

Original Article



Iranian Journal of Remote Sensing & GIS

Assessment of Soil Salinity Changes in Bonab County Farmlands Using Satellite and Ground Data

Bitá Heydarzadeh¹, Hassan Khavaran Nehzak^{1*}, Ayda Abbasi –Kalo², Nikou Hamzehpour³

Affiliation

1. Faculty of Social Sciences, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran
2. Faculty of Agriculture and Natural Resources, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran
3. Faculty of Agriculture, University of Maragheh, Maragheh, Iran

ABSTRACT

Background and Objective: Preventing soil salinization and managing agricultural irrigation are highly dependent on accurate soil salinity estimation. Conventional methods, such as laboratory analysis and field surveys, are inadequate for monitoring soil salinity due to their inability to keep pace with the dynamic changes of this phenomenon and their associated high costs. Additionally, the methods used in assessing spatial changes should have the capability to respond to new questions and developments occurring in this field. To address this challenge, satellite imagery emerges as a valuable tool for continuous monitoring, given the sensitivity of electromagnetic signals to soil parameters, particularly those in the surface layer directly linked to soil salt content. Numerous studies have been conducted on soil salinity, yielding different results based on ground samples and satellite imagery. Therefore, the attention of soil mappers is drawn to employing data and techniques capable of ensuring sufficient accuracy and reliability by eliminating image errors. Given the significance of this issue, the objective of this study is to evaluate the relationship between ground data and spectral indices extracted from Landsat satellite images in Bonab County.

Material and Methods: In this study, three types of data were used: Landsat 7 and 8 satellite images with a 15-year interval, DEM imagery as auxiliary data for classification operations, and soil salinity samples collected from 74 different points at 500-meter intervals. These samples were collected from a 40-square-kilometre area in the fall of 2014. To evaluate the statistical significance of the relationship between ground samples and satellite imagery, 12 remote sensing spectral indices were utilized, and after necessary preprocessing (atmospheric, radiometric corrections, and applying a 3*3 filter), the corresponding spectral values for each soil sample location were extracted from the images. The performance of regression models was compared using both original and filtered images. Subsequently, stepwise regression was employed to examine the relationship between independent variables and the dependent variable. All spectral indices were included as independent variables in the model. The results indicated that among these indices, NDWI and NDSI had the most significant correlation with ground samples. To create the soil salinity change map for the years 1999 to 2014, ground samples and the NDSI index were used. Additionally, using DEM data, ground data, and Landsat 8 imagery, a maximum likelihood classification map for 2014 was generated.

Results and Discussion: Regression analysis between EC samples and spectral indices revealed that NDVI (0.45), NDWI (0.37), SI-T (0.43), and NDSI (0.41) exhibited stronger correlations with soil salinity compared to other indices. The use of filters improved the coefficient of determination for these correlations. Additionally, VSSI and BI indices showed the least significant correlation with ground samples. The soil salinity change chart indicates that in an area of approximately 40 square kilometers, the most significant soil salinity changes, covering 3.53 square kilometers, occurred from saline to highly saline land. The maximum likelihood classification map for 2014 shows that with the drying of Lake Urmia, the trend of increasing salinity in the region has intensified.

Conclusion: This study utilized Landsat 7 (1999) and Landsat 8 (2014) imagery to assess the relationship between ground data and spectral indices and to produce a soil salinity map for Bonab County. The results demonstrated that all extracted indices showed a statistically significant correlation with soil salinity data, with NDVI, NDWI, SI-T, and NDSI showing stronger correlations compared to other indices. Furthermore, the results of filtering showed that applying a filter to the index could improve research outcomes. The study emphasizes using satellite imagery for ongoing soil salinity monitoring due to its sensitivity and adaptability, outperforming traditional methods. Significant correlations between ground data and spectral indices like NDVI, NDWI, SI-T, and NDSI underscore their effectiveness in analyzing soil salinity dynamics. These findings provide valuable guidance for future research, advocating for filtering techniques to improve accuracy in assessing spatial changes in soil salinity. The findings of this study can serve as a useful guide for selecting data and satellite images in similar studies related to spatial changes in soil salinity.

Keywords: Spectral indices, Regression, Remote Sensing, Stepwise, Bonab.

Citation:

Heydarzadeh, B., Khavaran Nehzak, H., Abbasi –Kalo, A., Hamzehpour, N., Assessment of Soil Salinity Changes in Bonab County Farmlands Using Satellite and Ground Data, Iran J Remote Sens GIS. 17(3): 119-138.

* Corresponding Author: ahmadloo@rifr-ac.ir
DOI: <https://doi.org/10.48308/gisj.2024.234675.1202>

Received: 2024.05.07
Accepted: 2024.08.04





ارزیابی تغییرات شوری خاک در اراضی شهرستان بناب با استفاده از داده‌های ماهواره‌ای و زمینی

بیبا حیدرزاده^۱، حسن خاوریان نهزک^{۱*}، آیدا عباسی کلو^۱، نیکو حمزه پور^۲

سمت

۱. دانشکده علوم اجتماعی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران
۲. دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه محقق اردبیلی، اردبیل، ایران
۳. دانشکده کشاورزی، دانشگاه مراغه، مراغه، ایران

چکیده

سابقه و هدف: پیشگیری از شور شدن خاک و مدیریت آبیاری کشاورزی ارتباط بسیاری به برآورد دقیق شوری خاک دارد. استفاده از روش‌های معمول و رایج (تحلیل آزمایشگاهی، بررسی‌های میدانی) برای پایش آن ناکافی و نامناسب است زیرا با پویایی تکامل این پدیده هم‌خوانی ندارد و هزینه‌های گزافی نیز به‌همراه دارد. درضمن، روش‌های مورد استفاده در ارزیابی تغییرات مکانی باید قدرت پاسخ‌گویی به پرسش‌ها و تحولات جدیدی را که در این زمینه رخ می‌دهد، داشته باشند. یکی از راهکارها استفاده از تصاویر ماهواره‌ای است و می‌توان آنها را به‌منزله ابزاری قدرتمند، برای نظارت مستمر به کار برد؛ زیرا سیگنال‌های ماهواره‌ای به پارامترهای خاک در اولین لایه سطحی، که مستقیماً با محتوای نمک مرتبط است، حساسیت دارند. درمورد شوری خاک، مطالعات بسیاری انجام شده و براساس نمونه‌های زمینی و تصاویر ماهواره‌ای مورد استفاده، نتایج متفاوتی به دست آمده است؛ بنابراین به‌کارگیری داده‌ها و تکنیک‌هایی که بتواند، ضمن حذف خطاهای تصویر، از دقت و صحت کافی برخوردار باشد مورد توجه نقشه‌برداران خاک است. با توجه به اهمیت این موضوع، هدف از این پژوهش ارزیابی و بررسی ارتباط بین داده‌های زمینی با شاخص‌های طیفی استخراج‌شده از تصاویر ماهواره‌ای لندست در شهرستان بناب است.

مواد و روش‌ها: در این پژوهش، سه نوع داده به کار رفت: تصاویر ماهواره‌ای لندست ۷ و ۸ با فاصله زمانی پانزده‌ساله، تصویر DEM به‌منزله داده کمکی در عملیات طبقه‌بندی، همچنین نمونه‌های شوری خاک که از ۷۴ نقطه متفاوت و در فاصله‌های مکانی پانصدمتری جمع‌آوری شده‌اند. این نمونه‌ها از منطقه‌ای به مساحت ۴۰ کیلومترمربع، در پاییز ۲۰۱۴ برداشت شده‌اند. برای بررسی معناداری نمونه‌های زمینی با تصاویر ماهواره‌ای، از دوازده شاخص طیفی سنجش از دور استفاده شده است و پس از پیش‌پردازش‌های لازم (اتمسفری، رادیومتری و اعمال فیلتر ۳×۳)، مقادیر متناظر به مقادیر EC استخراج شدند. تصاویر قبل و پس از اعمال فیلتر از طریق روش‌های رگرسیون بررسی شد. در ادامه، از روش رگرسیون گام‌به‌گام برای بررسی ارتباط بین متغیرهای مستقل و متغیر وابسته استفاده شد. همه شاخص‌های طیفی، به‌منزله متغیرهای مستقل، وارد مدل شدند؛ نتایج نشان داد که از بین این شاخص‌ها، NDWI و NDSI بیشترین ارتباط معنادار را با نمونه‌های زمینی دارند. برای تهیه نقشه تغییرات شوری خاک درمورد سال‌های ۱۹۹۹ تا ۲۰۱۴، از نمونه‌های زمینی و شاخص NDSI استفاده شد. همچنین، با استفاده از داده‌های DEM، داده‌های زمینی و تصویر لندست-۸، نقشه طبقه‌بندی حداکثر احتمال برای سال ۲۰۱۴ تهیه شد.

نتایج و بحث: تحلیل رگرسیون بین نمونه‌های EC و شاخص‌های طیفی نشان داد که شاخص‌های NDVI (۰/۴۵)، NDWI (۰/۳۷)، SI-T (۰/۴۳) و NDSI (۰/۴۱)، در قیاس با دیگر شاخص‌ها، ارتباط معنادارتری با شوری خاک دارند. استفاده از فیلتر ضریب تبیین این ارتباطات را بهبود بخشیده است. به‌علاوه، شاخص‌های VSSI و BI کمترین ارتباط معنایی را با نمونه‌های زمینی نشان دادند. نمودار تغییرات شوری خاک نشان می‌دهد که در منطقه مورد مطالعه (حدود ۴۰ کیلومترمربع)، بیشترین مساحت تحت تأثیر تغییرات شوری مربوط به تبدیل ۳/۳۵ کیلومترمربع از اراضی شور به فوق‌شور بوده است. نقشه طبقه‌بندی حداکثر احتمال برای سال ۲۰۱۴ نشان می‌دهد که با خشک شدن دریاچه ارومیه، روند افزایش شوری در منطقه تشدید شده است.

نتیجه‌گیری: نتایج این پژوهش نشان داد همه شاخص‌های استخراج‌شده ارتباط معناداری با داده‌های شوری خاک دارند و این ارتباط در شاخص‌های NDVI، NDWI، SI-T، NDSI بیشتر از دیگر شاخص‌ها بود. همچنین نتایج استفاده از فیلتر نشان داد اعمال فیلتر روی شاخص می‌تواند نتایج پژوهش را بهبود بخشد. این مطالعه بر استفاده از تصاویر ماهواره‌ای در پایش مداوم شوری خاک تأکید دارد زیرا حساسیت و سازگاری این تصاویر از روش‌های رایج و قدیمی بهتر است. همبستگی‌های شایان توجه بین داده‌های زمینی و شاخص‌های طیفی مانند NDVI، NDWI، SI-T و NDSI بر اثربخشی آنها در تحلیل دینامیک شوری خاک تأکید می‌کند. این یافته‌ها راهنمایی‌های ارزشمندی برای تحقیقات آتی فراهم می‌کنند و استفاده از تکنیک‌های فیلتر، به‌منظور بهبود دقت در ارزیابی تغییرات مکانی در شوری خاک را مهم می‌شمارند. اطلاعات این پژوهش را می‌توان، در مطالعات مشابه در زمینه تغییرات مکانی شوری خاک، راهنمای مفیدی برای انتخاب داده‌ها و تصاویر ماهواره‌ای دیگر در نظر گرفت.

واژه‌های کلیدی: شاخص‌های طیفی، رگرسیون، سنجش از دور، Stepwise، بناب.

استناد:

حیدرزاده، ب.، خاوریان نهزک، ح.، عباسی کلو، آ.، حمزه‌پور، ن.، ارزیابی تغییرات شوری خاک در اراضی شهرستان بناب با استفاده از داده‌های ماهواره‌ای و زمینی، نشریه سنجش از دور و GIS ایران، سال ۱۷، شماره ۳، پاییز ۱۴۰۴: ۱۱۹-۱۳۸.



۱- مقدمه

شوری خاک مشکلی بزرگ و جدی، به‌ویژه در مناطق خشک و نیمه‌خشک است که یا به‌طور طبیعی رخ می‌دهد و یا مبتنی بر عملکرد انسان‌هاست. سطوح بالایی از شوری خاک در رشد و عملکرد محصول تأثیری نامطلوب می‌گذارد و درنهایت، به تخریب زمین منجر می‌شود (Allbed & Kumar, 2013; Battay et al., 2017). تخریب زمین، برآثر شوری خاک، مسئله‌ای جهانی در مناطق خشک و به‌ویژه خاورمیانه بوده است (Delavar et al., 2020). از آنجاکه بیشتر مساحت کشور را مناطق خشک و نیمه‌خشک تشکیل می‌دهند، این منابع محدود و تجدیدناپذیر در معرض انواع عوامل تخریب‌کننده، از جمله فرسایش، شوری و تخریب‌های حاصل از فعالیت‌های انسانی قرار دارند و به‌شدت آسیب‌پذیرند. به‌دلایل متعددی، وسعت زمین‌های شور طبیعی در کشور بسیار گسترده است. بااین‌حال روند افزایش تخریب پوشش گیاهی در عرصه‌های طبیعی و مدیریت نامناسب آبیاری در زمین‌های آبی سبب افزایش چشمگیر وسعت زمین‌های دارای شوری ثانویه در کشور شده است (Jafari & Rostampour, 2019). پیش‌بینی شوری خاک، در دهه‌های گذشته، پیشرفت مهمی داشته و درک توزیع مکانی شوری خاک را بهبود بخشیده است (Akramhanov & Martius, 2006). اما، در مناطقی که معمولاً شرایط اقتصادی نامناسبی دارند و بودجه‌های اختصاص‌یافته به برنامه‌های نمونه‌برداری به‌طور مکانی و موقت بسیار پایین است، رویکردهای مبتنی بر نظارت گسترده سالانه به شکست می‌انجامد؛ بنابراین باید رویکردهایی جایگزین تنظیم و ترویج شوند (Li et al., 2016; Scudiero et al., 2016; Hamzhepour & Bogaert, 2017). فناوری سنجش از دور به ابزاری ضروری برای نظارت بر شوری خاک تبدیل شده است زیرا می‌تواند اطلاعات نزدیک به زمان واقعی و بسیار کارآمد مبتنی بر اندازه پیکسل را در مورد

طیف خاک شور شده ارائه دهد (Khan & Sato, 2001; Jiang & Shu, 2019). در حال حاضر، از این قابلیت داده‌های سنجش از دور و انواع شاخص‌های به‌دست‌آمده از ترکیب باندهای گوناگون ماهواره‌ها، برای تهیه نقشه‌های شوری خاک، استفاده گسترده‌ای می‌شود. اساس کاربرد این شاخص‌ها تغییرپذیری ویژگی‌های طیفی بر پایه تغییرپذیری ویژگی‌های خاک است (Azhirabi et al., 2015). بااین‌حال، هنگام استفاده از داده‌های سنجش از دور در خاک‌های شور، محدودیت‌های واضحی نیز وجود دارد. برای سطوح دارای شوری بسیار بالا یا پایین، روی خاک‌هایی دارای پوشش گیاهی، پیش‌بینی مطمئن در مورد شوری خاک اغلب ناممکن است (Douaoui et al., 2006; Hamzhepour & Bogaert, 2017).

قلیچ^۱ و همکاران (۲۰۲۲)، در پژوهشی، شوری سطحی خاک‌های ۲۶۵۰ هکتار از اراضی کشاورزی و مرتعی در منطقه خشک آناتولی مرکزی، ترکیه، را ارزیابی کردند. آنها با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای لندست-۵ و بررسی همبستگی مقادیر هدایت الکتریکی (EC)^۲، ۱۴۵ نمونه خاک و داده‌های سنجش از دور، شامل ۲۳ متغیر در محدوده‌های مرئی، فرورسرخ نزدیک و فرورسرخ طول موج کوتاه و شاخص‌های پوشش گیاهی، شوری خاک را پایش کردند. طبق نتایج، بیشترین همبستگی بین مقادیر هدایت الکتریکی و داده‌های سنجش از دور در باند^۱ SWIR به دست آمد ($R = -0/43$) اما مدل‌های حاصل از تصاویر ماهواره‌ای دقت کافی را در تعیین شوری خاک نداشتند و پیچیدگی طیفی و وضوح پایین تصاویر از عوامل کاهش دقت مدل‌ها بود. ژائو^۳ و همکاران (۲۰۲۲) مدل پایش شوری خاک را با استفاده از داده‌های چندطیفی پهباد،

1. Kilic
2. Electrical Conductivity
3. Zhao

این مدل‌ها پیچیده‌ترند. همچنین نتایج بازگو کرد که مدل‌های ساده‌تر دارای وضوح مکانی کمتر همبستگی بیشتری بین مقادیر مشاهده‌شده و پیش‌بینی‌شده در برداشتند. این تحقیق تأکید کرد که استفاده از سنسورهای متفاوت و داده‌های میدانی بیشتر می‌تواند به بهبود دقت مدل‌ها کمک کند. ابوزید^۳ و همکاران (۲۰۲۳) قابلیت داده‌های ماهواره‌ی لندست-۸ را برای شناسایی و پایش شوری و سدیمی خاک طی فصل‌های مرطوب و خشک، در شمال شرق مصر، بررسی کردند. آنها هفتاد نمونه خاک را در دو بازه زمانی مرطوب و خشک، جمع‌آوری و مقادیر pH، هدایت الکتریکی و درصد سدیم تبادل (ESP) را اندازه گرفتند. مدل‌های رگرسیون خطی مرحله‌ای با استفاده از داده‌های خاک و بازتاب باندهای ماهواره، برای تخمین این مقادیر، ساخته و اعتبارسنجی شدند. نتایج نشان داد که باند NIR، در تمایز سطوح شوری و سدیمی خاک، عملکرد مطلوبی داشت. این مطالعه نشان داد که داده‌های ماهواره‌ای می‌توانند به پایش دقیق و اقتصادی شوری و سدیمی خاک کمک کنند. امامی^۴ و همکاران (۲۰۲۴) از سه الگوریتم یادگیری ماشین (جنگل تصادفی، جنگل رگرسیون کوانتیل، و کویست) برای پیش‌بینی و مقایسه توزیع مکانی شوری در استان گلستان استفاده کردند. آنها در پژوهش خود از اطلاعات زمین‌شناسی، سنجش از دور و داده‌های هواشناسی بهره بردند. جنگل رگرسیون کوانتیل بهترین عملکرد را در پیش‌بینی شوری خاک، در عمق ۲۵-۵۰ سانتی‌متر، در برداشت. دریاچه ارومیه از مناطقی است که در سال‌های اخیر، با بحران پس‌روی آب، خشکی و افزایش شوری در اراضی اطراف آن مواجه شده است. این اراضی خشک و شور، در کیفیت هوای منطقه و همچنین زمین‌های

در منطقه خشک شمال غرب چین، توسعه دادند و بهینه‌سازی کردند. آنها مدل‌های معکوس شوری خاک، مبتنی بر رگرسیون ماشین بردار پشتیبان (SVR)، جنگل تصادفی (RF)، شبکه عصبی پس‌انتشار (BPNN) و ماشین یادگیری تطبیقی (ELM) را ساختند. نتایج نشان داد که مدل ELM برای زمین‌های بایر بهترین عملکرد را داشت و مدل BPNN برای زمین‌های کشاورزی دارای پوشش گیاهی مناسب‌تر بود. این مطالعه پشتیبانی فنی را در زمینه پایش سریع و معکوس شوری خاک و کنترل شوری در مناطق آبیاری فراهم می‌کند. سینگ^۱ (۲۰۲۲)، در مقاله‌ای جامع، مدیریت جهانی شوری خاک را با استفاده از تکنیک‌های سنجش از دور و GIS بررسی کرد. او، با مطالعه بیش از ۲۶۰ منبع معتبر، به تحلیل کامل مشکل شوری خاک که بیش از یک میلیارد هکتار در بیش از یک‌صد کشور را تحت تأثیر قرار می‌دهد، پرداخت و تأثیر شوری در تولیدات کشاورزی و بهداشت محیط‌زیست و همچنین اثر تغییرات اقلیمی در شوری خاک را بررسی کرد. سینگ نشان داد که استراتژی‌های سنجش از دور می‌تواند رویکردی عملی برای ارزیابی واکنش گیاهان در برابر شوری، در محیط‌های متنوع باشد اما با چالش‌هایی، مانند وضوح مکانی و زمانی پایین تصاویر، مواجه است. با این حال پیشرفت در روش‌های سنجش از دور فرسوخ حرارتی می‌تواند امکان شناسایی تغییرات مکانی در مقیاس کوچک‌تر را فراهم کند. او نتیجه‌گیری کرد که این پیشرفت‌ها می‌تواند به مدیریت بهتر و پایدارتر منابع خاکی یاری برساند. اودان^۲ و همکاران (۲۰۲۲) از داده‌های میدانی و تصاویر سکوه‌های متفاوت ماهواره‌ای، از جمله لندست-۸، سنتینل-۲ و PlanetScope (با وضوح مکانی بالا) برای توسعه مدل‌های پیش‌بینی شوری خاک استفاده کردند. براساس این مطالعه، داده‌های با وضوح مکانی بالاتر به تولید مدل‌های پیش‌بینی دقیق‌تر تمایل دارند؛ اگرچه

1. Singh
2. Avdan
3. Abuzaid
4. Emami

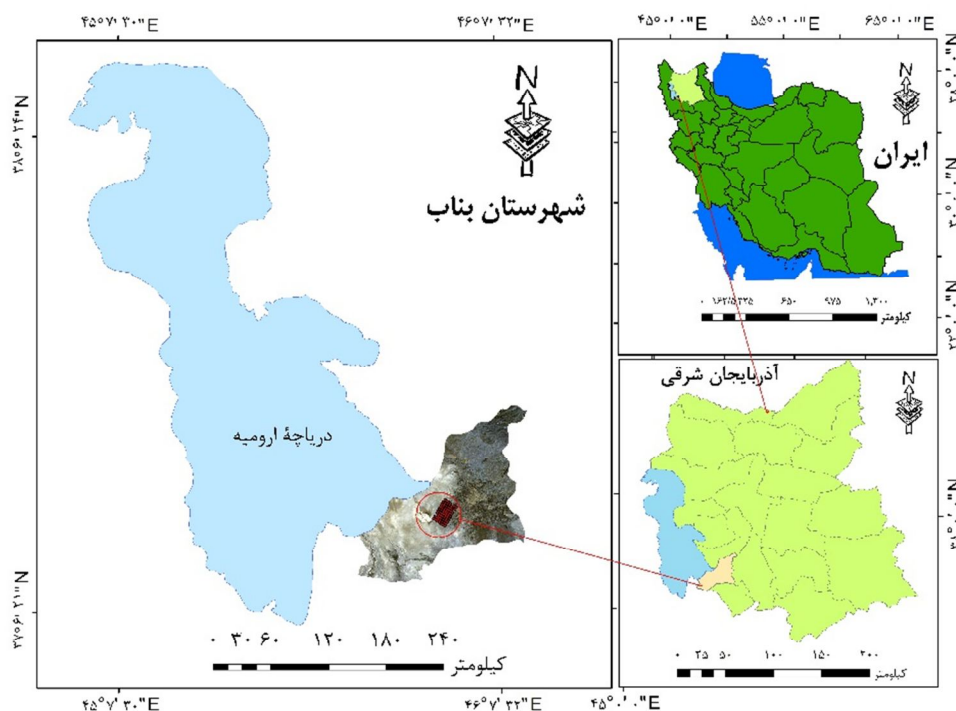
حاصلخیز، در پایین دست دامنه‌های کوه سهند واقع شده است. این محدوده بین ۴۵ درجه و ۵۸ دقیقه و ۴۱ ثانیه تا ۴۶ درجه و ۰۲ دقیقه و ۳۵ ثانیه شرقی و ۳۷ درجه و ۲۰ دقیقه و ۲۱ ثانیه تا ۳۷ درجه و ۱۶ دقیقه و ۱۸ ثانیه عرض شمالی قرار دارد. شهرستان بناب، از نظر پستی و بلندی، مسطح است. میانگین بارش سالانه در آن ۲۶۴/۷۳ میلی‌متر و میانگین دمای سالانه آن ۱۵ درجه سانتی‌گراد است. تبخیر احتمالی در منطقه بین ۹۰۰-۱۱۷۰ میلی‌متر است. از نظر زمین‌شناختی، منطقه مورد مطالعه از رسوبات ساحلی و پلایا تشکیل شده است (Hamzhepour & Rahmati, 2016). موقعیت این ناحیه در شکل‌های ۱ و ۲ و روند کلی مراحل پژوهش در شکل ۳ ارائه شده است.

کشاورزی اطراف دریاچه، تأثیراتی منفی دارد. وزش باد در جهات متفاوت باعث حرکت ذرات نمک در هوا می‌شود. این ذرات برای سلامت انسان و سایر موجودات خطرناک است (Ghale et al., 2019). هدف این تحقیق بررسی تغییرات مکانی و زمانی شوری خاک، با استفاده از داده‌های ماهواره‌ای است. برای اطمینان از دقت نتایج، صحت‌سنجی نقشه شوری خاک حاصل از داده‌های سنجش از دور، با استفاده از داده‌های میدانی مورد نیاز، بسیار اهمیت دارد؛ این نکته در تحقیق حاضر بررسی شد.

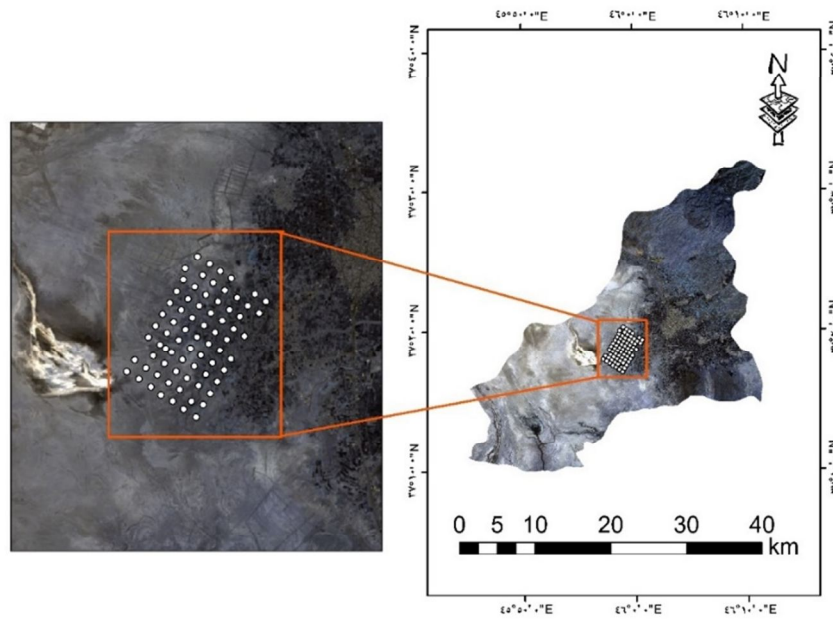
۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- منطقه مورد مطالعه

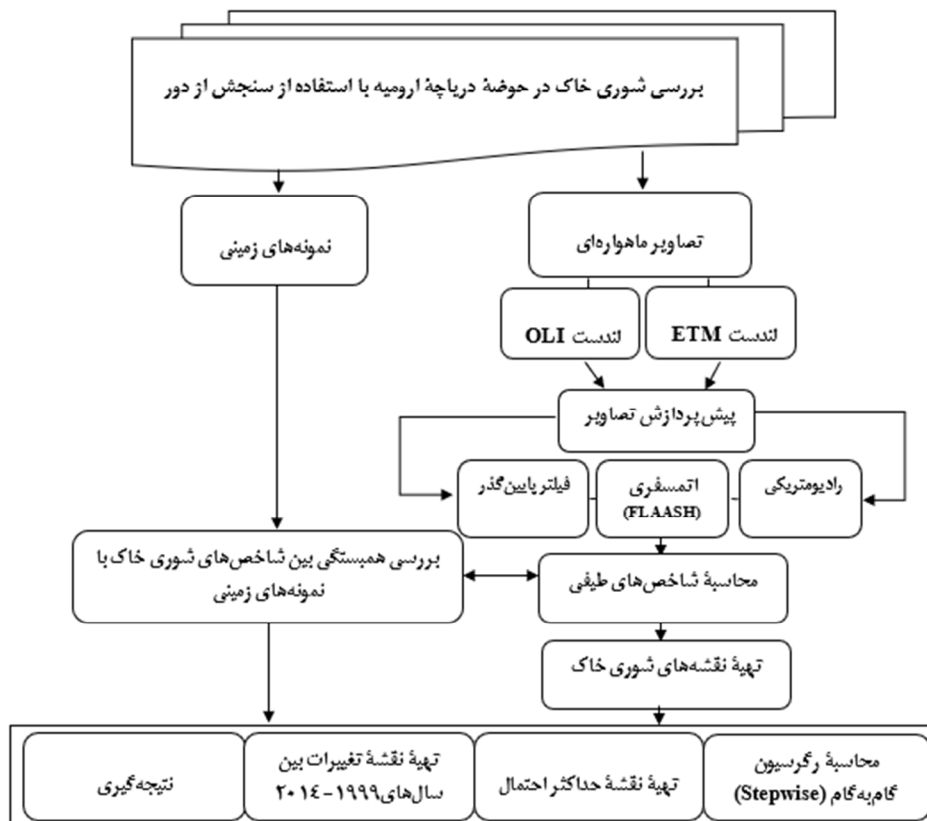
منطقه مورد مطالعه در دشت بناب، با ارتفاعی بین ۱۲۷۰-۱۳۰۰ متر، در شمال غرب ایران و در جلگه‌ای



شکل ۱. موقعیت منطقه مورد مطالعه



شکل ۲. نمونه‌های زمینی مورد استفاده در ارزیابی شوری خاک، در منطقه مورد مطالعه



شکل ۳. نمودار روند پژوهش

۲-۲- نمونه‌های میدانی داده‌های شوری خاک

در این پژوهش، از دو سری داده زمینی و ماهواره‌ای برای بررسی ارتباط بین آنها در مورد شوری خاک، استفاده شد. نمونه‌های داده زمینی پارامتر EC خاک شامل ۷۴ نقطه بودند که به‌طور شبکه‌ای، در فاصله‌های مکانی پانصد متر، برداشت شدند. این نقاط منطقه‌ای با مساحت حدود ۴۰ کیلومتر مربع را پوشش می‌دهند. با توجه به هدف تحقیق که ارزیابی تغییرات شوری خاک است، از متغیر EC نمونه خاک‌های برداشت‌شده میدانی برای ارزیابی نتایج استفاده شده است. نقاط نمونه‌برداری برای شوری خاک در شکل ۲ و اطلاعات آماری مقادیر زمینی در جدول ۱ مشاهده می‌شود.

۲-۳- انتخاب و پیش‌پردازش داده‌های ماهواره‌ای

برای پیش‌بینی شوری خاک، از تصاویر سری‌های ۷ و ۸ لندست استفاده شد. ابتدا تصاویر ماهواره‌ای لندست (سنجنده‌های OLI و ETM) و تصویر DEM سی‌متری از سنجنده SRTM از سایت سازمان زمین‌شناسی آمریکا (USGS) تهیه شد. تصویر DEM، به‌منزله داده اضافی، در عملیات طبقه‌بندی تصاویر ماهواره‌ای به کار رفت. مشخصات تصاویر در جدول ۲ بیان شده است. در انتخاب تصاویر، تلاش شد از موارد دارای کیفیت

مناسب و به‌ویژه، بدون ابر استفاده شود. سپس منطقه‌ای که داده‌های زمینی در آن قرار داشتند، از کل منطقه جدا شد و برای پیش‌پردازش تصاویر، تصحیحات رادیومتریکی و اتمسفری با استفاده از نرم‌افزار ENVI و روش FLAASH (Aghaei et al., 2019) و فیلتر پایین‌گذر ۳×۳ (Pujaniki et al., 2021) اعمال شد. به‌علاوه، دقت تصحیحات هندسی تصاویر بررسی شد.

۲-۳-۱- اعمال فیلتر بر شاخص‌های سنجش از دور

هدف از اعمال فیلتر پایین‌گذر کاهش نویز و هموارسازی تصویر، با حذف تغییرات ناگهانی در مقادیر پیکسل‌هاست. در این پژوهش، از فیلتر پایین‌گذر با اندازه پنجره ۳×۳ استفاده شد. این فیلتر، با جایگزین کردن مقدار هر پیکسل با میانگین وزنی پیکسل‌های همسایه در پنجره اطراف آن، عمل می‌کند. این عمل به حذف مؤلفه‌های فرکانس بالا (تغییرات مکانی سریع) و حفظ مؤلفه‌های فرکانس پایین (تغییرات تدریجی) در تصویر منجر می‌شود (Pujaniki et al., 2021). اعمال این فیلتر، پیش‌از استخراج مقادیر طیفی، به کاهش تأثیرات ناخواسته و بهبود ارتباط بین داده‌های ماهواره‌ای و نمونه‌های زمینی کمک می‌کند.

جدول ۱. اطلاعات آماری مقادیر زمینی

متغیر مورد بررسی	میانگین	حداقل	حداکثر	انحراف معیار
EC	۱۱/۰۷	۰/۳۳	۱۰۷/۵	۲۰/۵۹

جدول ۲. مشخصات تصاویر ماهواره‌ای به‌کاررفته در تحلیل تغییرات شوری خاک

ماهواره	تاریخ	گذر	ردیف	قدرت تفکیک مکانی
لندست-۷ (ETM)	۱۹۹۹/۱۰/۱۶	۱۶۸	۳۴	۳۰
لندست-۸ (OLI)	۲۰۱۴/۰۸/۱۴	۱۶۸	۳۴	۳۰

۴-۲- محاسبه شاخص‌ها

برای تهیه نقشه شوری خاک، دوازده شاخص شوری خاک که قبلاً در مطالعات دیگر استفاده شده بود، به کار رفت (جدول ۳) (Zare et al., 2019; Shafizadeh-Moghadam, 2023; Naseri & Mostafazadeh, 2022; et al., 2022). به منظور ارزیابی دقیق مقادیر پس از پیش‌پردازش، از شاخص‌های شوری استفاده شد تا طبقات شوری، براساس تخصیص مقادیر پیکسل متناظر به مقادیر EC، دسته‌بندی شود. در نهایت، برای یافتن رابطه بین اندازه‌گیری‌های زمینی و مقادیر شاخص تصاویر ماهواره‌ای، تحلیل رگرسیون انجام شد (Gorji et al., 2017; Abdolizadeh et al., 2020). برای نمونه‌های زمینی و شاخص‌های استخراج‌شده، ضریب تبیین و نمودار رگرسیونی بدون اعمال فیلتر اجرا شد. سپس روی شاخص‌ها فیلتر پایین‌گذر اعمال شد و نتایج آن در نقشه‌ها و معادله‌های رگرسیونی به نمایش درآمد.

۲-۵- طبقه‌بندی حداکثر احتمال

در این مطالعه، الگوریتم طبقه‌بندی نظارت‌شده حداکثر احتمال به کار گرفته شد. اگرچه امروزه الگوریتم‌های پیشرفته‌تری (مانند ماشین بردار پشتیبان یا جنگل تصادفی) وجود دارند، روش حداکثر احتمال به دلیل سابقه طولانی، شفافیت و کارایی اثبات‌شده‌اش در تمایز عوارض طیفی، همچنان انتخابی متداول و مورد اعتماد در مطالعات پایش خاک محسوب می‌شود (Bolstad & 2005).

(Lillesand, 1991). این روش، به‌ویژه زمانی که شرایط توزیع نرمال برای داده‌های آموزشی هر کلاس برقرار باشد، نتایج مطلوبی دربردارد (Alavipanah, 2016). براین اساس، نمونه‌های آموزشی مورد نیاز برای هر کلاس جمع‌آوری شد. با توجه به تأثیر پررنگ توپوگرافی در توزیع مکانی شوری خاک (Yahiaoui et al., 2015)، لایه مدل رقومی ارتفاع (DEM) به‌منزله باند اطلاعاتی مکملی به مجموعه داده‌های طیفی افزوده شد و سپس فرایند طبقه‌بندی روی این مجموعه داده ترکیبی انجام شد. در نهایت، نقشه شوری خاک در چهار کلاس شوری کم، شوری متوسط، شوری زیاد و شوری بسیار زیاد تولید شد. دقت و صحت نقشه نهایی نیز، با استفاده از داده‌های زمینی شوری خاک، مورد اعتبارسنجی قرار گرفت.

۳- نتایج و بحث

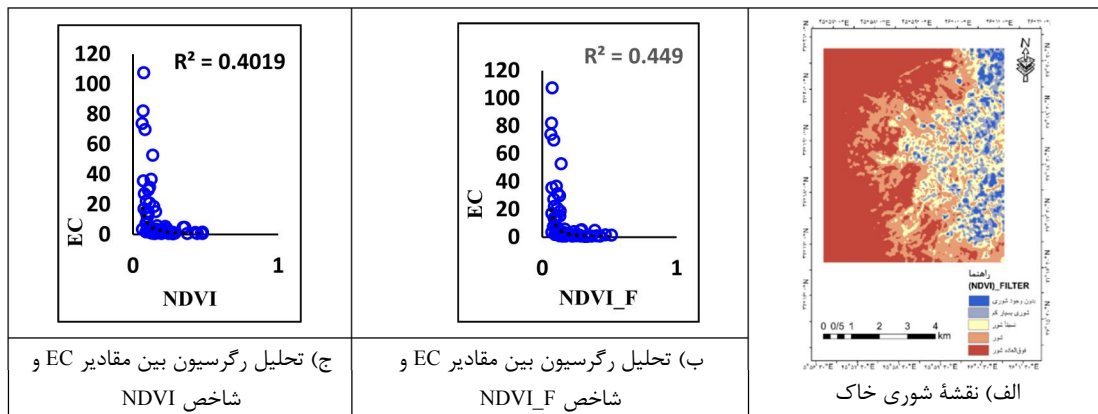
براساس نتایج، ضریب تبیین شاخص NDVI (شکل ۴) بدون اعمال فیلتر ۴۱٪ به دست آمد. پس از اعمال فیلتر پایین‌گذر روی شاخص NDVI، ضریب تبیین به ۴۵٪ افزایش یافت. در شکل ۵، ارزیابی ضریب تبیین بین شاخص NDSI و مقادیر EC نمونه‌های خاک با روش رگرسیون نمایش داده شده است. شاخص NDSI، بدون اعمال فیلتر، با ضریب تبیین ۳۸٪ به دست آمد که پس از اعمال فیلتر پایین‌گذر، این ضریب تبیین به ۴۱٪ افزایش یافت.

جدول ۳. شاخص‌های مورد استفاده در ارزیابی تغییرات مکانی شوری خاک

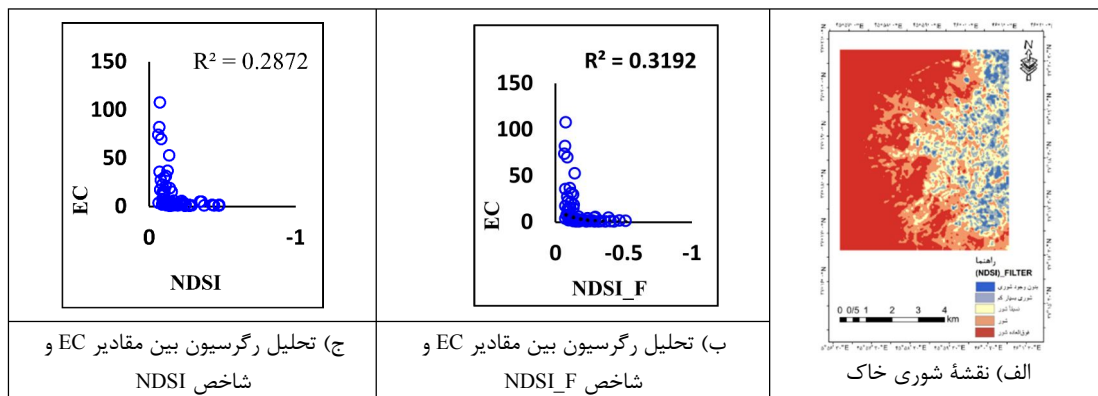
شاخص‌ها	فرمول	منبع
NDVI	$(NIR - Red)/(Red + NIR)$	Rouse et al., 1973
NDSI	$(Red - NIR)/(Red + NIR)$	Khan et al., 2005
NDWI	$(Green - NIR)/(Green + NIR)$	Mcfeters, 1996
SI	$\sqrt{BLUE \times R}$	Khan et al., 2005
SI1	$\sqrt{G \times R}$	Khan et al., 2005
SI2	$\sqrt{G^2 + R^2 + NIR^2}$	Douaoui et al., 2006
SI3	$\sqrt{G^2 + R^2}$	Douaoui et al., 2006
SI_T	$\left(\frac{R}{NIR}\right) \times 100$	Khan et al., 2005
SSSI1	$(Swir1 - Swir2)$	Bannari et al., 2008
SSSI2	$Swir1 \times Swir2 - Swir2 \times Swir1$	Bannari et al., 2008
VSSI	$2 \times Green - 5(Red + NIR)$	Dehni & Lounis, 2012
BI	$\sqrt{R^2 + NIR^2}$	Khan et al., 2005

نتایج می‌توانند به ما کمک کنند تا بهترین شاخص و روش تحلیل را برای پیش‌بینی شوری خاک در نظر بگیریم. همچنین با استفاده از شاخص‌ها، نقشه شوری خاک تهیه شد. این نقشه‌ها به پنج کلاس تقسیم شده است که شامل بدون شوری، شوری بسیار کم، نسبتاً شور، شور و فوق‌العاده شور می‌شود.

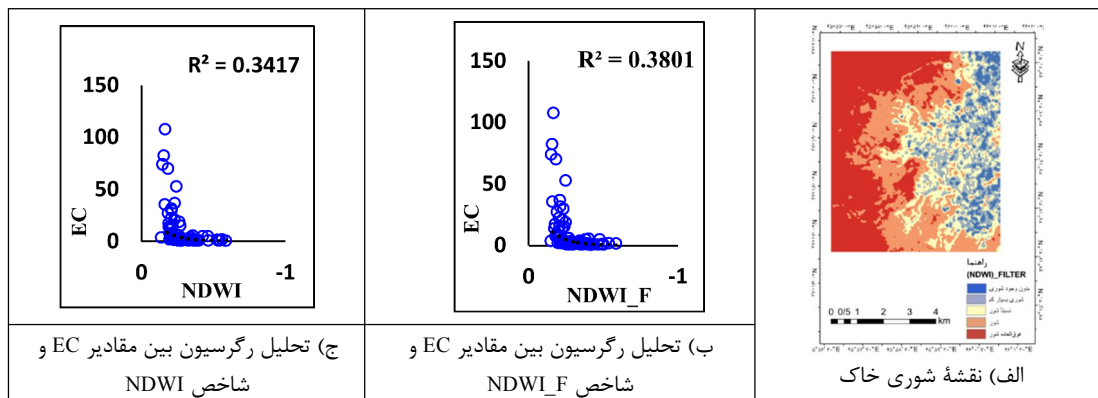
در شکل ۶ نیز، ضریب تبیین بین شاخص NDWI و نمونه‌های زمینی نمایش داده شده است. براساس این یافته‌ها، شاخص NDWI پس از اعمال فیلتر پایین‌گذر، از ۳۵٪ به ۳۸٪ ارتقا یافت. به این ترتیب در منطقه مطالعاتی، با اعمال فیلتر پایین‌گذر، ضریب تبیین بین شاخص‌ها و نمونه‌های EC افزایش یافت. از این رو این



شکل ۴. نقشه شوری خاک و نمودارهای همبستگی شاخص محاسباتی با مقادیر EC (۲۰۱۴)



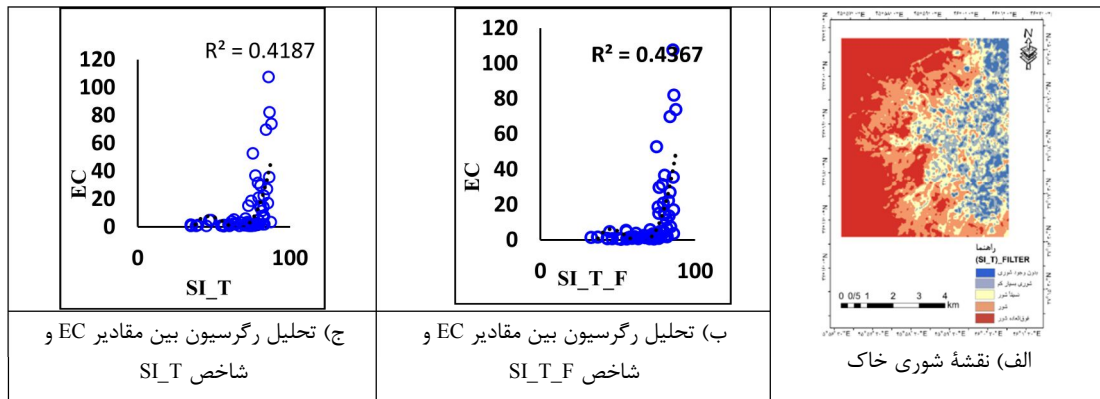
شکل ۵. نقشه شوری خاک و نمودارهای همبستگی شاخص محاسباتی با مقادیر EC (۲۰۱۴)



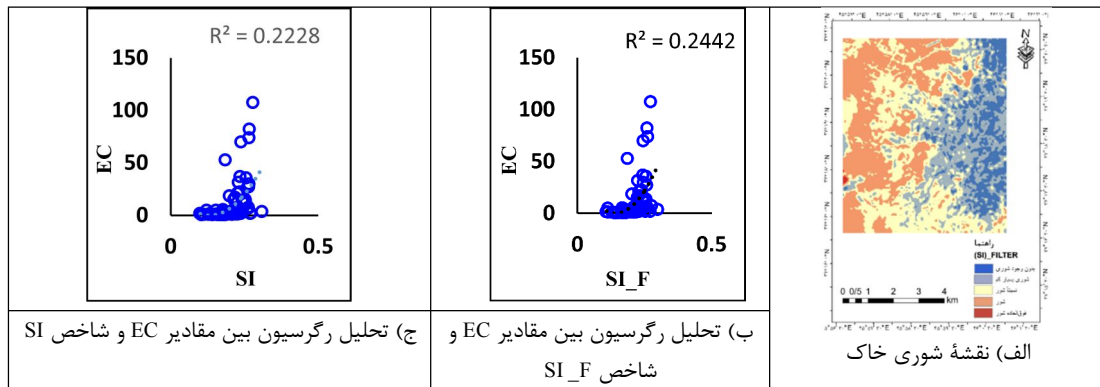
شکل ۶. نقشه شوری خاک و نمودارهای همبستگی شاخص محاسباتی با مقادیر EC (۲۰۱۴)

به صورت معادلات رگرسیونی نشان می‌دهد. براساس این نتایج، با اعمال فیلتر پایین‌گذر، شاخص SI_T از ۴۱٪ به ۴۳٪، شاخص SI از ۲۲٪ به ۲۴٪ و شاخص SII از ۲۰٪ به ۲۲٪ افزایش یافته است.

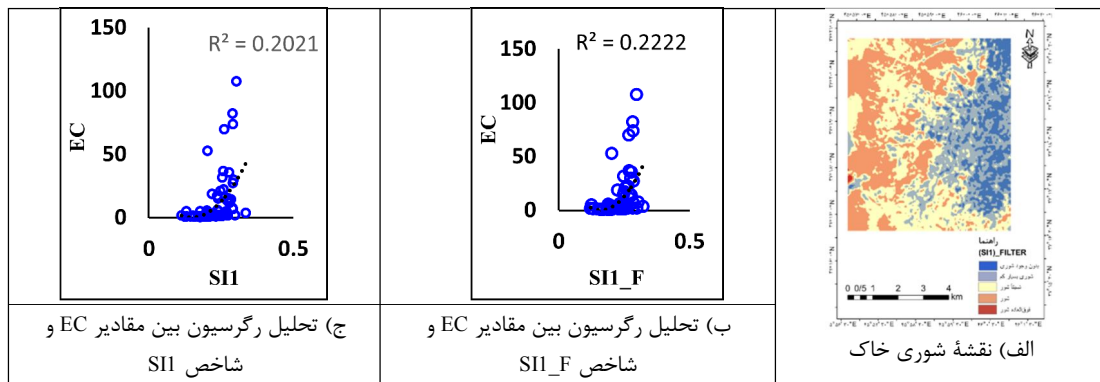
۳-۱- تحلیل محاسبه شوری خاک با استفاده از رگرسیون و شاخص SI، SII و SI_T
شکل‌های ۷ و ۸، به ترتیب، ضریب تبیین بین شاخص‌های SI، SII و SI_T با نمونه‌های زمینی را



شکل ۷. نقشه شوری خاک و نمودارهای همبستگی شاخص محاسباتی با مقادیر EC (۲۰۱۴)



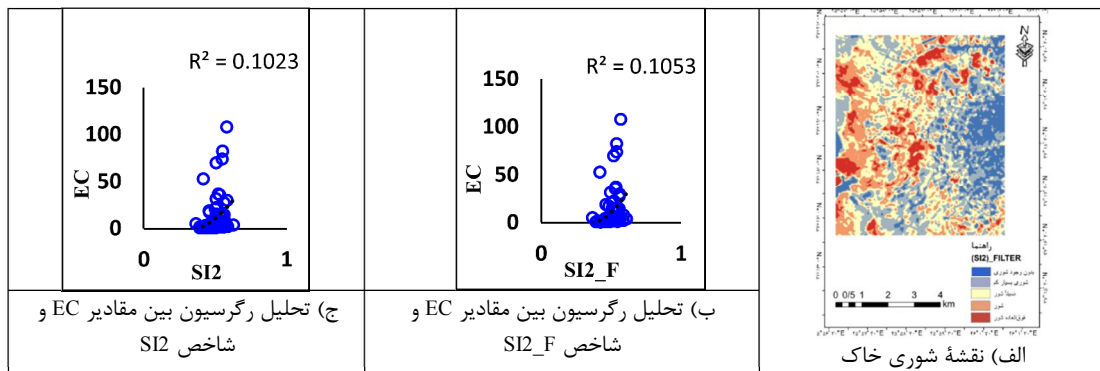
شکل ۸. نقشه شوری خاک و نمودارهای همبستگی شاخص محاسباتی با مقادیر EC (۲۰۱۴)



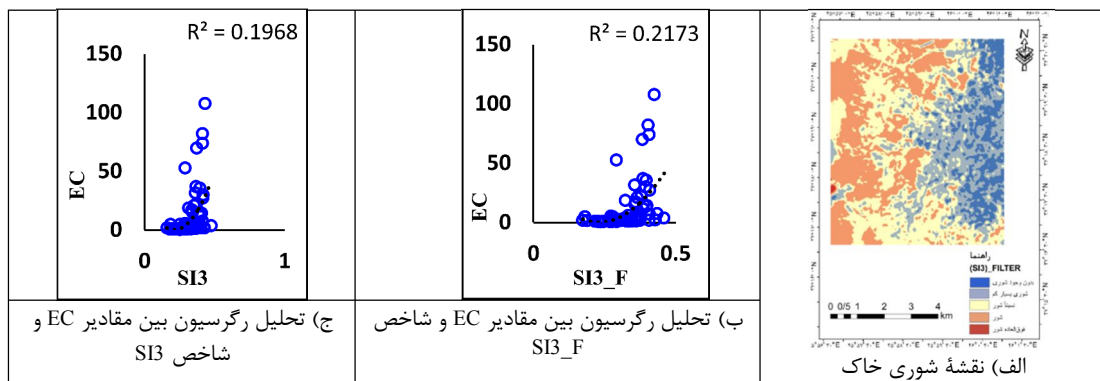
شکل ۹. نقشه شوری خاک و نمودارهای همبستگی شاخص محاسباتی با مقادیر EC (۲۰۱۴)

۳-۲- تحلیل محاسبه شوری خاک با استفاده از رگرسیون و شاخص SSSI1، SI2 و SI3
 تحلیل محاسبه شوری خاک با استفاده از رگرسیون و شاخص‌های SI2 و SI3، SSSI1 در شکل‌های ۱۰ تا ۱۲ نمایش داده شده است. بر مبنای نتایج، اگرچه اعمال فیلتر پایین‌گذر به بهبود ضریب تبیین در تمامی

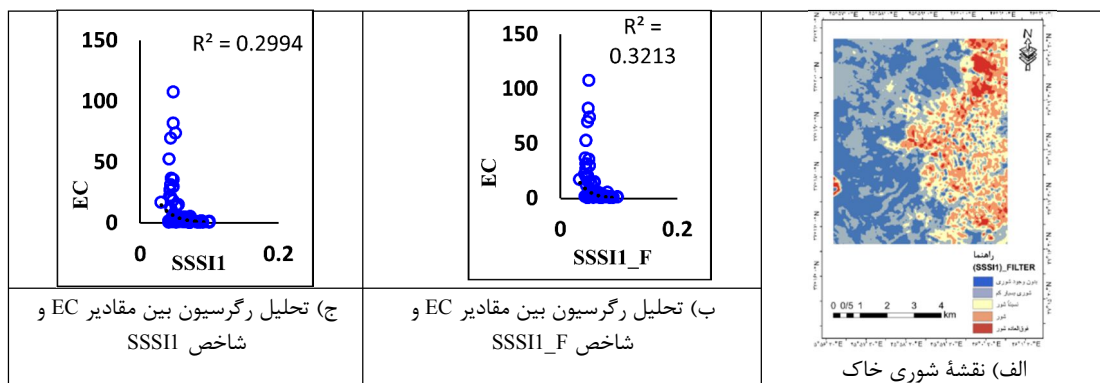
شاخص‌ها منجر شد، میزان این بهبود یکسان نبود. ضریب تبیین شاخص SI2 از ۱۰٪ به ۱۱٪ افزایش یافت که در قیاس با دیگر شاخص‌ها، ناچیز بود (شکل ۱۰). در مقایسه، شاخص SI3 بهبود به مراتب بهتری را نشان داد و از ۱۹٪ به ۲۱٪ رسید. شاخص SSSI1 نیز از ۱۴٪ به ۱۶٪ ارتقا یافت.



شکل ۱۰. نقشه شوری خاک و نمودارهای همبستگی شاخص محاسباتی با مقادیر EC (۲۰۱۴)



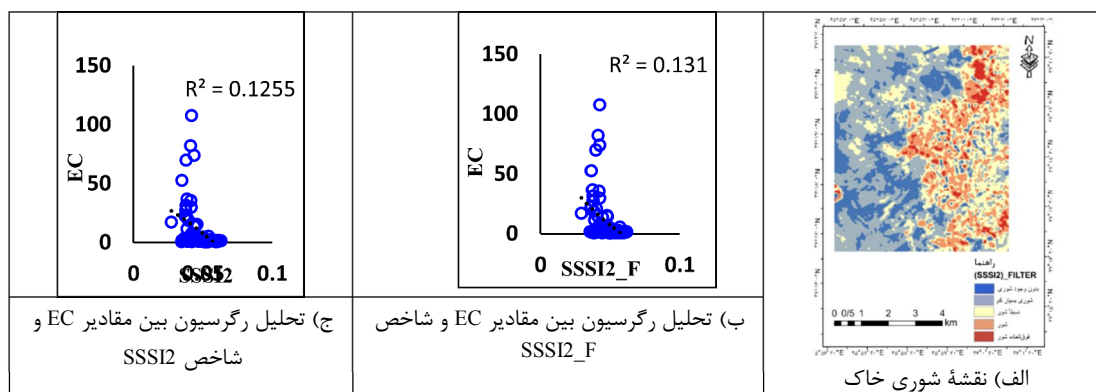
شکل ۱۱. نقشه شوری خاک و نمودارهای همبستگی شاخص محاسباتی با مقادیر EC (۲۰۱۴)



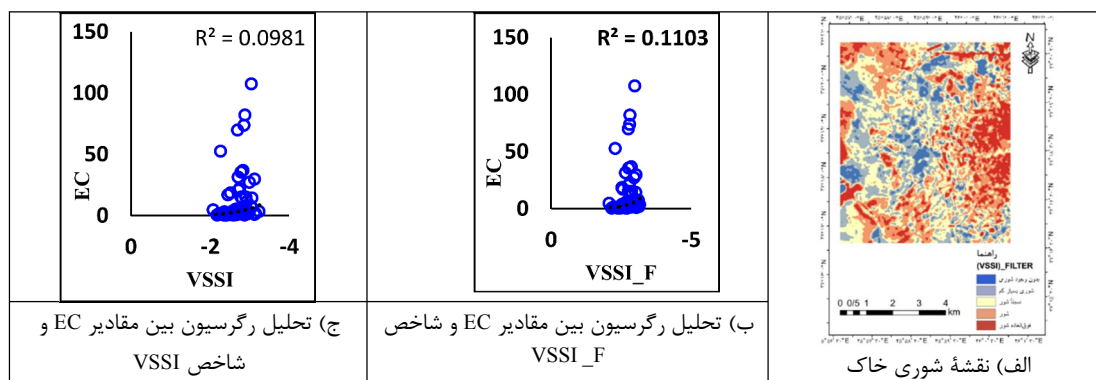
شکل ۱۲. نقشه شوری خاک و نمودارهای همبستگی شاخص محاسباتی با مقادیر EC (۲۰۱۴)

با اعمال فیلتر پایین‌گذر، به ۱۳٪ تغییر یافت. شاخص‌های VSSI و BI کمترین همبستگی را با داده‌های زمینی نشان دادند؛ به گونه‌ای که ضریب تبیین آنها نزدیک به صفر (کمتر از ۰.۵٪) بود و اعمال فیلتر پایین‌گذر نیز تأثیر محسوسی در بهبود آن نداشت.

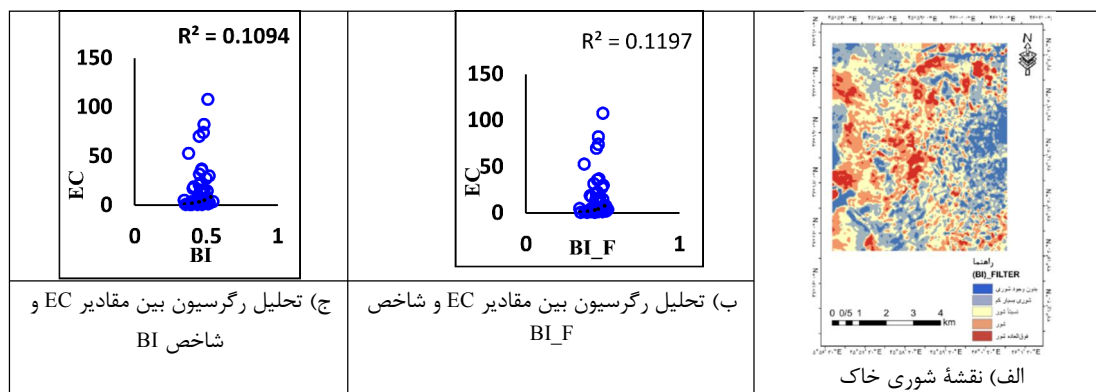
۳-۳- تحلیل محاسبه شوری خاک با استفاده از رگرسیون و شاخص BI، VSSI و SSSI2 شکل‌های ۱۳، ۱۴ و ۱۵ ضریب تبیین و ارتباط بین شاخص‌های BI، VSSI و SSSI2 را به صورت معادلات رگرسیونی نشان می‌دهند. براساس نتایج، شاخص SSSI2 بدون اعمال فیلتر، ضریب تبیین ۱۲٪ داشت که



شکل ۱۳. نقشه شوری خاک و نمودارهای همبستگی شاخص محاسباتی با مقادیر EC (۲۰۱۴)



شکل ۱۴. نقشه شوری خاک و نمودارهای همبستگی شاخص محاسباتی با مقادیر EC (۲۰۱۴)



شکل ۱۵. نقشه شوری خاک و نمودارهای همبستگی شاخص محاسباتی با مقادیر EC (۲۰۱۴)

۳-۴- بررسی و ارزیابی ارتباط و همبستگی بین

شاخص‌های سنجش از دور و نمونه‌های زمینی

در میان مدل‌های متفاوت، مدل رگرسیون نمایی به دلیل توانایی بالاتر در مدل‌سازی رفتار غیرخطی پدیده شوری و کاهش حساسیت آن به اثر اشباع در سطوح بالای شوری، بالاترین ضریب تبیین را داشت و به‌منزله مدل نهایی انتخاب شد (Bannari et al., 2008). براساس نتایج به‌دست‌آمده از شاخص‌ها و نمونه‌های زمینی، شوری خاک بیشترین همبستگی را با شاخص‌های NDVI (۰/۴۵)، NDWI (۰/۳۷)، SI-T (۰/۴۳) و NDSI (۰/۴۱) داشت و شاخص VSSI و BI، با ضریب تبیین (۰/۰۴)، دارای کمترین ارتباط با نمونه زمینی بود.

پیش‌نماز احمدی^۱ و همکاران (۲۰۱۷)، به‌دنبال مطالعه‌ای در منطقه آجی چای (اطراف دریاچه ارومیه)، گزارش کردند که شاخص SI-T، با ضریب تبیین بسیار بالایی (۰/۹۷)، برآورد شوری خاک را انجام می‌دهد. اگرچه در پژوهش حاضر، شاخص SI-T نیز با ضریب تبیین ۰/۴۳ (پس از اعمال فیلتر)، از جمله شاخص‌های دارای عملکرد خوب بود، بهترین نتیجه به شاخص NDVI (با ضریب تبیین ۰/۴۵) تعلق یافت. این اختلاف در نتایج می‌تواند تأییدی بر این اصل باشد که عملکرد شاخص‌های سنجش از دور تا حد بسیاری به شرایط خاص منطقه مورد مطالعه (مانند نوع خاک، پوشش گیاهی و رطوبت) وابسته است و عملکرد هر شاخص، در همه مناطق، لزوماً به یک اندازه موفقیت‌آمیز نیست. به‌طور کلی در مناطق خشک ایران، طی دوره‌های خشکسالی، پوشش گیاهی ناچیز و کمتر از ۵ تا ۱۰٪ ایجاد می‌شود. در این سال‌ها، بازتاب گیاهی در ناحیه فرسوخ نزدیک کاهش یافته و یا در ناحیه موج‌های مرئی، افزایش شایان توجهی داشته است. هنگامی که پوشش گیاهی تخریب می‌شود یا دوره‌های خشکسالی رخ می‌دهد، بازتاب خاک غالب می‌شود و شاخص‌های گیاهی توانایی تشخیص پوشش گیاهی و مرتع را از دست می‌دهند. به‌عبارت‌دیگر، در این شرایط، بخش مرتع و

خاک بازتاب‌های مشابه تولید می‌کنند که شاخص‌ها قادر به تفکیک آنها نیستند (Farshad & Farzaneh, 2017).

۳-۵- نتایج رگرسیون گام‌به‌گام حاصل از مقایسه

نمونه‌های میدانی و ماهواره‌ای

به‌منظور شناسایی مؤثرترین شاخص‌های طیفی در پیش‌بینی شوری خاک (EC به‌منزله متغیر وابسته)، از روش رگرسیون گام‌به‌گام استفاده شد. در این روش، تمامی دوازده شاخص طیفی به‌منزله متغیرهای مستقل وارد مدل اولیه شدند و سپس مدل، به‌صورت سیستماتیک و براساس معیار آماری t ، شاخص‌هایی را که با شوری خاک ارتباط معناداری نداشتند، حذف کرد. این روش از برآزش بیش‌ازحد مدل که می‌تواند به قدرت پیش‌بینی ضعیف در مجموعه داده‌های مستقل بینجامد، جلوگیری می‌کند (Allbed et al., 2014).

براساس خروجی نهایی این تحلیل (جدول ۴)، مدل نهایی دو شاخص NDWI و NDSI را به‌منزله مؤثرترین متغیرها برای پیش‌بینی شوری خاک در منطقه مورد مطالعه، شناسایی کرد. مقادیر p -value مربوط به ضرایب این دو شاخص کمتر از ۰/۰۱ بود که بیانگر معناداری آماری قوی آنها در سطح اطمینان ۹۹٪ است. در آزمون t ، فرضیه صفر مبنی بر برابر بودن ضریب رگرسیون با صفر، بررسی می‌شود. p -value کمتر از ۰/۰۵ به این معنی است که می‌توان فرضیه صفر را رد کرد و نتیجه گرفت که ضریب مربوط به متغیر مستقل تفاوت معناداری با صفر دارد و بنابراین، این متغیر توانایی توضیح تغییرات متغیر وابسته را داراست.

مدل نهایی حاصل از رگرسیون گام‌به‌گام به‌صورت زیر است:

- مدل ۱ (تک‌متغیره): تنها با شاخص NDWI، که ضریب همبستگی (R) آن ۰/۴۵ به دست آمد.
- مدل ۲ (دومتغیره): ترکیب شاخص‌های NDWI و NDSI، که ضریب همبستگی را به ۰/۵۶ افزایش داد.

1. Pishnamaz Ahmadi

مقدار RMSE محاسبه شده (میانگین ریشه مربعات خطا) برای نقشه تغییرات ایجاد شده بین سال‌های ۱۹۹۹ تا ۲۰۱۴ برابر با ۲۳/۱۵ به دست آمده است. میانگین داده‌های هدایت الکتریکی نمونه خاک‌های مورد مطالعه ۱۱/۰۷ (میلی‌زیمنس بر متر) و مقدار حداقل و حداکثر این داده‌ها، به ترتیب، ۰/۳۳ و ۱۰۷/۵ (میلی‌زیمنس بر متر) است که دامنه تغییرات گسترده در شوری خاک را در منطقه مورد مطالعه بیان می‌کند. در این زمینه، می‌توان گفت که مقادیر بالای هدایت الکتریکی می‌تواند تأثیر شایان توجهی در تغییرات مقدار RMSE بگذارد و باعث افزایش آن شود و در نتیجه، خطا در مقادیر ارائه شده RMSE افزایش یابد.

۷-۳- نقشه شوری خاک با استفاده از حداکثر احتمال

با استفاده از روش طبقه‌بندی با حداکثر احتمال، نقشه شوری خاک برای سال ۲۰۱۴ تهیه شد. این نقشه شامل چهار طبقه است؛ شوری کم (۰-۴)، شوری متوسط (۴-۸)، شوری زیاد (۸-۱۶) و شوری بسیار زیاد (۱۶ >). نتایج این طبقه‌بندی بیانگر ضریب کاپای ۸۴٪ و دقت کلی ۸۸/۷٪ است و دقت بسیاری دارد. طبق نتایج طبقه‌بندی با حداکثر احتمال، مناطق غیرشور مساحت ۱۴/۵ کیلومترمربع را تشکیل می‌دهند و کلاس شوری متوسط مساحت ۱۷/۶ کیلومترمربع را به خود اختصاص داده است. مساحت مناطق دیگر نیز در جدول ۵ مشاهده می‌شود.

ضریب تعیین (R^2) برای مدل نهایی (ترکیب NDWI و NDSI) مقدار ۰.۲۹ به دست آمد. این مقدار نشان می‌دهد که حدود ۲۹٪ از تغییرپذیری متغیر وابسته (شوری خاک) با استفاده از این دو شاخص طیفی توضیح داده می‌شود. مقدار ضریب تعیین تعدیل شده نیز همین عدد (۰.۲۹) را نشان می‌دهد که صحت مدل را تأیید می‌کند. اگرچه این مدل سهم شایان توجهی از تغییرات شوری را تبیین می‌کند، اما نشان می‌دهد که عوامل دیگری به غیر از شاخص‌های طیفی مورد استفاده نیز، در تغییرپذیری شوری خاک منطقه نقش دارند.

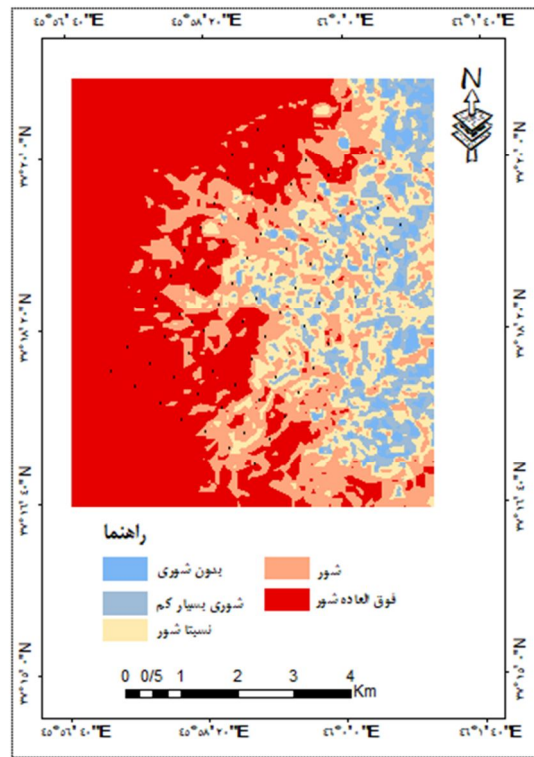
۳-۶- بررسی تغییرات درصد شوری در سال‌های

۱۹۹۹ تا ۲۰۱۴

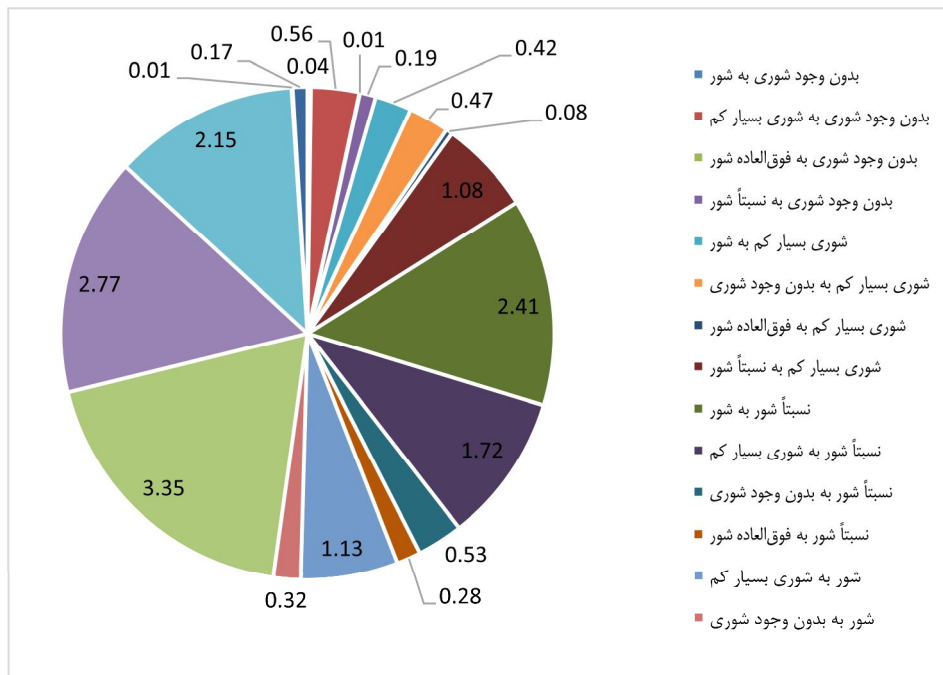
شکل ۱۷ روند تغییرات شوری خاک در منطقه مورد مطالعه را طی فاصله زمانی پانزده سال (۱۹۹۹-۲۰۱۴) نشان می‌دهد. مقادیر تغییرات شوری خاک براساس شاخص NDSI به دست آمده است. با توجه به مقادیر در منطقه مورد مطالعه که حدود ۴۰ کیلومتر مربع بود، بیشترین تغییرات شوری خاک ۳/۳۵ کیلومترمربع بود و به تغییرات از اراضی شور به فوق‌العاده شور تعلق داشت. به علاوه، ۲/۷۷ کیلومترمربع از اراضی شور به نسبتاً شور تغییر کرده، ۲/۴۱ کیلومترمربع از اراضی نسبتاً شور به شور و ۲/۱۵ کیلومترمربع از اراضی فوق‌العاده شور نیز به شور تغییر کاربری داده‌اند.

جدول ۴. رگرسیون گام به گام حاصل از نمونه‌های میدانی شوری خاک با داده‌های ماهواره‌ای

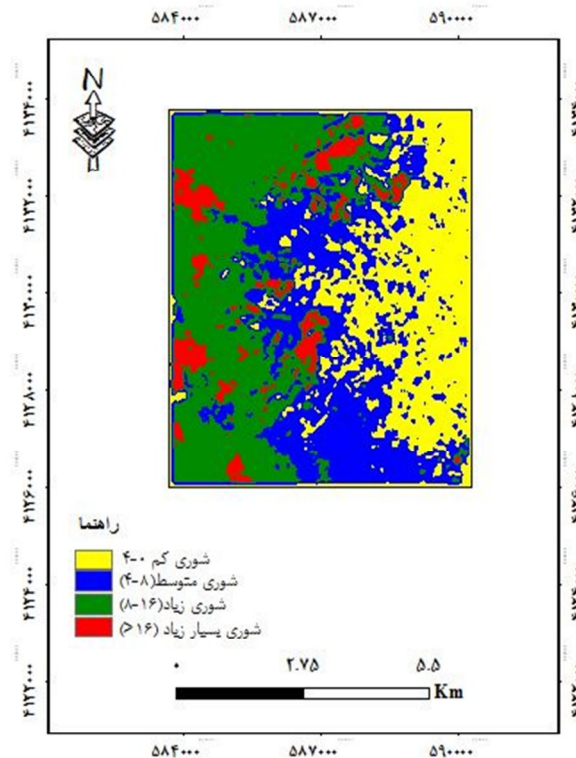
مدل	ضرایب غیراستاندارد		ضرایب استاندارد	t	sig	R	ضریب همبستگی R	ضریب همبستگی R تعدیل شده	خطای استاندارد پیش‌بینی
	B	خطای استاندارد	ضریب Beta						
ثابت	۳۹/۷۵	۶/۹۸	۰/۴۵	۵/۶۸	۰/۰۰۰	۰/۴۵	۰/۲۰	۰/۱۹	۱۸/۳۶۹
NDWI	۱۰۹/۵۲	۲۵/۲۹		۴/۳۲	۰/۰۰۰				
ثابت	۱۰۱/۵۸	۱۹/۵۳	۲/۸۵	۵/۲۰	۰/۰۰۰				
NDWI	۶۸۸/۵۹		-۲/۴۲	۳/۹۵	۰/۰۰۰	۰/۵۶	۰/۳۱	۰/۲۹	۱۷/۱۸۲
NDSI	-۵۳۸/۳۸	۱۶/۲۴		-۳/۳۶	۰/۰۰۱				



شکل ۱۶. نقشه تغییرات ایجادشده بین سالهای ۱۹۹۹ تا ۲۰۱۴



شکل ۱۷. روند تغییرات شوری خاک بین سالهای ۱۹۹۹ تا ۲۰۱۴



شکل ۱۸. نقشه شوری خاک در سال ۲۰۱۴، با استفاده از روش حداکثر احتمال

۴- نتیجه گیری

در این پژوهش، به منظور بررسی و پهنه بندی شوری خاک، از دوازده شاخص سنجش از دور و تحلیل های آماری رگرسیون استفاده شد. با به کارگیری روش رگرسیون گام به گام، متغیرهای مستقل (شاخص های طیفی) معنادار در پیش بینی متغیر وابسته (شوری خاک) شناسایی شدند. هدف اصلی این کار ارزیابی ارتباط بین داده های زمینی هدایت الکتریکی و تصاویر ماهواره ای در منطقه شهرستان بناب بود. نتایج تحلیل رگرسیون ساده نشان داد که شاخص های NDVI (۰.۴۵)، SI-T (۰.۴۳)، NDSI (۰.۴۱) و NDWI (۰.۳۷)، در مقایسه با دیگر شاخص ها، بیشترین همبستگی را با مقادیر شوری زمینی دارند. در مقابل، شاخص های VSSI و BI با ضریب تبیین پایین (۰.۰۴)، کمترین ارتباط را نشان دادند. اعمال فیلتر پایین گذر

جدول ۵ طبقات شوری خاک منطقه مورد مطالعه در سال ۲۰۱۴ را نشان می دهد که حاصل طبقه بندی حداکثر احتمال، همراه با مساحت به کیلومتر و درصد مساحت است.

جدول ۵. جدول طبقه بندی شوری خاک با استفاده از حداکثر احتمال

کلاس های شوری خاک	مساحت به کیلومتر	درصد مساحت
غیرشور	۱۴/۵۱۵۲	۲۸/۶۷
متوسط	۱۷/۶۵۷۱	۳۴/۸۸
زیاد	۱۵/۲۷۸۴	۳۰/۱۸
خیلی زیاد	۳/۱۶۸۹	۶/۲۶
مجموع	۵۰/۶۱۹۶	۱۰۰

رومی شاخص‌ها به بهبود ضرایب همبستگی منجر شد. در ادامه، با اجرای رگرسیون گام‌به‌گام و وارد کردن تمامی دوازده شاخص به منزله متغیرهای مستقل، مدل نهایی صرفاً شاخص‌های NDSI و NDWI را به‌منزله مؤثرترین متغیرها برای پیش‌بینی شوری خاک حفظ کرد و سایر شاخص‌ها، به دلیل نداشتن معنی‌داری آماری، از مدل حذف شدند. اگرچه یافته‌ها وجود همبستگی بین بازتاب طیفی و شوری خاک را تأیید می‌کنند، این رابطه کاملاً قطعی نیست. این نکته نشان می‌دهد که بازتاب طیفی خاک‌های شور، علاوه بر میزان نمک، تحت تأثیر عوامل دیگری همچون سنگ مادر، بافت خاک، میزان رطوبت، پوشش گیاهی و همچنین وضوح مکانی و طیفی تصاویر ماهواره‌ای قرار دارد (Yu et al., 2012; Jiang & Shu, 2019). بنابراین، در نظر گرفتن این پارامترها در نحوه انجام شدن نمونه‌برداری‌های میدانی و انتخاب داده‌های سنجش از دوری، برای دستیابی به نتایج دقیق‌تر، ضروری است (Gorji et al., 2020).

در ادامه، نقشه شوری خاک متعلق به سال ۲۰۱۴، با استفاده از الگوریتم حداکثر احتمال، تهیه شد که نتایج ارزیابی آن حاکی از دقت کلی ۸۸٪ و ضریب کاپای ۸۴٪ بود. نقشه تغییرات شوری در بازه زمانی ۱۹۹۹ تا ۲۰۱۴ نیز، با استفاده از شاخص NDSI، تولید شد. اگرچه روند تغییرات شوری خاک، در مقایسه با پدیده‌های ناگهانی مانند سیل و آتش‌سوزی، کندتر است و امکان دارد در کوتاه‌مدت، کمتر مورد توجه قرار گیرد، تداوم این روند طی درازمدت، به‌ویژه با توجه به پدیده خشک شدن دریاچه ارومیه، می‌تواند به بروز مشکلات جدی زیست‌محیطی و تحدید تولید محصولات کشاورزی بینجامد. یافته‌های این پژوهش با نتایج سایر مطالعات انجام‌شده در سطح ایران و جهان هم‌سویی دارد. فیضی‌زاده^۱ و همکاران (۲۰۲۲) با استفاده از فناوری GIS و تحلیل‌های مکانی نشان دادند که خشکسالی دریاچه ارومیه، طی دوره ۱۹۹۰ تا ۲۰۲۰، سبب افزایش شوری خاک و تشکیل اراضی

نمکی گسترده در دشت‌های اطراف شده است. القاسمی^۲ و همکاران (۲۰۲۱) نیز، با استفاده از تصاویر لندست و داده‌های دمای سطح زمین (LST)، رابطه آماری معناداری بین شاخص NDVI و شوری خاک (۰/۴۳) گزارش کرده‌اند. اگرچه در مطالعه ایشان همبستگی مستقیم بین شوری خاک، با نسبت‌های LST/BSI (۰/۰۵) و LST/NDVI (۰/۱۴) ضعیف گزارش شده، این یافته‌ها حاکی از آن است که افزایش دما می‌تواند، به صورت عامل ثانویه‌ای، در تشدید شوری خاک مؤثر باشد. عبدالعلی‌زاده^۳ و همکاران (۲۰۲۰) نیز در مطالعه خود به ارتباط معنادار بین شاخص‌های پوشش گیاهی مستخرج از تصاویر لندست-۸، با عواملی چون شیب، فاصله از منابع شوری و ویژگی‌های استخراج‌شده از داده‌های پوشش گیاهی، اشاره کرده‌اند. این مطالعه بر استفاده از تصاویر ماهواره‌ای، برای پایش مداوم شوری خاک، تأکید دارد زیرا حساسیت و سازگاری این روش بهتر از شیوه‌های معمول و قدیمی است. همبستگی‌های درخور توجه بین داده‌های زمینی و شاخص‌های طیفی مانند NDVI، NDWI، SI-T و NDSI بر اثربخشی آنها در تحلیل دینامیک شوری خاک تأکید می‌کند. این یافته‌ها راهنمایی‌های ارزشمندی برای تحقیقات آتی فراهم می‌کنند و استفاده از تکنیک‌های فیلتر را در بهبود دقت ارزیابی تغییرات مکانی در شوری خاک، مناسب‌تر می‌دانند.

۵- منابع

Abdolalizadeh, Z., Ghorbani, A., Mostafazadeh, R. & Moameri, M., 2020, **Rangeland Canopy Cover Estimation Using Landsat OLI Data and Vegetation Indices in Sabalan Rangelands, Iran**, Arabian Journal of Geosciences, 13, PP. 1-13, DOI: 10.1007/s12517-020-5150-1.

1. Feizizadeh
2. Alqasemi
3. Abdolalizadeh

- Abuzaid, A.S., El-Komy, M.S., Shokr, M.S., El Baroudy, A.A., Mohamed, E.S., Rebouh, N.Y. & Abdel-Hai, M.S., 2023, **Predicting Dynamics of Soil Salinity and Sodicity Using Remote Sensing Techniques: A Landscape-Scale Assessment in the Northeastern Egypt**, Sustainability, 15(12), PP. 9440, DOI: 10.3390/su15129440.
- Aghaei, M., Khavarian, H. & Mostafazadeh, R., 2019, **Prediction of Land Use Changes Using the CA-Markov and LCM Models in the Kozehtopraghi Watershed in the Province of Ardabil**, Watershed Management Research, 33(3), PP. 91-107, DOI: 10.22092/wmej.128009.1267.
- Akramhanov, A. & Martius, C., 2006, **The Spatial Distribution of Soil Salinity: Detection and Prediction**, In: The 18th World Congress of Soil Science.
- Alavipanah, S.K., 2016, **Application of Remote Sensing in Earth Sciences (Soil Science)**, Tehran: Tehran University Press, P. 311.
- Allbed, A. & Kumar, L., 2013, **Soil Salinity Mapping and Monitoring in Arid and Semi-Arid Regions Using Remote Sensing Technology: A Review**, Advances in Remote Sensing, 2, PP. 373-385, DOI: 10.4236/ars.2013.24040.
- Allbed, A., Kumar, L. & Sinha, P., 2014, **Mapping and Modelling Spatial Variation in Soil Salinity in the Al Hassa Oasis Based on Remote Sensing Indicators and Regression Techniques**, Remote Sensing, 6(2), PP. 1137-1157, DOI: 10.3390/rs6021137.
- Alqasemi, A.S., Ibrahim, M., Al-Quraishi, A.M.F., Saibi, H., Al-Fugara, A.K. & Kaplan, G., 2021, **Detection and Modeling of Soil Salinity Variations in Arid Lands Using Remote Sensing Data**, Open Geosciences, 13(1), PP. 443-453, DOI: 10.1515/geo-2020-0244.
- Avdan, U., Kaplan, G., Matc1, D.K., Avdan, Z.Y., Erdem, F., Mızık, E.T. & Demirtaş, İ., 2022, **Soil Salinity Prediction Models Constructed by Different Remote Sensors, Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C**, 128, P. 103230, DOI: 10.1016/j.pce.2022.103230.
- Azhirabi, R., Kamkar, B. & Abdi, O., 2015, **Comparison of Different Indices Adopted from Landsat Images to Map Soil Salinity in the Army Field of Gorgan**, Soil Management and Sustainable Production Journal, 5(1), PP. 173-186, DOI: 10.22069/ejsms.2024.22437.2149.
- Bannari, A., Guedon, A.M., El-Harti, A., Cherkaoui, F.Z. & El-Ghmari, A., 2008, **Characterization of Slightly and Moderately Saline and Sodic Soils in Irrigated Agricultural Land Using Simulated Data of Advanced Land Imaging (EO-1) Sensor**, Communications in Soil Science and Plant Analysis, 39(19-20), PP. 2795-2811, DOI: 10.1080/00103620802432717.
- Bolstad, P. & Lillesand, T.M., 1991, **Rapid Maximum Likelihood Classification**, Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 57(1), PP. 67-74.
- Dehni, A. & Lounis, M., 2012, **Remote Sensing Techniques for Salt Affected Soil Mapping: Application to the Oran Region of Algeria**, Procedia Engineering, 33, PP. 188-198, DOI: 10.1016/j.proeng.2012.01.1193.
- Delavar, M.A., Naderi, A., Ghorbani, Y., Mehrpouyan, A. & Bakhshi, A., 2020, **Soil Salinity Mapping by Remote Sensing South of Urmia Lake, Iran**, Geoderma Regional, 22, PP. e00317, DOI: 10.1016/j.geodrs.2020.e00317.
- Douaoui, A.E.K., Nicolas, H. & Walter, C., 2006, **Detecting Salinity Hazards within a Semiarid Context by Means of Combining Soil and Remote-Sensing Data**, Geoderma, 134(1-2), PP. 217-230, DOI: 10.1016/j.geoderma.2005.10.009.
- El-Battay, A., Bannari, A., Hameid, N. & Abahussain, A., 2017, **Comparative Study among Different Semi-Empirical Models for Soil Salinity Prediction in an Arid Environment Using OLI Landsat-8 Data**, Advances in Remote Sensing, 6, PP. 23-39, DOI: 10.4236/ars.2017.61002.
- Emami, M., Khormali, F., Pahlavan-Rad, M.R. & Ebrahimi, S., 2024, **Digital Modeling of Surface and Subsurface Soil Salinity in Golestan Province, Iran**, Geoderma Regional, 37, P. e00800, DOI: 10.1016/j.geodrs.2024.e00800.
- Farshad, A. & Farzaneh, A., 2016, **Application of Remote Sensing Data and Geographic Information Systems in Sustainable Agricultural Development and Conservation of Natural Resources and Environment in Iran**, Agricultural Extension and Education Publications, 1st ed, P. 272.

- Feizizadeh, B., Omarzadeh, D., Alajujeh, K.M., Blaschke, T. & Makki, M., 2022, **Impacts of the Urmia Lake Drought on Soil Salinity and Degradation Risk: An Integrated Geoinformatics Analysis and Monitoring Approach**, Remote Sensing, 14(14), P. 3407, DOI: 10.3390/rs14143407.
- Ghale, Y.A.G., Baykara, M. & Unal, A., 2019, **Investigating the Interaction between Agricultural Lands and Urmia Lake Ecosystem Using Remote Sensing Techniques and Hydro-Climatic Data Analysis**, Agricultural Water Management, 221, PP. 566-579, DOI, 10.1016/j.agwat.2019.05.028.
- Gorji, T., Sertel, E. & Tanik, A., 2017, **Monitoring Soil Salinity via Remote Sensing Technology under Data Scarce Conditions: A Case Study from Turkey**, Ecological Indicators, 74, PP. 384-391, DOI: 10.1016/j.ecolind.2016.11.043.
- Gorji, T., Yildirim, A., Hamzehpour, N., Tanik, A. & Sertel, E., 2020, **Soil Salinity Analysis of Urmia Lake Basin Using Landsat-8 OLI and Sentinel-2A Based Spectral Indices and Electrical Conductivity Measurements**, Ecological Indicators, 112, P. 106173, DOI: 10.1016/j.ecolind.2020.106173.
- Hamzehpour, N. & Bogaert, P., 2017, **Improved Spatiotemporal Monitoring of Soil Salinity Using Filtered Kriging with Measurement Errors: An Application to the West Urmia Lake**, Iran, Geoderma, 295, PP. 22-33, DOI: 10.1016/j.geoderma.2017.02.004.
- Hamzehpour, N. & Rahmati, M., 2016, **Investigation of Soil Salinity to Distinguish Boundary Line between Saline and Agricultural Lands in Bonab Plain, Southeast Urmia Lake, Iran**, Journal of Applied Sciences and Environmental Management, 20(4), PP. 1037-1042, DOI: 10.4314/jasem.v20i4.16.
- Jafari, M. & Rostampour, M., 2019, **Soil and Plant Relationships: Environmental Stresses, Seeds, and Seedlings**, Tehran: Tehran University Press, P. 95.
- Jiang, H. & Shu, H., 2019, **Optical Remote-Sensing Data Based Research on Detecting Soil Salinity at Different Depth in an Arid-Area Oasis, Xinjiang, China**, Earth Science Informatics, 12, PP. 43-56, DOI: 10.1007/s12145-018-0358-2.
- Khan, N.M. & Sato, Y., 2001, **Monitoring Hydro-Salinity Status and Its Impact in Irrigated Semi-Arid Areas Using IRS-1B LISS-II Data**, Asian Journal of Geoinformatics, 1(3), PP. 63-73.
- 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), PP. 96-109, DOI: 10.1016/j.agwat.2004.09.038.
- Kılıc, O.M., Budak, M., Gunal, E., Acır, N., Halbac-Cotoara-Zamfir, R., Alfarraj, S. & Ansari, M.J., 2022, **Soil Salinity Assessment of a Natural Pasture Using Remote Sensing Techniques in Central Anatolia, Turkey**, Plos One, 17(4), PP. e0266915, DOI: 10.1371/journal.pone.0266915.
- Lhissou, R., El Harti, A. & Chokmani, K., 2014, **Mapping Soil Salinity in Irrigated Land Using Optical Remote Sensing Data**, Eurasian Journal of Soil Science, 3(2), PP. 82-88, DOI: 10.18393/ejss.84540.
- Lhissou, R., El Harti, A., Maimouni, S. & Adiri, Z., 2020, **Assessment of the Image-Based Atmospheric Correction of Multispectral Satellite Images for Geological Mapping in Arid and Semi-Arid Regions**, Remote Sensing Applications: Society and Environment, 20, P. 100420, DOI: 10.1016/j.rsase.2020.100420.
- Li, H.Y., Marchant, B.P. & Webster, R., 2016, **Modelling the Electrical Conductivity of Soil in the Yangtze Delta in Three Dimensions**, Geoderma, 269, PP. 119-125, DOI: 10.1016/j.geoderma.2016.01.028.
- Mahdavi, M., 2011, **Applied Hydrology**, Vol. 2, Tehran: Tehran University Press, P. 427.
- Maleki, M. & Madadi, A., 2015, **Investigation of Annual Runoff with Experimental Methods in Ardabil Watershed (Khalkhal City)**, The 5th Conference of Rain Catchment Systems, Gilan-Rasht, March 4th and 5th, 2015.
- McFeeters, S.K., 1996, **The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the Delineation of Open Water Features**, International Journal of Remote Sensing, 17(7), PP. 1425-1432, DOI: 10.1080/01431169608948714.
- Naseri, N. & Mostafazadeh, R., 2023, **Spatial Relationship of Remote Sensing Ecological Indicator (RSEI) and Landscape Metrics under Urban Development Intensification**,

- Earth Science Informatics, 16(4), PP. 3797-3810, DOI: 10.1007/s12145-023-01119-z.
- Niknejad, D., 2015, **Determining the Runoff Coefficient of Different Catchment Levels in Order to Harvest Rainwater**, The 5th Conference of Rain Catchment Systems, Gilan-Rasht, March 4th and 5th, 2015.
- Pishnamaz Ahmadi, M., Rezaei Moghaddam, M.H. & Feizizadeh, B., 2017, **Evaluation of Indices and Soil Salinity Mapping Using Remote Sensing Data (Case Study: Aji Chay Delta)**, Remote Sensing and Geographic Information Systems in Natural Resources, 8(1), PP. 85-96.
- Pujianiki, N.N., Parwata, I.N.S. & Osawa, T., 2021, **A New Simple Procedure for Extracting Coastline from SAR Image Based on Low Pass Filter and Edge Detection Algorithm**, Lontar Komputer: Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi, 12, P. 175, DOI: 10.24843/LKJITI.2021.v12.i03.p05.
- Rouse, J.W. Jr., Haas, R.H., Schell, J.A. & Deering, D.W., 1973, **Monitoring the Vernal Advancement and Retrogradation (Green Wave Effect) of Natural Vegetation**, NASA-CR-132982.
- Scudiero, E., Skaggs, T.H. & Corwin, D.L., 2016, **Comparative Regional-Scale Soil Salinity Assessment with Near-Ground Apparent Electrical Conductivity and Remote Sensing Canopy Reflectance**, Ecological Indicators, 70, PP. 276-284, DOI: 10.1016/j.ecolind.2016.06.015.
- Shafizadeh-Moghadam, H., Minaei, F., Talebikhayavi, H., Xu, T. & Homaei, M., 2022, **Synergetic Use of Multi-Temporal Sentinel-1, Sentinel-2, NDVI, and Topographic Factors for Estimating Soil Organic Carbon**, Catena, 212, P. 106077, DOI: 10.1016/j.catena.2022.106077.
- Singh, A., 2022, **Soil Salinity: A Global Threat to Sustainable Development**, Soil Use and Management, 38(1), PP. 39-67, DOI: 10.1111/sum.12772.
- Yahiaoui, I., Douaoui, A., Zhang, Q. & Ziane, A., 2015, **Soil Salinity Prediction in the Lower Cheliff Plain (Algeria) Based on Remote Sensing and Topographic Feature Analysis**, Journal of Arid Land, 7, PP. 794-805, DOI: 10.1007/s40333-015-0053-9.
- Yu, S.P., Yang, J.S., Liu, G.M., Yao, R.J. & Wang, X.P., 2012, **Multiple Time Scale Characteristics of Rainfall and Its Impact on Soil Salinization in the Typical Easily Salinized Area in Huang-Huai-Hai Plain, China**, Stochastic Environmental Research and Risk Assessment, 26, PP. 983-992, DOI: 10.1007/s00477-012-0557-1.
- Zare, S., Shamsi, S.R.F. & Abtahi, S.A., 2019, **Weakly-Coupled Geo-Statistical Mapping of Soil Salinity to Stepwise Multiple Linear Regression of MODIS Spectral Image Products**, Journal of African Earth Sciences, 152, PP. 101-114, DOI: 10.1016/j.jafrearsci.2019.01.008.
- Zhao, W., Zhou, C., Zhou, C., Ma, H. & Wang, Z., 2022, **Soil Salinity Inversion Model of Oasis in Arid Area Based on UAV Multispectral Remote Sensing**, Remote Sensing, 14(8), P. 1804, DOI: 10.3390/rs14081804.