های شوری است. به‌منظور پیش‌بینی شوری خاک دو مدل شبکهٔ عصبی و رگرسیون با متغیرهای کمکی شامل شاخص‌های شوری خاک و پوشش گیاهی (مستخرج از تصاویر ماهواره‌ای)، داده‌های میدانی اندازه‌گیری‌شدهٔ شوری خاک و تراز آب زیرزمینی به کار گرفته شد. نتایج تحقیق نشان داد مدل شبکهٔ عصبی مصنوعی با ضریب تبیین ۰/۶۹، دارای دقت بیشتری نسبت به مدل رگرسیون برای پیش‌بینی شوری خاک بوده همچنین در فرایند مدل‌سازی، دقت پیش‌بینی هدایت الکتریکی خاک بیشتر از شاخص نسبت جذب سدیم خاک بوده است (Uossef gomrokchi et al., 2022)

به طور کلی بیشتر مطالعات انجام شده در حجم زیاد نمونه انجام شده است و از روش های رگرسیونی و یا شبکه عصبی استفاده کرده اند. هدف از این پژوهش انتخاب بهترین روش یادگیری ماشین در منطقه ای با تعداد محدود نمونه است. همچنین از شاخص های طیفی مختلف برای افزایش قدرت تفکیک روش های یادگیری ماشین استفاده می شود.

برای ارزیابی کارایی از معیارهایی مانند FI وزنی و ماتریس درهم ریختگی استفاده می شود که علاوه بر کارایی کلی روش های مورد استفاده کارایی هر روش در طبقات مختلف شوری خاک نیز مورد ارزیابی قرار می گیرد، این موضوعات در سایر مطالعات کمتر مورد توجه قرار گرفته است. شهرستان رامهرمز در منطقه‌ای خشک قرار گرفته است و طبقه بندی خاکهای مراتع این منطقه برای کنترل تخریب اراضی ضروری است. در این مطالعه علاوه بر اینکه از الگوریتم‌های مختلف یادگیری ماشین استفاده می‌شود و کارایی این مدل‌ها بررسی می‌شود، ارزیابی الگوریتم‌ها در طبقه‌بندی شوری خاک به شکل قابل اطمینان‌تری با استفاده از K-fold cross-validation ارزیابی شده است.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه مراتع شهرستان رامهرمز یکی از شهرستان‌های استان خوزستان می‌باشد. مساحت شهرستان رامهرمز در حدود ۱۸۰ هزار هکتار است. از نظر زمین‌شناسی، رامهرمز در زون ساختاری زاگرس چین‌خورده قرار گرفته و عمدتاً شامل نهشته‌های آبرفتی کواترنر، مارن، شیل و سنگ‌های آهکی مربوط به دوران سوم زمین‌شناسی است. ساختارهای چین‌خورده، گسل‌ها و خطوط تکتونیکی فعال از ویژگی‌های بارز زمین‌شناسی این منطقه هستند .

اقلیم منطقه گرم و نیمه‌خشک است. بر اساس آمار ایستگاه هواشناسی رامهرمز، میانگین دمای سالانه حدود ۲۵ درجه سانتی‌گراد و میانگین بارش سالانه در حدود ۳۵۰ میلی‌متر است که عمدتاً در فصول پاییز و زمستان رخ می‌دهد (۱۰)ت۷. از نظر خاک‌شناسی، خاک‌های منطقه دارای بافت متوسط تا سنگین (شنی-رسی تا رسی-شنی) هستند. در دشت‌های پست و مناطق با زهکش ضعیف، شوری و قلیائیت خاک به‌طور قابل توجهی مشاهده می‌شود. این شرایط به همراه اقلیم خشک و کاربری‌های ناپایدار، فرسایش خاک و کاهش حاصل‌خیزی را تشدید کرده است (۱۱، ۱۲).

به منظور تهیه نقشه شوری خاک مراتع شهرستان رامهرمز ابتدا در مراتع به طور تصادفی اقدام به نمونه برداری خاک گردید، که این نقاط به طور یکنواخت در کل محدوده مورد مطالعه پراکنده شده‌اند. در محدوده مورد مطالعه ۸۰ نمونه از خاک سطحی (عمق ۰ تا ۳۰ سانتی‌متر) تهیه گردید. موقعیت محل‌های نمونه‌برداری با استفاده از یک دستگاه GPS ساخت شرکت Garmin مدل etrex 32x بادقت ۳ متر ثبت گردید. شکل ۱ موقعیت نقاط نمونه برداری را نشان می‌دهد. بعد از نمونه‌برداری، نمونه‌ها به آزمایشگاه منتقل شده و پس از هواخشک شدن و عبور از الک ۲ میلی‌متری، قابلیت هدایت الکتریکی در عصاره گل اشباع (آزمایشگاه شوری آمریکا، ۱۹۵۴) توسط دستگاه شوری‌سنج مدل wtw-cond 3110 اندازه‌گیری شد. برای طبقه‌بندی تصایر ماهواره‌ای و تهیه نقشه طبقات شوری خاک در محدوده مورد مطالعه، ابتدا نقشه کاربری اراضی برای سال ۱۴۰۳ با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای و الگوریتم جنگل تصادفی و نقاط تعلیمی تهیه گردید. لایه‌های NDVI و NDWI نیز به عنوان لایه‌های کمکی برای طبقه‌بندی تصاویر لندست ۹ و تهیه نقشه کاربری اراضی مورد استفاده قرار گرفت. پس از تأیید صحت نقشه کاربری اراضی تهیه شده با استفاده از ضریب کاپا، طبقه‌بندی شوری خاک در اراضی مرتعی و مراتعی که در سال‌های گذشته توسط اداره منابع طبیعی با استفاده از گونه‌های درختی جنگل کاری شده‌اند، انجام شد.

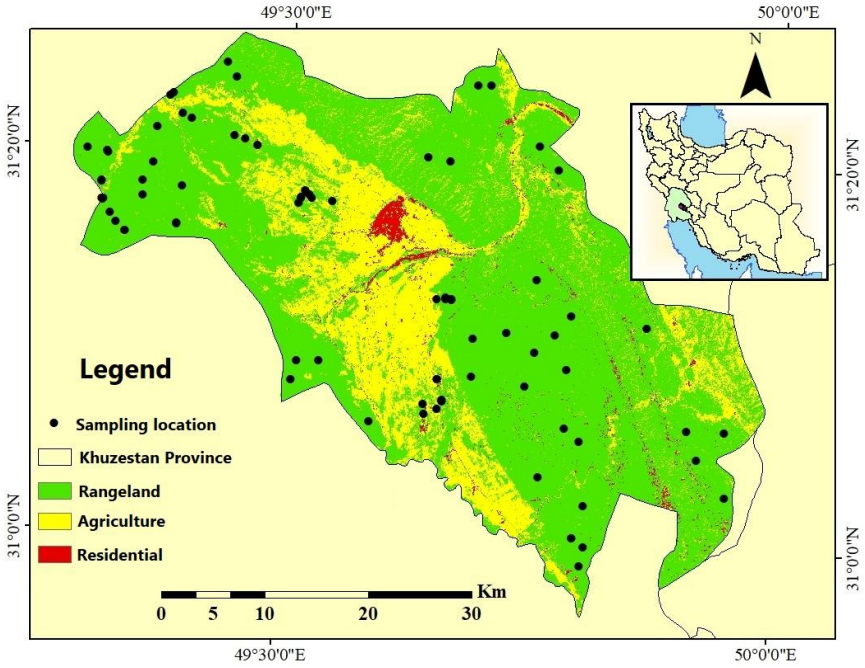


Figure (1) Location of Sampling points in Ramhormoz County

تصاویر ماهواره لندست ۹ در زمانی نزدیک به زمان نمونه‌برداری (۱۴۰۳/۱/۲۱) در نرم افزار Google Earth Engine انتخاب گردید. ترکیب‌های باندی مختلف و شاخص‌های متفاوتی که برای سنجش شوری خاک ارائه شده‌اند از جمله SI، BI، SI1، SI2، NDVI، NDWI و NDSI تهیه شدند. برای تعیین شاخص‌ها BI (Singh, 2022)، SI (Khan et al., 2005) و NDSI (Singh, 2022) از روابط (۱)تا (۳) استفاده شد:

$$BI = \sqrt{(R + NIR^2)} \quad (۱)$$

$$SI = \sqrt{(R \times NIR)} \quad (۲)$$

$$NDSI = \frac{(R - NIR)}{(R + NIR)} \quad (۳)$$

که در آن R باند قرمز و NIR باند فروسرخ نزدیک است. به جز تصاویر ماهواره‌ای در این مطالعه از ارتفاع نیز به عنوان یک متغیر محیطی استفاده گردید. برای کاهش تعداد متغیرهایی که در فرآیند مدلسازی به کار گرفته شدند، ضریب همبستگی پیرسون بین متغیرها محاسبه شد. از میان متغیرهایی که دارای همبستگی بیش از ۸۰ درصد (مثبت یا منفی) بودند، یکی برای استفاده در مدلسازی انتخاب و دیگری حذف شد. سپس برای یافتن بهترین ترکیب باندی به کمک روش‌های یادگیری ماشین ترکیب‌های مختلف باندها و شاخص‌ها و متغیر محیطی تهیه شد. به این منظور ابتدا مقادیر طیفی مربوط به هر یک از نقاط نمونه‌برداری با کمک تصاویر و ترکیب‌های باندی مختلف مشخص و با روش‌ها و الگوریتم‌های مختلف بهترین ترکیب باندی انتخاب گردید.

یکی از روش‌های مورد استفاده برای ارزیابی عملکرد مدل‌های یادگیری ماشین، اعتبارسنجی متقابل است. در روش K-fold، داده‌ها به K زیرمجموعه مساوی تقسیم می‌شوند و در هر تکرار، یکی از زیرمجموعه‌ها برای آزمون و سایر بخش‌ها برای آموزش مدل استفاده می‌شود. این فرآیند K بار تکرار شده و میانگین دقت مدل‌ها محاسبه می‌گردد. مطالعات نشان می دهد K برابر ۱۰ عملکرد بهتری نسبت به مقادیر پایین‌تر یا بالاترK دارد و تعادل مناسبی بین بایاس (Bias) و واریانس (Variance) در برآورد عملکرد مدل‌ها فراهم می‌کند و در بسیاری از مسائل کاربردی، به‌عنوان مقدار پیش‌فرض توصیه شده است (Kohavi,

1995). در این مطالعه مقدار K برابر ۱۰ در نظر گرفته شد. بررسی‌ها نشان داده است که میزان کارایی بر اساس دقت بستگی به تعداد نمونه دارد اما به طور کلی اگر میزان دقت کمتر از ۶۰ درصد باشد کارایی مدل ضعیف ۷۰-۶۰ درصد کارایی متوسط و ۸۰-۷۰ درصد کارایی خوب و ۹۰-۸۰ درصد کارایی خیلی خوب خواهد بود (Kuhn & Johnson, 2013).

به منظور ارزیابی مدل‌های مورد استفاده در این تحقیق ابتدا ماتریس درهم‌ریختگی برای هر روش بدست آمد و سپس با استفاده از آن شاخص‌های دقت کلی (Overall Accuracy)، Precision، Recall و امتیاز F1 وزنی (F1-Score Weighted) برای هر روش محاسبه گردید.

ماتریس درهم‌ریختگی

ماتریس درهم ریختگی یک ماتریس مربعی است که در آن مقدار نمونه‌های پیش بینی شده را در برابر مقدار واقعی آنها نشان می‌دهد. سطرها کلاس‌های پیش‌بینی شده و ستون‌ها نشانگر کلاس‌های واقعی هستند و سطر اصلی نشان‌دهنده تعداد پیش بینی‌هایی است که به درستی انجام شده‌اند. در این ماتریس چهار جز اصلی وجود دارد، False Positive (FP) تعداد نمونه‌هایی که در کلاس مورد نظر به درستی شبیه سازی شده اند،(FP) False Positive تعداد نمونه‌هایی است که نادرست در کلاس دیگری پیش بینی شده است. Negative (FN) تعداد نمونه‌هایی که به صورت نادرست در کلاس مورد نظر پیش بینی نشده اند، True Negative (TN) نیز تعداد نمونه‌هایی است که به درستی در کلاس نادرست پیش بینی شده اند (Feizizadeh et al., 2022). بر اساس این ماتریس، چهار شاخص اصلی زیر محاسبه شد.

صحت کلی

این ساده‌ترین معیار برای ارزیابی صحت نتایج است که از نسبت تعداد نمونه‌هایی که درست شبیه سازی شده‌اند به کل نمونه‌ها است. صحت کلی از رابطه (۴) بدست می آید(Aziz et al., 2024) .

$$\text{Overall Accuracy} = \frac{N_{Correct}}{N_{Total}} \quad (۴)$$

که در این رابطه $N_{Correct}$ تعداد نمونه‌هایی است که به درستی شبیه سازی شده‌اند و N_{Total} کل نمونه‌ها است.

Precision

این شاخص نشان می‌دهد که چه نسبتی از داده‌هایی که به یک کلاس خاص نسبت داده‌شده اند واقعاً به آن کلاس تعلق دارند (Foody, 2023). از رابطه (۵) این شاخص محاسبه می شود.

$$\text{Precision} = \frac{Tp}{Tp + Fp} \quad (۵)$$

Recall

این شاخص که گاهی حساسیت (Sensitivity) نیز معرفی می‌شود، نشان می‌دهد که مدل از میان تمام نمونه‌هایی که واقعاً به یک کلاس خاص تعلق دارند، چه نسبتی را به درستی پیش بینی کرده است (Foody, 2023). رابطه (۶) برای محاسبه این شاخص استفاده می شود.

$$\text{Recall} = \frac{Tp}{Tp + FN} \quad (۶)$$

امتیاز F1 وزنی

در این روش، هر کلاس بر اساس تعداد نمونه‌های واقعی آن کلاس وزن‌دهی می‌شود. این معیار برای داده‌هایی با توزیع نامتوازن کلاس‌ها مناسب‌تر از F1 است. در اینجا ابتدا مقدار F1 محاسبه می‌شود و سپس با توجه به تعداد نمونه‌های واقعی آن کلاس وزن‌دهی (Ni) می‌شود(Zheng et al., 2024).

$$F1 = \frac{\text{Precision} \times \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \quad (۷)$$

$$F1 - \text{Weighted} = \frac{\sum_{i=1}^{n} F1_i \times N_i}{\sum_{i=1}^{n} N_i} \quad (۸)$$

در نهایت بهترین مدل برای تهیه نقشه شوری خاک انتخاب می گردد و نقشه طبقات شوری خاک با استفاده از سامانه گوگل ارث انجین[1] و ArcGIS تهیه می‌شود.

مدل درخت‌های طبقه‌بندی (CART)

این الگوریتم یکی از مهم‌ترین و پرکاربردترین الگوریتم‌های یادگیری ماشین است و برای طبقه‌بندی و رگرسیون و تحلیل داده استفاده می‌شود. این روش برای پردازش داده‌ها از یک ساختار درختی بهره می‌برد (Breiman et al., 2017). مزیت اصلی این الگوریتم سادگی، شفافیت و توانایی تفسیر ساده آن است. در این الگوریتم احتمال بیش برازش، به‌دلیل گرایش الگوریتم به ساخت درخت‌های بزرگ وجود دارد (Song & Lu, 2015). در این پژوهش با توجه به تعداد محدود نمونه برای جلوگیری از بیش برازش باید از انتخاب عمق زیاد درخت اجتناب کرد. بنابراین عمق درخت ۴ درنظر گرفته شد که در نهایت می‌تواند ۱۶ برگ ایجاد کند. حداقل تعداد نمونه برای ایجاد انشعاب ۸ و حداقل تعداد نمونه در گره‌های انتهایی برابر با ۲ انتخاب گردید. هرس درخت با استفاده از اعتبارسنجی متقابل انجام شد تا از بیش‌برازش جلوگیری شود (Breiman, 2001).

الگوریتم جنگل تصادفی

جنگل تصادفی یکی از الگوریتم‌های یادگیری ماشین است که بر تکنیک ترکیبی (Ensemble) استوار است، در این الگوریتم، تعدادی درخت تصمیم با استفاده از نمونه‌گیری تصادفی از داده‌ها و ویژگی‌ها ساخته می‌شوند. از این مجموعه درختان تصمیم برای بهبود دقت مدل و کاهش بیش‌برازش استفاده می‌کند؛ هر درخت به‌صورت مستقل آموزش می‌بیند و در مرحله پیش‌بینی، نتایج تمامی درخت‌ها با هم ترکیب می‌شوند تا پیش‌بینی نهایی بدست آید (Breiman, 2001). یکی از مزایای اصلی جنگل تصادفی، توانایی آن در مدیریت داده‌های با ابعاد بالا و کاهش واریانس مدل است. همچنین، این الگوریتم نسبت به درخت‌های تصمیم تکی، مقاومت بیشتری در برابر بیش‌برازش دارد (Imani et al., 2025; Probst et al., 2019).

مطالعات نشان داده است که با توجه به تعداد نمونه کم (۸۰ عدد) تعداد درختان باید کم درنظر گرفته شود چرا که تعداد زیاد درخت باعث بیش برازش مدلسازی می‌شود (Breiman, 2001). بنابراین در این پژوهش تعداد درخت ۵۰ و حداکثر عمق درختان، ۵ انتخاب شد. حداقل تعداد نمونه مورد نیاز برای تقسیم یک گره حدود ۵ درصد کل نمونه‌ها معادل ۴ درنظرگرفته شد تا از انشعابات زیاد جلوگیری گردد. با توجه به تعداد متغیر ورودی، تعداد متغیرهای تصادفی انتخاب‌شده در هر گره برابر با ۲ تعیین شد تا از ایجاد برگ‌های بسیار کوچک و بیش‌برازش جلوگیری شود. در نهایت، مقدار دانه تصادفی برابر ۴۲ در نظر گرفته شد تا قابلیت تکرار نتایج فراهم گردد.

ماشین بردار پشتیبان (SVM)

1- Google Earth Engine

ماشین بردار پشتیبان (SVM) یکی از الگوریتم‌های قدرتمند یادگیری نظارت‌شده است که برای طبقه‌بندی و رگرسیون استفاده می‌شود. این الگوریتم تلاش می‌کند یک خط یا ابرصفحه (Hyperplane) ایجاد کند به نحوی که داده‌ها را به خوبی بتواند تفکیک کند و حاشیه (Margin) بین کلاس‌ها حداکثر شود. این الگوریتم وقتی الگوی داده‌ها ساده نباشداز روشی به نام هسته (Kernel Trick) استفاده می‌کند که می‌تواند به‌طور مؤثر داده‌های پیچیده را مدل نماید و روابط غیرخطی را ارائه کند. این الگوریتم در برابر بیش‌برازش مقاومت خوبی دارد (Cortes & Vapnik, 1995). با وجود دقت بالا، یکی از معایب آن، افزایش زمان آموزش و تنظیم دقیق پارامترهای مدل وقتی داده‌های بزرگ و با الگوی پیچیده مورد بررسی قرار می گیرند (Hossin & Sulaiman, 2015). در این پژوهش از سه تابع کرنل مختلف شامل خطی(Linear) ، چندجمله‌ای (Polynomial) و شعاعی (RBF) برای مدلسازی استفاده شد. در مدلسازی با تابع کرنل خطی پارامتر C یک درنظر گرفته شد تا مقدار خطای طبقه‌بندی را کاهش دهد و همزمان حاشیه بین کلاس‌ها حداکثر گردد همچنین مقدار زیاد C می‌تواند منجر به بیش برازش شود (Hsu et al., 2003). در مدل سازی SVM با تابع شعاعی مقدار C برای فرصت بیشتر برای آموزش ۱۰ انتخاب گردید. مقدار گاما نیز ۰/۲ درنظرگرفته شد. در مورد مدل SVM با تابع کرنل چند جمله‌ای، درجه تابع هرچه بالاتر رود پیچیدگی مدل افزایش می یابد (Hsu et al., 2003)، بنابراین درجه تابع ۲ و مقدار C یک انتخاب شد.

نتایج و بحث

در این پژوهش که از ۸۰ نمونه خاک برای بررسی شوری خاک مراتع شهرستان رامهرمز استفاده شده است، نتایج اندازه گیری شوری خاک و pH در نمونه‌ها نشان داد که بیشترین شوری ۱۱/۳۴ و کمترین ۱/۷۹ دسی زیمنس بر متر و بیشترین و کمترین pH به ترتیب ۸/۳۱ و ۷/۳ است. جدول (۱) خلاصه آماری ویژگی اندازه گیری شده در محدوده مود مطالعه را نشان می‌دهد.

برای طبقه‌بندی شوری خاک از جدول (۲) استفاده گردید (۲۴). باتوجه به طبقه‌بندی ارائه شده در جدول (۲) در محدوده مورد مطالعه خاکهای بسیار شور وجود ندارد.

نقشه کاربری اراضی (شکل ۲) برای تفکیک اراضی مرتعی در سامانه گوگل ارث انجین و با کمک الگوریتم جنگل تصادفی تهیه گردید. در این نقشه سه طبقه شامل، اراضی مسکونی، کشاورزی، مراتع تفیک شد. برای ارزیابی صحت نقشه کاربری اراضی تهیه شده، از ضریب کاپا استفاده شد که در این منطقه ۰/۹۸ بدست آمد که نشان دهنده صحت خوب نقشه کاربری راضی تهیه شده است. با توجه به نقشه کاربری اراضی مشخص گردید ۷۳ درصد مراتع و اراضی طبیعی و ۲۵ درصد اراضی کشاورزی و کمتر از ۲ درصد را مناطق مسکونی و ساخته شده تشکیل می‌دهد.

Table (1) Statistical summary of EC values measured in soil samples

Parameter	Mean	Maximum	Minimum	CV
EC (dS/m)	4.08	11.34	1.79	2.57
pH	7.8	8.31	7.3	0.24

Table (2) Soil salinity classification

Soil salinity category	Electrical Conductivity (dS/m)	Class
Non-saline	0-2	1
Slightly saline	2-4	2
Moderately saline	4-8	3
Highly saline	8-16	4
Very highly saline	>16	5

با توجه به همبستگی پیرسون میان بازتاب باندهای مختلف و ترکیبات باندی متفاوت که نتایج آن در جدول (۳) آمده است، متغیرهایی که دارای همبستگی زیاد با یکدیگر بودند حذف شدند و در نهایت متغیرهای B10، BI، NDVI و NDWI در طبقه‌بندی تصاویر استفاده شدند.

بعد از انتخاب متغیرها با استفاده از روش‌های ماشین بردار پشتیبان، شبکه عصبی مصنوعی و روش درخت تصمیم اقدام به تهیه نقشه گروه‌های شوری خاک با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای گردید.

به منظور ارزیابی کارایی مدل های مورد استفاده ماتریس درهم‌ریختگی برای روش های مختلف ترسیم گردید. جدول (۴) برخی از ماتریسهای ترسیم شده را نشان می‌دهد.

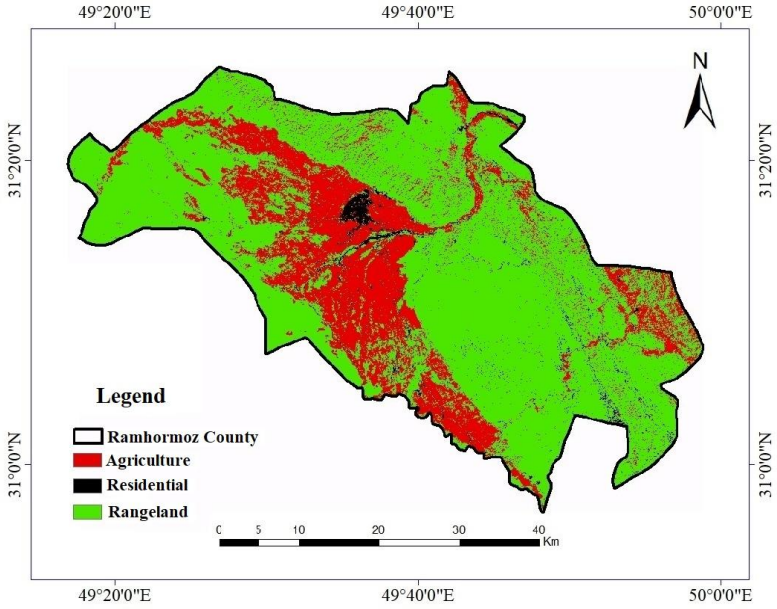


Figure (2) Land-use map of Ramhormoz County in 2024

Table (3) Pearson correlation coefficients among the variables used in this study

	B10	B2	B1	B3	B4	B5	B6	B7	BI	SI2	NDVI	NDWI	NSDI	SI1
B10	1													
B2	0.63*	1												
B1	0.38*	0.88*	1											
B3	0.48*	0.95*	0.98*	1										
B4	0.28*	0.80*	0.99*	0.95*	1									
B5	0.33*	0.74*	0.89*	0.88*	0.88*	1								
B6	0.20 ns	0.32*	0.70*	0.59*	0.78*	0.72*	1							
B7	0.15 ns	0.35*	0.71*	0.60*	0.79*	0.66*	0.96*	1						
BI	0.32*	0.79*	0.96*	0.94*	0.96*	0.98*	0.77*	0.74*	1					
SI2	0.37*	0.84*	0.98*	0.96*	0.97*	0.96*	0.73*	0.71*	0.99*	1				
NDVI	0.00 ns	0.51*	0.67*	0.60*	0.72*	0.31*	0.53*	0.63*	0.51*	0.51*	1			
NDWI	0.52*	0.21 ns	0.22 ns	0.07 ns	0.35*	0.22 ns	0.80*	0.82*	0.28*	0.23 ns	0.36*	1		
NSDI	0.00 ns	0.51*	0.67*	0.60*	0.72*	0.31*	0.53*	0.63*	0.54*	0.52*	0.00 ns	0.36*	1	
SI1	-0. 38*	0.88*	1.00*	0.98*	0.99*	0.89*	0.70*	0.71*	0.96*	-0.97*	0.67*	-0.22ns	0.67*	1

*indicates significant correlation at $p < 0.05$; ns = not significant.

Table (4) Confusion matrix results for selected machine learning methods

	Non-saline	Slightly saline	Moderately saline	Highly saline
Non-saline	10	2	1	0
Slightly saline	2	24	3	1
Moderately saline	1	5	11	2
Highly saline	0	1	2	15

CART method

	Non-saline	Slightly saline	Moderately saline	Highly saline
Non-saline	6	4	2	1
Slightly saline	3	19	4	3
Moderately saline	2	3	12	2
Highly saline	3	1	4	10

RF method

به منظور ارزیابی کمی کارایی مدل‌های یادگیری ماشین مورد استفاده در شبیه سازی مقادیر گروههای شوری خاک در این پژوهش، از شاخص‌های Precision، Recall و F1 استفاده گردید. این شاخص‌ها بر اساس ماتریس درهم ریختگی برای همه روشهای یادگیری ماشین و همه گروه‌های شوری خاک محاسبه گردید که در جدول (۵) نشان داده شده است. نتایج نشان داد که روش های مختلف ودر همه کلاسها کارای های متفاوتی از خود نشان داده اند. در روش CART بیشترین تعداد پیش‌بینی‌های درست مربوط به گروه بسیار شور با ۱۵ پیش‌بینی درست از ۱۸ نمونه واقعی و کلاس کم شور با ۲۴ پیش‌بینی درست از ۳۰ نمونه واقعی بود. بنابراین بیشترین دقت مربوط به کلاس بسیار شور (۸۳ درصد) و کلاس کم شور (۸۰ درصد) بود. کمترین دقت مربوط به کلاس با شوری متوسط (۵۸ درصد) بود به گونه‌ای که از ۱۹ نمونه در این گروه ۵ نمونه به اشتباه در گروه با شوری کم قرار داده شده است.

از ماتریس روش جنگل تصادفی و محاسبه شاخص‌های کارایی مشخص شد گروه غیرشور با Precision وRecall به ترتیب ۴۶/۲ و ۴۲/۹ درصد کمترین کارایی را در بین سایر گروه‌های شوری داشته اند. روش جنگل تصادفی در شبیه سازی گروه با شوری کم کارایی نسبتاً بهتری داشته است. از نظر مبانی نظری روش جنگل تصادفی برای کارایی مناسب نیاز به تعداد داده بسیار بیشتری دارند تا بتوانند به خوبی آموزش ببینند و نتایج صحیحی را پیش‌بینی کنند.

ماتریس درهم ریختگی SVM با تابع خطی و نتایج شاخص های کمی کارایی بیان کننده این نتیجه است که این مدل در خاکهای با شوری کم بهترین نتیجه را داشته است و در شبیه سازی خاکهای با شوری متوسط و بسیار شور ضعیف‌ترین کارایی را داشته است؛ عملکرد ضعیف در این گروهها نشان می‌دهد مرزهای خطی برای تفکیک این گروه‌ها کافی نبوده است.

در مورد روش SVM با توابع شعاعی و چندجمله‌ای ماتریس درهم ریختگی و شاخص‌های کمی کارایی گروههای شوری نشان داد که این روش ها در همه گروهها کارایی مناسبی نداشته‌اند اما در گروه شوری کم و شوری متوسط کارایی بهتری نسبت به سایر گروههای شوری از خود نشان داده اند.

ماتریس درهم ریختگی روش MLP نیز در گروه شوری کم و شوری زیاد بهترین تفکیک را انجام داده است و در شوری متوسط و غیر شور کمترین کارایی را دارد. در این روش از ۱۳ نمونه واقعی گروه غیرشور، تنها ۶ نمونه به درستی طبقه‌بندی شده است و در گروه خاکهای با شوری کم نیز از ۳۰ نمونه تنها ۱۸ نمونه در گروه صحیح طبقه بندی شده‌اند. ضعیف‌ترین کارایی را روش شبکه عصبی از خود نشان داده است. دلیل اصلی عملکرد ضعیف شبکه عصبی، نسبت نامناسب داده به پارامتر است.

به طورکلی می‌توان گفت همه روش‌های یادگیری ماشین در تفکیک گروه خاک های با شوری متوسط کمترین کارایی را داشته اند که به دلیل همپوشانی طیفی این گروه با گروه های با شوری کم و شوری زیاد است. همچنین در گروه بسیار شور بالاترین Recall را در همه روش ها داشته است که به دلیل تفاوت طیفی این گروه نسبت به سایر گروهها است. نتایج بررسی ماتریس درهم ریختگی و شاخص های کمی کارایی در گروههای مختلف شوری نشان داد مدل CART با ساختار ساده، بهترین عملکرد را داشته است.

نتایج ارزیابی کارایی چهار مدل یادگیری ماشین، شبکه عصبی مصنوعی (ANN) ، جنگل تصادفی، درخت تصمیم(CART) و ماشین بردار پشتیبان (SVM) در جدول (۶) ارائه شده است. عملکرد مدل‌ها با استفاده از معیارهای صحت کلی و امتیاز F1 وزنی مورد بررسی قرار گرفت. با توجه به نتایج بدست آمده مشخص گردید که روش شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP) دارای امتیاز F1 وزندهی شده ۵۴/۸ است. در روش ماشین بردار پشتیبان توابع کرنل مختلف نتایج متفاوتی ارائه نموده اند. امتیاز F1 وزندهی شدهدر روش SVM با تابع کرنل خطی ۶۳/۶ و با تابع کرنل چند جمله ای و شعاعی ۵۷/۶ بدست آمد. همچنین جدول (۶) نشان می‌دهد، مدل CART با میانگین دقت ۷۵ درصد و امتیاز F1 وزندهی شده ۷۴/۹ عملکرد بهتری در طبقه‌بندی کلاس‌های شوری نسبت به سایر مدل‌ها داشته است. مدل جنگل تصادفی نیز با دقت ۵۸/۸ درصد و F1 معادل ۵۹ در رتبه سوم از نظر دقت قرار گرفته است.

با توجه به میزان امتیاز F1 وزنی و صحت کلی روش‌های مختلف می‌توان دریافت مدل CART بهترین دقت را در شبیه سازی طبقات شوری خاک داشته است.

Table (5) Accuracy assessment results of selected machine learning methods for different soil salinity classes

Highly saline	Moderately saline	Slightly saline	Non-saline	Soil salinity category	Machine Learning Method
83.3	64.7	75	76.9	Precision	CART
83.3	57.9	80	76.9	Recall	
83.3	61.1	77.4	76.9	F1-Score	
58.8	54.5	70.4	42.9	Precision	Random Forest
55.6	63.2	63.3	46.2	Recall	
57.1	58.5	66.7	44.4	F1-Score	
58.8	52.6	71.9	66.7	Precision	SVM-Linear Mode
55.6	52.6	76.7	61.5	Recall	
57.1	52.6	74.2	64	F1-Score	
68.8	45	62.1	40	Precision	Artificial Neural Network (ANN)
61.1	47.4	60	46.2	Recall	
64.7	46.2	61	42.9	F1-Score	

Table (6) Performance evaluation of machine learning methods for soil salinity classification

F1-Weighted	Overall Accuracy	Machine Learning Method	
55.4	**55**	**Artificial Neural Network (ANN)**	
58.8	59	Random Forest	
74.9	75	CART	
63.6	63.7	Linear Kernel	SVM
57.6	58	Polynomial Kernel	
56.4	56.5	Radial Kernel	

با توجه به ماهیت مدل های مورد استفاده می‌توان گفت به دلیل تعداد کم داده مدل هایی که فاقد پیچیدگی های زیاد هستند کارایی بهتری داشته اند. به طوری که مدل CART که ساده ترین ساختار را بین مدل های مورد استفاده داشته است نتایج بهتری ارائه کرده است (Zheng et al., 2024). مدل SVM با تابع کرنل خطی نیز که تعداد پارامترهای کمتری در مدلسازی استفاده می کند, عملکرد قابل قبولی از خود ارائه کرده است.

شبکه عصبی با الگوریتم پرسپترون چندلایه (MLP) عملکرد مناسبی نداشت که می تواند به دلیل حجم کم داده برای آموزش باشد. مطالعات متعددی به اهمیت حجم داده و تنظیم دقیق ساختار شبکه در بهبود عملکرد MLP اشاره دارند (۱۰، ۲۸). جنگل تصادفی نیز عملکردی نسبتاً مشابه و شبکه عصبی مصنوعی ارائه داد. علت این امر به دلیل محدود بودن داده‌های مورد استفاده و پیچیدگی زیاد مدل‌های جنگل تصادفی است (Aksoy et al., 2022; Liu et al., 2024; Molaeinasab et al., 2025)

نقشه‌های طبقه‌بندی اراضی مرتعی با استفاده از الگوریتم‌های مختلف تهیه گردید که برخی از نتایج در شکل (۳) آورده شده است.

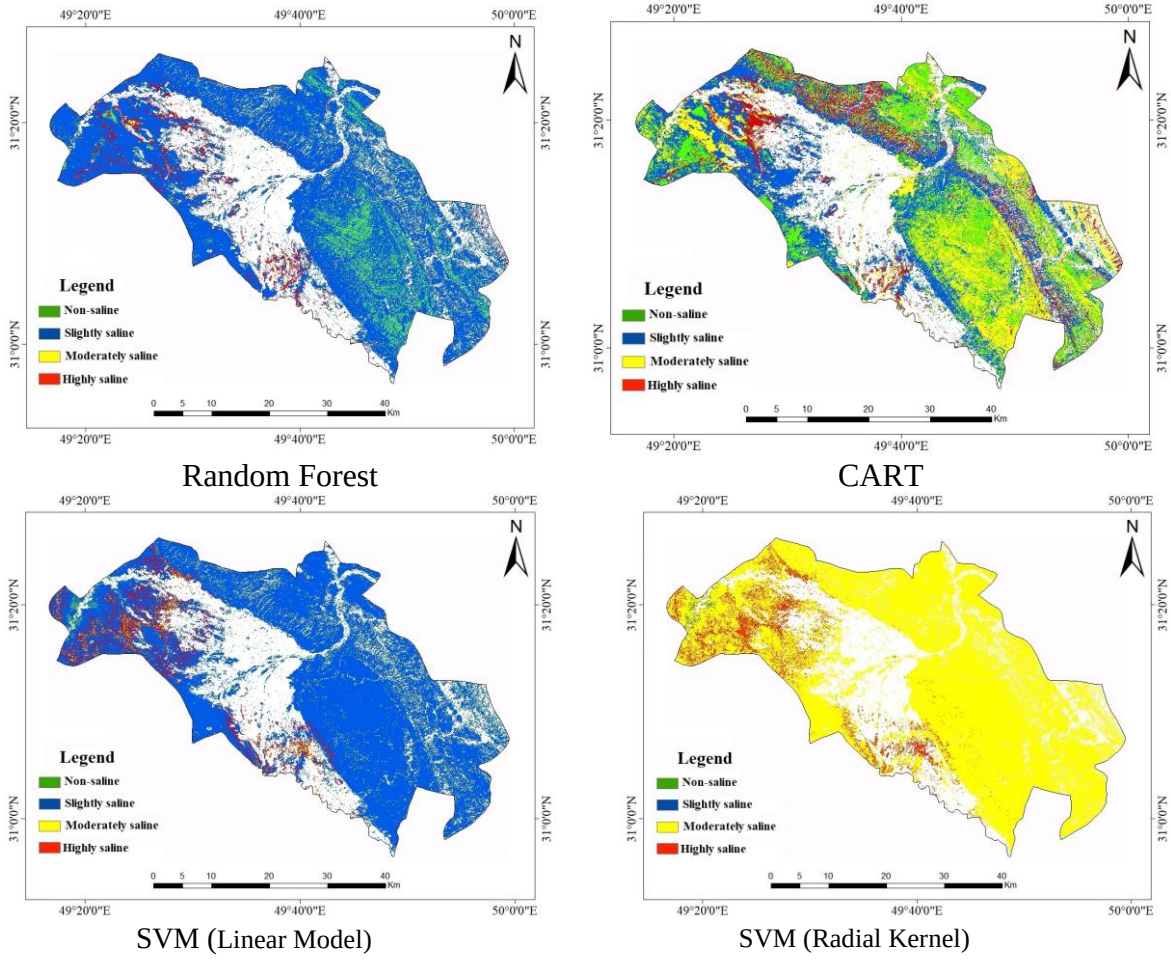


Figure (3) Soil salinity classification maps of Ramhormoz County using different algorithms

در نهایت برای طبقه بندی خاکهای مراتع شهرستان رامهرمز از روش CART استفاده گردید. نقشه‌های خروجی با استفاده از مدل CART تهیه گردید و نتایج نشان داد که نواحی جنوبی و شمالی منطقه بیشترین میزان شوری را دارند. این یافته با داده‌های نمونه‌برداری میدانی کاملاً هم‌خوانی دارد و دقت مدل را تأیید می‌کند.

با توجه به جدول (۷) مشخص می‌شود که ۱۳/۵ درصد از مراتع شهرستان دارای خاک‌های با شوری زیاد و ۶۲/۴ درصد دارای خاک‌های با شوری کم تا متوسط است . بخش‌های غربی، جنوبی و شمال محدوده دارای خاک‌های با شوری زیاد هستند.

Table (7) Percentage area of different soil salinity classes in the rangelands of Ramhormoz County based on the CART model

Percentage area	salinity classe
24.1	Non-saline
33.7	Slightly saline
28.7	Moderately saline
13.5	Highly saline

نتیجه‌گیری

در این مطالعه، عملکرد چهار روش یادگیری ماشین شامل درخت تصمیم (CART)، جنگل تصادفی (Random Forest)، ماشین بردار پشتیبان خطی (Linear SVM) و شبکه عصبی مصنوعی (ANN) برای طبقه‌بندی شوری خاک در منطقه‌ای به وسعت ۱۳۰,۰۰۰ هکتار با استفاده از ۸۰ نمونه برداشت‌شده بر روی تصاویر ماهواره‌ای مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج به دست آمده نشان داد که مدل CART با عملکرد خوب، بهترین عملکرد را در میان مدل‌های مورد بررسی داشته است. این مدل درطبقه بندی خاکهای با شوری زیاد و شوری کم عملکرد خوبی داشته است.

همچنین مدل SVM با تابع کرنل خطی با کارایی متوسط، دومین عملکرد برتر را به خود اختصاص داد و نشان داد که در شرایطی که داده‌های محدودی از منطقه در دسترس باشد این مدل می‌تواند عملکرد متوسطی از خود نشان دهد. از سوی دیگر روش های شبکه عصبی مصنوعی و جنگل تصادفی دارای کارایی ضعیف و غیر قابل قبولی بودند. دلیل اصلی این عملکرد ضعیف کمبود داده‌ها و نسبت نامناسب داده به پارامتر در این روش‌ها است. در این روش‌ها کمبود داده باعث بیش برازش گردیده است. همچنین نتایج ارزیابی عملکرد مدل‌ها در گروههای مختلف شوری نشان داد کلاس خاک با شوری متوسط در همه روش‌های مورد استفاده چالش برانگیز بوده است و علت آن همپوشانی طیفی با گروه با شوری کم و شوری زیاد است. در مقابل کلاس خاک با شوری زیاد به خوبی توسط اکثر روش‌های مورد استفاده تفکیک شده است.

نتایج نشان داد، یکی از عوامل مؤثر بر انتخاب روش حجم نمونه است. پیشنهاد می‌شود در مطالعات آینده، از ترکیب داده‌های چندمنبعی مانند تصاویر با وضوح بالاتر یا داده‌های راداری به همراه مدل‌های پیشرفته‌تر مانند یادگیری عمیق (Goodfellow & Bengio) برای بهبود دقت طبقه‌بندی استفاده شود. همچنین میزان کارایی روش‌های افزایش داده را مورد بررسی قرار داد تا درصورت کمبود داده بتوان از این روش‌ها برای افزایش تعداد نمونه ها استفاده کرد.

سپاس گزاری

این مقاله بر پایه‌ی داده‌ها و یافته‌های طرح پژوهشی که در دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی خوزستان به شماره ۱۴۰۳/۲۹ به انجام رسیده، استخراج و تدوین شده است.

References

Aksoy, S., Yildirim, A., Gorji, T., Hamzehpour, N., Tanik, A., & Sertel, E. (2022). Assessing the performance of machine learning algorithms for soil salinity mapping in Google Earth Engine platform using Sentinel-2A and Landsat-8 OLI data. *Advances in Space Research*, *69*(2), 1072-1086. https://doi.org/10.1016/j.asr.2021.10.024 .

Asfaw, E., Suryabhagavan, K., & Argaw, M. (2018). Soil salinity modeling and mapping using remote sensing and GIS: The case of Wonji sugar cane irrigation farm, Ethiopia. *Journal of the Saudi Society of Agricultural Sciences*, *17*(3), 250-258. https://doi.org/10.1016/j.jssas.2016.05.003.

Aziz, G., Minallah, N., Saeed, A., Frnda, J., & Khan, W. (2024). Remote sensing based forest cover classification using machine learning. *Scientific reports*, *14*(1), 69. https://doi.org/10.1038/s41598-023-50863-1

Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine learning*, *45*, 5-32. https://doi.org/10.1023/A:1010933404324

Breiman, L., Friedman, J., Olshen, R. A., & Stone, C. J. (2017). *Classification and regression trees*. Routledge .

Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. *Machine learning*, *20*, 273-297. https://doi.org/10.1007/BF00994018

Fakhar, M. S., & Nazari, B. (2022). Evaluation and validation of salinity monitoring indices in the Qazvin plain. *Water and Soil Management and Modelling*, *2*(3), 40-51. https://doi.org/10.22098/mmws.2022.10142.1077

Feizizadeh, B., Darabi, S., Blaschke, T., & Lakes, T. (2022). QADI as a new method and alternative to kappa for accuracy assessment of remote sensing-based image classification. *Sensors*, *22*(12), 4506. https://doi.org/10.3390/s22124506 .

Foody, G. M. (2023). Challenges in the real world use of classification accuracy metrics: From recall and precision to the Matthews correlation coefficient. *Plos one*, *18*(10), e0291908 . https://doi.org/10.1371/journal.pone.0291908

Goodfellow, I., & Bengio, Y. (2017). Courville. a (2016) deep learning. *MIT Press.(online available)* https://doi. org/10.4258/hir. 2016.22. 4.351 .

Habibi Arbatani, V., Akbari, M., Moghaddam, Z., & Bayat, A. M. (2023). Application of the GMDH Neural Network in Monitoring Soil Salinity of Saveh Plain using Spectral and Topographic Indicators [Research]. *Journal of Water and Soil Science*, *26*(4), 249-259. https://doi.org/10.47176/jwss.26.4.27454

Hossin, M., & Sulaiman, M. N. (2015). A review on evaluation metrics for data classification evaluations. *International journal of data mining & knowledge management process*, *5*(2), 1 . https://doi.org/10.5121/ijdkp.2015.5201

Hsu, C.-W., Chang, C.-C., & Lin, C.-J. (2003). A practical guide to support vector classification .

Imani, M., Beikmohammadi, A., & Arabnia, H. R. (2025). Comprehensive analysis of random Forest and XGBoost performance with SMOTE, ADASYN, and GNUS under varying imbalance levels. *Technologies*, *13*(3), 88 .https://doi.org/10.3390/technologies13030088.

Khan, N. M., Rastoskuev, V. V., Sato, Y., & Shiozawa, S. (2005). Assessment of hydrosaline land degradation by using a simple approach of remote sensing indicators. *Agricultural Water Management*, *77*(1-3), 96-109 .https://doi.org/10.1016/j.agwat.2004.09.038

Kohavi, R. (1995). A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection. Ijcai ,

Kuhn, M & ,Johnson, K. (2013). An Introduction to Feature Selection. In: *Applied predictive modeling* (Vol. 26). Springer .https://doi.org/10.1007/978-1-4614-6849-3_19.

Liu, Y., Han, X., Zhu, Y., Li, H., Qian, Y., Wang, K., & Ye, M. (2024). Spatial mapping and driving factor Identification for salt-affected soils at continental scale using Machine learning methods. *Journal of Hydrology*, *639*, 131589 . https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2024.131589

Molaeinasab, A., Bashari, H., Esfahani, M. T., Pourmanafi, S., Toomanian, N., Aghasi, B., & Jalalian, A. (2025). Predicting soil chemical characteristics in the arid region of central Iran using remote sensing and machine learning models. *Scientific reports*, *15*(1), 22809 . https://doi.org/10.1038/s41598-025-04554-8

Pishnamaz, A. M., Rezaei, M. M., & Feizizadeh, B. (2017). Study indexes and mapping of soil salinity using remote sensing data (Case study: Aji Chay river delta) https://www.sid.ir/paper/189564/en .

Probst, P., Wright ,M. N., & Boulesteix, A. L. (2019). Hyperparameters and tuning strategies for random forest. *Wiley Interdisciplinary Reviews: data mining and knowledge discovery*, *9*(3), e1301 . https://doi.org/10.1002/widm.1301

Romiani, M., Kazemi, A., Hadipour, M., & Ahmadi, A. (2022). Mapping soil salinity using Landsat 8 images for land evaluation: A Case Study of Saveh. *Desert Ecosystem Engineering*, *9*(29), 15-26. https://doi.org/10.22052/deej.2020.9.29.11

Sadeghi, M., & Ahmadi Nadoushan, M. (2021). Evaluation and Modeling Soil Salinity Using Remote Sensing, Regression Model and Random Forest. *Iranian Journal of Soil Research*, *34*(4), 485-499. https://doi.org/10.22092/ijsr.2021.352152.560

Singh, A. (2022). Soil salinity: A global threat to sustainable development. *Soil Use and Management*, *38*(1), 39-67 . https://doi.org/10.1111/sum.12772

Song, Y., & Lu, Y. (2015). Decision tree methods: applications for classification and prediction. Shanghai Arch Psychiatry 27 (2): 130–135. https://doi.org/10.11919/j.issn.1002-0829.215044

Uossef gomrokchi, A., Hassanoghli, A., Akbari, M., Mostashari mohasses, M., & Amini, D. (2022). Prediction of Soil Salinity Using Neural Network and Multivariate Regression Based on Remote Sensing Indices and Comparison: A Case Study of Qazvin plain's Salt Marsh. *Desert Ecosystem Engineering*, *9*(28), 73-88. https://doi.org/10.22052/deej.2020.9.28.51

Zheng, Y., Dong, W., Lu, Y., Zhang, X., Dong, Y., & Sun, F. (2024). A new attention-based deep metric model for crop type mapping in complex agricultural landscapes using multisource remote sensing data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, *134*, 104204 . https://doi.org/10.1016/j.jag.2024.104204