J. of Marine Eng. Vol. 21, Iss. 45, 2025. (57-66)

Journal of Marine Engineering

Journal homepage: marine-eng.ir

Designing a Machine Learning Model to Predict the Characteristics of Rocks Used in the Construction of Rock Mass Breakwaters

Ehsan Sheikh Samad[1], Mariam Ameli [2*], Ashkan Mozdgir [3]

[1] *Master's student in Industrial Engineering - Faculty of Engineering and Technology, Kharazmi University - Tehran - Iran;* Ehsan_sheikhsamad@yahoo.com

[2] *Corresponding Author: PhD in Industrial Engineering - Assistant Professor, Department of Industrial Engineering - Faculty of Engineering and Technology, Kharazmi University - Tehran - Iran;* m.ameli@khu.ac.ir

[3] *PhD in Industrial Engineering - Assistant Professor, Department of Industrial Engineering - Faculty of Engineering and Technology, Kharazmi University - Tehran - Iran;* a.mozdgir@khu.ac.ir

ARTICLE INFO

Article History:
Received: 18 Feb 2025
Last modification: 21 Mar 2025
Accepted: 28 Mar 2025
Available online: 30 Mar 2025

Article type:
Research paper

Keywords:
Rock mass breakwaters
decision tree algorithm
random forest algorithm
nearest neighbor algorithm
machine learning

ABSTRACT

Selection of quarries and quality stones by design standards has always been one of the most important challenges in the location of breakwaters and the commencement of executive activities of rock mass breakwater construction projects. This research proposes using machine learning approaches to predict the result of the acceptance or rejection of quarry stones with the minimum possible tests based on the algorithm's output. The method used in this thesis is to provide a framework including complete and accurate data preprocessing and the use of machine learning algorithms such as decision tree, random forest, nearest neighbor, and the use of available data from the results of rock tests in the last ten years obtained in the construction of rock mass breakwaters in the coastal strip of the Sea of Oman. In this method, the available data is classified into two parts: main data and test data, and the algorithm is implemented on the main data and then the output of the algorithm is evaluated using the test data. The algorithm output is confirmed with an accuracy of 96%. The results obtained from this framework emphasize the importance of using existing data in the marine construction industry and the effectiveness of using machine learning algorithms in analyzing and interpreting existing data. The output of the results of this thesis reduces the time of experiments, reduces project costs, and reduces the duration of the project. The insight obtained from this research can help companies active in the field of marine construction and also specifically the Ports and Maritime Organization as the custodian of the construction and maintenance of marine structures in the country to locate breakwaters, optimize resource allocation, reduce the implementation time and operation of projects.

ISSN: 2645-8136

DOI: http://dx.doi.org/10.61186/marineeng.21.45.57

Copyright: © 2025 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license [https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/]

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-05-27]

[DOI: 10.61186/marineeng.21.45.57]

نشریه مهندسی دریا، جلد ۲۱، شماره ۴۵، ۱۴۰۴، (۶۶-۵۷)

نشریه مهندسی دریا

صفحه اصلی نشریه: marine-eng.ir

طراحی یک مدل یادگیری ماشین برای پیش‌بینی ویژگی‌های سنگ‌های مورداستفاده در ساخت موج‌شکن‌های توده سنگی

احسان شیخ صمد [۱]، مریم عاملی [۲*]، اشکان مزدگیر [۳]

[۱] دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی صنایع ـ دانشکده فنی و مهندسی دانشگاه خوارزمی ـ تهران ـ ایران ، Ehsan_sheikhsamad@yahoo.com

[۲] دکترای مهندسی صنایع ـ استادیار گروه مهندسی صنایع ـ دانشکده فنی و مهندسی دانشگاه خوارزمی ـ تهران ـ ایران، m.ameli@khu.ac.ir

[۳] دکترای مهندسی صنایع ـ استادیار گروه مهندسی صنایع ـ دانشکده فنی و مهندسی دانشگاه خوارزمی ـ تهران ـ ایران، a.mozdgir@khu.ac.ir

اطلاعات مقاله

تاریخچه مقاله:

تاریخ دریافت مقاله: ۱۴۰۳/۱۰/۲۹

تاریخ اصلاح مقاله: ۱۴۰۴/۰۱/۰۱

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۴/۰۱/۰۸

تاریخ انتشار مقاله: ۱۴۰۳/۰۱/۱۰

نوع مقاله:

کلمات کلیدی:

موج‌شکن‌های توده سنگی

الگوریتم درخت تصمیم

الگوریتم جنگل تصادفی

الگوریتم نزدیک‌ترین همسایه

یادگیری ماشین

چکیده

انتخاب معادن و همچنین سنگ باکیفیت مطابق با استانداردهای طراحی همیشه از مهم‌ترین چالش‌ها در جانمایی موج‌شکن‌ها و همچنین آغاز فعالیت‌های اجرایی پروژه‌های ساخت موج‌شکن‌های توده سنگی بوده است. این پژوهش بر مبنای استفاده از رویکردهای یادگیری ماشین جهت پیش‌بینی نتیجه پذیرش یا عدم‌پذیرش سنگ‌های معادن با حداقل آزمایش‌های ممکن بر اساس خروجی الگوریتم پیشنهاد شده است. روش استفاده شده در این پژوهش، ارائه چارچوبی شامل پیش‌پردازش کامل و دقیق داده‌ها و به‌کارگیری الگوریتم‌های یادگیری ماشین همچون درخت تصمیم، جنگل تصادفی و نزدیک‌ترین همسایه است. همچنین داده‌های استفاده شده در این پژوهش شامل نتایج آزمایش‌های سنگ ده سال اخیر است که در ساخت موج‌شکن‌های توده سنگی نوار ساحلی دریای عمان استفاده شده است. در این روش داده‌های موجود به دو بخش داده‌های اصلی و داده‌های تست طبقه‌بندی‌شده و الگوریتم بر روی داده‌های اصلی پیاده‌سازی و پس از آن خروجی الگوریتم با استفاده از داده‌های تست ارزیابی گردید که بادقت ۹۶ درصد خروجی الگوریتم مورد تأیید قرار گرفت. نتایج به‌دست‌آمده از این چارچوب بر اهمیت استفاده از داده‌های موجود در صنعت ساخت سازه‌های دریایی و همچنین اثربخشی استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین در آنالیز و تحلیل داده‌های موجود تأکید دارد. خروجی نتایج پژوهش حاضر باعث کاهش زمان انجام آزمایش ها، کاهش هزینه پروژه و کاهش مدت زمان انجام پروژه می‌گردد. بینش به‌دست‌آمده از پژوهش حاضر می‌تواند به شرکت‌های فعال در زمینه ساخت‌وساز سازه‌های دریایی و همچنین به طور خاص به سازمان بنادر و دریانوردی به عنوان متولی ساخت و نگهداری سازه‌های دریایی در کشور به جهت جانمایی موج‌شکن‌ها، بهینه‌سازی تخصیص منابع، کاهش زمان اجرایی و بهره‌برداری پروژه‌ها کمک نماید.

ISSN: 2645-8136

DOI: http://dx.doi.org/10.61186/marineeng.21.45.57

حق نشر: © ۲۰۲۵ توسط نویسندگان. این اثر برای انتشار با دسترسی آزاد، تحت شرایط و ضوابط مجوز (CC BY) ارسال شده است.

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-05-27]

[DOI: 10.61186/marineeng.21.45.57]

۱ - مقدمه

موج‌شکن‌ها به‌عنوان سازه‌های اصلی در حفاظت از مناطق ساحلی، محافظت از سواحل در برابر امواج فراساحلی و جلوگیری از تجمع رسوب در دهانه رودخانه‌ها برای حفظ تعادل قرار دارند. علاوه بر این، آن‌ها نقشی اساسی در تضمین ایمنی بندر در هنگام ورود کشتی‌های دریایی ایفا می‌کنند. مصالح سنگی نقش اساسی در ساخت سازه‌های مختلف دفاعی ساحلی، به‌ویژه موج¬شکن‌های سنگی ایفا می‌کنند. ویژگی‌های مهندسی سنگ‌ها، شامل دوام و انعطاف‌پذیری در برابر عناصر خشن و خورنده رایج در محیط‌های دریایی، به‌عنوان ویژگی‌های حیاتی لازم برای مصالح مورد استفاده در ساخت سازه‌های دریایی است. دوام به هر دو ویژگی ذاتی سنگ و شرایط محیطی که در آن قرار دارد، بستگی دارد. دستیابی به یک طراحی اقتصادی بهینه برای این موج‌شکن‌ها در حوزه مهندسی سواحل و اقیانوس اهمیت زیادی دارد؛ بنابراین، در این پژوهش به بررسی و پیش‌بینی عوامل تأثیرگذار بر انتخاب مصالح سنگی از طریق کشف روابط بین داده‌های موجود، برای جلوگیری از افزایش هزینه‌های پروژه و استفاده مؤثر از حجم داده‌های موجود در حوزه ساخت سازه‌های دریایی به‌خصوص موج‌شکن‌های توده سنگی با به‌کارگیری ابزارهای یادگیری ماشین در راستای دستیابی به بهترین راهکارها برای افزایش سرعت و دقت و کاهش هزینه و ریسک پروژه پرداخته شده است.

در ساخت موج‌شکن‌های توده سنگی بایستی از مصالح مناسبی استفاده شود که قابل‌دسترس بوده و احداث سازه توجیه اقتصادی داشته و همچنین نگهداری آن کم‌هزینه باشد و تأمین ایمنی و پایداری لازم را در عمر مفید خود ارائه دهد؛ لذا دوام و مقاومت سنگ‌ها در برابر عوامل مخرب و مهاجم حاکم بر محیط‌های دریایی، از جمله ویژگی‌هایی هستند که می‌بایست مورد توجه و ارزیابی واقع شوند. رفتار مصالح سنگی در این موج‌شکن‌ها بستگی به خصوصیات فیزیکی و مکانیکی این مصالح، شرایط محیطی و موقعیت مکانی سنگ بر روی سازه موج‌شکن دارد. ضرورت شناخت مصالح سنگی مصرفی و دوام آن‌ها در سازه‌های دریایی زمانی مشخص می‌گردد که به فهرست تعداد قابل‌ملاحظه‌ای از سازه‌های تخریب شده، به علت کاربری مصالح سنگی نامرغوب و بی‌دوام توجه شود [۱].

مطالعات و تلاش‌های پژوهشی متعددی در سراسر جهان به انتخاب معادن سنگ مناسب و انعطاف‌پذیری و با ماندگاری بالای مواد در محیط‌های دریایی پرداخته‌اند. هدف هر مطالعه جلوگیری از آسیب ساختاری با حمایت از استفاده مصالح باکیفیت بالا و متناسب با کاربردهای خاص است. این یافته‌ها ممکن است در شرایط مختلف آب‌وهوایی قابل‌استفاده باشد، درحالی‌که آب وهوای گرم و مرطوب ساحل جنوبی کشور نیاز به بررسی انتقادی و انطباق بالقوه این نتایج دارد. اگرچه پژوهش‌های داخلی ارزشمندی در این راستا انجام شده است، اما هر مطالعه بر روی یک منطقه ساحلی خاص در منطقه جنوبی تمرکز می‌کند و تعمیم‌پذیری نتایج را به تمام سنگ‌های مورداستفاده در موج شکن‌های امتداد خط ساحل جنوبی محدود می‌کند. باتوجه‌به خسارات گزارش شده، نیاز مبرمی به ارزیابی دوام و تخریب مصالح سنگی به‌کاررفته در حفاظت سازه، به‌ویژه باتوجه‌به اهمیت اکثر بنادر، توسعه اقتصادی و فعالیت‌های روبه‌رشد ساخت‌وساز در این مناطق وجود دارد. در نتیجه، ابداع راه‌حل‌های نوآورانه برای انتخاب معادن سنگ و تعیین روش‌های آزمایش مناسب بسیار مهم است.

هدف این پژوهش بررسی و پیش‌بینی ویژگی‌های سنگ با حداقل تعداد آزمایشات با کشف همبستگی در داده‌های موجود می‌باشد. این مطالعه با استفاده از روش‌های تثبیت شده در ساخت‌وساز دریایی، به‌ویژه در زمینه فعل‌وانفعالات موج‌شکن‌های توده‌های سنگی، به دنبال کاهش ریسک پروژه و بهینه‌سازی استفاده از داده‌ها می‌باشد که بر ابداع راه‌حل‌های بهینه با طراحی یادگیری ماشین برای افزایش کارایی، دقت، مقرون‌به‌صرفه بودن و کاهش ریسک در چارچوب پروژه تأکید می‌شود.

۲ - مواد و روش ها

پژوهش حاضر، بر مبنای داده‌های آزمایش‌های انجام‌گرفته بر روی مصالح مصرفی در موج‌شکن‌های ساخته شده در حوزه دریای عمان صورت‌گرفته است که این داده‌ها در نرم‌افزار اکسل جمع‌آوری و تحلیل شد، سپس با استفاده از روش‌های یادگیری ماشین و نرم‌افزار (Python) مدل‌سازی انجام شده است.

۲-۱- توصیف داده ها

مجموعه‌داده مورداستفاده در این مطالعه پژوهشی از آزمایش‌های سنگ انجام شده در پروژه‌های احداث موج‌شکن از سال ۱۳۸۹ تاکنون تهیه شده‌است که در مجموع شامل ۱۰۵۰ آزمایش می‌باشد. متغیرهای (جدول۱) این آزمایش‌ها سنگ‌های استخراج شده از معادن مختلف سواحل مکران (دریای عمان) است. این متغیرها براساس اطلاعات ابعاد (قطر و ارتفاع)، حجم، جرم و دانسیته تحت آزمایش مقاومت فشاری و آزمایش مکانیکی، فیزیکی قرار گرفته‌اند.

جدول ۱- مرور مختصر بر متغیرهای پژوهش

نوع دامنه و داده	توضیحات	متغیرها
دادهٔ عددی شامل ۱۰۴۸ نمونه سنگ (از شماره ۲۹۰۰۰۱ الی ۲۹۱۰۴۸)	شماره یکتای هر سنگ جهت نمونه	شماره نمونه
داده عددی (۴.۹)	مشخصات و ابعاد نمونه	قطر D
داده عددی (۹ الی ۱۳ cm)		ارتفاع L
داده عددی (۲۵۰.۱۴ الی ۴۹۹.۲۲ gr)		جرم

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-05-27]

[DOI: 10.61186/marineeng.21.45.57]

نوع دامنه و داده	توضیحات	متغیرها
داده عددی (۱۵۰.۰۳ الی ۲۴۹.۹۶ cm3)		حجم
داده عددی (۱ الی ۲.۵ gr/cm3)	آزمایش مقاومت فشاری	دانسیته
داده عددی (۱۶۷۰ الی ۳۴۹۶ kg)		بار واقعی در لحظه شکست نمونه
داده عددی (۸۰ الی ۲۰۰ kg/cm2)		مقاومت فشاری نمونه قبل از اعمال ضرایب
داده عددی (۵۲ الی ۲۱۰ kg/cm۲)		مقاومت فشاری نمونه بعد از اعمال ضرایب
داده عددی (۲۰۱۲ الی ۴۹۹۷ gr/cm3)	آزمایش مکانیکی، فیزیکی	وزن مخصوص و جذب آب ظاهری
داده عددی (۱۶۱۳ الی ۵۴۶۳ gr/cm3)		وزن مخصوص و جذب آب واقعی
داده عددی (۴.۰۵ الی ۱۹.۹۸ درصد)		وزن مخصوص و جذب آب جذب آب
داده عددی (۳۰ الی ۹۰ درصد)		افت وزنی در برابر سایش
داده عددی (۱ الی ۳۰ درصد)		سلامت سنگ
داده عددی (۶۵ الی ۱۰۰درصد)		شاخص دوام
داده عددی (۱ الی ۹ درصد)		رطوبت طبیعی
داده عددی (۱ الی ۲۵ gr/cm3)		تخلخل

۲-۲-پیش‌پردازش داده‌ها

پیش‌پردازش داده‌ها، فرایندی فنی باهدف بهبود مجموعه‌داده‌ها قبل از تجزیه‌وتحلیل آن‌ها درداده کاوی می‌باشد. این فرایند به طور معمول شامل تغییر و گاهی حذف داده‌های ناکامل، دارای فرمت نادرست، نامربوط و تکرار است. همچنین در بعضی داده‌ها نیاز به تبدیل داده متنی به مقادیر عددی و بازطراحی ویژگی‌ها می‌شود. در تحلیل داده‌ها، معمولاً پیش‌پردازش داده‌ها زمان‌برترین قسمت است.

مراحل مختلفی در راستای پیش‌پردازش داده‌ها در تحقیق حاضر صورت پذیرفت که این مراحل شامل حذف داده‌های ناقص، تکراری و نامربوط، ادغام چندین پایگاه‌داده پروژه‌های مختلف، حذف ویژگی‌های نامرتبط و تبدیل داده بود. با انجام این مراحل داده‌ها برای تجزیه‌وتحلیل توسط الگوریتم آماده شده‌اند [۲].

۲-۳-پاکسازی داده‌ها

پاک‌سازی داده‌ها شامل شناسایی و رفع خطاهای احتمالی داده‌ها برای بهبود کیفیت آنهاست. در این فرآیند، داده‌های نامرتبط شناسایی، بررسی، تجزیه‌وتحلیل، اصلاح یا حذف می‌گردد تا مجموعه‌داده‌ها پاک‌سازی گردد. داده‌های نامرتبط به معنی ناهماهنگی‌ها و خطاها هستند که می‌توانند از هر بخش فرآیند تحقیق، مانند طراحی ضعیف، اندازه‌گیری غلط، ورود داده‌های ناقص به دست آیند.

داده‌های ناسازگار و غلط شناسایی شده یا حذف شده، ممکن است به دلیل اشتباهات ورود داده‌ها از طرف کاربر، تغییر داده‌ها هنگام انتقال پرونده یا ذخیره‌سازی با تعاریفی که بین سازمان‌های مختلف متفاوت است، اتفاق بیفتد [۳]. پاک‌سازی داده‌ها در تجزیه‌وتحلیل داده‌ها از اهمیت بالایی برخوردارند چون داده‌های نادرست، غلط، نامرتبط و تکراری می‌تواند ضمن افزایش زمان پردازش داده‌ها موجب پیش‌بینی نادرست و در نتیجه آن اتخاذ تصمیمات غلط گردد.در تحقیق حاضر در مرحله پیش‌پردازش داده‌ها برای رسیدن به صحت درست بودن داده‌ها و افزایش کیفیت و قابلیت اتکا به داده‌ها چند مرحله پاک‌سازی با موارد ذیل صورت پذیرفت:

- **حذف داده‌ها ناقص**

در این مرحله نتایج آزمایشاتی که دارای نقص در انجام تمامی آزمایش‌ها بوده‌اند و برخی آزمایش‌ها به دلایل فنی بر روی نمونه‌ها انجام نپذیرفته بود حذف گردید.

- **حذف داده‌های ناسازگار**

در این مرحله نیز داده‌هایی که نتایجی غیرقابل‌پذیرش به جهت خطای عامل انسانی در ورود اطلاعات را دارا بود حذف گردید.

- **حذف داده‌های تکراری**

در این مرحله به دلیل استفاده از پایگاه‌داده‌های پروژه‌ها و شرکت‌های مختلف و وجود داده‌های تکراری، این داده‌ها با مقایسه یکدیگر شناسایی و حذف گردید [۴].

۲-۴-انتخاب ویژگی

" انتخاب ویژگی" یک فرآیند حیاتی در یادگیری ماشینی است که شامل شناسایی و انتخاب مرتبط‌ترین ویژگی‌ها از یک مجموعه‌داده برای افزایش عملکرد مدل است. با تمرکز بر زیرمجموعه‌ای از ویژگی‌هایی که بیشتر مربوط به مسئله موردنظر هستند، می‌توانیم یک مدل محاسباتی کارآمد طراحی کرد. بسیاری از ویژگی‌های یک مجموعه‌داده ممکن است به طور قابل‌توجهی به فرآیند یادگیری کمک نکنند. حذف این موارد می‌تواند منجر به بهبود عملکرد مدل شود. کاهش تعداد ویژگی‌ها نه‌تنها توان محاسباتی موردنیاز را به حداقل می‌رساند؛ بلکه هزینه‌های اقتصادی را نیز کاهش می‌دهد. علاوه بر این، نتایج انتخاب ویژگی، مدل‌های قابل‌تفسیر بیشتری را به دست می‌دهد که به بینش‌های واضح‌تری اجازه می‌دهد. شناسایی زودهنگام "ویژگی‌های هم‌خط "خطرات مرتبط با بیش برازش و عدم تناسب را کاهش می‌دهد و مدل قوی‌تری را تضمین می‌کند. بااین‌حال، ذکر این نکته ضروری است که اثربخشی انتخاب ویژگی به‌شدت به داده‌های خاص و اهداف پروژه بستگی دارد [۵].

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-05-27]

[DOI: 10.61186/marineeng.21.45.57]

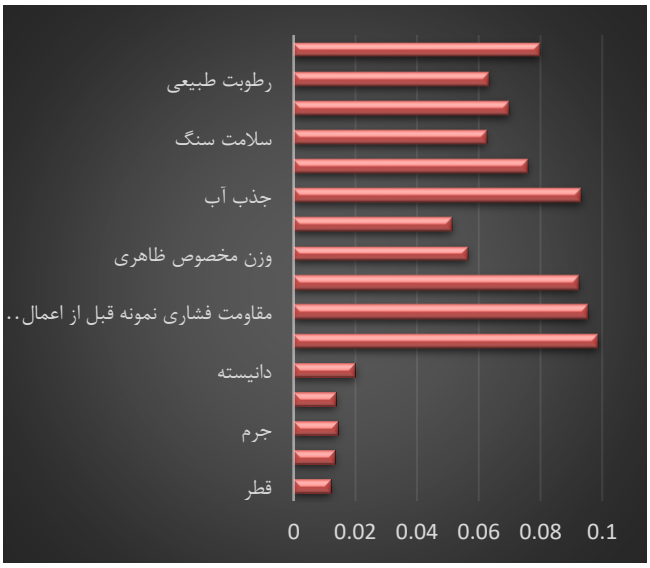
در تحقیق حاضر از روش امتیاز فیشر که یکی از روش‌های زیر مجموعه روش جداسازی در غالب دسته نظارت شده قرار می‌گیرد استفاده شده است.

امتیاز فیشر روشی است که از طریق آن می‌توان مهم‌ترین ویژگی‌های هر گروه یا دسته را پیدا کرد. در این روش، به هر یک از ویژگی‌ها بر اساس میزان اهمیتی که در فرایند یادگیری دارند، امتیاز داده می‌شود و هر چه امتیاز یک ویژگی بیشتر باشد، به این معنی است که باید بیشتر مورد توجه قرار بگیرد. مجموعه‌داده‌ها با روش فوق مورد ارزیابی قرار گرفت و امتیازات حاصل از خروجی روش به شرح نمودار ۱ می‌باشد.

برای رده‌بندی سنگ‌های قابل‌استفاده در موج‌شکن‌های توده سنگی، شاخص‌های مهمی وجود دارند که بر اساس ویژگی‌های فیزیکی، مکانیکی و دوام سنگ‌ها تعیین می‌شوند. این شاخص‌ها معمولاً در استانداردهای بین‌المللی و ملی مانند استانداردهای ASTM [۶]، ISRM [۷] و BS [۸] ارائه شده‌اند. در زیر برخی از مهم‌ترین شاخص‌ها به همراه اهمیت نسبی آنها (با استفاده از اعداد و ارقام) آورده شده‌اند:

- مقاومت فشاری تک‌محوره (اهمیت:۳۰ امتیاز)، توضیحات: مقاومت فشاری سنگ یکی از مهم‌ترین شاخص‌ها برای تعیین توانایی سنگ در تحمل بارهای وارده است. سنگ‌هایی با مقاومت فشاری بالا (معمولاً بیش از ۱۰۰ مگاپاسکال) برای موج‌شکن‌های سنگی مناسب‌تر هستند.
- مقاومت کششی (اهمیت: ۲۰ امتیاز)، توضیحات: مقاومت کششی سنگ در برابر نیروهای کششی ناشی از امواج و بارهای دینامیکی اهمیت دارد. این شاخص معمولاً با آزمایش برزیلی اندازه‌گیری می‌شود.
- دوام سنگ (اهمیت: ۲۵ امتیاز)، توضیحات: دوام سنگ در برابر عوامل محیطی مانند سیکل‌های یخزدگی و آب‌زدگی (Freeze-Thaw) و هوازدگی (Weathering) بسیار مهم است. آزمایش‌هایی مانند آزمایش سولفات سدیم (Sodium Sulfate Soundness Test) برای ارزیابی دوام استفاده می‌شوند.
- جذب آب (اهمیت: ۱۵ امتیاز)، توضیحات: جذب آب کم نشان‌دهنده تراکم و مقاومت بیشتر سنگ در برابر هوازدگی و فرسایش است. سنگ‌هایی با جذب آب کمتر از ۱٪ معمولاً مناسب‌تر هستند.
- چگالی و وزن مخصوص (اهمیت: ۱۰ امتیاز)، توضیحات: سنگ‌های با چگالی بالا (معمولاً بیش از ۲.۵ گرم بر سانتیمتر مکعب) برای موج‌شکن‌ها مناسب‌تر هستند، زیرا وزن بیشتر باعث پایداری بهتر در برابر امواج می‌شود.
- شکل و بافت سنگ (اهمیت: ۱۰ امتیاز)، توضیحات: سنگ‌های با شکل زاویه‌دار و بافت خشن برای موج‌شکن‌ها مناسب‌تر هستند، زیرا درگیری بهتری بین سنگ‌ها ایجاد می‌کنند و پایداری ساختار را افزایش می‌دهند.
- مقاومت سایشی (اهمیت: ۱۰ امتیاز)، توضیحات: مقاومت سایشی سنگ در برابر فرسایش ناشی از حرکت آب و ذرات معلق مهم است. آزمایش لس آنجلس (Los Angeles Abrasion Test) برای ارزیابی این شاخص استفاده می‌شود.
- مقاومت ضربه‌ای (اهمیت: ۱۰ امتیاز)، توضیحات: مقاومت سنگ در برابر ضربه‌های ناشی از برخورد امواج و سنگ‌های دیگر مهم است. این شاخص با آزمایش ضربه (Impact Test) ارزیابی می‌شود.

این شاخص‌ها و امتیازها بر اساس اهمیت نسبی آنها در طراحی و اجرای موج‌شکن‌های سنگی ارائه شده‌اند برای پروژه‌های خاص، ممکن است نیاز به تعدیل این امتیازها بر اساس شرایط محلی و نوع بارهای وارده باشد. در این تحقیق با توجه به داده‌های در دسترس و با عنایت به امتیازبندی بیان شده، ارزیابی ویژگی‌های داده‌ها در نمودار ۱ آمده است.



نمودار ۱- ارزیابی ویژگی های داده ها

۵-۲-معیارهای ارزیابی داده

در حین ارزیابی و با استفاده از پیش‌بینی‌های انجام شده توسط مدل یادگیری ماشین روی مجموعه‌آزمون، معیارهای مختلفی همچون صحت، دقت، حساسیت و امتیاز F1 محاسبه شده تا درک بهتری از نحوه استفاده و کارایی مدل برای مسائل مرتبط داشته باشیم.

- صحت

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-05-27]

[DOI: 10.61186/marineeng.21.45.57]

رایج‌ترین معیار برای ارزیابی یک مدل یادگیری ماشین می‌باشد، در آن مقدارِ نمونه‌هایی است که الگوریتم، کلاس آنها را به‌درستی پیش‌بینی کرده و آنها را در دسته مثبت طبقه‌بندی کرده است.

- **دقت**

نسبت نمونه‌های مثبت درست به‌تمامی نمونه‌های مثبت پیش‌بینی شده را دقت گویند. در این معیار مخرج، پیش‌بینی مثبت مدل برای تمامی نمونه‌های موجود در مجموعه‌داده است.

- **حساسیت**

نسبت نمونه‌های مثبت درست (نمونه‌هایی که مثبت هستند و الگوریتم به‌درستی آن‌ها را مثبت در نظر گرفته است) به‌تمامی نمونه‌هایی که در حقیقت مثبت هستند را معیار بازیابی گویند. مخرج در این معیار، جمع تمامی نمونه‌های مثبت در مجموعه‌داده است.

- **امتیاز F1**

امتیاز F1 ترکیبی از دو معیار دقت و حساسیت است. ازآنجایی‌که هر دو معیار دقت و حساسیت در محاسبه امتیاز F1 نقش دارند، امتیاز F1 بالاتر نشان‌دهنده عملکرد بهتر است. اگر از میزان یکی از معیارهای دقت یا بازیابی کاسته شود، امتیاز F1 بسیار نزولی می‌شود. در نتیجه امتیاز F1 یک مدل یادگیری ماشین بالاست، اگر نمونه‌های مثبت پیش‌بینی شده در حقیقت نیز مثبت بوده و هیچ نمونه مثبتی به‌اشتباه منفی پیش‌بینی نشده باشد [۶].

۶-۲-الگوریتم‌های پیش بینی کننده

الگوریتم‌های مورد استفاده در این پژوهش شامل الگوریتم‌های زیر است:

- **درخت تصمیم**

الگوریتم درخت تصمیم یکی از رایج‌ترین الگوریتم‌های یادگیری ماشین است که بر پایه ساختار یک درخت تصمیم ساخته می‌شود. هدف اصلی الگوریتم درخت تصمیم، تولید یک مدل پیش‌بینی‌کننده است که بتواند بر اساس ویژگی‌های ورودی، تصمیم‌های درستی را بگیرد. هر مسیر از ریشه تا یک برگ درخت تصمیم، یک قانون را بیان می‌کند و در نهایت برگ با کلاسی که بیشترین مقدار مشاهده در آن تعلق‌گرفته برچسب می - خورد. با استفاده از درخت تصمیم، می‌توان مسائل پیچیده را به شکل ساده‌تری مدل‌سازی کرده و به سؤالات مشخصی پاسخ داد. باتوجه‌به قابلیت‌های ذکر شده، درخت تصمیم به‌عنوان یک ابزار قدرتمند در حوزه‌های مختلف مانند تشخیص بیماری، پشتیبانی تصمیم‌گیری، تحلیل اجتماعی و سایر حوزه‌های مرتبط مورد استفاده قرار می‌گیرد [۶].

- **جنگل تصادفی**

جنگل تصادفی یک الگوریتم یادگیری گروهی است که چندین درخت تصمیم را برای افزایش دقت پیش‌بینی ترکیب می‌کند. هر درخت تصمیم در یک جنگل تصادفی بر روی یک زیرمجموعه تصادفی انتخاب شده از داده‌های آموزشی و ویژگی‌ها و فیچرها آموزش داده می‌شود. خروجی نهایی جنگل تصادفی با تجمیع پیش‌بینی‌ها از همه درخت‌های تصمیم منفرد به دست می‌آید. مزیت کلیدی این رویکرد این است که جنگل تصادفی بسیار دقیق و مقاوم در برابر مشکل بیش برازش است که یک مشکل رایج در یادگیری ماشینی است که در آن یک مدل در داده‌های آموزشی خوب عمل می‌کند؛ اما در داده‌های جدید ضعیف است.

- **الگوریتم K نزدیک‌ترین همسایه**

الگوریتم KNN به عنوان یکی از ساده‌ترین الگوریتم‌های یادگیری ماشینی تحت نظارت است که در حل چالش‌های طبقه‌بندی و رگرسیون مورداستفاده قرار می گیرد. KNN که اغلب به عنوان یک مدل مبتنی بر نمونه یا یک یادگیرندهٔ تنبل از آن یاد می‌شود، یک مدل داخلی نمی‌سازد و یک تابع متمایز از داده‌های آموزشی استخراج نمی‌کند. در عوض، نمونه‌های آموزشی را به عنوان مخزن "دانش" برای مرحله پیش‌بینی حفظ می‌کند. در وظایف طبقه‌بندی، الگوریتم k نزدیک‌ترین همسایه‌ها را شناسایی می‌کند و بر اساس اکثریت آرا در بین این همسایه‌های کلاس، نمونه جدید را پیش‌بینی می‌کند. برای مسائل رگرسیون k، به طور مشابه، نزدیک‌ترین همسایه‌ها را تعیین می‌کند و با محاسبه میانگین مقادیر این همسایه‌ها، مقدار هدف را پیش‌بینی می‌کند.
الگوریتم‌های استفاده شده در این پژوهش بی دلایل مختلفی از جملی دقت بالا، قابلیت توجیه‌پذیری مدل، قدرت تعمیم‌پذیری، کارایی در پردازش داده‌های بزرگ و قابلیت انطباق با ساختار داده‌های ورودی انتخاب شده‌اند.

۳- یافته ها

در خصوص شاخص‌های ارزیابی کیفیت سنگ، برخی از شاخص‌ها به‌گونه‌ای هستند که مقادیر بیشتر نشان‌دهنده کیفیت بالاتر سنگ است (مانند مقاومت فشاری و شاخص دوام)، درحالی‌که در برخی دیگر، مقادیر کمتر نشان‌دهنده کیفیت بهتر سنگ است (مانند جذب آب و تخلخل). برای بیان بهتر این موضوع، در ادامه دسته‌بندی شاخص‌ها به تفکیک ارائه می‌شود:

۱- شاخص‌هایی که مقادیر بیشتر نشان‌دهنده کیفیت بالاتر سنگ است:

- مقاومت فشاری: هرچه مقاومت فشاری سنگ بیشتر باشد، کیفیت آن بالاتر است.

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-05-27]

[DOI: 10.61186/marineeng.21.45.57]

• شاخص دوام: مقادیر بالاتر این شاخص نشان‌دهنده دوام بیشتر سنگ در برابر عوامل محیطی است.

• وزن مخصوص: سنگ‌های با وزن مخصوص بالاتر معمولاً چگالی و مقاومت بیشتری دارند.

• سلامت سنگ: هرچه شاخص سلامت سنگ بالاتر باشد، سنگ از کیفیت بهتری برخوردار است.

۲- شاخص‌هایی که مقادیر کمتر نشان‌دهنده کیفیت بالاتر سنگ است:

• جذب آب: سنگ‌هایی که جذب آب کمتری دارند، معمولاً مقاومت بیشتری در برابر عوامل فرسایشی و هوازدگی نشان می‌دهند.

• تخلخل: سنگ‌های با تخلخل کمتر معمولاً متراکم‌تر و مقاوم‌تر هستند.

• افت وزنی در برابر سایش: هرچه افت وزنی کمتر باشد، سنگ مقاومت بیشتری در برابر سایش دارد.

• رطوبت طبیعی: سنگ‌هایی با رطوبت طبیعی کمتر معمولاً پایدارتر و مقاوم‌تر هستند.

۳- شاخص‌های خنثی یا وابسته به شرایط:

• قطر و ارتفاع: این شاخص‌ها معمولاً به شرایط خاص پروژه وابسته هستند و نمی‌توان به‌طورکلی در مورد کیفیت سنگ قضاوت کرد.

• حجم و جرم: این شاخص‌ها نیز بیشتر به ابعاد فیزیکی سنگ مربوط می‌شوند و لزوماً نشان‌دهنده کیفیت سنگ نیستند.

با توجه به آنچه بیان شد، در این پژوهش برای هر یک از شاخص‌های فوق، مقادیر استاندارد و حد آستانه‌های قابل‌قبول بر اساس استانداردهای صنعتی و مطالعات پیشین تعیین شده است. همچنین، در فرآیند پیش‌پردازش داده‌ها، این شاخص‌ها به طور جداگانه بررسی و نرمال‌سازی شده‌اند تا تأثیر معکوس برخی از شاخص‌ها (مانند جذب آب و تخلخل) بر روی مدل‌سازی کاهش یابد.

همچنین با توجه به دسته‌بندی فوق، در مدل‌های یادگیری ماشین توسعه‌یافته، این تفاوت در شاخص‌ها به‌دقت در نظر گرفته شده است و مدل‌ها به‌گونه‌ای آموزش داده شده‌اند که بتوانند به طور خودکار این تفاوت‌ها را تشخیص داده و در پیش‌بینی کیفیت سنگ لحاظ کنند. این رویکرد باعث افزایش دقت و قابلیت اطمینان مدل‌های پیش‌بینی شده است.

۳-۱- آمارکلی داده ها

آمار کلی داده‌های مورداستفاده در این پژوهش در جدول ۲ آمده است که شامل ویژگی‌های مختلفی از نمونه‌های سنگ از جمله قطر، ارتفاع، جرم، حجم، دانه‌بندی، مقاومت فشاری، وزن مخصوص، جذب آب، افت وزنی در برابر سایش، سلامت سنگ، شاخص دوام، رطوبت طبیعی و تخلخل بوده‌اند. این ویژگی‌ها به عنوان ورودی به مدل‌های یادگیری ماشین داده شده‌اند تا بتوانند بر اساس آن‌ها، کیفیت سنگ را پیش‌بینی کنند.

جدول ۲- آمار کلی داده ها

ردیف	نوع آزمایش	واحد اندازه گیری	تعداد کل داده	کمترین مقدار	بیشترین مقدار	میانگین	انحراف معیار
۱	بار واقعی در لحظه شکست	Kg	۱۰۴۵	۱۶۷۰	۳۴۹۶	۲۵۹۲.۰۶	۵۴۳.۷۳
۲	مقاومت فشاری قبل از اعمال ضرایب	Kg/Cm^2	۱۰۴۵	۸۰	۲۰۰	۱۴۰.۰۴	۳۵.۱
۳	مقاومت فشاری بعد از اعمال ضرایب	Kg/Cm^2	۱۰۴۵	۵۲	۲۱۰	۱۳۶.۰۷	۳۹.۲۶
۴	وزن مخصوص ظاهری	gr/Cm^3	۱۰۴۵	۲.۰۱۲	۴.۹۹۷	۲.۴۹۵	۰.۸۴
۵	وزن مخصوص واقعی	gr/Cm^3	۱۰۴۵	۱.۶۱۳	۵.۴۶۲	۲.۵۳۷	۰.۴۹
۶	جذب آب	٪	۱۰۴۵	۴.۰۵	۱۹.۹۸	۱۰.۲۷	۳.۹۷
۷	افت وزنی در برابر سایش	٪	۱۰۴۵	۳۰	۹۰	۵۵.۶۸	۱۴.۲۸
۸	سلامت سنگ	٪	۱۰۴۵	۱	۳۰	۱۱.۲۲	۷.۱۲
۹	شاخص دوام	٪	۱۰۴۵	۶۵	۱۰۰	۸۷.۳۱	۸.۵۸
۱۰	رطوبت طبیعی	٪	۱۰۴۵	۱	۹	۴.۱۱	۲.۱۳
۱۱	تخلخل	gr/Cm^3	۱۰۴۵	۱	۲۵	۱۲.۶۸	۵.۸

۳-۲- مقایسه عملکرد سه الگوریتم مختلف یادگیری ماشین

در این پژوهش، از استانداردهای معتبر بین‌المللی و ملی مرتبط باکیفیت سنگ‌های مورداستفاده در ساخت موج‌شکن‌های توده سنگی استفاده شده است. این استانداردها شامل موارد زیر است:

• استاندارد ASTM C97: برای آزمایش‌های جذب آب و تخلخل.

• استاندارد ASTM C170: برای آزمایش مقاومت فشاری.

• استاندارد ISRM (International Society for Rock Mechanics): برای تعیین شاخص دوام و سایر خواص مکانیکی سنگ.

• استانداردهای ملی ایران: برای تعیین حداقل مقادیر قابل‌پذیرش سنگ‌های مورداستفاده در پروژه‌های دریایی.

داده‌های مورد استفاده در این پژوهش (شامل ۱۰۵۰ نمونه سنگ) با حداقل مقادیر قابل‌پذیرش بر اساس جنس سنگ مقایسه شده‌اند. این مقایسه در مراحل پیش‌پردازش داده‌ها انجام شده و نمونه‌هایی که حداقل شرایط را نداشته‌اند، از مجموعه‌داده حذف شده‌اند. به‌عنوان‌مثال:

• سنگ‌های آهکی: حداقل مقاومت فشاری قابل‌پذیرش ۲۵ مگاپاسکال بر اساس استاندارد ASTM C170

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-05-27]

[DOI: 10.61186/marineeng.21.45.57]

- سنگ‌های گرانیتی: حداقل مقاومت فشاری قابل‌پذیرش ۱۰۰ مگاپاسکال
- جذب آب: حداکثر جذب آب قابل‌پذیرش برای سنگ‌های مورد استفاده در موج‌شکن‌ها ٪۲ بر اساس استاندارد ASTM C97
- شاخص دوام: حداقل شاخص دوام قابل‌پذیرش ٪۵۰ بر اساس استاندارد ISRM

پس از مقایسه داده‌ها با حداقل مقادیر قابل‌پذیرش، مشخص شد که ٪۹۶ از نمونه‌ها حداقل شرایط لازم را داشته‌اند و در مجموعه‌داده نهایی باقی‌مانده‌اند و ٪۴ از نمونه‌ها که شرایط لازم را نداشته‌اند، از مجموعه‌داده حذف شده‌اند. در فرآیند مدل‌سازی یادگیری ماشین، حداقل مقادیر قابل‌پذیرش به عنوان یک فیلتر اولیه اعمال شده‌اند. به‌این‌ترتیب، مدل‌های توسعه‌یافته تنها بر روی نمونه‌هایی آموزش داده شده‌اند که حداقل شرایط کیفی را داشته‌اند. این رویکرد باعث افزایش دقت و قابلیت اطمینان مدل‌های پیش‌بینی شده است. در زیر جدولی ارائه شده است که حداقل مقادیر قابل‌پذیرش بر اساس جنس سنگ را نشان می‌دهد:

جدول ۳- حداقل مقادیر قابل پذیرش بر اساس جنس سنگ

جنس سنگ	مقاومت فشاری (MPa)	جذب آب (٪)	شاخص دوام (٪)	تخلخل (٪)
آهکی	۲۵	۲	۵۰	۵
گرانیتی	۱۰۰	۱	۷۰	۳
بازالت	۸۰	۱.۵	۶۰	۴
ماسه‌سنگ	۳۰	۳	۴۰	۶

با توجه به مقایسه انجام شده، داده‌های مورد استفاده در این پژوهش با حداقل مقادیر قابل‌پذیرش بر اساس جنس سنگ مطابقت دارند. این امر باعث افزایش اعتبار نتایج به‌دست‌آمده از مدل‌های یادگیری ماشین شده است. نتایج حاصل از اعمال سه الگوریتم یادگیری ماشین مختلف بر روی داده‌های مربوط به تأیید کیفیت سنگ مقایسه شده است. هدف از این مقایسه، انتخاب بهترین مدل برای پیش‌بینی کیفیت سنگ بر اساس ویژگی‌های فیزیکی و مکانیکی آن است.

نتایج ارزیابی سه مدل الگوریتم یادگیری ماشین مورداستفاده در این پژوهش در جدول ۳ آمده است.

جدول ۴- نتایج ارزیابی مدل ها

الگوریتم	امتیاز F1	حساسیت	دقت	صحت
درخت تصمیم	۱.۰۰	۱.۰۰	۱.۰۰	۱.۰۰
جنگل تصادفی	۱.۰۰	۱.۰۰	۱.۰۰	۱.۰۰
نزدیک‌ترین همسایه	۰.۸۵	۰.۸۶	۰.۸۸	۰.۸۶

تفسیر نتایج حاصل از جدول ۳ به شرح زیر است:

- درخت تصمیم و جنگل تصادفی: این دو الگوریتم بهترین عملکرد را داشته‌اند و توانسته‌اند بادقت بسیار بالایی کیفیت سنگ را پیش‌بینی کنند. این نشان می‌دهد که روابط بین ویژگی‌ها و کیفیت سنگ پیچیده نیست و درخت‌های تصمیم‌گیری قادر به مدل‌سازی این روابط هستند.
- نزدیک‌ترین همسایه: عملکرد این الگوریتم ضعیف‌تر از دو الگوریتم قبلی بوده است. این ممکن است به دلیل حساسیت این الگوریتم به مقیاس داده‌ها و انتخاب پارامتر k باشد.

مقایسه ماتریس‌های درهم‌ریختگی نشان می‌دهند که درخت تصمیم و جنگل تصادفی هیچ نمونه‌ای را به‌اشتباه طبقه‌بندی نکرده‌اند، درحالی‌که سایر الگوریتم‌ها تعداد کمی اشتباه داشته‌اند.

۳-۳- انتخاب بهترین مدل: درخت تصمیم

پس از بررسی دقیق نتایج و تحلیل عملکرد هر یک از الگوریتم‌ها، درخت تصمیم به‌عنوان الگوریتم نهایی برای پیش‌بینی کیفیت سنگ انتخاب می‌شود. در ادامه دلایل انتخاب درخت تصمیم بیان گردیده است:

۱. سادگی و تفسیرپذیری: درخت تصمیم دارای ساختاری سلسله‌مراتبی و قابل‌درک است که به‌راحتی می‌توان روابط بین ویژگی‌ها و متغیر هدف را در آن مشاهده کرد. این ویژگی، تفسیر نتایج و شناسایی ویژگی‌های مهم را آسان‌تر می‌کند.

۲. دقت بالا: در این مطالعه، درخت تصمیم و جنگل تصادفی عملکرد بسیار خوبی از خود نشان دادند. باتوجه‌به سادگی درخت تصمیم، انتخاب آن به‌عنوان مدل نهایی، تعادل مناسبی بین دقت و پیچیدگی مدل ایجاد می‌کند.

۳. مدیریت داده‌های نامتعادل: درخت تصمیم به‌خوبی می‌تواند با داده‌های نامتعادل کنار بیاید و در مواردی که تعداد نمونه‌ها در کلاس‌های مختلف متفاوت است، عملکرد قابل‌قبولی دارد.

۴. سرعت آموزش و پیش‌بینی: درخت تصمیم به طور معمول نسبت به سایر الگوریتم‌ها، سرعت آموزش و پیش‌بینی بالاتری دارد.

۵. توانایی مدیریت انواع مختلف داده: درخت تصمیم می‌تواند با انواع مختلف داده (عددی، اسمی، ترتیبی) کار کند.

۴-۳- مقایسه عملکرد الگوریتم درخت تصمیم در حالات مختلف

در این بخش، به بررسی عملکرد الگوریتم درخت تصمیم در پیش‌بینی‌پذیرش و یا عدم‌پذیرش نمونه سنگ‌ها در شرایط مختلف پرداخته می‌شود. برای این منظور، عملکرد الگوریتم در

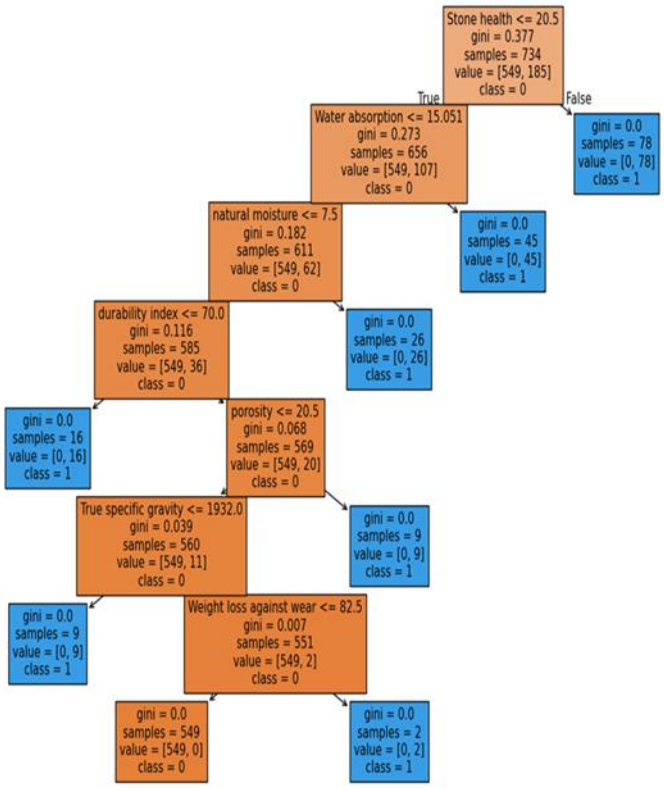
[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-05-27]

[DOI: 10.61186/marineeng.21.45.57]

حالات مختلف با تغییرات پارامترهای کلیدی آن مانند عمق درخت است.

۵-۳- خروجی الگوریتم درخت تصمیم

ضمن مشاهده خروجی الگوریتم در شکل ۱، می توانیم معیارهای پذیرش نتایج، اهمیت آزمایش ها و رتبه بندی آن ها را مشاهده کنیم.



شکل ۱- خروجی الگوریتم درخت تصمیم

پارامتر عمق درخت یکی از مهم‌ترین پارامترهای الگوریتم درخت تصمیم است. عمق درخت به تعداد لایه‌های درخت اشاره دارد و می‌تواند تأثیر زیادی بر دقت و تعمیم‌پذیری مدل داشته باشد. اگر عمق درخت خیلی زیاد باشد، ممکن است مدل بیش برازش کند، و اگر عمق درخت خیلی کم باشد، ممکن است مدل عملکرد خوبی نداشته باشد. در جدول زیر نتایج عملکرد الگوریتم درخت تصمیم با تغییر عمق درخت در جدول ۴ نشان‌داده‌شده است:

جدول ۵ -دامنه تغییرات عمق درخت

عمق درخت	صحت	دقت	حساسیت	امتیاز F1
۱	۰.۸۳	۰.۸۷	۰.۸۳	۰.۸۱
۲	۰.۸۸	۰.۹۰	۰.۸۸	۰.۸۷
۳	۰.۹۲	۰.۹۳	۰.۹۲	۰.۹۱
۴	۰.۹۶	۰.۹۶	۰.۹۶	۰.۹۵
۵	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۹۸	۰.۹۸
۶	۰.۹۹	۰.۹۹	۰.۹۹	۰.۹۹
۷	۱.۰۰	۱.۰۰	۱.۰۰	۱.۰۰

نتایج نشان می‌دهد که با افزایش عمق درخت، دقت مدل افزایش می‌یابد و خطاهای مدل کاهش می‌یابند. بااین‌حال، در عمق‌های بالاتر خطر بیش برازش افزایش پیدا می‌کند که باید بادقت در انتخاب پارامترهای مناسب مدیریت شود.

۶-۳- جمع‌بندی نتایج عملکرد درخت تصمیم

نتایج این تحلیل‌ها نشان می‌دهد که الگوریتم درخت تصمیم در پیش‌بینی‌پذیرش و یا عدم‌پذیرش نتایج آزمایش‌های نمونه سنگ‌ها عملکرد خوبی دارد و با تنظیم صحیح پارامترهای مدل مانند عمق درخت و حداقل تعداد نمونه‌ها در هر برگ می‌توان دقت مدل را بهینه کرد. بهترین نتایج با عمق‌های بالاتر به دست می‌آید، ازاین‌رو باتوجه‌به آیین‌نامه‌های داخلی تهیه شده در خصوص ضوابط ساخت موج‌شکن های توده سنگی، می توان اظهار داشت که با انجام سه آزمایش سلامت سنگ، جذب آب و رطوبت طبیعی و بادقت بالای ۹۲٪ می توان از انجام سایر آزمایش ها صرف‌نظر نموده و ضمن کاهش زمان و هزینه، کمک بزرگی به افزایش نرخ بهره وری در پروژه های آتی نمود.

۴- نتیجه گیری

مدل‌های یادگیری ماشین توسعه‌یافته، به‌ویژه الگوریتم‌های درخت تصمیم و جنگل تصادفی، می‌توانند برای پیش‌بینی کیفیت مواد مختلف بر اساس خواص فیزیکی و مکانیکی آن‌ها اعمال شوند. این نرم‌افزار در صنایعی مانند ساخت‌وساز بسیار مهم است، جایی که پیش بینی های دقیق می تواند منجر به انتخاب مواد و نتایج بهتر پروژه شود. این مطالعه بر اهمیت ویژگی‌های خاص در پیش‌بینی کیفیت سنگ، مانند سلامت سنگ، جذب آب و رطوبت طبیعی تأکید می کند. رویکرد ساختاریافته برای پیش‌پردازش داده، انتخاب ویژگی و ارزیابی مدل ارائه شده در این پژوهش می تواند به‌عنوان چارچوبی برای پروژه های یادگیری ماشین آینده عمل کند.

یافته‌ها نشان می‌دهد که مدل‌های یادگیری ماشین را می‌توان در برنامه‌های کاربردی دنیای واقعی، مانند سیستم‌های ارزیابی کیفیت خودکار در پروژه‌های ساخت‌وساز، ادغام کرد. این ادغام می‌تواند فرآیندهای تصمیم‌گیری را ساده کند و هزینه‌های مرتبط با خرابی مواد را کاهش دهد. بینش‌های به‌دست‌آمده از این مطالعه می‌تواند آموزش سیستم‌های هوش مصنوعی را در شناخت الگوها و پیش‌بینی‌های مبتنی بر داده‌های تاریخی نشان دهد. این می‌تواند قابلیت‌های هوش مصنوعی را در زمینه‌های مختلف از جمله نظارت بر محیط‌زیست و مدیریت منابع افزایش دهد. به‌طورکلی، یافته‌های این مقاله به پیشرفت کاربرد یادگیری ماشین و هوش مصنوعی در تنظیمات عملی کمک می‌کند و فرآیندهای تصمیم‌گیری کارآمدتر و مبتنی بر داده را ارتقا می‌دهد.

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-05-27]

[DOI: 10.61186/marineeng.21.45.57]

۶ - مراجع

1- B. M. Talkhablou, N. Hafezimoghaddas, M. Nikodel, and A. Uromeihy, “Evaluation of engineering properties of rocks and proposal of criteria for selection of rock materials for construction of rock mass breakwaters on the southern coasts of Iran,” Earth Sciences, vol. 17, no. 66, pp. 86–107, 1386. (In Persian)

2- O. F.Y, A. J.E.T, A. O, H. J. O, O. O, and A. J, “Supervised Machine Learning Algorithms: Classification and Comparison,” Int. J. Comput. Trends Technol., vol. 48, no. 3, pp. 128–138, Jun. 2017.

3- I. D. Mienye, Y. Sun, and Z. Wang, “Prediction performance of improved decision tree-based algorithms: A review,” Procedia Manuf., vol. 35, pp. 698–703, 2019, doi: 10.1016/j.promfg.2019.06.011.

4- K. P. Murphy, Machine learning: a probabilistic perspective. MIT press, 2012.

5- S. García, S. Ramírez-Gallego, J. Luengo, J. M. Benítez, and F. Herrera, “Big data preprocessing: methods and prospects,” Big Data Anal., vol. 1, no. 1, pp. 1–22, 2016, doi: 10.1186/s41044-016-0014-0.

6- M. Ensafi, (2024).“Predicting patient absences using machine learning algorithms,” 2024. (In Persian)

7- ASTM International

8- ISRM Suggested Methods

9- British Standards (BS)

[Downloaded from marine-eng.ir on 2026-05-27]

[DOI: 10.61186/marineeng.21.45.57]