Evaluating the efficiency of different machine learning models in extracting the map of erosion forms of arid watersheds (Case study: Mukhtaran plain watershed, South Khorasan, Iran)

Hadi Memarian[a,*] , Javad Momeni Damaneh[b]

[a] *Associate Professor, Department of Watershed Management (Research Group of Drought and Climate Change), Faculty of Natural Resources and Environment, University of Birjand, Birjand, Iran*
[b] *Ph. D, Department of Natural Resources, Faculty of Agriculture and Natural Resources, University of Hormozgan, Bandar Abbas, Iran*

Research Full Paper
Article History (Received: 2024/07/15 Accepted: 2024/11/10)

Extended abstract

1- Introduction

Soil conservation is of paramount importance for sustainable development, food security, and environmental protection. Understanding soil erosion is considered as a critical practice for soil conservation programs worldwide. Currently, soil erosion is increasingly recognized as a serious concern for sustainable agriculture, water resources management, and modern civilization. Soil erosion poses a significant threat to soil, ecology, and humanity since the long-term productive capacity of soil is profoundly impacted by the degradation and washing away of topsoil and soil organic matter. In arid regions like Iran, soil erosion is a major crisis and can be considered as one of the critical challenges for agricultural development, natural resources, and the environment. The high sediment load entering rivers from upstream areas leads to increased water turbidity, reduces the lifespan of dams due to reservoir sedimentation, and negatively affects water quality and biological activity.

2- Materials and Methods

The Mukhtaran watershed is located in the South Khorasan province of Iran, covering an area of 2421 square kilometers. It lies on the southern slopes of the Bagheran Mountains and encompasses a diverse range of landforms, including mountainous and hilly terrain, vast plains, and playa devoid of vegetation. Annual precipitation in the Mukhtaran region varies between 150 millimeters in the lowlands and 220 millimeters in the highlands. The average annual temperature is 14.3 degrees Celsius; the average minimum temperature is 5.6 degrees Celsius, and the average maximum temperature is 22.7 degrees Celsius. In this work, at the first stage, various base maps including the drainage network, basin slope, geology, geomorphology, soil, and land use were extracted. Then, the map of work units was identified and classified. Subsequently, by interpreting the available aerial photographs, the extent of rill erosion forms was separated on the primary map. Through field visits, the locations of rill, gully, and streambank erosion were recorded using the GPS. The number of points for each erosion type and severity level were as follows: Rill erosion: Low: 55 points, Medium: 90 points, Severe: 58 points, very severe: 66 points, Gully erosion: Low: 62 points, Medium: 69 points, Severe: 63 points, Streambank erosion: Low: 95 points, Medium: 107 points, Severe: 12 points. Based on a review of previous studies and considering the nature of water erosion and the available baseline information resources in the region, 25 important and influential variables on water erosion were

* **Corresponding Author: hadi_memarian@birjand.ac.ir**

[DOI: 10.61186/jeer.14.4.119]

identified and their maps were prepared using various sources. Employing the available information, 25 environmental variables were considered for model generation, including 5 physiographic variables, 2 climatic variables, 4 hydrologic variables, 8 soil variables, 4 land cover variables, and 2 geological variables. The data was divided into two groups for training and validation with a ratio of 70 to 30. The model was repeated five times to evaluate its stability. The performance of the model was evaluated using the metrics ROC, KAPPA, and TSS.

3- Results

Based on the validation analysis results, the best model for slight to very severe rill erosion was the ensemble model (ESMs) with the accuracies of 97.0%, 85.0%, 90.0%, and 98.0%, respectively. For slight to severe gully erosion, the ensemble model (ESMs) also performed best simulation with the accuracies of 88.0%, 96.0%, and 96.0%. Finally, for slight and moderate streambank erosion, most models performed well, but the ensemble model (ESMs) had the highest accuracies with 94.0%, 98.0%, and 99.0%, respectively. In all forms of erosion, the ensemble model (ESMs) performed best simulation based on all three coefficients, at an excellent level.

4- Discussion & Conclusions

Mukhtaran watershed is severely faced with the problem of land degradation in various forms of erosion such as channel erosion, rill erosion and stream bank erosion, and this is the reason that not only the economy of this area is affected, also the natural environment and ecosystem related to it. In this study, different machine learning approaches with random sample partitioning were applied to estimate the most accurate vulnerable areas with the maximum possible accuracy. An examination of the relative importance of all environmental factors in each of the three major types of water erosion in the study area showed that physiographic factors, geological factors, land cover, and soil had a significant impact on the geographical distribution of water erosion forms in the Mukhtaran watershed. These results are consistent with the studies that have used support vector machine as an effective tool for mapping erosion susceptibility in watersheds. Overall, it can be concluded that machine learning models are effective and novel approaches for land use planning and erosion risk management.

Key Words: Soil erosion, Morphometric variables, Machine learning, Model evaluation, Ensemble model، Mukhtaran watershed

Cite this article: Memarian, H., & Momeni Damaneh, J. (2025). Evaluating the efficiency of different machine learning models in extracting the map of erosion forms of arid watersheds (Case study: Mukhtaran plain watershed, South Khorasan, Iran). *Journal of Environmental Erosion Research. 2025; 14 (4) :119-145*. http//doi.org/

© The Author(s).
DOI: http//doi.org/
Published by Hormozgan University Press.
URL: http://magazine.hormozgan.ac.ir

[DOI: 10.61186/jeer.14.4.119]

ارزیابی کارآیی مدل‌های مختلف یادگیری ماشین در تهیه نقشه اشکال فرسایش حوضه‌های آبخیز مناطق خشک (مطالعه موردی: حوزه آبخیز دشت مختاران، خراسان جنوبی)

هادی معماریان خلیل آباد*: *دانشیار دانشکده منابع طبیعی و محیط زیست و عضو گروه پژوهشی خشکسالی و تغییر اقلیم، دانشگاه بیرجند، ایران.*

جواد مومنی دمنه: *دانش آموخته دکتری بیابان‌زدایی، گروه مهندسی منابع طبیعی، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه هرمزگان، بندرعباس، ایران.*

نوع مقاله: پژوهشی

تاریخچهٔ مقاله (تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۴/۲۵ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۸/۲۰)

DOI: http//doi.org/

چکیده

لازمه مدیریت فرسایش خاک، ارائه راه‌کارهای مناسبی می‌باشد که با شناخت از وضعیت فرسایش خاک حاصل می‌شود. هدف از مطالعه حاضر، مدل‌سازی اشکال فرسایش آبی با ۲۵ متغیر محیطی و با استفاده از ۱۰ مدل یادگیری ماشین در نرم افزارR و بررسی پایداری مدل به‌منظور آگاهی از حساسیت‌پذیری این نوع از فرسایش در حوضه آبخیز مختاران استان خراسان جنوبی می‌باشد. بدین منظور، موقعیت ۱۰ فرسایش آبی غالب حوزه با استفاده ازGPS ثبت شد. این وقایع در قالب دو گروه آموزش و اعتبارسنجی با نسبت ۷۰ به ۳۰ کلاس‌بندی شد. به منظور ارزیابی پایداری و کارایی مدل، پنج تکرار از آن اجرا شد. کارایی مدل با استفاده از معیارهای ROC، KAPPA و TSS ارزیابی شد. نقشه‌های حاصل از مدل‌سازی به چهار کلاس فرسایش کم، متوسط، شدید و خیلی شدید طبقه‌بندی شدند. با توجه به نتایج پایداری، بهترین مدل‌سازی برای فرسایش شیاری کم تا خیلی‌شدید، مدل اجماعی(ESMs) به ترتیب با دقت ۰/۹۷، ۰/۸۵، ۰/۹۰ و ۰/۹۸، فرسایش آبراهه‌ای کم تا شدید، مدل اجماعی (ESMs) به ترتیب با دقت ۰/۸۸، ۰/۹۶ و ۰/۹۶ و در نهایت در فرسایش کناره ای رودخانه کم و متوسط، اکثر مدل‌ها دقت بسیار بالای اجرا شدند. مدل‌های اجماعی (ESMs) در مجموع بهترین عملکرد را در پیش‌بینی تمامی اشکال فرسایش از خود نشان دادند. این مدل‌ها در هر سه ضریب ارزیابی، دقت بسیار بالایی معادل ۰/۹۴، ۰/۹۸ و ۰/۹۹ درصد را به دست آوردند. بررسی اهمیت نسبی تمام فاکتورهای محیطی در هر سه نوع شکل عمده فرسایش آبی منطقه مورد بررسی نشان‌دهنده‌ی این بود که عوامل فیزیوگرافیک، زمین شناسی، پوشش سطحی‌خاک و خاکشناسی اهمیت قابل‌توجهی در پراکنش جغرافیایی اشکال فرسایش آبی در حوزه مختاران دارند. در مجموع می‌توان مدل‌های یادگیری ماشین را به عنوان یک رویکرد مؤثر و نوین برای برنامه‌ریزی کاربری اراضی و مدیریت ریسک فرسایش معرفی نمود.

واژگان کلیدی: ارزیابی مدل، عوامل مورفومتریک، فرسایش خاک، حوزه مختاران، یادگیری ماشین، مدل تجمیعی

* نویسندهٔ مسئول: hadi_memarian@birjand.ac.ir

[DOI: 10.61186/jeer.14.4.119]

۱ـ مقدمه

حفاظت خاک برای توسعه پایدار، امنیت غذایی و حفاظت از محیط‌زیست از اهمیت بالایی برخوردار است (Morgan et al., 2005). درک عمیق از فرایند فرسایش خاک، پیش‌نیاز اصلی برای طراحی و اجرای برنامه‌های موفق حفاظت از خاک در سطح جهانی است (Vanmaercke et al., 2011). امروزه، فرسایش خاک به یکی از جدی‌ترین چالش‌های پیش روی کشاورزی پایدار، مدیریت منابع آب و تمدن بشری تبدیل شده است (Panagos et al., 2015). فرسایش خاک یکی از مهم‌ترین تهدیدهایی است که خاک، محیط زیست و آینده بشر را با خطر جدی مواجه کرده است. تخریب و شستشوی لایه سطحی خاک و مواد آلی موجود در آن، به طور مستقیم بر کاهش حاصلخیزی خاک و در نتیجه، کاهش تولید محصولات کشاورزی تأثیر می‌گذارد (García-Ruiz et al., 2017). فرسایش خاک یک فرآیند پیچیده است که به پوشش گیاهی و کاربری‌اراضی، توپوگرافی حوزه آبخیز، ویژگی‌های خاک، اقلیم و شیوه‌های مدیریت زمین بستگی دارد. در قرن اخیر، فرسایش خاک به دلیل فعالیت‌های انسانی تشدید یافته و یک مشکل عمده زیست‌محیطی است (Scott et al., 2001). خاک سطحی زمانی جدا می‌شود که بارندگی یا قدرت جریان آب بیشتر از مقاومت خاک در برابر ضربه باشد (Sharma et al., 2015). فرسایش آبی به صورت‌های مختلفی چون ورقه‌ای، خندقی، لغزش، جریان‌گلی، رودخانه‌ای، شیاری و آبراهه‌ای رخ می‌دهد که هر یک مکانیسم خاص خود را دارند (Alkharabsheh et al., 2013). در مناطق خشک و نیمه خشکی مانند ایران، فرسایش خاک یک بحران مهم تلقی می‌شود (Sajedi-Hosseini et al., 2018) و می‌توان آن را یکی از مشکلات اساسی در توسعه کشاورزی، منابع‌طبیعی و محیط‌زیست دانست (Md. Rejaur et al., 2009). در چنین مناطقی، آب محدود است و منابع رسوبی زیادی وجود دارد (Vaezi et al., 2017). ورود حجم بالای رسوب به رودخانه‌های بالادست، علاوه بر افزایش کدورت آب و کاهش عمر مفید سدها در اثر پر شدن مخازن از رسوبات، بر کیفیت آب و فعالیت‌های زیستی نیز تأثیر منفی می‌گذارد (Sajedi-Hosseini et al., 2018). به گفته محققان، متوسط نرخ سالانه فرسایش خاک در ایران حدود ۱۶ تن در هکتار در سال است که چهار برابر بیشتر از میانگین سالانه در سراسر جهان است (Khalili Moghadam et al., 2015; Afshar et al., 2010) ولی در تحقیقات جدید این نرخ به ۲۴ تن در هکتار افزایش یافته است (Mohammadi et al., 2018). بنابراین، تهیه نقشه حساسیت فرسایش خاک و اشکال آن برای کنترل این مشکل حیاتی، ضروری است.

به جای استفاده از مدل‌های سنتی و تجربی، مانند معادله جهانی تلفات خاک (USLE) (Pradeep et al., 2015) و روش‌های تصمیم‌گیری چند معیاره (Choubin et al., 2019) که در ارزیابی‌های فرسایش آبی استفاده شده‌اند، مدل‌های یادگیری ماشین (Machine Learning, ML) می‌توانند بعنوان روش‌هایی موفق در این نوع از ارزیابی‌ها تلقی شوند (Svoray et al., 2012; Angileri et al., 2016). روش‌های مختلف ML مانند ماشین‌بردار پشتیبان (SVM) ، درختان رگرسیون تقویت شده (BRT) ، جنگل تصادفی (RF) ، بیز ساده (NB) ، و شبکه عصبی مصنوعی (ANN) ، برای مطالعات زمین لغزش (Pradhan et al., 2013; Pourghasemi et al., 2017; Lee et al., 2003; Taner San et al., 2014; Jalali et al., 2023; Dou et al., 2015; Gorsevski et al., 2016; Hong et al., 2016) ، جریان‌های واریزه (Yuan et al., 2006; Chang et al., 2007; Chang et al., 2006) و فرسایش خندقی (Eustace et al., 2011; Rahmati et al., 2017; Arabameri et al., 2019; Pourghasemi et al., 2017) استفاده شده‌اند. به عنوان مثال،

[DOI: 10.61186/jeer.14.4.119]

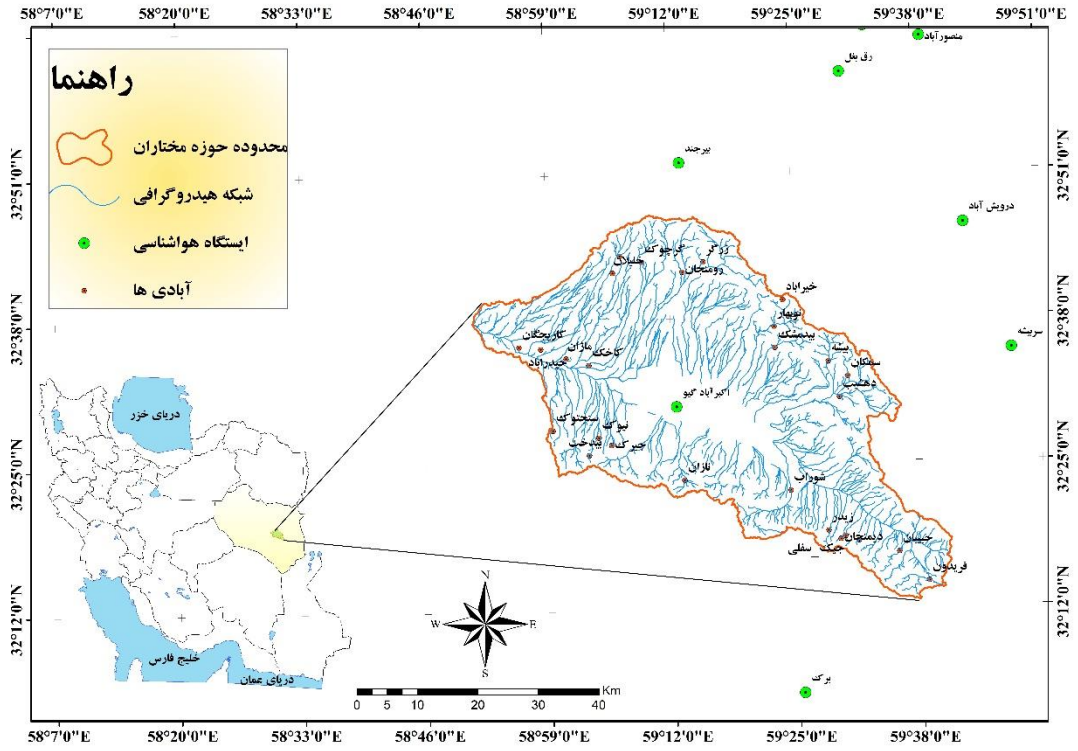
Angileri و همکاران (۲۰۱۶) از تقویت درخت شیب تصادفی (SGT) برای نگاشت حساسیت به فرسایش آبی در سیسیل مرکزی-شمال ایتالیا استفاده کردند. نتایج حاصل از مدل‌سازی، نشان‌دهنده دقت بسیار بالای مدل (ضریب دقت از ۰/۸۷ تا ۰/۹۲) برخوردار است. اخیراً Garosi و همکاران (۲۰۱۹) از مدل‌های RF ،- SVM و NB به همراه مدل افزایشی تعمیم‌یافته (GAM) برای پیش‌بینی حساسیت به فرسایش خندقی در حوضه آبخیز سد اکباتان، ایران استفاده کردند. نتایج نشان داد که مدل RF دقت بسیار بالایی (۹۲.۴٪) را در بین مدل‌های مورد آزمایش داشت. Svoray و همکاران (۲۰۱۲) از مدل‌های مختلف ML ، یعنی SVM ، ANN، و درخت تصمیم (DT) برای پیش‌بینی فرسایش خندقی در مقیاس حوضه در اسرائیل استفاده کردند و آنها را با نتایج آستانه توپوگرافی (TT) و فرآیند تحلیل سلسله مراتبی (AHP)مقایسه نمودند. نتایج نشان داد که مدل‌های ML عملکرد بهتری نسبت به روش‌های AHP و TT دارند. Mao و همکاران (۲۰۰۷) فرسایش خاک در حوضه آبریز Shiqiaopu، استان هوبی، چین را با استفاده از مدل‌های SVM و ANNارزیابی کردند. آنها پارامترهای SVM را با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO) بهینه نمودند. نتایج نشان داد که SVM در مقایسه با مدل ANN از دقت بالاتری برخوردار است. Rahmati و همکاران (۲۰۱۷) مدل‌های SVM ، ANN، RF و BRT را هنگام پیش‌بینی حساسیت فرسایش خندقی در حوضه آبخیز کشکان، ایران مقایسه کردند. در نهایت، برازش و مهارت پیش‌بینی مدل‌ها با معیارهای مختلفی از جمله درصد کارایی، ضریب کاپا و مساحت زیر منحنی‌های ROC (AUC) ارزیابی شد. از نظر دقت، مدل‌های RF، ANN، BRT و SVM هم در درجه برازش و هم در عملکرد پیش‌بینی (با مقادیر AUC بسیار بالاتر از ۰/۹) عملکرد بسیار خوبی داشتند که منجر به پیش‌بینی‌های دقیق شد. بنابراین، این مدل‌ها می‌توانند در سایر مطالعات فرسایش خندقی مورد استفاده قرار گیرند، زیرا آنها قادر به تولید سریع و دقیق نقشه‌های حساسیت فرسایش خندقی برای تصمیم‌گیری و مدیریت خاک و آب هستند. علاوه بر این، مشخص شد که عملکرد RF و SVM برای مدل‌سازی وقوع فرسایش خندقی هنگام تغییر نمونه‌های یادگیری و اعتبارسنجی کاملاً پایدار است. با توجه به پیشرفت مدل‌های ML ، بکارگیری و ارزیابی روش‌های جدید در مطالعات فرسایش آبی می‌تواند به پیش‌بینی دقیق مناطق خطرناک، به‌ویژه در کشورهای در حال توسعه که داده‌های فرسایش خاک ناقص است، کمک کند. فرسایش آبی در نواحی کوهستانی بر خلاف دشت از اهمیت زیادی برخوردار است. نواحی کوهستانی منطقه مختاران در استان خراسان جنوبی از لحاظ پتانسیل فرسایش آبی یکنواخت نیست. واحد ارتفاعی جنوب غربی این منطقه به دلیل وسعت کمتر و ارتفاع پایین‌تر، نسبت به سایر مناطق، پتانسیل کمتری برای فرسایش آبی دارد. واحدهای ارتفاعی شمال شرقی، به عنوان مهم‌ترین بخش‌های مرتفع منطقه، به دلیل وجود قله‌های بلند، ارتفاع متوسط زیاد و گسترش افقی وسیع، پتانسیل بالایی برای تولید سیل و رسوب دارند. این امر به ویژه در زمان بارندگی‌های شدید، منجر به جاری شدن سیلاب‌های مخرب شده و خسارات قابل توجهی به زیرساخت‌ها و اقتصاد منطقه وارد می‌کند. نکته قابل توجه آن است که اغلب رودخانه‌های اصلی منطقه از این نواحی سرچشمه می‌گیرند. مطالعه حاضر سعی دارد برای اولین بار اشکال فرسایش آبی حوضه مختاران را با استفاده از یازده مدل ML، پیش‌بینی کند و نتایج آنها را با سنجه های آماری مختلف مقایسه کند. بنابراین، هدف اصلی این پژوهش، بررسی جامع فرسایش آبی در حوضه مورد مطالعه است. این پژوهش در سه بخش اصلی انجام می‌شود: ۱. تهیه نقشه پراکنش اشکال مختلف فرسایش

[DOI: 10.61186/jeer.14.4.119]

آبی؛ ۲. شناسایی مهم‌ترین عوامل محیطی مؤثر بر فرسایش خاک؛ و ۳. مقایسه کارایی مدل‌های مختلف در پیش‌بینی پراکنش مکانی اشکال فرسایش آبی.

۲ـ منطقهٔ مورد مطالعه

حوزه آبخیز مختاران با مساحت۲۴۲۱ کیلومتر مربع در استان خراسان جنوبی و در ضلع جنوبی ارتفاعات موسوم به باقران واقع شده است. موقعیت جغرافیایی آن بین "۳۲ ´۰۲ ˚۵۹ تا "۵۹ ´۰۸ ˚۵۹ طول شرقی و "۱۸ ´۲۵ ˚۳۶ تا "۴۳ ´۳۱ ˚۳۶ عرض شمالی قرار گرفته است (شکل ۱). این محدوده دارای کشیدگی شرقی- غربی بیشتری (در امتداد واحد دشت) نسبت به ضلع شمالی وجنوبی آن می‌باشد. سطح کل این محدوده در برگیرنده اراضی با مرفولوژی متنوعی شامل اراضی کوهستانی و تپه‌ماهوری - اراضی وسیع دشتی و همچنین اراضی کویری و دق (فاقد هر گونه پوشش گیاهی بوده) می‌شود. اقلیم منطقه طبق روش دومارتن اصلاح شده در اراضی دشتی و کوهستانی کم ارتفاع، خشک سرد و در اراضی مرتفع‌تر(-بالاتر از ۲۱۰۰ متر) خشک فراسرد می‌باشد. بارندگی سالانه محدوده مختاران بین ۱۵۰ میلیمتر در نقاط پست و ۲۲۰ میلیمتر در نقاط مرتفع متغیر است. متوسط درجه حرارت سالیانه۱۴/۳درجه سانتی‌گراد، متوسط حداقل درجه حرارت سالیانه۵/۶ درجه سانتی‌گراد، و متوسط حداکثر درجه حرارت سالیانه ۲۲/۷ درجه سانتی‌گراد می‌باشد.



شکل ۱: موقعیت جغرافیایی منطقه‌ی مورد مطالعه

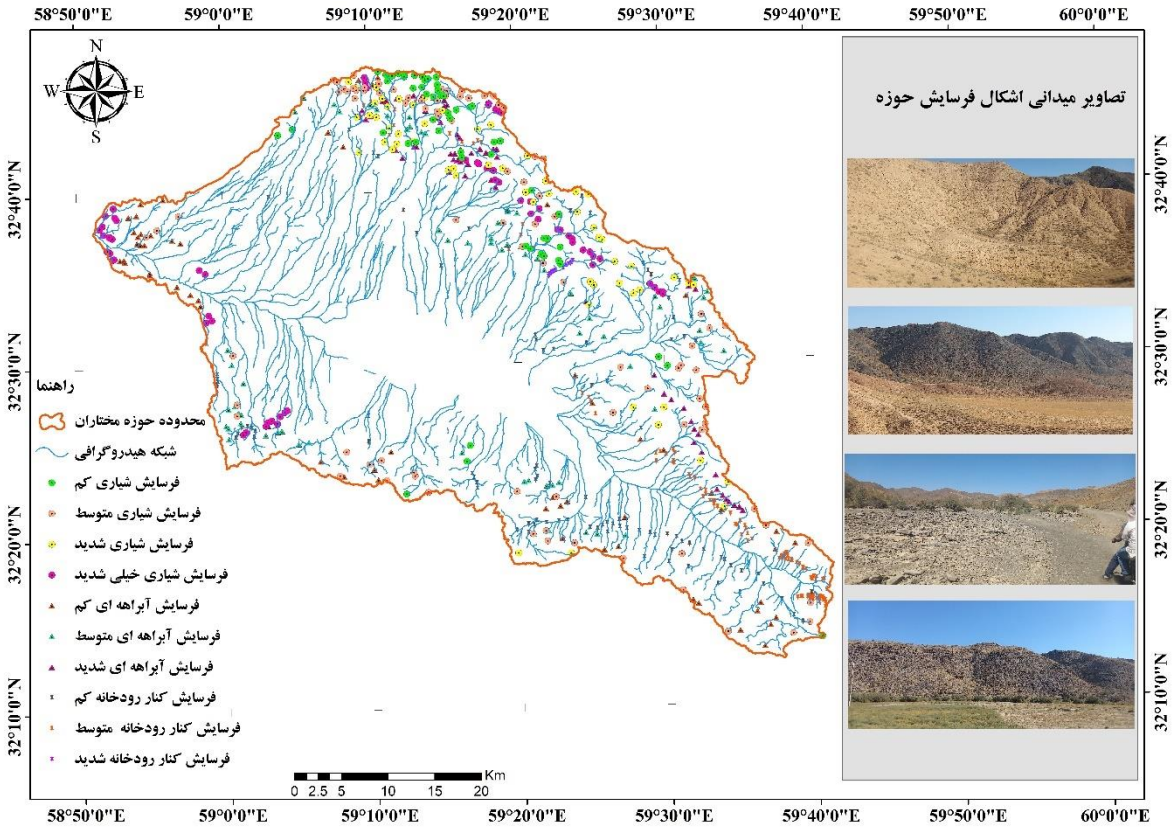
۳ـ مواد و روش

۳ـ۱ـ جمع آوری نقاط دارای فرسایش

در مرحله نخست، نقشه‌های پایه از جمله شبکه آبراهه‌ها، شیب حوزه، زمین‌شناسی، ژئومورفولوژی، خاک‌شناسی و کاربری اراضی مورد بررسی قرار گرفت و واحدهای کاری مشخص شد. سپس با تفسیر عکس‌های هوایی، محدوده اشکال فرسایشی روی نقشه اولیه تفکیک گردید. برای تعیین رخساره‌های فرسایشی، از روش BLM استفاده شد. در این روش، فاکتورهایی همچون فرسایش سطحی، لاشبرگ سطحی، پوشش سنگی، آثار تخریب سطحی، فرسایش شیاری،

[DOI: 10.61186/jeer.14.4.119]

جریان‌های سطحی و فرسایش خندقی ارزیابی می‌شوند. برای هر فاکتور، چندین حالت در نظر گرفته شده و به هر حالت یک بازه نمره‌ای اختصاص می‌یابد. با جمع‌بندی نمرات هر ردیف، شدت فرسایش هر نوع تعیین می‌شود. در گام بعدی، برای تعیین شدت و وسعت رخساره‌های فرسایشی، از نمرات بدست آمده در مرحله قبل استفاده شد. با محاسبه میانگین نمرات مربوط به فرسایش شیاری، آبراهه‌ای و کنار رودخانه‌ای، شدت این سه نوع فرسایش تعیین گردید. سپس با در نظر گرفتن درصد وسعت انواع فرسایش، شدت کلی فرسایش در منطقه محاسبه شد. به طور خلاصه، این دو مرحله به عنوان ابزاری برای ارزیابی کمی و کیفی فرسایش خاک به کار می‌روند. طبقه‌بندی اشکال فرسایش براساس ابعاد و توسعه آن‌ها صورت گرفت. این اشکال، بر اساس شدت و استاندارد BLM در سطح حوزه آبخیز تقسیم‌بندی شدند. در بازدیدهای میدانی، نقاط حضور فرسایش شیاری از کم[۱]، متوسط[۲]، شدید[۳] و خیلی شدید[۴] به ترتیب به تعداد ۵۵، ۹۰، ۵۸ و ۶۶ نقطه، فرسایش آبراهه‌ای کم[۵]، متوسط[۶] و شدید[۷] به ترتیب به تعداد۶۲، ۶۹ و ۶۳ نقطه و فرسایش کنار رودخانه‌ای کم[۸]، متوسط[۹] و شدید[۱۰] به ترتیب به تعداد ۹۵، ۱۰۷ و ۱۲ شناسایی و با GPS برداشت شدند. (شکل۲).



شکل ۲: موقعیت جغرافیایی پراکنش نقاط فرسایش آبی

۳ـ۲ـ تعیین متغیرهای محیطی

1 Rill Erosion_Low
2 Rill Erosion_Medium
3 Rill Erosion_High
4 Rill Erosion_Very High
5 Waterway Erosion_Low
6 Waterway Erosion_Medium
7 Waterway Erosion_High
8 Stream Bank Erosion_Low
9 Stream Bank Erosion_Medium
10 Stream Bank Erosion_High

[DOI: 10.61186/jeer.14.4.119]

با بررسی مطالعات انجام‌شده و با درنظرداشتن نوع ماهیت فرسایش آبی و منابع اطلاعاتی پایه موجود در سطح منطقه، تعداد ۲۵ متغیر مهم و مؤثر در فرسایش آبی شناسایی شد و لقدام‌به تهیه لایه‌های این متغیرها از منابع مختلف گردید(Jalali et al.,2023). با استفاده از اطلاعات موجود، ۲۵ متغیر محیطی شامل ۵ متغیر فیزیوگرافیکی و ۲ متغیر اقلیمی،۴ متغیر هیدرولوژیکی، ۸ متغیر خاک‌شناسی، ۴ متغیر پوشش سطحی زمین و ۲ متغیر زمین‌شناسی برای تولید مدل در نظر گرفته شد. در این مطالعه، متغیرهای فیزیوگرافیکی و ژیومرفولوژیکی با استفاده از نقشه های توپوگرافی با مقیاس۱:۲۵۰۰۰ سازمان نقشه برداری کشور تهیه گردید. متغیرهای اقلیمی از - سازمان هواشناسی - و داده‌های باران‌سنجی و تبخیرسنجی از آب منطقه‌ای تهیه شدند. متغیرهای خاک‌شناسی، پوشش‌گیاهی و زمین‌شناسی با مقیاس ۱:۵۰۰۰۰ براساس برداشت میدانی و نقشه‌های مبنای ۱:۱۰۰۰۰۰ سازمان زمین‌شناسی ایران تهیه شدند. از آنجایی که تمامی لایه‌های اطلاعات ورودی مدل می‌بایست دارای زمین مرجع واحد، سیستم مختصات یکسان و مقیاس مشترک باشند، آماده‌سازی و پردازش اولیه لایه‌ها و همسان‌سازی آن‌ها با اندازه پیکسل ۲۰×۲۰ متر بر اساس تحلیل جامعی از دقت داده‌ها، قابلیت‌های نرم‌افزار، حجم داده‌ها، مقیاس مطالعه و همبستگی متغیرها انجام شده است. انتخاب این اندازه پیکسل به عنوان تعادلی مناسب بین دقت و کارایی مدل در نظر گرفته شده است. این عملیات در نرم‌افزار Idrisi Selva انجام شد و با استفاده از ضریب همبستگی پیرسون (۰/۸)، متغیرهایی که دارای همبستگی ۸۰ و کمتر از ۸۰ درصد بودند (Momeni Damaneh et al., 2023a; Damaneh et al., 2022) ، انتخاب شدند (شکل ۳) و در نهایت برای تهیه نقشه اشکال فرسایش، ۲۲ پارامتر محیطی به‌عنوان متغیرهای پیش‌بین برگزیده شدند (شکل۳- الف، ب) و با فرمت Grid به همراه نقاط حضور اشکال غالب فرسایش آبی مورد نظر برای انجام مدل‌سازی در نرم‌افزار R ۴.۲.۳ فراخوانی شد. سپس با استفاده از مدل‌های GLM، GBM، CTA، ANN، SRE، FDA، MARS، RF و MaxEnt در تعیین روابط بین فرسایش و عوامل محیطی در حوزه اقدام گردید. ارزیابی صحت مدل‌ها با استفاده از مقادیر شاخص‌های KAPPA[1]، TSS[2] و ROC[3] که شاخص‌های مطرح و پرکاربرد در مورد تعیین و شناسایی مناطق هم‌پتانسیل‌اند مورد بررسی و آنالیز قرار گرفت (Momeni Damaneh et al., 2023b). لایه‌های اطلاعاتی مورد استفاده در جدول ۱ لیست شده‌اند.

جدول ۱: فهرست متغیرهای تاثیرگذار در مدلسازی اشکال فرسایش آبی

دسته بندی	نام لاتین متغیر	نام متغیر	نام کوتاه	واحد اندازه گیری
اقلیمی	Annual precipitation	بارش سالانه	precipitation	mm
	Precipitation 24 hour	بارش ۲۴ ساعته	Precipitation 24 hour	mm
هیدرلوژیکی	Flooding	سیل خیزی	flooding	Unitless
	Runoff curve number	شماره منحنی رواناب	CN	Unitless
	Drainage density	تراکم زهکشی	densitywat	(Km/Km2)
	Maximum storage capacity	حداکثر ظرفیت نگهداشت	coefficien	mm
	Litter	لاشبرگ	dryplant	%

[1] Cohens Kappa
[2] True Skill Statistic
[3] Receiver Operating Characteristic

[DOI: 10.61186/jeer.14.4.119]

دسته بندی		نام لاتین متغیر	نام متغیر	نام کوتاه	واحد اندازه گیری
پوشش سطحی زمین		Canopy inlet	تاج پوشش گیاهی	crowncover	%
		Stones pebbles	سنگ و سنگ ریزه	stonespebb	%
		Bare ground	خاک لخت	bareground	%
خاکشناسی	مشخصات فیزیکی	Sand	ماسه	Sand	%
		Silt	سیلت	Silt	%
		Clay	رس	Clay	%
		Hydrologic group	گروه های هیدرولوژیکی	soilhidro	Unitless
		Land units components	اجزاء واحد اراضی	landsurc	Unitless
	خواص شیمیایی	Soil pH	اسیدیته خاک	pH	pH * 10
		Soil EC	هدایت الکتریکی خاک	EC	dsm/m
		T.N.V	درصد مواد خنثی شونده	T.N. V	%
زمین شناسی		Geology	زمین شناسی		Unitless
		Permeability	نفوذپذیری سازند های زمین شناسی	permeabili	Unitless
فیزیوگرافی		DEM	مدل رقومی ارتفاع	DEM	m
		Topographic wetness index	شاخص رطوبت توپوگرافی	TWI	Unitless
		Stream power index	شاخص قدرت جریان	SPI	Unitless
		Aspect	جهت	aspect	Unitless
		Slope	شیب	Slope	%

۳ـ۳ـ مدل‌سازی پراکنش اشکال

در پژوهش حاضر، برای مدل‌سازی فرسایش آبی از ده الگوریتم موجود در بسته نرم‌افزاری بایومد[1] (Thuiller et al., 2009) و همچنین به‌منظور تولید نقاط عدم حضور نیز از همین بسته نرم‌افزاری استفاده گردید (جدول ۲). در روند مدل‌سازی از ۷۰ درصد نقاط موقعیت فرسایش غالب منطقه برای تولید مدل‌ها و از ۳۰ درصد نقاط حضور به‌منظور ارزیابی عملکرد مدل‌ها استفاده شد. همچنین برای افزایش دقت مدل‌سازی، تعداد تکرار ۵ در نظر گرفته شد.

۳ـ۳ـ۱ ارزیابی مدل

صحت مدل‌ها باتوجه به انواع مختلف آن‌ها با استفاده از سه ضریب آماری ارزیابی شد. روش اوّل بررسی میزان ROC است. نمودار مشخصه عملکرد (ROC) روشی گرافیکی است که توانایی یک مدل برای پیش‌بینی نقاط حضور و عدم حضور گونه‌ها را بر اساس متغیّرهای محیطی مرتبط ارزیابی می‌کند (Fielding and Bell, 1997). روش دوم، محاسبه میزان TSS است. این روش زمانی کاربرد دارد که از مدل‌های حضور و عدم حضور استفاده می‌شود (Momeni Damaneh et al., 2023a). پژوهش‌ها نشان می‌دهند که میزان ROC با میزان TSS همبستگی بالایی دارد؛ بنابراین، در

[1] BIOMOD 2_3.3-7.1

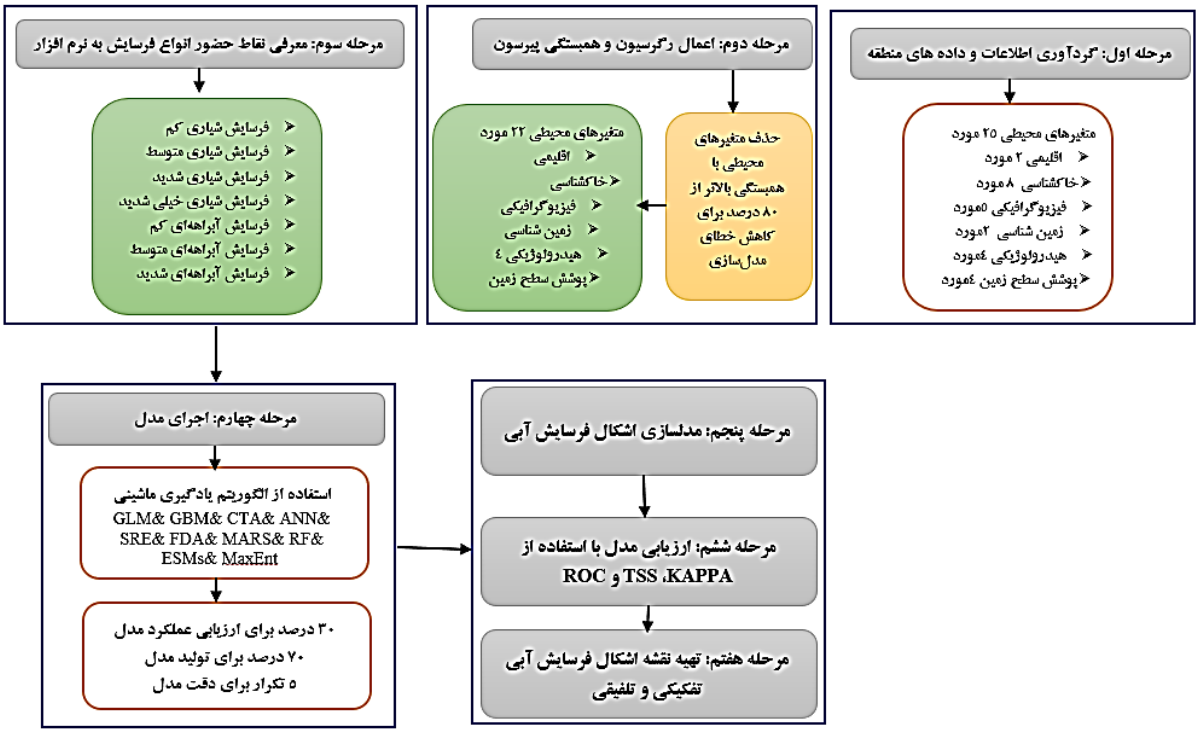
[DOI: 10.61186/jeer.14.4.119]

مطالعاتی که نتایج آن به‌صورت نقشه حضور و عدم حضور است، TSS می‌تواند جایگزین مناسبی برای ROC باشد (Walther et al., 2002). کلپای کوهن میزان توافق بین دو ارزیاب را که هرکدام N مورد را در C طبقه متقابلاً طبقه بندی کرده‌اند اندازه‌گیری می‌کند. اولین استفاده از آماره شبیه به کاپا مربوط به گالتون و اسمیتون است (Smeeton, 1985; Galton, 1892). ROC، Kappa و TSS کمتر از ۰/۵ نشان‌دهنده عملکرد مدل‌سازی نامناسب، بین ۰/۵-۰/۶ عملکرد خیلی ضعیف، بین ۰/۶-۰/۷ عملکرد ضعیف، بین ۰/۷-۰/۸ عملکرد متوسط، بین ۰/۸-۰/۹ عملکرد خوب و ۰/۹-۱ نشانگر عملکرد بالا (مطلوب) در مدل‌سازی است (Yi et al., 2016; Swets, 1988; Momeni Damaneh et al., 2023b). در ادامه برای دستیابی به یک نگرش جغرافیایی از مناطقی که دارای شرایط اقلیمی و محیطی مناسب برای اشکال فرسایشی مورد مطالعه هستند، نقشه‌های حضور مطلوب به‌صورت گسسته و پیوسته به تصویر کشیده شده است (شکل ۶). نقشهٔ حضور مطلوب به‌دست‌آمده به‌وسیله مدل‌های مطلوبیت زیستگاه از ۰ تا ۱۰۰۰ بیان می‌شوند. صفر برای کمترین احتمال و ۱۰۰۰ برای بیش‌ترین احتمال است. برای درک بهتر پراکنش، نقشه در نرم‌افزار Arc GIS 10.5 با استفاده از روش Natural Breaks یا الگوریتم Jenks طبقه‌بندی و به چهار طبقه شامل عرصه نامطلوب بین ۰ تا ۲۵۰، عرصه با مطلوبیت کم بین ۲۵۰ تا ۵۰۰، عرصه با مطلوبیت متوسط بین ۵۰۰ تا ۷۵۰ و عرصه مطلوب بین ۷۵۰ تا ۱۰۰۰ تقسیم بندی شد (Momeni Damaneh et al., 2022) (جدول ۴).

جدول ۲- فهرست مدل‌های استفاده‌شده جهت مدل سازی اشکال فرسایش آبی

نام فارسی	نام لاتین	نام اختصاری
مدل تعمیم‌یافته خطی	Generalized Liner Model	GLM
مدل تقویت‌شده تعمیم‌یافته	Generalized Boosting Method	GBM
آنالیز درخت طبقه‌بندی	Classification Tree Analysis	CTA
شبکه عصبی مصنوعی	Artificial Neural Network	ANN
پاکت دامنه سطحی	Surface Range Envelope	SRE
آنالیز تفکیکی انعطاف‌پذیر	Flexible Denotative Analysis	FDA
مدل رگرسیون سازشی چندمتغیّره	Multivariate Adaptive Regression Spline	MARS
جنگل تصادفی	Random Forest	RF
مدلهای اجماعی	Techniques and their ensembles	ESMs
حداکثر آنتروپی	maximum entropy model	MaxEnt

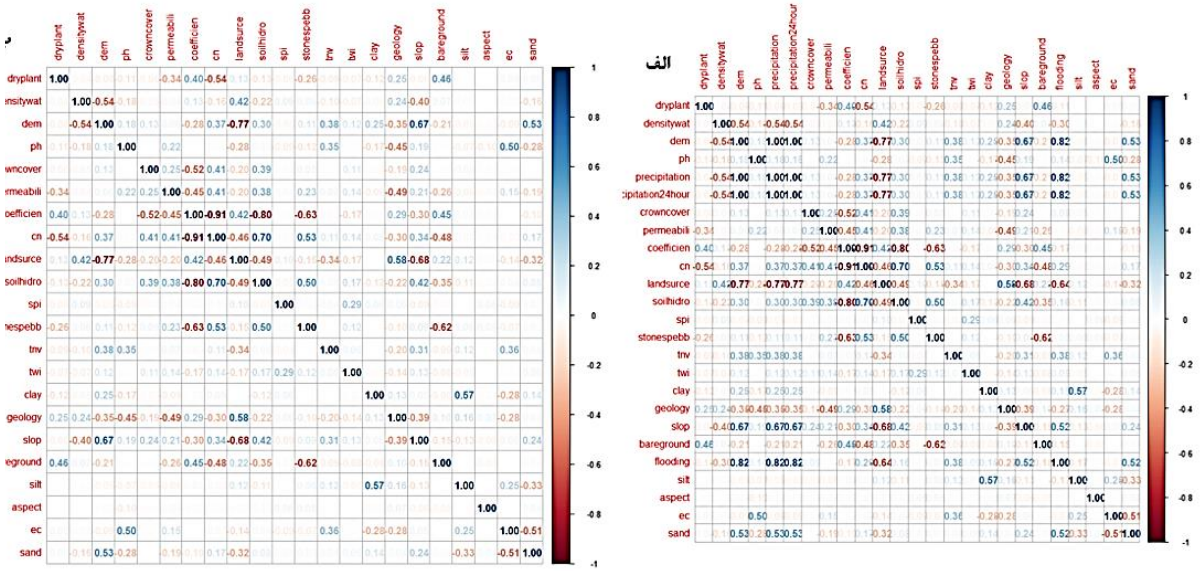
[DOI: 10.61186/jeer.14.4.119]



شکل ۳: نمودار جریانی تحقیق

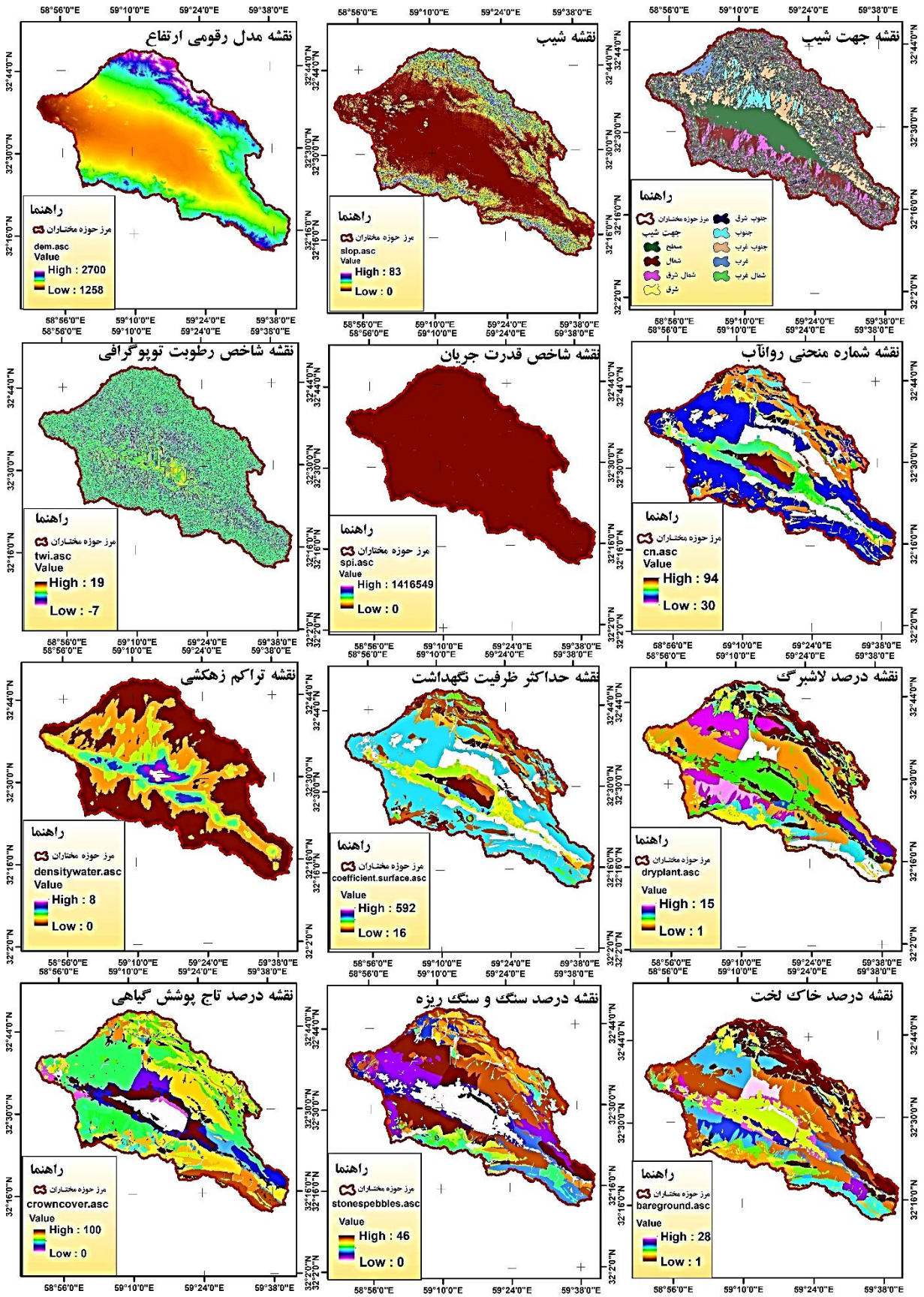
۴-یافته‌ها

آزمون همبستگی پیرسون برای متغیرهای پیش‌بینی با آستانه همبستگی ۸۰ درصد انجام شد (شکل ۴ الف-ب) که همبستگی منفی با رنگ قرمز و همبستگی های مثبت با رنگ آبی نشان داده شده است. میزان عددی همبستگی نیز در داخل هر سلول نشان داده شده است. با توجه به شکل ۴، ۲۲ متغیر محیطی که کمتر از ۸۰ درصد با یکدیگر همبستگی داشتند جهت استفاده در مدل‌سازی مناطق مستعد فرسایش آبی انتخاب شدند. در اشکال ۵ الف و -ب نیز نقشه‌های مرتبط با متغیرهای مورد استفاده نشان داده شده است.



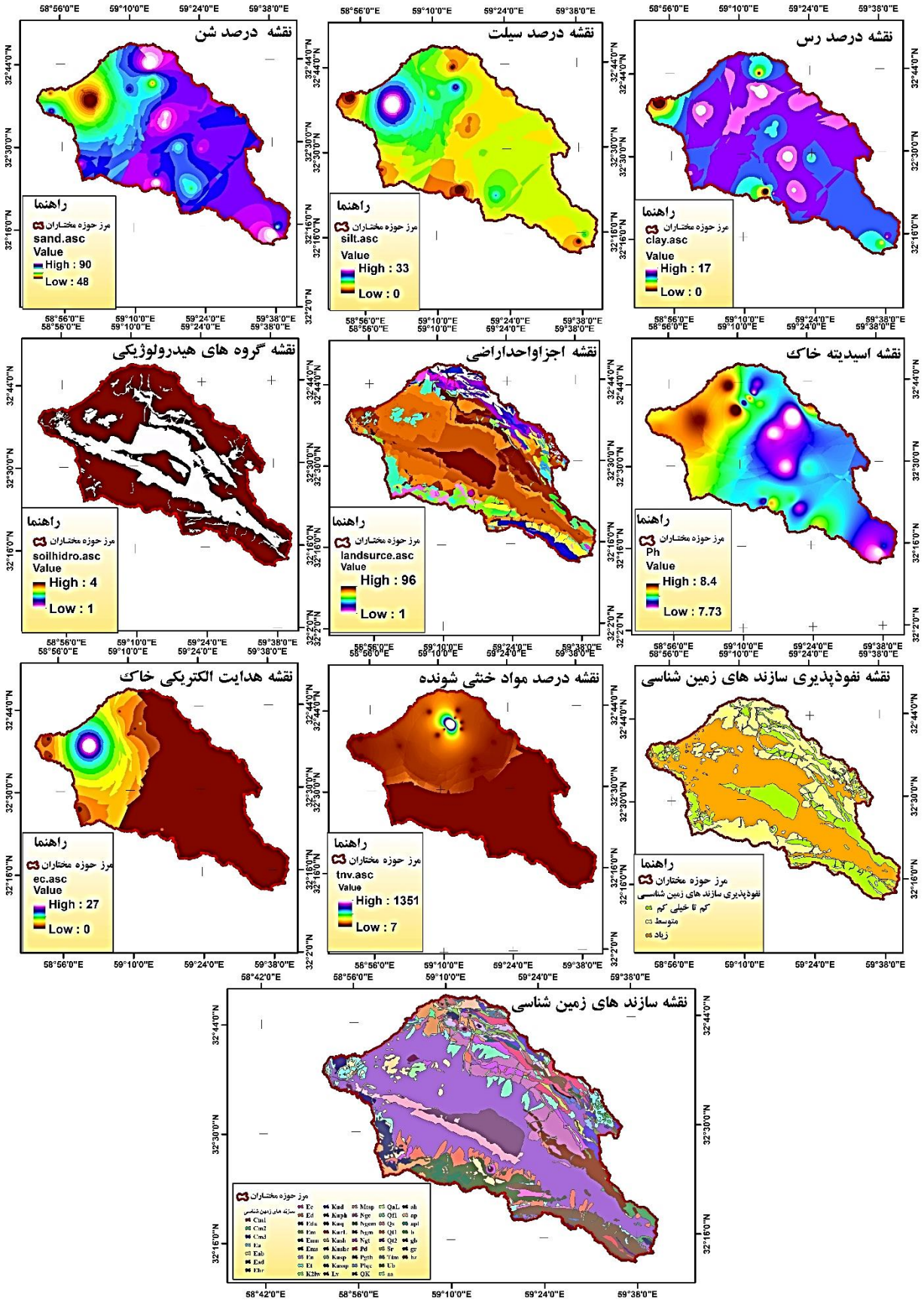
شکل ۴- آزمون همبستگی پیرسون برای متغیرهای پیش‌بینی با آستانه همبستگی ۸۰ درصد (الف-ب). همبستگی منفی با رنگ قرمز و همبستگی های مثبت با رنگ آبی نشان داده شده است.

[DOI: 10.61186/jeer.14.4.119]



شکل ۵(الف)- متغیرهای انتخاب شده در مدلسازی اشکال فرسایش آبی

[DOI: 10.61186/jeer.14.4.119]

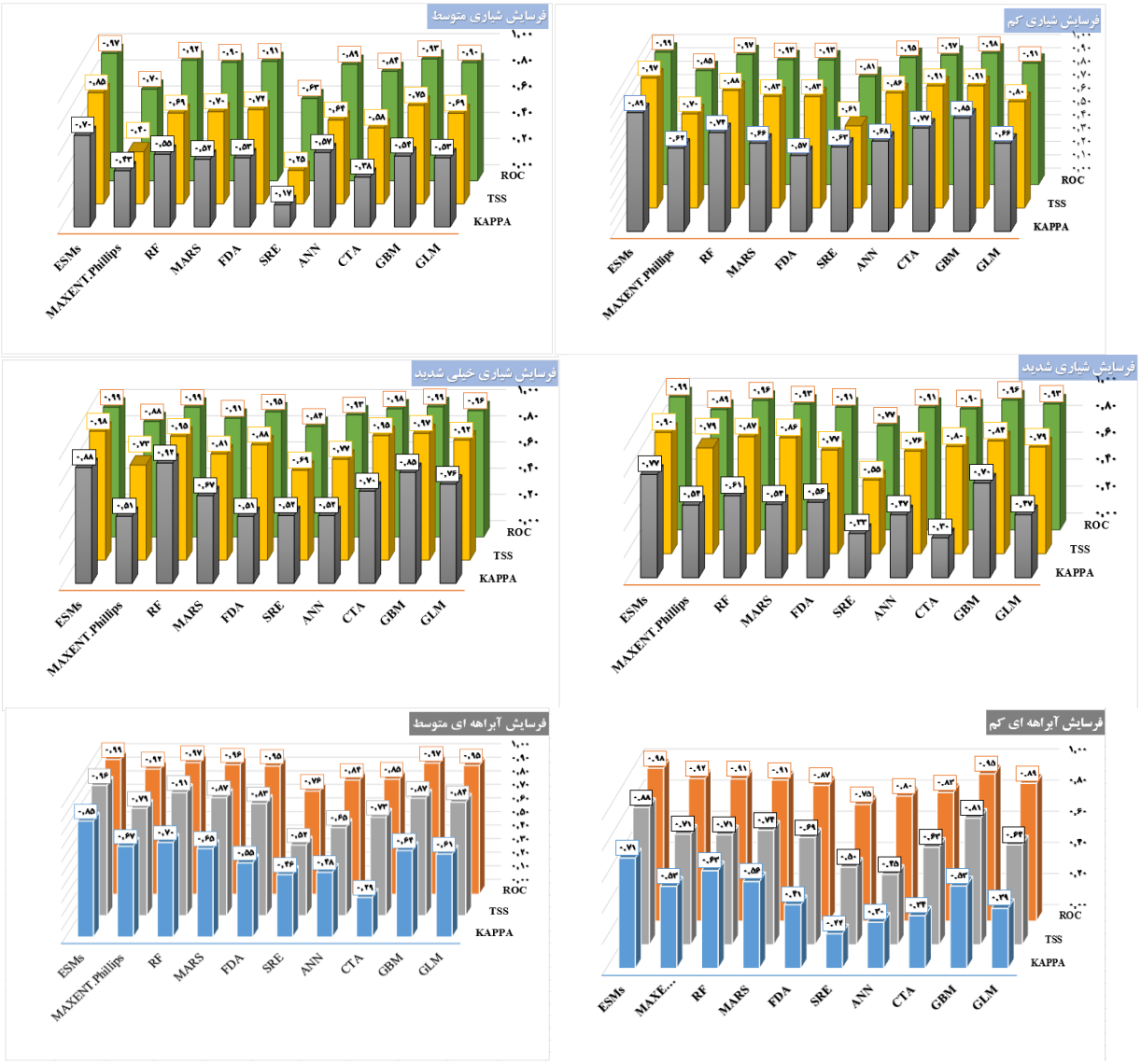


شکل ۵(ب)- متغیرهای انتخاب شده در مدلسازی اشکال فرسایش آبی

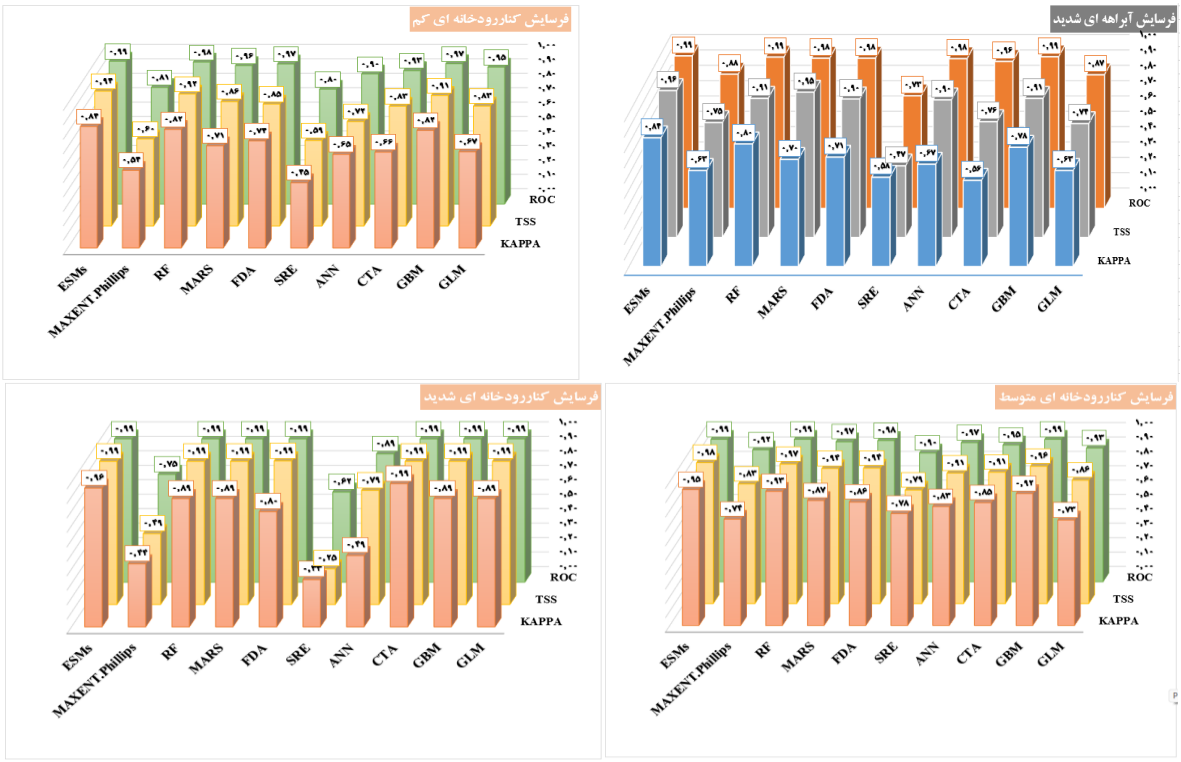
[DOI: 10.61186/jeer.14.4.119]

۴-۱-ارزیابی مدل‌های استفاده شده

نتایج حاصـــل از برآورد مقادیر شـــاخص‌های KAPPA، TSS و ROC به منظور ارزیابی دقت مدل‌های پیش‌بینی شده در شکل۶ نشان داده شده است. براساس شاخص TSS بهترین مدل‌سازی برای فرسایش شیاری کم تا خیلی شدید با مدل اجماعی (ESMs) به ترتیب با دقت ۰/۹۷، ۰/۸۵، ۰/۹۰ و ۰/۹۸، فرســـایش آبراهه‌ای کم تا شـــدید با مدل اجماعی (ESMs) به ترتیب با دقت ۰/۸۸، ۰/۹۶ و ۰/۹۶ بدست آمد. با توجه به نتایج به دست آمده، اکثر مدل ها دقت بالایی در پیش‌بینی فرسایش کناره‌ای با شدت کم و متوسط را نشان می‌دهد؛ ولی مدل اجماعی(ESMs) با دقت ۰/۹۴، ۰/۹۸ به ترتیب بهترین عملکرد را از خود نشان داد. در فرسایش کنار رودخانه‌ای شدید نیز اکثر مدل ها با دقت بسیار بالایی اجرا شده ولی در نهایت مدل اجماعی(ESMs) با دقت ۰/۹۹ بهترین عملکرد در مدل‌سازی را نشان داد (شکل۶).



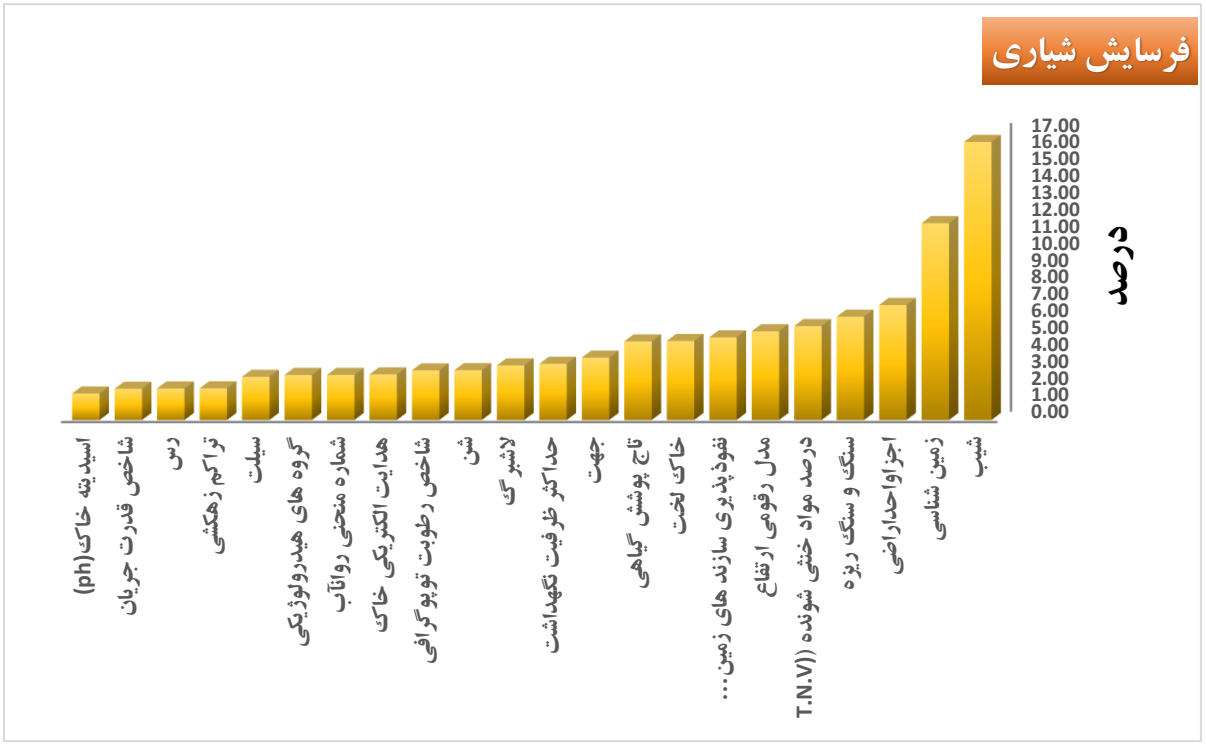
[DOI: 10.61186/jeer.14.4.119]

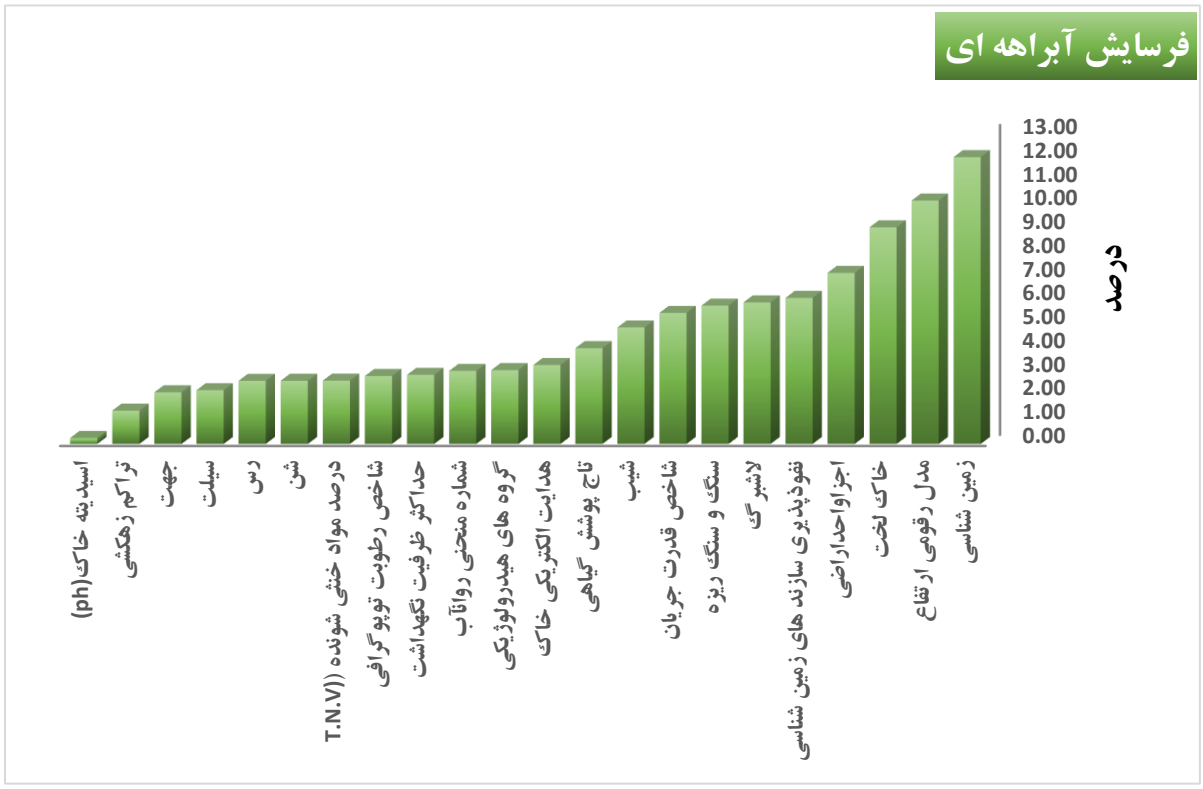


شکل ۶: نتایج ارزیابی صحت در مدل سازی مکان های مستعد اشکال فرسایش آبی

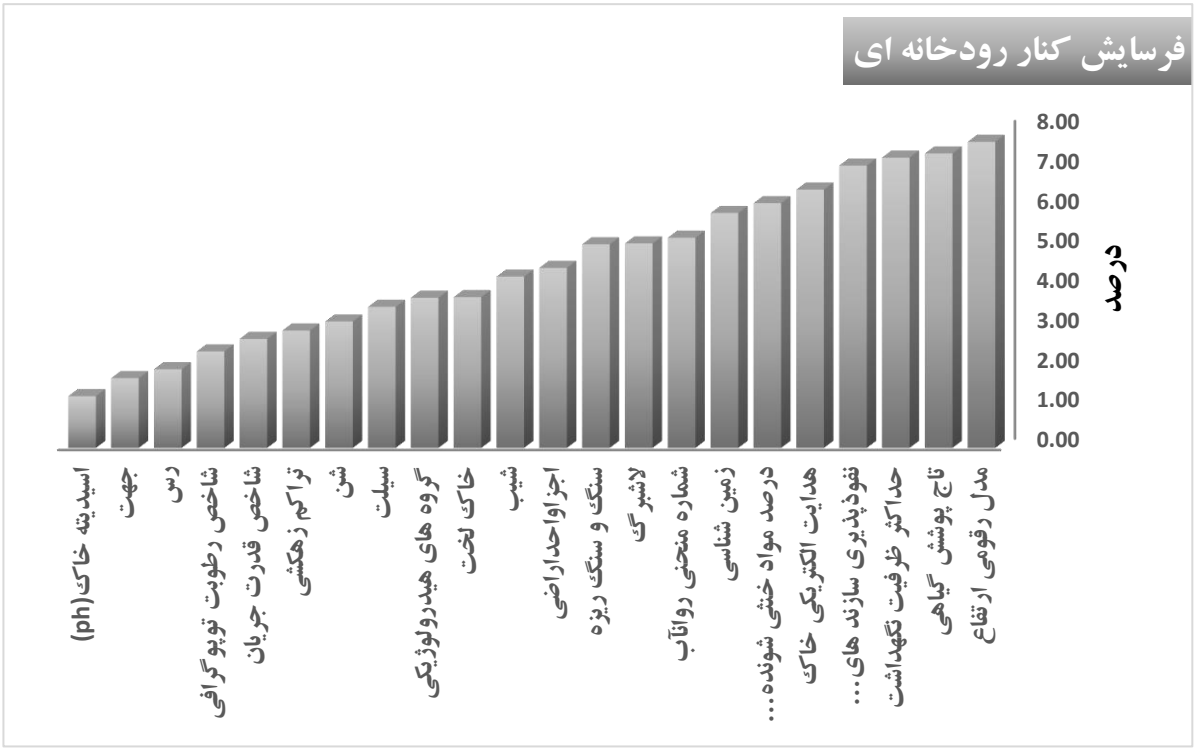
آنالیز حساسیت متغیرهای محیطی در مدل‌سازی پراکنش مناطق مستعد فرسایش شیاری نشان می‌دهد که مهمترین عوامل محیطی شامل شیب، زمین شناسی، اجزای واحد اراضی، سنگ و سنگ ریزه، درصد مواد خنثی شونده و مدل رقومی ارتفاع می‌باشند که بیش‌ترین تأثیر را در توزیع جغرافیایی فرسایش شیاری با شدت‌های مختلف نشان دادند (شکل۷). تحلیل حساسیت متغیرهای محیطی در مدل‌سازی پراکنش مناطق مستعد فرسایش آبراهه‌ای نیز نشان می‌دهد که مهمترین عوامل محیطی شامل واحدهای زمین‌شناسی، مدل رقومی ارتفاع، خاک لخت، اجزای واحد اراضی، نفوذپذیری واحدهای زمین شناسی و لاشبرگ می باشند که بیش‌ترین تأثیر را در توزیع جغرافیایی فرسایش آبراهه‌ای با شدت‌های مختلف نشان دادند (شکل۷). آنالیز حساسیت متغیرهای محیطی در مدل‌سازی پراکنش مناطق مستعد فرسایش کنار رودخانه‌ای نشان می‌دهد که مهمترین عوامل محیطی مدل رقومی ارتفاع، درصد تاج پوشش گیاهی، حداکثر ظرفیت نگهداشت، نفوذپذیری واحدهای زمین شناسی، هدایت الکتریکی خاک و درصد مواد خنثی شونده هستند که بیش‌ترین تأثیر را در توزیع جغرافیایی فرسایش کنار رودخانه‌ای با شدت‌های مختلف دارا می‌باشند (شکل۷). بررسی اهمیت نسبی تمام فاکتورهای محیطی در هر سه نوع شکل عمده فرسایش آبی منطقه مورد بررسی نشان‌دهنده‌ی این بود که عوامل فیزیوگرافیک، عوامل زمین شناسی و پوشش سطحی خاک و خاکشناسی اهمیت قابل‌توجهی در پراکنش جغرافیایی اشکال فرسایش آبی در حوزه آبخیز مختاران دارند (شکل۷).

[DOI: 10.61186/jeer.14.4.119]





[DOI: 10.61186/jeer.14.4.119]



شکل ۷: درصد اهمیت نسبی پارامترهای محیطی اثرگذار در رخداد انواع فرسایش آبی

مساحت و درصد فراوانی طبقات اشکال مختلف فرسایش آبی حوزه آبخیز مختاران براساس مدل برگزیده تجمیعی (ESMs) در جدول ۳ نشان داده شده است.

جدول ۳- مساحت و درصد فراوانی طبقات اشکال مختلف فرسایش آبی حوزه مختاران

کلاس فرسایش	فرسایش شیاری کم		فرسایش شیاری متوسط		فرسایش شیاری شدید		فرسایش شیاری خیلی شدید	
	مساحت (km2)	مساحت (%)	مساحت (km2)	مساحت (%)	مساحت (km2)	مساحت (%)	مساحت (km2)	مساحت (%)
کم	۲۰۹۸/۱۴	۸۶/۶۴	۱۹۷۸/۹۴	۸۱/۷۲	۲۰۹۰/۲۸	۸۶/۳۲	۲۲۱۸/۵۷	۹۱/۶۱
متوسط	۱۹۲/۸۴	۷/۹۶	۲۰۱/۵۶	۸/۳۲	۱۳۷/۱۶	۵/۶۶	۱۱۳/۷۹	۴/۷۰
شدید	۷۹/۷۹	۳/۲۹	۱۴۳/۷۸	۵/۹۴	۹۲/۶۵	۳/۸۳	۴۶/۰۰	۱/۹۰
خیلی شدید	۵۰/۸۸	۲/۱۰	۹۷/۳۵	۴/۰۲	۱۰۱/۵۷	۴/۱۹	۴۳/۳۶	۱/۷۹
کلاس فرسایش	فرسایش آبراهه‌ای کم		فرسایش آبراهه‌ای متوسط		فرسایش آبراهه‌ای شدید			
	مساحت (km2)	مساحت (%)	مساحت (km2)	مساحت (%)	مساحت (km2)	مساحت (%)		
کم	۱۹۱۹/۱۲	۷۹/۲۵	۵۲۹/۸۸	۱۵/۲۵	۲۲۱۹/۳۶	۹۱/۶۵		
متوسط	۲۸۸/۵۳	۱۱/۹۱	۱۵۹۸/۰۰	۴۵/۹۸	۱۰۲/۲۷	۴/۲۲		
شدید	۱۴۵/۷۵	۶/۰۲	۹۶۱/۰۹	۲۷/۶۶	۳۶/۶۲	۱/۵۱		
خیلی شدید	۶۸/۲۶	۲/۸۲	۳۸۶/۱۹	۱۱/۱۱	۶۳/۴۲	۲/۶۲		
کلاس فرسایش	فرسایش کنار رودخانه‌ای کم		فرسایش کنار رودخانه‌ای متوسط		فرسایش کنار رودخانه‌ای شدید			

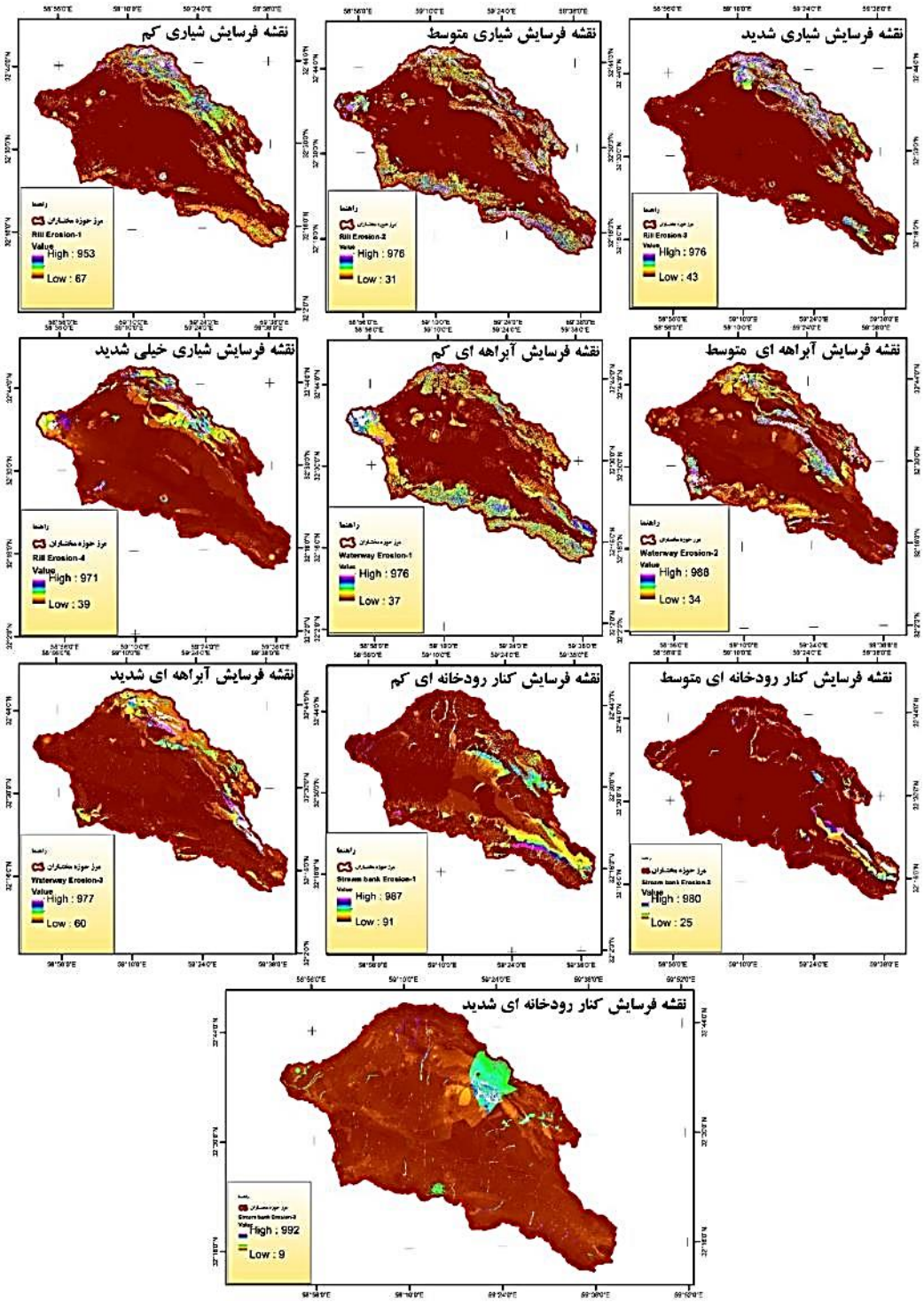
[DOI: 10.61186/jeer.14.4.119]

	مساحت (km2)	مساحت (%)	مساحت (km2)	مساحت (%)	مساحت (km2)	مساحت (%)
کم	۲۱۰۰/۶۵	۸۶/۷۴	۲۳۲۱/۴۵	۹۵/۸۶	۲۳۹۴/۷۹	۹۸/۸۹
متوسط	۲۰۵/۷۷	۸/۵۰	۳۸/۲۵	۱/۵۸	۲۴/۶۸	۱/۰۲
شدید	۷۳/۵۰	۳/۰۴	۲۴/۱۶	۱/۰۰	۱/۵۸	۰/۰۷
خیلی شدید	۴۱/۷۹	۱/۷۳	۳۷/۸۶	۱/۵۶	۰/۶۸	۰/۰۳

۴-۲-نقشه های فرسایش آبی

نقشه های اشکال فرسایش آبی حوضه مختاران به تفکیک در شکل ۸ نشان داده شده است. بر اساس شکل ۸، فرسایش شیاری عمدتاً از شمال به سمت شرق و جنوب شرق منطقه گسترش یافته است. شدت فرسایش از کم در بخش‌های شمالی تا شدید در بخش‌های شمال شرقی و غربی متغیر است. بیشترین شدت فرسایش شیاری در نواحی شمال شرقی و غربی منطقه مشاهده می‌شود. فرسایش آبراهه‌ای در این حوضه به سه شکل مشاهده می‌شود: فرسایش خفیف نواحی اطراف حوضه، فرسایش متوسط بیشتر مناطق شمال شرقی و جنوبی و فرسایش شدید عمدتاً گستره شمال تا شرق را پوشش می‌دهند. فرسایش کناری رودخانه در این حوضه دارای سه شدت متفاوت است: در حالی که نیمه شرقی حوضه با فرسایش خفیف مواجه است، مناطق جنوب شرقی عمدتاً دچار فرسایش متوسط شده‌اند. شدیدترین فرسایش نیز در بخش شمالی حوضه مشاهده می‌شود.

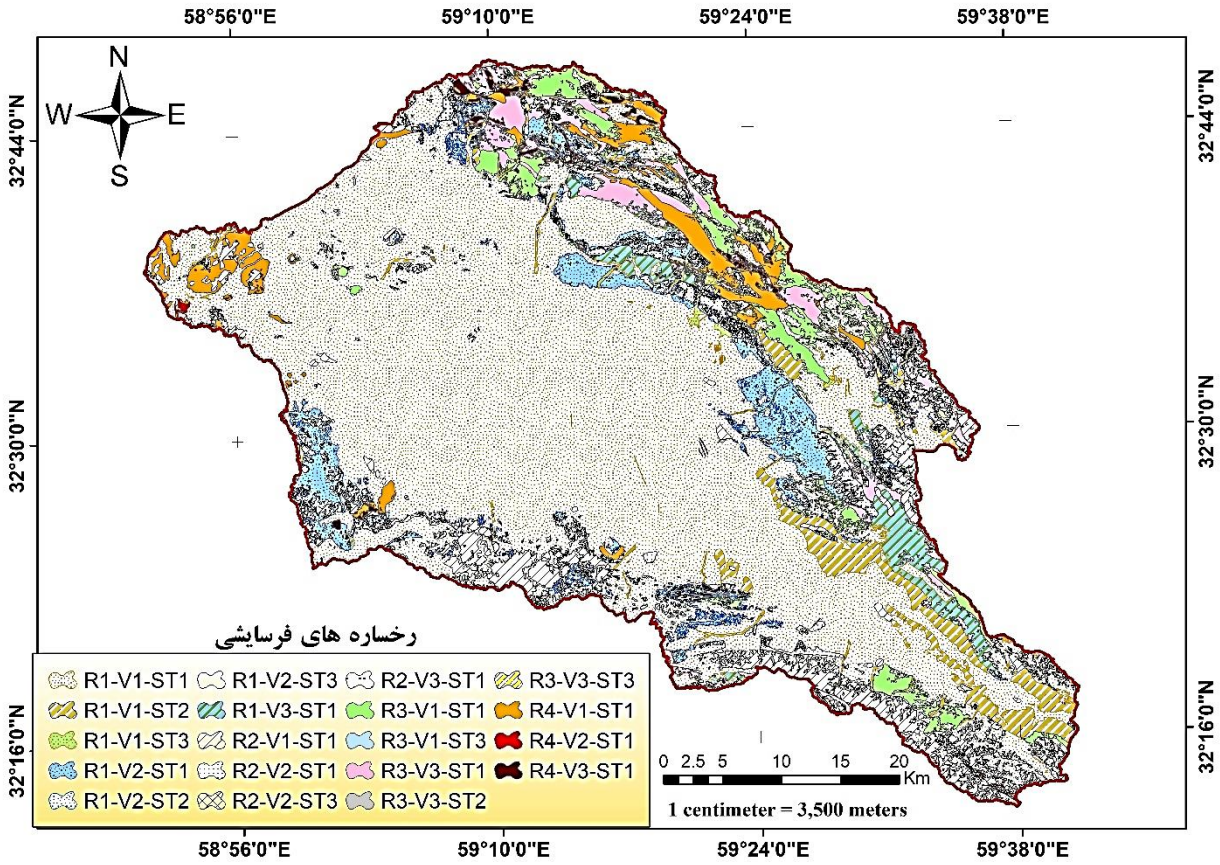
[DOI: 10.61186/jeer.14.4.119]



شکل ۸: نقشه‌های حساسیت اراضی به رخداد انواع اشکال فرسایش آبی

بعد از مدل‌سازی و ارزیابی مدل‌های استفاده شده، درنهایت برای تهیه‌ی یک نقشه‌ی نهایی از ترکیب کلیه اشکال فرسایش آبی، نقشه های مربوط به مدل تجمیعی (ESMs) در فرسایش آبی، با توجه به عملکرد بهتر این مدل با یکدیگر ترکیب شدند. با توجه به اینکه در هر حوزه آبخیز نیاز اساسی این است که نقشه کامل اشکال فرسایش تهیه گردد تا برنامه‌ریزی جهت کنترل فرسایش به صورت صحیح و دقیق انجام شود، بر این اساس نقشه‌ی نهایی تهیه و در شکل ۹ نمایش داده شده است.

[DOI: 10.61186/jeer.14.4.119]



شکل ۹: نقشه ترکیبی اشکال فرسایش آبی

جدول ۴، مساحت، درصد شیب و ارتفاع متوسط هر طبقه از نقشه ترکیبی را نشان می‌دهد. بیشترین مساحت به طبقه‌ای با حساسیت کم به فرسایش آبی (شامل فرسایش شیاری کم، آبراهه‌ای کم و کنارد رودخانه‌ای کم) اختصاص دارد. به‌طورکلی، حساسیت بسیار زیاد به فرسایش آبی در منطقه کمتر از ۱ درصد از کل مساحت را پوشش می‌دهد.

جدول ۴- مساحت و درصد فراوانی وقوع طبقات ترکیبی اشکال فرسایش آبی حوزه آبخیز مختاران

نام اختصاری رخساره فرسایشی	نام رخساره فرسایشی	مساحت (km2)	مساحت (%)	شیب (%)	ارتفاع متوسط (M)
R1-V1-ST1	فرسایش شیاری کم-آبراهه ای کم- کنار رودخانه ای کم	۱۵۷۱/۰۸	۶۴/۹۰	۳/۶۵	۱۶۳۳
R1-V1-ST2	فرسایش شیاری کم-آبراهه ای کم- کنار رودخانه ای متوسط	۹۳/۰۶	۳/۸۴	۳/۰۶	۱۷۱۰
R1-V1-ST3	فرسایش شیاری کم-آبراهه ای کم- کنار رودخانه ای شدید	۷/۷۲	۰/۳۲	۵/۴۱	۱۷۶۸
R1-V2-ST1	فرسایش شیاری کم-آبراهه ای متوسط- کنار رودخانه ای کم	۱۲۸/۴۰	۵/۳۰	۶/۴۸	۱۷۵۲
R1-V2-ST2	فرسایش شیاری کم-آبراهه ای متوسط- کنار رودخانه ای متوسط	۰/۱۲	۰/۰۰	۲/۷۰	۱۸۹۷

[DOI: 10.61186/jeer.14.4.119]

R1-V2-ST3	فرسایش شیاری کم-آبراهه ای متوسط- کنار رودخانه ای شدید	۲/۵۱	۰/۱۰	۷/۹۹	۱۷۸۷
R1-V3-ST1	فرسایش شیاری کم-آبراهه ای شدید- کنار رودخانه ای کم	۶۱/۷۲	۲/۵۵	۹/۷۲	۱۸۶۶
R2-V1-ST1	فرسایش شیاری متوسط-آبراهه ای کم- کنار رودخانه ای کم	۱۷۲/۵۷	۷/۱۳	۱۸/۶۲	۱۹۱۳
R2-V2-ST1	فرسایش شیاری متوسط-آبراهه ای متوسط- کنار رودخانه ای کم	۶۳/۹۸	۲/۶۴	۱۳/۲۱	۱۸۷۷
R2-V2-ST3	فرسایش شیاری متوسط-آبراهه ای متوسط- کنار رودخانه ای شدید	۱/۸۰	۰/۰۷	۹/۹۴	۱۸۰۷
R2-V3-ST1	فرسایش شیاری متوسط-آبراهه ای شدید- کنار رودخانه ای کم	۷/۸۹	۰/۳۳	۱۸/۵۶	۲۱۳۷
R3-V1-ST1	فرسایش شیاری شدید-آبراهه ای کم- کنار رودخانه ای کم	۱۱۰/۸۲	۴/۵۸	۱۸/۱۶	۲۱۰۲
R3-V1-ST3	فرسایش شیاری شدید-آبراهه ای کم- کنار رودخانه ای شدید	۰/۶۴	۰/۰۳	۱۳/۶۵	۲۲۲۵
R3-V3-ST1	فرسایش شیاری شدید-آبراهه ای شدید- کنار رودخانه ای کم	۱۰۷/۹۴	۴/۴۶	۱۵/۲۵	۲۱۰۸
R3-V3-ST2	فرسایش شیاری شدید-آبراهه ای شدید- کنار رودخانه ای متوسط	۰/۳۲	۰/۰۱	۱۰/۱۵	۱۹۰۳
R3-V3-ST3	فرسایش شیاری شدید-آبراهه ای شدید- کنار رودخانه ای شدید	۱/۲۰	۰/۰۵	۸/۵۶	۲۰۲۵
R4-V1-ST1	فرسایش شیاری خیلی شدید-آبراهه ای کم- کنار رودخانه ای کم	۷۴/۴۷	۳/۰۸	۱۵/۲۶	۱۹۱۵
R4-V2-ST1	فرسایش شیاری خیلی شدید-آبراهه ای متوسط- کنار رودخانه ای کم	۱/۵۲	۰/۰۶	۷/۱۸	۱۴۸۷
R4-V3-ST1	فرسایش شیاری خیلی شدید-آبراهه ای متوسط- کنار رودخانه ای کم	۱۲/۸۸	۰/۵۳	۱۸/۹۹	2157

۵ـ بحث و نتیجه‌گیری

حوضه آبخیز مختاران با چالش جدی تخریب اراضی به شکل‌های مختلف فرسایش، از جمله آبراهه‌ای، شیاری و کناری رودخانه، مواجه است. این مسئله نه تنها اقتصاد منطقه را تحت تأثیر قرار داده، بلکه اکوسیستم طبیعی آن را نیز به خطر انداخته است. در این پژوهش، از رویکردهای یادگیری ماشین و پارتیشن‌بندی تصادفی نمونه‌ها برای شناسایی دقیق مناطق آسیب‌پذیر استفاده شد. هدف اصلی، تعیین بهترین مدل برای پیش‌بینی حساسیت زمین به انواع فرسایش آبی در حوضه مختاران و ارائه یک چارچوب مفهومی برای هدایت مطالعات مشابه بود. آنالیز حساسیت نشان داد عوامل محیطی مختلفی بر توزیع جغرافیایی انواع فرسایش مؤثرند. در مدل فرسایش شیاری، عواملی مانند شیب، زمین‌شناسی،

[DOI: 10.61186/jeer.14.4.119]

اجزای واحد اراضی، سنگ و سنگ‌ریزه و درصد مواد خنثی‌شونده بیشترین تأثیر را داشتند. در مدل فرسایش آبراهه‌ای، واحدهای زمین‌شناسی، مدل رقومی ارتفاع، خاک لخت، اجزای واحد اراضی و نفوذپذیری زمین‌شناسی از اهمیت بیشتری برخوردار بودند. همچنین در مدل فرسایش کنار رودخانه‌ای، مدل رقومی ارتفاع، درصد تاج پوشش گیاهی، حداکثر ظرفیت نگهداشت، نفوذپذیری واحدهای زمین‌شناسی، هدایت الکتریکی خاک و درصد مواد خنثی‌شونده به‌عنوان عوامل کلیدی شناسایی شدند. با توجه به وسعت حوزه و محدودیت‌های اندازه‌گیری مستقیم فرسایش در مقیاس بزرگ، استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی به دلیل دقت بالا، سادگی و نیاز کم به داده، بسیار مناسب است. در این پژوهش، ده مجموعه داده آموزشی با در نظر گرفتن سطوح مختلف شدت فرسایش تهیه شد. انتخاب دقیق پارامترهای ورودی در مدل‌سازی، نقش کلیدی در نتایج دارد. این پارامترها به طور مستقیم یا غیرمستقیم بر وقوع و شدت فرسایش تأثیر می‌گذارند. بررسی‌های پیشین نشان می‌دهد که انتخاب پارامترهای ورودی به عوامل مختلفی بستگی دارد و نیازمند دقت نظر و دیدگاه محقق است (Jalali et al.,2023). با این حال، می‌توان مشاهده کرد که برخی از پارامترها مانند NDVI و شیب زمین بطور معمول در فرآیندهای مدل سازی در نظر گرفته می‌شوند (Can et al., 2017; Shahri et al., 2019; Jalali et al., 2023; Goes-Penafiel & Hernandez-Rojas., 2021). نقشه‌های تهیه شده در قالب چهار کلاس با حساسیت به فرسایش کم، متوسط، شدید و خیلی شدید طبقه‌بندی شدند (جدول۳، شکل ۸). بعد از ساخت مدل با استفاده از ۱۰ مجموعه داده متفاوت، پایداری و عملکرد مدل‌ها با استفاده از شاخص‌های KAPPA، TSS و ROC مورد ارزیابی و سنجش قرار گرفتند. همان‌گونه که در شکل ۶ نشان داده شده است همه اشکال فرسایش در مدل تجمیعی (ESMs) بهترین عملکرد را بر اساس هر سه ضریب، در سطح عالی داشته‌اند و بنابراین مدل تجمیعی (ESMs) به عنوان بهترین مدل شناخته شد. نتایج این پژوهش نشان داد که هر ۱۰ روش استفاده شده به‌همراه روش‌های سنجش از دور و سامانه‌ی اطلاعات جغرافیایی ابزار قوی به‌منظور ارزیابی حساسیت زمین نسبت به فرسایش می‌باشند. از نظر روش‌شناختی، علم داده یک زمینه‌ی پژوهشی در حال گسترش است. این ظرفیت برای درک بهتر فرآیندهای پیچیده محیطی بسیار پراهمیت است. نتایج این تحقیق نیز بیانگر مطابقت بالا با مطالعاتی است که از مدل‌های ماشین بردار به عنوان ابزاری مؤثر در تهیه نقشه حساسیت پذیری خطرات طبیعی فرسایش آبی و فرسایش خندقی و زمین لغزش استفاده نموده‌اند (Park,. 2015; kornejady et al., 2017; Pandey et al., 2018; Conoscenti et al., 2018; Bordbar et al., 2022; Senanayake et al., 2022; Mohammadi far et al., 2021؛ Arabameri et al., 2020). بررسی اهمیت نسبی تمام فاکتورهای محیطی در هر سه نوع شکل عمده فرسایش آبی منطقه مورد مطالعه نشان‌دهنده‌ی این بود که عوامل فیزیوگرافیک، زمین‌شناسی و پوشش سطحی خاک و خاکشناسی اهمیت قابل‌توجهی در پراکنش جغرافیایی اشکال فرسایش آبی در حوزه آبخیز مختاران دارند (شکل۷). بیشتر مناطق مستعد فرسایش این منطقه در مجاورت شبکه زهکشی قرار دارند که نیازمند- اجرای عملیات آبخیزداری بر اساس اصول علمی در مناطق آسیب‌پذیر می‌باشد. بنابراین ممکن است توسعه یک پس‌زمینه مفهومی بر اساس دیدگاه نظری در مورد اشکال فرسایش، که در مناطق مختلف قابل اجرا باشد، مفید واقع شود. افزون بر این نتایج این پژوهش می تواند به‌وسیله‌ی برنامه‌ریزان و مسئولان محلی به‌منظور ارزیابی، برنامه‌ریزی، مدیریت پایدار و حفاظت از منابع خاکی حوزه آبخیز مختاران در آینده استفاده گردد. با توجه به هزینه‌بر بودن و زمان‌بر بودن

[DOI: 10.61186/jeer.14.4.119]

آزمایش‌های خاک و نیز بازدیدهای میدانی، تهیه‌ی نقشـــــه‌ی پتانسیل رخداد اشکال فرسایشی با استفاده از روش به‌کار گرفته شده در این پژوهش، در مناطق دیگر نیز پیشنهاد می‌شود.

سپاس‌گذاری

این پژوهش ارائه بخشی از نتایج طرح پژوهشی شماره ۶۱۲۰/د/۱۴۰۳ معاونت پژوهشی دانشگاه بیرجند بوده است. از همکاری و حمایت آن دانشگاه و همه افرادی که ما را در به سرانجام رساندن این پژوهش یاری نمودند کمال تشکر و قدردانی را داریم.

منابع

1. Afshar, F. A., Ayoubi, S., & Jalalian, A. (2010). Soil redistribution rate and its relationship with soil organic carbon and total nitrogen using 137Cs technique in a cultivated complex hillslope in western Iran. *Journal of environmental radioactivity*, 101(8), 606-614. https://doi.org/10.1016/j.jenvrad.2010.03.008
2. Alkharabsheh, M. M., Alexandridis, T. K., Bilas, G., Misopolinos, N., & Silleos, N. (2013). Impact of land cover change on soil erosion hazard in northern Jordan using remote sensing and GIS. *Procedia environmental sciences*, (19), 912-921. https://doi.org/10.1016/j.proenv.2013.06.101
3. Angileri, S. E., Conoscenti, C., Hochschild, V., Märker, M., Rotigliano, E., & Agnesi, V. (2016). Water erosion susceptibility mapping by applying stochastic gradient treeboost to the Imera Meridionale river basin (Sicily, Italy). *Geomorphology*, (262), 61-76. https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2016.03.018
4. Arabameri, A., Pradhan, B., Rezaei, K., Yamani, M., Pourghasemi, H. R., & Lombardo, L. (2018). Spatial modelling of gully erosion using evidential belief function, logistic regression, and a new ensemble of evidential belief function–logistic regression algorithm. *Land Degradation & Development*, 29(11), 4035-4049. https://doi.org/10.1002/ldr.3151
5. Arabameri, A., Rezaei, K., Cerda, A., Lombardo, L., & Rodrigo-Comino, J. (2019). GIS-based groundwater potential mapping in Shahroud plain, Iran. A comparison among statistical (bivariate and multivariate), data mining and MCDM approaches. *Science of the total environment*, (658), 160-177. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.12.115
6. Bordbar, M., Aghamohammadi, H., Pourghasemi, H. R., & Azizi, Z. (2022). Multi-hazard spatial modeling via ensembles of machine learning and meta-heuristic techniques. *Scientific Reports*, 12(1), 1451. https://doi.org/10.1038/s41598-022-05364-y
7. Can, A., Dagdelenler, G., Ercanoglu, M. et al. (2019). Landslide susceptibility mapping at Ovacık-Karabük (Turkey) using different artificial neural network models: comparison of training algorithms. *Bull Eng Geol Environ* (78), 89–102. https://doi.org/10.1007/s10064-017-1034-3
8. Chang, T. C. (2007). Risk degree of debris flow applying neural networks. Natural hazards, 42(1), 209-224.
9. Chang, T. C., & Chao, R. J. (2006). Application of back-propagation networks in debris flow prediction. *Engineering Geology*, 85(3-4), 270-280. https://doi.org/10.1016/j.enggeo.2006.02.007
10. Choubin, B., Rahmati, O., Tahmasebipour, N., Feizizadeh, B., & Pourghasemi, H. R. (2019). Application of fuzzy analytical network process model for analyzing the gully

[DOI: 10.61186/jeer.14.4.119]

erosion susceptibility. *Natural hazards gis-based spatial modeling using data mining techniques*, 105-125.
11. Conoscenti, C., Agnesi, V., Cama, M., Caraballo-Arias, N. A., & Rotigliano, E. (2018). Assessment of gully erosion susceptibility using multivariate adaptive regression splines and accounting for terrain connectivity. *Land degradation & development*, 29(3), 724-736. https://doi.org/10.1002/ldr.2772
12. Damaneh, J. M., Ahmadi, J., Rahmanian, S., Sadeghi, S. M. M., Nasiri, V., & Borz, S. A. (2022). Prediction of wild pistachio ecological niche using machine learning models. Ecological Informatics, 72, 101907. https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2022.101907
13. Dou, J., Yamagishi, H., Pourghasemi, H. R., Yunus, A. P., Song, X., Xu, Y., & Zhu, Z. (2015). An integrated artificial neural network model for the landslide susceptibility assessment of Osado Island, Japan. *Natural Hazards*, (78), 1749-1776. https://doi.org/10.1007/s11069-015-1799-2
14. Eustace, A. H., Pringle, M. J., & Denham, R. J. (2011). A risk map for gully locations in central Queensland, Australia. *European journal of soil science*, 62(3), 431-441. https://doi.org/10.1111/j.1365-2389.2011.01375.x
15. Fielding, A. H., & Bell, J. F. (1997). A review of methods for the assessment of prediction errors in conservation presence/absence models. *Environmental conservation*, 24(1), 38-49.
16. Galton, F. (1892). Finger prints (No. 57490-57492). Macmillan and Company.
17. García-Ruiz, J. M., Beguería, S., Lana-Renault, N., Nadal-Romero, E., & Cerdà, A. (2017). Ongoing and emerging questions in water erosion studies. *Land Degradation & Development*, 28(1), 5-21. https://doi.org/10.1002/ldr.2641
18. Garosi, Y., Sheklabadi, M., Conoscenti, C., Pourghasemi, H. R., & Van Oost, K. (2019). Assessing the performance of GIS-based machine learning models with different accuracy measures for determining susceptibility to gully erosion. *Science of the Total Environment*, (664), 1117-1132. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.02.093
19. Gorsevski, P. V., Brown, M. K., Panter, K., Onasch, C. M., Simic, A., & Snyder, J. (2016). Landslide detection and susceptibility mapping using LiDAR and an artificial neural network approach: a case study in the Cuyahoga Valley National Park, Ohio. *Landslides*, (13), 467-484. https://doi.org/10.1007/s10346-015-0587-0
20. Goyes-Peñafiel, P., & Hernandez-Rojas, A. (2021). Doble evaluación de la susceptibilidad por movimientos en masa basada en redes neuronales artificiales y pesos de evidencia. *Boletín de Geología*, 43(1), 173-191. DOI: 10.18273/revbol.v43n1-2021009
21. Hong, H., Pourghasemi, H. R., & Pourtaghi, Z. S. (2016). Landslide susceptibility assessment in Lianhua County (China): a comparison between a random forest data mining technique and bivariate and multivariate statistical models. *Geomorphology*, (259), 105-118. https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2016.02.012
22. Jalali, M., Gholami, H., Rezaie, M., & Omidvar, E. (2023). Integrated Modeling of Soil Erosion by Water and Wind Using Machine Learning Methods. *Watershed Management Research Journal, 36(3), 128-145*. doi: 10.22092/wmrj.2022.358127.1458. (in persian)
23. Kornejady, A., Ownegh, M., & Bahremand, A. (2017). Landslide susceptibility assessment using maximum entropy model with two different data sampling methods. *Catena*, (152), 144-162. https://doi.org/10.1016/j.catena.2017.01.010
24. Lee, S., Ryu, J. H., Lee, M. J., & Won, J. S. (2003). Use of an artificial neural network for analysis of the susceptibility to landslides at Boun, Korea. *Environmental Geology*, (44), 820-833. https://doi.org/10.1007/s00254-003-0825-y

[DOI: 10.61186/jeer.14.4.119]

25. Mao, D., Zeng, Z., Wang, C., & Lin, W. (2007, August). Support vector machines with PSO algorithm for soil erosion evaluation and prediction. In Third International Conference on Natural Computation (ICNC 2007) (Vol. 1, pp. 656-660). IEEE. doi: 10.1109/ICNC.2007.697.
26. Moghadam, B. K., Jabarifar, M., Bagheri, M., & Shahbazi, E. (2015). Effects of land use change on soil splash erosion in the semi-arid region of Iran. *Geoderma*, (241), 210-220. https://doi.org/10.1016/j.geoderma.2014.11.025
27. Mohammadifar, A., Gholami, H., Comino, J. R., & Collins, A. L. (2021). Assessment of the interpretability of data mining for the spatial modelling of water erosion using game theory. *Catena*,(200), 105178. https://doi.org/10.1016/j.catena.2021.105178
28. Momeni Damaneh, J., Ahmadi, J., & Jafarpour Chekab, Z. (2023). Identification of Suitable Areas for Cultivation of Saffron (Crocus sativus L.) Using Artificial Intelligence-Based Models in Khorasan Razavi Province. *Journal of Saffron Research*, 11(2), 328-345. doi: 10.22077/jsr.2024.7137.1231. (in persian)
29. Momeni damaneh, J., Tajbakhsh, S. M., Ahmadi, J., & safdari, A. A. (2023). Determining The Areas Prone to The Growth of Rhume ribes L. Specie in Razavi Khorasan Province Using Vector Machine Models. *Water and Soil Management and Modelling*, (), -. doi: 10.22098/mmws.2023.12726.1276. (in persian)
30. Momeni Damaneh, J., Tajbakhsh, S. M., Ahmadi, J., & Safdari, A. A. (2022). Comparison of species distribution models in determining the habitat landscape of Pistacia vera L. specie in Razavi Khorasan province. *Water and Soil Management and Modelling*, 3(4), 77-92. doi: 10.22098/mmws.2022.11698.1160. (in persian)
31. mohammadi, S., Karimzadeh, H., & Alizadeh, M. (2018). Spatial estimation of soil erosion in Iran using RUSLE model. Iranian journal of Ecohydrology, 5(2), 551-569. doi: 10.22059/ije.2018.239777.706. (in persian)
32. Morgan, R. P. C. (2009). Soil erosion and conservation. *John Wiley & Sons*. ISBN 9788578110796
33. Panagos, P., Borrelli, P., Meusburger, K., Alewell, C., Lugato, E., & Montanarella, L. (2015). Estimating the soil erosion cover-management factor at the European scale. *Land use policy*, (48), 38-50. http://dx.doi.org/10.1016/j.landusepol.2015.05.021
34. Pandey, V. K., Pourghasemi, H. R., & Sharma, M. C. (2020). Landslide susceptibility mapping using maximum entropy and support vector machine models along the Highway Corridor, Garhwal Himalaya. *Geocarto International*, 35(2), 168-187. https://doi.org/10.1080/10106049.2018.1510038
35. Park, N. W. (2015). Using maximum entropy modeling for landslide susceptibility mapping with multiple geoenvironmental data sets. *Environmental Earth Sciences*, (73), 937-949. https://doi.org/10.1007/s12665-014-3442-z
36. Pourghasemi, H. R., & Rossi, M. (2017). Landslide susceptibility modeling in a landslide prone area in Mazandarn Province, north of Iran: a comparison between GLM, GAM, MARS, and M-AHP methods. *Theoretical and Applied Climatology*, 130(1), 609-633. https://doi.org/10.1007/s00704-016-1919-2
37. Pourghasemi, H. R., Yousefi, S., Kornejady, A., & Cerdà, A. (2017). Performance assessment of individual and ensemble data-mining techniques for gully erosion modeling. *Science of the Total Environment*, (609), 764-775. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2017.07.198
38. Pradeep, G. S., Krishnan, M. N., & Vijith, H. (2015). Identification of critical soil erosion prone areas and annual average soil loss in an upland agricultural watershed of Western Ghats, using analytical hierarchy process (AHP) and RUSLE techniques. *Arabian Journal of Geosciences*, 8(6), 3697-3711. https://doi.org/10.1007/s12517-014-1460-5

[DOI: 10.61186/jeer.14.4.119]

39. Pradhan, B. (2013). A comparative study on the predictive ability of the decision tree, support vector machine and neuro-fuzzy models in landslide susceptibility mapping using GIS. *Computers & Geosciences*, 51, 350-365. https://doi.org/10.1016/j.cageo.2012.08.023
40. Rahman, M. R., Shi, Z. H., & Chongfa, C. (2009). Land use/land cover change analysis using geo-information technology: two case studies in Bangladesh and China. *International Journal of Geoinformatics*, 5(2), 25.
41. Rahmati, O., Tahmasebipour, N., Haghizadeh, A., Pourghasemi, H. R., & Feizizadeh, B. (2017). Evaluation of different machine learning models for predicting and mapping the susceptibility of gully erosion. *Geomorphology*, (298), 118-137. https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2017.09.006
42. Sajedi-Hosseini, F., Choubin, B., Solaimani, K., Cerdà, A., & Kavian, A. (2018). Spatial prediction of soil erosion susceptibility using a fuzzy analytical network process: Application of the fuzzy decision-making trial and evaluation laboratory approach. *Land degradation & development*, 29(9), 3092-3103. https://doi.org/10.1002/ldr.3058
43. Scott, A. C. (2001). Water erosion in the Murray-Darling Basin: Learning from the past (p. 134). *Canberra, Australia: CSIRO Land and Water*.
44. Senanayake, S., & Pradhan, B. (2022). Predicting soil erosion susceptibility associated with climate change scenarios in the Central Highlands of Sri Lanka. *Journal of Environmental Management*, (308), 114589. https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2022.114589
45. Shahri, A. A., Spross, J., Johansson, F., & Larsson, S. (2019). Landslide susceptibility hazard map in southwest Sweden using artificial neural network. *Catena*, (183), 104225. https://doi.org/10.1016/j.catena.2019.104225
46. Sharma, A., Tiwari, K. N., & Bhadoria, P. B. S. (2011). Effect of land use land cover change on soil erosion potential in an agricultural watershed. *Environmental monitoring and assessment*, (173), 789-801. https://doi.org/10.1007/s10661-010-1423-6
47. Smeeton, N. C. (1985). Early history of the kappa statistic. *Biometrics*, (41), 795.
48. Svoray, T., Michailov, E., Cohen, A., Rokah, L., & Sturm, A. (2012). Predicting gully initiation: comparing data mining techniques, analytical hierarchy processes and the topographic threshold. *Earth Surface Processes and Landforms*, 37(6), 607-619. https://doi.org/10.1002/esp.2273
49. Swets, J. A. (1988). Measuring the accuracy of diagnostic systems. *Science*, 240(4857), 1285-1293. https://doi.org/10.1126/science.3287615
50. Taner San, B. (2014). An evaluation of SVM using polygon-based random sampling in landslide susceptibility mapping: The Candir catchment area (western Antalya, Turkey). *International journal of applied earth observation and geoinformation*, (26), 399-412. http://pascal-francis.inist.fr/vibad/index.php?action=getRecordDetail&idt=28046489
51. Thuiller, W., Lafourcade, B., Engler, R., & Araújo, M. B. (2009). BIOMOD–a platform for ensemble forecasting of species distributions. *Ecography*, 32(3), 369-373. https://doi.org/10.1111/j.1600-0587.2008.05742.x
52. Vaezi, A. R., Abbasi, M., Bussi, G., & Keesstra, S. (2017). Modeling sediment yield in semi-arid pasture micro-catchments, NW Iran. *Land Degradation & Development*, 28(4), 1274-1286. https://doi.org/10.1002/ldr.2526
53. Vanmaercke, M., Poesen, J., Verstraeten, G., de Vente, J., & Ocakoglu, F. (2011). Sediment yield in Europe: Spatial patterns and scale dependency. *Geomorphology*, 130(3-4), 142-161. https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2011.03.010

[DOI: 10.61186/jeer.14.4.119]

54. Walther, G. R., Post, E., Convey, P., Menzel, A., Parmesan, C., Beebee, T. J., ... & Bairlein, F. (2002). Ecological responses to recent climate change. *Nature*, 416(6879), 389-395. https://doi.org/10.1038/416389a
55. Yi, Y. J., Cheng, X., Yang, Z. F., & Zhang, S. H. (2016). Maxent modeling for predicting the potential distribution of endangered medicinal plant (H. riparia Lour) in Yunnan, China. *Ecological Engineering*, (92), 260-269. https://doi.org/10.1016/j.ecoleng.2016.04.010
56. Yuan, L., Zhang, Q., Li, W., & Zou, L. (2006, July). Debris flow hazard assessment based on support vector machine. *In 2006 IEEE International Symposium on Geoscience and Remote Sensing* (pp. 4221-4224). IEEE. doi: 10.1109/IGARSS.2006.1083.

[DOI: 10.61186/jeer.14.4.119]