



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

Journal of
**Water and Soil
Resources Conservation
(WSRCJ)**

Web site:

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

Email:

iauwsrcj@srbiau.ac.ir
iauwsrcj@gmail.com

**Vol. 14
No. 1 (53)**

**Received:
2023-10-15**

**Accepted:
2024-04-24**

Pages: 67-76

Estimation of Inherent Soil Erodibility against Wind Using Genetic Algorithm in Combination with Artificial Neural Network

Sayna Jafarian¹, Ali Mohammadi Torkashvand^{2*}, Abas Ahmadi³, Nazanin Khakipoor⁴ and Maryam Marashi⁵

1) Ph.D. Student, Department of Soil Science, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran.

2) Professor, Department of Soil Science, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran.

3) Associate Professor, Department of Soil Science, University of Tabriz, Tabriz, Iran.

4) Assistant Professor, Department of Soil Science, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran.

5) Assistant Professor, Department of Soil Science, Savadkooh Branch, Islamic Azad University, Savadkooh, Iran.

*Corresponding author emails: a-mohammadi@srbiau.ac.ir

Abstract:

Background and aim: Inherent soil erodibility against wind (SIWE) is the inherent sensitivity of soil constituent particles against uprooting and transport, against erosion. Measuring the inherent erodibility of soil against wind can be done by a wind tunnel device, which is generally expensive, difficult and time-consuming. On the other hand, due to the continuous change of various agricultural and climatic conditions, this feature also has temporal and spatial changes; Therefore, Estimating SIWE by artificial intelligence tools can be an important step in planning areas under wind erosion. In this research, the estimation of this index was investigated with the help of genetic algorithm model in combination with artificial neural network.

Methods: Seventy-two samples were taken from 10 cm depth of the soil surface in the studied area, which is a part of Allah Abad desert in Qazvin province, adjacent to Alborz province. In the samples, the soil wind erodibility (EF) index, which is the percentage of soil aggregates with a diameter smaller than 0.84 mm, was measured. Also, soil texture (percentage of clay, sand and silt), pH, EC and equivalent calcium carbonate (CCE) were measured. After air-drying, the soil samples taken from the field were passed through a 4.75 mm sieve and poured flat on the tray of the wind tunnel machine. Then, the wind tunnel device created a wind with a constant speed of 18 meters per second for 10 minutes. Using the weight of sediments collected at the end of the tunnel after the test, SIWE was determined. The genetic algorithm model in combination with the artificial neural network was prepared and analyzed according to the Levenberg-Marquardt educational algorithm according to the variables having positive correlation with SIWE as the input of the model.

Results: The pH value of the soil varied between 7.00 and 8.81. Electrical conductivity values varied from 0.84 to 49.3 dS/m. The data of the soil texture components show a higher amount of clay compared to the silt and sand in the soils. The minimum lime (CCE) in the soil was 3.15% and the maximum was 30.52%. The inherent erodibility of soil against wind had a significant correlation with only two variables, electrical conductivity and EF. Hybrid genetic algorithm model was prepared with artificial neural network with two input variables EF and EC. The accuracy and precision of the model showed that the value of R^2 in the data of the training series was 9% different from test series data and the error value (RMSE) was 1.62 kg s m^{-4} . In the data of the training series, R^2 of the results obtained from the model (0.805) was higher than the data of the results obtained from the test series (0.714). Although the training data had more R^2 , therefore, the error (RMSE) of the training data was higher than the test and in the test series, the model with dispersion (GSDER) was less.

Conclusion: From the results obtained, it can be concluded that EC and EF of soil are important soil properties that can serve as suitable predictors to be incorporated into soil erosion estimation models. Additionally, the accuracy of the hybrid model estimation, using genetic algorithm with artificial neural network, for training series data is higher compared to the model's accuracy for testing series data. However, the model exhibits a higher error rate for training series data. Comparing the error, precision and accuracy of the model in estimating the inherent erodibility of the soil against the wind in comparison with different studies of soil erosion and soil physicochemical properties, the integrated model of the genetic algorithm and the neural network are of almost appropriate accuracy and precision in predicting and estimating soil inherent flexibility against wind erosion.

Keywords: Erodible fraction, Erodibility, Modeling, Soil salinity



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

نشریه حفاظت منابع آب و خاک

چکیده:

زمینه و هدف: فرسایش پذیری ذاتی خاک در برابر باد (SIWE)، حساسیت ذاتی ذرات تشکیل دهنده خاک در مقابل کنده شدن و انتقال، در مقابل فرسایش است. اندازه گیری فرسایش پذیری ذاتی خاک در برابر باد می تواند به وسیله دستگاه تونل باد صورت بگیرد، که عموماً پرهزینه، مشکل و زمان بر است. از طرف دیگر به دلیل تغییر مداوم شرایط مختلف زراعی و اقلیمی این ویژگی نیز دارای تغییرات زمانی و مکانی می باشد. بنابراین برآورد SIWE به وسیله ابزار هوش مصنوعی می تواند گامی مهم در برنامه ریزی عرصه های تحت فرسایش بادی باشد. در این تحقیق، برآورد این شاخص به کمک مدل الگوریتم ژنتیک در ترکیب با شبکه عصبی مصنوعی بررسی شد.

روش پژوهش: در منطقه مورد مطالعه که بخشی از دشت الله آباد در استان قزوین در مجاورت استان البرز است، ۷۲ نمونه از عمق ۱۰ - سانتی متری سطح خاک برداشته شد. شاخص جزء فرسایش پذیری بادی خاک (EF) که درصد خاکدانه های با قطر کوچکتر از ۰/۸۴ میلی - متر است در نمونه ها تعیین شد. همچنین بافت خاک (درصد رس، شن و سیلت)، pH، EC و کربنات کلسیم معادل اندازه گیری شدند. نمونه های خاک برداشته شده از مزرعه بعد از هوا خشک شدن از الک ۴/۷۵ میلی متری عبور داده شده و بر روی سینی دستگاه تونل باد بصورت صاف ریخته شد. سپس دستگاه تونل باد، بادی با سرعت ثابت ۱۸ متر بر ثانیه و به مدت ۱۰ دقیقه ایجاد نمود. با استفاده از وزن رسوبات جمع آوری شده در انتهای تونل بعد از انجام آزمایش، SIWE تعیین شد. مدل الگوریتم ژنتیک در ترکیب با شبکه عصبی مصنوعی بر طبق الگوریتم آموزشی لوببرگ - مارکوارت با توجه به متغیرهای دارای همبستگی مثبت با SIWE به عنوان ورودی مدل، تهیه و تحلیل شد.

یافته ها: مقدار pH خاک بین ۷/۰۰ تا ۸/۸۱ متغیر بود. مقادیر قابلیت هدایت الکتریکی از ۰/۸۴ تا ۴۹/۳ دسی زیمنس بر متر (ds/m) متفاوت بود. داده های اجزاء بافت خاک، نشان دهنده مقدار بیشتر رس در مقایسه با اجزاء سیلت و شن در خاک ها می باشد. حداقل آهک (CCE) در خاک، ۳/۱۵ درصد و حداکثر آن، ۳۰/۵۲ درصد بود. فرسایش پذیری ذاتی خاک در برابر باد فقط با دو متغیر قابلیت هدایت الکتریکی و EF همبستگی معنی دار داشت. مدل الگوریتم ژنتیک هیبرید با شبکه عصبی مصنوعی با دو متغیر ورودی EF و EC تهیه شد. بررسی صحت و دقت مدل نشان داد که مقدار R^2 در داده های سری آموزش ۹ درصد با داده های سری آزمون اختلاف داشت و مقدار خطا (RMSE)، $1/62 \text{ kg s m}^{-4}$ بود. در داده های سری آموزش، R^2 نتایج بدست آمده از مدل (۰/۸۰۵) بیشتر از داده های نتایج بدست آمده از سری آزمون (۰/۷۱۴) بود. اگرچه داده های آموزش از R^2 بیشتری برخوردار بودند، لذا خطای (RMSE) نتایج داده های آموزش از آزمون بیشتر بود و در سری آزمون، مدل دارای پراکندگی (GSDER) کمتری بود.

نتیجه گیری: از نتایج بدست آمده می توان نتیجه گرفت که شوری خاک و فاکتور جزء فرسایش پذیر خاک از ویژگی های مهم خاک هستند که می توانند به عنوان تخمین گر مناسب وارد مدل های برآورد فرسایش پذیری خاک شوند. همچنین دقت تخمین مدل تلفیقی الگوریتم ژنتیک با شبکه عصبی مصنوعی برای داده های سری آموزش نسبت به دقت مدل برای داده های سری آزمون بیشتر است. اما مدل برای داده های سری آموزش از خطای بیشتری برخوردار است. مقایسه خطا، دقت و صحت مدل در برآورد فرسایش پذیری ذاتی خاک در برابر باد در مقایسه با مطالعات مختلف فرسایش خاک و خصوصیات فیزیکی و شیمیایی خاک، مدل تلفیقی الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی از صحت و دقت مناسبی در پیش بینی و برآورد فرسایش پذیری ذاتی خاک در برابر باد برخوردار است.

واژگان کلیدی: شوری خاک، فرسایش پذیری، جزء فرسایش پذیر، مدل سازی

برآورد فرسایش پذیری ذاتی خاک در برابر باد به کمک الگوریتم ژنتیک در ترکیب با

شبکه عصبی مصنوعی

ساینا جعفریان^۱، علی محمدی ترکاشوند^{۲*}، عباس احمدی^۳، نازنین خاکی پور^۴ و مریم مرعشی^۵

۱) دانشجوی دکتری مدیریت منابع خاک، گروه علوم و مهندسی خاک، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.

۲) استاد گروه علوم و مهندسی خاک، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.

۳) دانشیار گروه علوم و مهندسی خاک، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران.

۴) استادیار گروه علوم و مهندسی خاک، واحد سوادکوه، دانشگاه آزاد اسلامی، سوادکوه، ایران.

۵) استادیار، گروه علوم و مهندسی خاک، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.

* ایمیل نویسنده مسئول: a-mohammadi@srbiau.ac.ir

آدرس تارنما:

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

پست الکترونیک:

iauwsrj@srbiau.ac.ir

iauwsrj@gmail.com

سال چهاردهم

شماره ۱ (۵۳)

تاریخ دریافت:

۱۴۰۲/۰۷/۲۷

تاریخ پذیرش:

۱۴۰۳/۰۲/۰۵

صفحات: ۶۷-۶۷

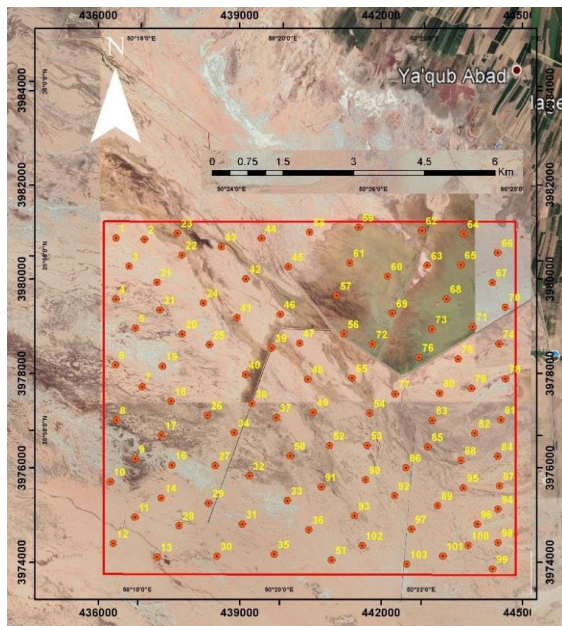
and Haghghat, 2009; Mohammadi Torkashvand et al., 2023; Nouri and Nikkami, 2008). هنگامی که تاثیر عوامل زبری سطح خاک و رطوبت خاک سطحی بر میزان فرسایش بادی ناچیز باشد، در این صورت، حساسیت ذاتی ذرات خاک در مقابل کنده شدن و انتقال را ویژگی‌های خود ذرات کنترل می‌کنند، که به آن فرسایش‌پذیری ذاتی خاک در برابر باد^۱ (SIWE) اطلاق می‌شود (Chandler, 2005). اندازه‌گیری فرسایش‌پذیری ذاتی خاک در برابر باد می‌تواند به وسیله دستگاه تونل باد صورت بگیرد (Song et al., 2005)، که این روش عموماً پرهزینه، مشکل و زمان‌بر است (Ostovari et al., 2016). از طرف دیگر به دلیل تغییرات مدیریتی و آب و هوایی ویژگی‌های خاک در طول فصل تغییر کرده و از جایی به جای دیگر متفاوت است بنابراین این ویژگی نیز دارای تغییرات زمانی و مکانی قابل توجهی می‌باشد. اغلب مطالعات نشان داده است که رابطه بسیار نزدیکی بین فرسایش‌پذیری خاک در مقابل باد و میزان جزء فرسایش‌پذیر خاک^۲ (EF) وجود دارد و این شاخص می‌تواند به عنوان معیاری از فرسایش‌پذیری خاک به کار رود. مطالعات (Chepil (1960) در زمینه تأثیر پراکندگی اندازه خاک‌دانه‌ها بر روی فرسایش‌پذیری ذاتی خاک خشک نشان داد که با افزایش میزان خاک‌دانه‌های با قطر کوچک‌تر از ۰/۸۴ میلی متر، حساسیت خاک به فرسایش توسط باد (فرسایش‌پذیری ذاتی) افزایش می‌یابد. (Lyles et al. (1969) نشان داده‌اند که رابطه خاک‌دانه‌های بزرگ‌تر از ۰/۸۴ میلی متر (به عنوان شاخص فرسایش‌پذیری خاک) و خصوصیات زود یافت را می‌توان با استفاده از روش گام به گام در رگرسیون چندگانه بدست آورد. البته رابطه ارائه شده برای فصول پاییز و بهار به دلیل متفاوت بودن نوع مدیریت خاک ورزی و نوع محصول کشت شده در این دو فصل متفاوت است.

در دهه‌های اخیر استفاده زیادی از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای ایجاد توابع انتقالی جهت تخمین خصوصیات دیریافت از روی خصوصیات زودیافت خاک شده است. محققین با تلفیق الگوریتم ژنتیک با شبکه‌های عصبی مصنوعی سعی در افزایش دقت برآوردها داشتند و به نتایج مناسبی دست یافتند (Aytek and Kisi, 2008). Goldberg (1989) در سال ۱۹۸۹ علت برآوردهای بهتر مدل ترکیبی شبکه‌عصبی-مصنوعی-الگوریتم ژنتیک را بهینه‌تر شدن اوزان شبکه‌عصبی مصنوعی وسط الگوریتم ژنتیک عنوان کرد. Nasseh و همکاران (2009) در پژوهشی ترکیب الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی مصنوعی را ابزاری قابل اعتماد و موفق در مدل‌سازی فشارهای به دست آمده از دستگاه ونتوری^۳ معرفی کردند. Tanasan و همکاران (2013) مدلی به منظور بهینه سازی کاربری اراضی، مبتنی بر الگوریتم ژنتیک چند منظوره برای آمایش سرزمین طراحی کردند و آن را در حوضه رودبار در جنوب کرمان مورد ارزیابی

فرسایش خاک یکی از مهم‌ترین انواع تخریب خاک است که باعث نگرانی‌های زیست‌محیطی در بسیاری از نقاط جهان می‌شود (Li et al, 2021). ارزیابی وضعیت فرسایش خاک برای هر برنامه بلندمدت حفاظت خاک بسیار مهم است. اندازه‌گیری‌های سنتی در محل، میزان دقیقی از نرخ فرسایش را ارائه می‌دهند (Gholami et al., 2021). فرسایش بادی به عنوان یک پدیده طبیعی مؤثر در تخریب سرزمین و بیابان زایی در مناطق خشک و نیمه‌خشک جهان، تحت تأثیر مؤلفه‌های گوناگونی قرار دارد، به گونه‌ای که درک ما از فرآیند فرسایش بادی اغلب به سبب تعدد و پیچیدگی عامل‌های مؤثر بر آن محدود می‌شود (Kouchami-Sardoo et al., 2020). فرسایش بادی زمانی رخ می‌دهد که بادهای فرسایشی بر روی سطوح سست، خشک و صاف خاک با دانه‌بندی ریز و پوشش گیاهی ضعیف می‌وزند (Rajabi Agereh et al., 2019). فرسایش بادی یکی از علل اصلی تولید ریزگرد برداشت سبب کاهش حاصلخیزی و کاهش عملکرد و در محل رسوب‌گذاری سبب ایجاد خسارت و کاهش عملکرد محصول (Zhao et al., 2006) می‌شود. این پدیده در بسیاری از نقاط جهان از جمله ایران، علاوه بر پیامدهایی که بر آب و هوا (Moradi and Aprajunqani, 2019) می‌گذارد، بر کشاورزی (Sarani and Rahdari, 2019) و سلامت انسان (Chahar Azar et al., 2019) نیز اثرات ناگواری دارد. از یک و نیم میلیون هکتار اراضی استان قزوین، معادل ۳۰ درصد یا به تعبیری، به همان وسعت دشت قزوین قابلیت کشاورزی دارد. از ۹۳۵ هزار هکتار عرصه منابع طبیعی استان، ۹۰ هزار هکتار به بیابان تبدیل شده و ۲۴۰ هزار هکتار دیگر در معرض تهدید است. خشکسالی این دشت را مستعد به بیابان‌زایی و منشاء تولید ریزگردها کرده است. بعلاوه فرسایش بادی در بخش‌های جنوبی آن، از جمله در حوزه جنوبی شهرستان آبیک به وضعیت حاد رسیده است. همه این موارد نشان می‌دهد که بحران بیابان‌زایی در استان قزوین چالشی جدی می‌باشد (طرح مطالعاتی آمایش استان قزوین، قزوین، ۱۳۹۷).

ضریب فرسایش‌پذیری ذاتی خاک یکی از معیارها و ویژگی‌های خاک است که برای نشان دادن مقاومت و یا حساسیت ذرات خاک در برابر عوامل فرساینده مورد استفاده قرار می‌گیرد و در بسیاری از مدل‌های فرسایش و رسوب نیز در نظر گرفته شده است (Merrill et al., 1997). فرسایش‌پذیری خاک نیز تحت تأثیر عواملی مانند رطوبت خاک سطحی، میکروتوپوگرافی یا زبری سطح خاک و حساسیت ذاتی خاک است (Vaezi et al., 2008; Mohammadi Torkashvand

از الکها با قطر ۴/۷۵، ۲، ۱، ۰/۵ و ۰/۲۵ میلی‌متر به آرامی قرار گرفت. این سری الکها به مدت ۳۰ ثانیه، با دامنه ارتعاش تقریباً ۵۰ هرتز و دامنه نوسان ۲ میلی‌متر تکان داده شد (Ahmadi et al., 2011). در ادامه مواد باقیمانده بر روی هر الک جمع آوری و توزین گردید. سپس از روی منحنی توزیع اندازه خاک‌دانه‌ها درصد خاک‌دانه‌های کوچک‌تر از ۰/۸۴ میلی‌متر برای هریک از نمونه‌های خاک محاسبه شد.



شکل ۱. مشخصات نقاط نمونه برداری شده و منطقه مورد مطالعه

اندازه‌گیری حساسیت ذاتی خاک به فرسایش بادی برای تعیین حساسیت ذاتی خاک به فرسایش بادی از یک دستگاه تونل باد از نوع دمشی استفاده شد (شکل ۲). این تونل متشکل از سه قسمت شامل، بخش مولد باد، دیفیوژر یا پخش کننده باد و بخش کار است. بخش کار شامل یک تونل با عرض ۵۰ سانتی‌متر، ارتفاع ۷۰ سانتی‌متر و طول ۳۷۰ سانتی‌متر است که سینی‌های خاک با ابعاد ۳×۴۰×۳۰ سانتی‌متر در این قسمت جای‌گذاری می‌شوند. نمونه‌های خاک برداشته شده از مزرعه بعد از هواخشک شدن از الک ۴/۷۵ میلی‌متری عبور داده شده و بر روی سینی دستگاه تونل باد بصورت صاف ریخته شد. سپس توسط دستگاه تونل باد، بادی با سرعت ثابت ۱۸ متر بر ثانیه که برابر با حداکثر باد قابل شبیه‌سازی با دستگاه مورد استفاده می‌باشد (Qorbanian, 2016) به مدت ۱۰ دقیقه ایجاد شد. میزان مواد فرسایش‌یافته از طریق توزین وزن رسوبات جمع‌آوری شده در انتهای تونل بعد از انجام آزمایش تعیین گردید. سپس SIWE با استفاده از رابطه (۱) محاسبه شد (Saxton et al., 2000):

$$SIWE = \frac{Q_e}{W_e(SC,K,WC)} \quad (\text{رابطه ۱})$$

قرار دادند، نتایج آنان دلالت بر کارایی بالای الگوریتم‌های بهینه‌سازی در مسائل مدیریت منابع طبیعی داشت. گرچه پژوهش‌های زیادی در خصوص استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در مطالعات زیست‌محیطی صورت گرفته است. اما تحقیقات چندانی در خصوص ترکیب الگوریتم ژنتیک و شبکه‌های عصبی مصنوعی در برآورد فرسایش‌پذیری بادی صورت نگرفته است، بنابراین پژوهش حاضر به بررسی امکان برآورد فرسایش‌پذیری ذاتی خاک در مقابل باد با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در ترکیب با الگوریتم ژنتیک در دشت الله‌آباد در جنوب غربی شهرستان آبیگ در استان قزوین در مرز با استان البرز پرداخته است.

مواد و روش‌ها

منطقه مطالعاتی و نمونه‌برداری

منطقه مورد مطالعه، بخشی از دشت الله‌آباد در استان قزوین بین مختصات ۵۷° ۵۰' - ۵۰° ۱۵' طول شرقی و ۳۵° ۵۳' - ۳۵° عرض شمالی و اقلیم نیمه‌خشک سرد می‌باشد. تراکم رسوبات جوان آبرفتی کواترنر (دوران چهارم) که توسط آب‌های جاری در چاله زمین‌ساختی دشت قزوین رسوب نموده و به تدریج سبب تشکیل دشت شده است (طرح مطالعاتی آمایش استان قزوین، قزوین، ۱۳۹۷). حداقل هدایت الکتریکی ویژه عصاره گل اشباع (EC_e) و نسبت سدیم جذب (SAR) خاک‌های منطقه مورد مطالعه به ترتیب برابر ۰/۴۱ dS/m و $0.5 (mmol/li)$ و حداکثر آن برابر ۲۲/۳ dS/m و $0.5 (mmol/li)$ است. میزان کربن‌آلی در خاک‌های منطقه ناچیز بوده و حداقل مقدار آن برابر ۰/۰۶٪ و حداکثر آن برابر ۲/۸۶٪ است.

با بررسی نقشه خاک دشت الله‌آباد، حداقل ۳۰ نوع خاک با تنوع زیاد در بافت، ساختمان و خصوصیات شیمیایی انتخاب و از عمق ۱۰ - ۰ سانتی‌متری، ۷۲ نمونه برداشته شد (شکل ۱). سپس نمونه‌های جمع‌آوری شده هواخشک و از الک ۲ میلی‌متری عبور داده و برای خصوصیات فیزیکی و شیمیایی خاک نگهداری شد. برخی خصوصیات خاک‌ها شامل درصد ذرات شن، سیلت و رس، pH گل اشباع، EC_e ، ظرفیت اشباع خاک، SAR، میزان کربنات‌های کلسیم معادل (CCE) اندازه‌گیری شد (Klute, 1986). مقدار کربن آلی خاک به روش والکلی - بلک اصلاح شده (Nelson and Sommers, 1982) اندازه‌گیری شد.

جزء فرسایش‌پذیر (EF) بادی خاک، درصد خاک‌دانه‌های با قطر کوچک‌تر از ۰/۸۴ میلی‌متر است (Chepil, 1958; Chepil, 1960). پس از عبور دادن خاک‌ها از الک هشت میلی‌متری، ۲۰۰ گرم از توده خاک توزین شده و در یک سری

جدول ۱. خصوصیات شبکه عصبی به طراحی شده در ترکیب با الگوریتم ژنتیک (مدل ANNs-GA)

خصوصیت	مدل ANNs-GA
تعداد نورون لایه اول	۴
تعداد نورون لایه دوم	۳
تعداد لایه پنهان	۲
الگوریتم آموزش	لونیگ-مارکوارت
تابع انتقالی	TanAxon
تعداد اپیک انتخابی	۱۰۰۰
تعداد اپیک خاتمه	۱۰۰۰
تعداد کروموزوم	۵۰
تعداد نسل	۱۰۰

برای آموزش ابتدا مقداردهی اولیه P عدد (جمعیت هر نسل) شبکه عصبی مصنوعی به طور انجام و میزان خطا با استفاده از داده‌های آموزش محاسبه شد. در مرحله بعد به روزرسانی ویژگی‌های شبکه با توجه به مقادیر EF خاک و نرخ‌های جهش و آمیزش انجام شد. الگوریتم بالا تا نبود بهبودی در ویژگی‌های شبکه با در نظر گرفتن جمعیت جدید به دست آمده تکرار گردید. در آخرین مرحله خروجی به دست آمده از اجرای شبکه با مقادیر واقعی مقایسه و در صورت حداقل شدن تفاوت بین دو مقدار بالا، اجرای مدل خاتمه یافت.

در این تحقیق برای ارائه مدل هیبرید الگوریتم ژنتیک با شبکه‌های عصبی مصنوعی ورودی‌های مدل با توجه ضریب همبستگی پیرسون بین خصوصیات خاک و SIWE انتخاب شد. ابتدا داده‌ها به دو دسته تقسیم شدند؛ ۷۵ درصد سری داده‌ها به آموزش (۵۴ داده) و ۲۵ درصد به آزمودن مدل (۱۸ داده) اختصاص یافت. به این ترتیب بر اساس داده‌های آموزشی، مناسب‌ترین مدل با بیشترین تناسب بین داده‌ها انتخاب و صحت و عملکرد مدل ارائه شده در زیر مجموعه آزمایشی مورد بررسی قرار گرفت.

ارزیابی مدل

کارایی روش‌های مختلف مدل‌سازی در برآورد SIWE با استفاده از دو آماره جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) و ضریب تبیین (R^2) مورد بررسی قرار گرفت:

$$R^2 = \frac{[\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})(\hat{y}_i - \bar{\hat{y}})]^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2 \sum_{i=1}^N (\hat{y}_i - \bar{\hat{y}})^2}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{N}}$$

که در آن‌ها: y_i ، \bar{y} و \hat{y}_i به ترتیب متغیر وابسته اندازه‌گیری، میانگین آن و متغیر وابسته برآورد شده بوده و N تعداد مشاهدات است.

که در آن:

SIWE: حساسیت ذاتی خاک شخم خورده فاقد پوشش سطح، سله و رطوبت ($(kg/m s) (s^2/g)$)
 Q_e : میزان خاک فرسایش یافته از سطح خاک لخت و دست خورده ($kg/m s$)
 S_C : پوشش گیاهی سطح خاک (%)
 K : زبری سطح خاک (cm)
 WC : شاخص بدون بعد سله و رطوبت خاک سطحی، مقدار این شاخص بین صفر تا یک متغیر بوده و مقدار صفر برای خاک مرطوب و دارای سله سطحی و مقدار یک برای خاک خشک دست خورده و بدون سله تعلق دارد.
 W_e : فرسایش پذیری باد در طی آزمایش (g/s^2) که از رابطه (۲) محاسبه شد (Saxton et al., 2000):

$$W_e = \rho \sum_0^n U^2 (U - U_t) \Delta t \quad (\text{رابطه ۲})$$

ρ : دانسیته هوا ($1/2 \times 10^3 g/m^3$)
 U : میانگین سرعت باد در هر فاصله زمانی (m/s)
 U_t : سرعت حد آستانه فرسایش باد (m/s)
 Δt : فاصله زمانی اندازه گیری میانگین سرعت باد (s)
 n : تعداد فواصل زمانی که در آن میانگین سرعت باد مساوی یا بیشتر از سرعت حد آستانه فرسایش بادی است.



شکل ۰. نمایی از تونل باد و محل قرارگیری نمونه در دستگاه

مدل‌سازی

در این تحقیق از الگوریتم ژنتیک به منظور یافتن نقطه بهینه توابع پیچیده غیرخطی در ترکیب با شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد و مناسب‌ترین مدل با استفاده از نرم افزار MATLAB V.8.1 ارائه گردید. الگوریتم ژنتیک باعث بهینه‌سازی وزن‌های شبکه عصبی مصنوعی شد. در واقع تابع هدف الگوریتم ژنتیک تابعی از نتایج آماری شبکه عصبی مصنوعی است (Nosrati and Eftekhari, 2014).

پایداری خاکدانه‌ها و شکل خاکدانه‌ها اشاره کرده و بیان داشته‌اند که فرسایش بادی خاک‌های کشت شده عمدتاً تحت تأثیر بافت خاک و سایر خصوصیات فیزیکی و شیمیایی است. Marashi et al. (2017) خصوصیات شیمیایی موثر در فرسایش‌پذیری بادی خاک را شوری، میزان ماده آلی و کربنات کلسیم عنوان کرده است و بیان کرده است که از خصوصیات فیزیکی مرتبط با فرسایش‌پذیری بادی خاک از همه مهمتر جزء فرسایش‌پذیر خاک می‌باشد (Chepil (1958 and 1960)). اساس نتایج مطالعات خود اظهار کرده است که اندازه و پایداری خاکدانه‌ها از مهمترین عوامل تعیین کننده حساسیت خاک به فرسایش بادی تاثیر می‌باشند. Buschiazzo Colazo and (2010) بیان کردند که روابط بین خصوصیات خاک با EF و پایداری خاکدانه‌ها^۶ (DAS)، امکان ایجاد مدل‌های ریاضی ساده را فراهم می‌کند این مسئله می‌تواند برای کمی کردن مقاومت خاک در برابر فرسایش بادی مفید باشد. Marashi et al. (2019) نشان دادند که با افزایش میزان کربنات کلسیم در خاک، پایداری خاکدانه‌ها افزایش یافته و در نتیجه از پراکندگی خاکدانه‌ها کاسته می‌شود.

جدول ۳، همبستگی بین ویژگی‌های اندازه‌گیری شده خاک با مقدار جزء فرسایش‌پذیری بادی خاک (EF) و فرسایش‌پذیری ذاتی خاک در مقابل باد (SIWE) را نشان می‌دهد. جزء فرسایش‌پذیری بادی خاک با سه خصوصیت خاک شامل pH، هدایت الکتریکی و مقدار رس، در سطح یک درصد همبستگی معنی‌دار نشان داد در حالی که فرسایش‌پذیری ذاتی خاک در برابر باد فقط با دو متغیر قابلیت هدایت الکتریکی و EF همبستگی معنی‌دار داشت. بر طبق نتایج (Munns (2003)، ارتباط شوری و EF به طور غیرمستقیم به واسطه اثر آن بر پوشش گیاهی است. بنابراین کاهش و یا تلف شدن پوشش گیاهی در اثر شوری منجر به کاهش خاکدانه‌سازی و این به نوبه خود، سبب افزایش خطر فرسایش بادی می‌شود (Munson et al., 2011)، به همین دلیل شوری خاک سبب افزایش طوفان‌های گرد و غبار و فرسایش بادی می‌شود (Kokelj et al., 2012). با این که EF همبستگی معنی‌دار با مقدار رس داشت (۰/۴۸۱). دلیل افزایش EF با افزایش میزان

همچنین معیارهای دیگری که برای ارزیابی مدل‌ها به کار رفتند شامل میانگین هندسی نسبت خطا^۴ (GMER) و انحراف استاندارد هندسی خطا^۵ (GSDER) بودند (روابط ۵ و ۶):

$$GMER = \exp\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \ln\left(\frac{\hat{y}_i}{y_i}\right)\right)$$

$$GSDER = \exp\left(\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N \left[\ln\left(\frac{\hat{y}_i}{y_i}\right) - \ln(GMER)\right]^2\right)^{1/2}$$

میانگین هندسی نسبت خطا (GMER) نشان دهنده میزان انطباق بین مقادیر اندازه‌گیری شده و برآورد شده است. اگر GMER برابر یک باشد، نشان دهنده انطباق کامل بین مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده است. GMER بزرگتر و کمتر از یک نشان دهنده آن است که مقادیر پیش‌بینی شده به ترتیب بزرگتر و کمتر از مقادیر اندازه‌گیری شده است. انحراف استاندارد هندسی خطا (GSDER) معیاری از پخشیدگی داده‌ها است و هر چه به یک نزدیک‌تر باشد نشان دهنده پخشیدگی کمتر است (Tietje and Hennings. 1996).

نتایج و بحث

برخی شاخص‌های آماری آزمایش نمونه‌های برداشت شده خاک در جدول ۲ مشاهده می‌شود. مقدار pH خاک بین ۷/۰۰ تا ۸/۸۱ متغیر بود. مقادیر قابلیت هدایت الکتریکی از ۰/۸۴ تا ۴۹/۳ دسی زیمنس بر متر (dS/m) متفاوت بود. داده‌های اجزاء بافت خاک، نشان‌دهنده مقدار بیشتر رس در مقایسه با اجزاء سیلت و شن در خاک‌ها است. حداقل کربنات کلسیم معادل^۶ (CCE) در خاک، ۳/۱۵ درصد و حداکثر آن، ۳۰/۵۲ درصد بود. بالا بودن ضریب تغییرات ویژگی‌های خاک‌های مورد مطالعه نشان دهنده تنوع زیاد نمونه‌های مورد مطالعه و مناسب بودن در مدل‌سازی می‌باشد. Black and Chanasyk (1989)، Young and Muchler (1986) و Lyles and Tatarko (1977) اظهار داشته‌اند که خصوصیات فیزیکی و شیمیایی خاک در فرسایش‌پذیری ذاتی آن مؤثر هستند آنان از این خصوصیات به بافت و ساختمان، توزیع اندازه خاکدانه‌ها،

جدول ۲. مقادیر، حداقل، حداکثر، میانگین، انحراف استاندارد (SD) و ضریب تغییرات (CV) برخی ویژگی‌های فیزیکی و شیمیایی ۷۲ نمونه خاک

خصوصیت	واحد	تعداد نمونه	حداقل	حداکثر	میانگین	انحراف معیار	ضریب تغییرات (%)
pH	-	۷۲	۷/۰۰	۸/۸۱	۷/۸۴	۰/۳۱	۶/۲
EC	(dS/m)	۷۲	۰/۸۴	۴۹/۳	۱۵/۶۲	۱۰/۴۲	۳۸/۲
کربنات کلسیم معادل (CCE)	(%)	۷۲	۳/۱۵	۳۰/۵۲	۱۷/۳۲	۴/۱۴	۳۲/۶
رس	(%)	۷۲	۱/۲۱	۸۸/۰۰	۳۹/۴۲	۲۹/۳۶	۴۵/۸
سیلت	(%)	۷۲	۰/۰۵	۵۵/۱۲	۱۵/۱۶	۱۴/۲۶	۸۴/۶
شن	(%)	۷۲	۱/۲۳	۵۱/۶۲	۱۰/۸۰	۸/۵۴	۱۱۰/۴
جزء فرسایش‌پذیری بادی خاک (EF)	(%)	۷۲	۳۰/۶۵	۸۷/۳۲	۶۷/۰۴	۱۷/۵۴	۱۸/۸

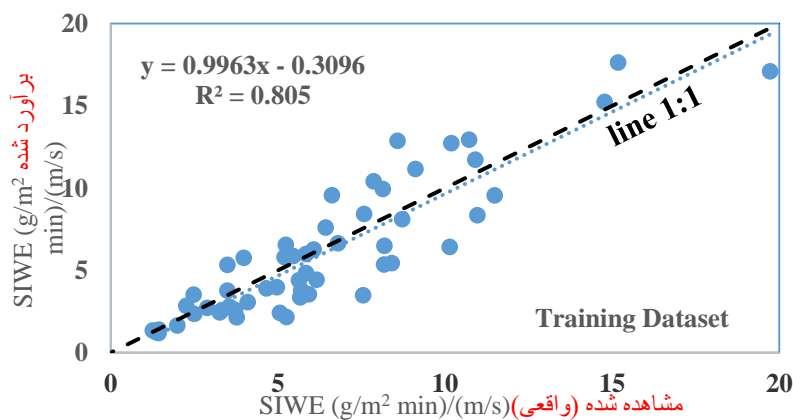
جدول ۳. ضرایب همبستگی ساده (r) بین برخی خصوصیات فیزیکی و شیمیایی خاک

متغیر	pH	EC	CCE	رس	سیلت	شن	EF
pH	۱						
EC	۰/۰۳۶	۱					
CCE	*۰/۳۲۱	*۰/۳۱۷	۱				
رس	**۰/۳۴۹	**۰/۶۹۸	**۰/۴۱۵	۱			
سیلت	۰/۲۲۳	۰/۲۳۱	۰/۱۲۲	*۰/۳۲۸	۱		
شن	۰/۰۹-	-۰/۲۴۰	**۰/۱۹۳	۰/۰۸۱	**۰/۴۲۵	۱	
EF	**۰/۳۹۸	**۰/۵۶۴	۰/۱۰۵	**۰/۴۸۱	۰/۱۰۲	۰/۰۵۴	۱
SIWE	۰/۲۲۳	**۰/۴۲۱	۰/۱۶۲	۰/۱۵۸	-۰/۱۸۷	۰/۰۹۶	**۰/۶۷۰

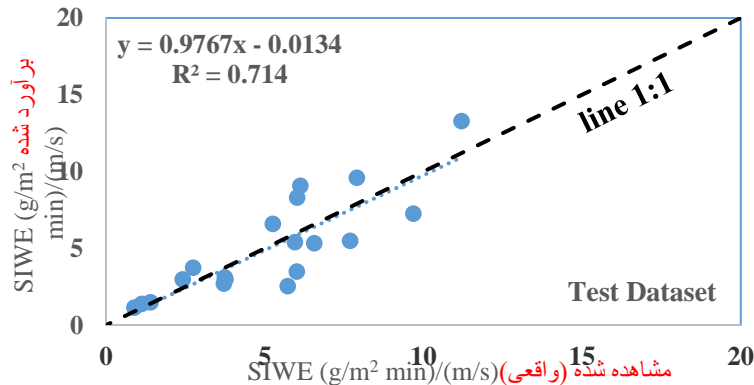
** و * به ترتیب نشان دهنده معنی دار بودن همبستگی در سطح احتمال ۹۵ و ۹۹ درصد می باشد.

عوامل مؤثر بر فرسایش پذیری خاک هاست و کاهش آن سبب افزایش تخریب خاک می شود (Marashi et al., 2017 and 2019). لذا در مدل سازی، از دو متغیر EF و EC به عنوان متغیرهای ورودی مدل استفاده شد. شکل های ۳ و ۴ به ترتیب وضعیت داده های آموزش حول خط ۱:۱ داده های مشاهده ای و تخمینی SIWE را نشان می دهد. جدول ۴، نتایج معیارهای ارزیابی مدل های ارائه شده برای تخمین SIWE در دو سری داده های آموزش و آزمون را نشان می دهد.

رس خاک، ساختمان ضعیف خاک های مورد مطالعه است. به عبارت دیگر بخش اعظم ذرات رس در خاک های مورد مطالعه یا به صورت تک دانه بوده و یا خاکدانه های بسیار ریز را شامل می شوند. بدین دلیل که اکثر خاک های دارای رس زیاد در اراضی شور واقع شده اند، بنابراین سدیم زیاد این اراضی مانع از ایجاد خاکدانه های پایدار می شود. ارتباط معنی دار EF با SIWE نشان دهنده اهمیت خاکدانه های با قطر کوچکتر از ۰/۸۴ میلی متر در فرسایش بادی است (Nouri et al., 2023). پایداری خاکدانه ها یکی از



شکل ۳. وضعیت داده های آموزش حول خط ۱:۱ داده های مشاهده ای و تخمینی SIWE



شکل ۴. وضعیت داده های آزمون حول خط ۱:۱ داده های مشاهده ای و تخمینی SIWE

جدول ۴. مقادیر RMSE، GMER و GSDER در دو مرحله آموزش و آزمون مدل

RMSE (kg s m ⁻⁴)	R ²	GSDER	GMER
<u>سری آموزش</u>			
۱/۶۲	۰/۸۰۵	۱/۳۳	۰/۹۰
<u>سری آزمون</u>			
۱/۷۱	۰/۷۱۴	۱/۳۹	۰/۹۶

Hosseini et al. (2013) در مدل‌سازی رواناب-بارش و al. (2023) در پیش‌بینی بار معلق رودخانه‌ای اشاره کرد.

نتیجه‌گیری

از نتایج بدست آمده می‌توان نتیجه گرفت که شوری خاک و فاکتور جزء فرسایش‌پذیر خاک از ویژگی‌های مهم خاک هستند که می‌توانند به عنوان تخمین‌گر مناسب وارد مدل‌های برآورد فرسایش‌پذیری خاک شوند. همچنین دقت تخمین مدل تلفیقی الگوریتم ژنتیک با شبکه عصبی مصنوعی برای داده‌های سری آموزش نسبت به دقت مدل برای داده‌های سری آزمون بیشتر است. اما مدل برای داده‌های سری آموزش از خطای بیشتری برخوردار است. مقایسه خطا، دقت و صحت مدل در برآورد فرسایش‌پذیری ذاتی خاک در برابر باد در مقایسه با مطالعات مختلف فرسایش خاک و خصوصیات فیزیکی و شیمیایی خاک، مدل تلفیقی الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی از صحت و دقت مناسبی در پیش‌بینی و برآورد فرسایش‌پذیری ذاتی خاک در برابر باد برخوردار است.

در داده‌های سری آموزش، R² نتایج بدست آمده از مدل (۰/۸۰۵) بیشتر از داده‌های نتایج بدست آمده از سری آزمون (۰/۷۱۴) بود. مقدار R² در داده‌های سری آموزش ۹ درصد با داده‌های سری آزمون اختلاف داشت. اگرچه داده‌های آموزش از R² بیشتری برخوردار بودند، اما خطای (RMSE) نتایج داده‌های آموزش از آزمون بیشتر بود (جدول ۴) و در سری آزمون، مدل دارای پراکندگی (GSDER) کمتری بود. در سال‌های اخیر استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان ابزاری قدرتمند با قابلیت پیش‌بینی روابط خطی و غیرخطی در مسائل پیچیده مهندسی افزایش یافته است (Mokhtari et al., 2011; Marashi et al., 2017; Abdollahzadeh et al., 2011; Nouri et al., 2023; Menhaj, 2002; Besalatpour et al., 2013; Khanbabakhani et al., 2020; Sarkar and Mishra, 2018). با این حال، تعدادی از مطالعات، از کارایی مناسب الگوریتم ژنتیک در آموزش شبکه عصبی در مطالعات خاک حکایت دارد که می‌توان به مطالعات Jain and Srinivasulu (2004) در پیش‌بینی شوری خاک، Taghizade Mehrjerdi et

Reference:

- Abdollahzadeh, A., Mukhlisin, M., & El Shafie, A. (2011). Predict soil erosion with artificial neural network in Tanakami (Japan). *WSEAS Transactions on Computers*, 10 (2): 51–60.
- Ahmadi, A., Neyshabouri, M. R., Rouhipour, H., & Asadi, H. (2011) Fractal dimension of soil aggregates as an index of soil erodibility. *J Hydrol* 400 (3-4), 305-311.
- Aytek A, & Kisi, O. (2008). A genetic programming approach to suspended sediment modeling. *Journal of Hydrology*, 351: 288-298.
- Besalatpour, A. A., Ayoubi, S., Hajabbasi, M. A., Mosaddeghi, M. R., & Schulin, R. (2013). Estimating wet soil aggregate stability from easily available properties in a highly mountainous watershed. *Catena*, 111: 72-79.
- Black, J. M. W. & Chanasyk, D. S. (1989). The wind erodibility of some Alberta soils after seeding: aggregation in addition to field parameter. *Canadian Journal of Soil Science* 69: 835-875.
- Chahar Azar, F., Chahar Azar, Y., & Javad Amiri, M. (2019). The Role of aerosol on Human Health and the Environment, International Dust Conference on Southwest Asia, 23-25 April 2019, University of Zabol, Zabol, Iran. In Persian.
- Chandler, D. G. (2005). Predicting wind erodibility of loessial soils in the Pacific Northwest by particle sizing. *Arid Land Res Manag* 19: 13-27.
- Chepil, W. (1958). Soil conditions that influence wind erosion. *USDA Tech, Bui*, No, 1185.
- Chepil, W. (1960). Conservation of relative field erodibility to annual soil loss by wind. *Soil Sci Soc Am J* 24(2):143-148.
- Colazo, J. C., & Buschiazzo, D. E. (2010). Soil dry aggregate stability and wind erodible fraction in a semiarid environment of Argentina. *Geoderma*, 159 (1-2): 228-236.
- Gholami, H., Mohammadifar, A., Golzari, S., Kaskaoutis, D. G., & Collins, A. L., (2021). Using the Boruta algorithm and deep learning models for mapping land susceptibility to atmospheric dust emissions in Iran. *Aeolian Res.* 50, 100682.
- Goldberg, D. E. (1989). Genetic algorithm in search, optimization and machine learning. Addison Wesley, Reading, MA, 412p.

- Hosseini, M., Hemmati, M., & Yasi, M. (2023). 'Predicting River Suspended Load Using Artificial Neural Network and Non-Dominant Genetic Sorting Algorithm', *Applied Soil Research*, 10(4), pp. 45-60.
- Jain, A. & Srinivasulu, S. (2004). Development of effective and efficient rainfall-runoff models using integration of deterministic, real-coded genetic algorithms and artificial neural network techniques. *Water and resource research*, 40(4), W04302.
- Khanbabakhani E., Mohammadi Torkashvand A., & Mahmoodi M. A., (2020). The possibility of preparing soil texture class map by artificial neural networks, inverse distance weighting, and geostatistical methods in Gavoshan dam basin, Kurdistan. *Arabian J Geosci* 13 (5), 1-14
- Klute, A. (1986). *Methods of Soil Analysis: Part 1. Physical and Mineralogical Methods* (Sssa Book Series No 5) 2nd Edition, Am Soc Agron Soil Sci Soc Am, Madison, WI.
- Kokelj S. V., Lantz T. C., Solomon S., Pisaric M. F. J., Keith D., Morse P., Thienpont J. R., Smol J. P., & Esagok D. (2012). Using multiple sources of knowledge to investigate northern environmental change: regional ecological impacts of a storm surge in the outer Mackenzie delta, N.W.T. *Arctic*, 65(3): 257 – 272.
- Kouchami-Sardoo, I., Shirani, H., Esfandiarpour-Boroujeni, I., & Besalatpour, A. A. (2020). Development and application of two hybrid metaheuristic algorithms to identify the most important parameters influencing wind erosion. *Journal of Arid Biome*, 10(1), pp. 31-45. doi: 10.29252/aridbiom.2021.1997
- Li, H., Zhu, L., Dai, Z., Gong, H., Guo, T., Guo, G., Wang, J., & Teatini, P., (2021). Spatiotemporal modeling of land subsidence using a geographically weighted deep learning method based on PS-InSAR. *Sci. Total Environ.* 799, 149244.
- Lyles, L. & Tatarko, J. 1986. Wind erosion effects on soil texture and organic matter. *Journal of Soil and Water Conservation* 41: 191-194.
- Lyles, L., Disrud, L. A. & Woodruff, N. P. (1969). Effects of soil physical properties, rainfall characteristics, and wind velocity on clod disintegration by simulated rainfall. *SSSA Proc*, 33(2): 302-306.
- Marashi, M., Mohammadi Torkashvand, A., Ahmadi, A., & Esfandiari, M. (2017). Estimation of soil aggregate stability indices using artificial neural network and multiple linear regression models. *Spanish J Soil Sci* 7(2): 89-99.
- Marashi, M., Mohammadi Torkashvand, A., Ahmadi, A., & Esfandiari, M. (2019). Adaptive neuro-fuzzy inference system: estimation of soil aggregates stability. *Acta Ecol Sinica*. 39(1):95-101.
- Menhaj, M. (2001). *Artificial neural network training*. Sharif University of Technology Press, Tehran, Iran.
- Merrill, S. D., Black, A. L., & Halvorson, A. (1997). Soil-inherent wind erodibility: Progress and prospects; Paper presented at the Proceedings Wind Erosion: An International Symposium/Workshop.
- Mohammadi Torkashvand A., Nikkami, D. (2008). Investigating some methodologies of preparing erosion features map by using RS and GIS. *Int J Sediment Res* 23 (2): 124-132.
- Mohammadi Torkashvand, A., Haghighat, N. (2009). Investigation of some models derived from data layers integration in geographic information system with slope layer for providing water-soil erosion types maps. *Res J Environ Sci* 3 (2), 202-209.
- Mokhtari, P., Ayoubi, S. H., Honarju, N., & Jalalian, A. (2011). Predicting soil organic matter by artificial neural network in landscape scale using remotely sensed data and topographic attributes. *Geophys Res Abs* 13: 10-75.
- Moradi, G. & Aprajunqani, A. (2019) Investigating the Origin of aerosol and their Impacts on Air Pollution, International Dust Conference on Southwest Asia, 23-25 April 2019, University of Zabol, Zabol, Iran. In Persian.
- Munns, R. (2003). Comparative physiology of salt and water stress. *Plant Cell Environ* 25: 239-50.
- Munson, SM, Belnap, J, Okin, SG (2011). Responses of wind erosion to climate-induced vegetation changes on the Colorado Plateau. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 108(10): 3854–3859.
- Nasseh, S., Mohebbi, A., Sarrafi, A., & Taheri, M. (2009). Estimation of pressure drop in venturi scrubbers based on annular two-phase flow model, artificial neural networks and genetic algorithm. *J Chem Engin* 150: 1. 131-138.
- Nelson, D. W., & Sommers, L. E. (1982). Total carbon, organic carbon, and organic matter: 539-579, In: Page AL (ed.) *Methods of Soil Analysis. Part 2.* 2nd ed. American Society of Agronomy, Madison, WI .
- Nosrati, H., Eftekhari, M. (2014). A new approach for variable selection using fuzzy logic. *Computational Intelligence in Electrical Engineering*, 4, 71 -83.
- Nouri, A., Esfandiari, M., Eftekhari, E., Mohammadi Torkashvand, A., & Ahmadi, A. (2023). Development support vector machine, artificial neural network and artificial neural network – genetic algorithm hybrid models for estimating erodible fraction of soil to wind erosion. *International Journal of River Basin Management*. <https://doi.org/10.1080/15715124.2022.2153856>
- Ostovari, Y., Ghorbani-Dashtaki, S., Bahrami, H. A., Naderi, M., Dematte, J. A. M., & Kerry, R. (2016). Modification of the USLE K factor for soil erodibility assessment on calcareous soils in Iran. *Geomorphology*, 273, 385–395.
- Qorbanian, R. (2016). *Development of Pedotransfer functions for estimation of soil inherent wind erodibility (A case study: Dash-e –Tabriz)*. University of Tabriz.

- Rajabi Agereh, S., Kiani, F., Khavazi, K., Rouhipour, H., & Khormali, F., (2019). An environmentally friendly soil improvement technology for sand and dust storms control. *Environ. Health Eng. Manag. J.* 6 (1), 63–71.
- Sarani, A., & Rahdari, S. (2019). Aerosol on Agricultural Performance and Extension Activities. International Dust Conference on Southwest Asia, 23-25 April 2019, University of Zabol, Zabol, Iran.
- Sarkar, T., & Mishra, M. (2018). Soil erosion susceptibility mapping with the application of logistic regression and artificial neural network. *J Geovisual Spatial Anal* 2: 1-17.
- Saxton, K., Chandler, D., Stetler, L., Lamb, B., Claiborn, C. & Lee, B. H. (2000). Wind erosion and fugitive dust fluxes on agricultural lands in the Pacific Northwest. *Transactions of the ASAE*, 43: 623-630.
- Shahkoui, A., & Rahmani, T. (2018). Climatic Survey of aerosol at Northwest of Iran, Second National Meteorological Conference of Iran, 9th May 2018, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran.
- Song, Y., Liu, L., Yan, P., & Cao, T. (2005). A review of soil erodibility in water and wind erosion research. *J Geograph Sci* 15, 167-176.
- Taghizadeh Mehrjerdi, R., Sarmadian, F., Savaghebi, G., Mahmoodian, A., Tmonanian, N., Roosta, M. J., & Rahimian, MH. (2013). The comparison of Neuro-fuzzy, Genetic Algorithm, Neural Network, and Multivariate Regression methods in anticipation of soil salinity (case study: Ardakan city). *Pasture Watershed Manag (Natural Resources of Iran)*. 66(2):207-222.
- Tanasan, M. (2013). Designing spatial optimization land use model using multi-objective genetic algorithm whit land use planning approach, MSc Thesis, Department of Remote Sensing and GIS, Shahid Beheshti University, (In Persian).
- Tietje, O., and V. Hennings. 1996. Accuracy of the saturated hydraulic conductivity prediction by pedo-transfer functions compared to the variability within FAO textural classes. *Geoderma* 69, 71–84.
- Vaezi, A. R., Sadeghi, S. H., Bahrami H.A., & Mahdian, M. (2008). Modeling the USLE K-factor for calcareous soils in northwestern Iran. *Geomorphology* 97, 414–423.
- Young, R.A., & Muchler, C.K. (1977). Erodibility of some Minesota Soils. *Journal of Soil and Water Conservation* 32: 180-182.
- Zhao H. L., Yi, X. Y., Zhou, R. L., Zhao, X. Y., Zhang, T. H., & Drake, S. (2006). Wind erosion and sand accumulation effects on soil properties in Horqin Sandy Farmland, Inner Mongolia. *Catena*, 65: 71-79.

یادداشت‌ها

¹ Soil inherent wind erodibility² Erodible fraction of soil³ Venturi scrubbers⁴ Geometric mean of error ratio (GMER)⁵ Geometric standard deviation of error ratio (GSDER)⁶ Calcium carbonate equivalent⁷ Dry aggregate stability