

## Spectral analysis-artificial intelligence model with spatial variables for some soil chemical properties estimation

Laleh Parviz<sup>1\*</sup>, Neda Azizi<sup>2</sup>, Mahsan Kafili-Golgasem<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Associate Professor, Department of Plant Protection, Faculty of Agriculture, Azarbaijan Shahid Madani University, Tabriz, Iran

<sup>2</sup> Former B.Sc. Student, Department of Agronomy and Plant Breeding, Faculty of Agriculture, Azarbaijan Shahid Madani University, Tabriz, Iran

### Extended Abstract

#### Introduction

The lack of scale-dependent information related to soil properties has largely led to limitations in agriculture, hydrology, climate, ecology, and environmental studies. In this regard, the study aims to analyze the scale-dependent changes in estimating the spatial distribution of soil pH and salinity in Tabriz. The proposed method applies the decomposition approach to increase the accuracy of soil properties spatial distribution estimation which includes creating a relationship between soil salinity and pH with the sub-series of input variables from the decomposition method, construction of a relationship between soil salinity and pH sub-series with sub-series of input variables and finally, using a data reduction approach for the effective sub-series determination from decomposition.

#### Materials and Methods

The sampling points of the study are related to Tabriz City in East Azerbaijan province. 60 and 38 samples were collected from zero to 20 cm depth for soil pH and salinity monitoring, respectively. Changes in soil properties are evident from one region to another. The cyclical behavior of soil properties is called periodicity. Previous studies in the spatial changes description have mainly focused on the spatial similarities obtained between properties in a region, in which the change of spatial arrangement-spatial dependence or periodicity of soil properties has not been regarded. Spectral analysis can measure the periodicity in spatial changes by approximating a series of spatial data with the sum of sine and cosine functions. The purpose of discrete wavelet transformation is to decompose the signal into the sub-series to obtain a comprehensive input signal analysis. Discrete wavelet transform is used to calculate approximation coefficients in a signal. Maximum overlap discrete wavelet transform (MODWT) is similar to discrete wavelet transform in which low and high pass filters are applied to the input signal at each level. However, the elimination of coefficients is not done by MODWT. Principle component analysis (PCA) was used as the reduction method to find the effective sub-series of decomposition.

#### Results and Discussion

In this study, 48 and 12 points were used in soil pH modeling, and 30 and eight points were used in soil salinity modeling in the calibration and validation periods, respectively. Longitude, latitude, height above sea level, slope, and slope aspect were considered as the spatial variables, and the longitude, latitude, and height of sampling points were recorded by GPS, but the slope and slope aspect of sampling points were taken from the production maps of slope and direction. They were extracted from the digital elevation model (DEM) map. The changes in accuracy measurement indices show the variation in the estimated soil salinity and pH against different inputs of the support vector regression (SVR) model. In the case of salinity, analyzing only the aspect of slope has been able to increase the accuracy of the measurement indices, the reduction rate of RMSE, RRMSE, and Var from the previous optimal state without decomposition to decomposition state is three, four, and 20%, respectively, and the rate of the residual predictive deviation (RPD) increase is equal to four percent. Based on the values of the accuracy measurement indices, PCA can increase the accuracy of the estimated values. The box plot of data related to the use of principal component analysis has become closer to the box plot of the observation data compared to the case where only the decomposition method was used. This problem



shows the increase in accuracy with a combination of the MODWT spectral approach and the PCA data reduction method.

### Conclusion

In recent years, there has been an increasing demand for soil spatial distribution information in environmental decision-making and land use management. One of the issues that can affect the accuracy of spatial modeling of soil properties is the spatial information increase of input variables to the model. Modeling sub-series of input variables with sub-series of soil properties and finally the sum of estimated sub-series of soil properties could not increase the accuracy of estimated values. Series decomposition could increase the accuracy of estimates. The factors that can affect the accuracy of the proposed method for determining the spatial changes of soil properties include the type of input variables, the type of used model in the modeling process, the use of the appropriate method in spectral analysis, and determining the effective factors in the decomposition method. Therefore, the combination of spectral analysis and artificial intelligence as an effective option can increase the accuracy of the spatial distribution of soil properties.

**Keywords:** Decomposition, MODWT, Principle component analysis, Scaling

**Article Type:** Research Article

### Acknowledgment

We would like to express our sincere gratitude to Azarbaijan Shahid Madani University for the financial and logistical support that significantly contributed to the research project.

### Conflicts of interest

The authors of this article declared no conflict of interest regarding the authorship or publication of this article.

### Data availability statement

The datasets are available upon a reasonable request to the corresponding author.

### Authors' contribution

**Laleh Parviz:** Visualization, supervision, conceptualization, formal analysis and investigation, writing-original draft preparation; **Neda Azizi:** Sampling, methoatadology; **Mahsan Kafili-Golgasem:** Sampling, methoatadology.

\*Corresponding Author, E-mail: [laleh\\_parviz@yahoo.com](mailto:laleh_parviz@yahoo.com)

**Citation:** Parviz, L., Azizi, N., & Kafili-Golgasem, M. (2024). Spectral analysis-artificial intelligence model with spatial variables for some soil chemical properties estimation. *Water and Soil Management and Modeling*, 4(3), 321-338.  
DOI: 10.22098/mmws.2023.13308.1321

Received: 14 July 2023, Received in revised form: 11 August 2023, Accepted: 13 August 2023, Published online: 13 August 2023  
*Water and Soil Management and Modeling*, Year 2024, Vol. 4, No. 3, pp. 321-338

Publisher: University of MohagheghArdabili© Author(s)





## مدل سازی و مدیریت آب و خاک

شایعه اکترونیکی: ۲۵۴۶-۲۷۸۳



# مدل تحلیل طیفی-هوش مصنوعی با متغیرهای مکانی در تخمین برخی ویژگی‌های شیمیایی خاک

لاله پرویز<sup>۱\*</sup>، ندا عزیزی<sup>۲</sup>، مهسان کفیلی قولقاسم<sup>۲</sup>

<sup>۱</sup>دانشیار، گروه گیاه‌پزشکی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهید مدنی آذربایجان، تبریز، ایران

<sup>۲</sup>دانش آموخته کارشناسی، گروه زراعت و اصلاح نباتات، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهید مدنی آذربایجان، تبریز، ایران

### چکیده

عدم وجود اطلاعات با وابستگی مکانی در مورد خصوصیات خاک تا حد زیادی منجر به محدودیت در مطالعات کشاورزی، هیدرولوژی، آب و هوا، بوم‌شناسی و محیط زیست شده است. در این راستا، هدف تحقیق تحلیل تغییرات با وابستگی مکانی در تخمین توزیع pH و شوری خاک در محدوده شهر تبریز است. متغیرهای ورودی به مدل رگرسیون بردار پشتیبان طول جغرافیایی، عرض جغرافیایی، ارتفاع از سطح دریا، شبب و جهت شبب بودند. روش پیشنهادی در نحوه مدل سازی در سه گروه تقسیم‌بندی شد که در گروه اول مدل سازی بین زیرسروی‌های حاصل از تجزیه با استفاده از تبدیل موجک گستته حداکثر هم‌پوشانی (MODWT) با خصوصیات خاک، در گروه دوم مدل سازی بین زیرسروی‌های حاصل از تجزیه و زیرسروی‌های خصوصیات خاک و در گروه سوم مدل سازی بین زیرسروی‌های مؤثر حاصل از تحلیل مؤلفه‌های اصلی و خصوصیات خاک بود. بدون هیچ گونه تجزیه سری، تغییر در نوع متغیرهای ورودی تخمین‌هایی با درجه دقت مختلف را ایجاد کرد، به طوری که مقادیر کاهاشی انحراف خطای پیش‌بینی (Var) و افزایشی انحراف پیش‌بینی باقی‌مانده (RPD) در تخمین pH خاک با متغیرهای ورودی طول، عرض جغرافیایی و ارتفاع به متغیرهای ارتفاع، شبب و جهت شش و ۱۳ درصد شد. تجزیه سری با MODWT حالت‌های مختلفی را در نتایج تخمینی داشت، به طوری که مقادیر افزایشی RPD با تجزیه سری جهت شبب در تخمین pH خاک ۱۵ درصد و مقادیر کاهاشی Var در تخمین شوری خاک ۲۰ درصد بود. مدل سازی زیرسروی‌های متغیرهای ورودی با زیرسروی‌های خصوصیات خاک و در نهایت جمع زیرسروی‌های تخمینی خصوصیات خاک، توانست دقت مقادیر تخمینی را افزایش دهد. نمودار جعبه‌ای و درختی نشان دادند که تحلیل مؤلفه‌های اصلی با تعیین زیرسروی‌های مؤثر دقت تخمین خصوصیات خاک را افزایش داد (کاهاش چهار و دو درصد خطای جذر میانگین مربعات (RMSE) در pH و شوری). اگر مقایسه‌ای بین روش تجزیه سری با MOWTD (کاهاش ۱۲ درصد RMSE در تعیین pH) و استفاده از تجزیه مؤلفه‌ها (کاهاش چهار درصد RMSE) در روند تجزیه در نظر گرفته شود، تأثیر تجزیه سری در افزایش دقت برآورد توزیع مکانی بیشتر است.

**واژه‌های کلیدی:** تجزیه، تجزیه مؤلفه‌های اصلی، مقیاسی، MODWT

**نوع مقاله:** پژوهشی

\* مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی: laleh\_parviz@yahoo.com

**استناد:** پرویز، لاله، عزیزی، ندا، و کفیلی قولقاسم، مهسان (۱۴۰۳). مدل تحلیل طیفی-هوش مصنوعی با متغیرهای مکانی در تخمین برخی از خصوصیات شیمیایی خاک، مدل سازی و مدیریت آب و خاک، ۴(۳)، ۳۲۱-۳۳۸.

DOI: 10.22098/mmws.2023.13308.1321

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۴/۲۳، تاریخ بازنگری: ۱۴۰۲/۰۵/۲۰، تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۵/۲۲، تاریخ انتشار: ۱۴۰۲/۰۵/۲۲

مدل سازی و مدیریت آب و خاک، سال ۱۴۰۳، دوره ۴، شماره ۳، صفحه ۳۲۱ تا ۳۳۸

ناشر: دانشگاه محقق اردبیلی © نویسنده‌گان



## ۱- مقدمه

خاک معرفی کردند. در تعیین شوری و pH خاک از رویکرد درون‌یابی مانند فاصله وزنی معکوس، کربیجنگ و کوکربیجنگ در مناطق مختلف از جمله ایران و هند استفاده شد (Shit et al., 2016; Soleimani Sardo et al., 2016; Pahlavan-Rad and Akbarimoghaddam (2018) شهرستان زهک دشت سیستان در شرق ایران تغییرات بافت و pH خاک را با ایجاد ارتباط بین متغیرهای محیطی و خصوصیات خاک با مدل جنگل تصادفی بررسی کردند. متغیرهای مورد استفاده شامل متغیرهای توپوگرافی مانند ارتفاع، جهت شیب و شاخص NDVI و شاخص شوری استاندارد شده<sup>۱</sup> (NDSI) بودند. نتایج نشان دادند که توزیع رس و pH خاک در منطقه مورد مطالعه مشابه است. فاصله از شبکه رودخانه و کاتال به عنوان یک متغیر مهم در تحلیل رقومی خاک می‌تواند دقت نقشه‌های پیش‌بینی خصوصیات خاک را در دشت‌های سیلانی افزایش دهد. در چین، (2020) مدل‌سازی بافت خاک را با برخی از متغیرها مانند داده‌های اقلیمی، ارتفاع، شیب و با استفاده از الگوریتم جنگل تصادفی انجام دادند. نتایج نشان داد که نقشه‌های پیش‌بینی شده به خوبی می‌توانند تغییرات مکانی بافت خاک را نشان دهند. همچنین، Rezaie et al. (2023) با متغیرهای استخراج شده از مدل رقومی ارتفاعی شامل ارتفاع، تابش پخشیدگی، شاخص تفاضل نرمال شده پوشش گیاهی<sup>۲</sup> (NDVI) و شاخص جهت باد، شوری خاک را در محدوده‌ای از اراضی دشت قزوین تعیین کردند. نتایج نشان داد که متغیرهایی مانند ارتفاع، شدت تابش پخشیدگی از عوامل مؤثر بر تغییرات شوری خاک در منطقه هستند. در تحقیقات انجام گرفته دو عامل نوع متغیرهای ورودی یا کمکی و نوع روش مورد استفاده در مدل‌سازی به عنوان عامل مؤثر در افزایش کارایی توزیع مکانی خصوصیات خاک در نظر گرفته شده است، که این دو عامل به طور گسترده در تحقیقات بررسی و مطالعه شده‌اند. مسئله‌ای که کمتر به آن پرداخته شده است، دید جزئی تر نسبت به تغییرات مکانی عوامل مؤثر بر خصوصیات خاک است.

متغیرهای محیطی در فرکانس‌ها و مقیاس‌های مختلف عمل می‌کنند و در نتیجه وابستگی مقیاسی خصوصیات خاک را نشان می‌دهند. از جمله رویکردهای پیشنهادی در اندازه‌گیری تغییرات وابستگی مقیاسی خصوصیات خاک، تجزیه سری کاربردی با روش‌های مختلف مانند تبدیل موجک است (Wei et al., 2021). در تحقیقی، Song et al. (2021) تحلیل طیفی را در تخمین pH، درصد رس و محتوی کربن آلی خاک در جنوب غربی استرالیا به کار برداشتند. تجزیه با رویکرد موجک و تأکید

بررسی مقدار و تغییرات خصوصیات فیزیکی و شیمیایی خاک به علت تأثیر آن بر عواملی مانند نفوذ از اهمیت بالایی برخوردار است. به عنوان نمونه ارزیابی توزیع مکانی بافت و pH خاک به علت تأثیر بر ساختار خاک، حاصلخیزی و هدایت هیدرولوژیکی مهم است. در واقع آگاهی از تغییرات مکانی بافت خاک و pH در Pahlavan-Rad and Akbarimoghaddam, 2018; Basati et al., 2022 مکانی و زمانی خصوصیات خاک نقش مهمی در رشد و عملکرد محصول در سامانه کشاورزی ایفا می‌کند (Chen et al., 2021). تغییرات خاک وابسته به مقیاس است. عوامل مختلفی بر تغییرات در مقیاس‌های مختلف تأثیرگذار هستند و ممکن است رابطه مقیاس بزرگ برای یک مقیاس کوچک‌تر برقرار نباشد. به عنوان نمونه عوامل مؤثر بر ذخیره کربن آلی خاک در مقیاس‌های مکانی مختلف از مقیاس کوچک تا مقیاس بزرگ‌تر شناسایی شدند. آب و هوا و پوشش گیاهی در مقیاس بزرگ بر ذخیره کربن آلی تأثیر می‌گذارند، در حالی که در مقیاس کوچک‌تر ویژگی‌های فیزیکی و شیمیایی خاک به عنوان عوامل مؤثر هستند (Wiesmeier et al., 2019). تغییرات خصوصیات خاک از مقیاس خرد (مزرعه) تا مقیاس کلی با تفکیک مکانی از چند متر تا یک کیلومتر بررسی شد (تفاوتی از تمام قاره‌ها، ۱۵۰۰۰۰) و به صورت نقشه در آمد (Hengl et al., 2017). تغییرات خاک در مقیاس کلی عمده‌تا تحت تأثیر آب و هوا، مواد مادری و پوشش گیاهی است. تنوع خاک در مقیاس‌های حوضه آبریز عمده‌تا تحت تأثیر توپوگرافی است. افق‌های خاک اغلب همگن فرض می‌شوند، در حالی که تغییرات زیادی از نظر خواص فیزیکی و شیمیایی در افق خاک مشاهده می‌شود (Hartemink, 2021). به طور کلی تحقیقات انجام گرفته در زمینه مدل‌سازی توزیع مکانی خصوصیات خاک را می‌توان در دو گروه تقسیم‌بندی کرد: یک گروه بر اساس رابطه بین برخی از خصوصیات خاک با متغیرهای محیطی و مکانی و گروه دیگر بر اساس مقاومت درون‌یابی هستند (Pahlavan-Rad and Akbarimoghaddam, 2018).

از تحقیقات انجام گرفته در این زمینه، تحقیق Wälder et al. (2008) می‌باشد که ارتفاع، فاصله از رودخانه و اطلاعات آب‌زیرزمینی را به عنوان متغیرهای مهم در پیش‌بینی خواص خاک در دشت‌های سلالی در نظر گرفتند. در تحقیق دیگری، Hashemi et al. (2016) از روش کوکربیجنگ در تعیین توزیع مکانی شوری و pH خاک در دشت سیستان استفاده کردند. معیارهای ارزیابی، متغیرهای درصد رس، درصد رطوبت اشیاع را به عنوان متغیرهای کمکی در برآورد توزیع مکانی شوری و pH

<sup>1</sup> Normalized difference salinity index

<sup>2</sup> Normalized difference vegetation index

یک و یک به پنج آب به خاک). اطلاعات مکانی نقاط نمونهبرداری شده با سامانه موقعیتیاب جهانی (GPS) ثبت شدند. کمینه و بیشینه مقادیر ارتفاعی نقاط نمونهبرداری به ترتیب  $1314/3$  و  $1646/03$  متر است. اقلیم ایستگاه تبریز براساس شاخص دومارتن نیمهخشک است. متوسط بارندگی سالانه  $252/84$  میلی متر و متوسط دمای سالانه  $13$  درجه سانتی گراد است. در سال های اخیر نوسانات اقلیمی و تغییرات حاکم در دریاچه ارومیه منجر به تغییرات اساسی در خصوصیات خاک منطقه بسیار ضروری است. قسمت شمالی شهر تبریز شامل واحدهای میوسن، قسمتی از جنوب، شرق و شمال شرقی شامل لایه های ماهی دار است و قسمتی از جنوب شهر روی واحدهای آذراواری سهند با سن کواتررن پیشین و قسمت مرکزی و غربی و دشت تبریز روی رسوبات آبرفتی قرار گرفته که شامل سیلت، شن، رس و ماسه هستند. از سمت شرق به غرب از اندازه ذرات کاسته می شود.

## ۲- تجزیه طیفی

تغییرات خصوصیات خاک از یک منطقه به منطقه دیگر مشهود است. رفتار دوره ای خصوصیات خاک تناوب نام دارد. تغییر در ویژگی های خاک می تواند روندهای مکانی، خطی یا غیرخطی را ایجاد کند که منجر به نالیستایی می شود. نالیستایی می تواند به دلیل اثرات توبوگرافی، زمین شناسی، مواد مادری، اقلیم و پوشش گیاهی باشد که منجر به تشکیل لایه های مختلف یا انواع خاک های مختلف می شود. تغییرات مکانی خاک (ایستا یا غیرایستا) را می توان با تعدادی سری فوریه در دوره های مختلف نشان داد. هر سری دارای یک فرکانس و دوره مشخص است که می تواند فرآیند پایه ای را نشان دهد که این فرآیند خود منبع تغییرات است. هنگامی که یک یا چند فرآیند بیشترین سهم را در واریانس کل داشته باشند، می توان دوره یا مقیاس های آن ها را شناسایی کرد که در نمونه برداری، مدیریت و شناسایی خاک کمک شایانی می کند. برخی از فرآیندها ممکن است در یک مقیاس غالب باشند، در حالی که برخی دیگر در مقیاس دیگری غالب هستند که تغییرات کلی را وابسته به مقیاس می کنند. فرآیندها در طیف وسیعی از مقیاس های مکانی عمل می کنند. تحقیقات قبلی در توصیف تغییرات مکانی عمده تا بر شباهت های مکانی به دست آمده بین خواص در یک منطقه متوجه بوده اند و تغییر آرایش مکانی یا تناوب خصوصیات خاک مدل سازی نشده است. تناوب در تغییرات مکانی را می توان از تجزیه طیفی که یک سری داده های مکانی را با مجموع توابع سینوسی و کسینوسی تقریب می کند، اندازه گیری کرد. تجزیه طیفی فرض می کند که سری مکانی سری ایستای مرتبه دوم است (میانگین و

بر میزان بازتاب مرئی-مادون قرمز نزدیک بود.  $3/5$  درصد تا  $49/1$  درصد بهبود در مقادیر تخمینی با استفاده از تجزیه در مدل سازی مشاهده شد. همچنین، (Wei et al. (2021) از تبدیل موجک گسسته<sup>۱</sup> (DWT) در تعیین توزیع مکانی شوری خاک استفاده کردند.  $13$  متغیر محیطی در زمینه اقلیم، خاک، پوشش گیاهی در چین استخراج شدند. هر کدام از سری های شوری خاک و متغیرهای محیطی به تعدادی زیرسی و تقسیم شدند (D1 تا D6 شامل سری جزئیات و A6 سری تقریب). از D1 به D6 نوسانات کاهش یافت. محاسبه ضریب همبستگی زیرسی متغیرهای محیطی و زیرسی شوری در مقیاس های مختلف (از D1 تا D6 و A6) نشان دادند که با افزایش مقیاس، ضریب همبستگی بین زیرسی های متغیرهای وابسته و مستقل افزایش می یابد. مدل سازی زیرسی های حاصل از DWT با رگرسیون خطی چند متغیره انجام گرفت و نتایج حاکی از بهبود معیارهای ارزیابی نسبت به حالت بدون تجزیه بود.

تحقیقات انجام گرفته حاکی از افزایش دقت در برآورد خصوصیات خاک با استفاده از رویکرد تجزیه متغیرهای حاکم بر مدل سازی است که کمتر به این مسئله در مطالعات خاک شناسی در کشور پرداخته شده است. در این راستا، یکی از عوامل افزایش دقت در تعیین توزیع مکانی خصوصیات خاک استفاده از روش دقیق در روند تجزیه است. هدف تحقیق حاضر استفاده از تبدیل موجک گسسته حداقل هم پوشانی<sup>۲</sup> (MODWT) در روند مدل سازی متغیرهای مکانی در تخمین شوری و pH خاک است. روش پیشنهادی در تلفیق رویکرد تجزیه با مدل هوش مصنوعی چهت تخمین توزیع مکانی خصوصیات خاک شامل ایجاد رابطه شوری و pH خاک با زیرسی های شوری و pH خاک با زیرسی های ایجاد رابطه بین زیرسی های شوری و pH خاک با زیرسی های متغیرهای مکانی و در نهایت استفاده از رویکرد کاهش داده در تعیین زیرسی مؤثر است.

## ۲- مواد و روش ها

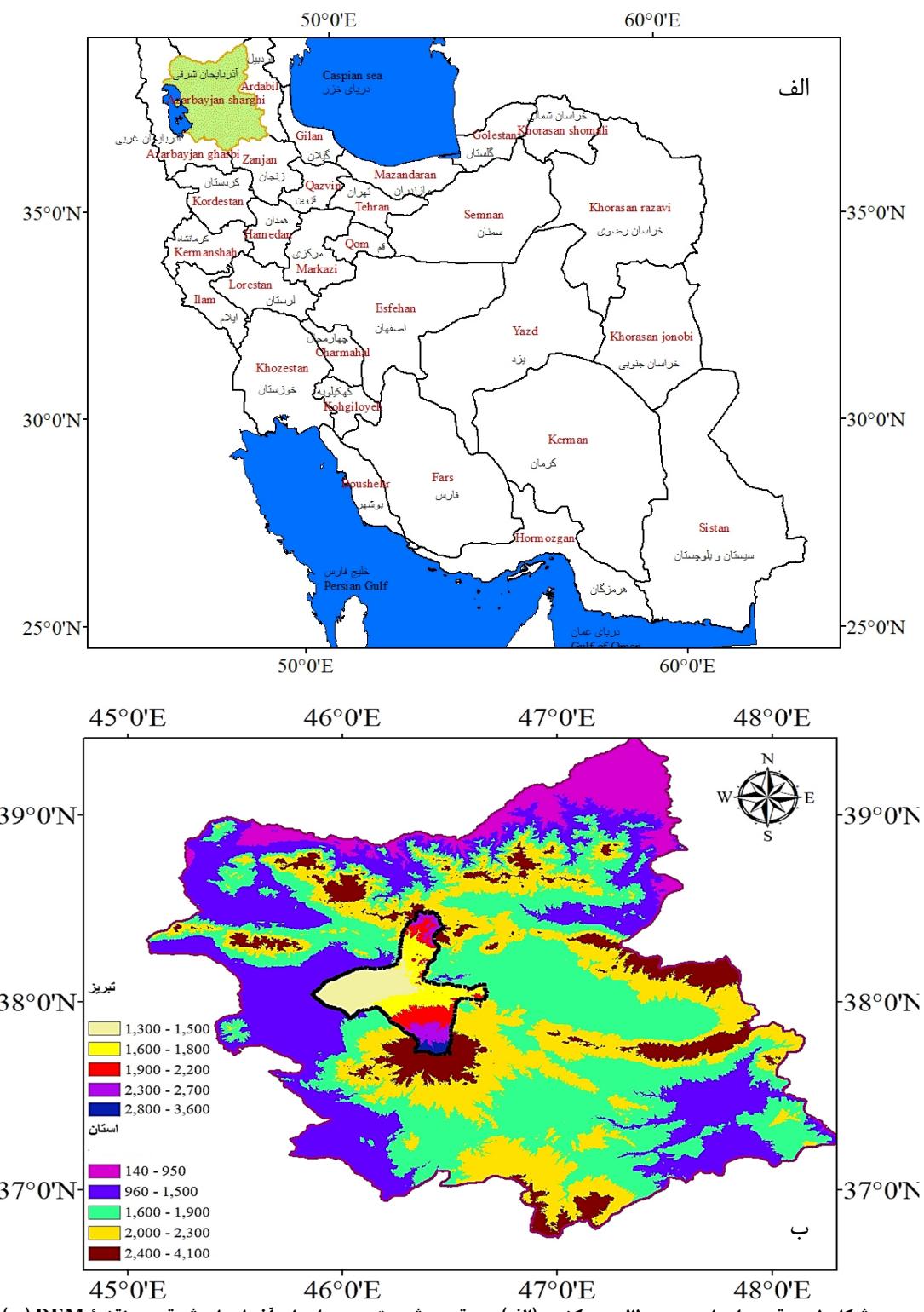
### ۱-۲- منطقه مورد مطالعه

نقاط نمونه برداری مربوط به محدوده شهر تبریز در استان آذربایجان شرقی (شکل ۱) است. تعداد  $60$  نمونه در پایش pH خاک و  $38$  نمونه در پایش شوری خاک از عمق صفر تا  $20$  سانتی متری برداشت شد. بعد از انجام مراحل اولیه آزمایش شامل هوا خشک کردن نمونه ها و الک کردن نمونه های برداشت شده با الک دو میلی متری، عصاره های خاک تهیه شدند (نسبت یک به

<sup>۱</sup> Discrete wavelet transform

<sup>۲</sup> Maximal overlap discrete wavelet transform

استفاده تحقیق در زمینه تحلیل طیفی توضیح داده می شود. واریانس سری محدود و ثابت). این فرض سخت‌گیرانه‌تر از مفروضات ایستایی ذاتی زمین آمار است. در ادامه روش مورد



شکل ۱- موقعیت استان مورد مطالعه در کشور (الف) و موقعیت شهر تبریز در استان آذربایجان شرقی در نقشه DEM (ب)  
 Figure 1- The location of the studied Province in the country (a), and location of Tabriz City in East Azarbaijan province in DEM map (b)

$$\begin{aligned} d_{j,n}^M &= \sum_{l=0}^{L-1} \tilde{h}_l C_{j-1, (n-2^{j-1}l) \bmod N}^M \\ c_{j,n}^M &= \sum_{l=0}^{L-1} \tilde{g}_l C_{j-1, (n-2^{j-1}l) \bmod N}^M \end{aligned} \quad (3)$$

در رابطه فوق،  $M$  دلالت بر طول سری زمانی تحلیلی،  $h$  و  $g$  فیلترهای موجک و مقیاس. رابطه (۳) براساس فیلتر دایره‌ای و با تعریف فیلترهای بالا و پایین گذر به صورت رابطه (۴) تعریف می‌شود.

$$\begin{aligned} \tilde{h}_{j,l} &= \frac{h_{j,l}}{2^{\frac{j}{2}}} \tilde{g}_{j,l} = \frac{g_{j,l}}{2^{\frac{j}{2}}} \\ d_{j,n}^M &= \sum_{l=0}^{L-1} \tilde{h}_{j,l} x_{n-l} \bmod N \\ c_{j,n}^M &= \sum_{l=0}^{L-1} \tilde{g}_{j,l} x_{n-l} \bmod N \end{aligned} \quad (4)$$

در رابطه (۴)،  $x_n$  سری زمانی اصلی،  $h$  و  $g$  فیلترهای موجک و مقیاس. سیگنال اصلی از  $d_j$  و  $c_j$  با استفاده از الگوریتم هرمی معکوس بازیابی می‌شود (رابطه ۵) و برای هر سطح از مقیاس، میانگین ضرایب موجک برای MODWT باید برابر صفر باشد (رابطه ۶).

$$\begin{aligned} C_{j-1,n}^M &= \sum_{l=0}^{L-1} \tilde{h}_l d_{j,n+2^{j-1}l}^M + \\ \sum_{l=0}^{L-1} \tilde{g}_l c_{j,n+2^{j-1}l}^M \end{aligned} \quad (5)$$

$$E\{d_{j,n}^M\} = \sum_{l \in Z} \tilde{h}_{j,l} E\{x_{n-l} \bmod N\} = 0 \quad (6)$$

این ویژگی معمولاً در الگوریتم‌های تشخیصی مبتنی بر موجک برای تشخیص جهش‌های ناگهانی در میانگین استفاده می‌شود (Alarcon-Aquino and Barria, 2009). مراحل انجام تحقیق در شکل ۲ آورده شده است.

### ۲-۳- تحلیل مؤلفه‌های اصلی<sup>۱</sup> (PCA)

تحلیل مؤلفه‌های اصلی یک ابزار کاهشی در تعداد است که می‌تواند برای کاهش مجموعه‌بزرگ از داده‌ها به مجموعه کوچک که حاوی بیشتر اطلاعات مجموعه‌بزرگ است، استفاده شود. PCA یک روش ریاضی است که تعدادی از متغیرهای وابسته را به تعداد کمتری متغیر غیروابسته به نام مؤلفه‌های اصلی تبدیل می‌کند. اولین مؤلفه تا آن جایی که ممکن است تغییرپذیری در داده‌ها را به خود اختصاص می‌دهد. بعد از کاهش متغیرها در مجموعه داده‌ها، PCA امکان شناسایی و مشاهده منبع تغییرات را فراهم و به صورت رابطه (۷) نوشته می‌شود که در آن  $PC_i$  مؤلفه مورد نظر،  $1$  ضریب متغیرهای اولیه،  $X$  متغیر اولیه (Saufie et al., 2013).

$$PC_i = l_{1i}X_1 + l_{2i}X_2 + \dots + l_{ni}X_n \quad (7)$$

### ۲-۱- تبدیل موجک گسسته حداکثر همپوشانی (MODWT)

هدف تبدیل موجک گسسته، تجزیه سیگنال به یکسری توابع اساسی به نام موجک است تا تجزیه خوبی از سیگنال ورودی به دست آید. تبدیل موجک گسسته جهت محاسبه ضرایب تقریب در یک سیگنال استفاده می‌شود. تبدیل موجک گسسته حداکثر همپوشانی مشابه تبدیل موجک گسسته است که فیلترهای پایین و بالا گذر به سیگنال ورودی را در هر سطح اعمال می‌کند. با این حال این روش ضرایب را حذف نمی‌کند و تعداد موجک و ضرایب مقیاس‌گذاری با هر تعداد نمونه و در هر سطح از تبدیل یکسان هستند. به عبارت دیگر ضرایب MODWT نتیجه یک تغییر ساده در الگوریتم هرمی مورد استفاده در محاسبه ضرایب تبدیل موجک گسسته را از طریق عدم نمونه‌برداری خروجی در هر مقیاس و درج صفر در بین ضرایب فیلترهای مقیاس و موجک مد نظر قرار می‌دهد. به همین دلیل می‌توان عنوانین دیگری هم برای MODWT در نظر گرفت: تبدیل موجک گسسته تلف نشده، تبدیل موجک گسسته ایستا و تبدیل موجک گسسته تغییرناپذیر با زمان (Dghais and Ismail, 2013). اطلاعات با فرکانس بالای استخراج شده توسط MODWT ضرایب موجک و اطلاعات فرکانس پایین به عنوان ضرایب مقیاس نامیده می‌شوند. اطلاعات فرکانس بالا و پایین با فیلترهای بالا و پایین گذر به دست می‌آیند که به ترتیب به عنوان فیلترهای موجک و مقیاس شناخته می‌شوند. MODWT نسبت به تبدیل موجک گسسته دارای مزایایی است که در ادامه به چهار مورد آن اشاره می‌شود: ۱) MODWT می‌تواند هر اندازه نمونه را مدیریت کند. ۲) ضرایب تجزیه چند تفکیکی MODWT با فیلترهای فاز صفر مرتبط هستند. ۳) یک تبدیل ثابتی است، چرا که تغییر در سیگنال ورودی ضرایب تبدیل موجک را تغییر نمی‌دهد. ۴) MODWT دارای تخمین واریانس موجک کارا نسبت به تبدیل موجک گسسته است (Dghais and Ismail, 2013). جهت ایجاد و ساخت MODWT فیلترهای مقیاس‌گذاری مجدد لازم است (رابطه ۱). بنابراین فیلترهای چهارگانه آینه‌ای هستند. فیلتر موجک باید ویژگی‌هایی را برآورد کند (رابطه ۲).

$$\tilde{g}_l = \frac{g_l}{\sqrt{2}} \tilde{h}_l = \frac{h_l}{\sqrt{2}} \rightarrow \sum_{l=0}^{L-1} \tilde{g}_l^2 = \frac{1}{2} \quad (1)$$

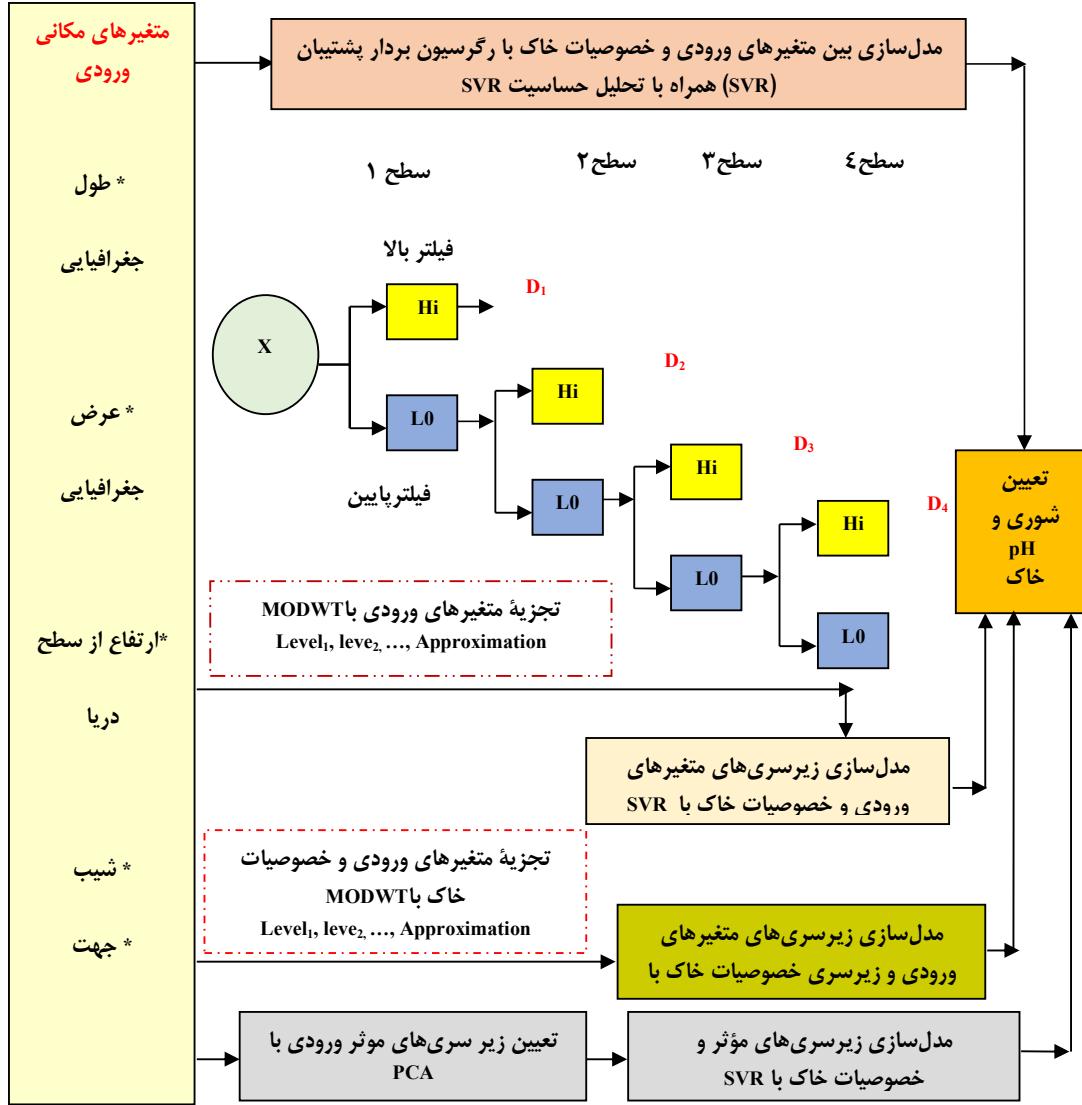
$$\sum_{l=0}^{L-1} \tilde{h}_l = 0 \quad (2)$$

$$\sum_{l=0}^{L-1} \tilde{h}_l^2 = \frac{1}{2}$$

$$\sum_{l=-\infty}^{\infty} \tilde{h}_l \tilde{h}_{l+2r} = 0$$

در روابط بالا،  $L$  طول فیلتر موجک،  $h$  و  $g$  فیلترهای موجک و مقیاس. الگوریتم هرمی MODWT، ضرایب موجک ( $d_{j,n}$ ) و ضرایب مقیاس ( $c_{j,n}$ ) را تولید می‌کند و همگشتها در رابطه (۳) نوشته شده‌اند.

<sup>۱</sup> Principal component analysis



شکل ۲- نمودار جریانی تحقیق در تعیین توزیع مکانی دو ویژگی شیمیایی خاک

Figure 2- The flow chart of research in determining the spatial distribution of two soil chemical properties

تخمینی را اندازه‌گیری می‌کنند (Kamangar and Minaei, 2023-Beiranvand et al., 2022).

$$e_i = \left| \frac{F_i - O_i}{O_i} \right| \quad (8)$$

$$\text{Var} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum (e_i - \hat{e})^2} \quad (9)$$

$$\text{RPD} = \frac{\text{SD}}{\text{RMSE}} \quad (10)$$

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum (O_i - F_i)^2} \quad (11)$$

$$\text{RRMSE} = \frac{\text{RMSE}}{\bar{O}} \quad (12)$$

#### ۲-۴- شاخص‌های اندازه‌گیری دقت

جهت ارزیابی تأثیر گزینه‌های منظر در تخمین خصوصیات خاک از برخی شاخص‌های اندازه‌گیری دقت استفاده شد که شامل انحراف معیار خطای پیش‌بینی (Var)، انحراف پیش‌بینی باقی‌مانده<sup>۱</sup> (RPD)، خطای جذر میانگین مربعات<sup>۲</sup> (RMSE) و خطای جذر میانگین مربعات نسبی<sup>۳</sup> (RRMSE) هستند و روابط آن‌ها در ادامه آورده شده است (Luo et al., 2021). روند کاهشی RPD، RMSE و RRMSE و روند افزایشی Var گزینه‌های بهینه هستند که در نهایت اختلاف داده‌های واقعی و

<sup>1</sup> Residual predictive deviation

<sup>2</sup> Root mean square error

<sup>3</sup> Relative root mean square error

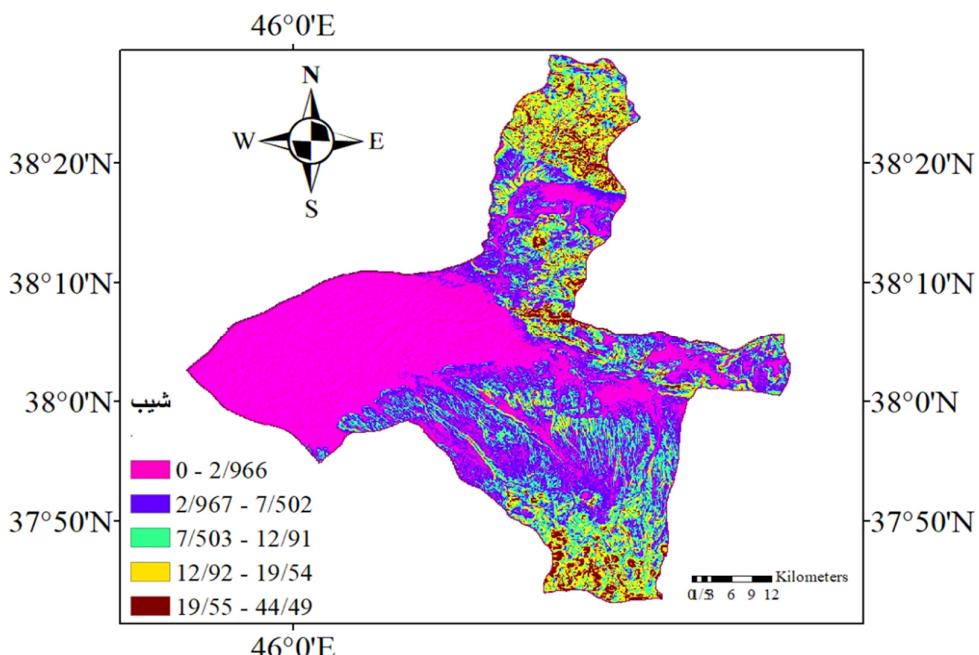
ضریب تغییرات در عصارة یک به یک در pH و شوری خاک بهترتبه برابر با  $0.12 \pm 0.06$  و در عصارة یک به پنج نیز  $0.13 \pm 0.052$  بوده است. ضریب تغییرات pH نسبت به شوری کاهش داشته است که این مسأله در تحقیق Foroughifar et al. (2011) در برخی از اراضی شهر تبریز نیز مشاهده شد. کمینه ضریب تغییرات pH خاک در تحقیق Hashemi et al. (2016) در پهنه‌بندی خصوصیات خاک منطقه میانکنگی سیستان و Gholami et al. (2011) در بررسی تغییرات مکانی خاک جنگل‌های حاشیه رودخانه کرخه نیز مشاهده شد. عوامل ذاتی از جمله مواد مادری می‌توانند از دلایل کاهش ضریب تغییرات باشند، درحالی‌که ترکیب عوامل مدیریتی مانند مصرف کود و کاربری اراضی متفاوت و عوامل ذاتی از جمله تپوگرافی و وضعیت زهکشی می‌توانند در افزایش ضریب تغییرات نقش داشته باشد (Foroughifar et al., 2011).

استخراج شدند (شکل ۳).

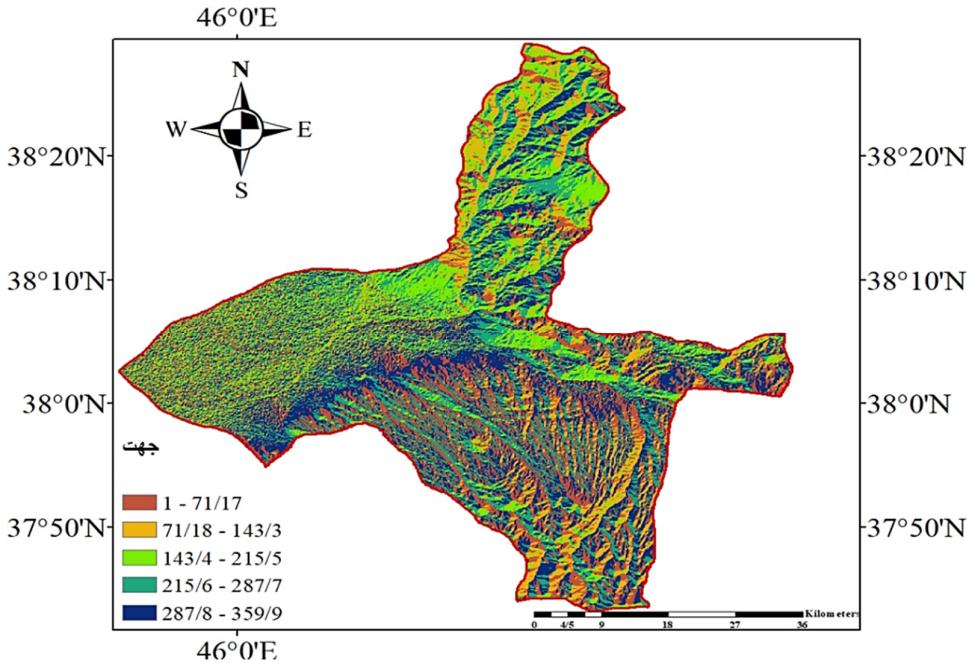
در روابط بالا، F مقادیر تخمینی، O مقادیر اندازه‌گیری شده، N کل داده‌های بررسی شده،  $\bar{O}$  میانگین داده‌های اندازه‌گیری شده، SD انحراف معیار داده‌های اندازه‌گیری شده و e خطای نسبی است.

### ۳- نتایج و بحث

پایه مدل‌سازی متغیرهای مستقل و وابسته، تعیین تعداد داده‌ها در مرحله واسنجی و صحبت‌سنگی است. بدین‌منظور در این تحقیق در مدل‌سازی pH خاک از اطلاعات ۴۸ و هشت نقطه و در مدل‌سازی شوری خاک از اطلاعات ۳۰ و هشت نقطه بهترتبه در مرحله واسنجی و صحبت‌سنگی استفاده شد. تعداد نقاط Sarmadian نمونه‌برداری در مطالعات خاک‌شناسی در تحقیق (2010) ۴۵ and Taghizadeh Mehrjerdi (2012) ۳۰ نمونه، Heidari et al. (2012) ۳۰ نمونه، Farahmand et al. (2013) ۲۰ نمونه و John et al. (2021) ۳۰ نمونه بود. هدف در انتخاب کلی نقاط نمونه‌برداری، احتساب توزیع مکانی تقریباً کاملی از محدوده مورد مطالعه بود. در مرحله صحبت‌سنگی ملاک انتخاب هم نقاطی هستند که در محدوده‌های نزدیک به نقاط بخش واسنجی بودند و هم نقاطی هستند که در محدوده‌های مرحله واسنجی نبودند. متوسط pH منطقه برابر با  $7.7 \pm 0.7$  بوده است که با مقادیر pH محدوده شهر تبریز در تحقیق Foroughifar et al. (2011) و Jahanbazi et al. (2016) همخوانی دارد.



شکل ۳- نقشه شیب و جهت شیب شهر تبریز در استخراج اطلاعات مکانی نقاط نمونه‌برداری  
Figure 3- Slope and aspect map of Tabriz City in the extraction of the spatial information of sampling points



ادامه شکل ۳- نقشه شیب و جهت شیب شهر تبریز در استخراج اطلاعات مکانی نقاط نمونهبرداری

Continueof Figure 3- Slope and aspect map of Tabriz City in the extraction of the spatial information of sampling points

مختلفی از اطلاعات مکانی نقاط نمونهبرداری است)، به عنوان نمونه میزان کاهش Var، RRMSE، RMSE pH در تخمین خاک در عصاره یک به یک با ورودی طول، عرض جغرافیایی و ارتفاع به ارتفاع، شیب، جهت به ترتیب برابر با  $12/19$ ،  $10/71$  و  $5/25$  درصد و میزان افزایش  $13/25$  RPD بود. میزان کاهش Var و RRMSE در تخمین شوری خاک در عصاره یک به پنج با تمام متغیرهای ورودی به ورودی طول و عرض جغرافیایی، جهت و شیب به ترتیب برابر با  $2/38$ ،  $3/57$  و  $8/88$  درصد و میزان افزایش RPD دو درصد بود. اگر جمع‌بندی در مورد حالت بهینه شاخص‌های اندازه‌گیری دقت انجام شود، بیشترین تعداد حالت بهینه در مورد شوری مربوط به مدلی با ورودی طول، عرض جغرافیایی، جهت، شیب و در مورد pH مدلی با ورودی ارتفاع، شیب و جهت است.

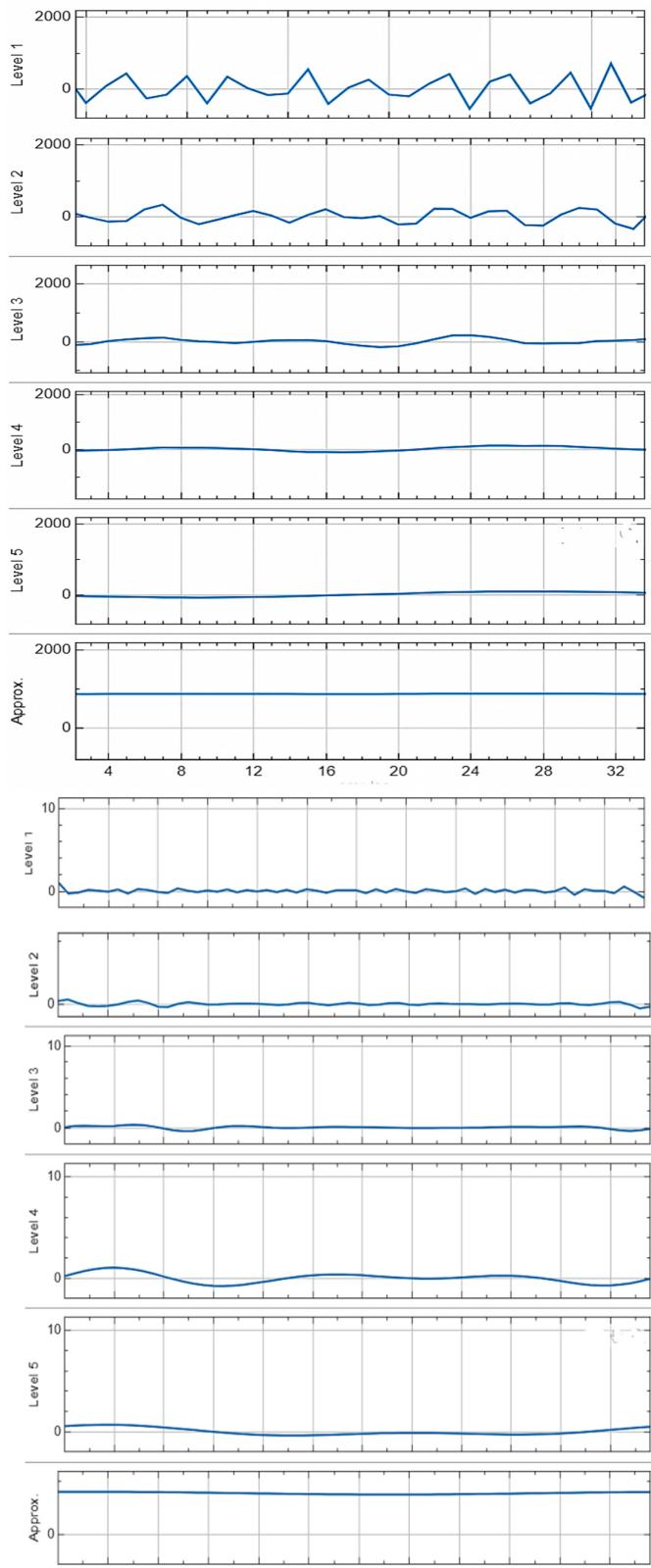
رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) مدل مورد استفاده تحقیق بود که جهت افزایش دقت در تخمین خصوصیات خاک، تحلیل حساسیت مدل در مورد توابع کرنل (خطی، تابع پایه شعاعی و سیگموئید) و ضریب پنالتی انجام گرفت. در بیشتر حالات توابع کرنل خطی یا تابع با پایه شعاعی و ضریب پنالتی  $0/0$  یا  $0/25$  بود. مقادیر شاخص‌های اندازه‌گیری دقت در جدول ۱ آورده شده است (واحد RMSE، ویژگی خاک است و بقیه شاخص‌ها بی بعد هستند). لازم به ذکر است که حالت بهینه هر شاخص در ارتباط با هر خصوصیت خاک در جدول با حالت پرزنگ مشخص شده است. تغییرات شاخص‌های اندازه‌گیری دقت در جدول ۱ نشان‌دهنده تغییرات شوری و pH تخمینی خاک در برابر ورودی‌های مختلف به مدل رگرسیون بردار پشتیبان است (ملاک انتخاب ورودی‌های مدل ترکیبات

**جدول ۱- شاخص‌های اندازه‌گیری دقت خصوصیات خاک تخمینی با ورودی‌های مختلف مدل SVR**  
**Table 1- Accuracy measurement indices of estimated soil properties with different inputs of SVR**

خصوصیت خاک	نوع داده‌های ورودی مدل	RPD	RRMSE	RMSE	Var
شوری یک به یک	تمام متغیرهای ورودی	1.16	0.61	558.37	0.62
	طول-عرض-ارتفاع	1.13	0.63	572.34	0.7
	طول-عرض جغرافیابی	1.15	0.62	564.61	0.67
	ارتفاع-جهت-شیب	1.13	0.63	573.87	0.59
	طول-عرض-جهت-شیب	1.19	0.6	543.01	0.5
	تمام متغیرهای ورودی	1.1	0.56	159.88	0.45
	طول-عرض-ارتفاع	1.1	0.55	159.01	0.44
	طول-عرض جغرافیابی	1.12	0.55	156.35	0.43
	ارتفاع-شیب-جهت	1.05	0.58	166.7	0.39
	طول-عرض-شیب-جهت	1.12	0.54	156.06	0.41
H <sub>p</sub> یک به یک	تمام متغیرهای ورودی	0.88	0.053	0.38	0.032
	طول-عرض-ارتفاع	0.83	0.056	0.41	0.034
	طول-عرض جغرافیابی	0.86	0.055	0.4	0.033
	ارتفاع-شیب-جهت	0.94	0.05	0.36	0.032
	طول-عرض-جهت-شیب	0.96	0.05	0.36	0.032
	تمام متغیرهای ورودی	0.94	0.049	0.30	0.03
	طول-عرض-ارتفاع	0.94	0.043	0.34	0.022
	طول-عرض جغرافیابی	0.96	0.048	0.38	0.03
	ارتفاع-شیب-جهت	1.09	0.042	0.33	0.022
	طول-عرض-جهت-شیب	1.06	0.043	0.34	0.025

همبستگی زیرسربی‌ها از db و سطح تجزیه شش به coif و سطح تجزیه پنج، ۱۳ درصد بوده است. مقادیر ضریب همبستگی بین pH با سطوح تجزیه شده و تقریب در مورد شیب به ترتیب ۰/۰۱۲، ۰/۰۸۶، ۰/۰۱۹، ۰/۰۵۹، ۰/۰۵۸، ۰/۰۵۴ و ۰/۰۵۰ در مورد شوری در جهت شیب شامل ۰/۰۲۵، ۰/۰۷۴، ۰/۰۴۱، ۰/۰۴۸، ۰/۰۲۸، ۰/۰۵۹، ۰/۰۱۹، ۰/۰۸۶ است. همان‌طور که مشخص است با افزایش شماره سطح، میزان ضریب همبستگی افزایش پیدا می‌کند که این مسأله در تحقیق Wei et al. (2021) هم مشاهده شد. در ادامه زیرسربی‌های تجزیه شده وارد روند مدل‌سازی شدند. در این تحقیق انواع ترکیبات جهت این منظور در نظر گرفته شد و نتایج در شکل ۵ برای pH و شوری آورده شده است (در pH اول فقط تجزیه ارتفاع، حالت دوم فقط تجزیه شیب، حالت سوم فقط تجزیه جهت و حالت چهارم تجزیه ارتفاع، جهت و در شوری حالت اول طول و عرض جغرافیابی، شیب و تجزیه فقط شیب، حالت دوم طول و عرض جغرافیابی، شیب و تجزیه جهت). البته این مقایسه با حالت بهینه قسمت قبل یعنی بهترین حالت جدول ۱ براساس شاخص‌های اندازه‌گیری دقت انجام شده است.

در ادامه با استفاده از روش MODWT اقدام به تجزیه سربی‌های مورد استفاده در مدل‌سازی شد که به عنوان نمونه تجزیه سربی pH و شوری خاک در شکل ۴ آورده شده است. با توجه به شکل ۴، فراوانی نوسانات از سطح یک تا سطح پنج کاهش پیدا می‌کند. سربی تقریب نشان‌دهنده روند است که هر دو خصوصیت خاک دارای روند تقریباً ثابتی هستند. یکی از مواردی که می‌تواند تأثیر تجزیه سربی را در روند تخمین تحت تأثیر قرار دهد، تعیین پارامترهای حاکم در روش است. نوع موجک مادر از عواملی است که می‌تواند دقت تجزیه را تحت تأثیر قرار دهد. موجک‌های مادر استفاده شده در تحقیق شامل db (Coiflets)، sym (Symlets)، Daubechies wavelets) و fk (Fejer-Korovkin wavelets) شکل ۴ تجزیه سربی pH با sym و شوری خاک با db انجام شده است. روش پیشنهادی تحقیق در تعیین موجک‌های مادر و تعداد ضرایب آن‌ها در روش MODWT براساس مقدار ضریب همبستگی زیرسربی‌ها با سربی خصوصیات خاک است (پیشنهاد ضریب همبستگی)، به عنوان نمونه در تجزیه سربی شیب در تعیین pH در عصاره یک به پنج میزان افزایش متوسط ضریب



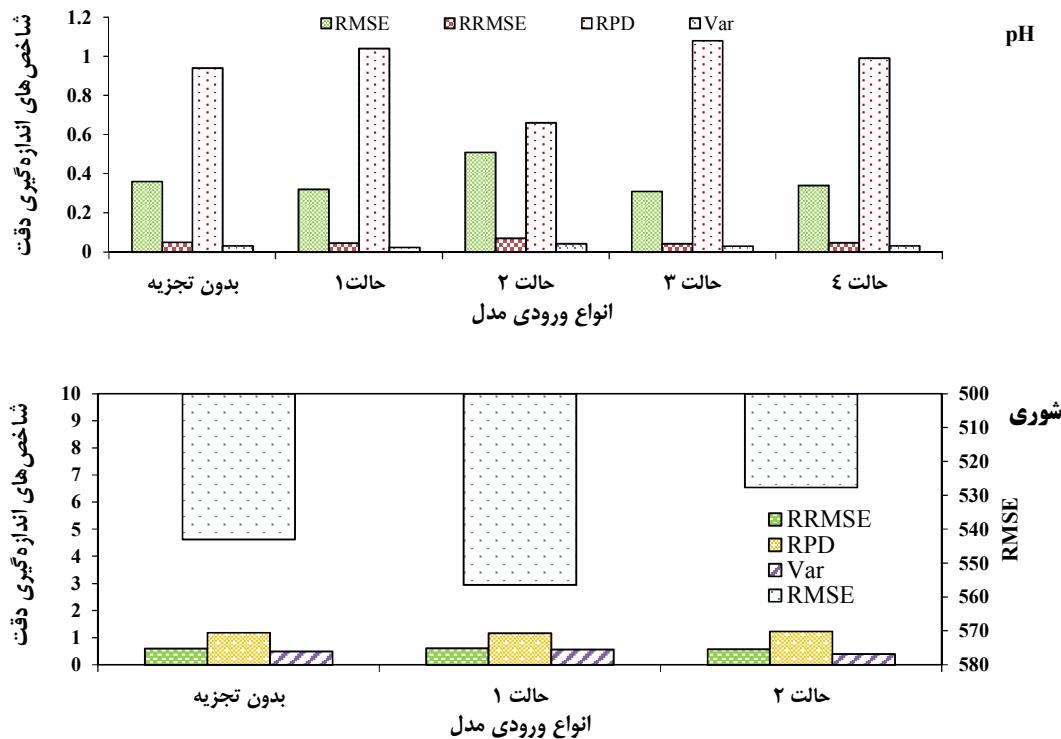
شکل ۴- مؤلفه‌های حاصل از تجزیه سری  $\text{pH}$ (الف) و شوری (ب) با روش MODWT  
Figure 4-The components of  $\text{pH}$  (a) and salinity(b) series decomposition with the MODWT method

شاخص‌های اندازه‌گیری را افزایش دهد، میزان کاهش RMSE و Var از حالت بهینه قبل به این حالت بهترتیب سه، چهار و ۲۰ درصد و میزان افزایش RPD برابر با چهار درصد بوده است. استفاده از رویکرد تحلیل طیفی در بسیاری از مطالعات دقت پیش‌بینی را افزایش داده است (Khan et al., 2020; Adib et al., 2021). تمام زیرسربهای در تجزیه بیان شده با MODWT (al., 2021) در تجزیه به عنوان ورودی وارد مدل سازی شدند و خروجی مدل سازی یعنی شوری pH بدین تجزیه بود. در حالت دیگر مدل سازی به صورت جزئی تر انجام شده است، یعنی در این حالت سربهای شوری pH خاک هم تجزیه شدند و مدل سازی بین تک به تک زیرسربهای انجام گرفت.

$$\text{level}_{1pH} = A_{\text{level1slope}} + B_{\text{level1aspect}} + \dots \quad (13)$$

$$\text{level}_{2pH} = A_{\text{level2slope}} + B_{\text{level2aspect}} + \dots$$

براساس شکل ۵ و مقادیر شاخص‌های اندازه‌گیری دقت، تجزیه سربهای ورودی مختلف، نتایج متفاوتی را در مقادیر تخمینی خصوصیات خاک داشته است. به عنوان نمونه، در تخمین pH خاک تجزیه شبیه به تهیی توائسته است دقت تخمینی را نسبت به حالت بهینه قسمت قبل افزایش دهد (افزایش ۴۱/۶٪ درصدی RMSE)، ولی بقیه حالت‌های تجزیه توائسته دقت تخمین را بالا ببرد. میزان کاهش RMSE از حالت بهینه قسمت قبل به حالت اول، سوم و چهارم تجزیه بهترتیب برابر با ۱۱/۱۱، ۱۳/۸ و ۵/۵ درصد، میزان کاهش RRMSE بهترتیب برابر با ۱۰/۶۳ و شش درصد میزان افزایش RPD بهترتیب برابر با ۱۰/۸۹ و ۵/۳۱، ۱۴/۸۹ و ۱۴/۳۱ درصد بوده است. حالت فقط تجزیه جهت شبیه بیشترین تأثیر و تجزیه توأم جهت و ارتقای کمترین تأثیر را داشته است. در مورد شوری نیز تجزیه فقط جهت شبیه توائسته دقت

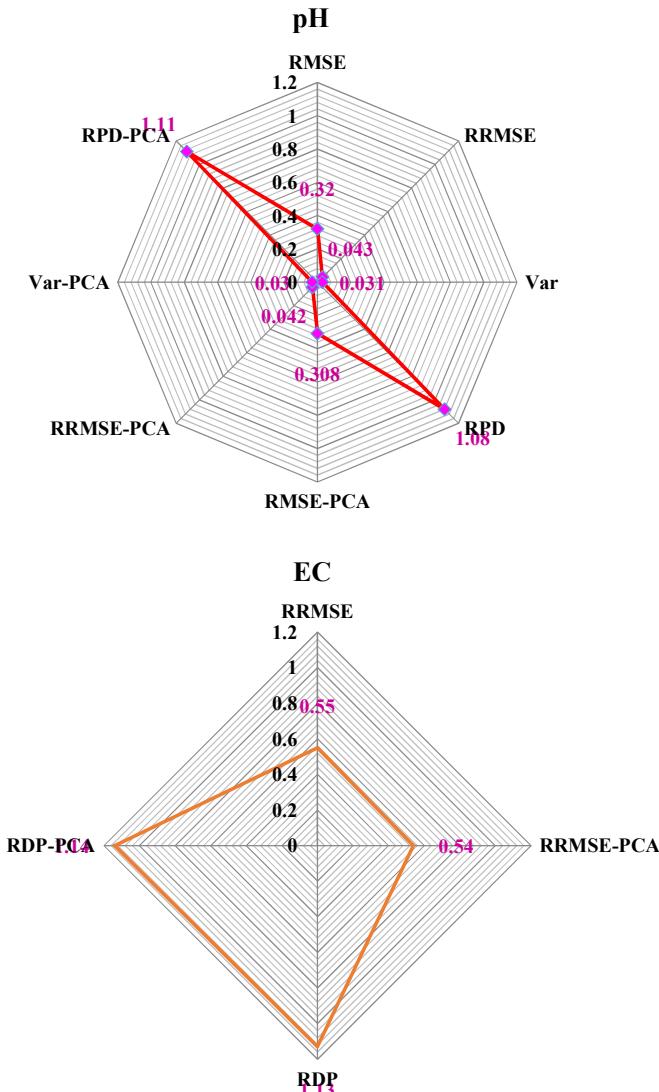


شکل ۵ - شاخص‌های اندازه‌گیری دقت در حالت‌های مختلف تجزیه حاصل از روش MODWT در تعیین pH و شوری خاک

Figure 5- Accuracy measurement indices in different states of decomposition from MODWT in soil pH and salinity determination

زیرسربهای در روند مدل سازی، از تحلیل مؤلفه‌های اصلی در تعیین زیرسربی مؤثر استفاده شد. ضربی PCA هر کدام از زیرسربهای مربوط به جهت شبیه در تعیین pH برابر با ۰/۰۸۷، ۰/۰۹۵، ۰/۰۱۳ و ۰/۰۰۶ و در تعیین شوری شامل ۰/۰۸۳، ۰/۰۸۰، ۰/۰۹۰ و ۰/۰۹۳ و ۰/۰۹۴ و ۰/۰۹۶ و ۰/۰۹۱ بودند. در این حالت دو زیرسربی با بیشینه مقدار وزن یا ضربی وارد روند مدل سازی شدند و نتایج در شکل ۶ آورده شده است.

در ادامه، مقادیر پیش‌بینی شده هر کدام از زیرسربهای خصوصیت خاک با هم جمع شدند و به عنوان تخمین نهایی در نظر گرفته شدند. در این حالت مقادیر RRMSE، RMSE، Var برای pH و مقادیر RPD برای pH و شوری بهترتیب ۰/۰۳۶، ۰/۰۴۸ و ۰/۰۴۸ شد. افزایش معیارهای خطای کاهش RPD در این حالت کاملا مشهود است. در بررسی دیگر به جای استفاده از تمام



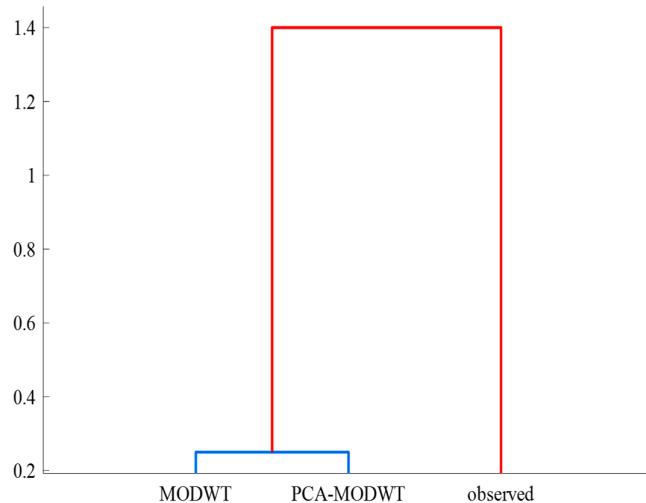
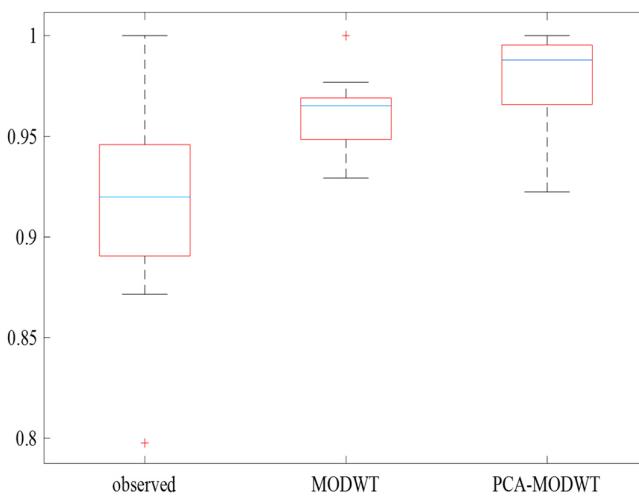
شکل ۶- شاخص‌های اندازه‌گیری دقت در تعیین خصوصیات خاک با استفاده از تمام زیرسری‌های حاصل از تجزیه MODWT نسبت به مدل‌سازی تنها با زیرسری‌های مؤثر حاصل از PCA

Figure 6- Accuracy measurement indices in soil properties determination using all sub-series of MODWT decomposition compared to modeling only effective sub-series of PCA

رگرسیونی خط برازشی بر داده‌های اندازه‌گیری و تخمینی محاسبه شد که مقدار این ضریب از حالت بدون تجزیه به حالت تلفیق MODWT با PCA در pH شش درصد و در شوری ۲۰ درصد افزایش داشته است. در حالت دیگر ضریب همبستگی بین داده‌های اندازه‌گیری شده و تخمینی محاسبه شد که مقدار این ضریب از حالت بدون تجزیه به حالت تلفیق MODWT با pH در PCA در پنج درصد و در شوری ۲۸ درصد افزایش داشته است. جهت بررسی بیشتر تأثیر تجزیه سری با روش MODWT و تجزیه مؤلفه‌های اصلی از نمودار جعبه‌ای و نمودار درختی استفاده شد (شکل ۷). در شکل ۷، نمودار جعبه‌ای داده‌های مربوط به استفاده از تجزیه

براساس مقادیر شاخص‌های اندازه‌گیری دقت شکل ۶ استفاده از تجزیه مؤلفه‌های اصلی دقت مقادیر تخمینی را افزایش داده است. به عنوان نمونه میزان کاهش RMSE با استفاده از تحلیل مؤلفه‌های اصلی نسبت به حالت تجزیه با MODWT در pH و شوری به ترتیب چهار و دو درصد بود. قدر مطلق اختلاف بین مقادیر اندازه‌گیری و تخمینی متوسط pH در نقاطی که برای صحبت‌سنگی استفاده شدند شامل ۰/۰۷۵، ۰/۰۶۷ و ۰/۰۲۱ به ترتیب برای حالت بدون تجزیه، تجزیه با روش MODWT و تلفیق برای حالت بدون تجزیه، تجزیه با روش PCA و تلفیق با MODWT با PCA است که کمترین مقدار اختلاف مربوط به تلفیق MODWT با PCA است. در حالت دیگر مقادیر ضریب

است. در نمودار درختی ترسیم شده، داده‌های تخمینی با تجزیه مؤلفه‌های اصلی نسبت به حالتی که تنها از روش تجزیه استفاده می‌شد، به نمودار جعبه‌ای داده‌های مشاهداتی تزدیک‌تر شده است. این مسئله در مورد خطوط Whikeres (مناطق مربوط به چارک اول و سوم) کاملاً مشهود است که تشابه مکان قرارگیری خطوط بین داده‌های اندازه‌گیری و تخمینی MODWT-PCA افزایش یافته نشان می‌دهد.



شکل ۷- نمودار جعبه‌ای (pH-الف) و درختی (شوری-ب) در مقایسه مقادیر مشاهداتی و تخمینی  
Figure 7- The box plot (pH) and dendrogram (salinity) in observed and estimated values comparison

MODWT استفاده شد. رفتار متغیرهای ورودی در مقیاس‌های مکانی مختلف، متفاوت است. تجزیه برخی از متغیرهای ورودی، صحت تخمین pH و شوری خاک را افزایش داد. مدل‌سازی زیرسی‌های متغیرهای ورودی با زیرسی‌های خصوصیات خاک و جمع زیرسی‌های تخمینی خصوصیات خاک نتوانست دقیق مقادیر تخمینی را افزایش دهد. دلیل این مسئله را می‌توان در افزایش تعداد مدل‌سازی‌ها دانست، چون به تعداد سطوح تجزیه شده مدل‌سازی انجام شده است و انجام تحلیل حساسیت

#### ۴- نتیجه‌گیری

در سال‌های اخیر تقاضای روبه فرازینده‌ای در مورد اطلاعات توزیع مکانی خاک در تصمیم‌گیری‌های محیط زیستی و مدیریت کاربری اراضی وجود دارد. یکی از مسائلی که می‌تواند دقیق مدل‌سازی مکانی خصوصیات خاک را تحت تأثیر قرار دهد، افزایش اطلاعات مکانی متغیرهای ورودی به مدل است که در این تحقیق جهت نیل به این هدف از تحلیل طیفی با روش

پیرانوند، نسرین، سپهوند، علیرضا و حقیزاده، علی (۱۴۰۲). مدل‌سازی رسوب معلق با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین در دوره‌های کم‌آبی و پرآبی (مطالعه موردی: حوزه آبخیز کشکان). doi: ۱۰.22098/mmws.2022.11262.1115

جهانبازی، لیلا، جعفرزاده، علی‌اصغر، و فروغی‌فر، حامد (۱۳۹۵). رابطه تکامل خاک و تنوع شکل اراضی در دشت تبریز. *دانش آب و خاک*, ۲(۲۶)، ۲۰۴-۱۹۱. [https://water-soil.tabrizu.ac.ir/article\\_5093.html](https://water-soil.tabrizu.ac.ir/article_5093.html)

حیدری، نسیم، ریحانی تبار، عادل، نجفی، نصرت‌الله، و اوستان، شاهین (۱۳۹۲). توزیع شکل‌های مختلف فسفر در برخی خاک‌های استان آذربایجان شرقی و رابطه آن با برخی ویژگی‌های خاک. *تحقیقات آب و خاک ایران*, ۳(۴۴)، ۲۷۹-۲۷۱. doi: ۱۰.22059/ijswr.2013.50217.

رضایی، گردآورین، سرمدیان، فریدون، ترکاشوند، علی‌محمدی، سیدمحمدی، جواه، و مرعشی علی‌آبادی، مریم (۱۴۰۲). نقشه‌برداری رقومی تغییرات سطحی و زیرسطحی کرین آلی و شوری خاک در بخشی از اراضی دشت قزوین (مطالعه موردی: مناطق آییک و نظر آباد). *آب و خاک*, ۲(۳۷)، ۳۳۱-۳۱۵. doi: 10.22067/jsw.2023.80369.1238

سرمدیان، فریدون، و تقی‌زاده مهرجردی، روح‌الله (۱۳۸۸). مقایسه روش‌های درون‌یابی جهت تعیین خواص خاک‌های کیفی خاک (مطالعه موردی (مزرعه داشکده کشاورزی). *تحقیقات آب و خاک ایران*, ۴۰(۲)، ۱۵۷-۱۶۵. doi: 20.1001.1.2008479.1388.40.2.8.2

سلیمانی ساردو، الهام، مقصود، فاطمه، و دماوندی، علی‌اکبر (۱۳۹۵). ارزیابی کارآیی روش‌های درون‌یابی برای تخمین PH و EC خاک (مطالعه موردی: بخش درودزن در استان فارس). *سنچش از دور و GIS ایران*, ۸(۳)، ۷۷-۹۰. [https://gis.sbu.ac.ir/article\\_96143.html](https://gis.sbu.ac.ir/article_96143.html)

غلامی، شایسته، حسینی، سیدمحسن، محمدی، جهانگرد، و سلمان ماهینی، عبدالرسول (۱۳۹۰). تغییرات مکانی بایومس ماکروفون و ویژگی‌های خاک در جنگل‌های حاشیه رودخانه کرخه. *آب و خاک*, ۲۵(۲)، ۲۴۸-۲۵۷. doi: 10.22067/jsw.v0i0.9300

فروغی‌فر، حامد، جعفرزاده، علی‌اصغر، ترابی گلسفیدی، حسین، علی‌اصغرزاده، ناصر، تومانیان، نورایر، و داووتگر، ناصر (۱۳۹۰). تغییرات مکانی برخی ویژگی‌های فیزیکی و شیمیایی خاک سطحی در شکل‌های اراضی مختلف دشت تبریز. *دانش آب و خاک*, ۱۱(۲۱)، ۱-۲۱. [https://water-soil.tabrizu.ac.ir/article\\_1196.html](https://water-soil.tabrizu.ac.ir/article_1196.html)

فرهمنه، انور، اوستان، شاهین، جعفرزاده، علی‌اصغر، و علی‌اصغرزاده، ناصر (۱۳۹۱). پارامترهای شوری و سدیمی بودن در برخی خاک‌های متاثر از نمک دشت تبریز. *دانش آب و خاک (دانش کشاورزی)*, ۲۲(۱)، ۱-۱۵. <https://www.sid.ir/paper/147869/fa.15-۱>

کمانگر، محمد و مینائی، مسعود (۱۴۰۲). تحلیل مکانی ناهنجاری تغییرات شوری خاک استان فارس در اثر بارش‌های سنگین بهاره. *مدل‌سازی و مدیریت آب و خاک*, ۳(۲)، ۳۶-۴۹. doi: 10.22098/mmws.2022.11226.1108

و تعیین پارامترها می‌تواند نتایج را تحت تأثیر قرار دهد. تحلیل مؤلفه‌های اصلی با تعیین زیرسی‌های مؤثر توانست دقت تخمين خصوصیات خاک را افزایش دهد، چرا که این رویکرد کاهش داده می‌تواند هزینه محسوباتی را با تعیین متغیرهای اصلی کاهش و دقت تخمين را افزایش دهد. نوع متغیرهای ورودی، نوع مدل مورد استفاده در روند مدل‌سازی، استفاده از روش مناسب در تحلیل طیفی و تعیین عوامل مؤثر در روش مربوط به تجزیه طیفی از جمله موجک مادر (موجک مادر در شناسایی رفتار سری یا سیگنال در بازه‌های مختلف مقایسی نقش مهمی دارد)، از عواملی هستند که می‌تواند دقت روش پیشنهادی را در تعیین تغییرات مکانی خصوصیات خاک متأثر سازند. بنابراین، ترکیب تجزیه طیفی و هوش مصنوعی به عنوان گزینه‌کارا می‌تواند دقت تخمين توزیع مکانی خصوصیات خاک را افزایش دهد.

### سپاسگزاری

بدین‌وسیله از دانشگاه شهید مدنی آذربایجان شرقی بابت حمایت‌های مالی و معنوی که در طول انجام پژوهش تحقیقاتی کمک قابل توجهی کردند، صمیمانه تشکر و قدردانی می‌شود.

### تضاد منافع نویسندها

نویسنده‌گان این مقاله اعلام می‌دارند که هیچ‌گونه تضاد منافعی در خصوص نگارش و انتشار مطالب و نتایج این تحقیق وجود ندارند.

### دسترسی به داده‌ها

داده‌ها و نتایج استفاده شده در این تحقیق از طریق مکاتبه با نویسنده مسئول در اختیار قرار خواهد گرفت.

### مشارکت نویسندها

لاله پرویز: راهنمایی، مفهوم‌سازی، تجزیه نرم‌افزاری/آماری، نگارش مقاله؛ ندا عزیزی: جمع‌آوری نمونه‌ها، اندازه‌گیری نمونه‌ها؛ مهسان کفیلی قولقاسم: جمع‌آوری نمونه‌ها، اندازه‌گیری نمونه‌ها.

### منابع

بساطی، سمیرا، کریمی، حاجی، احمدی، غلامی، رستمی، نورالدین (۱۴۰۲). ارزیابی هوازدگی و مقاومت واحدهای سنگی نسبت به فرسایش در منطقه اسلام‌آباد غرب، استان کرمانشاه. *مدل‌سازی و مدیریت آب و خاک*, ۳(۳)، ۱۵۰-۱۶۰. doi: 10.22098/mmws.2022.11532.1138

زمین‌آماری در GIS (مورد مطالعاتی: منطقه میانکنگ؛ سیستان). آب و خاک (علوم و صنایع کشاورزی)، ۴۵۸-۴۴۳، (۲)۳۰، doi:10.22067/jsw.v30i2.25950

## References

- Adib, A., Kisi, O., Khoramgah, S., Gafouri, H.R., Liaghat, A., Lotfirad, M., & Moayyeri, N. (2021). A new approach for suspended sediment load calculation based on generated flow discharge considering climate change. *Water Supply*, 21(5), 2400-2413. doi:10.2166/ws.2021.069.
- Alarcon-Aquino, V., & Barria, J.A. (2009). Change detection in time series using the maximal overlap discrete wavelet transform. *Latin American Applied Research*, 39(2), 145-152.
- Basati, S., Karimi, H., Ahmadi, G. A., & Rostami, N. (2023). Assessing weathering and resistance of rock units against erosion in the West Islamabad region, Kermanshah province. *Water and Soil Management and Modelling*, 3(3), 150-162. doi: 10.22098/mmws.2022.11532.1138. [In Persian]
- Beiranvand, N., Sepahvand, A., & Haghizadeh, A. (2023). Suspended sediment load modeling by machine learning algorithms in low and high discharge periods (Case study: Kashkan watershed). *Water and Soil Management and Modeling*, 3(2), 50-65. doi: 10.22098/mmws.2022.11262.1115. [In Persian]
- Chen, S., Du, T., Wang, S., Parsons, D., Wu, D., Guo, X., & Li, D. (2021). Quantifying the effects of spatial-temporal variability of soil properties on crop growth in management zones within an irrigated maize field in Northwest China. *Agricultural Water Management*, 244, 106535. doi:10.1016/j.agwat.2020.106535.
- Dghais, A.A.A., & Ismail, M.T. (2013). A comparative study between discrete wavelet transform and maximal overlap discrete wavelet transform for testing stationarity. *International Journal of Mathematics and Computer in Engineering*, 7, 1184-1188. doi:10.5281/zenodo.1089273.
- Farahmand, A., Oustan, S., Jafarzadeh, A., & Aliasgharzad, N. (2012). Salinity and Sodicity Parameters in Some Salt-Effect Soils of Tabriz Plain, *Water and Soil Science*, 22(1), 1-15. <https://www.sid.ir/paper/147869/en> [In Persian]
- Foroughifar, H., Jafarzadah, A.A., Torabi Gelsefid, H., Aliasgharzadah, N., Toomanian, N., & Davatgar, N. (2011). Spatial variations of surface soil physical and chemical properties on different landforms of Tabriz Plain. *Water and Soil Science*, 21(3), 1-21. [https://water-soil.tabriz.ac.ir/article\\_1196.html?lang=en](https://water-soil.tabriz.ac.ir/article_1196.html?lang=en) [In Persian]
- Hashemi, M., Gholamalizadeh Ahangar, A., Bameri, A., Sarani, F., & Hejazizadeh, A. (2016). Survey and zoning of soil physical and chemical properties using geostatistical methods in GIS (Case Study: Miankangi Region in Sistan). *Journal of Water and Soil*, 30(2), 443-458. doi: 10.22067/jsw.v30i2.25950 [In Persian]
- Heidari, N., Reyhani Tabar, A., Nosratollah, N., & Oustan, S. (2013). Phosphorus fractions of selected calcareous soils of eastern azerbaijan province and their relationships with some soil characteristics. *Iranian Journal of Soil and Water Research*, 44(3), 271-279. doi:10.22059/ijswr.2013.50217 [In Persian]
- Hengl, T., Leenaars, J. G., Shepherd, K. D., Walsh, M. G., Heuvelink, G. B., Mamo, T., & Kwabena, N. A. (2017). Soil nutrient maps of Sub-Saharan Africa: assessment of soil nutrient content at 250 m spatial resolution using machine learning. *Nutrient Cycling in Agroecosystems*, 109, 77-102. doi: 10.1007/s10705-017-9870-x.
- Jahanbazi, L., Jafarzadeh, A.A., & Foroughifar, H. (2016). Relation between soil evolution and landforms diversity in dasht-e-Tabriz. *Water and Soil Science*, 26(2), 191-204. [https://water-soil.tabriz.ac.ir/article\\_5093.html?lang=en](https://water-soil.tabriz.ac.ir/article_5093.html?lang=en) [In Persian]
- John, K., Afu, S.M., Isong, I.A., Aki, E.E., Kebonye, N.M., Ayito, E.O., Chapman, P.A., Eyong, M.O., & Penízek, V., (2021). Mapping soil properties with soil-environmental covariates using geostatistics and multivariate statistics. *International Journal of Environmental Science and Technology*, 18(6), 1-16. doi:10.1007/s13762-020-03089-x
- Kamangar, M., & Minaei, M. (2023). Spatial analysis of soil salinity anomaly in Fars Province due to heavy spring rains. *Water and Soil Management and Modelling*, 3(2), 36-49. doi: 10.22098/mmws.2022.11226.1108. [In Persian]
- Khan, M.M.H., Muhammad, N.S., & El-Shafie, A. (2020). Wavelet based hybrid ANN-ARIMA models for meteorological drought
- هاشمی، مسعود، غلامعلیزاده آهنگ، احمد، بامری، ابوالفضل، سارانی، فریدون، و حجازیزاده، ابوالفضل (۱۳۹۵). شناسایی و پهنه‌بندی خصوصیات فیزیکی و شیمیایی خاک با استفاده از روش‌های

- forecasting. *Journal of Hydrology*, 590, 125380. doi:10.1016/j.jhydrol.2020.125380
- Liu, F., Zhang, G.L., Song, X., Li, D., Zhao, Y., Yang, J., Wu, H., & Yang, F. (2020). High-resolution and three-dimensional mapping of soil texture of China. *Geoderma*, 361, 114061. doi:10.1016/j.geoderma.2019.114061.
- Luo, L., Li, H., Wang, J., & Hu, J. (2021). Design of a combined wind speed forecasting system based on decomposition-ensemble and multi-objective optimization approach. *Applied Mathematical Modelling*, 89, 49-72. doi:10.1016/j.apm.2020.07.019.
- Pahlavan-Rad, M.R., & Akbarimoghaddam, A. (2018). Spatial variability of soil texture fractions and pH in a flood plain (case study from eastern Iran). *Catena*, 160, 275-281. doi:10.1016/j.catena.2017.10.002.
- Rezaie, G., Sarmadian, F., Mohammadi Torkashvand, A., Seyedmohammadi, J., Marashi Aliabadi, M. (2023). Digital mapping of surface and subsurface soil organic carbon and soil salinity variation in a part of Qazvin plain (Case study: Abyek and Nazarabad Regions). *Journal of Water and Soil*, 37(2), 315-331. doi:10.22067/jsw.2023.80369.1238. [In Persian]
- Sarmadian, F., & Taghi zadeh Mehrjerdi, R. (2010). A comparison of interpolation methods for preparing soil quality maps: Case study: (Agricultural Faculty Experimental Field). *Iranian Journal of Soil and Water Research*, 40(2), 157-165. doi:20.1001.1.2008479.1388.40. 2.8.2 [In Persian]
- Shit, P.K., Bhunia, G.S., & Maiti, R. (2016). Spatial analysis of soil properties using GIS based geostatistics models. *Modeling Earth Systems and Environment*, 2, 1-6. doi:10.1007/s40808-016-0160-4.
- Soleimani Sardo, A., Maghsoud, F., & Damavandi, A.A. (2016). Evaluating the effectiveness of interpolation methods to estimate soil pH and EC (case study: Darudzen district in Fars province). *Iranian journal of Remote Sensing and GIS*, 8(3), 77-93. doi:10.1016/j.geoderma.2019.114061. [In Persian]
- Song, Y., Shen, Z., Wu, P., & Viscarra Rossel, R.A. (2021). Wavelet geographically weighted regression for spectroscopic modelling of soil properties. *Scientific Reports*, 11(1), 17503. doi:10.1038/s41598-021-96772-z.
- Ul-Saufie, A.Z., Yahaya, A.S., Ramli, N.A., Rosaida, N., & Hamid, H.A. (2013). Future daily PM10 concentrations prediction by combining regression models and feedforward backpropagation models with principle component analysis (PCA). *Atmospheric Environment*, 77, 621-630. doi:10.1016/j.atmosenv.2013.05.017.
- Wälder, K., Wälder, O., Rinklebe, J., & Menz, J. (2008). Estimation of soil properties with geostatistical methods in floodplains. *Archives of Agronomy and Soil Science*, 54 (3), 275-295. doi:10.1080/03650340701488485.
- Wei, Y., Ding, J., Yang, S., Wang, F., & Wang, C. (2021). Soil salinity prediction based on scale-dependent relationships with environmental variables by discrete wavelet transform in the Tarim Basin. *Catena*, 196, 104939. doi:10.1016/j.catena.2020.104939.
- Wiesmeier, M., Urbanski, L., Hobley, E., Lang, B., von Lützow, M., Marin-Spiotta, E., van Wesemael, B., Rabot, E., Ließ, M., Garcia-Franco, N., & Wollschlager, U. (2019). Soil organic carbon storage as a key function of soils-A review of drivers and indicators at various scales. *Geoderma*, 333, 149-162. doi:10.1016/j.geoderma.2018.07.026.
- Zhang, Y., & Hartemink, A.E. (2021). Quantifying short-range variation of soil texture and total carbon of a 330-ha farm. *Catena*, 201, 105200. doi:10.1016/j.catena.2021.105200.