

Research Paper

Estimation of Moisture, Nitrification Rate and Urea Hydrolysis in Paddy Fields Soil Using Intelligent Combined-Wavelet Methods

Ali Shahnazari^{1*},Sarvin Zamanzad-Ghavidel²

¹ * Professor, Department of Water Engineering, Agricultural Engineering Faculty, Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University, Sari, Iran. (Corresponding author: E-mail: aliponh@yahoo.com, Tel No.:09113329455)

[10.22125/IWE.2023.410046.1739](https://doi.org/10.22125/IWE.2023.410046.1739)

Received:
August 27, 2023
Accepted:
February 8, 2024
Available online:
May 5, 2024

Keywords:
Solutes, Soil, Artificial
Intelligence, Soft
Computing, Hydraulic
Variables

Abstract

The purpose of this study is to model and investigate the interrelation of hydraulic, reactivity, and solute absorption variables of different soil depths. The data used in this research was collected from the experimental paddy field located in the Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University, Mazandaran province, with an area of 0.6 hectares in the statistical year of (2020-2021). In this study, the residual moisture of the soil (θ_r), nitrification rate (kn), and urea hydrolysis rate (kh) variables were modeled based on four, four, and two defined scenarios, respectively, using Wavelet-Artificial Neural Network (WANN), Wavelet-Artificial Neural-Fuzzy Inference System (WANFIS), and Wavelet-Gene Expression Programming (WGEP) models. The results showed that the performance improvement percentage of WGEP models compared to WANFIS and WANFIS model compared to WANN considering the statistical criteria of RMSE were obtained (16.96, 41.87) cm^3/cm^3 , (85.72, 1.00) day^{-1} , and (20.37, 3.27) day^{-1} for three variables of θ_r , kn, and kh, respectively. The results of this study could be a proof of the mutual relationship existence between soil hydraulic and reactive and solute absorption characteristics. Therefore, providing intelligent applicable models to estimate the nitrate and urea variables in soil could help managers and farmers in the proper management of water and soil resources and the optimal consumption of nitrogen fertilizer with less cost and time.

² Postdoctoral Researcher, Institut national de la recherche scientifique (INRS), Centre Eau Terre Environnement, Quebec City, Canada, E-mail: sarvin.zamanzad-ghavidel@inrs.ca, Tel No.:09141066409

1. Introduction

The review of previous studies shows that so far, intelligent combined-wavelet methods have not been used to model hydraulic, reactive, and solute absorption variables in the soil. The purpose of this study is to model and investigate the interrelation of hydraulic, reactivity, and solute absorption variables of different soil depths. The data used in this research was collected from the experimental paddy field located in the Sari Agricultural Sciences and Natural Resources University, Mazandaran province, with an area of 0.6 hectares in the statistical year of (2020-2021). The use of intelligent combined-wavelet methods to estimate the amount of residual moisture of the soil (θ_r), nitrification rate (kn), and urea hydrolysis rate (kh) was the innovation of the present research.

* **Corresponding Author:** Ali Shahnazari

Address: Department of Water Engineering, Sari
Agricultural Sciences and Natural Resources University, Sari,
Iran

Email: aliponh@yahoo.com
Tel: 09113329455

2. Materials and Methods

In this study, the θ_r , kn , and kh variables were modeled based on four, four, and two defined scenarios, respectively, using Wavelet-Artificial Neural Network (WANN), Wavelet-Artificial Neural-Fuzzy Inference System (WANFIS), and Wavelet-Gene Expression Programming (WGEP) models. The data used in the research were analyzed using wavelet theory. In this study, the statistical criteria of correlation coefficient (R), root mean square error (RMSE), mean square error (MSE), mean absolute error (MAE), and geometric mean error ratio (GMER) were used to evaluate the performance of the models. Also, the criterion for selecting the input variables was Pearson's correlation significance with the θ_r , kn , and kh variables at the level of 5%.

3. Results

The results showed that WGEP models performed better than WANFIS models and WANFIS models performed better than WANN models for estimating three selected variables. Therefore, the performance improvement percentage of WGEP models compared to WANFIS and WANFIS model compared to WANN considering the statistical criteria of RMSE were obtained (16.96, 41.87) cm^3/cm^3 , (85.72, 1.00) day^{-1} , and (20.37, 3.27) day^{-1} for θ_r , kn , and kh variables, respectively. The RMSE values were obtained 0.076 cm^3/cm^3 , 0.100 day^{-1} , and 0.211 day^{-1} for the best models (WGEP) of three mentioned variables, respectively.

4. Discussion and Conclusion

The WGEP model has the highest R value and the lowest RMSE, MSE, and MAE values for estimating the θ_r , kn , and kh variables. In addition, WGEP models could extract the mathematical equations governing the problem and select the input variables affecting the modeled ones, automatically. The measured average values of θ_r , kn , and kh variables were obtained 0.100 cm^3/cm^3 , 1.843 day^{-1} , and 0.561 day^{-1} , respectively. The results of this study could be a proof of the mutual relationship existence between soil hydraulic and reactive and solute absorption characteristics. Also, the results showed that the hydraulic, reactivity and soil solutes absorption variables could be affected by the climatic conditions of the region. Therefore, providing intelligent applicable models to estimate the nitrate and urea variables in soil could help managers and farmers in the proper management of water and soil resources and the optimal consumption of nitrogen fertilizer with less cost and time.

5. Six important references

- 1) Acharya, B. S., Y. Hao, T. E. Ochsner and C. B. Zou. 2017. Woody plant encroachment alters soil hydrological properties and reduces downward flux of water in tallgrass prairie. *Plant and Soil*, 414(1): 379-391.
- 2) Adeyemi, O., I. Grove, S. Peets, Y. Domun and T. Norton. 2018. Dynamic neural network modelling of soil moisture content for predictive irrigation scheduling. *Sensors*, 18(10): 3408.
- 3) Chu, C., S. Dai, L. Meng, Z. Cai, J. Zhang and C. Müller. 2022. Biochar application can mitigate NH_3 volatilization in acidic forest and upland soils but stimulates gaseous N losses in flooded acidic paddy soil. *Science of The Total Environment*, 161099.
- 4) Chu, Y., S. Liu, G. Cai and H. Bian. 2021. Artificial neural network prediction models of heavy metal polluted soil resistivity. *European Journal of Environmental and Civil Engineering*, 25(9): 1570-1590.
- 5) Han, H., C. Choi, J. Kim, R. R. Morrison, J. Jung and H. S. Kim. 2021. Multiple-depth soil moisture estimates using artificial neural network and long short-term memory models. *Water*, 13(18): 2584.
- 6) Rohman, F., D. Setiawan, Y. D. Prasetyatama and L. Sutiarto. 2021. Development of Artificial Neural Network Model for Soil Nitrate Prediction. In *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 757 (1): 012032. IOP Publishing.

Conflict of Interest

Authors declared no conflict of interest.

تخمین رطوبت، نرخ نیترات‌زایی و هیدرولیز اوره در خاک اراضی شالیزاری با به کارگیری روش‌های هوشمند ترکیبی-موجک

علی شاهنظری^{۱*} و سروین زمان‌زاد قوبدل^۲

تاریخ ارسال: ۱۴۰۲/۰۶/۰۵

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۱۱/۱۹

مقاله پژوهشی

چکیده

هدف از این مطالعه، مدل‌سازی و بررسی ارتباط متقابل متغیرهای هیدرولیکی، واکنشی و جذب املاح عمق‌های مختلف خاک است. داده‌های به کار گرفته شده در این تحقیق، از مزرعه شالیزار آزمایشی واقع در دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری، استان مازندران، به مساحت ۰/۶ هکتار در سال آماری (۱۴۰۰-۱۳۹۹)، جمع‌آوری شده است. در این مطالعه، حجم رطوبت باقیمانده در خاک (θ_r)، نرخ نیترات‌زایی (kn) و نرخ هیدرولیز اوره (kh) به ترتیب بر اساس چهار، چهار و دو سناریو تعریف شده، با به کارگیری مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی-موجک (WANN)، سامانه استنتاجی فازی-عصبی-موجک (WANFIS) و برنامه‌ریزی بیان ژن-موجک (WGEP)، مدل‌سازی شد. نتایج نشان داد درصد بهبود عملکرد مدل‌های WGEP نسبت به WANFIS و مدل WANFIS نسبت به WANN با در نظر گرفتن معیارهای آماری RMSE برای سه متغیر θ_r ، kn و kh به ترتیب cm^3/cm^3 (۱۶/۹۶، ۴۱/۸۷)، day^{-1} (۸۵/۷۲، ۱/۰۰) و day^{-1} (۲۰/۳۷، ۳/۲۷) به دست آمد. نتایج این مطالعه می‌تواند دلیلی بر وجود ارتباط متقابل مشخصه‌های هیدرولیک خاک و واکنشی و جذب املاح باشد. بنابراین، ارائه مدل‌های کاربردی هوشمند جهت تخمین متغیرهای نیترات و اوره در خاک می‌تواند مدیران و کشاورزان را در مدیریت صحیح منابع آب و خاک و مصرف بهینه کود نیتروژن با صرف هزینه و زمان کم‌تر، یاری دهد.

واژه‌های کلیدی: املاح، خاک، هوش مصنوعی، محاسبات نرم، متغیرهای هیدرولیکی

^۱استاد گروه مهندسی آب، دانشکده مهندسی زراعی، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری، ساری، ایران. (نویسنده مسئول): E-mail: aliponh@yahoo.com، شماره تماس: ۰۹۱۱۳۳۲۹۴۵۵

^۲پژوهشگر پسادکتری، مؤسسه ملی تحقیقات علمی (INRS)، مرکز آب زمین محیط‌زیست، کبک، کانادا. (E-mail: sarvin.zamanzad-)، شماره تماس: ۰۹۱۴۱۰۶۶۴۰۹



مقدمه

تعیین ارتباط متقابل و الگوی مشخصات هیدرولیکی، واکنشی و جذب املاح در اراضی کشاورزی با لحاظ نمودن دو نوع زهکشی زیرزمینی تک عمقی و دو عمقی، به اقدامات مدیریتی خاک و اقلیم بستگی دارد. با توجه به وضعیت خاص خاک‌های اراضی شالیزاری مانند مطبق بودن و وجود لایه سخت رسی در زیر لایه شخم، تخمین میزان رطوبت باقیمانده در خاک، نرخ نیترات‌زایی و هیدرولیز اوره در عمق‌های مختلف اراضی شالیزاری، برای بررسی اثرات منفی حاصله بر کیفیت آب، عملکرد و بهره‌وری محصولات با به حداقل رساندن هزینه و زمان جهت تعیین آن‌ها، بسیار مهم و کاربردی می‌باشد. اندازه‌گیری نیترات و اوره در خاک با روش‌های مرسوم کمتر عملی بوده و با اتلاف زمان و هزینه زیاد رو به رو است. در روش‌های مرسوم کشاورز ناچار به مراجعات متعدد به آزمایشگاه خاک جهت اخذ مشاوره از کارشناس و بررسی شرایط خاک می‌باشد. در آزمایشگاه نیز بایستی خاک از طریق روش‌های شیمیایی و دستگاهی آنالیز گردد که با توجه به تحریم‌های موجود، واردات برخی تجهیزات و مواد شیمیایی با مشکلات عدیده‌ای روبرو شده است.

بررسی اثر انتقال آب و شیوه‌های مدیریت زراعی بر میزان نیترات و اوره در خاک از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. وجود آب اضافی در خاک اطراف ریشه، رشد گیاه را مختل ساخته و ماندابی شدن طولانی مدت به علت فقدان اکسیژن کافی در ناحیه ریشه موجب مرگ گیاه می‌گردد. همچنین، عملکرد محصولات به مقدار چشم‌گیری در خاک‌های با زهکشی ضعیف کاهش یافته و ماندابی شدن در مناطق مرطوب، منجر به افزایش میزان املاح در ناحیه توسعه ریشه گیاه و سطح خاک می‌شود.

نیترژن عمدتاً به صورت نیترات جذب گیاه می‌شود (Jones et al., 2022). یون‌های آمونیوم و نیترات خیلی

سریع جذب گیاه می‌شوند. همچنین، ریشه گیاه می‌تواند اوره را با همان سرعت و یا سرعتی بیش از آمونیوم و نیترات جذب کند (Weinert et al., 2023). در خاک‌های شالیزار^۱، با اضافه شدن کود نیترا، باکتری‌ها آن را به گاز نیترژن تبدیل می‌کنند که می‌تواند به اتمسفر رها شود (Xiao et al., 2022; Xu et al., 2022).

از دیرباز تاکنون بررسی مشخصات هیدرولیکی، هیدرولوژیکی، واکنشی و انتقال املاح خاک با هدف بهبود وضعیت شرایط گیاه، افزایش عملکرد و بهره‌وری محصولات مورد توجه بسیاری از محققین بوده است. کشاورزان از نبود تکنولوژی جدید، عدم دسترسی دانش مدیریت زمین و پتانسیل کارآفرینی-کشاورزی رنج می‌برند (Chu et al., 2022). در حال حاضر، پس از تأمین آب مورد نیاز گیاهان، مصرف صحیح و بهینه کود موثرترین، سریع‌ترین و از نظر اقتصادی قابل توجیه‌ترین راه تحقق افزایش عملکرد هکتاری (کمی-کیفی) محصولات کشاورزی و ارتقای سطح سلامت فرآورده‌های کشاورزی است (Weinert et al., 2023). تقویت این بخش، افزودن ارزش به محصولات کشاورزی و کاهش هزینه تمام شده محصول ابزاری برای بهبود امنیت غذایی، افزایش رشد اقتصادی و کاهش فقر از طریق یک شیوه پایدار است (Xiao et al., 2022). در سال‌های اخیر، علاوه بر روش‌های تجربی و عددی مانند مدل هایدروس^۲، روش‌های محاسبات نرم مبتنی بر مدل‌های هوشمند از جمله شبکه‌های عصبی مصنوعی^۳ (ANN)، سامانه استنتاجی فازی-عصبی تطبیقی^۴ (ANFIS)، برنامه‌ریزی بیان ژن^۵ (GEP) و تئوری موجک^۶ (WT) در مهندسی و مدیریت منابع آب بسیار پرکاربرد بوده است که در ادامه به مطالعات انجام گرفته در این زمینه اشاره می‌گردد.

Acharya et al., (2017) تغییرات میزان رطوبت خاک و جریان آب به پایین‌دست در ایالت اوکلاهاما^۷ را با استفاده از مدل HYDRUS-1D بررسی کردند. نتایج مطالعات

⁵ Gene Expression Programming

⁶ Wavelet Theory

⁷ Oklahoma

¹ Paddy soils

² Hydrus

³ Artificial neural network

⁴ Adaptive Neuro Fuzzy Inference System

مطالعات ایشان نشان داد که عملکرد مدل ANN جهت پیش‌بینی نیترات خاک در حجم‌های مختلف قابل قبول است.

جمع‌بندی بررسی مطالعات پیشین نشان داد که تاکنون روش‌های هوشمند ترکیبی-موجک جهت مدل‌سازی و بررسی ارتباط متقابل متغیرهای هیدرولیکی، واکنشی و جذب املاح در خاک با تأکید بر اهداف تولیدات نرم افزاری به همراه کاهش هزینه‌های آزمایش و ابزارهای اندازه‌گیری متغیرهای نرخ نیترات‌زایی و نرخ هیدرولیز اوره در خاک، به کار گرفته نشد. ساختار مبتنی بر ژنتیک، کروموزوم و انتقال مشخصات از نسلی به نسل دیگر مهم‌ترین دلیل برتری عملکرد مدل برنامه‌ریزی بیان ژن نسبت به ساختار مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و سامانه استنتاجی فازی-عصبی تطبیقی می‌باشد. همچنین، تئوری موجک توانایی تجزیه داده‌ها به سری‌های اصلی و قرعی را داشته و می‌تواند به تشخیص اغتشاشات در داده‌ها بپردازد. در مطالعات بسیاری اثبات شده است که ترکیب آنالیز موجک با هر یک از مدل‌های هوشمند می‌تواند مسبب ارتقاء عملکرد مدل‌ها شود. بنابراین، مدل‌های ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی-موجک (WANN)، سامانه استنتاجی فازی-عصبی-موجک (WANFIS) و برنامه‌ریزی بیان ژن-موجک (WGEP) در این پژوهش توسعه یافت تا حجم رطوبت باقیمانده در خاک (به عنوان معرف مشخصه هیدرولیکی خاک)، نرخ نیترات‌زایی و نرخ هیدرولیز اوره (به عنوان معرف مشخصه واکنشی و جذب املاح خاک) در مزارع شالیزاری استان مازندران تخمین زده شود. استفاده از این روش موجب رفع نیاز مزرعه به انجام آزمایشات مکرر تشخیص نیاز کودی و زمان مناسب کوددهی به مزارع می‌شود. همچنین، از آنالیز موجک برای تجزیه متغیرهای اندازه‌گیری شده، حذف اغتشاشات، حذف خطاهای انسانی در اندازه‌گیری متغیرهای هیدرولیکی، واکنشی و جذب املاح و بررسی عدم قطعیت‌های موجود استفاده شد که علاوه بر عدم به کارگیری در تحقیقات پیشین، به عنوان محدودیت روش‌های به کار گرفته شده قدیمی می‌باشد.

ایشان نشان داد که تغییر چهره زمین از چمنزار به جنگل‌ها موجب کاهش آب خاک و جریان آب به پایین دست شده است. (Yang et al., 2017) به منظور شبیه‌سازی تلفات آب، توزیع و انتقال غلظت نیتروژن در اراضی شالیزاری تحت شرایط آبیاری غرقابی مداوم در طول فصل زراعی برنج در سال ۲۰۱۶ از مدل HYDRUS-1D استفاده نمودند. نتایج مطالعات ایشان نشان داد که سطح شخم نقش بسیار مهمی در حرکت عمودی آب در اراضی شالیزاری دارد. ماندایی و رواناب سطحی نیز به ترتیب با مقادیر ۱۰/۲۸ و ۲/۰۵ درصد بیشترین میزان تلفات نیترات را که با هرز آب از مزرعه خارج می‌شود، به خود اختصاص داده است. Amin Salehi et al., (2017) با به کارگیری مدل HYDRUS-2D به شبیه‌سازی تلفات نیترات در زهکشی کنترل شده زیرزمینی در اراضی شالیزاری، پرداختند. نتایج مطالعات ایشان نشان داد که لایه کفه شخم در عمق ۲۵ سانتیمتر قرار داشته و در عمق‌های پایین‌تر از آن، در حالی که میزان دبی تا ۱۷ درصد کاهش یافته، غلظت نیترات ۳ درصد افزایش یافته است.

(Adeyemi et al., 2018) با به کارگیری روش شبکه عصبی پویا^۱ و متغیرهای اقلیمی به مدل‌سازی رطوبت خاک پرداختند. نتایج مطالعات ایشان نشان داد که عملکرد مدل به کار گرفته شده با ضریب همبستگی ۰/۹۴ جهت تخمین میزان رطوبت خاک در سه محل نمونه‌برداری شده قابل قبول است. (Han et al., 2021) با استفاده از روش ANN و مدل‌های حافظه بلند مدت-کوتاه مدت^۲ (LSTMM) به تخمین میزان رطوبت در عمق‌های مختلف خاک در کالیفرنیا پرداختند. نتایج نشان داد عملکرد روش ANN و LSTMM در تخمین رطوبت خاک قابل قبول بود، در حالیکه در بعضی عمق‌ها عملکرد مدل LSTMM نسبت به ANN برتری داشت. (Rohman et al., 2021) با استفاده از روش ANN به توسعه مدلی جهت تخمین نیترات در خاک پرداختند. بدین منظور از متغیرهای قابل اندازه‌گیری مانند حجم محلول، رطوبت خاک و هدایت هیدرولیکی خاک به عنوان متغیرهای ورودی مدل استفاده کردند. نتایج

¹ Dynamic Neural Network

² Long Short-Term Memory Models



مواد و روش‌ها

این تحقیق در مزرعه زهکشی به مساحت ۰/۶ هکتار از اراضی شالیزاری تجهیز و نوسازی شده دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری در سال ۱۳۹۹-۱۴۰۰ انجام شد. در این مطالعه، مشخصات هیدرولیکی، واکنشی و جذب املاح خاک در عمق‌های مختلف ۳۰، ۶۰، ۹۰، ۱۲۰، ۱۵۰، ۲۰۰ سانتیمتری و دور لوله زهکش، جهت مدلسازی به کار گرفته شد. مشخصات مهم و اساسی هیدرولیکی شامل متغیرهای عکس ارتفاع موئینه در مدل ون گنوختن^۱ (α)، پارامتر وابسته به شکل منحنی مشخصه‌ی رطوبتی خاک (n)، رطوبت حجمی باقیمانده در خاک (θ_r) و هدایت هیدرولیکی اشباع خاک (K_s)، می‌باشد (Guo et al., 2022). همچنین، مشخصات مهم واکنشی و جذب املاح خاک شامل متغیرهای نرخ نیترات‌زایی (K_n)، نرخ هیدرولیز اوره (K_h)، ضریب توزیع آمونیوم (K_d)، ضریب انتشارپذیری طولی (DL) و ضریب انتشارپذیری عرضی (DT)، می‌باشد (Kaze et al., 2022). رطوبت حجمی باقیمانده بیان‌کننده درصد رطوبت حجمی خاکی می‌باشد که افزایش مکش تغییر قابل ملاحظه‌ای را در درصد رطوبت خاک به وجود نمی‌آورد. در این مطالعه، رطوبت حجمی باقیمانده در خاک بر اساس مدل ون گنوختن، تخمین زده شد (رابطه ۱).

$$\theta = \theta_r + \frac{(\theta_s - \theta_r)}{[1 + (-\alpha \psi_m)^n]^m} \quad (1)$$

که در آن، θ ، θ_r ، θ_s ، ψ ، α ، n و m به ترتیب میزان رطوبت حجمی، رطوبت حجمی باقیمانده در خاک، رطوبت حجمی اشباع شده در خاک، پتانسیل ماتریک خاک، عکس ارتفاع موئینه در مدل ون گنوختن، پارامتر وابسته به شکل منحنی مشخصه‌ی رطوبتی خاک را نشان می‌دهد. پارامتر m بر اساس رابطه زیر محاسبه می‌شود (Schaap and Van Genuchten, 2006).

$$m = 1 - \frac{1}{n} \quad (2)$$

هدایت هیدرولیکی (مقدار آبی که تحت شیب هیدرولیکی یک از واحد سطح مقطع خاک در واحد زمان عبور می‌کند) اشباع خاک بر اساس روش دارسی-ویسباخ^۲ (رابطه ۳)، محاسبه گردید (Minhoni et al., 2020).

$$V = K \frac{dh}{dL} \quad (3)$$

که در آن، V ، K و $\frac{dh}{dL}$ به ترتیب سرعت دارسی یا سرعت ظاهری، ضریب هدایت هیدرولیکی محیط متخلخل و شیب هیدرولیکی را نشان می‌دهد. همچنین، متغیرهای نرخ نیترات‌زایی و ضریب توزیع آمونیوم بر اساس روش کلدال^۳ (رابطه ۴)، متغیر نرخ هیدرولیز اوره و ضرایب انتشارپذیری طولی و عرضی بر اساس روش‌های آزمایشگاهی-سنتیک^۴ (رهاسازی) اندازه‌گیری و تخمین زده شد (Lou et al., 2021).

$$N\% = \frac{0.014V \cdot N}{W(g)} \times 100 \quad (4)$$

که در آن، $N\%$ ، V ، N و W به ترتیب درصد نیتروژن، حجم هیدرولیک اسید (HCL) مصرف شده، نرمال بودن HCL استاندارد و W وزن نمونه (g) است.

در میان متغیرهای مدل شده وابسته به مشخصه واکنشی و جذب املاح خاک، نرخ نیترات‌زایی نشان‌دهنده میزان رهاسازی نیترات در خاک در طول یک روز بوده و نرخ هیدرولیز اوره نشان‌دهنده میزان حلالیت متغیر اوره در آب در طول یک روز، می‌باشد.

موقعیت جغرافیایی و مشخصات اقلیمی محل برداشت نمونه‌ها پلان مزرعه‌های مورد مطالعه الف) سیستم زهکشی تک‌عمقی، ب) سیستم زهکشی دو عمقی در شکل ۱ نشان داده شده است. شکل ۱ نشان می‌دهد که اقلیم غالب در منطقه مورد مطالعه بر اساس طبقه‌بندی اقلیمی کوپن گیجر^۵ از نوع مرطوب می‌باشد. در مدلسازی میزان رطوبت حجمی باقیمانده در خاک، نرخ نیترات‌زایی و نرخ هیدرولیز اوره با به کارگیری روش‌های هوشمند ترکیبی-موجک، به-

⁴ Kinetics

⁵ Köppen-Geiger

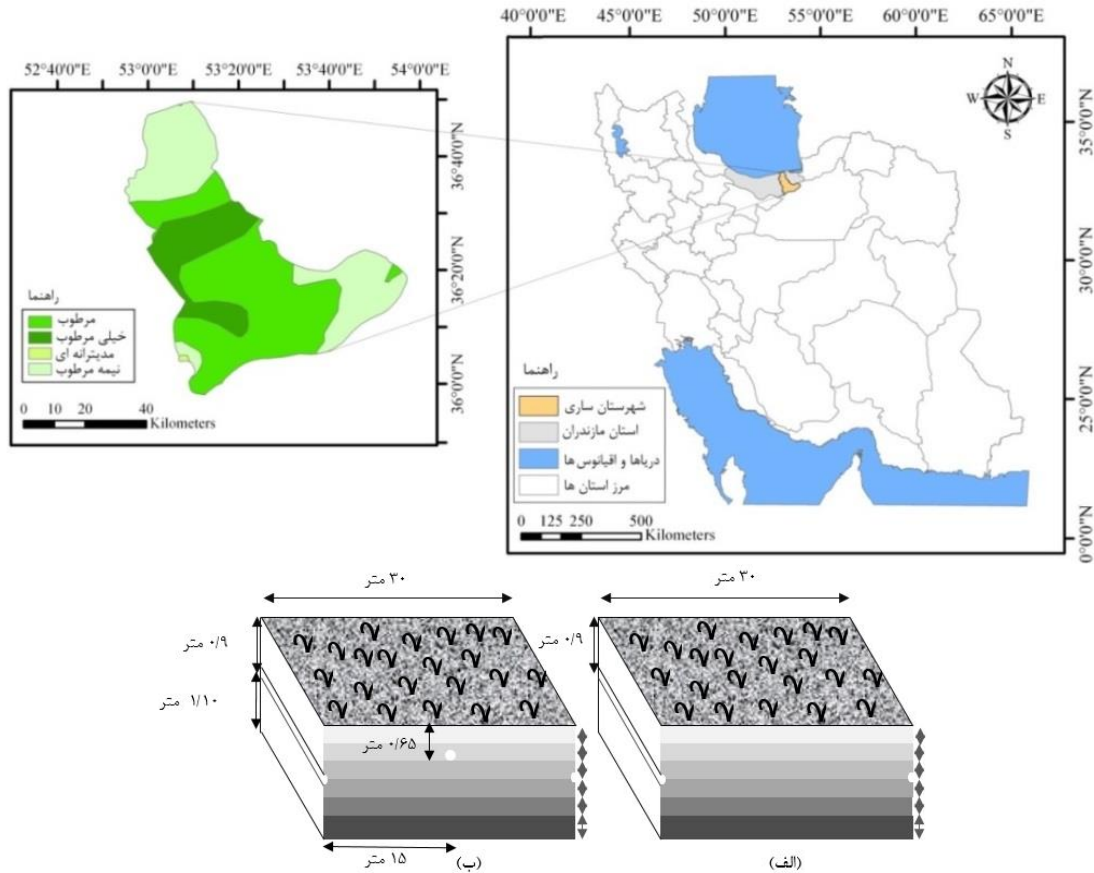
¹ Van Genuchten

² Darcy-Weisbach

³ Kjeldahl

مشخصات آماری متغیرهای هیدرولیکی، واکنشی و جذب
 املاح خاک به کار گرفته شده در تحقیق برای بخش‌های
 آموزش و آزمون در جدول ۱ ارائه شده است.

ترتیب ۷۰ درصد و ۳۰ درصد از نمونه‌برداری‌ها (به ترتیب
 ۵ و ۹ نمونه) در بخش آموزش و آزمون قرار گرفتند. در
 مجموع ۱۴ نمونه متغیرهای مربوط به مشخصات
 هیدرولیکی، واکنشی و جذب املاح خاک اندازه‌گیری شد.



شکل (۱): موقعیت جغرافیایی و مشخصات اقلیمی محل نمونه‌برداری و پلان مزارع مورد مطالعه (الف) سیستم زهکشی تک عمقی، (ب) سیستم زهکشی دو عمقی



جدول (۱): مشخصات آماری متغیرهای هیدرولیکی، واکنشی و جذب املاح خاک به کار گرفته شده در تحقیق

مشخصات هیدرولیکی خاک				نوع مشخصات	
θ_r	a	n	Ks	متغیرها	بخش
(cm^3/cm^3)	(cm^{-1})	-	(cm/day)	واحد	
۰/۰۷۰	۰/۰۴۳	۱/۴۲۰	۸/۳۰۰	حداقل	
۰/۱۴۰	۰/۱۴۵	۲/۶۸۰	۱۱۲/۰۰۰	حداکثر	
۰/۱۰۹	۰/۰۶۹	۱/۷۴۰	۴۵/۴۷۸	میانگین	آموزش
۰/۰۲۱	۰/۰۳۰	۰/۳۶۴	۴۱/۸۳۰	انحراف معیار	
۰/۱۹۲	۰/۴۳۱	۰/۲۰۹	۰/۹۲۰	ضریب تغییرات	
۰/۰۶۰	۰/۰۵۳	۱/۳۶۰	۸/۵۰۰	حداقل	
۰/۱۰۰	۰/۱۶۸	۲/۷۱۰	۱۱۴/۰۰۰	حداکثر	
۰/۰۹۲	۰/۰۸۳	۱/۷۴۸	۴۱/۴۴۰	میانگین	آزمون
۰/۰۱۸	۰/۰۴۸	۰/۵۴۵	۴۲/۲۳۸	انحراف معیار	
۰/۱۹۴	۰/۵۷۹	۰/۳۱۲	۱/۰۱۹	ضریب تغییرات	
مشخصات واکنشی و جذب املاح خاک				نوع مشخصات	
kn	kh	Kd	DL	DT	متغیرها
(day^{-1})	(day^{-1})	($\text{cm}^3.\text{g}^{-1}$)	(cm)	(cm)	واحد
۰/۰۰۹	۰/۰۹۰	۳/۵۸۰	۱/۸۰۰	۰/۲۱۰	حداقل
۲/۷۰۰	۰/۸۵۰	۳/۷۴۰	۳/۵۰۰	۰/۳۸۰	حداکثر
۱/۸۲۴	۰/۴۶۱	۳/۶۵۳	۲/۴۴۴	۰/۲۸۴	میانگین
۰/۸۳۰	۰/۲۸۲	۰/۰۵۳	۰/۴۸۵	۰/۰۴۹	انحراف معیار
۰/۴۵۵	۰/۶۱۱	۰/۰۱۴	۰/۱۹۸	۰/۱۷۳	ضریب تغییرات
۰/۰۱۲	۰/۳۱۰	۳/۶۲۰	۲/۲۰۰	۰/۲۱۰	حداقل
۲/۵۰۰	۰/۸۷۰	۳/۷۲۰	۳/۳۰۰	۰/۳۵۰	حداکثر
۱/۸۶۲	۰/۶۶۰	۳/۶۷۶	۲/۶۰۰	۰/۲۶۶	میانگین
۱/۰۴۳	۰/۲۲۲	۰/۰۳۶	۰/۴۱۸	۰/۰۵۸	انحراف معیار
۰/۵۶۰	۰/۳۳۶	۰/۰۱۰	۰/۱۶۱	۰/۲۱۷	ضریب تغییرات

Dixit et al.,) $\Psi(t)$ به شکل ریاضی زیر تعریف می‌شود (

(2023).

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \Psi(t)d(t) = 0 \quad (5)$$

که در آن $\Psi(a,b)(t)$ با استفاده از تأخیر و تغییر مقیاس موجک مادر بر اساس رابطه (۶) محاسبه می‌گردد.

$$\Psi_{(a,b)}(t) = |a|^{-0.5} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right), \quad (6)$$

$a \in R, b \in R, a \neq 0$

تئوری موجک

بطورکلی، هدف از تئوری موجک پیاده کردن توابع ریاضی بر یک سیگنال و دستیابی به اطلاعاتی می‌باشد که با روش‌های کلاسیک آماری قابل مشاهده و استخراج نیست. موجک‌ها دسته‌ای از مدل توابع می‌باشند که داده‌های سری زمانی را به دو دسته اصلی و جزئی، تقسیم می‌کند. در واقع موجک‌ها شکل ارتقاء یافته تبدیل فوریه می‌باشد (Tian et al., 2023). مزیت مهم تبدیل موجک این است که اطلاعات زمان و فرکانس را بطور مؤثری از سیگنال متغیر در زمان استخراج می‌کند. تابع موجک

(۴) ترکیب نتایج قوانین، (۵) غیرفازی کردن. در این مطالعه، اگر فرض کنیم یک سامانه استنتاج فازی دارای دو ورودی θ_r و K_s و یک خروجی Kh باشد (شکل ۲)، مدل فازی مرتبه اول سوگنو (Sarkar et al., 2023) با دو قانون فازی اگر-آنگاه به صورت زیر بیان می‌شود:

قانون ۱: اگر θ_r در حالت LOW و K_s در حالت HIGH باشد، آنگاه:

$$Kh = p_1 \theta_r + q_1 K_s + r_1 \quad (7)$$

قانون ۲: اگر θ_r در حالت LOW و K_s در حالت MEDIUM باشد، آنگاه:

$$Kh = p_2 \theta_r + q_2 K_s + r_2 \quad (8)$$

که در آن، توابع عضویت متغیرهای θ_r و K_s به ترتیب LOW، MEDIUM و HIGH می‌باشد. همچنین، $p_1, p_2, q_1, q_2, r_1, r_2$ پارامترهای تابع خروجی هستند. روش سامانه استنتاجی فازی-عصبی تطبیقی مبتنی بر دسته‌بندی تفریقی به کار گرفته شده در تحقیق حاضر در محیط نرم افزاری (MATLAB (2018) کدنویسی شد.

روش برنامه‌ریزی بیان ژن

برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP) مانند الگوریتم ژنتیک (GA) و برنامه‌ریزی ژنتیک (GP) یک الگوریتم ژنتیکی است که از جمعیتی از افراد بهره می‌برد و آنها را بر اساس شایستگی برمی‌گزیند و تغییرات ژنتیکی را با استفاده از یک یا تعدادی از عملگر ژنتیکی، اعمال می‌نماید. حل یک مسأله با استفاده از برنامه‌ریزی بیان ژن شامل پنج مرحله می‌باشد: (۱) انتخاب مجموعه ترمینال یا ورودی، (۲) انتخاب مجموعه توابع، (۳) شاخص اندازه‌گیری دقت مدل، (۴) مؤلفه‌های کنترل، (۵) شروط توقف اجرای برنامه (Zamanzad-Ghavidel et al., 2022). مقادیر پارامترهای به کار گرفته شده در برنامه‌ریزی بیان ژن شامل تعداد کروموزوم‌ها، طول هر رأس، تعداد ژن‌ها، نرخ برگشت، نرخ ترانهش ژنی، نرخ جهش، نرخ ترکیب تک نقطه‌ای و دو نقطه‌ای و نرخ ترکیب ژنی به ترتیب ۳۰، ۸، ۳، ۰/۱، ۰/۱، ۰/۴، ۰/۳، ۰/۳ و ۰/۱ در نظر گرفته شد. در این مطالعه،

در این مطالعه، موجک مادر دابچیز^۱ نوع چهار برای تجزیه داده‌های مشخصات هیدرولیکی، واکنشی و انتقال املاح خاک به کار گرفته شد (Zamanzad-Ghavidel et al., 2022). همچنین، در این مطالعه متغیرهای وابسته به مشخصات مذکور در سطح اول تجزیه شده و شامل دو سری اصلی (A) و فرعی (D) می‌باشند.

روش شبکه عصبی مصنوعی

در این مطالعه، از یک ساختار سه لایه (لایه ورودی، پنهان و خروجی) و الگوریتم پس انتشار خطای لوبنرگ-مارکوارت^۲ (Lourakis, 2005) برای آموزش مدل، تابع محرک متغیر در لایه پنهان و خروجی، تعداد متغیر نرون‌ها و تعداد تکرار ۱۰۰۰ که در محیط نرم افزاری MATLAB (2018) کدنویسی شده، به منظور مدلسازی میزان متغیرهای رطوبت حجمی باقیمانده در خاک، نرخ نیترات-زایی و نرخ هیدرولیز اوره به ازای سناریوهای مختلف استفاده گردید.

روش سامانه استنتاجی فازی-عصبی تطبیقی

این مدل ترکیبی از سامانه استنتاج فازی-عصبی^۳ و دسته‌بندی تفریقی^۴ می‌باشد. روش دسته‌بندی تفریقی شکل توسعه یافته روش دسته‌بندی نقاط مرتفع^۵ می‌باشد. در این روش نقاط مربوط به داده‌ها با تعیین پتانسیل هر نقطه در فضای مورد نظر دسته‌بندی می‌گردند. تعداد دسته‌ها و مرکز هر دسته با استفاده از روش دسته‌بندی نقاط مرتفع تعیین می‌گردند. جهت مشخص نمودن تعداد دسته‌ها، تعیین شعاع مؤثر ضروری است. پس از تعیین شعاع مؤثر، باید قوانین فازی و توابع عضویت تعیین گردند. سپس، روش مربعات خطا برای تعیین نتیجه توابع عضویت خروجی و سیستم انطباقی فازی به کار گرفته می‌شود (Armaghani et al., 2022; Sarkar et al., 2023). در فرآیند استنباط فازی، پنج مرحله باید انجام گیرد: (۱) فازی‌سازی متغیرهای ورودی، (۲) به کار بردن عملگرهای (و؛ یا) در بخش مقدمه، (۳) استنتاج از مقدمه به نتیجه،

⁴ Subtractive Classification

⁵ High Points Classification

¹ Daubechies

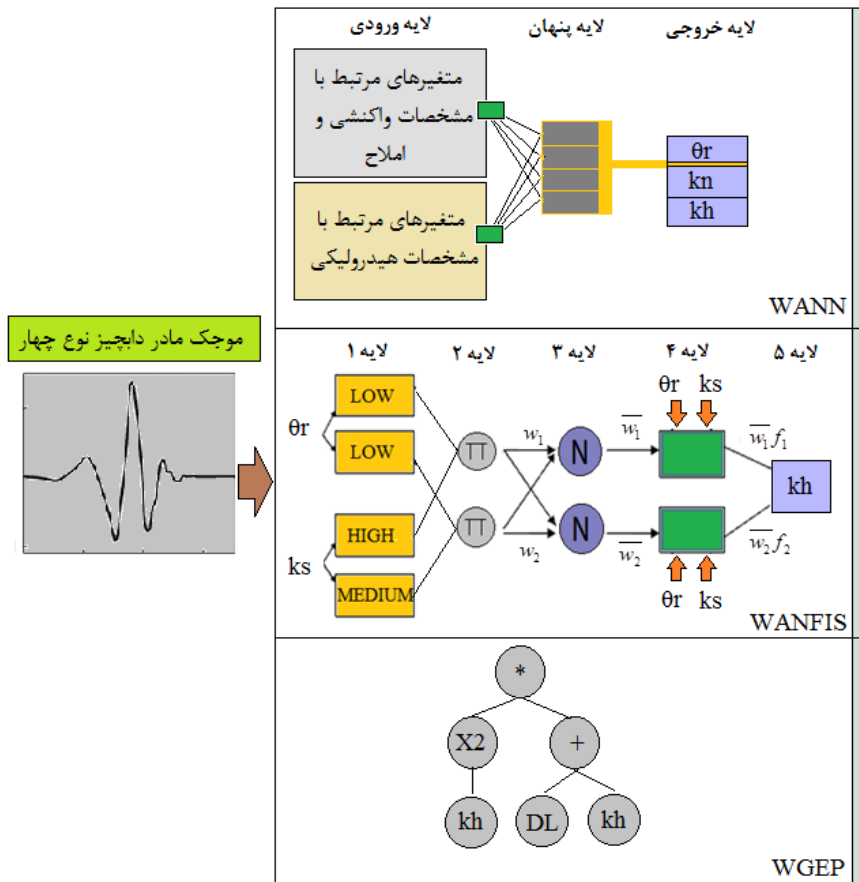
² Levenberg-Marquardt

³ Neuro-Fuzzy Inference System



در این مطالعه، مدل‌های WANN، WANFIS و WGEF برای برآورد میزان متغیرهای θ_r ، kn و kh به کار گرفته شد. در مدل‌های هوشمند ترکیبی-موجک بعد از تجزیه داده‌ها، سری‌های فرعی به عنوان عامل ایجادکننده اغتشاش در مدل‌ها، از مدلسازی حذف گردیده و سری داده‌های اصلی به عنوان جایگزین داده‌های نمونه‌برداری به کار گرفته شد. جهت برآورد متغیر θ_r چهار سناریو به ترتیب شامل متغیرهای (۱) DL ، (۲) DL ، Kn ، (۳) DL ، Kn ، Kh و (۴) DL ، Kn ، Kh ، DT تعریف شد. همچنین، سناریوهای (۱) a ، n ، θ_r (۲) a ، n ، θ_r (۳) a ، n ، θ_r ، ks (۴) جهت برآورد متغیر kn توسعه داده شد. نهایتاً، سناریوهای (۱) θ_r و (۲) θ_r ، ks ، بمنظور مدلسازی متغیر kh تعریف و توسعه داده شد.

از عملگرهای $+$ ، $-$ ، \times ، \div ، $\sqrt[3]{\quad}$ ، $\sqrt{\quad}$ ، \ln ، e^x ، x^2 ، x^3 ، $\sin x$ ، $\cos x$ ، $\arctan x$ که عملگرهای ریاضی پیش‌فرض مدل GeneXpro می‌باشد، با هدف مدلسازی میزان متغیرهای رطوبت حجمی باقیمانده در خاک، نرخ نیترات-زایی و نرخ هیدرولیز اوره، به کار گرفته شد. همچنین، در این مطالعه بعد از تجزیه داده‌ها بر مبنای تئوری موجک و حذف سری‌های فرعی که مسبب ایجاد اغتشاش در داده‌های اندازه‌گیری شده می‌باشد، مدل‌های ترکیبی شبکه عصبی-موجک، سامانه استنتاجی فازی-عصبی تطبیقی-موجک و برنامه‌ریزی بیان ژن-موجک، توسعه داده شد. ساختار مدل‌های توسعه داده شده در تحقیق در شکل ۲ ارائه شده است.



شکل (۲): ساختار مدل‌های توسعه داده شده در تحقیق

نیمساز ربع اول ($y=x$) در نمودارهای مشاهداتی و برآوردی ترسیم گردید. مقادیر بزرگتر و کوچکتر از یک برای GMER نشان دهنده بیش برآوردی و کم برآوردی مدل، می باشد. در این تحقیق، باندهای اطمینان و پیش بینی در سطح ۹۵ درصد و نمودارهای تیلور^۷ و ویولین^۸ نیز برای بررسی آماری داده های برآوردی ترسیم شد. دیاگرام تیلور یکی از گراف های کاربردی برای مقایسه عملکرد مدل ها یا سناریوهای مختلف می باشد. دیاگرام تیلور بر اساس شاخص های آماری ضریب همبستگی، انحراف معیار و مجذور میانگین مربعات خطا بر اساس کدنویسی در محیط R ترسیم شد. نمودار ویولین ترکیبی از نمودار جعبه ای و نمودار چگالی است، که اوجها و توزیعها (چارکها) در داده را نمایش می دهد و با استفاده از نرم افزار GraphPad Prism 8 رسم شد.

نتایج و بحث

آنالیز موجک

نتایج آنالیز موجک متغیرهای مربوط به مشخصات هیدرولیکی، واکنشی و املاح خاک در جدول ۲ ارائه شده است. نتایج تجزیه موجک نشان می دهد که به عنوان نمونه مقادیر حداقل و حداکثر داده های تجزیه شده برای متغیر θ_r (معرف مشخصه هیدرولیکی خاک) به ترتیب (۰/۵۸۴، ۰/۱۴۲) و (۰/۰۴۲، -۰/۵۲۴) برای سری های اصلی و فرعی به دست آمد

معیارهای ارزیابی مدل ها

در این مطالعه جهت ارزیابی عملکرد مدل ها، از معیارهای آماری ضریب همبستگی^۱ (R)، ریشه میانگین مربعات خطا^۲ (RMSE)، میانگین مربعات خطا^۳ (MSE)، میانگین خطای مطلق^۴ (MAE) و نسبت خطای متوسط هندسی^۵ (GMER) استفاده شده که روابط ریاضی آنها (متغیر نرخ نیترازی-Kn) در زیر ارائه شده است.

$$R = \left[\frac{\sum_{i=1}^N (Kn_{io} - \overline{Kn_o})(Kn_{ie} - \overline{Kn_e})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (Kn_{io} - \overline{Kn_o})^2 \sum_{i=1}^N (Kn_{ie} - \overline{Kn_e})^2}} \right] \quad (9)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Kn_{io} - Kn_{ie})^2} \quad (10)$$

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Kn_{io} - Kn_{ie})^2 \quad (11)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |Kn_{io} - Kn_{ie}| \quad (12)$$

$$GMER = \text{Exp} \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n \ln(r_i) \right] \quad (13)$$

که در این روابط، Kn_{io} و Kn_{ie} به ترتیب نرخ نیترازی مشاهداتی و برآوردی، N تعداد کل مشاهدات و r_i نسبت خطاهای را نشان می دهد. همچنین، $\overline{Kn_o}$ و $\overline{Kn_e}$ به ترتیب نشان دهنده میانگین نرخ نیترازی مشاهداتی و برآوردی است.

همچنین، برای بررسی بیش برآوردی و کم برآوردی مدل های برتر، علاوه بر محاسبه معیار آماری GMER.

⁵ Geometric Mean Error Ratio

⁶ Error Ratio

⁷ Taylor

⁸ Violin

¹ Correlation Coefficient

² Root Mean Square Error

³ Mean Square Error

⁴ Mean Absolute Error



جدول (۲): نتایج تجزیه موجک برای متغیرهای هیدرولیکی، واکنشی و جذب املاح خاک در سطح ۱

مشخصات هیدرولیکی خاک				بازه تغییرات		نوع زبررسی
θ_r	A	n	Ks	واحد		
(cm ³ /cm ³)	(cm ⁻¹)	-	(cm/day)	حداقل	اصلی (A)	
-۰/۰۴۲	۰/۰۲۵	۱/۰۶۵	۱۰/۶۲۳	حداکثر		
۰/۵۸۴	۰/۱۷۷	۲/۶۷۵	۱۰۶/۵۱۳	حداقل	فرعی (D)	
-۰/۵۲۴	-۰/۱۱۸	-۰/۵۱۵	-۴۹/۹۷۵	حداکثر		
۰/۱۴۲	۰/۰۴۷	۰/۵۷۷	۳۹/۹۷۵			
مشخصات واکنشی و جذب املاح خاک				بازه تغییرات		نوع زبررسی
kn	kh	kd	DL	DT	واحد	
(day ⁻¹)	(day ⁻¹)	(cm ³ .g ⁻¹)	(cm)	(cm)	حداقل	اصلی (A)
۰/۵۴۶	۰/۲۹۴	۲/۰۹۴	۱/۸۲۳	-۰/۱۸۴	حداکثر	
۲/۴۶۲	۱/۴۲۰	۴/۱۴۰	۲/۸۷۱	۱/۴۵۲	حداقل	فرعی (D)
-۱/۵۴۹	-۰/۵۵۰	-۰/۴۶۰	-۰/۶۱۱	-۱/۱۹۲	حداکثر	
۰/۴۶۴	۰/۳۱۷	۱/۵۰۶	۱/۰۸۹	۰/۴۵۴		

توسعه مدل‌های ترکیبی-موجک

در این مطالعه، معیار انتخاب متغیرهای ورودی، معنی-داری همبستگی پیرسون در سطح ۵ درصد با هر یک از سه

متغیر θ_r ، kn و kh می‌باشد. مقدار و معنی‌داری همبستگی پیرسون متغیرهای مرتبط با مشخصات هیدرولیکی، واکنشی و جذب املاح خاک در جدول ۳ ارائه شده است.

جدول (۳): معنی‌داری همبستگی پیرسون متغیرهای مرتبط با مشخصات هیدرولیکی، واکنشی و جذب املاح خاک

مشخصات هیدرولیکی خاک				متغیرها	
θ_r	a	N	ks	Kn	مشخصات واکنشی و جذب املاح خاک
۰/۷۵۰**	-۰/۸۷۴**	-۰/۸۷۲**	-۰/۶۵۵*	Kh	
-۰/۶۰۲*	۰/۴۹۸	۰/۳۸۵	۰/۶۲۷*	Kh	
-۰/۰۵۱	۰/۲۰۱	۰/۲۳۷	-۰/۱۷۵	Kd	
-۰/۸۵۴**	۰/۸۰۶**	۰/۷۸۵**	۰/۸۵۳**	DL	
-۰/۵۸۵*	۰/۶۴۵*	۰/۸۰۴**	۰/۴۲۳	DT	

*معنی‌داری در سطح ۹۵ درصد

**معنی‌داری در سطح ۹۹ درصد

ترتیب دارای بالاترین عملکرد می‌باشد. تعداد نرون در لایه پنهان مدل WANN برای سناریوهای تعریف شده با هدف برآورد θ_r ، kn و kh به ترتیب (۴، ۷، ۳ و ۴)، (۵، ۶، ۴ و ۳) و (۸ و ۵) به دست آمد.

نتایج و مشخصات مدل‌های بهینه جهت برآورد متغیرهای θ_r ، kn و kh در بخش آزمون در جدول ۴ ارائه شده است. نتایج مدل WANN جهت برآورد سه متغیر θ_r ، kn و kh نشان داد بر اساس شاخص‌های آماری R، RMSE، MSE و MAE سناریوهای شماره ۴، ۴ و ۲ به-

جدول (۴): نتایج و مشخصات مدل‌های بهینه جهت تخمین متغیرهای θ_r ، kn و kh در بخش آزمون

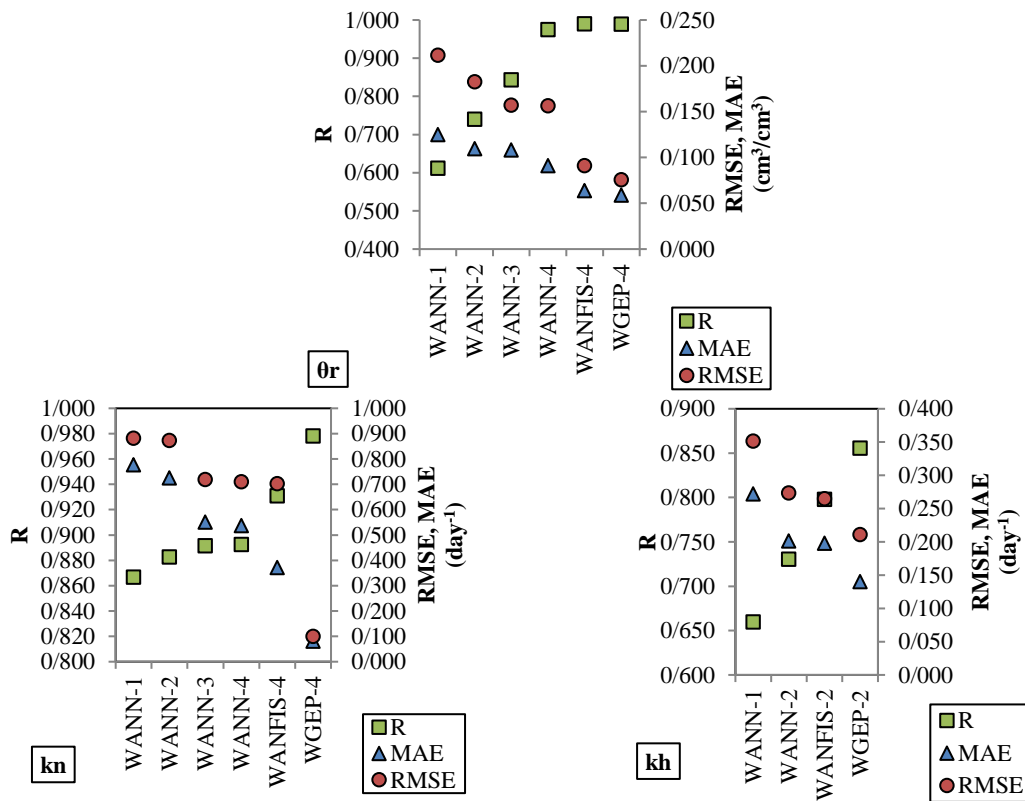
MAE	MSE	RMSE	R	مشخصات مدل	نوع مدل-شماره سناریو	ورودی‌های مدل	خروجی مدل	نوع مشخصات
۰/۱۲۵	۰/۰۴۵	۰/۲۱۱	۰/۶۱۱	(tansig- logsig-۴)*	WANN-۱	DL		
۰/۱۰۹	۰/۰۳۳	۰/۱۸۳	۰/۷۴۰	(tansig-tansig-۷)	WANN-۲	DL, Kn		
۰/۱۰۸	۰/۰۲۵	۰/۱۵۷	۰/۸۴۳	(tansig-pureline-۳)	WANN-۳	DL, Kn, Kh		مشخصات هیدرولیکی خاک
۰/۰۹۱	۰/۰۲۴	۰/۱۵۶	۰/۹۷۵	(tansig-tansig-۴)	WANN-۴		θ_r	
۰/۰۶۴	۰/۰۰۸	۰/۰۹۱	۰/۹۸۹	(۰/۳۸)**	WANFIS-۴	DL, Kn, Kh, DT		
۰/۰۵۹	۰/۰۰۶	۰/۰۷۶	۰/۹۸۹	پیش فرض نرم افزار	WGEP-۴			
۰/۷۷۸	۰/۷۷۹	۰/۸۸۳	۰/۸۶۷	(tansig- pureline-۵)	WANN-۱	a		
۰/۷۲۵	۰/۷۶۲	۰/۸۷۳	۰/۸۸۳	(tansig- logsig-۶)	WANN-۲	a, n		
۰/۵۵۲	۰/۵۱۷	۰/۷۱۹	۰/۸۹۲	(tansig-tansig-۴)	WANN-۳	a, n, θ_r		kn
۰/۵۳۸	۰/۵۰۵	۰/۷۱۰	۰/۸۹۳	(tansig-tansig-۳)	WANN-۴			
۰/۳۷۲	۰/۴۹۵	۰/۷۰۳	۰/۹۳۱	(۰/۴۶)	WANFIS-۴	a, n, θ_r , ks		مشخصات واکنشی و جذب املاح خاک
۰/۰۸۱	۰/۰۱۰	۰/۱۰۰	۰/۹۷۸	پیش فرض نرم افزار	WGEP-۴			
۰/۲۷۲	۰/۱۲۴	۰/۳۵۲	۰/۶۶۰	(tansig-logsig-۸)	WANN-۱	θ_r		
۰/۲۰۲	۰/۰۷۵	۰/۲۷۴	۰/۷۳۱	(tansig-tansig-۵)	WANN-۲			kh
۰/۱۹۸	۰/۰۷۰	۰/۲۶۵	۰/۷۹۸	(۰/۴۲)	WANFIS-۲	θ_r , ks		
۰/۱۴۰	۰/۰۴۴	۰/۲۱۱	۰/۸۵۶	پیش فرض نرم افزار	WGEP-۲			

* (نوع تابع تحریک در لایه پنهان-لایه خروجی-تعداد نرون)

** (شعاع دسته)

در این مطالعه، حساسیت مدل به متغیرها با اعمال تک به تک متغیرهای مهم به عنوان ورودی مدل تعیین و درصد تغییرات شاخص‌های ارزیابی عملکرد مدل و درصد حساسیت به آن متغیر محاسبه شد. آنالیز حساسیت مدل-های WANN در تخمین متغیر θ_r نشان داد که به ترتیب اضافه شدن متغیرهای Kn و Kh در سناریوهای ۲ و ۳ توانست عملکرد مدل را به مقدار تقریبی ۱۴ درصد افزایش دهد. همچنین، اضافه شدن متغیرهای θ_r جهت تخمین kn در سناریوهای شماره ۳ توانسته است عملکرد مدل را به مقدار تقریبی ۱۸ درصد افزایش دهد. در نهایت، اضافه شدن متغیر ks در سناریو شماره ۲ عملکرد مدل را به مقدار ۲۲ درصد نسبت به سناریو شماره ۱ افزایش داد. طبق نتایج حاصل شعاع دسته بهینه در مدل‌های WANFIS برای تخمین متغیرهای θ_r ، kn و kh به ترتیب ۰/۳۸، ۰/۴۶ و ۰/۴۲ به دست آمد. عملکرد مدل‌های مورد استفاده در سناریوهای مختلف بر اساس شاخص‌های آماری R ، $RMSE$ و MAE در شکل ۳ مقایسه شد. همچنین، نتایج نشان داد مدل‌های WGEP نسبت به مدل‌های WANFIS و مدل‌های WANN در تخمین سه متغیر منتخب از عملکرد بالاتری برخوردارند. به طوریکه درصد بهبود عملکرد مدل‌های WGEP نسبت به WANFIS و مدل WANFIS نسبت به WANN با در نظر گرفتن شاخص ارزیابی $RMSE$ به ترتیب برای سه متغیر θ_r ، kn و kh (۴۱/۸۷، ۱۶/۹۶، ۸۵/۷۲، ۱/۰۰) و (۳/۲۷، ۲۰/۳۷) به دست آمد. مقادیر شاخص ارزیابی $RMSE$ برای مدل برتر (WGEP) به ترتیب برای سه متغیر مذکور cm^3/cm^3 ، day^{-1} و day^{-1} ۰/۰۷۶، ۰/۱۰۰ و ۰/۲۱۱ محاسبه شد. مقدار ضریب تغییرات متغیرهای رطوبت حجمی باقیمانده در خاک، نرخ نیترات‌زایی و نرخ هیدرولیز اوره در بخش آزمون به ترتیب ۰/۱۹۴، ۰/۵۶۰ و ۰/۳۳۶ به دست آمد.

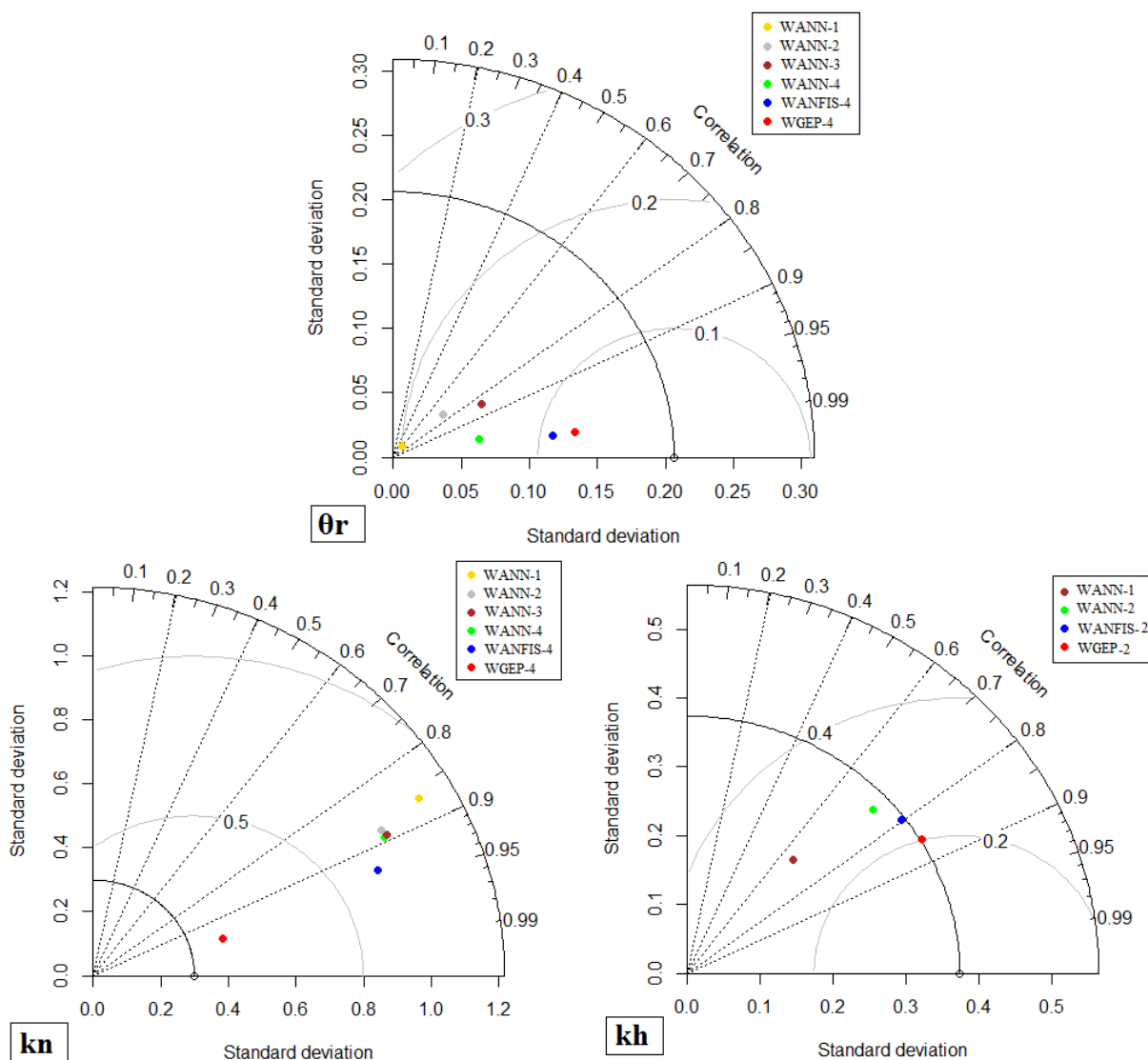
در این مطالعه، حساسیت مدل به متغیرها با اعمال تک به تک متغیرهای مهم به عنوان ورودی مدل تعیین و درصد تغییرات شاخص‌های ارزیابی عملکرد مدل و درصد حساسیت به آن متغیر محاسبه شد. آنالیز حساسیت مدل-های WANN در تخمین متغیر θ_r نشان داد که به ترتیب اضافه شدن متغیرهای Kn و Kh در سناریوهای ۲ و ۳ توانست عملکرد مدل را به مقدار تقریبی ۱۴ درصد افزایش دهد. همچنین، اضافه شدن متغیرهای θ_r جهت تخمین kn در سناریوهای شماره ۳ توانسته است عملکرد مدل را به مقدار تقریبی ۱۸ درصد افزایش دهد. در نهایت، اضافه شدن متغیر ks در سناریو شماره ۲ عملکرد مدل را به مقدار ۲۲ درصد نسبت به سناریو شماره ۱ افزایش داد. طبق نتایج حاصل شعاع دسته بهینه در مدل‌های WANFIS برای تخمین متغیرهای θ_r ، kn و kh به ترتیب ۰/۳۸، ۰/۴۶ و ۰/۴۲ به دست آمد. عملکرد مدل‌های مورد استفاده در سناریوهای مختلف بر اساس شاخص‌های آماری R ، $RMSE$ و MAE در شکل ۳ مقایسه شد. همچنین، نتایج نشان داد مدل‌های WGEP نسبت به مدل‌های WANFIS و مدل‌های WANN در تخمین سه متغیر منتخب از عملکرد بالاتری برخوردارند. به طوریکه درصد بهبود عملکرد مدل‌های WGEP نسبت به WANFIS و مدل WANFIS نسبت به WANN با در نظر گرفتن شاخص ارزیابی $RMSE$ به ترتیب برای سه متغیر θ_r ، kn و kh (۴۱/۸۷، ۱۶/۹۶، ۸۵/۷۲، ۱/۰۰) و (۳/۲۷، ۲۰/۳۷) به دست آمد. مقادیر شاخص ارزیابی $RMSE$ برای مدل برتر (WGEP) به ترتیب برای سه متغیر مذکور cm^3/cm^3 ، day^{-1} و day^{-1} ۰/۰۷۶، ۰/۱۰۰ و ۰/۲۱۱ محاسبه شد. مقدار ضریب تغییرات متغیرهای رطوبت حجمی باقیمانده در خاک، نرخ نیترات‌زایی و نرخ هیدرولیز اوره در بخش آزمون به ترتیب ۰/۱۹۴، ۰/۵۶۰ و ۰/۳۳۶ به دست آمد.



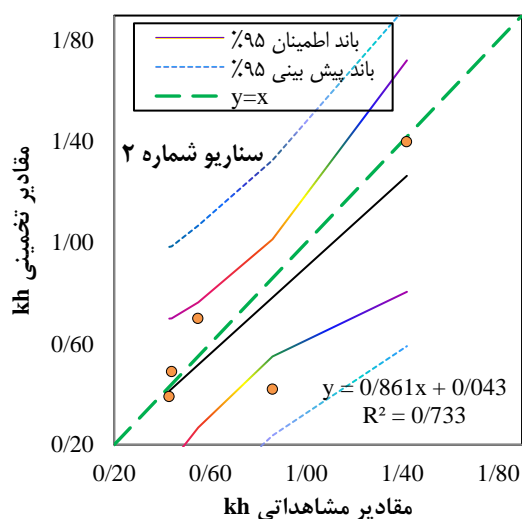
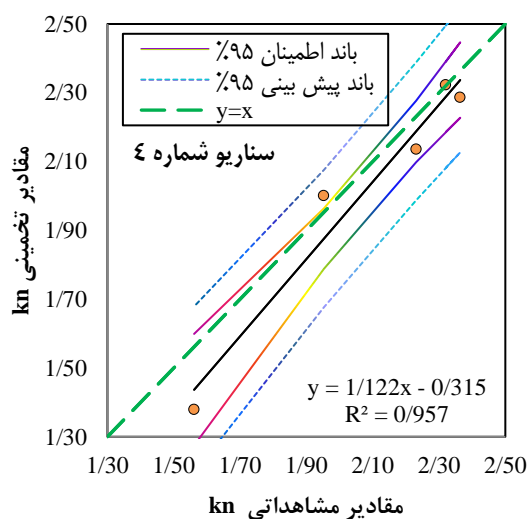
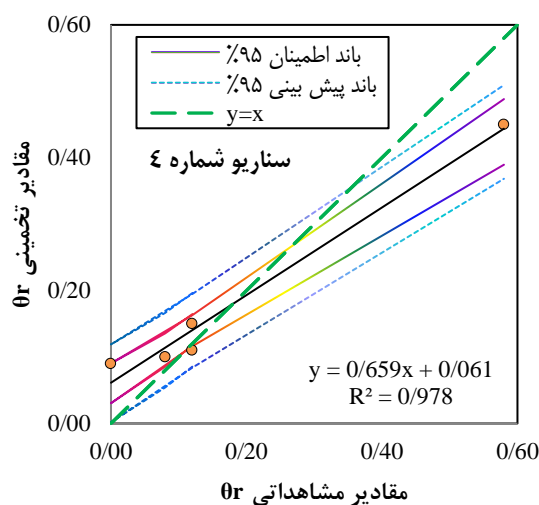
شکل (۳): مقایسه معیارهای آماری بدست آمده از مدل‌های بهینه جهت تخمین متغیرهای θ_r ، kn و kh

۹۵ درصد قرار داشته و حاکی از عملکرد امیدوارکننده مدل WGEP می‌باشد. همچنین، مقادیر GMER برای متغیرهای θ_r ، kn و kh به ترتیب ۰/۷۸، ۰/۸۶ و ۰/۸۱ به دست آمد. به علاوه، مقادیر ضریب a در معادله نیمساز ربع اول برای متغیرهای θ_r ، kn و kh به ترتیب ۰/۸۰۸، ۰/۹۷۴ و ۰/۹۰۷ محاسبه شد. بنابراین، بر اساس معیار ارزیابی GMER و ضریب معادله نیمساز ربع اول، مدل بهینه WGEP جهت تخمین متغیرهای θ_r ، kn و kh دارای کم برآوردی، می‌باشد.

نمودارهای تیلور جهت مقایسه نتایج مدل‌های بهینه توسعه داده شده برای تخمین متغیرهای θ_r ، kn و kh تحت سناریوهای مختلف در شکل ۴ نشان داده شده است. بر اساس این نمودارها مدل WGEP به ترتیب در سناریوهای شماره ۴، ۲ و ۴ دارای بالاترین عملکرد بوده و به مقادیر مشاهداتی نزدیک‌تر می‌باشند. همچنین، مقادیر مشاهداتی و برآوردی مدل WGEP، باند اطمینان و پیش‌بینی ۹۵ درصد و نیمساز ربع اول ($y=ax$)، جهت تخمین متغیرهای θ_r ، kn و kh در شکل ۵ ارائه شد. نتایج نشان داد در اکثریت موارد مقادیر برآوردی در محدوده باند اطمینان



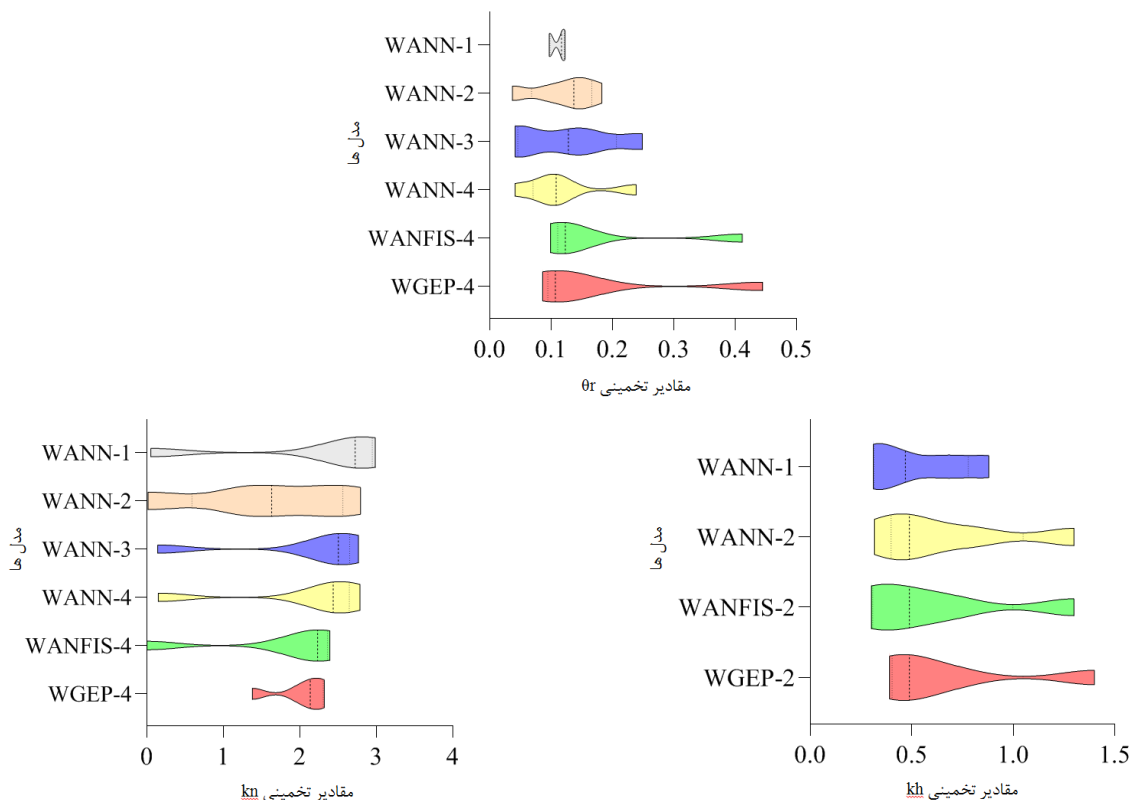
شکل (۴): مقایسه نتایج مدل‌های بهینه توسعه داده شده برای تخمین متغیرهای θ_r , kn و kh تحت سناریوهای مختلف



شکل (۵): نتایج مدل بهینه WGEP به همراه باند اطمینان و پیش‌بینی در سطح ۹۵ درصد جهت تخمین متغیرهای θ_r ، kn و kh

تغییرات ثابتی نمی‌باشد. تمرکز پراکندگی مقادیر برآوردی دو متغیر θ_r و kh در چارک اول و متغیر kn در چارک چهارم بیشتر است

پراکندگی مقادیر برآوردی مدل‌های به کار گرفته شده جهت تخمین متغیرهای θ_r ، kn و kh بر اساس نمودارهای ویولین در شکل ۶ نشان داده شده است. نتایج حاکی از این است که پراکندگی داده‌های برآوردی مدل‌های هوشمند ترکیبی-موجک تحت سناریوهای مختلف دارای روند



شکل (۶): تعیین میزان پراکندگی مقادیر تخمینی متغیرهای θ_r ، kh و kn با به کارگیری مدل WGEP (سناریو برتر)

به ترتیب مقادیر $0/80-0/97$ و $0/90-0/98$ به دست آمد. این در حالی می‌باشد که ضریب همبستگی در مطالعه حاضر جهت تخمین میزان رطوبت باقیمانده مزرعه شالیزار آزمایشی واقع در دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری، استان مازندران، برای سناریو برتر مابین $0/975$ تا $0/989$ بدست آمد. Jamei et al., (2022) نشان دادند که توسعه مدل‌های هوشمند ترکیبی ANN با الگوریتم‌های بهینه‌سازی مختلف با هدف تخمین میزان نیترات در خاک می‌تواند عملکرد مدل‌ها را تا ۳۰ درصد، نسبت به حالت منفرد آن‌ها بهبود دهد. بنابراین، نتایج مطالعات ایشان بهبود عملکرد مدل‌های ترکیبی-موجک با حذف اغتشاش از داده‌های به کار گرفته شده در این تحقیق را تأیید می‌کند. Moazenzadeh et al., (2022) با به کارگیری مدل‌های هوشمند هیبریدی- الگوریتم‌های زیستی جهت تخمین میزان رطوبت خاک با استفاده از متغیرهای دمای هوا، رطوبت نسبی، سرعت باد و ساعات آفتابی نشان دادند که عملکرد مدل‌های بهینه دارای کم‌برآوردی، می‌باشد. بنابراین، نتایج تحقیق حاضر که حاکی از کم‌برآوردی مدل

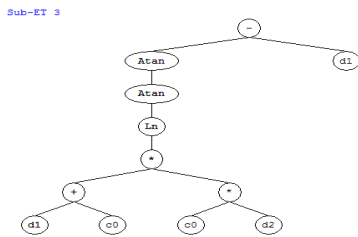
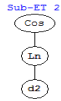
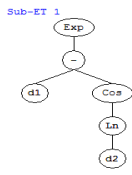
نتایج این مطالعه با نتایج مطالعات Rohman et al., (2021)، Chu et al., (2021)، Jamei et al., (2022) و Moazenzadeh et al., (2022) در زمینه کاربرد مؤثر روش‌های هوشمند در برآورد مشخصات هیدرولیکی و املاح در خاک، همخوانی دارد. بدین صورت که در مطالعه Rohman et al., (2021) ضریب همبستگی حاصل از مدل ANN جهت تخمین نیترات در خاک با در نظر گرفتن متغیرهای حجم محلول، رطوبت خاک و هدایت هیدرولیکی خاک به عنوان متغیرهای ورودی به بالاتر از $0/95$ رسید. همچنین، در مطالعه حاضر با وجود تعداد کم نمونه‌برداری-ها نیز مقدار ضریب همبستگی مدل بهینه WGEP با در نظر گرفتن متغیرهای ورودی ارتفاع موئینه در مدل و گنوختن، پارامتر وابسته به شکل منحنی مشخصه رطوبتی خاک، رطوبت حجمی باقیمانده در خاک و هدایت هیدرولیکی اشباع خاک، $0/978$ بدست آمد. در مطالعه‌ای که توسط Han et al., (2021) جهت تخمین میزان رطوبت در عمق‌های مختلف خاک کالیفرنیا با استفاده از روش‌های ANN و LSTM انجام شد، ضریب همبستگی

دارد. همچنین، متغیر نرخ نیترازی ارتباط متقابل با متغیرهای عکس ارتفاع موئینه در مدل ون گنوختن، پارامتر وابسته به شکل منحنی مشخصه رطوبتی خاک و رطوبت حجمی باقیمانده در خاک داشته و متغیر نرخ هیدرولیز اوره نیز وابستگی بالایی به رطوبت حجمی باقیمانده در خاک دارد. لذا، نتایج حاصل می‌تواند دلیلی بر وجود ارتباط متقابل متغیرهای مشخصه هیدرولیک خاک و مشخصه واکنشی و جذب املاح باشد. وابستگی بالای این دو مشخصه واکنشی با مشخصه هیدرولیکی رطوبت خاک را می‌توان به اقلیم مرطوب منطقه مورد مطالعه، دانست.

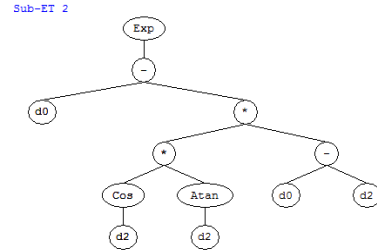
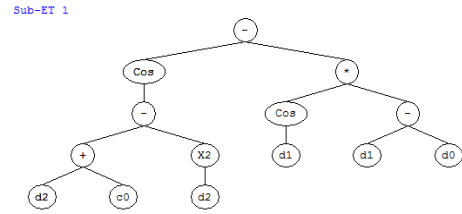
بهینه WGEP جهت تخمین متغیرهای θ_r ، kn و kh می‌باشد (مقادیر شاخص GMER به ترتیب برابر 0.78 ، 0.86 و 0.81)، با نتایج تحقیق ایشان، همخوانی دارد. در این مطالعه، روابط ریاضی مستخرج جهت تخمین متغیرهای مذکور در مزرعه شالیزار آزمایشی واقع در دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری، استان مازندران، در جدول ۵ ارائه شده است. معادلات مذکور مستخرج از درخت تجزیه برنامه‌ریزی بیان ژن-موجک می‌باشند که در شکل ۷ ارائه شده است. روابط ریاضی مستخرج حاکی از این است که رطوبت حجمی باقیمانده در خاک وابستگی حداکثری به متغیرهای نرخ هیدرولیز اوره و ضریب انتشارپذیری طولی

جدول (۵): معادلات ریاضی مستخرج از مدل بهینه WGEP جهت تخمین متغیرهای θ_r ، kn و kh

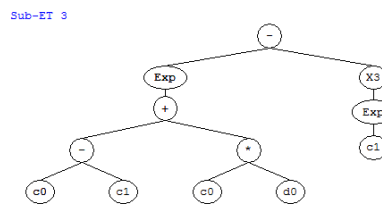
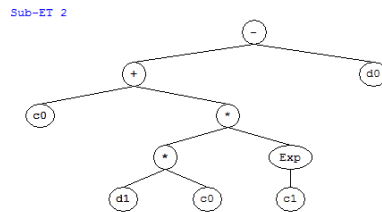
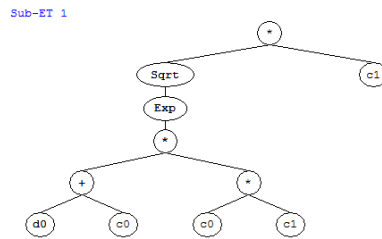
معادله
$\theta_{r1} = \exp((kh_x - \cos(\log(DL_x))))$;
$\theta_{r2} = \theta_{r1} + \cos(\log(DL_x))$;
$\theta_r = \theta_{r2} + (\text{atan}(\text{atan}(\log((0.02DL_x)(kh_x + 0.02)))) - kh_x)$
$Kn_1 = (\cos(((n_x + 1.02) - (n_x^2)) - (\cos(a_x) * (a_x - \theta_{r_x}))))$;
$Kn_2 = Kn_1 + \exp((\theta_{r_x} - ((\cos(n_x) * \text{atan}(n_x)) * (\theta_{r_x} - n_x))))$;
$kn = Kn_2 + \text{atan}(\theta_{r_x})$
$Kh_1 = -2.79\sqrt{\exp((1.87(\theta_{r_x} - 0.67))))}$;
$Kh_2 = Kh_1 + ((2.12 + ((0.002ks_x)) - \theta_{r_x})$;
$kh = Kh_2 + (\exp((-3.20 + 9.70\theta_{r_x}))$



(الف)



(ب)



(ج)

شکل (۷): درخت تجزیه مستخرج از WGEP، الف: d_1 و d_2 به ترتیب معرف kh و DL ، ب: d_0 ، d_1 و d_2 به ترتیب معرف a ، θ_r و n ، ج: d_0 و d_1 به ترتیب معرف θ_r و ks می باشد.

و kh نشان داد که سناریوهای برتر نسبت به سایر سناریوها توانست عملکرد مدل را از ۱۴ تا ۱۸ درصد بهبود بخشد. همچنین، نتایج نشان داد مدل های WGEP نسبت به مدل-

نتیجه گیری

نتایج مدل های WANN در تخمین متغیرهای θ_r ، kn



آموزشی به کارگیری از ابزارهای هوشمند مرتبط با سنجش میزان املاح در خاک می‌تواند کمک مؤثری در تشخیص بهنگام کمبود انواع کودهای شالیزارها بدون اتلاف زمان و هزینه مراجعات به آزمایشگاه‌های خاک، برای کشاورزان باشد. مقادیر تأثیر پارامترهای اقلیمی بر مشخصه هیدرولیکی و جذب املاح خاک می‌تواند به عنوان ضریب تعدیل، در نظر گرفته شود. از دیگر نتایج کاربردی این تحقیق امکان صنعتی‌سازی نتایج حاصل از مدل‌های هوشمند در زمینه اندازه‌گیری مشخصه واکنشی و جذب املاح خاک می‌باشد. بطوریکه، ارائه و توسعه مدل‌های هوش مصنوعی بدون توجه به امکان صنعتی‌سازی آن جهت خودکفایی صنعت کشور نمی‌تواند بطور قطعی کاربردی باشد. در نهایت پیشنهاد می‌گردد که مدل‌های مختلف هوشمند جهت تعیین ارتباط متقابل بین مشخصات خاک در اقلیم‌های مختلف و با تعدد نمونه‌برداری‌ها توسعه یابد تا بتوان تأثیر دقیق پارامترهای اقلیمی بر میزان وابستگی دو مشخصه عمده خاک اعم از هیدرولیکی و جذب املاح در مناطق مختلف کشور را بررسی و ارزیابی نمود.

های WANNFIS و مدل‌های WANNFIS نسبت به مدل‌های WANN در تخمین سه متغیر منتخب از عملکرد بالاتری برخوردارند. نتایج این مطالعه می‌تواند دلیلی بر وجود ارتباط متقابل متغیرهای مشخصه هیدرولیک خاک و مشخصه واکنشی و جذب املاح باشد. بطوریکه با کشف این روابط کشاورز یا کارشناسان آزمایشگاه قادر خواهند بود تا در اسرع وقت از شرایط زمین کشاورزی خود آگاه باشند و تشخیص اولیه جهت اعمال کوددهی بهینه متناسب با نیاز گیاه را به راحتی انجام دهند. مزیت دیگر این پژوهش استفاده از داده‌های جمع‌آوری شده از خاک‌های (انواع محصولات و شرایط اقلیمی) هر منطقه هست که می‌تواند اطلاعات سودمندی از نظر شرایط کمبود نیترات و اوره در خاک موجود در هر منطقه در اختیار متخصصان قرار دهد. ارائه مدل‌های کاربردی و هوشمند جهت تخمین متغیرهای نیترات و اوره در خاک، می‌تواند مدیران را در مدیریت صحیح بخش زراعی، منابع ارزشمند آب و خاک و مصرف بهینه کود نیتروژن در مزارع شالیزاری با صرف هزینه و زمان کمتر، یاری دهد. همچنین، ارائه خدمات مشاوره‌ای و

منابع

- Acharya, B. S., Y. Hao, T. E. Ochsner and C. B. Zou. 2017. Woody plant encroachment alters soil hydrological properties and reduces downward flux of water in tallgrass prairie. *Plant and Soil*, 414(1): 379-391.
- Adeyemi, O., I. Grove, S. Peets, Y. Domun and T. Norton. 2018. Dynamic neural network modelling of soil moisture content for predictive irrigation scheduling. *Sensors*, 18(10): 3408.
- Amin Salehi, A., M. Navabian, M. E. Varaki and N. Pirmoradian. 2017. Evaluation of HYDRUS-2D model to simulate the loss of nitrate in subsurface controlled drainage in a physical model scale of paddy fields. *Paddy and water environment*, 15(2): 433-442.
- Armaghani, D. J., H. Harandizadeh, E. Momeni, H. Maizir and J. Zhou. 2022. An optimized system of GMDH-ANFIS predictive model by ICA for estimating pile bearing capacity. *Artificial Intelligence Review*, 55(3): 2313-2350.
- Chu, C., S. Dai, L. Meng, Z. Cai, J. Zhang and C. Müller. 2022. Biochar application can mitigate NH₃ volatilization in acidic forest and upland soils but stimulates gaseous N losses in flooded acidic paddy soil. *Science of The Total Environment*, 161099.
- Chu, Y., S. Liu, G. Cai and H. Bian. 2021. Artificial neural network prediction models of heavy metal polluted soil resistivity. *European Journal of Environmental and Civil Engineering*, 25(9): 1570-1590.
- Dixit, M. M., C. P. Pandey and D. Das. 2023. The continuous generalized wavelet transform associated with q-Bessel operator. *Boletim da Sociedade Paranaense de Matemática*, 41: 1-10.



- Feng, Y., N. Cui, W. Hao, L. Gao and D. Gong. 2019. Estimation of soil temperature from meteorological data using different machine learning models. *Geoderma*, 338: 67-77.
- Guo, Z., P. Li, X. Yang, Z. Wang, B. Lu, W. Chen and S. Xue. 2022. Soil texture is an important factor determining how microplastics affect soil hydraulic characteristics. *Environment International*, 165: 107293.
- Jamei, M., S. Maroufpoor, Y. Aminpour, M. Karbasi, A. Malik and B. Karimi. 2022. Developing hybrid data-intelligent method using Boruta-random forest optimizer for simulation of nitrate distribution pattern. *Agricultural Water Management*, 270: 107715.
- Han, H., C. Choi, J. Kim, R. R. Morrison, J. Jung and H. S. Kim. 2021. Multiple-depth soil moisture estimates using artificial neural network and long short-term memory models. *Water*, 13(18): 2584.
- Jones, S. F., C. A. Schutte, B. J. Roberts and K. M. Thorne. 2022. Seasonal impoundment management reduces nitrogen cycling but not resilience to surface fire in a tidal wetland. *Journal of Environmental Management*, 303: 114153.
- Kaze, R. C., A. Naghizadeh, L. Tchadjie, A. Adesina, J. N. Y. Djobo, J. G. D. Nemaleu and B. A. Tayeh. 2022. Lateritic soils based geopolymer materials: A review. *Construction and Building Materials*, 344, 128157.
- Lou, J., J. Zhang, S. Xu, D. Wang and X. Fan. 2021. New method to evaluate the crosslinking degree of resin finishing agent with cellulose using Kjeldahl method and Arrhenius formula. *Processes*, 9(5): 767.
- Lourakis, M. I. 2005. A brief description of the Levenberg-Marquardt algorithm implemented by levmar. *Foundation of Research and Technology*, 4(1): 1-6.
- Minhoni, R. T. D. A., F. F. Pereira, T. B. da Silva, E. R. Castro and J. C. Saad. 2020. The performance of explicit formulas for determining the Darcy-Weisbach friction factor. *Engenharia Agrícola*, 40: 258-265.
- Moazenzadeh, R., B. Mohammadi, M. J. S. Safari and K. W. Chau. 2022. Soil moisture estimation using novel bio-inspired soft computing approaches. *Engineering Applications of Computational Fluid Mechanics*, 16(1): 826-840.
- Rohman, F., D. Setiawan, Y. D. Prasetyatama and L. Sutiarto. 2021. Development of Artificial Neural Network Model for Soil Nitrate Prediction. In *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 757 (1): 012032. IOP Publishing.
- Sarkar, S., A. Pramanik and J. Maiti. 2023. An integrated approach using rough set theory, ANFIS, and Z-number in occupational risk prediction. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 117: 105515.
- Schaap, M. G., and M. T. Van Genuchten. 2006. A modified Mualem–van Genuchten formulation for improved description of the hydraulic conductivity near saturation. *Vadose Zone Journal*, 5(1): 27-34.
- Tian, C., M. Zheng, W. Zuo, B. Zhang, Y. Zhang and D. Zhang. 2023. Multi-stage image denoising with the wavelet transform. *Pattern Recognition*, 134: 109050.
- Weinert, C., R. O. de Sousa, E. M. Bortowski, M. L. Campelo, D. da Silva Pacheco, L. V. dos Santos ... and F. S. Carlos. 2023. Legume winter cover crop (Persian clover) reduces nitrogen requirement and increases grain yield in specialized irrigated hybrid rice system. *European Journal of Agronomy*, 142: 126645.
- Xiao, C., L. Li, B. Luo, Y. Liu, Q. Zeng, L. Peng and S. Luo. 2022. Different effects of the application of urea combined with nitrification inhibitor on cadmium activity in the rice-rape rotation system. *Environmental Research*, 214: 113800.
- Xu, P., W. Zhou, M. Jiang, I. Khan, T. Wu, M. Zhou ... and R. Hu. 2022. Methane emission from rice cultivation regulated by soil hydrothermal condition and available carbon and nitrogen under a rice–wheat rotation system. *Plant and Soil*, 480(1): 283-294.
- Yang, R., J. Tong, B. X. Hu, J. Li and W. Wei. 2017. Simulating water and nitrogen loss from an irrigated paddy field under continuously flooded condition with Hydrus-1D model. *Environmental Science and Pollution Research*, 24(17): 15089-15106.



Zamanzad-Ghavidel, S., S. Fazeli, S. Mozaffari, R. Sobhani, M. A. Hazi and A. Emadi. 2022. Estimating of aqueduct water withdrawal via a wavelet-hybrid soft-computing approach under uniform and non-uniform climatic conditions. *Environment, Development and Sustainability*, 25(6): 5283-5314.