

Classification of Unsaturated Soil Slope Stability Using Numerical Modeling and Machine Learning

Adele Fanian[✉], Hamid hashemolhosseini, Reza Abdollahi[✉] and Mojtaba Azhari

Department of Civil Engineering, Isfahan University of Technology, Isfahan, Iran.

Abstract: The stability of unsaturated slopes, as one of the important issues in geotechnical engineering, plays a fundamental role in evaluating the safety of civil engineering projects and in preventing occurrence of instability under the influence of hydrological and geometrical parameters. In this study, in order to evaluate the stability of unsaturated slopes, numerical modeling based on the finite element method was performed using the PLAXIS 2D software, and based on its results, a dataset corresponding to stable and unstable conditions was extracted. Subsequently, the performance of four machine learning algorithms, including Support Vector Machine, Logistic Regression, Random Forest, and XGBoost, was evaluated on these data. The implementation and coding of these models were done using the Python programming language. The results indicated that all the investigated models demonstrated acceptable performance and very close results in classifying slope stability conditions. The analysis of feature importance and the effects of input parameters showed that groundwater level, slope angle, rainfall intensity, and rainfall duration all have an increasing effect on slope instability. An increase in these parameters leads to a reduction in the factor of safety and an increase in the probability of instability. From a soil mechanics perspective, this behavior is attributed to the reduction of matric suction, the decrease in effective stress, and the reduction in shear strength due to water infiltration, as well as the increase in the driving shear stress component in steeper slopes.

Keywords: Factor of safety, Machine learning, PLAXIS 2D, Slope stability, Unsaturated soil.

* Corresponding Author: r.abdollahi@iut.ac.ir

How to Cite: Fanian A, hashemolhosseini Ha, Abdollahi R, Azhari M, Classification of unsaturated soil slope stability using numerical modeling and machine learning, Journal of Computational Methods in Engineering





مقاله پژوهشی

طبقه‌بندی پایداری شیب‌های خاکی غیراشباع با استفاده از مدل‌سازی عددی و یادگیری ماشین

عادلہ فانیان^{ID}، حمید هاشم الحسینی، رضا عبداللہی^{ID*} و مجتبی ازہری

دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی اصفهان، اصفهان، ایران

چکیده - پایداری شیب‌های غیراشباع به‌عنوان یکی از مسائل مهم در مهندسی ژئوتکنیک، نقش اساسی در ارزیابی ایمنی پروژه‌های عمرانی و پیشگیری از وقوع ناپایداری تحت تأثیر پارامترهای هیدرولوژیکی و هندسی دارد. در این پژوهش، به‌منظور ارزیابی پایداری شیب‌های غیراشباع، از مدل‌سازی عددی مبتنی بر روش اجزای محدود در نرم‌افزار پلکسیس دوبعدی استفاده شد و بر اساس نتایج آن، مجموعه‌ای از داده‌های مربوط به حالات پایدار و ناپایدار استخراج گردید. سپس عملکرد چهار الگوریتم یادگیری ماشین شامل بردار پشتیبان، رگرسیون لجستیک، جنگل تصادفی و اکس‌جی‌بوست بر روی این داده‌ها مورد ارزیابی قرار گرفت. پیاده‌سازی و کدنویسی این مدل‌ها با استفاده از زبان برنامه‌نویسی پایتون انجام شد. نتایج نشان داد که تمامی مدل‌های مورد بررسی، عملکرد قابل قبول و بسیار نزدیک به یکدیگر در طبقه‌بندی حالات پایداری شیب ارائه کردند. تحلیل اهمیت ویژگی‌ها و اثر پارامترهای ورودی بیانگر آن است که سطح آب زیرزمینی، زاویه شیب، شدت بارش و مدت بارش همگی اثر افزایشی بر ناپایداری شیب دارند. افزایش این پارامترها منجر به کاهش ضریب اطمینان پایداری و افزایش احتمال وقوع ناپایداری می‌شود. از منظر مکانیک خاک، این رفتار ناشی از کاهش مکش ماتریک، افت تنش مؤثر و کاهش مقاومت برشی در اثر نفوذ آب و همچنین افزایش مؤلفه تنش برشی محرک در شیب‌های تندتر است. واژه‌های کلیدی: خاک غیراشباع، ضریب اطمینان، پایداری شیب، یادگیری ماشین، پلکسیس دوبعدی.

*: نویسنده مسئول، رایانامه: r.abdollahi@iut.ac.ir

فهرست علائم

میزان رطوبت حجمی	θ	مکش ماتریک	h
رطوبت باقیمانده	θ_r	پارامتر برازش	m
رطوبت حجمی اشباع	θ_s	پارامتر برازش	n
ضریب وزنی بیشاپ	χ	فشار هوای منفذی	u_a
تنش کل	σ	فشار آب منفذی	u_w
تنش مؤثر بیشاپ	σ'	پارامتر برازش	α

۱- مقدمه

رفتار خاک‌های غیراشباع یکی از چالش‌های مهم مهندسی ژئوتکنیک^۱ در سراسر جهان محسوب می‌شود، زیرا در اثر عوامل طبیعی یا انسانی می‌تواند موجب بروز مشکلات جدی در سازه‌ها شود. رشد روزافزون و گسترش شهرها در دهه‌های اخیر و نیاز به استفاده از زمین‌های حاشیه‌ای، اهمیت بررسی این نوع خاک‌ها را افزایش داده است [۱]. یکی از مفاهیم بنیادی در مکانیک خاک‌های غیراشباع، مکش ماتریک است که از تفاوت فشار هوا و فشار آب حفره‌ای حاصل می‌شود و به‌طور مستقیم بر چسبندگی ظاهری و رفتار هیدرولیکی خاک تأثیر می‌گذارد [۲]. این در حالی است که در خاک‌های اشباع، مکش ماتریک اساساً وجود نداشته و تحلیل‌های متداول ژئوتکنیکی بر پایه اصول مکانیک خاک اشباع بنا شده‌اند. با توجه به تغییرات اقلیمی و نوسانات فصلی رطوبت، درک عمیق رفتار خاک‌های غیراشباع و ادغام آن در فرآیند طراحی و ارزیابی ریسک، برای اطمینان از پایداری زیرساخت‌ها ضروری است [۳]. در فرآیند ساخت شیب‌های خاکی، خاک معمولاً در حالت غیراشباع متراکم می‌شود و لایه‌های بالایی زمین به دلیل وجود هوای محبوس در منافذ و اثر مویینگی، دارای فشار آب منفی یا مکش ماتریک هستند که نقش تعیین‌کننده‌ای در رفتار برشی و تغییر شکل‌پذیری آن‌ها دارد [۴]. ارزیابی پایداری شیب‌ها و عملکرد خاکریزها در شرایط غیراشباع نیازمند درک دقیق از رفتار مکانیکی خاک است، زیرا تغییر میزان رطوبت از طریق کاهش مکش ماتریک موجب افت

مقاومت برشی، افزایش تغییر شکل و تمرکز تنش در نواحی بحرانی شیب شده و در نتیجه ضریب اطمینان^۲ پایداری را کاهش می‌دهد [۵ و ۶]. به همین دلیل بررسی عملکرد و پایداری شیب‌های خاکی، به‌ویژه در شرایط مختلف رطوبتی و هندسی، بخش مهمی از تحلیل‌های ژئوتکنیکی در طراحی و ایمنی پروژه‌های عمرانی محسوب می‌شود [۶].

با توجه به اینکه تغییر رطوبت عامل اصلی کاهش مکش ماتریک و ناپایداری شیب است، شناخت منابع و عوامل ایجادکننده این تغییر رطوبت، اهمیت ویژه‌ای دارد؛ در این میان، بارندگی یکی از مهم‌ترین و رایج‌ترین این عوامل محسوب می‌شود. لغزش‌های سطحی ناشی از بارندگی عمدتاً ماهیتی کم‌عمق دارند و علت اصلی آن‌ها پیشروی جبهه خیس‌شدگی و افت مکش ماتریک در لایه‌های غیراشباع است. این پدیده ضرورت در نظر گرفتن تأثیر مکش ماتریک در تحلیل پایداری شیب‌ها را آشکار می‌سازد [۷]. علاوه بر بارندگی، سطح آب زیرزمینی که تعیین‌کننده رطوبت و مکش اولیه در خاک است، نقش به‌سزایی در پایداری شیب دارد و افزایش آن، احتمال ناپایداری شیب را بالا می‌برد [۸]. اگر سطح اولیه آب زیرزمینی پایین باشد، حتی بارندگی شدید نیز ممکن است افزایش قابل توجهی در سطح آب ایجاد نکند، اما در صورتی که سطح آب زیرزمینی به سطح زمین نزدیک باشد، همان بارندگی می‌تواند موجب افزایش محسوس فشار آب حفره‌ای و کاهش سریع ضریب اطمینان شود. همچنین تداوم بارش، باعث بالا آمدن

تدریجی سطح آب زیرزمینی تا رسیدن به یک وضعیت بحرانی می‌شود که در آن پایداری شیب به حداقل می‌رسد. در مجموع، تغییرات مکانی و زمانی سطح آب زیرزمینی و نحوه پاسخ آن به نفوذ بارندگی، عامل کلیدی در کنترل تغییرات فشار آب حفره‌ای و در نتیجه ناپایداری شیب محسوب می‌شود [۹]. تغییرات زمانی رطوبت و نفوذ آب در شیب‌های خاکی غیراشباع به‌صورت غیریکنواخت در عمق گسترش می‌یابد. نتایج اندازه‌گیری‌های میدانی نشان می‌دهد تغییرات رطوبت و مکش عمدتاً در اعماق کم، شدیدتر بوده و با افزایش عمق، پاسخ خاک به عوامل محیطی کاهش یافته و به حالت پایدار نزدیک می‌شود. نفوذ آب در خاک انبساطی به‌شدت وابسته به شدت و مدت بارندگی و همچنین وجود ترک‌های خشکیدگی است که مسیرهای جریان را تسهیل کرده و موجب افزایش نفوذپذیری و انتقال سریع‌تر رطوبت می‌شوند. در نتیجه، ورود آب به خاک باعث افزایش درجه اشباع و کاهش سریع مکش شده و این تغییرات می‌تواند موجب تغییرات حجمی و ناپایداری تدریجی توده خاک گردد [۱۰].

میزان نفوذ آب ناشی از بارندگی، به ویژگی‌های هیدرولیکی خاک وابسته است. همچنین بارش‌های با شدت کم اما مدت طولانی، اثر مخرب‌تری نسبت به بارش‌های شدید کوتاه‌مدت دارند. به‌طور کلی می‌توان بیان کرد که الگوی زمانی بارش و فرآیند نفوذ آب در خاک از عوامل کلیدی در شکل‌گیری سطوح لغزش و وقوع ناپایداری شیب‌های خاک ریزدانه غیراشباع هستند [۱۱]. پیش از بارندگی، پارامترهای مقاومت برشی، کنترل‌کننده پایداری هستند اما هنگام نفوذ آب، نرخ نفوذ و توزیع رطوبت اهمیت بیشتری پیدا می‌کنند. به همین جهت شناخت رفتار نگهداری آب از طریق منحنی مشخصه آب-خاک^۳ توصیف می‌شود [۱۲]. منحنی مشخصه آب-خاک برای توصیف رابطه رطوبت و مکش در مدل لحاظ می‌شود. در مجموع، پایداری شیب، نتیجه یک فرایند وابسته به شرایط اولیه، مسیر بارگذاری و تغییرات زمانی میدان تنش و فشار آب منفذی است و به همین دلیل تحلیل آن ماهیتی مرحله‌ای و وابسته به شرایط مرزی و هیدرولیکی دارد [۱۳].

با توجه به مجموعه عوامل مؤثر بر پایداری شیب‌های غیراشباع که در بخش‌های پیشین مورد بحث قرار گرفت، پژوهشگران متعددی به بررسی تأثیر این عوامل بر پایداری شیب‌های خاکی غیراشباع پرداخته‌اند. جوسیفسکی و سوسینو [۱۴] در مطالعه‌ای به بررسی پایداری شیب‌های غیراشباع تحت نفوذ بارندگی شدید پرداختند. پژوهش با شبیه‌سازی یک شیب ماسه‌ای تحت بارش شدید نشان داد که نفوذ آب موجب افزایش رطوبت و درجه اشباع و کاهش سریع مکش خاک شده و در نتیجه مقاومت برشی کاهش می‌یابد. نتایج این مطالعه نشان می‌دهد که اثر بارش ابتدا در لایه‌های سطحی به‌صورت فرسایش و ناپایداری موضعی ظاهر شده و با تداوم نفوذ آب، به ناپایداری کلی شیب منجر می‌شود. در جمع‌بندی کلی نتایج، مشخص می‌گردد با افزایش شدت و تداوم بارش، پتانسیل ناپایداری شیب‌ها به‌طور قابل‌توجهی افزایش خواهد یافت. جو و همکاران [۱۵] در پژوهشی به بررسی رفتار شیب خاک غیراشباع تحت نفوذ بارش پرداختند و در این تحلیل، تغییرات فشار آب حفره‌ای، مکش ماتریک، تغییرشکل خاک و ضریب اطمینان در اثر دوره‌های بارش متوالی بررسی شده است، این مطالعه نشان می‌دهد تحلیل همزمان تراوش و تغییرشکل برای پیش‌بینی واقع‌بینانه ناپایداری شیب‌های غیراشباع ضروری است. جئونگ و همکاران [۱۶] به بررسی لغزش‌های ناشی از بارش در شیب‌های خاک غیراشباع پرداخته‌اند. در این مطالعه، شناسایی عوامل مؤثر بر وقوع لغزش انجام شد و نقش ویژگی‌های خاک، هندسه شیب، پوشش گیاهی، نفوذ بارش و تغییرات مکش ماتریک بررسی گردید. نتایج نشان داد نفوذ آب باران موجب کاهش مکش ماتریک، افزایش فشار آب حفره‌ای و در نتیجه کاهش مقاومت برشی و ضریب اطمینان شیب می‌شود و با تداوم بارش، سطح لغزش به‌تدریج به سمت سنگ بستر گسترش می‌یابد. همچنین شدت و تداوم بارش، شرایط اولیه مکش و تغییرات سطح آب زیرزمینی از عوامل اصلی کنترل‌کننده ناپایداری معرفی شدند و مشخص شد روش تحلیل همزمان تراوش و تغییرشکل در شبیه‌سازی لغزش‌های ناشی از بارش در

جدول ۱. ویژگی‌های خاک مورد استفاده در مدل‌سازی [۱۸]

Table 1. Soil properties used in modeling [18].

نام پارامتر	مقدار پارامتر
وزن مخصوص خشک (kN/m^3)	۱۸
مدول حجمی (kPa)	$9/81 \times 10^3$
مدول برشی (kPa)	$3/76 \times 10^3$
چسبندگی (kPa)	۱۲
زاویه اصطکاک داخلی (Degree)	۲۱
ضریب هدایت هیدرولیکی (m/sec)	$1/81 \times 10^{-6}$
پارامتر برازش α	۰/۲۴۷
پارامتر برازش m	۰/۵۳۰۶
فشار موینگی مرجع (kPa)	۳۹/۷۷

بارش و زاویه شیب بر ضریب اطمینان پایداری شیب خاکی غیراشباع با استفاده از مدل‌سازی عددی و مدل‌های مبتنی بر یادگیری ماشین است.

۲- مشخصات خاک غیراشباع

در این پژوهش، مشخصات ژئوتکنیکی خاک مورد استفاده در مدل‌سازی عددی، بر اساس داده‌های گزارش شده در مطالعه‌ی انجام شده توسط میهوبی و همکاران [۱۸] اقتباس شده است. مرجع مذکور حاکی از آن است که پارامترهای مکانیکی و هیدرولیکی خاک با استفاده از آزمایش‌های صحرایی و آزمایشگاهی، از جمله آزمون برش مستقیم و تعیین منحنی مشخصه آب-خاک، استخراج شده‌اند. به منظور شبیه‌سازی دقیق رفتار شیب، ویژگی‌های اصلی خاک که از مقاله مذکور استخراج شده است در جدول ۱ ارائه شده است.

در مطالعات ژئوتکنیکی، درک رفتار مکانیکی و هیدرولوژیکی خاک نقش مهمی در پیش‌بینی پایداری خاک دارد. مدل‌سازی عددی خاک، امکان شبیه‌سازی شرایط پیچیده محیطی را فراهم می‌کند. در مدل‌سازی این تحقیق، رفتار غیرخطی و وابسته به رطوبت خاک با استفاده از مدل ون‌گونوختن^۴ شبیه‌سازی

خاک‌های غیراشباع بسیار مناسب است. در پژوهش ژانگ و همکاران [۱۷] به اثر هندسه شیب و نوع خاک بر پایداری شیب‌های خاک غیراشباع اشاره شده است. این تحقیق نشان داد افزایش زاویه شیب موجب کاهش ضریب اطمینان پایداری شیب خاکی می‌شود. همچنین اثر شرایط هیدرولیکی و موقعیت سطح آب زیرزمینی بسته به نوع خاک تغییر می‌کند؛ به طوری که برخی خاک‌ها نسبت به تغییرات رطوبتی حساس‌تر بوده و رفتار پایداری متفاوتی در شرایط نفوذ یا تبخیر نشان می‌دهند.

در پژوهش‌های پیشین، اثر پارامترهای گوناگون بر پایداری شیب بررسی شده است. با این حال، در هیچ‌یک از این مطالعات، تأثیر هم‌زمان، چهار پارامتر سطح آب زیرزمینی، مدت زمان بارش، شدت بارش و زاویه شیب بر ضریب اطمینان پایداری شیب مورد ارزیابی قرار نگرفته است. به علاوه، در هر یک از پژوهش‌های موجود، حداکثر دو پارامتر از پارامترهای یادشده، آن‌هم به طور مجزا، بر پایداری شیب خاکی غیراشباع مطالعه شده است. یکی دیگر از کاستی‌های مطالعات مطرح شده، عدم استفاده از روش‌های نوین و تحلیل داده‌ها به وسیله هوش مصنوعی است که می‌تواند ارزش پژوهش را به طور قابل توجهی افزایش دهد. از این رو، این پژوهش در صدد ارزیابی تأثیر هم‌زمان پارامترهای سطح آب زیرزمینی، مدت زمان بارش، شدت

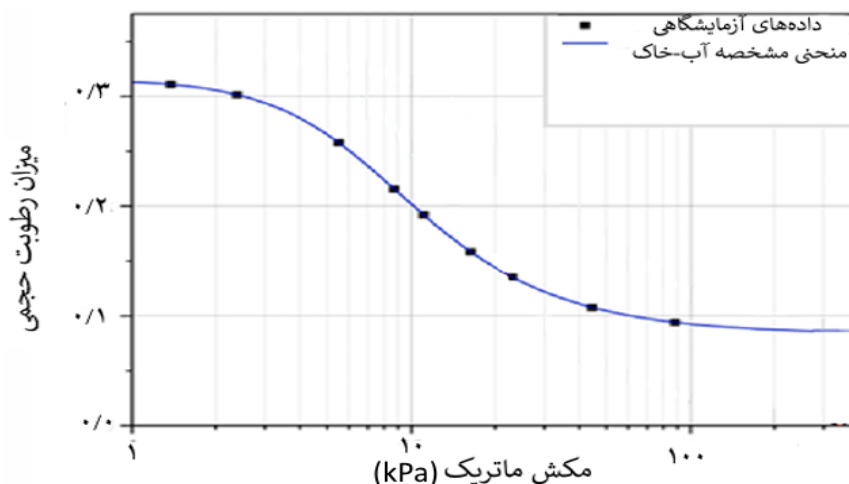


Fig. 1. Soil-water characteristic curve used in modeling [18].

شکل ۱. منحنی مشخصه آب-خاک مورد استفاده در مدل‌سازی [۱۸]

در رابطه (۱) پارامترهای θ , θ_s , θ_r به ترتیب مکش ماتریک، میزان رطوبت حجمی، رطوبت حجمی اشباع و رطوبت باقیمانده هستند و α , n , و m پارامترهای برازش می‌باشد [۱۹].

منحنی مشخصه آب-خاک در خاک غیراشباع نقش بسیار مهمی در تعیین رابطه مکش-رطوبت دارد و تاثیر آن در تحلیل پایداری شیب نیز بسیار حائز اهمیت است. شکل ۱ نشان‌دهنده منحنی مشخصه آب-خاک مورد استفاده در مدل‌سازی است. شکل ۱ و داده‌های ارائه شده در جدول ۱ مبنای تمامی تحلیل‌های جریان، تغییرشکل و پایداری در این پژوهش است.

۳- روش تحقیق

در این تحقیق، شبیه‌سازی عددی پایداری شیب تحت اثر عوامل هیدرولوژیکی و هندسی با استفاده از نرم‌افزار پلکسیس دوبعدی^۵ انجام شد. اثر غیراشباع بودن خاک و تغییرات مقاومت برشی ناشی از تغییر درجه اشباع، از طریق ترکیب مدل رفتاری موهر-کولمب^۶ با معادله تنش مؤثر بیشاپ^۷ و منحنی مشخصه آب-خاک در چارچوب تحلیل کوپل شده جریان-تغییرشکل^۸ مدل‌سازی شده است. در تحلیل مزدوج، جریان غیراشباع و تغییرشکل به‌صورت همزمان حل شده و تغییرات گذرای مکش ماتریک ناشی از نفوذ بارش در معادله تنش مؤثر بیشاپ اعمال می‌شود.

شده است و امکان برازش و تخمین منحنی مشخصه آب-خاک فراهم گردید.

مدل ریاضی ون‌گنوختن به‌عنوان یکی از پرکاربردترین مدل‌های تجربی، توانایی بالایی در توصیف رفتار این منحنی در نواحی مختلف از خود نشان داده است و به‌طور گسترده در مبحث خاک‌های غیراشباع مورد استفاده قرار می‌گیرد. این مدل با استفاده از یک تابع تحلیلی پیوسته، رابطه بین محتوای آب حجمی و مکش خاک را بیان می‌کند و می‌تواند رفتار نگهداشت آب را در دامنه وسیعی از شرایط رطوبتی شبیه‌سازی کند و با استفاده از چند پارامتر برازش، امکان پیش‌بینی دقیق رابطه بین مکش ماتریک و میزان رطوبت خاک را فراهم کرده و در شبیه‌سازی ویژگی‌های هیدرولیکی خاک نقش مهمی ایفا می‌کند. بررسی‌های انجام‌شده نشان داد که معادله پیشنهادی توانایی بالایی در بازنمایی داده‌های آزمایشگاهی خاک‌های مختلف دارد و می‌تواند ابزاری در تحلیل مسائل مهندسی مربوط به خاک‌های غیراشباع باشد در این پژوهش، رابطه بین مکش ماتریک و درجه رطوبت خاک با استفاده از این مدل در نظر گرفته شده است. این رابطه در قالب معادله (۱) برای توصیف مکش ماتریک و درجه رطوبت خاک بیان شده است.

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

جدول ۲. مقادیر ضریب اطمینان در شبیه سازی مدل برای شدت بارش‌های مختلف

Table 2. Confidence coefficient values in model simulation for different rainfall intensity.

شدت بارندگی (mm/h)	ضریب اطمینان پایداری شیب مدل‌سازی برای صحت‌سنجی	ضریب اطمینان پایداری شیب مرجع
۰	۱/۷۰۴	۱/۶۶۲
۲/۵	۱/۶۶۲	۱/۶۳۷
۵	۱/۴۱۷	۱/۵۳۴
۷/۵	۱/۲۴۵	۱/۲۷۴
۱۰	۱/۱۰۹	۱/۱۷۵

اندازه‌های مان‌ها به ۰/۳ برابر مان‌های سایر نواحی کاهش یافت تا پوشش دقیق‌تری در نقاط بحرانی تحلیل پایداری فراهم شود. به جهت تحلیل با دقت بالاتر، مدل‌سازی با مان‌های ۱۵ گره‌ای صورت گرفت که به دلیل درونیابی مرتبه چهارم جابجایی و انتگرال‌گیری با دوازده نقطه گاوس^۹، دقت بالاتری در تحلیل تنش و تغییر شکل به‌ویژه در مرزهای منحنی و مسائل ژئوتکنیکی پیچیده فراهم شد [۲۳].

به‌منظور صحت‌سنجی مدل‌سازی عددی، نتایج حاصل با نتایج پژوهش منتشر شده توسط میهوبی و همکاران [۱۸] مقایسه شد. در این فرآیند، به‌منظور ایجاد شرایط یکسان برای مقایسه، از مشخصات هندسی، پارامترهای ژئوتکنیکی و شرایط مرزی مطابق مقادیر گزارش شده در مرجع استفاده شد. کل فرآیند مدل‌سازی سطح شیب‌دار در این پژوهش در پنج فاز انجام شد که شامل یک فاز اولیه و چهار فاز بارندگی با شدت‌های مختلف است. در گام نخست، ضریب اطمینان پایداری شیب برای هر یک از فازهای بارندگی محاسبه و با نتایج ارائه شده در مقاله مرجع مقایسه گردید. مقادیر حاصل از مدل‌سازی حاضر نتایج موجود در مرجع در جدول ۲ ارائه شده است.

همان‌گونه که در جدول ۲ مشاهده می‌شود، نتایج حاصل از مدل‌سازی عددی تطابق مناسبی با مقادیر گزارش شده در مقاله مرجع دارند و اختلاف مقادیر ضریب اطمینان در تمامی مراحل کمتر از ۱۰ درصد است. این موضوع بیانگر دقت مناسب مدل عددی و صحت روش مدل‌سازی به‌کاررفته در این پژوهش است.

این رویکرد با روش ارائه شده توسط آماراسینگه و همکاران [۲۰] برای تحلیل پایداری شیب‌های غیراشباع تحت اثر بارش، مطابقت دارد. رابطه (۲) نشان دهنده رابطه تنش موثر بیشاپ با مکش ماتریک موجود در خاک غیراشباع است.

$$\sigma' = (\sigma - u_a) + \chi(u_a - u_w) \quad (2)$$

در رابطه (۲)، σ' تنش کل، σ تنش موثر بیشاپ، u_a فشار هوای منفذی، u_w فشار آب منفذی و $(u_a - u_w)$ مکش ماتریک است. پارامتر χ یک پارامتر برای تعیین میزان اثرگذاری مکش ماتریک بر تنش موثر است که برای خاک کاملاً خشک برابر صفر و برای خاک کاملاً اشباع برابر یک است [۲۱].

این فرآیند از طریق اثرگذاری بر تنش مؤثر، موجب تغییر مقاومت برشی می‌شود و در نهایت با استفاده از روش کاهش مقاومت، کاهش ضریب اطمینان شیب رخ می‌دهد. در این روند، پارامترهای مقاومت برشی خاک شامل چسبندگی و زاویه اصطکاک داخلی به‌طور سیستماتیک تا زمانی کاهش می‌یابند که مدل عددی، نشانه‌های گسیختگی را از طریق عدم همگرایی یا تغییر شکل‌های بیش از حد، آشکار سازد و مقدار ضریب کاهش مقاومت در آن لحظه به‌عنوان ضریب اطمینان نهایی ثبت گردد. استفاده از مدل ون‌گنوختن برای لحاظ کردن شرایط غیراشباع و برقراری رابطه میان مکش ماتریک و درجه اشباع خاک باعث شد که اثر تغییرات رطوبت ناشی از بارش بر تنش مؤثر و در نتیجه بر ضریب اطمینان به‌درستی در تحلیل لحاظ گردد [۲۲].

از نظر شبکه‌بندی، از مش متوسط برای کل مدل استفاده شد و در نواحی حساس نزدیک به شیب و مرزهای ورود آب باران،

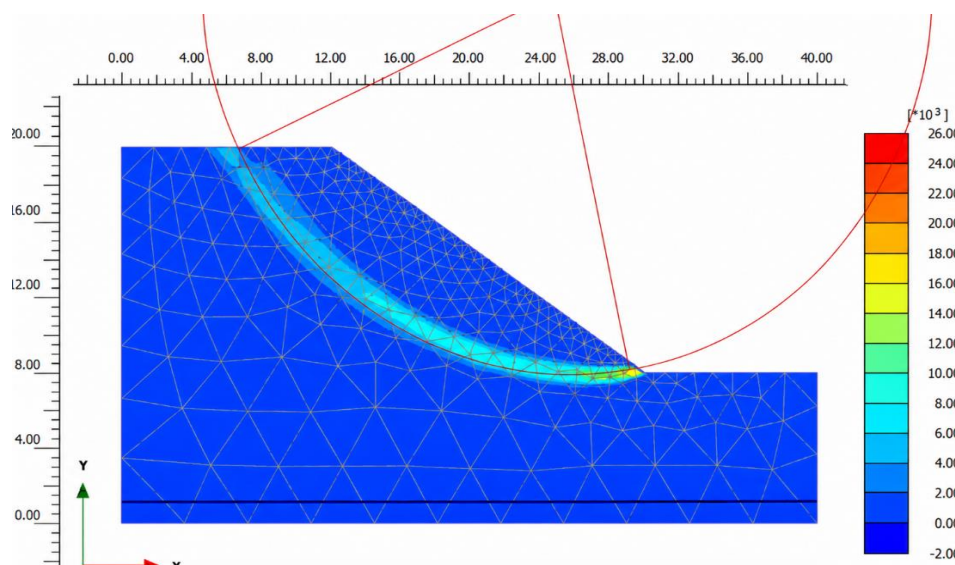


Figure 2. Determination of the best circle fitted to the failure surface in modeling for validation.

شکل ۲. تعیین بهترین دایره منطبق بر سطح گسیختگی در مدل سازی برای صحت سنجی

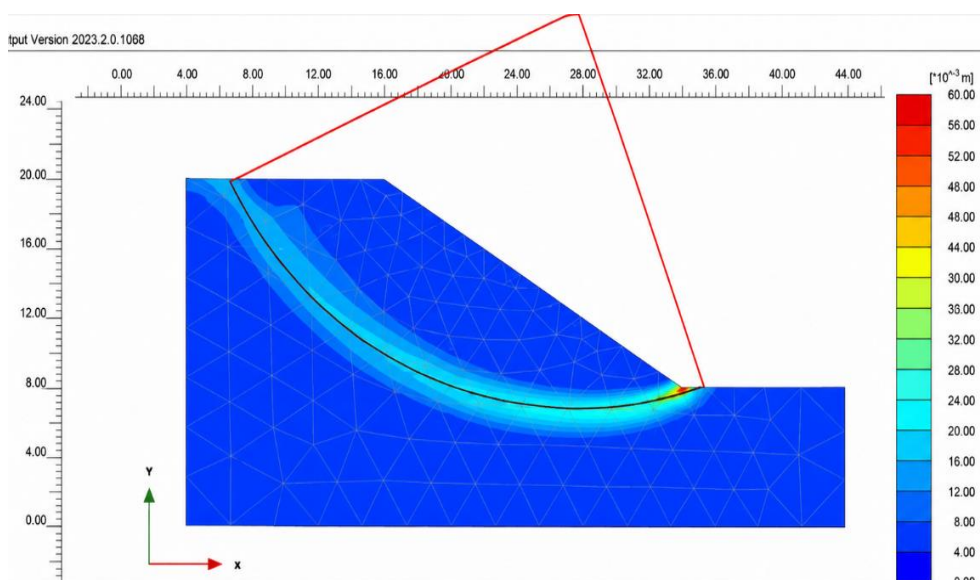


Figure 3. Determination of the best circle fitted to the failure surface in the reference [18].

شکل ۳. تعیین بهترین دایره منطبق بر سطح گسیختگی در مرجع [۱۸]

صحت سنجی و مرجع به ترتیب در شکل های ۲ و ۳ نشان داده شده است.

با توجه به طول کمان گسیختگی محاسبه شده در هر فاز، نمودارهای طول گسیختگی بر حسب شدت بارندگی مربوط به مدل سازی برای صحت سنجی و مرجع به ترتیب در شکل های ۴ و ۵ ارائه گردیده است.

به منظور بررسی دقیق تر عملکرد مدل، علاوه بر مقایسه ضریب اطمینان، سطح گسیختگی حاصل از تحلیل نیز در تمامی فازها مورد ارزیابی قرار گرفت. برای انجام مقایسه کمی، طول کمان سطح گسیختگی در هر فاز با استفاده از نرم افزار اتوکد ۱۰ اندازه گیری شد. نمونه ای از فرآیند تعیین بهترین دایره منطبق بر سطح گسیختگی و اندازه گیری طول کمان در مدل سازی برای

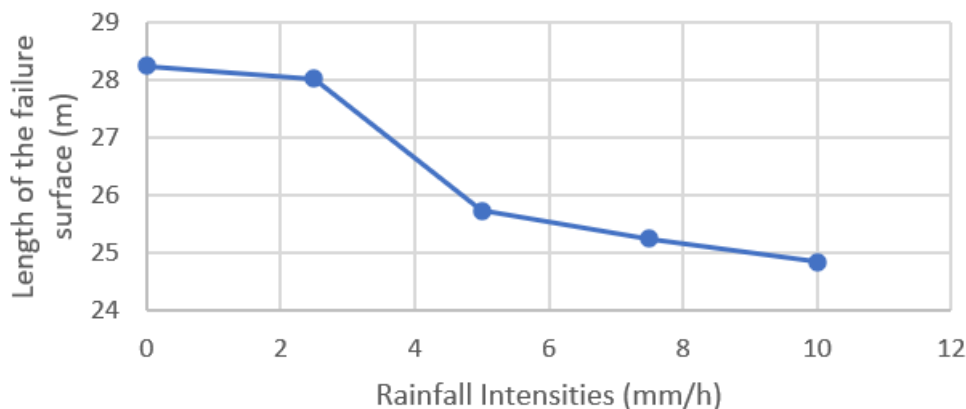


Figure 4. Diagram of arc length-rainfall intensity in modeling for validation.

شکل ۴. نمودار طول کمان - شدت بارندگی مدل‌سازی برای صحت‌سنجی

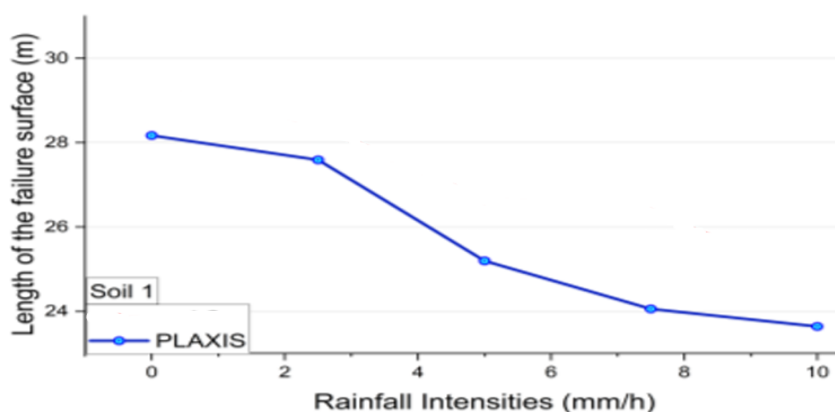


Figure 5. Diagram of arc length-rainfall intensity in the reference [18].

شکل ۵. نمودار طول کمان - شدت بارندگی در مرجع [۱۸]

۴- مشخصات هندسی و شرایط مرزی مدل

در این بخش، مشخصات هندسی حاکم بر مدل مانند هندسه اجزا و همچنین شرایط مرزی اعمال‌شده بر روی مدل به تفصیل شرح داده شده است. از آنجایی که بارندگی از پارامترهای ورودی و تأثیرگذار است، مرزهای مربوط به سطح شیب‌دار، بالا و پایین شیب برای بارش و ورود جریان آب به خاک در نظر گرفته شده است، این مرزها را می‌توان در شکل ۶ ملاحظه نمود. شرایط مرزی، نقش حیاتی در صحت و دقت نتایج حاصل از تحلیل‌های عددی ایفا می‌کنند. با توجه به تغییرپذیری زاویه شیب و تراز آب زیرزمینی، هندسه‌ی شیب نمایش داده‌شده در شکل ۶ تنها مربوط به تعدادی از داده‌ها است و برای تمامی داده‌ها یکسان فرض نمی‌شود. همان‌طور که در شکل ۶ قابل مشاهده است

مقایسه نمودارهای شکل‌های ۴ و ۵ نشان می‌دهد که روند تغییرات طول سطح گسیختگی در مدل برای صحت‌سنجی با نتایج گزارش‌شده در مقاله مرجع تطابق بسیار مطلوبی دارد. همچنین، کاهش تدریجی طول کمان گسیختگی با افزایش شدت بارندگی در هر دو مطالعه به‌خوبی مشاهده می‌شود که بیانگر بازتولید صحیح رفتار مکانیکی شیب در مدل عددی است.

به‌طور کلی، مقایسه ضرایب اطمینان و روند تغییرات طول کمان گسیختگی، نشان می‌دهد که مدل عددی توسعه‌یافته در این پژوهش از دقت و قابلیت اعتماد مناسبی برخوردار بوده و می‌تواند به‌عنوان مبنایی معتبر برای انجام تحلیل‌های بعدی و بررسی سناریوهای مختلف مورد استفاده قرار گیرد.

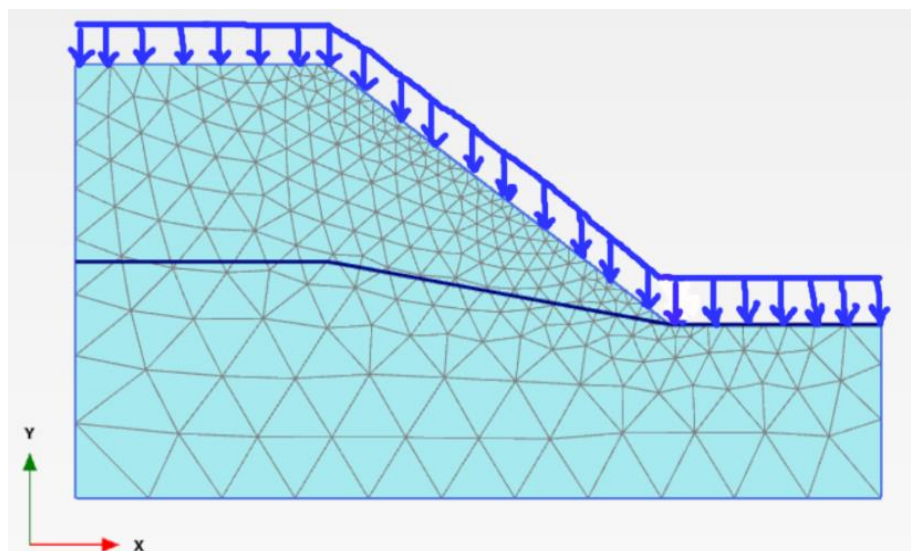


Figure 6. Geometric characteristics and rainwater entry boundary of the soil slope model.

شکل ۶. مشخصات هندسی و مرز ورود آب باران مدل شیب خاکی

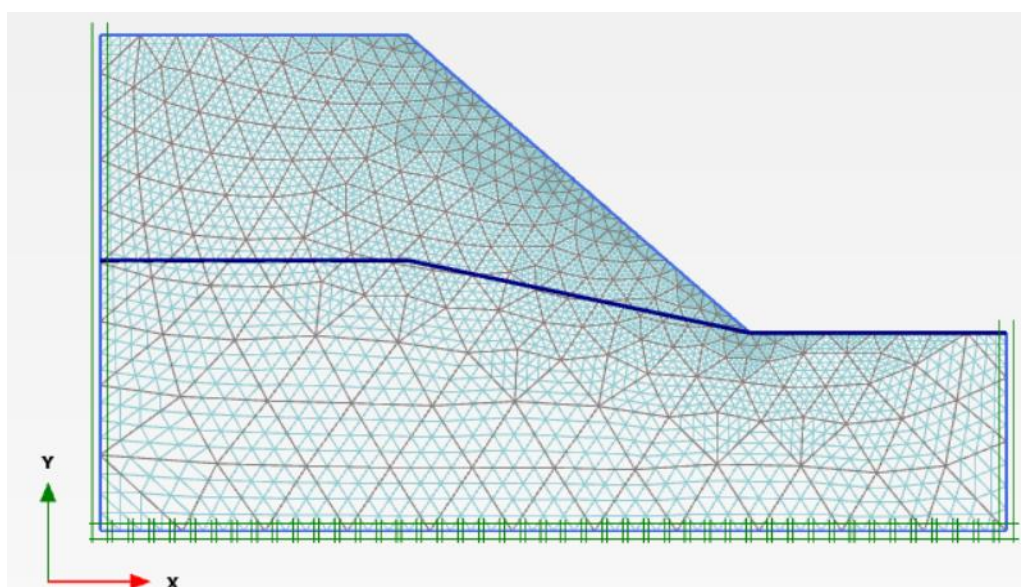


Figure 7. Displacement boundary conditions of the soil slope model.

شکل ۷. شرایط مرزی جابه‌جایی مدل شیب خاکی

و معیارهای گسیختگی در ناحیه مورد مطالعه دارد. شکل ۷، شرایط مرزی مربوط به جابه‌جایی که در مدل اعمال شده را نمایش می‌دهد. مرز سمت راست و چپ به صورتی تعیین شده تا جابه‌جایی نداشته باشد. مرز کف به صورتی تنظیم شده تا مانع هرگونه جابه‌جایی در این ناحیه شود، مرز بالایی نیز به گونه‌ای

با توجه به شبکه‌بندی که برای مدل‌سازی لحاظ شده است، مرزهای مربوط به شیب و مرز ورود بارندگی از اندازه المان‌های کوچک‌تری نسبت به سایر قسمت‌های مدل برخوردارند.

در مدل‌سازی عددی رفتار شیب خاکی، نحوه اعمال شرایط مرزی در لبه‌های مدل (مانند محدودیت در جابه‌جایی در قاعده یا در امتداد سطوح جانبی) تأثیر مستقیمی بر توزیع تنش، جابه‌جایی

جدول ۳. بازه تغییر پارامترهای ورودی

Table 3. Range of variation of input parameters.

نام پارامتر	بازه تغییر پارامتر	واحد
مدت بارندگی	۶-۱۵	ساعت
شدت بارندگی	۰-۱۰	میلی متر بر ساعت
سطح تراز آب زیرزمینی	۱۰-۱۴	متر
زاویه شیب	۳۲-۴۵	درجه

تعریف گردیده تا امکان جابجایی سطح را تحت تأثیر بارندگی و شرایط محیطی فراهم کند.

۵- معرفی پارامترهای مؤثر و بازه تغییرات

این تحقیق با هدف ارزیابی تأثیر همزمان پارامترهای سطح آب زیرزمینی، مدت زمان بارش، شدت بارش و زاویه شیب (ناشی از تغییر فاصله افقی) بر ضریب اطمینان پایداری شیب بر روی ۷۶۲ داده انجام شده است. در طراحی سناریوهای عددی، برخلاف رویکردهای متعارف که هر پارامتر ورودی را در تعداد محدودی از سطوح گسسته و ثابت تعریف می‌کنند، از روش نمونه‌برداری پیوسته در محدوده بازه‌های تعیین شده در جدول ۳ استفاده شد. بدین ترتیب، در مجموع ۷۶۲ سناریوی تحلیل، برای هر سناریو مقداری از هر یک از چهار پارامتر ورودی به صورت مستقل و در داخل بازه مشخص شده انتخاب گردید، به نحوی که توزیع مقادیر منتخب در طول کل بازه از پراکندگی مناسب و پوشش کامل دامنه تغییرات برخوردار باشد. این چهار پارامتر به طور هم‌زمان و مستقل از یکدیگر در هر سناریو تغییر می‌یابند و هیچ‌یک از آن‌ها در طول مجموعه تحلیل‌ها ثابت نگه داشته نشده است؛ این رویکرد امکان بررسی اثرات ترکیبی و تعاملی پارامترهای ورودی را در فضای نمونه‌برداری وسیع و با حجم نمونه قابل توجه، به جای محدود ساختن تحلیل به تعداد اندکی سطح گسسته فراهم می‌سازد.

در مدل‌سازی‌های انجام شده، به منظور حفظ تمرکز تحلیل بر تأثیر متغیرهای هیدرولوژیکی و هندسی بر پایداری شیب، مشخصات ژئوتکنیکی خاک ثابت در نظر گرفته شد. این انتخاب

با هدف کنترل اثرات مداخله‌گر و امکان مقایسه دقیق‌تر سهم نسبی هر یک از پارامترهای مورد بررسی صورت گرفت؛ چرا که در صورت تغییر هم‌زمان نوع خاک و سایر متغیرها، تفکیک سهم واقعی هر عامل در تغییرات ضریب اطمینان دشوار می‌گردید. با این حال، باید تأکید کرد که حساسیت ضریب اطمینان شیب نسبت به تغییرات درجه اشباع ناشی از بارش، خود به شدت تابع نوع خاک و ویژگی‌های آن از جمله منحنی مشخصه آب-خاک، نفوذپذیری و پارامترهای مقاومت برشی است. بدین ترتیب، نتایج کمی به دست آمده در این پژوهش مختص به خاک مورد بررسی بوده و تعمیم مستقیم آن‌ها به سایر انواع خاک باید با احتیاط صورت پذیرد. بررسی اثر متقابل نوع خاک با سایر متغیرهای هیدرولوژیکی و هندسی، از محدودیت‌های این تحقیق محسوب می‌شود و به عنوان زمینه‌ای برای مطالعات آینده پیشنهاد می‌گردد.

۶- روش‌های مبتنی بر یادگیری ماشین برای تحلیل

داده‌ها

در این پژوهش، به منظور بررسی عوامل مؤثر بر پایداری شیب و پیش‌بینی احتمال وقوع ناپایداری، از رویکردهای مبتنی بر یادگیری ماشین استفاده شده است. کدنویسی و پیاده‌سازی مدل‌ها با استفاده از زبان پایتون^{۱۱} و محیط وی اس کد^{۱۲} انجام شده است تا قابلیت انعطاف‌پذیری و تحلیل دقیق داده‌ها فراهم گردد. در این راستا، چهار متغیر شامل زاویه شیب (با در نظر گرفتن تغییر فاصله افقی شیب)، تراز سطح آب زیرزمینی، شدت بارندگی و مدت زمان بارندگی به عنوان پارامترهای ورودی مدل انتخاب

این ویژگی باعث می‌شود ماشین بردار پشتیبان از توانایی مناسبی در تعمیم‌پذیری و کاهش بیش‌برازش برخوردار باشد. در این تحقیق، عملکرد این مدل در چارچوب مقایسه‌ای با سایر روش‌ها مورد بررسی قرار گرفته است [۲۵].

۳-۶- معرفی مدل جنگل تصادفی

جنگل تصادفی یکی از روش‌های مبتنی بر یادگیری گروهی است که از ترکیب مجموعه‌ای از درخت‌های تصمیم برای انجام طبقه‌بندی استفاده می‌کند. در این روش، هر درخت تصمیم بر اساس یک زیرمجموعه تصادفی از داده‌ها و ویژگی‌ها ساخته می‌شود و در نهایت، نتیجه نهایی از طریق تجمیع خروجی درخت‌ها (معمولاً با رأی‌گیری اکثریت) تعیین می‌گردد. این کار باعث افزایش پایداری مدل و کاهش حساسیت به نوسانات داده‌های آموزشی می‌شود. یکی از ویژگی‌های مهم این مدل، توانایی در مدیریت داده‌های با ابعاد بالا و کاهش بیش‌برازش نسبت به درخت تصمیم منفرد است. در این پژوهش، از مدل جنگل تصادفی به‌عنوان یک مدل طبقه‌بندی نظارت‌شده برای تفکیک نمونه‌ها در دو کلاس استفاده شده و عملکرد آن در مقایسه با سایر روش‌ها ارزیابی گردیده است [۲۶].

۴-۶- معرفی مدل اکس‌جی‌بوست

الگوریتم اکس‌جی‌بوست یکی از روش‌های کارآمد در یادگیری ماشین است که بر پایه ترکیب چندین درخت تصمیم عمل می‌کند. در این روش، درخت‌ها به‌صورت مرحله‌ای ساخته می‌شوند و هر درخت جدید تلاش می‌کند خطاهای مدل قبلی را کاهش دهد. این فرآیند باعث می‌شود عملکرد مدل به‌تدریج بهبود پیدا کند. این الگوریتم به دلیل دقت مناسب، سرعت بالا و پایداری در برابر داده‌های مختلف، در بسیاری از مسائل طبقه‌بندی مورد استفاده قرار می‌گیرد. در این مطالعه، از مدل اکس‌جی‌بوست برای انجام فرآیند طبقه‌بندی استفاده شده و نتایج آن در کنار سایر مدل‌های مورد بررسی تحلیل شده است [۲۷].

شدند. متغیر خروجی نیز وضعیت پایداری شیب بر اساس ضریب اطمینان تعریف شده است، به‌گونه‌ای که مقادیر ضریب اطمینان بزرگتر از یک؛ پایداری و برای ضریب اطمینان کوچکتر از یک بیانگر ناپایداری شیب در نظر گرفته می‌شود.

با توجه به پیچیدگی رفتار مکانیکی و هیدرولیکی خاک‌های غیراشباع، پیش‌بینی وضعیت پایداری در قالب یک مسئله طبقه‌بندی دودویی صورت‌بندی شد. برای این منظور، چهار الگوریتم یادگیری ماشین شامل رگرسیون لجستیک^{۱۳}، ماشین بردار پشتیبان^{۱۴}، جنگل تصادفی^{۱۵} و اکس‌جی‌بوست^{۱۶} به‌کار گرفته شدند. این مدل‌ها به‌عنوان طبقه‌بندهای نظارت‌شده برای تفکیک شرایط پایدار و ناپایدار مورد استفاده قرار گرفتند. در ادامه، عملکرد مدل‌ها با استفاده از معیارهای متداول ارزیابی در مسائل طبقه‌بندی مورد بررسی و مقایسه قرار گرفت تا مناسب‌ترین الگوریتم برای پیش‌بینی وضعیت پایداری شیب‌های خاکی غیراشباع تعیین شود.

۶-۱- معرفی مدل رگرسیون لجستیک

رگرسیون لجستیک به‌عنوان یکی از روش‌های پایه در مسائل طبقه‌بندی، برای تفکیک نمونه‌ها در کلاس‌های مختلف مورد استفاده قرار می‌گیرد. این مدل با برآورد احتمال تعلق هر نمونه به یک کلاس مشخص، امکان تعیین مرز تصمیم‌گیری در فضای ویژگی‌ها را فراهم می‌کند. به دلیل سادگی ساختار، تفسیرپذیری مناسب و کارایی قابل قبول در مسائل مهندسی، از این روش به‌عنوان یک مدل مرجع در فرآیند طبقه‌بندی استفاده می‌شود [۲۴].

۶-۲- معرفی مدل ماشین بردار پشتیبان

ماشین بردار پشتیبان یکی از روش‌های پرکاربرد در مسائل طبقه‌بندی است که با هدف بیشینه‌سازی فاصله بین کلاس‌ها در فضای ویژگی‌ها عمل می‌کند. در این روش، یک ابرصفحه بهینه به‌گونه‌ای تعیین می‌شود که بیشترین حاشیه را نسبت به نزدیک‌ترین داده‌ها از هر کلاس (بردارهای پشتیبان) داشته باشد.

جدول ۴. توزیع داده‌های مدل‌سازی

Table 4. Distribution of modeling data.

دسته بندی داده‌ها	تعداد داده‌ها
داده‌های پایدار	۴۳۱
داده‌های ناپایدار	۳۳۱
کل داده‌ها	۷۶۲

جدول ۵. توزیع داده‌های آموزش و آزمون

Table 5. Distribution of training and test data.

دسته بندی داده‌ها	تعداد داده‌ها
داده‌های پایدار آموزش	۳۴۴
داده‌های ناپایدار آموزش	۲۶۳
داده‌های پایدار آزمون	۸۷
داده‌های ناپایدار آزمون	۶۸

۷- ارائه و تحلیل نتایج

مدل‌سازی به منظور ارزیابی پایداری شیب‌های خاکی در شرایط غیراشباع، بر اساس مشخصات ژئوتکنیکی، شرایط مرزی و پارامترهای ورودی ارائه شده در جداول پیشین انجام شده است. متغیر خروجی، وضعیت پایداری شیب بر اساس ضریب اطمینان تعریف شد، به گونه‌ای که مقادیر $(FS \geq 1)$ بیانگر پایداری و مقادیر $(FS < 1)$ بیانگر ناپایداری شیب در نظر گرفته می‌شود. در این راستا، مجموعه داده‌های استخراج شده شامل نمونه‌های شبیه‌سازی شده است که بر اساس این معیار به دو گروه حالت پایدار و ناپایدار تقسیم شده‌اند و به منظور بررسی رفتار مرز بین پایداری و ناپایداری و تحلیل شرایط بحرانی ناشی از تغییرات پارامترها، مورد استفاده قرار گرفته است. خلاصه‌ای از توزیع داده‌های پایدار و ناپایدار در جدول ۴ ارائه می‌گردد.

از جدول توزیع داده‌های مدل‌سازی می‌توان دریافت که حدود ۵۷ درصد داده‌ها پایدار و ۴۳ درصد داده‌ها ناپایدارند که نشان‌دهنده تعادل نسبی داده‌های به دست آمده است. برای انجام تحلیل داده‌ها با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی و الگوریتم‌های یادگیری ماشین، داده‌های موجود به دو مجموعه

آموزش^{۱۷} و آزمون^{۱۸} با نسبت ۸۰ به ۲۰ درصد تقسیم‌بندی شدند. این تقسیم‌بندی با هدف آموزش مدل‌ها بر روی بخشی از داده‌ها و ارزیابی عملکرد آن‌ها بر روی داده‌های مشاهده نشده، انجام شده است. به این ترتیب، ۸۰ درصد از داده‌ها (شامل داده‌های پایدار و ناپایدار به صورت متناسب) جهت آموزش مدل‌ها برای یادگیری روابط بین متغیرهای ورودی و خروجی و ۲۰ درصد باقی‌مانده برای ارزیابی عملکرد و بررسی توانایی تعمیم‌پذیری مدل‌ها و ارزیابی دقت آن‌ها به کار گرفته شده است. این رویکرد از بروز بیش‌برازش^{۱۹} جلوگیری کرده و امکان ارزیابی واقعی عملکرد مدل‌ها در شرایط مشابه داده‌های واقعی را فراهم می‌سازد. جدول ۵ تعداد داده‌های مربوط به آموزش و آزمون را ارائه می‌کند.

ماتریس درهم‌ریختگی^{۲۰} یکی از ابزارهای متداول در ارزیابی مدل‌های طبقه‌بندی است که عملکرد مدل را بر اساس مقایسه برچسب‌های واقعی و مقادیر پیش‌بینی شده نشان می‌دهد. این ماتریس شامل چهار مؤلفه اصلی؛ مثبت واقعی، منفی واقعی، مثبت کاذب و منفی کاذب است. این اجزا به ترتیب بیانگر تعداد پیش‌بینی‌های صحیح و نادرست مدل برای هر یک از کلاس‌ها هستند و مبنای محاسبه شاخص‌هایی مانند دقت^{۲۱}، بازیابی^{۲۲} و $F1$ نمره^{۲۳} را فراهم می‌کنند. استفاده از ماتریس درهم‌ریختگی

جدول ۶. ماتریس درهم‌ریختگی مدل‌های یادگیری ماشین (الف) رگرسیون لجستیک (ب) جنگل تصادفی (ج) ماشین بردار پشتیبان

(د) اکس‌جی‌بوست

Table 6. Confusion matrix of machine learning models. a) Logistic Regression b) Random Forest c) Support Vector Machine d) XGBoost

(الف)			(ب)		
رگرسیون لجستیک			جنگل تصادفی		
			ناپایدار	پایدار	
	پایدار		پایدار		
	ناپایدار	پایدار	ناپایدار	پایدار	
پایدار	۵	۸۲	۳	۸۴	پایدار
ناپایدار	۶۳	۵	۶۳	۵	ناپایدار

(ج)			(د)		
ماشین بردار پشتیبان			اکس‌جی‌بوست		
			ناپایدار	پایدار	
	پایدار		پایدار		
	ناپایدار	پایدار	ناپایدار	پایدار	
پایدار	۶	۸۱	۶	۸۱	پایدار
ناپایدار	۶۵	۳	۶۴	۴	ناپایدار

می‌دهد و کمترین خطا را در تفکیک نمونه‌های پایدار از ناپایدار دارد.

برای بررسی کیفیت پیش‌بینی مدل می‌توان از چهار شاخص استاندارد دقت کلی^{۲۴}، دقت، بازیابی و نمره F1 استفاده نمود. در این میان، دقت کلی به‌عنوان یک معیار کلی، میزان صحت پیش‌بینی‌ها را نسبت به کل نمونه‌ها نشان می‌دهد. با این حال، به‌منظور بررسی دقیق‌تر عملکرد مدل در سطح هر کلاس، از شاخص‌های دقت و بازیابی استفاده می‌شود؛ به‌طوری‌که دقت بیانگر نسبت نمونه‌های به‌درستی پیش‌بینی‌شده در یک کلاس به کل نمونه‌های پیش‌بینی‌شده در همان کلاس است، در حالی که بازیابی میزان توانایی مدل در شناسایی صحیح تمامی نمونه‌های واقعی هر کلاس را نشان می‌دهد. از آنجا که این دو شاخص به‌تنهایی قادر به ارائه ارزیابی متوازن از عملکرد مدل نیستند، معیار نمره F1 به‌عنوان میانگین هارمونیک آن‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد تا توازن مناسبی میان دقت و بازیابی برقرار شود. در مجموع، این شاخص‌ها امکان ارزیابی جامع، دقیق و قابل‌اتکای عملکرد مدل‌های طبقه‌بندی را فراهم می‌سازند [۲۹].

برای سنجش عملکرد مدل‌های طبقه‌بندی مورد استفاده در این پژوهش، مجموعه‌ای از شاخص‌های ارزیابی شامل دقت کلی، دقت، بازیابی و نمره F1 نیز به‌صورت تفکیک‌شده برای هر یک از

امکان بررسی دقیق نوع خطاهای مدل و نحوه توزیع پیش‌بینی‌ها در بین کلاس‌ها را فراهم می‌سازد [۲۸].

در این مطالعه، برای تحلیل دقیق‌تر عملکرد مدل‌های مورد بررسی، ماتریس‌های درهم‌ریختگی مربوط به هر یک از الگوریتم‌های رگرسیون لجستیک، جنگل تصادفی، ماشین بردار پشتیبان و اکس‌جی‌بوست به‌صورت جداگانه محاسبه و در کنار یکدیگر در جدول ۶ ارائه شده‌اند. این نمایش مقایسه‌ای، امکان ارزیابی بهتر عملکرد مدل‌ها در تشخیص صحیح کلاس‌های پایدار و ناپایدار و همچنین بررسی نوع خطاهای هر مدل را فراهم می‌کند.

جدول مربوط به ماتریس‌های درهم‌ریختگی برای مدل‌های یادگیری ماشین نشان می‌دهد که تمام الگوریتم‌های مورد بررسی، عملکرد قابل قبولی در تفکیک دو کلاس پایدار و ناپایدار داشته‌اند، هرچند میزان دقت و نوع خطا در آن‌ها کمی متفاوت است. به‌طور کلی، مدل‌های ماشین بردار پشتیبان و اکس‌جی‌بوست در شناسایی نمونه‌های ناپایدار در مقایسه با مدل‌های رگرسیون لجستیک و جنگل تصادفی عملکرد بهتری دارند. از سوی دیگر، جنگل تصادفی و رگرسیون لجستیک عملکرد بهتری را در شناسایی داده‌های پایدار از خود نشان

جدول ۷. مقایسه شاخص‌های ارزیابی مدل‌های یادگیری ماشین

Table 7. Comparison of evaluation indicators of machine learning models.

نمره F1	بازیابی	دقت	دقت کلی	کلاس	شاخص ارزیابی
					مدل
۰/۹۴۳	۰/۹۴۳	۰/۹۴۳	۰/۹۳۵	پایدار	رگرسیون لجستیک
۰/۹۲۶	۰/۹۲۶	۰/۹۲۶		ناپایدار	
۰/۹۵۵	۰/۹۶۶	۰/۹۴۴	۰/۹۴۸	پایدار	جنگل تصادفی
۰/۹۴۰	۰/۹۲۶	۰/۹۵۵		ناپایدار	
۰/۹۴۷	۰/۹۳۱	۰/۹۶۴	۰/۹۴۲	پایدار	ماشین بردار پشتیبان
۰/۹۳۵	۰/۹۵۶	۰/۹۱۵		ناپایدار	
۰/۹۴۲	۰/۹۳۱	۰/۹۵۳	۰/۹۳۵	پایدار	اکس‌جی‌بوست
۰/۹۲۸	۰/۹۴۱	۰/۹۱۴		ناپایدار	

۰/۹۲۶ تا ۰/۹۵۶ است؛ بالا بودن بازیابی نشان می‌دهد که مدل توانایی خوبی در شناسایی نمونه‌های واقعی هر کلاس دارد.

در نهایت، شاخص نمره F1 که ترکیبی از دقت و بازیابی است مشاهده می‌شود که مقادیر این شاخص برای کلاس پایدار بالای ۰/۹۴۲ قرار دارند و برای کلاس ناپایدار نیز مقادیر بالای ۰/۹۲۶ مشاهده می‌شود؛ بالا بودن این شاخص نشان‌دهنده تعادل مناسب میان دقت و جامعیت مدل و عملکرد کلی مطلوب آن در هر دو کلاس است. در مجموع، نزدیکی مقادیر در تمامی شاخص‌ها برای هر دو کلاس بیانگر عملکرد قوی و پایدار مدل‌ها بوده و نشان می‌دهد که تمامی روش‌ها توانسته‌اند نتایجی قابل قبول و هم‌سطح ارائه دهند.

با توجه به نزدیک بودن مقادیر دقت کلی چهار الگوریتم یادگیری ماشین، انتخاب مدل برتر، صرفاً بر مبنای این معیار صورت نگرفت، بلکه با در نظر گرفتن مجموعه‌ای از معیارهای ارزیابی به صورت تکمیلی انجام شد که تناسب آن‌ها، اطمینان بیشتری برای برتری آن فراهم می‌سازد. این معیارها مربوط به عملکرد مدل‌ها بر روی مجموعه داده آزمون است، یعنی داده‌هایی که مدل در آموزش با آن‌ها مواجه نشده است؛ بدین ترتیب، نتایج گزارش شده، بازتاب توانایی واقعی هر الگوریتم را در پیش‌بینی نمونه‌های جدید فراهم می‌کند و صرفاً داده‌های آموزشی را

کلاس‌های پایدار و ناپایدار مورد استفاده قرار گرفته است. نتایج حاصل از ارزیابی مدل‌های رگرسیون لجستیک، جنگل تصادفی، ماشین بردار پشتیبان و اکس‌جی‌بوست در جدول ۷ ارائه شده است تا امکان مقایسه مستقیم عملکرد هر الگوریتم بر اساس معیارهای فوق فراهم کند.

بر اساس نتایج ارائه شده در جدول مقایسه شاخص‌های ارزیابی مدل‌های یادگیری ماشین، می‌توان مشاهده کرد عملکرد تمام مدل‌های مورد استفاده برای طبقه‌بندی داده‌ها در سطح بالایی قرار دارد و اختلاف میان آن‌ها اندک است. شاخص دقت کلی، برای تمامی مدل‌ها، بالای ۰/۹۳ گزارش شده است؛ بالا بودن این شاخص نشان‌دهنده صحت کلی پیش‌بینی‌های مدل و توانایی آن در طبقه‌بندی درست نمونه‌ها است. در نتایج ارائه شده، شاخص دقت نیز ارائه گردید، مقادیر این شاخص برای کلاس پایدار، در بازه حدود ۰/۹۴۳ تا ۰/۹۶۴ قرار دارد، در حالی که برای کلاس ناپایدار این مقادیر در حدود ۰/۹۱۴ تا ۰/۹۵۵ به دست آمده است؛ بالا بودن دقت بیانگر دقت بالای پیش‌بینی‌های مدل برای هر کلاس است. شاخص بازیابی هم از جمله مواردی است که مورد ارزیابی قرار گرفته است، این شاخص برای کلاس پایدار مقادیر حدود ۰/۹۳۱ تا ۰/۹۵۶ و برای کلاس ناپایدار نیز در بازه حدود

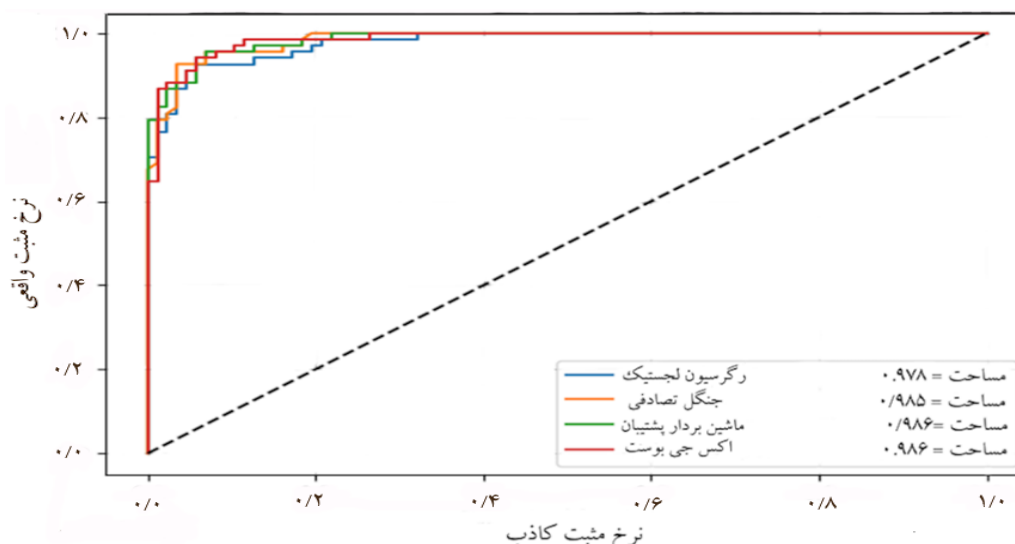


Figure 8. Comparison of Receiver Operating Characteristic curves and Area Under the Curve values for machine learning models.

شکل ۸. مقایسه منحنی‌های منحنی مشخصه عملکرد گیرنده و مقادیر مساحت زیر این منحنی برای مدل‌های یادگیری ماشین

لجستیک، جنگل تصادفی، ماشین بردار پشتیبان و اکس جی بوست را نشان می‌دهد.

بر اساس نتایج مشاهده شده، هر چهار مدل عملکرد بسیار خوبی دارند، زیرا همگی در ناحیه‌ای نزدیک به گوشه‌ی بالا-چپ قرار گرفته‌اند و مقادیر مساحت زیر منحنی مشخصه عملکرد گیرنده آن‌ها بسیار بالا و نزدیک به یکدیگر است. مدل‌های ماشین بردار پشتیبان و اکس جی بوست هر دو با مقادیر مساحت زیر منحنی برابر ۰/۹۸۶ اندکی بهتر از سایر مدل‌ها عمل کرده‌اند. پس از آن، جنگل تصادفی با مقدار مساحت زیر منحنی برابر ۰/۹۸۵ با عملکردی تقریباً مشابه و بسیار نزدیک به دو مدل قبلی در جایگاه بعدی قرار می‌گیرد و رگرسیون لجستیک نیز با مساحت زیر منحنی برابر ۰/۹۷۸ در رتبه چهارم قرار دارد. نکته قابل توجه در این نتایج، اختلاف بسیار کم بین مدل‌هاست، این موضوع نشان می‌دهد که مسئله مورد بررسی دارای ساختار نسبتاً قابل تفکیک است و همی الگوریتم‌های یادگیری ماشین توانسته‌اند الگوی مناسبی از داده‌ها استخراج کنند. بنابراین، انتخاب نهایی مدل می‌تواند علاوه بر معیار دقت، بر اساس عواملی مانند پیچیدگی مدل، زمان آموزش و قابلیت تفسیرپذیری انجام شود. در مجموع،

به‌خاطر سپار نمی‌سپارد. بر این اساس، نزدیکی دقت‌ها نشانه پایداری نسبی هر چهار مدل در مواجهه با داده‌های جدید است، و مدل منتخب با تکیه بر برتری هم‌زمان در مجموعه معیارهای ارزیابی، انتخابی موجه و قابل دفاع محسوب می‌شود.

به‌منظور ارزیابی توان تفکیک‌پذیری مدل‌های طبقه‌بندی، از منحنی مشخصه عملکرد گیرنده^{۲۵} و مساحت زیر منحنی^{۲۶} استفاده شده است. منحنی مشخصه عملکرد گیرنده با ترسیم نرخ مثبت واقعی در مقابل نرخ مثبت کاذب در سطوح مختلف آستانه تصمیم‌گیری، عملکرد مدل را در تمایز بین کلاس‌ها نشان می‌دهد. در این چارچوب، هرچه منحنی مشخصه عملکرد گیرنده به گوشه بالا-چپ نزدیک‌تر باشد، بیانگر عملکرد بهتر مدل در تفکیک کلاس‌ها است. همچنین، مقدار مساحت زیر این منحنی به‌عنوان یک معیار خلاصه، میزان توان کلی مدل در تمایز بین کلاس‌ها را کمی‌سازی می‌کند؛ به‌طوری‌که مقدار بالاتر آن نشان‌دهنده عملکرد بهتر مدل است. استفاده هم‌زمان از این دو معیار، امکان ارزیابی جامع‌تری از عملکرد مدل‌های طبقه‌بندی را فراهم می‌سازد [۳۰].

شکل ۸. مقایسه‌ی منحنی منحنی مشخصه عملکرد گیرنده و مساحت سطح زیر آن را برای چهار مدل مختلف شامل رگرسیون

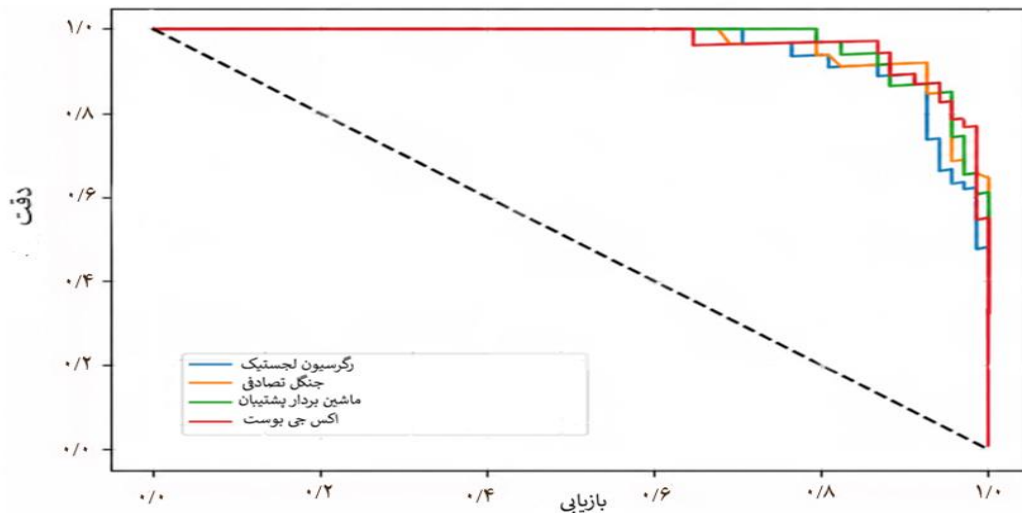


Figure 9. Comparison of Precision-Recall curves for machine learning models.

شکل ۹. مقایسه منحنی‌های دقت-بازیابی برای مدل‌های یادگیری ماشین

است؛ زیرا در این حالت، مدل هم دقت بالایی دارد و هم تعداد بیشتری از نمونه‌های مثبت را به درستی شناسایی می‌کند. در بخش عمده‌ای از نمودار، دقت تقریباً نزدیک به یک باقی مانده که نشان می‌دهد مدل‌ها در تشخیص موارد مثبت بسیار قابل اعتماد هستند. اختلاف بین منحنی‌ها به قدری کم است که هیچ مدلی برتری چشم‌گیری نسبت به بقیه ندارد اما با ارزیابی منحنی‌ها می‌توان دریافت که با مدل رگرسیون لجستیک با اختلاف کم، عملکرد ضعیف‌تری نسبت به سایر مدل‌ها دارد، در مجموع، این نمودار نشان می‌دهد که تمام مدل‌ها در سطح بالایی از دقت عمل می‌کنند.

میانگین دقت، معیاری است که مساحت زیر منحنی دقت-بازیابی را به صورت تقریبی محاسبه می‌کند. هرچه مقدار میانگین دقت به یک نزدیک‌تر باشد، عملکرد مدل در تشخیص صحیح نمونه‌ها بهتر است. شکل ۱۰ نمودار مقایسه میانگین دقت برای مدل‌های یادگیری ماشین را ارائه می‌کند.

نمودار شکل ۱۰، مقایسه‌ای از میانگین دقت مدل‌های مختلف را ارائه داده است که معیاری خلاصه‌شده از عملکرد مدل‌ها در کل منحنی دقت-بازیابی محسوب می‌شود و برخلاف معیارهای مبتنی بر یک آستانه‌ی خاص، دیدی کلی‌تر فراهم می‌کند. بر اساس این نمودار، تمامی مدل‌ها عملکرد شبیه به هم دارند و همه

می‌توان نتیجه گرفت که تمامی مدل‌های نامبرده از کارایی بالایی برخوردارند و اختلاف عملکرد آن‌ها در حدی نیست که برتری قاطع یک مدل را نسبت به سایرین نشان دهد. با این حال، مدل‌های ماشین بردار پشتیبان و اکس جی بوست از نظر عددی بهترین عملکرد را ارائه دادند و می‌توانند گزینه‌ی مناسبی برای استفاده در کاربرد نهایی این مسئله باشد.

نمودار دقت-بازیابی یکی از ابزارهای کلیدی برای ارزیابی عملکرد مدل‌های طبقه‌بندی است که رابطه میان دو معیار دقت و بازیابی را در آستانه‌های مختلف تصمیم‌گیری نمایش می‌دهد. این نمودار به‌ویژه در مسائل دارای داده‌های نامتوازن اهمیت دارد، زیرا تمرکز آن بر عملکرد مدل در شناسایی صحیح نمونه‌های مثبت است. در این نمودار، هرچه منحنی به ناحیه بالای سمت راست نزدیک‌تر باشد، مدل از دقت و پوشش بهتری برخوردار است. همچنین، معیار میانگین دقت^{۲۷} به عنوان خلاصه‌ای از عملکرد مدل، مساحت زیر منحنی دقت-بازیابی را نشان می‌دهد [۳۱]. شکل ۹ مقایسه منحنی‌های دقت-بازیابی برای مدل‌های یادگیری ماشین نشان می‌دهد.

شکل ۹، منحنی‌های دقت-بازیابی مدل‌های یادگیری ماشین نامبرده را با هم مقایسه می‌کند به‌طور کلی، هرچه منحنی یک مدل به گوشه‌ی بالا-راست نزدیک‌تر باشد، عملکرد آن بهتر

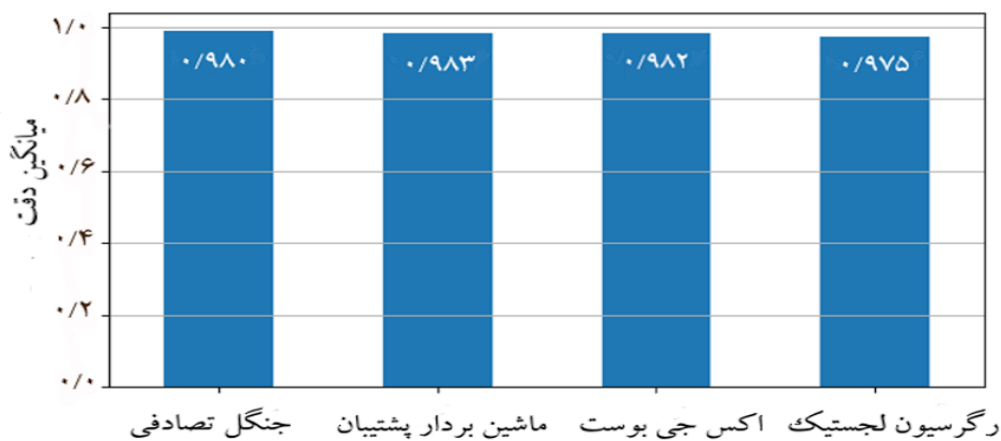


Figure 10. Comparison diagram of Average Precision for machine learning models.

شکل ۱۰. نمودار مقایسه میانگین دقت برای مدل‌های یادگیری ماشین

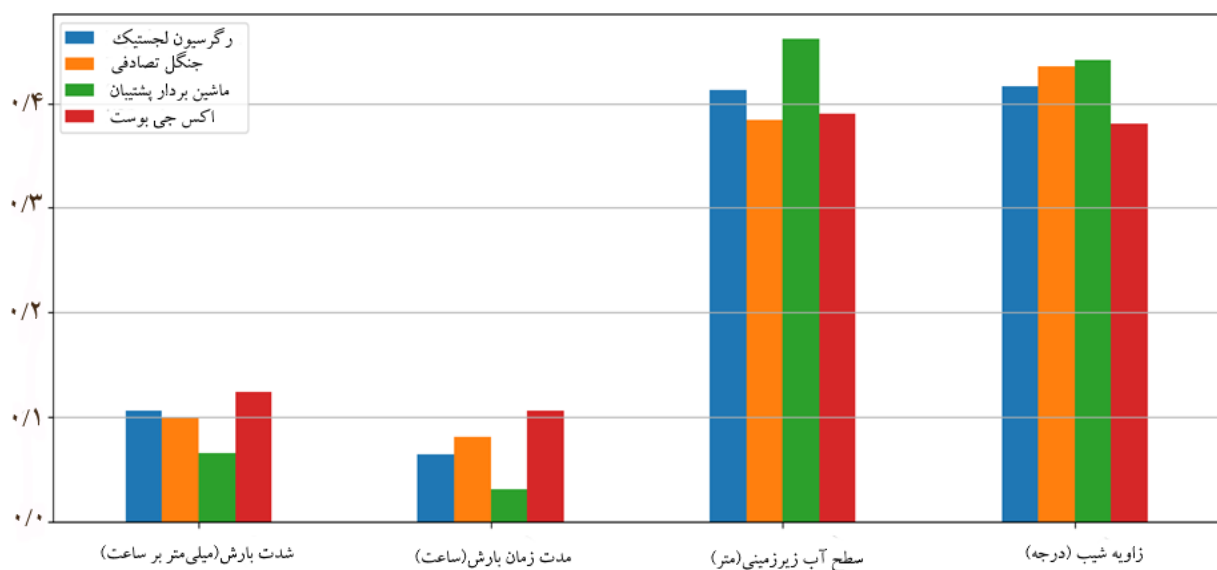


Figure 11. Comparison of standardized feature importance in different machine learning models.

شکل ۱۱. مقایسه اهمیت استاندارد شده ویژگی‌ها در مدل‌های مختلف یادگیری ماشین

هیدرولوژیکی و پارامترهای مرتبط با هندسه شیب در تعیین ضریب اطمینان پایداری شیب است. شکل ۱۱، نمودار میله‌ای مربوط به مقایسه‌ی اهمیت استاندارد شده ویژگی‌های همه‌ی مدل‌های یادگیری ماشین را نشان می‌دهد تا به کمک آن، میزان تأثیر هر یک از متغیرهای ورودی بر پایداری شیب خاکی غیراشباع را ارزیابی کند.

مدل‌ها از مقدار میانگین دقت بالایی برخوردارند (در حدود ۰/۹۷ تا ۰/۹۸۴). این نزدیکی نشان می‌دهد که این مدل‌ها در مجموع، توانایی مشابهی در ایجاد توازن بین دقت و بازیابی در طیف وسیعی از آستانه‌ها دارند و هیچ‌یک برتری فاحشی نسبت به دیگری نشان نمی‌دهد چون مقادیر بسیار به هم نزدیک هستند. یکی از نتایج حاصل از این تحقیق، ارزیابی میزان اهمیت و نقش هر کدام از پارامترهای ورودی اعم از پارامترهای

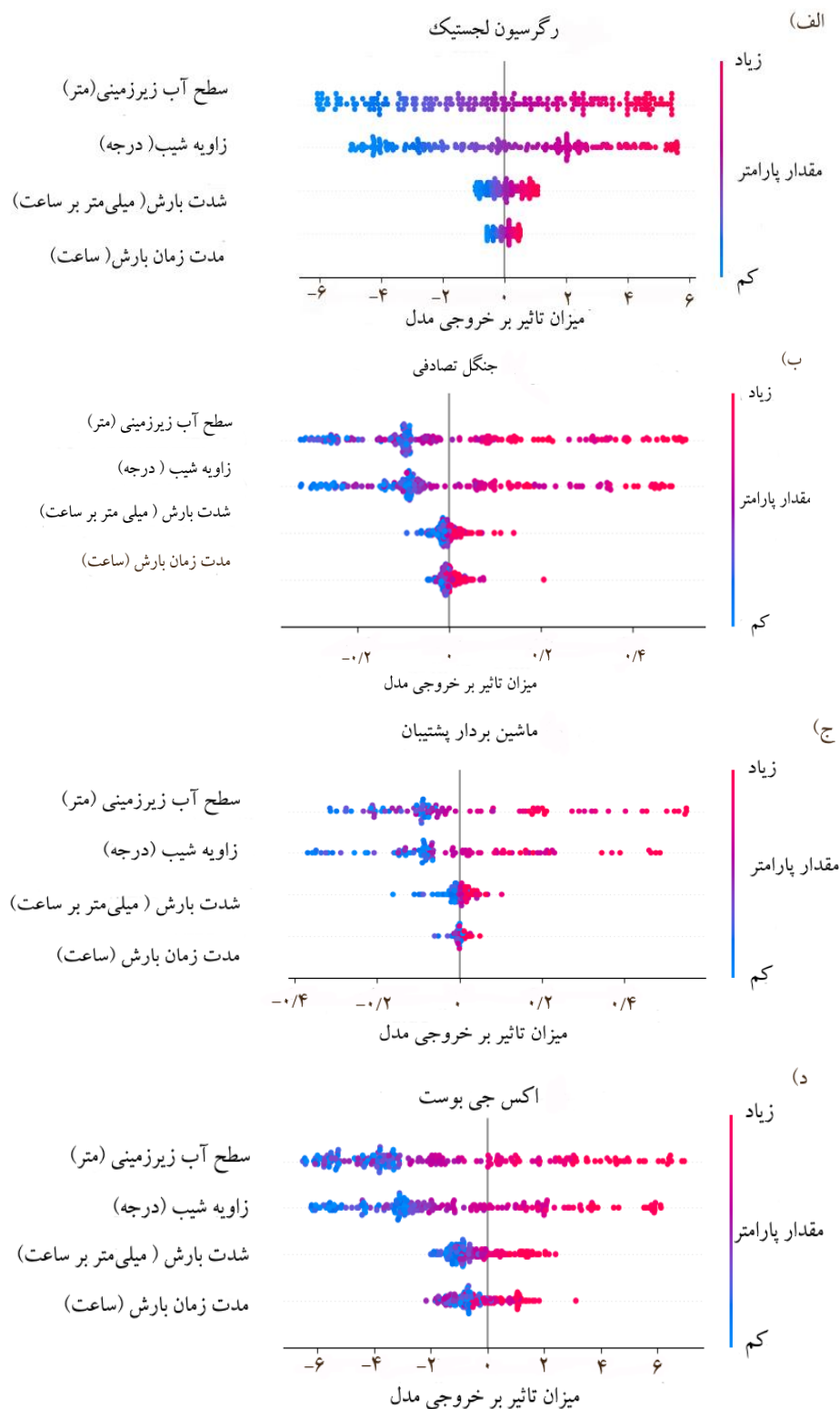


Figure 12. Investigation of the direction of effect and intensity of parameters in machine learning models. a) Logistic Regression b) Random Forest c) Support Vector Machine d) XGBoost

شکل ۱۲. بررسی اثر و شدت پارامترها در مدل‌های یادگیری ماشین الف) رگرسیون لجستیک ب) جنگل تصادفی ج) ماشین بردار پشتیبان د) اکس جی بوست

ورودی در جهت مثبت با افزایش احتمال ناپایداری همراه است. این موضوع نشان‌دهنده وجود رابطه‌ای مستقیم میان افزایش این متغیرها و تشدید وضعیت ناپایدار در سیستم مورد بررسی است. نمودارهای موجود در شکل ۱۲ برای چهار مدل یادگیری ماشین در پیش‌بینی کلاس ناپایدار نیز تأیید می‌کند که در تمامی مدل‌ها، سطح آب زیرزمینی مهم‌ترین عامل و پس از آن زاویه شیب قرار دارد، در حالی که شدت بارش و مدت بارش نقش کمتری ایفا می‌کنند. از نظر جهت اثرگذاری، افزایش سطح آب زیرزمینی و افزایش زاویه شیب به‌طور معناداری باعث افزایش احتمال ناپایداری می‌شوند، در حالی که مقادیر پایین این پارامترها اثر کاهنده بر ناپایداری دارند؛ همچنین افزایش شدت و مدت بارش عموماً با افزایش احتمال ناپایداری همراه است، هرچند شدت اثر آن‌ها نسبت به دو عامل اصلی کمتر است. در نهایت، نتایج تمامی مدل‌ها از نظر جهت و اهمیت اثر پارامترها سازگار، منطقی و منطبق با انتظارات فیزیکی مسئله هستند.

۸- نتیجه‌گیری

نتایج حاصل از ارزیابی مدل‌های مختلف حاکی از آن است که مدل‌های یادگیری ماشین که در این مطالعه استفاده شدند، عملکرد بسیار خوبی ارائه دادند. بر اساس مجموعه‌ای از معیارهای ارزیابی و منحنی‌های ارائه‌شده، می‌توان دریافت که سه مدل ماشین بردار پشتیبان، اکس‌جی‌بوست و جنگل تصادفی با کسب مقادیر بالاتر در اغلب این شاخص‌ها نسبت به مدل رگرسیون لجستیک از عملکرد بهتر برای طبقه‌بندی برخوردارند، با این حال، فاصله‌ی عملکرد تمامی مدل‌ها چندان چشمگیر نیست و همگی از سطح کارایی مطلوبی برخوردارند. در کنار ارزیابی عملکرد مدل‌ها، تحلیل نمودارهای اهمیت ویژگی‌ها و بررسی جهت اثر و شدت پارامترها در مدل‌های یادگیری ماشین بیانگر آن است که پارامترهای سطح آب زیرزمینی، زاویه شیب، شدت بارش و مدت بارش همگی اثری همسو در افزایش ناپایداری دارند، به‌طوری‌که افزایش هر یک از این متغیرها موجب افزایش احتمال ناپایداری و در نتیجه کاهش ضریب اطمینان

همان‌طور که از نمودار شکل ۱۱ مشخص است، در این تحلیل چهار ویژگی اصلی شامل شدت بارش، مدت‌زمان بارش، سطح آب زیرزمینی و زاویه شیب مورد بررسی قرار گرفته‌اند. لازم به ذکر است به علت تفاوت اندازه بازه‌های در نظر گرفته‌شده برای متغیرها، استانداردسازی صورت گرفته است تا بازه بزرگ‌تر باعث افزایش اهمیت و بازه کوچک‌تر موجب کاهش اهمیت ویژگی نشود.

در یک مقایسه کلی، الگوی اهمیت ویژگی‌ها در میان مدل‌های مختلف تا حد زیادی سازگار است؛ به‌طوری‌که ترتیب تأثیرگذاری متغیرها در همه مدل‌ها تقریباً یکسان باقی مانده است. این همگرایی بیانگر پایداری ساختار داده‌ها و قابل‌اعتماد بودن نتایج به‌دست‌آمده است. همان‌طور که در شکل ۱۱ دیده می‌شود اهمیت پارامترهای ورودی در الگوریتم‌های یادگیری ماشین به‌کاررفته یکسان نیستند. سطح آب زیرزمینی و زاویه شیب، با میانگین اهمیت نسبی نزدیک به ۰/۴، به‌وضوح نقش پررنگ‌تری نسبت به شدت و مدت بارندگی دارند که اهمیت نسبی آن‌ها در حدود ۰/۱ باقی می‌ماند. سطح آب زیرزمینی و زاویه شیب مستقیماً روی توزیع تنش مؤثر و تعادل نیروهای محرک و مقاوم در توده خاک اثر می‌گذارند، بنابراین تغییرشان بی‌درنگ در ضریب اطمینان منعکس می‌شود. بارندگی اما از مسیر دیگری اثر می‌گذارد؛ آب باید نفوذ کند تا جبهه رطوبتی پیش برود و مکش ماتریکی در منطقه غیراشباع کم شود تا اثرش روی پایداری دیده شود. این فرآیند، به‌خصوص در خاک‌هایی با نفوذپذیری پایین، زمان می‌برد و با تأخیر همراه است. همین تأخیر طبیعی در اثرگذاری بارندگی، می‌تواند یکی از دلایلی باشد که چرا این دو پارامتر هیدرولوژیکی در مدل‌های یادگیری ماشین این پژوهش، اهمیت کمتری نسبت به پارامترهای هندسی و سطح آب زیرزمینی نشان می‌دهند.

علاوه بر شدت اثر پارامترهای ورودی، تحلیل جهت پارامترهای ورودی بر متغیر وابسته است. بر اساس نتایج شکل ۱۲، که بیانگر جهت و میزان تأثیر پارامترها در مدل‌های یادگیری ماشین برای کلاس ناپایدار است، افزایش مقادیر پارامترهای

به‌کاررفته نه‌تنها از نظر آماری عملکرد مناسبی دارند، بلکه از نظر تبیین رفتار واقعی سیستم نیز قابل‌اعتماد و معنادار هستند. از این‌رو، می‌توان نتیجه گرفت که تلفیق مدل‌سازی عددی مبتنی بر روش اجزای محدود در نرم‌افزار پلکسیس دوبعدی، الگوریتم‌های یادگیری ماشین در قالب رویکردهای داده‌محور و تفسیر مبتنی بر اصول مکانیک خاک، چارچوبی یکپارچه و کارآمد برای ارزیابی و پیش‌بینی پایداری شیب‌های خاکی غیراشباع در شرایط مختلف فراهم می‌کند.

پایداری شیب می‌شود. این روند از دیدگاه مکانیک خاک نیز قابل توجیه است؛ به‌گونه‌ای که افزایش سطح آب زیرزمینی و نفوذ آب ناشی از بارش، منجر به کاهش مکش ماتریک در خاک‌های غیراشباع شده و در نتیجه با کاهش تنش مؤثر، مقاومت برشی خاک کاهش می‌یابد. همچنین افزایش زاویه شیب باعث افزایش مؤلفه تنش برشی محرک می‌شود که در ترکیب با کاهش مقاومت برشی، شرایط را به سمت ناپایداری سوق می‌دهد. بنابراین، هم‌راستایی نتایج مدل‌های یادگیری ماشین با اصول فیزیکی حاکم بر پایداری شیب خاکی غیراشباع، نشان می‌دهد که مدل‌های

واژه نامه

- | | | |
|---|----------------------------------|---|
| 1. Geotechnical Engineering | 10. AutoCAD | 20. Confusion Matrix |
| 2. factor of safety | 11. Python | 21. precision |
| 3. Soil Water Characteristic Curve (SWCC) | 12. VSCode | 22. recall |
| 4. Van Genuchten | 13. Logistic Regression | 23. F1-score |
| 5. PLAXIS 2D | 14. Support Vector Machine (SVM) | 24. accuracy |
| 6. Mohr–Coulomb | 15. Random Forest | 25. Receiver Operating Characteristic curve(ROC curve) |
| 7. Bishop | 16. XGBoost | 26. Area Under the Curve (AUC curve) |
| 8. fully Coupled Flow-Deformation | 17. training | 27. average precision |
| 9. Gauss point | 18. testing | |
| | 19. overfitting | |

مراجع

- Fatahizadeh M, Nowamooz H. Settlement foundations by exploring the collapse of unsaturated soils. *Applied Sciences*. 2024 Aug 30;14(17):7688. <https://www.mdpi.com/2076-3417/14/17/7688>.
- Abd IA, Fattah MY, Mekkiyah H. Relationship between the matric suction and the shear strength in unsaturated soil. *Case Studies in Construction Materials*. 2020 Dec 1;13:e00441. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S214509520301133>.
- Pham TA. Climate change impacts on geotechnical infrastructure: role of unsaturated soil mechanics for adaptation. *Frontiers in Built Environment*. 2025 Oct 7;11:1666334. <https://www.frontiersin.org/journals/built-environment/articles/10.3389/fbuil.2025.1666334/full>.
- Mehta AA, Maidamwar P. Numerical modelling for effect of rainfall on unsaturated soil slopes. In *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science* 2023 Jun 1 (Vol. 1193, No. 1, p. 012013). IOP Publishing.
- <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1755-1315/1193/1/012013/meta>.
- Chen P, Wei C, Liu J, Ma T. Strength theory model of unsaturated soils with suction stress concept. *Journal of Applied Mathematics*. 2013;2013(1):756854. <http://www.hindawi.com/journals/jam/2013/756854/>
- Habtemariam BG, Shirago KB, Dirate DD. Effects of soil properties and slope angle on deformation and stability of cutslopes. *Advances in Civil Engineering*. 2022;2022(1):4882095. <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1155/2022/4882095>.
- Mburu JW, Li AJ, Lin HD, Lu CW. Investigations of unsaturated slopes subjected to rainfall infiltration using numerical approaches—A parametric study and comparative review. *Sustainability*. 2022 Nov 3;14(21):14465. <https://www.mdpi.com/2071-1050/14/21/14465>.
- Gofar N, Rahardjo H. Saturated and unsaturated stability analysis of slope subjected to rainfall infiltration. In: *MATEC Web of Conferences. Proceedings of SICEST 2016*; 2016; location unknown. MATEC Web of Conferences. 2017.

- <https://dr.ntu.edu.sg/entities/publication/6c9566ee-0903-4af2-84a8-b4616c5b6108>.
9. Ng CW, Shi Q. A numerical investigation of the stability of unsaturated soil slopes subjected to transient seepage. *Computers and Geotechnics*. 1998 Jan 10;22(1):1-28. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0266352X97000360>.
10. Ahmed A, Hossain S. Field determination of unsaturated permeability and flow properties through subgrade instrumentation. *Geosciences*. 2022 Feb 18;12(2):95. <https://www.mdpi.com/2076-3263/12/2/95>.
11. Naseer S, Evans R. Effect of rainfall intensity and duration on stability of natural slopes of unsaturated fine soils. In *Proceedings of the 4th Conference on Sustainability in Civil Engineering (CSCE'22)*, Hanoi, Vietnam 2022 Nov (pp. 25-27). https://csce.cust.edu.pk/archive/CSCE_22_conference_proceedings/Paper%20ID.22-601.pdf.
12. Mihoubi A, Laouar MS, Houam A, Benmoussa S, Fernane A, Messast S, Gueraidia S. Numerical modeling of unsaturated soils behavior in response to hydrological events. In *Le 1ER Congrès National en Génie Civil (CNGC-24): Innovation et Technologies émergentes 2024 Dec 3*. <https://hal.science/hal-05232419/document>.
13. Hakro MR, Hakro IA, Soomro R, Rajper FA, Hakro S. Numerical Modelling of Factors Critical to Slope Stability with Plaxis 2D. *Mehran University Research Journal of Engineering and Technology*. 2025 Oct 28;44(4):143-50. <https://murjet.muet.edu.pk/index.php/home/article/view/377>.
14. Josifovski J, Susinov B. Evaluation of unsaturated slope stability under rainfall infiltration based on experimental and numerical modeling. In *Geotechnical Engineering Challenges to Meet Current and Emerging Needs of Society 2024 Sep 17 (pp. 1675-1678)*. CRC Press. <https://api.taylorfrancis.com/content/chapters/oa-edit/download?identifierName=doi&identifierValue=10.1201/9781003431749-311&type=chapterpdf>.
15. Joe EJ, Ali N, Jusoh SN. Numerical modelling of coupled seepage-deformation subjected to rainfall infiltration in unsaturated slope. *World Journal of Engineering*. 2020 Oct 19;17(6):867-75. <https://www.emerald.com/wje/article/17/6/867/386523>.
16. Jeong S, Lee K, Kim J, Kim Y. Analysis of rainfall-induced landslide on unsaturated soil slopes. *Sustainability*. 2017 Jul 21;9(7):1280. <https://www.mdpi.com/2071-1050/9/7/1280>.
17. Zhang J, Dong J, Zhao Y, Wang Y, Cheng Y. Stability of non-uniform soils slope with tension cracks under unsaturated flow conditions. *Buildings*. 2025 Jun 18;15(12):2123. <https://www.mdpi.com/2075-5309/15/12/2123>.
18. Mihoubi A, Houam A, Benmoussa S, Laouar M, Fernane A, Messast S, Gueraidia S. A comparative study of critical failure surface in unsaturated soil slopes. In *MATEC Web of Conferences 2024 Jan 1*. <https://doi.org/10.1051/mateconf/202439401005>.
19. Van Genuchten MT. A closed-form equation for predicting the hydraulic conductivity of unsaturated soils. *Soil Science Society of America Journal*. 1980 Sep;44(5):892-8. <https://access.onlinelibrary.wiley.com/doi/10.2136/sssaj1980.03615995004400050002x>.
20. Amarasinghe MP, Robert D, Kulathilaka SAS, Zhou A, Jayathissa HAG. Slope stability analysis of unsaturated colluvial slopes based on case studies of rainfall-induced landslides. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*. 2024 Oct;83(11):476. <https://doi.org/10.1007/s10064-024-03974-w>.
21. Bishop AW. The principle of effective stress. *Tek Ukeblad*. 1959;106(39):859-863. <https://www.issmge.org/uploads/publications/1/21/S TAL9781607500315-0797.pdf>.
22. Ravichandran N, Vickneswaran T. A probability-based framework for evaluating slope failure under rainfall using coupled finite element analysis. *Geosciences*. 2025 Mar 26;15(4):118. <https://doi.org/10.3390/geosciences15040118>.
23. Tarmom SA, Ahmed M, Mohamed MH, Alkahtani MQ, Mallick J. Finite element parametric study of nailed non-cohesive soil slopes. *Symmetry*. 2025;17(12):2125. <https://www.mdpi.com/2073-8994/17/12/2125>.
24. Hosmer Jr DW, Lemeshow S, Sturdivant RX. *Applied logistic regression*. John Wiley & Sons. 2013 Feb 26. [https://books.google.com/books?hl=en&lr=&id=bRoxQBIZRd4C&oi=fnd&pg=PR13&dq=Hosmer+Jr.+D.+W.,+Lemeshow,+S.,+%26+Sturdivant,+R.+X.+\(2013\).+Applied+logistic+regression.+John+Wiley+%26+Sons.&ots=kM7Stn7Ve5&sig=iyPGn8amxyYyiC5vLqUq4THTmDw](https://books.google.com/books?hl=en&lr=&id=bRoxQBIZRd4C&oi=fnd&pg=PR13&dq=Hosmer+Jr.+D.+W.,+Lemeshow,+S.,+%26+Sturdivant,+R.+X.+(2013).+Applied+logistic+regression.+John+Wiley+%26+Sons.&ots=kM7Stn7Ve5&sig=iyPGn8amxyYyiC5vLqUq4THTmDw).
25. Cortes C, Vapnik V. Support-vector networks. *Machine learning*. 1995 Sep;20(3):273-97. <http://link.springer.com/10.1007/BF00994018>.
26. Breiman L. Random forests. *Machine learning*. 2001 Oct;45(1):5-32. <https://link.springer.com/10.1023/A:1010933404324>.
27. Chen T, Guestrin C. Xgboost: A scalable tree boosting system. In *Proceedings of the 22nd ACM Sigkdd International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining 2016 Aug 13 (pp. 785-794)*. <https://dl.acm.org/doi/10.1145/2939672.2939785>.
28. Fawcett T. An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters*. 2006 Jun 1;27(8):861-74. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S016786550500303X>.

29. Sujon KM, Hassan R, Choi K, Samad MA. Accuracy, precision, recall, f1-score, or MCC? Empirical evidence from advanced statistics, ML, and XAI for evaluating business predictive models. *Journal of Big Data*. 2025 Dec 9;12(1):268. <https://journalofbigdata.springeropen.com/articles/10.1186/s40537-025-01313-4>.
30. Ferreira AJ, Figueiredo MA. Boosting algorithms: A review of methods, theory, and applications. In: *Ensemble machine learning*. 2012. p. 35-85. https://link.springer.com/10.1007/978-1-4419-9326-7_2.
31. Boyd K, Eng KH, Page CD. Area under the precision-recall curve: point estimates and confidence intervals. In *Joint European conference on machine learning and knowledge discovery in databases 2013 Sep 22; 451-466*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. http://link.springer.com/10.1007/978-3-642-40994-3_29.