



Print ISSN: 2251-7480  
Online ISSN: 2251-7400

Journal of  
Water and Soil  
Resources Conservation  
(WSRCJ)

**Web site:**  
<https://wsrcj.srbiau.ac.ir>

**Email:**  
iauwsrjcj@srbiau.ac.ir  
iauwsrjcj@gmail.com

**Vol. 15**  
**No. 1 (57)**

**Received:**  
2025-03-21

**Accepted:**  
2025-05-31

**Pages: 1-22**

# Modeling the Trend of Soil Salinity Changes Using Vegetation Cover, Salinity Indices and Random Forest Method

## (Case Study: Gomishan County, Golestan Province)

Saleh Arekhi<sup>1\*</sup>, Somayeh Emaduddin<sup>2</sup> and Mohammad Bahrami<sup>3</sup>

- 1) Associate Professor, Department of Geography, Faculty of Human Sciences, Golestan University, Gorgan, Iran.
  - 2) Associate Professor, Department of Geography, Faculty of Human Sciences, University of Golestan, Gorgan, Iran.
  - 3) MSc in Environmental Hazards, Faculty of Human Sciences, Golestan University, Gorgan, Iran.
- \*Corresponding author emails: s.arekhi@gu.ac.ir; arekhi1348@yahoo.com

### Abstract:

**Introduction:** Soil salinization is a land degradation process that leads to excessive accumulation of soluble salts in the soil. Given the lack of information regarding salinity characteristics, especially modern mapping approaches, and the importance of soil salinity as a dynamic and influential characteristic on soil quality, the present study was conducted based on spatial modeling of soil salinity with a random forest model in the study area of Gomishan County, Golestan Province, during the period 2000 to 2024.

**Methods:** In the present study, 150 sampling points were selected using the Latin hypercube method and 36 parameters were used as environmental data in modeling, including vegetation cover indices, soil salinity indices, and satellite images band indices (such as blue, green, red bands, etc.). Also, to prepare the desired indicators, Landsat (TM) satellite images from 2000 and Landsat 8 (OLI sensor) from 2024 were used. After preparing environmental parameters and soil salinity data, the Random Forest (RF) model was used for modeling. The results of descriptive statistics for soil surface EC show that the soil EC value in 150 soil samples varied from 0.28 to 107.46 deci-Siemens per meter (ds/m) and its standard deviation is 2.58. The most important parameters obtained from the sensitivity analysis of the random forest model in soil salinity modeling are vegetation cover indices such as MNF, PCA and band indices of satellite images. Given that the vegetation cover of the region is poor, the presence and accumulation of salt on the soil surface are easily identified by the main components of the Landsat satellite image.

**Results:** The results showed that there is a strong correlation between soil data and environmental variables, such that the final map predicted soil salinity with a coefficient of determination of 0.87. A comparison of the trend of soil salinity changes from 2000 to 2024 shows that the Gomishan region is moving towards salinization during this period. The maximum and minimum salinity values in 2000 were 0.93 and 54.65, respectively, and the maximum and minimum salinity values in 2024 were 1.14 and 71.87 deci-Siemens per meter (ds/m), respectively. The results of comparing the trends in soil salinity classes showed that the areas of the no-limitation, low-limitation, and high-limitation classes decreased by 848, 12,110, and 15,202 hectares (-0.63, 8.95, and -11.23 percent), respectively, and the areas of the high-limitation, very high-limitation, and severe-limitation classes increased by 3,256, 18,906, and 5,995 hectares (2.41, 13.97, and 4.43 percent), respectively.

**Conclusion:** The trend of salinity changes in the region is increasing towards the center and south, which is consistent with the trend of changes in the most important auxiliary variables identified, such as PCA. From the results of this study, it can be concluded that the soils of the studied region have limited salinity and also have high spatial variability in terms of the amount of soil parameters, especially salinity. This indicates that soil maps are needed to improve and refinement the soils of the Gomishan region.

**Keywords:** Soil salinity, mapping, sensitivity analysis, modeling, Gomishan region, Golestan



# مدل سازی روند تغییرات شوری خاک با استفاده از شاخص‌های پوشش گیاهی، شوری و روش جنگل تصادفی

(مطالعه موردی: شهرستان گمیشان، استان گلستان)

صالح آرخی<sup>۱\*</sup>، سمیه عمام الدین<sup>۲</sup> و محمد بهرامی<sup>۳</sup>

۱) دانشیار، گروه جغرافیا، دانشکده علوم انسانی، دانشگاه گلستان، گرگان، ایران.

۲) دانشیار، گروه جغرافیا، دانشکده علوم انسانی، دانشگاه گلستان، گرگان، ایران.

۳) دانش آموخته کارشناسی ارشد مخاطرات محیطی، دانشکده علوم انسانی، دانشگاه گلستان، گرگان، ایران.

\* ایمیل نویسنده مسئول: s.arekhi@gu.ac.ir; arekhi1348@yahoo.com

شاپا چاپی: ۲۲۵۱-۷۴۸۰  
شاپا الکترونیکی: ۲۲۵۰-۷۴۰۰

## نشریه حفاظت منابع آب و خاک

آدرس تارنما:

<https://wsrcj.srbiau.ac.ir>

پست الکترونیک:

[iauwsrcj@srbiau.ac.ir](mailto:iauwsrcj@srbiau.ac.ir)

[iauwsrcj@gmail.com](mailto:iauwsrcj@gmail.com)

## سال پانزدهم شماره ۱ (۵۷)

تاریخ دریافت:

۱۴۰۴/۰۱/۰۱

تاریخ پذیرش:

۱۴۰۴/۰۳/۱۰

صفحات: ۱-۲۲

**زمینه و هدف:** شور شدن خاک یک فرآیند تخریب زمین است که منجر به تجمع بیش از حد نمک‌های محلول در خاک می‌شود. با توجه نبود اطلاعات در رابطه با خصوصیات شوری و بویژه با رویکردهای نقشه‌برداری نوین و همچنین اهمیت شوری خاک به عنوان یک ویژگی پویا و تأثیرگذار بر روی کیفیت خاک، تحقیق حاضر بر اساس مدل‌سازی مکانی شوری خاک با مدل جنگل تصادفی در منطقه مورد مطالعه شهرستان گمیشان واقع در استان گلستان در بازه زمانی ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۴ انجام شده است.

**روش پژوهش:** در تحقیق حاضر ۱۵۰ نقطه نمونه‌برداری به روش روش آبرمکعب لاتین انتخاب و ۳۶ پارامتر بعنوان داده‌های محیطی در مدل‌سازی شامل: شاخص‌های پوشش گیاهی، شاخص‌های شوری خاک و شاخص‌های باندهای تصاویر ماهواره‌ای (مانند باند آبی، سبز، قرمز...) استفاده شده است. همچنین برای تهیه شاخص‌های موردنظر از تصاویر ماهواره‌ای لندست (سنجدنه TM) سال ۲۰۰۰ و لندست ۸ (سنجدنه OLI) سال ۲۰۲۴ استفاده شد. پس از تهیه پارامترهای محیطی و داده‌های شوری خاک، از مدل جنگل تصادفی (RF) برای مدل‌سازی استفاده گردیده شد. نتایج آماره‌های توصیفی برای EC سطحی خاک نشان می‌دهد که مقدار EC خاک در ۱۵۰ نمونه خاک از ۰/۲۸ تا ۱۰/۷۴۶ دسی‌زیمنس بر متر (ds/m) متغیر بوده و انحراف میانگین ۰/۵۸ است. مهمترین پارامترهای حاصل از آنالیز حساسیت مدل جنگل تصادفی در مدل‌سازی شوری خاک، شاخص‌های پوشش گیاهی مانند PCA، MNF و شاخص‌های باندهای تصاویر ماهواره‌ای می‌باشند. با توجه به اینکه پوشش گیاهی منطقه ضعیف است، بنابراین حضور و تجمع نمک در سطح خاک به راحتی توسط مؤلفه‌های اصلی تصویر ماهواره لندست شناسایی می‌شوند.

**یافته‌ها:** نتایج نشان داد که ارتباط زیادی بین داده‌های خاک و متغیرهای محیطی وجود دارد، به طوری که نقشه نهایی شوری خاک را با ضریب تبیین ۰/۸۷ پیش‌بینی کرده است. مقایسه روند تغییرات شوری خاک از سال ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۴ نشان می‌دهد که منطقه گمیشان در این مدت به سمت شور شدن پیش می‌رود. مقدار حداکثر و حداقل شوری در سال ۲۰۰۰ به ترتیب ۰/۹۳ و ۰/۶۵ و مقدار حداکثر و حداقل شوری در سال ۲۰۲۴ به ترتیب ۱/۱۴ و ۱/۸۷ دسی‌زیمنس بر متر (ds/m) می‌باشد. نتایج مقایسه روند تغییرات کلاس‌های شوری خاک نشان داد که مساحت کلاس‌های بدون محدودیت، محدودیت کم و محدودیت زیاد به ترتیب ۱۱۱۰، ۸۴۸ و ۱۵۰۲ هکتار (۰/۶۳، ۸/۹۵ و ۱۱/۲۳ درصد) کاهش، و مساحت کلاس‌های محدودیت زیاد و محدودیت خیلی زیاد به ترتیب ۳۲۵۶، ۱۸۹۰۶ و ۵۹۹۵ هکتار (۲/۴۱، ۱۳/۹۷ و ۴/۴۳ درصد) افزایش یافته‌اند.

**نتایج:** روند تغییرات شوری در منطقه به سمت مرکز و جنوب افزایشی است که با روند تغییرات مهمترین متغیرهای کمکی تشخیص داده شده مانند PCA، همخوانی دارد. از نتایج این تحقیق می‌توان نتیجه‌گیری نمود که خاک‌های منطقه مورد مطالعه دارای محدودیت شوری و نیز تغییرپذیری زیاد مکانی از نظر مقدار پارامترهای خاک بخصوص شوری می‌باشند. این مسئله نشان می‌دهد که برای اصلاح و بهسازی خاک‌های منطقه گمیشان نیاز به تهیه نقشه‌های خاک می‌باشد.

**وازگان کلیدی:** شوری خاک، تخریب زمین، نقشه‌برداری، آنالیز حساسیت، مدل‌سازی، منطقه گمیشان، استان گلستان

## مقدمه

2013). علاوه بر اثرات مضر بر پوشش گیاهی، شوری بیش از حد خاک عملکرد بیولوژیکی میکروارگانیسم‌های خاک را تا حدی کاهش می‌دهد که چرخه نبود و نیت خاک، تنفس و ورودی مواد آلی را مختل می‌کند (Singh, 2016; Rath, & Rousk, 2015).

بهداشت محیط به دلیل پراکندگی ذرات شور خاک توسط باد (Sentis, 2020) (Hassani et al., 2020)، رها شدن زمین و بیابان‌زایی (Burt, 2011)، بدتر شدن رفاه اقتصادی و مهاجرت انسان از دیگر پیامدهای مخرب شوری بیش از حد خاک است (Abrol, 1988; Bleam, 2016).

تحقیقان اخیراً علاقه قابل توجهی به ارزیابی و نقشهبرداری شوری خاک در بسیاری از مناطق در سراسر جهان که به شدت تحت تاثیر شوری قرار دارند، نشان داده‌اند. برای ارزیابی و نقشه‌برداری شوری خاک، داده‌ها باید با استفاده از روش‌های نمونه‌برداری سنتی خاک و تجزیه و تحلیل آزمایشگاهی جمع‌آوری شوند. با این حال، این روش‌ها زمان‌بر و پرهزینه هستند و در نتیجه بررسی‌ها را به مناطق کوچک محدود می‌کنند (Lhissoui et al., 2014). برای غلبه بر این محدودیت، چندین تکنیک برای ارزیابی شوری خاک توسعه داده شده است. یکی از این روش‌ها بر اساس سنجش از دور است که موقوفیت قابل توجهی در نقشه‌برداری و ارزیابی شوری خاک نشان داده است (Asfaw et al., 2018).

شناسایی یا نقشهبرداری خاک، به عنوان روشی برای تعیین الگوی پراکنش خاک، توصیف و نمایش آن به شکل قابل فهم و تفسیر برای کاربران مختلف، پایه و اساس اطلاعات خاک برای مدل‌سازی‌های محیطی می‌باشد. الگوی سنتی<sup>۱</sup> یا معمول<sup>۲</sup> نقشه‌برداری خاک، بر اساس میزان توانایی و تجربه کارشناسان در تفسیر فرآیندهای اصلی خاکسازی و فاکتورهای محیطی دخیل در تشکیل سیمای سرزمین<sup>۳</sup> و یا سیمای خاک<sup>۴</sup>، پایه‌ریزی شده است. بنابراین، داده‌ها و نقشه‌های استخراج شده از چنین الگویی، به طور معمول، ناتوانی نقشهبرداری خاک در تشریح ساختار خصوصیات دینامیکی و پیوسته<sup>۵</sup> سیمای سرزمین را آشکار می‌سازند (Zhu & Woodcock, 2014). به طور کلی، تغییرپذیری مکانی ویژگی‌های خاک از یک نقطه به نقطه دیگر باعث گردیده است که تخمین‌های نقطه‌ای با استفاده از نقشه‌های سنتی خاک از دقت مناسبی برخوردار نباشند. علاوه بر آن، نقشه‌برداری سنتی خاک، نمی‌تواند اطلاعات کمی دقیقی در مورد توزیع ویژگی‌های خاکی که به طور عمده در مطالعات محیطی به کار می‌رond را فراهم نماید (Ziadat, 2007). از دیگر مشکلات روش معمول نقشه‌برداری خاک‌ها، وابستگی تعیین حدود و مزr واحدهای خاک به قدرت درک و فهم کارشناس از روابط خاک و محیط است، به نحوی که می‌توان گفت احتمال این که مزr واحدی را از خاک‌های یک ناحیه دهنده کم است (Kempen, 2009).

مشکلات موجود در نقشه‌های سنتی خاک، نیاز شدید به اطلاعات دقیق از خاک با تفکیک مکانی بالا، رشد سریع فناوری

انجمان علوم خاک آمریکا، خاک شور را به عنوان یک خاک غیر سدیم، حاوی مقدار کافی نمک محلول تعریف می‌کند که می-تواند بر اکثر گیاهان زراعی تأثیر منفی بگذارد (Soil Science Society of America, 1997) عصاره خمیر خاک اشباع<sup>۶</sup> (ECe) به عنوان معیاری برای شوری خاک استفاده می‌شود (Burt, 2011). شور شدن خاک یک فرآیند تخریب زمین است که منجر به تجمع بیش از حد نمک‌های محلول در خاک می‌شود (Abrol, 1988; Bleam, 2016).

شوری طبیعی یا اولیه خاک، منشأ غالب نمک‌های محلول، بارندگی (رسوب مرطوب نمک‌های اقیانوسی)، فرآیندهای بادی (رسوب خشک نمک‌های اقیانوسی) و هوازدگی فیزیکی یا شیمیایی مواد سنگی اصلی است (Zaman et al., 2018; Rengasamy, 2006). انتقال نمک‌های انباشته شده از رسوبات زمین‌شناسی شور توسط جریان یا آب‌های زیرزمینی کم عمق منبع اضافی شوری اولیه است (Daliakopoulos et al., 2016). اما در شوری انسانی یا ثانویه خاک، منابع اصلی شوری، مداخلات انسانی است، مانند آبیاری با آب شور، بالا آمدن سطح آب به دلیل مدیریت ضعیف زمین و آب، نفوذ آب سطحی یا زیرسطحی دریا به سفره‌های ساحلی در نتیجه افزایش سطح دریا یا بهره‌برداری بیش از حد از آب‌های زیرزمینی شیرین و استفاده بیش از حد از کودها (Zaman et al., 2018; Daliakopoulos et al., 2016; Pannell et al., 2006).

تجمع بیش از حد نمک‌های محلول در ناحیه ریشه ممکن است فراتر از تحمل گیاهان به نمک باشد و بر سرعت رشد گیاهان تأثیر منفی بگذارد (Ayub et al., 2020). خاکی با شوری  $\text{ECe} \geq 2 \text{ dS m}^{-1}$  (در دمای ۲۵ درجه سانتی‌گراد) به طور سنتی به عنوان خاک شور در نظر گرفته می‌شود (Nachtergaele et al., 2023). با این حال، بسته به نوع گیاه، شرایط آب و هوایی، ویژگی‌های تعادل آب و خاک، تحمل به شوری محصولات و گیاهان حساس می‌تواند متفاوت باشد (Maas & Grattan, 1999). تنش شوری باعث تخریب برگ‌های تعرق گیاه می‌شود که به عنوان اثرات یونی خاص (Greenway & Munns, 1980) شناخته می‌شود یا به طور مستقیم جذب آب گیاه از ناحیه ریشه را کاهش می‌دهد و در نتیجه تنش اسمزی روی گیاه ایجاد می‌شود (Parihar et al., 2015; Munns & Tester, 2008). شوری خاک همچنین عدم تعادل غذایی را در گیاهان ایجاد می‌کند (Rengasamy, 2006). شوری خاک بین ۲ تا ۴ دسی‌زیمنس بر متربع می‌تواند بر عملکرد گیاهان حساس تأثیر منفی بگذارد و در سطوح شوری بالاتر از ۸ دسی‌زیمنس بر متربع، رشد بیشتر محصولات و گیاهان کاهش شدیدی را در پاسخ به شوری بیش از حد خاک نشان می‌دهد (Hillel, 2000). از بین رفتن پوشش گیاهی به نوبه خود پایداری خاک را کاهش می‌دهد و خاک را در معرض فرسایش بادی یا آبی قرار می‌دهد (De la Paix et al., 2006).

باندак<sup>۱۰</sup> و همکاران (۲۰۲۴)، در مطالعه‌ای به بررسی تجزیه و تحلیل طولی تغییرات شوری خاک با استفاده از تصاویر سنجش از دور در منطقه گنبد استان گلستان ایران پرداختند. این مطالعه اهمیت شاخص‌های شوری خاک به دست آمده از تصاویر سنجش Landsat8 (RF) و مدل‌های جنگل تصادفی (L8) و Sentinel2 (S2) را ارزیابی کرد. شاخص‌های حاصل از تصاویر Landsat8 (RF) در XGBoost درخت تصمیم و ماشین بردار پشتیبانی (SVR) در ارتباط با شوری خاک استفاده شد نتایج نشان داد که مدل درخت تصمیم بهترین روش است  $R^2 = 0.85$ ,  $MAE = 12.25$ ,  $RMSE = 2.15$ .  $MAE = 0.85$  با استفاده از داده‌های L8 و  $RMSE = 10.9$  با استفاده از داده‌های S2. همچنین، نتایج نشان داد که مسطح بودن کف دره با پوشح چندگانه (MrVBF)، شاخص رطوبت، شاخص رطوبت توپوگرافی (TWI) و شاخص موقعیت توپوگرافی (TPI) مهمترین شاخص‌های شوری هستند.

عسگری و همکاران (۱۳۹۹)، در تحقیقی با هدف بررسی امکان تهیه نقشه شوری خاک با استفاده از داده‌های رقومی ۴۷ لندهست در منطقه داشلی بروان انجام دادند. در این پژوهش نمونه سطحی خاک را به صورت تصادفی تهیه و پس از آماده‌سازی نمونه‌ها در آزمایشگاه، هدایت الکترونیکی عصاره اشباع نمونه‌های خاک اندازه گیری شد. پس از تعیین باندهای مناسب برای شرکت در مدل، نتایج اولیه نشان داد که بین مقادیر هدایت الکترونیکی سطحی با باند اصلی B5 و باندهای ترکیبی SI1، SI2 و SI3 ارتباط معنی‌داری در سطح ۱ درصد وجود دارد. به منظور مدل‌سازی شوری خاک از مدل‌های رگرسیونی استفاده شد. داده‌ها به دو سری آموزشی (۸۰٪) و ارزیابی (۲۰٪) تقسیم شد. نتایج ارزیابی مدل‌ها بر اساس شاخص‌های ریشه مربعات خطأ و میانگین خطأ نشان داد که مدل رگرسیون چند متغیره دارای دقت بالاتری نسبت به مدل رگرسیون SI3 در پیش‌بینی شوری خاک هستند. نتایج ضریب کاپا و صحت کلی حاصل از دو مدل نشان داد که مدل رگرسیون چند متغیره با دارا بودن درصد ضریب کاپا (۷۱٪) و صحت کلی (۷۳٪) میزان توازن بیشتری با شوری خاک منطقه داشته است. نتایج نشان داد بیشترین میزان میزان شوری خاک در مناطق شمالی و شرقی می‌باشد. نتایج نشان داد که در منطقه داشلی بروان استفاده از داده‌های رقومی TM و مشتقات آن، می‌تواند به منظور پنهنه‌بندی تغییرات شوری موثر باشد.

فخار و نظری (۱۴۰۲)، در پژوهشی، برای بررسی و پیش‌تغییرات شوری در سورهزار دشت قزوین، ۲۳ نمونه خاک با مشخصات جغرافیایی مشخص اندازه گیری کردند. استفاده از دو سنجنده Landsat-8 و Sentinel-2 به منظور بررسی و ارزیابی هفت شاخص پوشش گیاهی و پنج شاخص شوری در محیط GEE صورت گرفت و بهطور کلی ۲۴۰ خروجی از دو سنجنده بدست آمد. برای ارزیابی مقادیر مدل‌سازی شده، از تعدادی شاخص آماری شامل میانگین جذر مربعات خطأ ( $RMSE$ ), ضریب تعیین  $R^2$ , ریشه نرمال شده میانگین مربع خطأ NRMSE و درصد سوگیری PBIAS استفاده شد. نتایج نشان داد که شاخص SI2 با  $R^2 = 0.91$  بیشترین همبستگی با مقادیر

اطلاعات همگام با اطلاعات حاصل از سنجش از دور و مدل‌های رقومی ارتفاع، موجب بروز و استفاده از روش‌های نوین نقشه‌برداری خاک شده است. نقشه‌برداری رقومی خاک، بیانگر مجموعه‌ای از محاسبات رایانه‌ای برای پیش‌بینی پراکنش خاک‌ها است که با استفاده از مدل‌های مختلف و پارامترهای محیطی، کلاس‌ها یا ویژگی‌های آن را پیش‌بینی می‌نماید.

از آنجایی که تصاویر ماهواره‌ای غیر فعال دارای پوشش جهانی و زمان بازبینی دوره‌ای هستند، بسیاری از پژوهشگران توانایی آنها را در نظرات بر شوری خاک بررسی کردند (Dadras et al., 2006; Ranjbar., 2018 و یا پوشش گیاهی از ترکیب باندهای طیفی مختلف برای آموزش مدل‌های یادگیری ماشینی برای بازیابی تخمین‌های شوری خاک Wang et al., 2021; Sulieman et al., 2023).

در زمینه شوری، تهیه نقشه شوری و آسیب‌پذیری ناشی از آن مطالعات بسیاری در جهان و ایران انجام شده است که می‌توان به مواردی چند از آنها اشاره نمود: تیام<sup>۷</sup> و همکاران (۲۰۲۱)، به پایش کاربری اراضی و تغییرات شوری خاک در منطقه Djilor (سنگال) با استفاده از سنجش از دور و داده‌های میدانی پرداختند. در این تحقیق از نقشه کاربری اراضی سال‌های ۱۹۸۴ و ۱۹۹۴ و ۲۰۰۷ و ۲۰۱۷، پارامترهای ارتفاع، فاصله تا رودخانه، شاخص گیاهی تفاوت نرمال شده (NDVI)، شاخص شوری (SI) و شاخص گیاهی تعديل شده با خاک (SAVI)، برای مدل‌سازی شوری با استفاده از تحلیل رگرسیون چندگانه استفاده شد. نتایج نشان داد که زمین‌های زراعی بیشترین افزایش (۱۷٪ درصد) را در طول دوره ۲۰۱۷-۱۹۸۴ ثبت کردند، در حالی که جنگل‌ها ۳ درصد را ثبت کردند. سریعترین تغییر سالانه در دوره ۱۹۹۴-۱۹۸۴ رخ داد. مدل شوری خاک، پتانسیل بالایی برای نقشه‌برداری مناطق شور نشان داد ( $RMSE = 0.68$  و  $R^2 = 0.73$ ).

هن<sup>۸</sup> و همکاران (۲۰۲۳)، در مطالعه‌ای برای تخمین شوری خاک در شهر داآن از تصاویر ماهواره (OLI) و مدل Landsat8 های یادگیری ماشینی استفاده کردند. در مجموع ۱۹ شاخص طیفی شامل ۱۵ شاخص شوری، ۳ شاخص پوشش گیاهی و یک شاخص روشنایی با استفاده از نوارهای آبی، سبز، قرمز و نزدیک به مادون قرمز تصاویر شوری Landsat8 OLI محاسبه شد. چهار الگوریتم رگرسیون یادگیری ماشین، یعنی کوبیست، رگرسیون بردار پشتیبان، رگرسیون جنگل تصادفی<sup>۹</sup> و رگرسیون افزایش شدید گرادیان، بر اساس ۱۹ شاخص فوق‌الذکر برای تخمین شوری خاک استفاده گردید. نتایج نشان داد که مدل کوبیست بالاترین دقت پیش‌بینی را دارد ( $RMSE = 0.31$  mS/cm). علاوه بر این، شاخص شوری بیشترین همبستگی را با هدایت الکترونیکی اندازه گیری شده داشت و ضریب همبستگی  $0.44$  را نشان داد. پس از استفاده از روش جنگل تصادفی برای غربالگری متغیر، مدل کوبیست مبتنی بر نه شاخص طیفی همچنان به دقت پیش‌بینی رضایت‌بخشی با  $RMSE = 0.34$  mS/cm دست یافت.

درجه و ۵۴ دقیقه تا ۵۴ درجه و ۲ دقیقه طول شرقی و ۳۶ درجه و ۴۹ دقیقه تا ۳۷ درجه و ۲۱ دقیقه عرض شمالی در قسمت غربی استان واقع شده است. گمیشان در کرانه شرقی دریای خزر واقع شده است و از سمت غرب با دریای خزر ختم می‌شود. آب و هوای گمیشان معتدل و نسبتاً خشک است و زمستان‌های نسبتاً سرد با تابستان‌های نسبتاً گرم و شرجی دارد و به علت واقع شدن رشته کوههای البرز در شهرهای همسایه همچون گرگان و کردکوی ابرهای بارانی به سمت کوهها کشیده می‌شوند. میانگین سالانه دما ۱۷/۶ سانتی‌گراد و میانگین بارندگی ۳۸۱ میلی‌متر می‌باشد. (شکل ۱). در شکل ۲، فلوچارت روند انجام تحقیق نشان داده شده است.

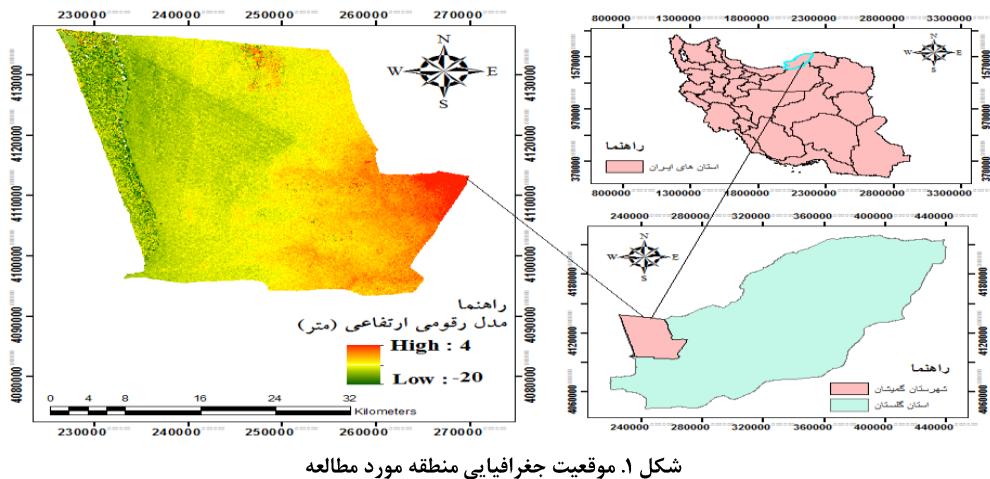
۱- شکل ۱، Aridisols نوعی خاک خشک که در شرایط بیانی تشکیل می‌شوند که در طول فصل رشد کمتر از ۹۰ روز متواتی رطوبت دارند تشکیل این خاک‌ها آهسته بوده و دارای مواد آلی مجتمع بسیاری هستند که بیشتر وسعت شهرستان گمیشان را این نوع خاک تشکیل داده است. سیلت یکی از خاک‌های ریزدانه می‌باشد که دانه‌های بسیار ریز کواترنری و ذرات پولکی شکل حاصل از متلاشی شدن کانی‌ها تشکیل شده است که قطر آن‌ها بین ۰/۰۰۲ تا ۰/۰۰۴ میلی‌متر هستند. این نوع خاک بعد از خاک Aridisols منطقه شهرستان گمیشان را دربردارد و خاک رس نوعی خاک دانه‌ریز و چسبنده است که از ذرات بسیار ریز مواد معدنی مانند (سیلیکات‌ها) و عنصر طبیعی تشکیل شده و خاصیت چسبنده‌گی بالایی دارد. این خاک با قابلیت حفظ آب، انعطاف‌پذیری و پایداری در برابر حرارت هستند، که قسمت کمی از این شهرستان را پوشانده است (شکل ۳).

شوری اندازه‌گیری شده در منطقه را داشته است، که نشان از دقت این شاخص در برآورد میزان شوری است. در مرحله بعد، از مدل رگرسیون چندگانه برای بررسی میانگین مقادیر ECE اندازه‌گیری شده و شاخص‌های پوشش گیاهی CRSI و GDVI Sentinel-2 استفاده شد. نتایج نشان داد که استفاده از این مدل رگرسیونی دومتغیر، با  $R^2 = 0/84$  و  $PBIA = 0/01$  دقت مناسبی در تهیه نقشه شوری در منطقه داشته است. بنابراین، می‌توان از این مدل به عنوان یک روش برای تهیه نقشه شوری در منطقه با حداقل داده‌های زمینی و با هزینه کم استفاده کرد.

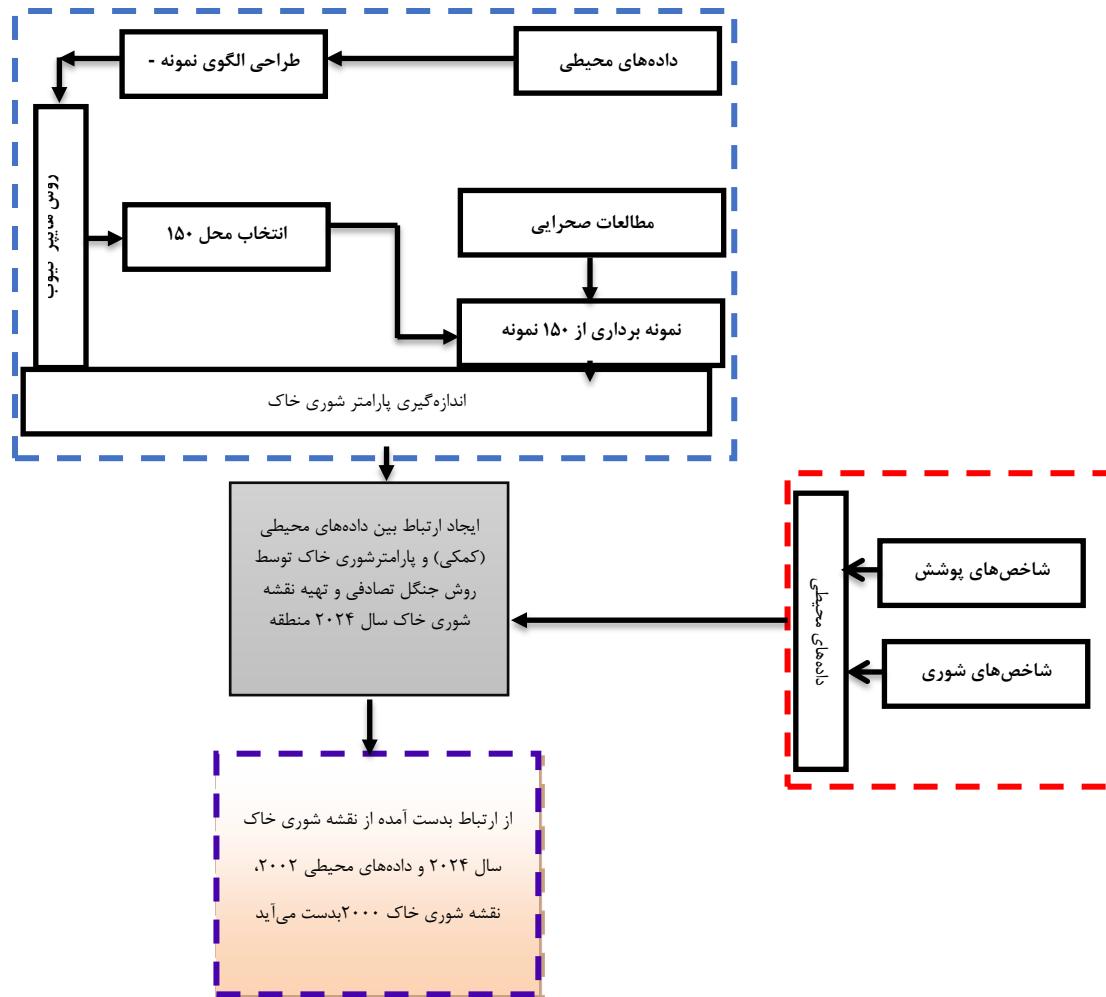
بنابراین با توجه نبود اطلاعات در رابطه با خصوصیات شوری و بویژه با رویکردهای نقشه‌برداری نوین و همچنین اهمیت شوری خاک به عنوان یک ویژگی پویا و تأثیرگذار بر روی کیفیت خاک، تحقیق حاضر بر اساس مدل‌سازی مکانی شوری خاک با مدل جنگل تصادفی در بخشی از اراضی استان گلستان انجام شده است، امروزه با کم شدن پوشش گیاهی، شرایط مناسب برای توسعه بیانان در استان گلستان فراهم شده است و این یعنی در آینده‌ای نزدیک خاک مناطق وسیعی از استان گلستان شور خواهد شد. لذا اهداف این تحقیق: ۱) تهیه نقشه شوری خاک با استفاده از شاخص‌های پوشش گیاهی، شوری و تصاویر ماهواره‌ای و ۲) امکان مدل‌سازی شوری خاک با روش جنگل تصادفی در شهرستان گمیشان واقع در استان گلستان می‌باشد.

## مواد و روش‌ها

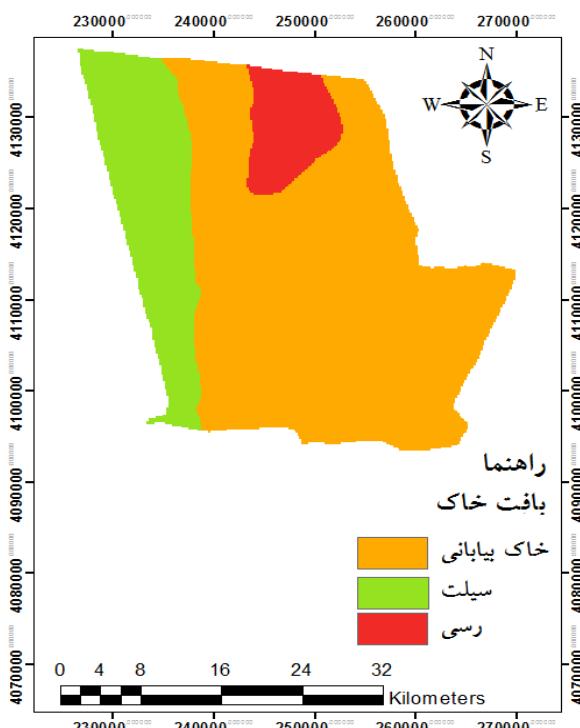
منطقه مورد مطالعه شهرستان گمیشان واقع در استان گلستان می‌باشد. شهرستان گمیشان با مساحت ۱۳۵۳۴۶ هکتار، بین ۵۳



شکل ۱. موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه



شکل ۳. نقشه بافت خاک منطقه مورد مطالعه



شکل ۳. نقشه بافت خاک منطقه مورد مطالعه

## روش تحقیق

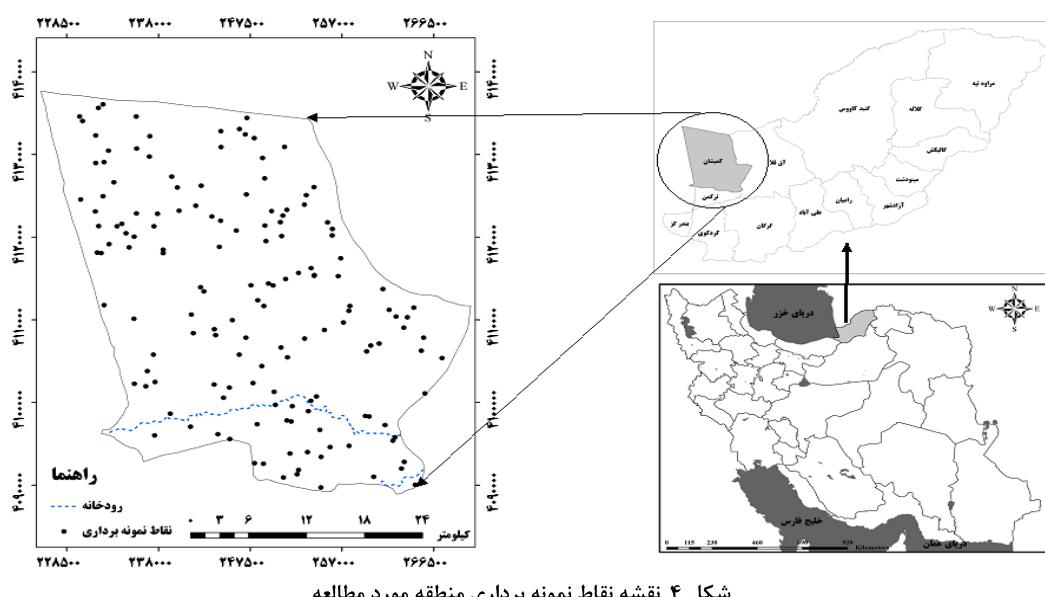
### نمونهبرداری

مرحله اول تحقیق نمونهبرداری از خاک منطقه می‌باشد. نمونهبرداری فرایندی است که هدف از اجرای آن، به دست آوردن داده برای مقاصدی مانند بارآوردهای پارامترهای جامعه یا پیشگویی در زمان یا مکان‌های بدون مشاهده است. با توجه به محدودیت‌های مالی، زمانی و منابع در دسترس، راهبرد نمونهبرداری موثر، یکی از مسائل هر متخصص در منابع طبیعی و علوم زمین به شمار می‌رود. به منظور رسیدن به حداکثر واریانس (تغییرپذیری حداکثر متغیرهای کمکی) و کاهش تعداد نمونه‌ها، روش آبرمکعب لاتین به عنوان یک راهبرد نمونهبرداری مورد استفاده قرار گرفت. روش آبرمکعب لاتین یک روش نمونهبرداری تصادفی طبقه‌بندی است که در آن نمونه مورد نظر از توزیع چند متغیره کمیتهای مورد مطالعه استخراج می‌شود. در این شیوه، یک پوشش کامل از دامنه تغییرات هر یک از متغیرها بر اساس طبقه‌بندی حداکثری توزیع‌های حاشیه‌ای حاصل می‌شود. محل ۱۵۰ نمونه سطحی از عمق ۰-۳۰ سانتی‌متری بر اساس روش نمونهبرداری آبرمکعب لاتین تعیین و برداشت گردید (شکل ۴).

پس از یافتن موقعیت جغرافیایی نقاط نمونهبرداری به کمک سیستم مکانیاب جهانی<sup>۱۱</sup>، از عمق صفر تا ۳۰ سانتی‌متری لایه سطحی، نمونه خاک به وزن ۲-۳ کیلوگرم از هر نقطه جمع‌آوری و در ظروف پلاستیکی به آزمایشگاه خاک منتقل گردید. بعد از انتقال نمونه‌های خاک به آزمایشگاه خاک‌شناسی، مقدار پارامتر EC خاک، توسط دستگاه EC سنج اندازه‌گیری گردید. لازم به یادآوری است که داده زمینی مربوط به سال ۲۰۲۴ است.

### تهییه متغیرهای محیطی و فرایند انتخاب آنها

داده‌های محیطی برای بهبود تخمین مکانی بویژه در موقع کمبود اطلاعات اصلی مفید هستند. شناسایی متغیرهای کمکی یا محیطی برای توسعه و توزیع خاک در منطقه مورد مطالعه بسیار مهم است. خاک (ها) را می‌توان با داده‌های نقطه جغرافیایی، داده‌های طیفی از سنجش از راه دور و نقشه خاک موجود ارائه داد. رابطه بین متغیرهای محیطی و ویژگی‌های خاک با مدل مناسب برای تولید خواص خاک برای مکان‌های ناشناخته سازگار است. این تکنیک‌ها می‌توانند برای پیش‌بینی هر دو خروجی کیفی و کمی استفاده شوند (Kidd et al., 2014; Akpa et al., 2014). در این تحقیق از ۳۶ پارامتر بعنوان داده‌های محیطی در مدل‌سازی شامل: شاخص‌های پوشش گیاهی، شاخص‌های شوری خاک و باندهای تصاویر ماهواره‌ای (مانند باند آبی، سبز، قرمز...) استفاده شده است (جدول ۱). از نتایج تحقیقات (Fernandez-Bucess et al., 2006; Csillahg et al., 1993; Feng et al., 2008; Taghizadeh-Mehrjardi et al., 2014) دریافت شد که استفاده از داده‌های تصاویر ماهواره‌ای بررسی شوری خاک، روش مناسب و به صرفه است. در این تحقیق از تصاویر ماهواره‌ای لندست (ستجنده TM) سال ۲۰۰۰ و لندست ۸ (ستجنده OLI) سال ۲۰۲۴ و نرم‌افزارهای ArcGIS10.3 و Idrisi Selva ENVI 4.8 استفاده شده است. شاخص‌های گیاهی مختلف بر اساس ترکیبی از دو یا چند باند با فرض تولید اطلاعات بیشتر در آنالیز چند باندی در مقایسه با تک باندی توسعه یافته‌اند. بسیاری از شاخص‌های گیاهی با استفاده از ارزش‌های رادیانس یا بازتاب بالای جو<sup>۱۲</sup> در باندهای قرمز<sup>۱۳</sup> و مادون قرمز نزدیک<sup>۱۴</sup> که می‌تواند توسط دستگاه‌های طیفسنج هوا برد یا ماهواره‌های فضایی جمع‌آوری شده باشد، محاسبه می‌شوند.



مناسب می‌باشد (Noori, 2004). مهمترین فواید PCA جمع-آوری و متراکم ساختن اطلاعات پدیده‌های موجود در باندهای مختلف در تعدادی باند یا مؤلفه کمتر است. به عبارتی، PCA برای حذف اطلاعات زائد در داده‌های ماهواره‌ای کاربرد فراوانی دارد (Noori, 2004).

دو طریق برای آشکارسازی تغییر به شیوه PCA وجود دارد: ۱- تصاویر دو یا چند زمان را در یک فایل ساده قرار داده، سپس PCA انجام شود و اجزای کوچک تصاویر برای اطلاعات تغییر آنالیز گردد. ۲- PCA هر تاریخ جداگانه انجام شود سپس تصویر PCA ثانویه از اولیه تعریق گردد.

### آماده‌سازی داده‌ها برای مدلسازی

هدف از ماسین یادگیری پیدا کردن یک تقریب مفید از تابعی است که اساس آن پیش‌بینی رابطه بین متغیرهای کمکی ورودی و نتایج مورد نظر است (Hasti et al., 2001). در این مطالعه متغیرهای ورودی کمکی شاخص‌های پوشش گیاهی، شاخص‌های شوری خاک و شاخص‌های باندهای تصاویر ماهواره‌ای (مانند باند آبی، سبز، قرمز و...) می‌باشند و به عنوان متغیر ورودی برای پیش‌بینی شوری خاک استفاده شدند. اطلاعات خاک و متغیرهای محیطی به فرمت CSV تبدیل و برای انجام فرآیند مدلسازی در نرم‌افزار KNIME Analytics Platform و R آماده شدند.

### مدلسازی با رگرسیون جنگل تصادفی

نقشه‌برداری رقومی خاک توسعه یک مدل عددی یا آماری از رابطه بین متغیرهای محیطی و خصوصیات خاک است. برای ایجاد این ارتباط می‌توان از انواع مدل‌ها استفاده نمود. جنگل تصادفی، یک روش یادگیری ترکیبی برای دسته‌بندی، رگرسیون می‌باشد که پیشرفت‌های قابل ملاحظه‌ای را در تکنولوژی داده‌کاوی و علوم خاک ارائه داده است. در الگوریتم RF برای تشکیل هر درخت، دسته متفاوتی از الگوهای موجود با در نظر گرفتن جایگزینی دوباره هر الگوی انتخاب شده، انتخاب می‌شوند. اندازه این دسته انتخاب شده، برابر تعداد کل الگوهای موجود خواهد بود. RF در سال ۲۰۰۱ توسط برایمن به عنوان یک روشی از توسعه جدید درخت‌های تصمیم‌گیری معرفی شد. اصول کلی تکنیک‌های آموزش گروهی بر پایه این فرض است که دقت آنها از دیگر الگوریتم‌های آموزشی بالاتر است. چون ترکیبی از چند مدل پیش‌بینی، دقیق‌تر از یک مدل می‌باشد و گروه‌ها در حالی که نقاط ضعف طبقه‌ها را کاهش می‌دهد، همزمان قدرت مجموعه‌های منفرد و منحصر بفرد طبقه‌ها را نیز بیشتر می‌کنند (Kotsiantis & Pintelas, 2004).

از شاخص‌های مورد استفاده در این تحقیق، شاخص NDVI است. شاخص نرمال شده تفاوت یا تراکم پوشش گیاهی، به زبان ساده، سبزی و تراکم پوشش گیاهی یک تصویر ماهواره‌ای را اندازه‌گیری می‌کند. محدوده شاخص نرمال شده تفاوت پوشش گیاهی بین  $-1$  تا  $+1$  تعريف شده است. مقادیر منفی NDVI عمدتاً با خاطر ابرها، آب و برف است. اعداد نزدیک به صفر آن نیز به علت وجود سنگ‌ها و خاک لخت است. مقادیر بسیار کوچک ( $0.1$  و کمتر) تابع NDVI نشان‌دهنده مناطق خالی، متشکل از سنگ، ماسه یا برف است. اعداد متوسط در این شاخص (بین  $0.2$  تا  $0.3$ ) نشان دهنده درختچه‌ها و علفزارها است. مقادیر بزرگ ( $0.6$  تا  $0.8$ ) هم جنگلهای معتمد و گرسنگی را نشان می‌دهند. تراکم پوشش گیاهی (NDVI) در نقطه‌ای مشخص از تصویر با اختلاف شدت نور منعکس شده در محدوده قرمز و مادون قرمز نزدیک، تقسیم بر مجموع شدت‌ها برابر است. برای تهیه نقشه NDVI در سال‌های مورد بررسی از نرم‌افزار Selva IDRISI استفاده شده است.

بعضی از شاخص‌های ذکر شده از شاخص‌ها و نسبت‌های باندی استفاده گردید که می‌توان به: شاخص تغییر شکل گیاهی اصلاح شده<sup>۱۵</sup>، شاخص نسبت پوشش گیاهی<sup>۱۶</sup>، شاخص پوشش گیاهی تبدیل شده<sup>۱۷</sup>، شاخص گیاهی تبدیل کننده اثرات خاک<sup>۱۸</sup>، ۱ Band تا ۱۱ Band اشاره نمود که در جدول ۱ فرمول‌های آنها آورده شده است.

### شاخص‌های شوری خاک

تصاویر سنجش از دور در چند دهه اخیر جهت مطالعه شوری خاک بکار می‌روند، که علت آن توانایی زیاد این تصاویر در کشف تغییرات است (Matinfar et al., 2011). در این تحقیق برخی از شاخص‌های شوری خاک حاصل از تصاویر ماهواره‌ای برای سال‌ها ۲۰۰۰ و ۲۰۲۴ استفاده و وارد مدلسازی شدند. شاخص‌های شوری خاک استفاده شده عبارتند از: S5 S4 S3 S2 S1

### تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA)<sup>۱۹</sup>

تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) یک روش ریاضی است که از ویژگی‌های آماری داده‌ها برای تبدیل مجموعه داده‌های به احتمال همبسته به مجموعه داده‌های ناهمبسته استفاده می‌کند، به گونه‌ای که حداقل اطلاعات ممکن حفظ شود. به این مجموعه داده ناهمبسته، به اصطلاح مؤلفه‌های اصلی می‌گویند. تعداد مؤلفه‌های اصلی کمتر یا برابر تعداد داده‌های اولیه است به همین دلیل از این تبدیل می‌توان برای کاهش ویژگی نیز استفاده کرد.

هرچه واریانس طیفی در یک تصویر بیشتر باشد، تصویر دامنه اطلاعات وسیع‌تری خواهد داشت که خود گویای پدیده‌های بیشتر در تصویر است و چنین تصویری برای مطالعه

جدول ۱. لیست باندها و شاخص پوشش گیاهی و شوری خاک استفاده شده در تحقیق

رفرانس	فرمول	توصیف	متغیرهای کمکی
Huete, 1988	NIR - Red	شاخص تفاوت پوشش گیاهی	Difference vegetation index (DVI)
Huete, 1988	$G \times (\text{NIR} - \text{Red}) / (\text{NIR} + c1 \times \text{Red} - c2 \times \text{Blue} + L)$	شاخص پوشش گیاهی توسعه یافته	Enhanced vegetation index (EVI)
Huete, 1988	$-0.29 \cdot (G) - 0.56 \cdot (\text{Red}) + 0.6 \cdot (\text{IR}) + 0.49 \cdot (\text{NIR})$	شاخص جهانی پوشش گیاهی	Global vegetation index (GVI)
Crippen, 1990	$\text{NIR} / (\text{NIR} + \text{Red})$	شاخص پوشش گیاهی درصد مادون قرمز	Infrared percentage vegetation index (IPVI)
Foody et al., 2001	$(\text{Red} - \text{NIR}) / (\text{Red} + \text{NIR})$	شاخص نرمال شده تفاوت پوشش گیاهی	Normalized difference vegetation index (NDVI)
Landsat satellite	Reflectance value of Landsat satellite band	باند آبی	Blue
Landsat satellite	Reflectance value of Landsat satellite band	باند سبز	Green
Landsat satellite	Reflectance value of Landsat satellite band	باند قرمز	Red
Landsat satellite	Reflectance value of Landsat satellite band	باند مادون قرمز	Near infrared (NIR)
Nield et al., 2007	PCA1, PCA2, PCA3, and PCA4	شاخص مؤلفه‌های اصلی	Principal Components Analysis of Landsat bands
Nield et al., 2007	MNF1, MNF2, MNF3 and MNF4	حداقل کسری نویز	Minimum Noise Fraction of Landsat band
Foody et al., 2001	$(\text{NIR} - (\text{TM1} + \text{Green})) / (\text{NIR} + (\text{TM1} + \text{Green}))$	NDVI نرمال شده	Normalized-NDVI
Rondeaux et al., 1996	$(\text{NIR} - \text{Red}) / (\text{NIR} + \text{Red} + 0.16)$	شاخص گیاهی بهینه شده با خاک	Optimized soil-adjusted vegetation index (OSAVI)
Arzani and King, 2008	Red - TM1	پتانسیل متغروت	(PD 311) Potential Different
Arzani and King, 2008	$(\text{Red} - \text{Blue}) / (\text{Red} + \text{TM1})$	پتانسیل متغروت	(PD 312) Potential Different
Arzani and King, 2008	Red - Green	پتانسیل متغروت	(PD 321) Potential Different
Arzani and King, 2008	$(\text{Red} - \text{Green}) / (\text{Red} + \text{Green})$	پتانسیل متغروت	(PD 322) Potential Different
Foody et al., 2001	$(\text{NIR} / \text{Red})$	شاخص نسبت پوشش گیاهی	Ratio vegetation index (RVI)
Jordan, 1969	$[\text{NIR} - \text{Red}] / [\text{NIR} + \text{Red} + L] \times (1 + L)$	شاخص گیاهی تعديل شده با خاک	Soil-adjusted vegetation index (SAVI)
Kullberg et al., 2017	$(\text{SWIR} - \text{Red}) / (\text{SWIR} + \text{Red})$	شاخص گیاهی تعديل شده	Transformed vegetation index (TVI)
Kullberg et al., 2017	Red / Thermal	شاخص پوشش گیاهی حرارتی	VIT01
Kullberg et al., 2017	Thermal / (Red + SWIR)	شاخص پوشش گیاهی حرارتی	VIT02
Kullberg et al., 2017	Thermal / Red	شاخص پوشش گیاهی حرارتی	VIT03
Kullberg et al., 2017	Thermal / (SWIR + Green)	شاخص پوشش گیاهی حرارتی	VIT04
Khan et al., 2005	$BI = ((\text{Red} \times \text{Red}) + (\text{NIR} \times \text{NIR}))^{0.5}$	شاخص روشنایی	Brightness index
Wilson and Sader, 2002	$NDMI = (\text{NIR} - \text{SWIR}) / (\text{NIR} + \text{SWIR})$	شاخص نرمال شده تفاوت رطوبت	Normalized difference moisture index (NDMI)
Major et al., 1990	$NDSI = (\text{Red} - \text{NIR}) / (\text{Red} + \text{NIR})$	شاخص تفاوت نرمال شده برف	Normalized difference snow index (NDSI)
Nicolas. and Walter, 2006	$S1 = \text{Blue} / \text{Red}$	شاخص شوری	Salinity index <sub>1</sub> (S <sub>1</sub> )
Nicolas. and Walter, 2006	$S2 = (\text{Blue} - \text{Red}) / (\text{Blue} + \text{Red})$	-	Salinity index <sub>2</sub> (S <sub>2</sub> )
Nicolas. and Walter, 2006	$S3 = (\text{Green} \times \text{Red}) / \text{Blue}$	-	Salinity index <sub>3</sub> (S <sub>3</sub> )
Nicolas. and Walter, 2006	$S4 = (\text{Blue} \times \text{Red}) / \text{Green}$	-	Salinity index <sub>4</sub> (S <sub>4</sub> )
Nicolas. and Walter, 2006	$S5 = (\text{Red} \times \text{NIR}) / \text{Green}$	-	Salinity index <sub>5</sub> (S <sub>5</sub> )
Nicolas. and Walter, 2006	$S6 = (\text{Blue} \times \text{Red})^{0.5}$	-	Salinity index <sub>6</sub> (S <sub>6</sub> )
Nicolas. and Walter, 2006	$S7 = (\text{Green} \times \text{Red})^{0.5}$	-	Salinity index <sub>7</sub> (S <sub>7</sub> )
Nicolas. and Walter, 2006	$S8 = ((\text{Blue})^2 \times (\text{Green})^2 \times (\text{Red})^2)^{0.5}$	-	Salinity index <sub>8</sub> (S <sub>8</sub> )

شاخص‌های پوشش گیاهی

شاخص‌های شوری

پیش‌بینی را برای رده نمونه X ارائه می‌دهد و در نهایت رده‌ای با بیشترین تعداد رأی درختان روی ورودی X به عنوان رده نمونه انتخاب می‌شود. این فرآیند را جنگل تصادفی می‌نامند (Breiman, 2001). الگوریتم ساخت یک جنگل تصادفی با T

جنگل تصادفی یک طبقه‌بندی مجموعه‌ای متشکل از طبقه‌بندی‌های درخت تصمیم است. هر طبقه‌بندی برای هر نمونه ورودی به صورت  $h(x, \Theta_k)$  است، که  $x$  یک نمونه ورودی و مجموعه آموزش برای درخت k است.  $\Theta$  ها مستقل از یکدیگر ولی با توزیع یکسان هستند. برای هر نمونه x، هر درخت یک

تصمیم شبیه کارت<sup>۳۳</sup> شروع می‌شود. این درخت از چندین لحاظ با درخت CART استاندارد متفاوت است. پارامترهای کلیدی برای مدل جنگل تصادفی، تعداد درختان و تعداد متغیرهای پیشگو می‌باشند. بر اساس این دو پارامتر، درخت تصمیم به بزرگترین اندازه ممکن رویانده و بدون هرس رها می‌شود (Allouche et al., 2006; Rodriguez-Galiano et al., 2012) برای اجرای مدل جنگل تصادفی از نرم‌افزار R 3.5.1 و بسته Breiman, 2001 (random forest) استفاده شد.

#### واسنجی<sup>۴۴</sup> و اعتبارسنجی<sup>۵۵</sup> مدل

واسنجی شامل مقایسه نتایج به دست آمده از مدل با داده‌های مشاهدهای است که در صورت وجود اختلاف معنی‌دار، مدل‌ساز را مجاب به ایجاد اصلاحات و تنظیمات در پارامترهای مدل می‌نماید، به نحوی که خطای به وجود آمده را در دامنه مورد قبول فرآیند مورد بررسی قرار دهد. تأیید فرآیندی است برای حصول اطمینان از انجام محاسبات توسط مدل بر اساس آنچه که مورد نظر است. طی تأیید مدل این اطمینان حاصل می‌شود که بین معادلات، مقادیر و پارامترها ارتباطات منطقی به خوبی انجام شده است. تأیید مدل در واقع اجرای آن برای دامنه‌ای از داده‌های تحقیقی است که در تهیه آن استفاده نشده‌اند و تحت شرایط استفاده مدل می‌باشد. همچنین در طی تأیید مدل کارایی آن برای شرایط خاص و اطمینان از عمل صحیح آن صورت می‌گیرد. هدف از تأیید مدل آزمایش هر عنصر از مدل برای یافتن خطاهای و تنظیم آنها می‌باشد. اعتبارسنجی دستیابی به اطمینان از کاربرد مدل در رسیدن کاربر به نیازهای از پیش تعیین شده آن می‌باشد. اگرچه یک قسمت مهم از اعتبارسنجی تأیید توانایی مدل با سازگار شدن آن با داده‌های مشاهداتی است ولی این بخش یک مرحله از چندین مرحله از اعتبارسنجی مدل است (Das, 2000).

اعتبارسنجی ضربدری<sup>۶۶</sup> یکی از مهم‌ترین تکنیک‌هایی است که به طور گسترده توسط دانشمندان علم داده مورد استفاده قرار می‌گیرد. مسئله‌ای که در هنگام کار با مدل‌های یادگیری ماشین<sup>۷۷</sup> وجود دارد این است که کاربر نمی‌تواند کارایی مدل خود را تا زمانی که کارایی آن را بر روی یک مجموعه داده مستقل تست نکرده است، بدست آورید (مجموعه داده‌ای که برای آموزش training مدل یادگیری ماشین مورد استفاده قرار نگرفته باشد). اعتبار سنجی ضربدری برای کمک به تخمين k-کارایی مدل یادگیری ماشین می‌باشد. اعتبارسنجی ضربدری k-fold یکی از عمومی‌ترین انواع اعتبارسنجی ضربدری می‌باشد که به طور گسترده‌ای در یادگیری ماشین مورد استفاده می‌باشد. لذا در تحقیق حاضر از اعتبارسنجی ضربدری k-fold استفاده شده است. اعتبارسنجی ضربدری k-fold با استفاده از گام‌های زیر انجام می‌شود:

درخت از یک مجموعه داده با  $n$  مشاهده و  $p$  متغیر بدین صورت است:

۱- با روش بوت استرپ یک نمونه تصادفی با جایگذاری به حجم  $n$  از مشاهدات انتخاب می‌شود.

۲- برای نمونه بوت استرپ انتخاب شده یک درخت کلاس‌بندی با استفاده از الگوریتم افزارهای بازگشتی، رشد می‌کند. در هر گره افزار بر اساس یک نمونه تصادفی  $m$  تایی از  $p$  متغیر پیشگو انجام می‌شود.

۳- الگوریتم افزارهای بازگشتی آنقدر ادامه می‌ابد تا درخت به بزرگترین اندازه خود (یعنی برای هر مشاهده یک گره نهایی)، برسد بدون آنکه درخت هرس شود.

۴- مراحل ۱ تا ۳ T بار تکرار می‌شوند تا یک جنگل تصادفی ساخته شود (Braiman, 2001).

انتخاب‌های رایج برای  $T$ ,  $1000$  درخت و برای  $m$  و  $\log(p)$  هستند (Genuer, 2008).

الگوریتم جنگل تصادفی می‌تواند دقت پیش‌بینی را نسبت به درخت طبقه‌بند فردی افزایش دهد. در درخت فردی با تغییرات کوچک در مجموعه آموزش بی‌ثباتی به وجود می‌آید که باعث اختلال در دقت پیش‌بینی در نمونه آزمایشی می‌شود. اما گروهی بودن الگوریتم جنگل تصادفی باعث سارگاری با تغییرات می‌شود و بی‌ثباتی را از بین می‌برد.

در این روش یک سوم داده‌های اصلی در ایجاد هر درخت استفاده نمی‌شوند که تحت عنوان نمونه‌های بیرون از سبد (OOB)<sup>۷۷</sup> نامیده می‌شوند. چون این نمونه‌ها در آموزش درخت استفاده نشده‌اند در تست مورد استفاده قرار می‌گیرند و بنابراین نیازی به اعتبارسنجی مستقل در این روش نمی‌باشد. تکنیک RF همچنین اهمیت متغیرها در مدل‌سازی را نیز تعیین می‌کند. RF به دو روش میانگین کاهش دقت<sup>۲۱</sup> و میانگین کاهش ضریب جینی<sup>۲۲</sup> اهمیت متغیرها را نشان می‌دهد. در روش میانگین کاهش دقت که در بیش‌تر مطالعات استفاده شده، مقادیر درست متغیرها با مقادیر که به طور تصادفی برای هر درخت تولید شده است جایگزین می‌شود و اثر این تغییر را روی طبقه‌بندی اندازه‌گیری می‌کند، اگر این جایگزینی اثری روی خطای اندازه‌گیری نداشته باشد اهمیت آن متغیر کم است و اگر مقدار خطای اندازه‌گیری افزایش یابد آن متغیر مهم می‌باشد (Breiman & Cutler, 2004).

رویکرد جنگل تصادفی مبتنی بر روش‌های جدید ترکیب اطلاعات است که در آن تعداد زیادی درخت تصمیم ایجاد گردیده، سپس تمام درختان با هم برای پیش‌بینی ترکیب می‌گردند (Cutler et al., 2007). زمانی که متغیرهای پیشگو و هدف مشخص شدند، جنگل‌های تصادفی با رویاندن یک درخت

پتانسیل را دارد که یک روش قدرتمند برای نقشه‌برداری رقومی خاک باشد، به ویژه هنگامی که روابط مدل‌سازی سطح بالایی از ابعاد را داشته باشد (Vägen et al., 2016). پیش‌بینی داخلی خارج از کیسه<sup>۳۹</sup> (OOB) در مدل RF، که از طریق بوت استرپینگ<sup>۴۰</sup> تولید می‌شود، تخمینی از تناسب مدل و یا دقت در سراسر درخت‌های تصمیم‌گیری در مدل فراهم می‌کند و برای ارزیابی اولیه از عملکرد مدل استفاده می‌شود.

#### طبقه‌بندی نقشه شوری خاک

در مطالعات خاکشناسی و طبقه‌بندی اراضی ایران، درجه-بندی شوری خاک با اصلاحات جزئی براساس استانداردهای ارائه شده در راهنمای تشخیص و بهسازی خاک‌های سور و قلیا (Richards, 1954) انجام شده است که در آن شوری خاک بر مبنای مقدار کل املاح محلول خاک از طریق اندازه‌گیری هدایت الکتریکی عصاره اشباع خاک تعیین و متناسب با شدت حساسیت و عکس العمل گیاهان زراعی و باغی به شوری، درجه‌بندی شده است (جدول ۲) (Fathizad et al., 2020).

جدول ۲. درجه‌بندی شوری خاک

EC (dS m <sup>-1</sup> )	محدودیت شوری
>۴	بدون محدودیت
۴-۸	محدودیت کم
۸-۱۲	محدودیت نسبتاً زیاد
۱۲-۱۶	محدودیت زیاد
۱۶-۳۲	محدودیت خیلی زیاد
<۳۲	محدودیت شدید

#### نتایج و بحث

##### نتایج آماری شوری خاک

نتایج آمارهای توصیفی برای EC سطحی خاک نشان می‌دهد که مقدار EC خاک در ۱۵۰ نمونه خاک از ۰/۲۸ تا ۱۰/۷/۴۶ دسی‌زیمنس بر متر متغیر بوده و انحراف معیار آن ۲/۵۷ است (جدول ۳).

جدول ۳. خلاصه آمارهای توصیفی برای EC سطحی خاک

خصوصیات آماری	حداقل	حداکثر	میانه	انحراف معیار	EC (dS/m)
۲/۵۷	۱۴/۱۹	۱۰/۷/۴۶	۰/۲۸		

#### داده‌های محیطی

نتایج درصد واریانس مؤلفه اصلی (PCA) برای سال‌های استفاده شده در جدول ۴ آمده است. همانگونه مشخص است چهار مؤلفه اول بیش از ۹۹٪ تغییرات را نشان می‌دهند. بنابراین چهار مؤلفه اول به عنوان ورودی مدل انتخاب شدند. در شکل ۵ نقشه PCA1 و PCA2 در سال‌های ۲۰۰۰ و ۲۰۲۴ نشان داده شده

۱- مجموعه داده اصلی را به k زیرمجموعه مساوی تقسیم و هر زیرمجموعه یک fold نامیده می‌شود (f1, f2,..., fk).

fold را به عنوان مجموعه اعتبارسنجی در نظر گرفته می‌شود و همه k-1 fold باقی مانده را در مجموعه آموزشی اعتبارسنجی ضربدری<sup>۲۸</sup> نگاه داشته می‌شوند.

۲- مدل یادگیری ماشین خود با استفاده از مجموعه آموزشی اعتبارسنجی ضربدری آموزش داده می‌شود و سپس دقت و کارایی مدل با استفاده از اعتبارسنجی نتایج پیش‌بینی در مقابل مجموعه اعتبارسنجی Validation set محاسبه می‌شود.

۳- دقت و کارایی مدل یادگیری ماشین با استفاده از بدست آوردن میانگین همه دقت‌ها و صحت‌های بدست آمده از همه موارد k از اعتبارسنجی ضربدری تخمین زده می‌شود. در روش اعتبارسنجی ضربدری k-fold، همه ورودی‌ها در مجموعه داده آموزشی برای آموزش و همچنین اعتبارسنجی به کار می‌روند، هر ورودی تنها یک بار برای اعتبارسنجی مورد استفاده قرار می‌گیرد. نکته اینکه معمولاً برای k عدد ۱۰ در نظر گرفته می‌شود، اما این یک قانون نیست و k می‌تواند هر عددی در نظر گرفته شود.

#### معیارهای ارزیابی مدل

جهت ارزیابی کارایی مدل جنگل تصادفی برای پارامتر شوری خاک، از شاخص‌های آماری MAE و R<sup>2</sup> استفاده شد. روابط (۱ تا ۳) آنها را نشان می‌دهد.

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |X_i - Y_i|}{n} \quad \text{رابطه ۱}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2} \quad \text{رابطه ۲}$$

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i^* - Y_i^*)^2}{\sum_{i=1}^n (X_i - Y_i)^2} \quad \text{رابطه ۳}$$

که X<sub>i</sub>، Y<sub>i</sub> و X<sub>i</sub><sup>\*</sup>، Y<sub>i</sub><sup>\*</sup> به ترتیب مربوط به مقادیر اندازه‌گیری و برآورد شده، میانگین مقادیر اندازه‌گیری و برآورد شده می‌باشد.

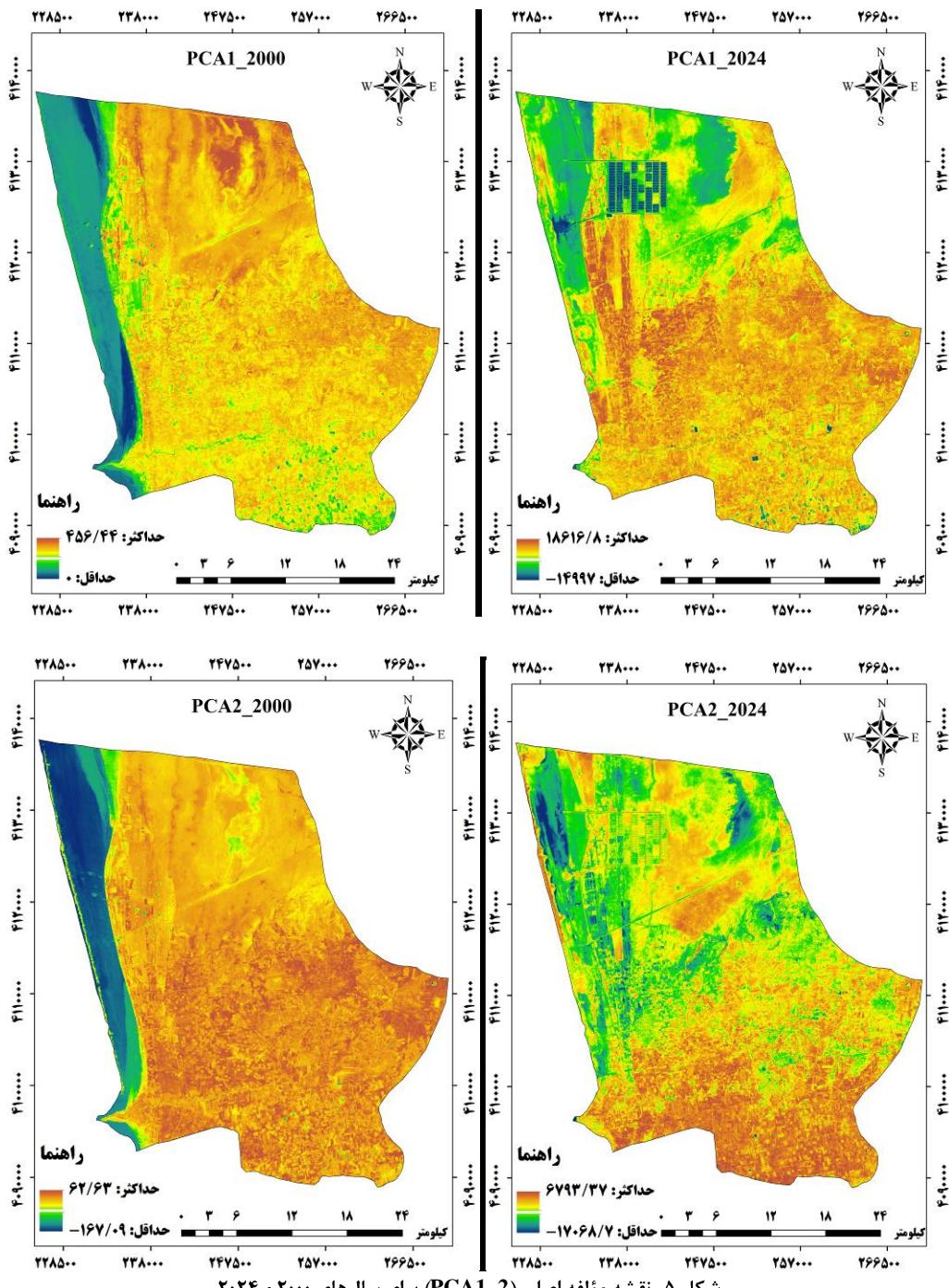
#### مدلسازی شوری خاک سال ۲۰۰۰ و ۲۰۲۴

بعد از تهیه داده‌های شوری خاک و داده‌های محیطی، اقدام به تهیه نقشه شوری خاک برای سال ۲۰۲۴ و پیش‌بینی شوری آن برای سال ۲۰۰۰ بر اساس رابطه بدست آمده از مدل‌سازی شوری خاک در سال ۲۰۲۴ گردید. برای مدل‌سازی شوری خاک از مدل جنگل تصادفی استفاده شده است. مدل RF می‌تواند برای رگرسیون و طبقه‌بندی مورد استفاده قرار گیرد و برای نمونه‌گیری مجدد از وزن‌دهی استفاده نمی‌کند. مدل RF این

است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود بیشترین درصد تغییرات مؤلفه اول و دوم در مرکز و جنوب منطقه مورد مطالعه است.

جدول ۴. نتایج درصد واریانس مؤلفه اصلی (PCA) برای سال‌های ۲۰۰۰ و ۲۰۲۴

سال	PCA1	PCA2	PCA3	PCA4	PCA5	PCA6	PCA7	PCA8	PCA9	PCA10	PCA11
۲۰۰۰	۹۴/۶۱	۴/۰۰	۱/۰۴	۰/۲۴	۰/۰۳	۰/۰۰	-	-	-	-	-
۲۰۲۴	۹۸/۷۹	۰/۸۵	۰/۲۵	۰/۰۶	۰/۰۱	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۰۰



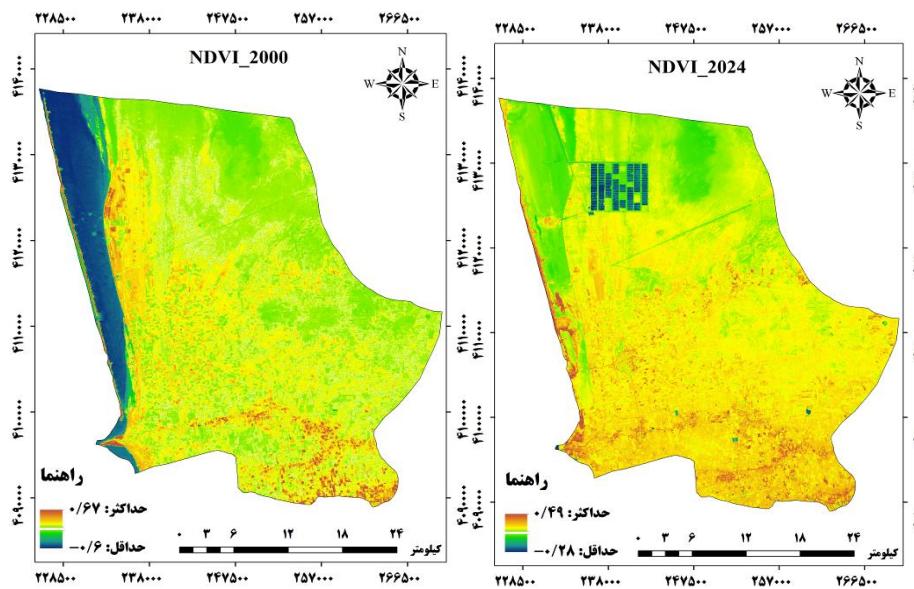
شکل ۵. نقشه مؤلفه اصلی (PCA1, 2) برای سال‌های ۲۰۰۰ و ۲۰۲۴

۱. جدول ۵. آمار توصیفی شاخص NDVI سال‌های ۲۰۰۰ و ۲۰۲۴

سال	حداقل	میانگین	حداکثر	انحراف معیار
۲۰۰۰	-۰/۰۶	۰/۶۷	-۰/۰۳	۰/۱۶
۲۰۲۴	-۰/۳۲	۰/۵۸	-۰/۰۰	۰/۰۰

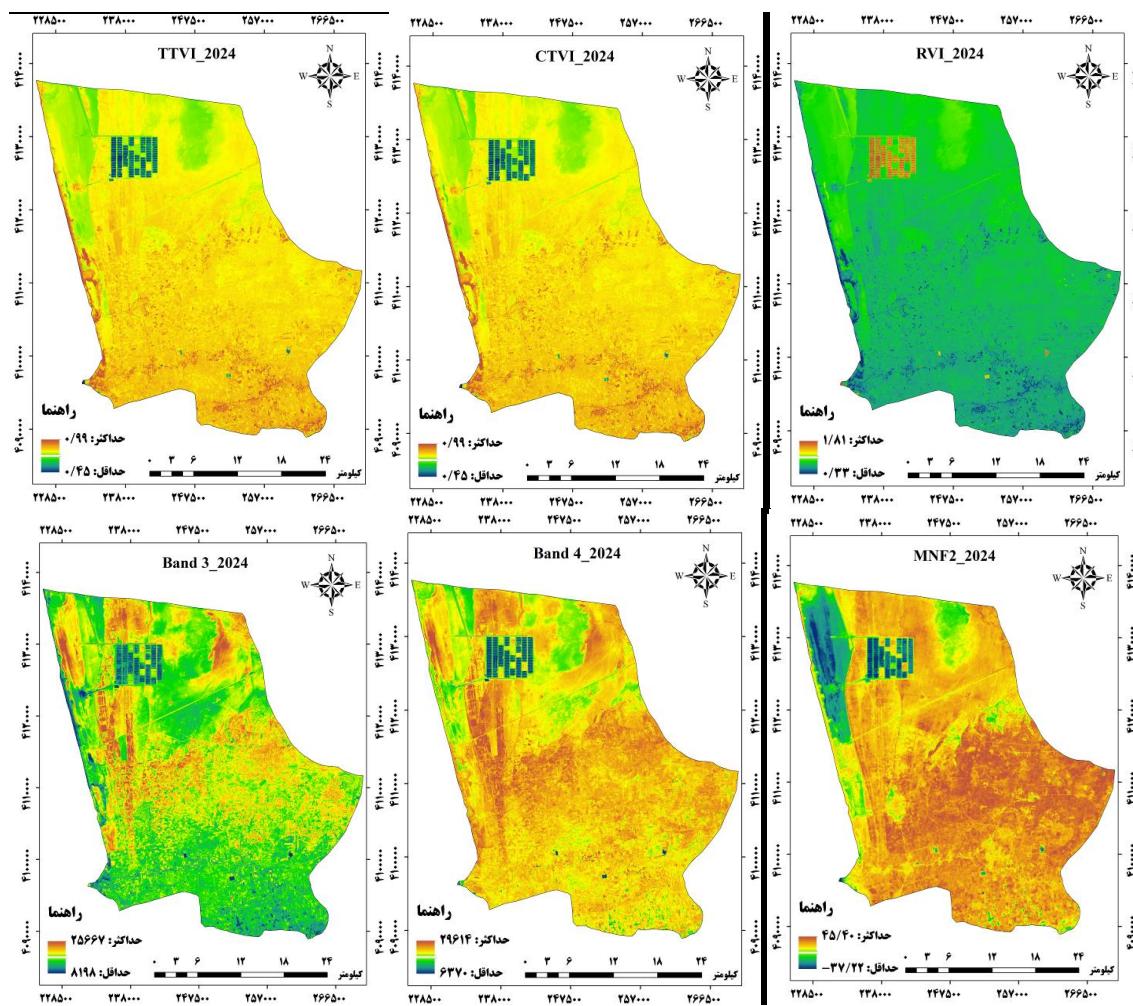
#### شاخص‌های پوشش گیاهی

در این مطالعه برای تهیه شاخص‌های پوشش گیاهی از تصاویر سال‌های ۲۰۰۰ و ۲۰۲۴ استفاده شد. نتایج و نقشه NDVI سال‌های ۲۰۰۰ و ۲۰۲۴ در جدول ۵ و شکل ۶ نشان داده شده‌اند.



۲. شکل ۶ نقشه NDVI برای سال های ۲۰۰۰ و ۲۰۲۴

در شکل ۷ برخی شاخص های دیگر و باندهای استفاده شده برای استخراج شاخص های شوری برای سال ۲۰۲۴ آورده شده است.



۳. شکل ۷ برخی از شاخص های پوشش گیاهی برای سال ۲۰۲۴

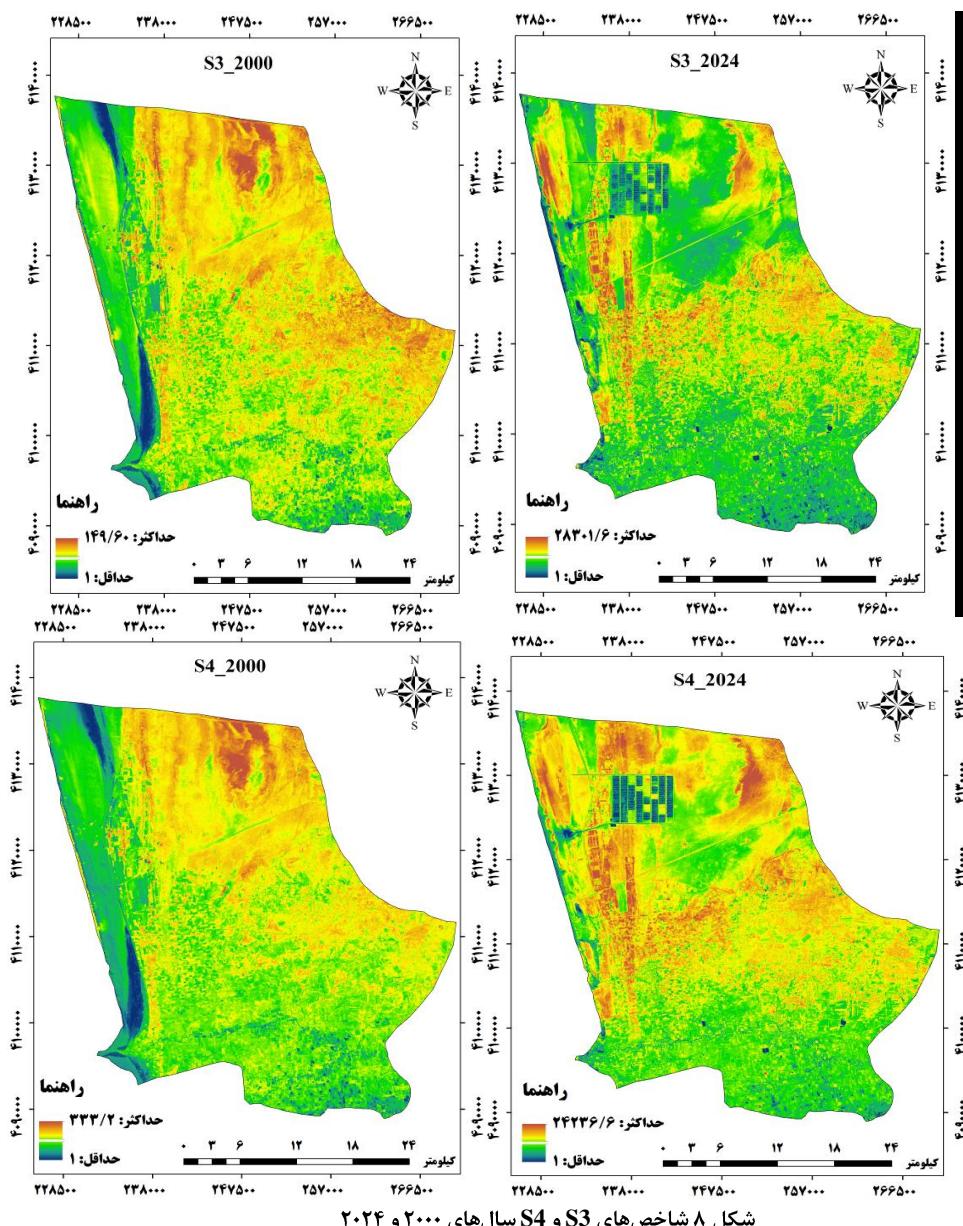
دخیل در مدل، با استفاده از شاخص‌های آماری RMSE و MAE<sup>2</sup> بین مقادیر واقعی و برآورد شده شوری، مدل اعتبار سنجی شد (جدول ۶). نمودار همبستگی مقادیر شوری اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده با استفاده از مدل جنگل تصادفی در شکل ۹ ارائه شده است. همچنین با دقت به شکل ۱۰ می‌توان دریافت که مدل جنگل تصادفی شوری خاک را به خوبی پیش‌بینی کرده است. نتیجه حاصله نشان دهنده همبستگی بالا شوری پیش‌بینی شده ( $0.87$ ) با داده‌های واقعی می‌باشد ( $R^2 = 0.87$ ). لازم به ذکر است که این دقت در بحث‌های نقشه‌برداری رقوم خاک قابل قبول است.

### شاخص‌های شوری خاک

در این تحقیق برخی از شاخص‌های شوری خاک حاصل از تصاویر ماهواره‌ای برای سال‌ها ۲۰۰۰ و ۲۰۲۴ استفاده و وارد مدل‌سازی شدند. شاخص‌های شوری خاک استفاده شده عبارتند از: S1، S2، S3، S4، S5 در شکل ۸ شاخص‌های S3 و S4 برای سال‌های ۲۰۰۰ و ۲۰۲۴ نشان داده شده‌اند.

### مدلسازی مکانی حاصل از مدل جنگل تصادفی

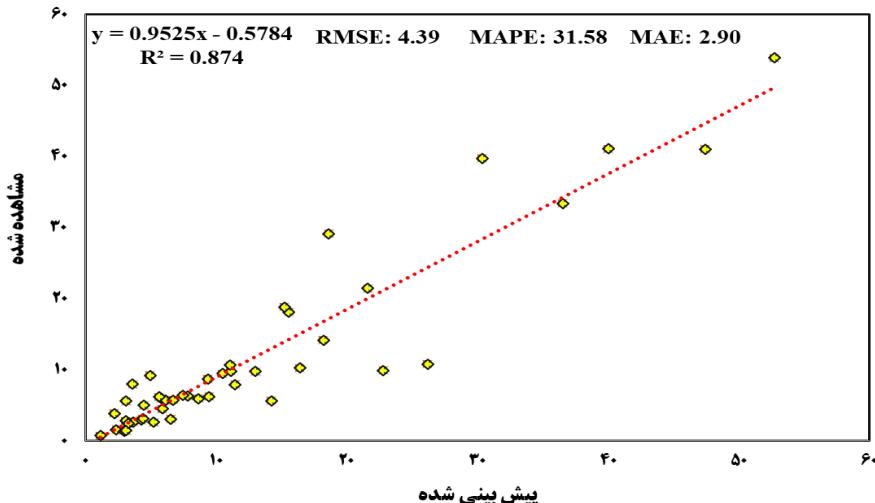
در این تحقیق برای مدل پیش‌بینی نهایی از اعتبار سنجدی<sup>۳۱</sup> متقابل ۲:۱ و با روش نمونه‌برداری خطی<sup>۳۲</sup> استفاده کردیم. برای واسنجی از ۷۰٪ داده‌ها و برای اعتبارسنجی از ۳۰٪ داده‌ها بدون جایگزینی استفاده شد. پس از تعیین پارامترهای



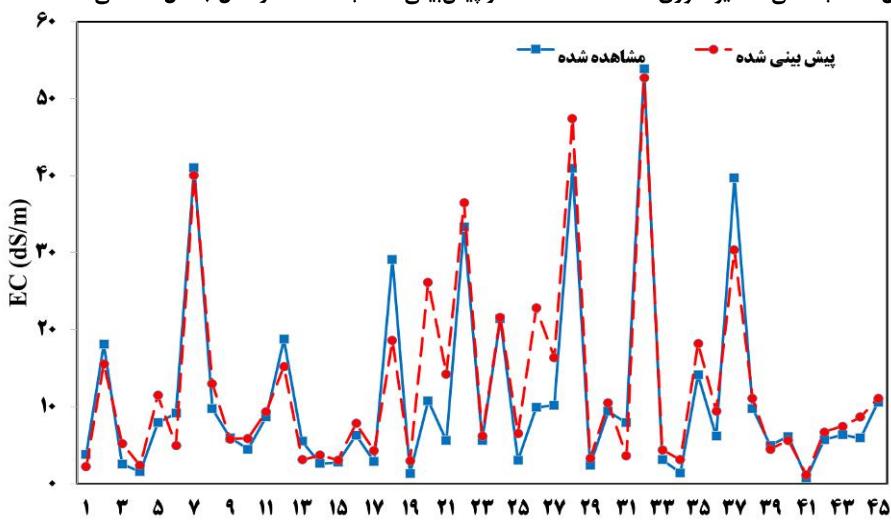
شکل ۸ شاخص‌های S3 و S4 سال‌های ۲۰۰۰ و ۲۰۲۴

جدول ۶ نتایج معیارهای ارزیابی برای پیش‌بینی EC خاک

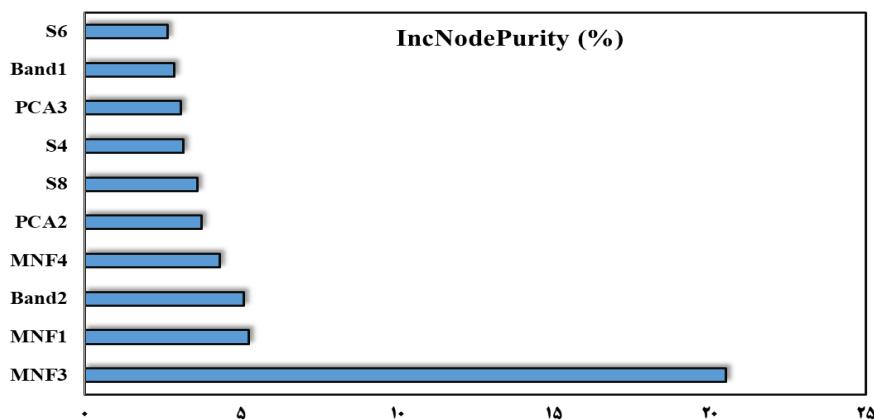
MAE	MAPE	RMSE	R <sup>2</sup>	پارامتر
۲.۹۰	۳۱.۵۸	۴.۳۹	۰.۸۷	EC



شکل ۹. همبستگی مقادیر شوری خاک مشاهده شده و پیش‌بینی شده با استفاده از مدل جنگل تصادفی



شکل ۱۰. نمودار پراکنش مقدار شوری خاک مشاهده شده و پیش‌بینی شده



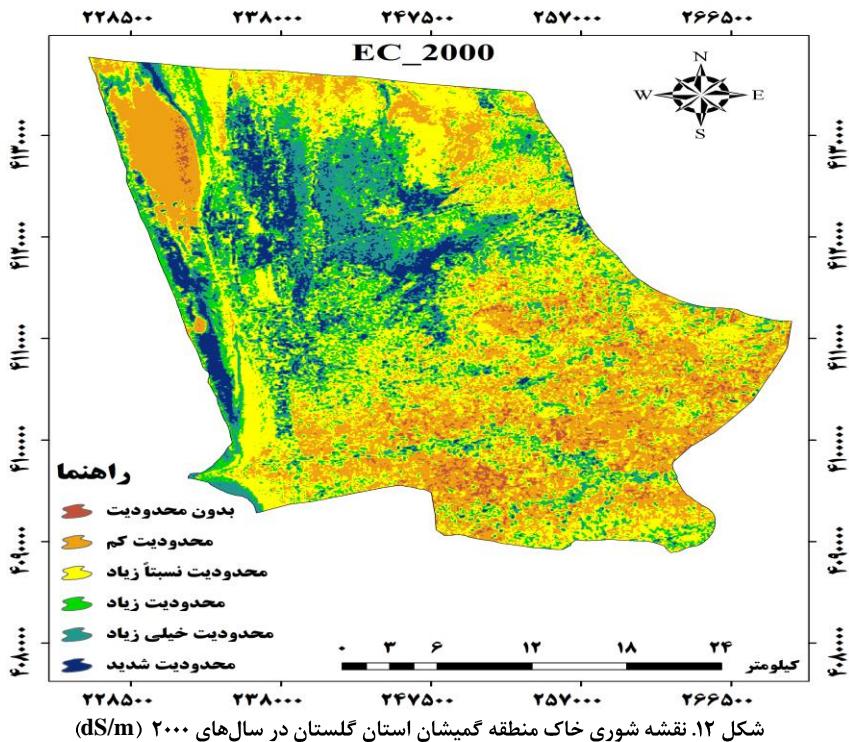
شکل ۱۱. نمودار آنالیز اهمیت متغیرهای محیطی مورد مطالعه در مدل‌سازی شوری خاک

۱۲ و ۱۳ نقشه شوری خاک منطقه گمیشان استان گلستان در سال‌های ۲۰۰۰ و ۲۰۲۴ آمده است.

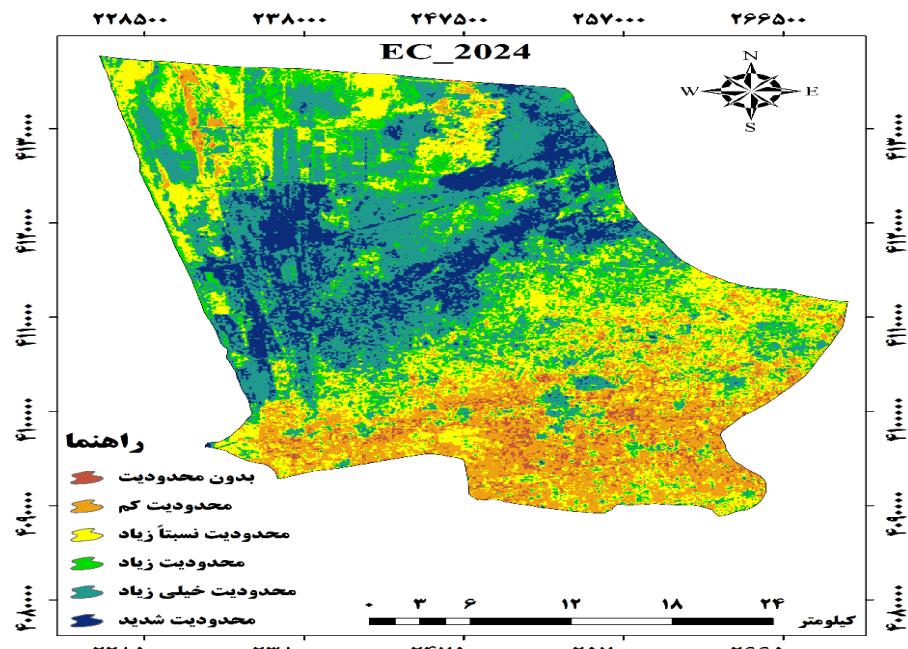
مقایسه شوری خاک بین سال‌های ۲۰۰۰ و ۲۰۲۴ بعد از تهیه نقشه شوری خاک در سال‌های ۲۰۰۴ و ۲۰۰۰ اقدام به مقایسه روند تغییرات کلاس‌های شوری گردید (شکل ۱۴). نتایج نشان دهنده، افزایش مساحت کلاس‌های محدودیت شدید، خیلی زیاد و زیاد و کاهش مساحت کلاس‌های محدودیت نسبتاً زیاد، کم و بدون محدودیت می‌باشد. مقدار حداقل و حداقل شوری در سال ۲۰۰۰ به ترتیب ۰/۹۳ و ۵۴/۶۵ و مقدار حداقل و حداقل شوری در سال ۲۰۲۴ به ترتیب ۱/۱۴ و ۷۱/۸۷ دسی‌زیمنس بر متر (dS/m) می‌باشد. نتایج مقایسه روند تغییرات کلاس‌های شوری خاک نشان داد که مساحت کلاس‌های بدون محدودیت، محدودیت کم و محدودیت زیاد به ترتیب ۱۵۲۰۲ و ۱۲۱۱۰ هکتار (۰/۶۳، ۸/۹۵، ۱۱/۲۳-درصد) کاهش، و مساحت کلاس‌های محدودیت زیاد، محدودیت خیلی زیاد و محدودیت شدید به ترتیب ۳۲۵۶، ۱۸۹۰۶ و ۵۹۹۵ هکتار (۲/۴۱، ۱۳/۹۷ و ۴/۴۳ درصد) افزایش یافته‌اند.

**آنالیز حساسیت مدل جنگل تصادفی**  
تجزیه و تحلیل حساسیت جهانی، ورودی‌ها را بر اساس اهمیت آنها در خروجی رتبه‌بندی می‌کند. جنگل‌های تصادفی یک رویکرد ناپارامتریک کارآمد برای ساخت متأثر مدل‌ها است. برای تعریف معیارهای حساسیت، از معیار اهمیت متغیر تصادفی جنگل‌ها استفاده می‌شود. آنالیز حساسیت مدل جنگل تصادفی در شکل ۱۱ آورده شده است. همانطور که در شکل ۹ ملاحظه می‌فرمایید MNF3 بیشترین اهمیت (۲۲٪) را در مدل‌سازی شوری خاک دارد و بقیه متغیرها در مرتبه بعدی در مدل‌سازی قرار دارند.

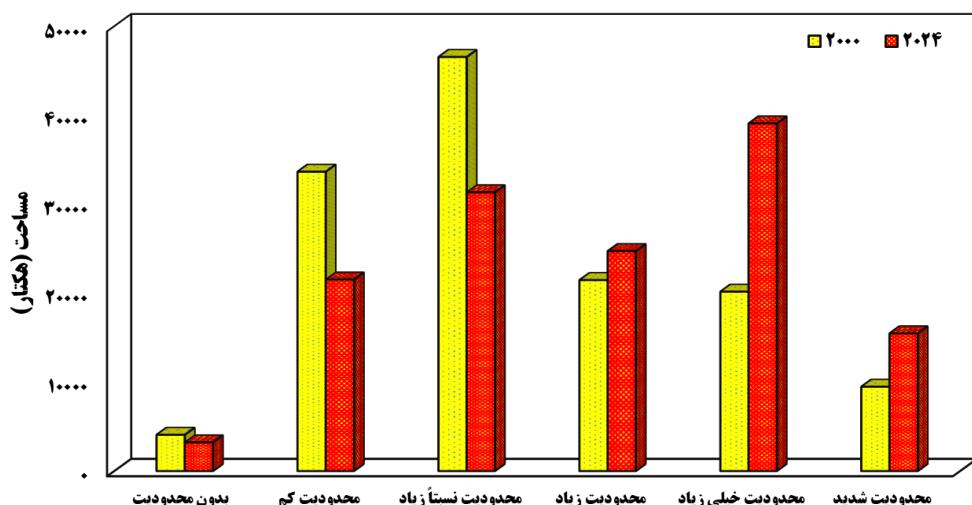
تهیه نقشه شوری خاک برای سال ۲۰۰۰ و ۲۰۲۴ در مرحله بعد پس از دقت مناسب مدل جنگل تصادفی در پیش‌بینی شوری خاک، اقدام به تهیه نقشه شوری خاک برای سال ۲۰۲۴ شد. برای تهیه نقشه شوری خاک از نرم‌افزار R استفاده شد. برای تهیه نقشه شوری سال ۲۰۰۰ از رابطه حاصل از مدل‌سازی داده‌های خاک و داده‌های محیطی برای سال ۲۰۲۴ استفاده شد. پس از تهیه نقشه‌های سال‌های ۲۰۰۰ و ۲۰۲۴ اقدام به درجه‌بندی شوری خاک گردید. در شکلهای



شکل ۱۲. نقشه شوری خاک منطقه گمیشان استان گلستان در سال‌های ۲۰۰۰ (dS/m)



شکل ۱۳. نقشه شوری خاک منطقه گمیشان استان گلستان در سال‌های ۲۰۲۴ (dS/m)



شکل ۱۴. مقایسه تغییرات مساحت شوری خاک منطقه گمیشان استان گلستان در سال‌های ۲۰۰۰ و ۲۰۲۴ (dS/m)

### نتیجه‌گیری

در این پژوهش از مدل جنگل تصادفی جهت برآورد مقادیر شوری خاک در منطقه گمیشان استفاده شد. بر اساس نتایج MNF3 بیشترین اهمیت (۲۲٪) را در مدل‌سازی شوری خاک دارد و بقیه متغیرها در مرتبه بعدی در مدل‌سازی قرار دارند. مهمترین پارامترهای حاصل از آنالیز حساسیت مدل جنگل تصادفی در مدل‌سازی شوری خاک، شاخص‌های پوشش گیاهی مانند MNF، PCA و شاخص‌های باندهای تصاویر ماهواره‌ای می‌باشند. با توجه به اینکه پوشش گیاهی منطقه ضعیف است، بنابراین حضور و تجمع نمک در سطح خاک به راحتی توسط

ماشین یادگیری به سیستم توانایی یادگیری خودکار و بهبود ماشین از عملکرد خود از طریق تجربه را می‌دهد. لذا هدف اساسی که تابعی است از مفید تقریب یک کردن پیدا یادگیری نتایج متغیرهای مستقل ووابسته و بین رابطه پیش‌بینی آن است. در این تحقیق از ۳۶ پارامتر بعنوان داده‌های نظر مورد محیطی در مدل‌سازی شامل: شاخص‌های پوشش گیاهی، شاخص‌های شوری خاک و شاخص‌های باندهای تصاویر ماهواره-برای ورودی متغیر ای (مانند باند آبی، سبز، قرمز و...)، بعنوان شدن. استفاده‌های ۲۰۰۰ و ۲۰۲۴ شوری در سال پیش‌بینی

شوری آب و خاک و خشکسالی به صورت کم یزرع و غیر قابل کشت می باشد. اراضی قابل کشت عمدتاً به جو اختصاص دارد. بر اساس نقشه های شوری خاک، خاک های مناطق مسکونی به دنبال فعالیت های بشر مثل ساخت و ساز، فعالیت های شرکت های نفتی و صنایع مدرن دارای شوری بالایی است. با حرکت به مرکز و غرب منطقه مورد مطالعه، میزان شوری سطح خاک بیشتر می شود. مشاهده می شود که این مناطق شامل اراضی کشاورزی دیم و آبی و مناطق تجمع رسوب حاصل از سیلابها هستند. در این مناطق پس از شور شدن اراضی زراعی در نتیجه آبیاری با آبی که دارای کیفیت نامناسب است، این اراضی رها شده و کشت به سمت اراضی اطراف که عموماً اراضی مرتعب و بیابانی است، گسترش می یابد. بالا بودن شوری سطحی خاک این واحدها باعث کاهش پتانسیل اسمزی خاک و به عبارتی با توجه به عدم رطوبت کافی در خاک، باعث کاهش آب قابل استفاده جهت جذب ریشه گیاهان می شود و این در حالی است که بیش از نیمی از منطقه دارای پوشش گیاهی فقیر بوده و در نتیجه باد به راحتی با سطح خاک تماس پیدا می کند و باعث فرسایش خاک می گردد.

از این مطالعه نتیجه گیری می شود متغیرهای بدست آمده از تصاویر ماهواره ای لندست (سنجدنه TM) سال ۲۰۰۰ و لندست ۸ (سنجدنه OLI) سال ۲۰۲۴، در بهبود دقت پیش بینی شوری خاک نقش بسزایی دارد. همچنین بکارگیری هر سه گروه متغیرها از جمله متغیرهای بدست آمده از شاخص های پوشش گیاهی، شاخص های شوری خاک و شاخص های باندهای تصاویر ماهواره ای، باعث افزایش دقت نقشه توزیع شوری خاک در سطح منطقه مطالعاتی شده است. یکی دیگر از نتایج این تحقیق میزان اهمیت متغیرهای موثر بر شوری خاک می باشد. بنابر نتایج به دست آمده، شاخص MNF و PCA در میان متغیرهای به دست آمده از تصاویر ماهواره ای لندست، تاثیر را در پیش بینی شوری خاک داشتند.

داده های سنجش از دور به طور گستره ای برای شناسایی و ارزیابی مناطق شورمزار مورد استفاده قرار می گیرند و پتانسیل سنجش از دور برای ارزیابی و نقشه برداری شوری خاک بسیار زیاد است. آنالیز حساسیت مدل سازی شوری در منطقه مورد مطالعه نشان دهنده اهمیت بالای شاخص های پوشش گیاهی و شوری خاک می باشد. به صورت کلی می توان بیان کرد که سنجش از دور در تهیه نقشه های شوری و سدیمی خاک ابزاری بسیار قوی بوده که در صورت موجود بودن تصاویر می توان با تعداد نقاط محدود و صرف هزینه کم نقشه های بسیار دقیقی تهیه نمود.

موقعیت جغرافیایی منطقه مطالعاتی، بالا بودن میزان تبخیر از سطح خاک و سازنده ای زمین شناسی منطقه، موجب شده که منطقه به لحاظ عوامل طبیعی، پتانسیل شوری بالایی داشته

مؤلفه های اصلی تصویر ماهواره لندست شناسایی می شوند. در این پژوهش مؤلفه های PCA2 و PCA3 از اهمیت قابل قبولی در مدل سازی شوری خاک برخوردار هستند و در بین عوامل مؤثر بر شوری خاک منطقه مورد مطالعه قرار دارند. فتحیزاد و همکاران (۲۰۲۰)، مترنیخت و زینک (۲۰۰۳) و دوویدی و سریبوواس (۱۹۹۸) اثبات کردند که مؤلفه های اصلی برای شناسایی خاک های شور بسیار کاربردی می باشند. از نتایج Fernandez-Buces et al., 2006; Csillahg et al., 1993; Feng et al., 2008; Taghizadeh-Mehrjardi et al., 2014 های تصاویر ماهواره ای برای بررسی خاک روش مناسب و به صرفه است.

نتایج نشان داد که ارتباط زیادی بین داده های خاک و متغیرهای محیطی وجود دارد، به طوری که نقشه نهایی شوری خاک را با ضریب تبیین ۰/۷۷ پیش بینی کرده است. ذ مطالعه دیگر، فتحیزاد و همکاران (۲۰۲۰) به پیش بینی شوری خاک و نقشه برداری با مدل رگرسیونی جنگل تصادفی در دشت یزد اردکان، ایران، و وو و همکاران (۲۰۱۸) به پیش بینی شوری خاک و نقشه برداری با رگرسیون یادگیری ماشین در مرکزی بین النهرین، عراق پرداختند. آنها نتیجه گرفتند که روش جنگل تصادفی دارای دقت مناسبی جهت تهیه نقشه شوری خاک است که با نتایج این تحقیق همخوانی دارد. با استفاده از مدل جنگل تصادفی میتوان نقشه هایی به هنگام از چگونگی پراکنش خاک ها با درجات مختلف شوری، به منظور مدیریت بهینه و ارائه روش های اصلاح و احیاء آنها در مدت زمان کم و صرف هزینه کمتر، تهیه کرد. روش جنگل تصادفی تعداد بسیار زیادی از متغیرهای ورودی را می تواند در بر بگیرد بدون اینکه متغیری را حذف نماید، به این صورت که این روش برآورده برای اهمیت متغیرها که در کلاس بندی مهم هستند را ارائه می دهد. روش جنگل تصادفی برای حجم داده های زیاد به خوبی عمل می کند و از دقت بالایی برخوردار است. در این روش، هر درخت بهطور کامل رشد می کند و هرس نمی شود و این ویژگی باعث می شود که مدل نهایی دچار پیش آورد نگردد.

مقایسه روند تغییرات شوری خاک از سال ۲۰۰۰ تا ۲۰۲۴ نشان می دهد که منطقه گمیشان در این مدت به سمت شور شدن پیش می رود. روند تغییرات شوری در منطقه به سمت مرکز و جنوب افزایشی است که با روند تغییرات مهم ترین متغیرهای کمکی تشخیص داده شده مانند PCA، همخوانی دارد. این مسئله احتمالاً به خاطر دریافت رسوبات بیشتر در این نواحی است. افزون بر این، حرکت آب زیرزمینی در جهت شمال به جنوب می باشد. از دلایل دیگر بالا بودن شوری در این نواحی کاربری نامناسب و روش آبیاری نامناسب اراضی کشاورزی و باغات می تواند باشد. بسیاری از اراضی این منطقه به دلیل

برداشت‌های بی‌رویه از سفره آب زیرزمینی در منطقه طی چند سال اخیر نسبت به چند دهه قبل موجب تغییر جریان آب از زیرزمین به سطح شده است. لذا توجه به اقدامات فوری از جمله بستن چاههای غیر مجاز و جلوگیری از حفر چاههای بیشتر در این بخش به لحاظ حساس بودن بحث آب در منطقه کاملاً ضروری می‌باشد.

در این مطالعه از مدل جنگل تصادفی جهت پیش‌بینی شوری خاک در منطقه گمیشان استفاده گردید. از نتایج این تحقیق می‌توان نتیجه‌گیری نمود که خاک‌های منطقه مورد مطالعه دارای محدودیت شوری و نیز تغییرپذیری زیاد مکانی از نظر مقدار پارامترهای خاک بخصوص شوری می‌باشد. این مسئله نشان می‌دهد که برای اصلاح و بهسازی خاک‌های منطقه گمیشان نیاز به تهیه نقشه‌های خاک می‌باشد. از آنجا که به طور عمده نقشه‌های پارامترهای خاک با هدف ارائه روش‌های مدیریتی تهیه می‌گردد و از طرفی با توجه به هزینه‌های زیاد اصلاح و بهسازی خاک، تهیه نقشه‌های پارامترهای خاک برای مدیریت بهتر زمین‌ها همراه با کاهش هزینه‌های اقتصادی، ضروری به نظر می‌رسد.

باشد. گسترش اراضی کشاورزی، عدم رعایت اصول فنی در بهره‌برداری از منابع آب زیرزمینی، استفاده از روش‌های سنتی در عملیات کاشت- داشت و برداشت، استفاده از روش‌های سنتی آبیاری، از دست رفتن حجم زیادی آب در زمان آبیاری، زهکشی ضعیف اراضی منطقه، عدم آگاهی از آزمون خاک، عدم آگاهی از روش‌های مبارزه با شوری و کاهش آن موجب تشدید شوری در اراضی منطقه شده است.

مجموعه عوامل طبیعی و ثانویه فوق‌الذکر موجب شده که اراضی منطقه گمیشان تخریب شوند و در صورت عدم برنامه- ریزی و مدیریت صحیح برای جلوگیری از ادامه این فرآیند، در آینده نزدیک شاهد تخریب کامل منابع خاک و آب منطقه خود تهدید جدی برای در خطر انداختن تولید پایدار می‌باشد، خواهیم بود. کشاورزان به دلیل ویژگی‌های آب و هوایی منطقه عمدتاً آب از چاه‌های عمیق استفاده می‌کنند. هنگامی که آبیاری عمیق به طور مرتب استفاده می‌شود، با تأخیر قوی آب در خاک، مقدار زیادی نمک در خاک باقی مانده می‌ماند که باعث شور شدن خاک می‌شود.

### Reference:

- Abrol, I. P., Yadav, J.S.P., & Massoud, F.I. (1988). Salt-affected soils and their management (Vol. 39). Food & Agriculture Org.  
<https://www.fao.org/4/x5871e/x5871e00.htm>
- Akpa, S.I., Odeh, I.O., Bishop, T.F., & Hartemink, A.E. (2014). Digital mapping of soil particle-size fractions for Nigeria. Soil Science Society of America Journal, 78(6), 1953-1966.  
<https://doi.org/10.2136/sssaj2014.05.0202>
- Allouche, O., Tsoar, A., & Kadmon, R. (2006). Assessing the accuracy of species distribution models: prevalence, kappa and the true skill statistic (TSS). Journal of applied ecology 43, 1223-1232.  
<https://doi.org/10.1111/j.1365-2664.2006.01214.x>
- Asfaw, Engdawork., Suryabhagavan, K.V., & Argaw, Mekuria. (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, Volume 17, Issue 3, Pages 250-258.  
<https://doi.org/10.1016/j.jssas.2016.05.003>
- Asgari, H. R., Rashno, A., Kokmi Bayram, C., Abdolhossein, B. 2019. Investigating the possibility of preparing a soil salinity map using Landsat-8 digital data (Case study: Dashli Borun district - Golestan province. Degradation and Restoration of Natural Lands, 1 (1): 72-81. [In Persian]  
<http://drnl.sanru.ac.ir/article-1-147-fa.pdf>
- Ayub, M.A., Ahmad, H.R., Ali, M., Rizwan, M., Ali, S., Rehman, M.Z., & Waris, A.A. (2020). Salinity and its tolerance strategies in plants. In Plant life under changing environment (pp. 47-76). Academic Press.  
DOI: 10.1016/B978-0-12-818204-8.00003-5
- Bandak, S., Movahedi-Naeini, S. A., Mehri, S., & Lotfata, A. (2024). A longitudinal analysis of soil salinity changes using remotely sensed imageries. Scientific Reports, 14(1), 10383.  
[doi.org/10.1038/s41598-024-60033-6](https://doi.org/10.1038/s41598-024-60033-6)
- Bleam, W. F. (2016). Soil and environmental chemistry. Academic Press. <https://doi.org/10.1016/C2015-0-01022-X>
- Breiman, L. (2001). Random forests. Machine learning, 45, 5-32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Breiman, L., & Cutler, A. (2004). *Random Forests*. Department of Statistics, University of Berkeley.Karavanova, <https://www.stat.berkeley.edu/~breiman/randomforest2001.pdf>
- Burt, R. (2011). Soil Survey Investigations Report, no. 45, version 2.0. Natural Resources Conservation Service. <https://www.nrcs.usda.gov/sites/default/files/2022-10/SSIR45.pdf>
- Csillag, F., Pásztor, L., & Biehl, L. L. (1993). Spectral band selection for the characterization of salinity status of soils. Remote sensing of environment, 43(3), 231-242.

- [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(93\)90068-9](https://doi.org/10.1016/0034-4257(93)90068-9)
- Cutler, D.R., Edwards, T.C., Karen, J.R., Beard, H., Cutler, A., Kyle, T., Hess, Jacob., Gibson, J., & Lawler, J. (2007). RANDOM FORESTS FOR CLASSIFICATION IN ECOLOGY, Ecology, Pages 2783-2792.
- <https://doi.org/10.1890/07-0539.1>
- Dadrasi, A., M. Yamani, M. Pak-Parvar and Z. Davarzani. 2006. Evaluation of the Changes of Soil Salinity in South East of Sabzevar Arid Zones by Using the Remote Sensing Datum and GIS. Geography and development Iranian journal, 4(7): 173-184 (In Persian). <https://doi.org/10.22111/gdij.2006.3805>
- Daliakopoulos, I.N., Tsanis, I.K., Koutoulis, A., Kourgialas, 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. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2016.08.177>
- Das, A. (2000). Optimization-based simulation and design of tile drainage system. ASCE J. Irrg. Drain Eng. 126(6): 381-388. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9437\(2000\)126:6\(381\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9437(2000)126:6(381))
- De la Paix, M.J., Lanhai, L., Xi, C., Varenyam, A., Nyongesah, M.J., & Habiyaremye, G. (2013). Physicochemical properties of saline soils and aeolian dust. Land Degradation & Development, 24(6), 539-547.
- <https://doi.org/10.1002/lqr.1148>
- Dwivedi, R. S., & Sreenivas, K. (1998). Delineation of salt-affected soils and waterlogged areas in the Indo-Gangetic plains using IRS-1C LISS-III data. International Journal of Remote Sensing, 19(14), 2739-2751.
- <https://doi.org/10.1080/014311698214488>
- Fakhar, M. A., Nazari, B. 2023. Evaluation and preparation of soil salinity map using vegetation indices and multispectral images from Sentinel-2 and Landsat-8 in saline Qazvin plain. Water and Irrigation Management 13:3: 783-799. [In Persian] [https://journals.ut.ac.ir/article\\_93356\\_e5555f6209aacfb65df1d63a2c128.pdf](https://journals.ut.ac.ir/article_93356_e5555f6209aacfb65df1d63a2c128.pdf)
- Fathizad, H., Ardakani, M.A.H., Sodaiezadeh, H., Kerry, R., & Taghizadeh-Mehrjardi, R. (2020). Investigation of the spatial and temporal variation of soil salinity using random forests in the central desert of Iran. Geoderma, 365, 114233. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2020.114233>
- Feng, D., Zongsuo, L., Xuexuan, X., Xingchang, Z., & Lun, S. (2008). Spatial heterogeneity of soil nutrients and aboveground biomass in abandoned old-fields of Loess Hilly region in Northern Shaanxi, China. Acta Ecologica Sinica, 28(1), 13-22. [https://doi.org/10.1016/S1872-2032\(08\)60017-7](https://doi.org/10.1016/S1872-2032(08)60017-7)
- Fernandez-Buices, N., Siebe, C., Cram, S., & Palacio, J. L. (2006). Mapping soil salinity using a combined spectral response index for bare soil and vegetation: A case study in the former lake Texcoco, Mexico. Journal of Arid Environments, 65(4), 644-667. <https://doi.org/10.1016/j.jaridenv.2005.08.005>
- Genuer, R., Poggi, J. M., & Tuleau, C. (2008). Random Forests: some methodological insights. *arXiv preprint arXiv:0811.3619*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.0811.3619>
- Greenway, H., & Munns, R. (1980). Mechanisms of salt tolerance in nonhalophytes. Annual review of plant physiology, 31(1), 149-190. <https://www.annualreviews.org/content/journals/10.1146/annurev.pp.31.060180.001053>
- Han, Y., Ge, H., Xu, Y., Zhuang, L., Wang, F., Gu, Q., & Li, X. (2023). Estimating soil salinity using multiple spectral indexes and machine learning algorithm in songnen plain, China. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 16, 7041-7050. DOI: 10.1109/JSTARS.2023.3274579
- Hand, D. J. (2007). Principles of data mining. Drug safety, 30, 621-622. DOI: 10.2165/00002018-200730070-00010
- Hassani, A., Azapagic, A., D'Odorico, P., Keshmiri, A., & Shokri, N. (2020). Desiccation crisis of saline lakes: A new decision-support framework for building resilience to climate change. Science of The Total Environment, 703, 134718. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.134718>
- Hasti, T. (2001). The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction. doi.org/10.1007/978-0-387-84858-7
- Hillel, D. (2000). Salinity management for sustainable irrigation: integrating science, environment, and economics. World Bank Publications. <http://documents.worldbank.org/curated/en/687661468741583380>
- Kempen, B., Brus, D.J., Heuvelink, G.B., & Stoorvogel, J.J. (2009). Updating the 1: 50,000 Dutch soil map using legacy soil data: A multinomial logistic regression approach. Geoderma, 151(3-4), 311-326. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2009.04.023>
- Kidd, D.B., Malone, B.P., McBratney, A.B., Minasny, B., & Webb, M. A. (2014). Digital mapping of a soil drainage index for irrigated enterprise suitability in Tasmania, Australia. Soil Research, 52(2), 107-119. <https://doi.org/10.1071/SR13100>
- Kotsiantis, S., & Pintelas, P. (2004). Supervised Machine Learning, TR-02-02, Department of Mathematics, University of Patras, Hellas, Page 28. <https://www.etpe.gr/wp-content/uploads/pdfs/etpe228.pdf>
- Lhissou, R., Harti, A.E., & Chokmani, K. (2014). Mapping soil salinity in irrigated land using optical remote sensing data, Eurasian Journal of Soil Science 3, 82-88. DOI: 10.18393/ejss.84540
- Maas, E. V., & Grattan, S. R. (1999). Crop yields as affected by salinity. Agricultural drainage, 38, 55-108. <https://doi.org/10.2134/agronmonogr38.c3>
- Metternicht, G.I., & Zinck, J.A. (2003). Remote sensing of soil salinity: potentials and constraints. Remote sensing of environment, 85(1), 1-20. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00188-8](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00188-8)

- Munns, R., & Tester, M. (2008). Mechanisms of salinity tolerance. *Annu. Rev. Plant Biol.*, 59(1), 651-681.  
DOI: 10.1146/annurev.arplant.59.032607.092911
- Nachtergaele, F., van Velthuizen, H., Verelst, L., Wiberg, D., Henry, M., Chiozza, F., & Tramberend, S. (2023). Harmonized world soil database version 2.0. FAO.  
<https://www.fao.org/soils-portal/data-hub/soil-maps-and-databases/harmonized-world-soil-database-v20/en/>
- Noori, S. (2004). Determination of the best vegetation indexes for assessing Mazandaran rangeland (Doctoral dissertation, M. Sc. Thesis, Tarbiat Modares University, 128 p.(In Persian)).  
<https://www.sid.ir/paper/23036/en#downloadbottom>
- Pannell, D.J., & Ewing, M.A. (2006). Managing secondary dryland salinity: options and challenges. *Agricultural water management*, 80(1-3), 41-56. <https://doi.org/10.1016/j.agwat.2005.07.003>
- Parihar, P., Singh, S., Singh, R., Singh, V.P., & Prasad, S.M. (2015). Effect of salinity stress on plants and its tolerance strategies: a review. *Environmental science and pollution research*, 22, 4056-4075.  
<https://doi.org/10.1007/s11356-014-3739-1>
- Perri, S., Suweis, S., Holmes, A., Marpu, P.R., Entekhabi, D., & Molini, A. (2020). River basin salinization as a form of aridity. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 117(30), 17635-17642.
- Rath, K.M., & Rousk, J. (2015). Salt effects on the soil microbial decomposer community and their role in organic carbon cycling: a review. *Soil Biology and Biochemistry*, 81, 108-123.  
<https://doi.org/10.1016/j.soilbio.2014.11.001>
- Ranjbar, R., H.R. Owliaie, H. Ranjbar and E. Adhami. 2018. Change detection of soil salinity using remote sensing in Zahed Shahr, Fars province. *Journal of RS and GIS for Natural Resources*, 9:(۴) 115-128 (In Persian)  
<https://www.sid.ir/paper/189502/en#downloadbottom>
- Rengasamy, P. (2006). World salinization with emphasis on Australia. *Journal of experimental botany*, 57(5), 1017-1023. <https://doi.org/10.1093/jxb/erj108>
- Richards, L. A. (Ed.). (1954). Diagnosis and improvement of saline and alkali soils (No. 60). US Government Printing Office.
- Rodriguez-Galiano, V.F., Ghimire, B., Rogan, J., Chica-Olmo, M., & Rigol-Sánchez, J.P. (2012). An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for land-cover classification, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Volume 67, Pages 93-104.<https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2011.11.002>
- Sentis, I.P.L.A. (1996). Soil salinization and land desertification. *Soil degradation and desertification in Mediterranean environments*, 105-129.
- Singh, K. (2016). Microbial and enzyme activities of saline and sodic soils. *Land Degradation & Development*, 27(3), 706-718. <https://doi.org/10.1002/lde.2385>
- Soil Science Society of America. (1997). Glossary of soil science terms. Soil Science Society of America.  
<https://www.soils.org/publications/soils-glossary>
- Suleiman, M.M., Kaya, F., Elsheikh, M.A., Başayığit, L., & Francaviglia, R. (2023). Application of Machine Learning Algorithms for Digital Mapping of Soil Salinity Levels and Assessing Their Spatial Transferability in Arid Regions. *Land*, 12(9), 1680. <https://doi.org/10.3390/land12091680>
- 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.<https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2013.07.020>
- Thiam, S., Villamor, G.B., Faye, L.C., Sène, J.H.B., Diwediga, B., & Kyei-Baffour, N. (2021). Monitoring land use and soil salinity changes in coastal landscape: A case study from Senegal. *Environmental Monitoring and Assessment*, 193, 1-18. <https://doi.org/10.1007/s10661-021-08958-7>
- Vågen, T.G., Winowiecki, L.A., Tondoh, J.E., Desta, L.T., & Gumbrecht, T. (2016). Mapping of soil properties and land degradation risk in Africa using MODIS reflectance. *Geoderma*, 263, 216-225.  
<https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2015.06.023>
- Wang, J., Peng, J., Li, H., Yin, C., Liu, W., Wang, T., & Zhang, H. (2021). Soil Salinity Mapping Using Machine Learning Algorithms with the Sentinel-2 MSI in Arid Areas, China. *Remote Sens.* 2021, 13, 305.  
<https://doi.org/10.3390/rs13020305>
- Wu, W., Zucca, C., Muhaimeed, A.S., Al-Shafie, W.M., Fadhil Al-Quraishi, A.M., Nangia, V., ... & Liu, G. (2018). Soil salinity prediction and mapping by machine learning regression in Central Mesopotamia, Iraq. *Land degradation & development*, 29(11), 4005-4014.<https://doi.org/10.1002/lde.3148>
- Zaman, M., Shahid, S.A., & Heng, L. (2018). Guideline for salinity assessment, mitigation and adaptation using nuclear and related techniques (p. 164). Springer Nature.  
<https://library.oapen.org/bitstream/id/fa591144-4b76-41b4-a297-791b27c51720/1007237.pdf>
- Zhu, Z., & Woodcock, C. E. (2014). Continuous change detection and classification of land cover using all available Landsat data. *Remote sensing of Environment*, 144, 152-171. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2014.01.011>
- Ziadat, F.M. (2007). Land suitability classification using different sources of information: Soil maps and predicted soil attributes in Jordan. *Geoderma*, 140(1-2), 73-80. <https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2007.03.004>

یادداشت‌ها

- <sup>۱</sup> Saturated Soil paste extract  
<sup>۲</sup> Traditional Soil Survey  
<sup>۳</sup> Conventional Soil Survey  
<sup>۴</sup> Landscape  
<sup>۵</sup> Soils cape  
<sup>۶</sup> Continuum  
<sup>۷</sup> Thiam  
<sup>۸</sup> Han  
<sup>۹</sup> Random Forest  
<sup>۱۰</sup> Bandak  
<sup>۱۱</sup> Global Positioning System; GPS  
<sup>۱۲</sup> TOA  
<sup>۱۳</sup> Red  
<sup>۱۴</sup> NIR  
<sup>۱۵</sup> Corrected Transformed Vegetation Index (CTVI)  
<sup>۱۶</sup> Ratio Vegetation Index (RVI)  
<sup>۱۷</sup> Transformed Vegetation Index (TVI)  
<sup>۱۸</sup> Soil-Adjusted Vegetation Index (SAVI)  
<sup>۱۹</sup> Principal Component Analysis(PCA)  
<sup>۲۰</sup> Out of Bag  
<sup>۲۱</sup> Mean Decrease in Accuracy  
<sup>۲۲</sup> Mean Decrease in Gini Coefficient  
<sup>۲۳</sup> CART  
<sup>۲۴</sup> Calibration  
<sup>۲۵</sup> Validation  
<sup>۲۶</sup> Cross Validation  
<sup>۲۷</sup> Machine learning model  
<sup>۲۸</sup> Cross validating training set  
<sup>۲۹</sup> out-of-bag  
<sup>۳۰</sup> bootstrapping  
<sup>۳۱</sup> cross-validation  
<sup>۳۲</sup> Linear sampling