

پیش‌بینی حداکثر نشست سطح زمین ناشی از عملیات استخراج به روش جبهه‌کار طویل: ارزیابی مقایسه‌ای روابط تجربی و مدل‌های آماری و هوش مصنوعی

فریبرز متین‌پور؛ عباس مجدی*

۱- دانشجوی دکتری، دانشکده مهندسی معدن، پردیس دانشکدگان فنی، دانشگاه تهران، تهران، ایران

۲- استاد، دانشکده مهندسی معدن، پردیس دانشکدگان فنی، دانشگاه تهران، تهران، ایران.

دریافت: ۱۴۰۳/۰۷/۱۶؛ پذیرش: ۱۴۰۳/۰۹/۳۰

(*) نویسنده مسئول: amajdi@ut.ac.ir

چکیده

نشست سطح زمین ناشی از عملیات استخراج زغال‌سنگ به روش جبهه‌کار طویل، پدیده‌ای اجتناب‌ناپذیر است، اما پیش‌بینی و کنترل آن می‌تواند موجب کاهش میزان نشست و خسارات احتمالی به سازه‌های سطحی و زیرسطحی شود. این تحقیق با دو هدف انجام شده است: نخست، انتخاب مناسب‌ترین روش از میان روابط تجربی موجود برای پیش‌بینی حداکثر نشست سطح زمین (S_{max}) با توجه به پارامترهای هندسی لایه زغال‌سنگ و پهنه استخراجی شامل ضخامت لایه زغال‌سنگ (h_s)، عمق روباره (H) و عرض پهنه (L_w)؛ و دوم، توسعه و مقایسه مدل‌های داده‌محور شامل جنگل تصادفی (RF) و رگرسیون خطی چندمتغیره (LMR) برای بهبود دقت پیش‌بینی. در این راستا، ۸۵ دسته داده واقعی از منابع معتبر جمع‌آوری و حداکثر نشست سطح زمین با استفاده از هر یک از روابط تجربی موجود محاسبه شد. سپس، بر مبنای چهار شاخص آماری شامل ضریب تعیین (R^2)، شمول واریانس (VAF)، میانگین درصد خطای مطلق ($MAPE$) و جذر میانگین مربعات خطا ($RMSE$)، ضمن اعتبارسنجی و مقایسه روابط تجربی با یکدیگر، به اولویت‌بندی انتخاب آن‌ها نیز پرداخته شد. در مرحله بعد با تقسیم تصادفی داده‌ها به دو بخش آموزش و تست و سپس بکارگیری الگوریتم جنگل تصادفی (RF) و تحلیل رگرسیون خطی چند متغیره (LMR)، دو مدل جدید برای پیش‌بینی S_{max} توسعه داده شده و مورد اعتبارسنجی و مقایسه با روابط تجربی قرار گرفتند. نتایج نشان داد که مدل RF بالاترین دقت و کارایی را نسبت به سایر مدل‌ها در پیش‌بینی S_{max} دارد؛ به طوری که مقادیر شاخص‌های آماری R^2 ، VAF ، $MAPE$ و $RMSE$ برای این مدل در مرحله آموزش به ترتیب ۰/۹۲۱، ۹۲/۷۱٪، ۲۳/۳۴٪ و ۰/۲۸۷ و در مرحله تست به ترتیب ۰/۹۳۹، ۹۴/۱۱٪، ۱۳/۲۱٪ و ۰/۲۴۶ بوده است. مدل LMR نیز با مقادیر شاخص‌های مذکور به ترتیب در مرحله آموزش ۰/۷۱۳، ۷۱/۲۶٪، ۴۷/۸۴٪ و ۰/۵۷ و در مرحله تست ۰/۸۴۵، ۸۱/۴۷٪، ۲۲/۱۵٪ و ۰/۴۳۹ عملکرد قابل‌قبولی نشان داد. در نهایت، نتایج تحلیل حساسیت پارامترهای ورودی با استفاده از روش‌های ارزش شیلی و دامنه کسینوسی نشان داد که ضخامت لایه زغال‌سنگ (h_s) بیشترین تأثیر را بر S_{max} دارد، در حالی که عمق روباره (H) کم‌اهمیت‌ترین پارامتر تأثیرگذار است.

روش جبهه‌کار طویل، حداکثر نشست سطح زمین، روش‌های تجربی، الگوریتم جنگل تصادفی، رگرسیون خطی چندمتغیره.

واژگان کلیدی

زغال‌سنگ در یک پهنه استخراجی مشخص و پیشروی
جک‌های هیدرولیکی، ابتدا موجب ریزش سقف بلاواسطه شده

۱- مقدمه
در روش جبهه‌کار طویل پس از استخراج لایه

انگلستان رابطه‌ای تجربی وابسته به پارامترهای هندسی جهت برآورد حداکثر نشست سطح زمین ارائه دادند. ون در مروه [۷] رابطه‌ای تجربی بر اساس داده‌های اندازه‌گیری برج‌ها جهت برآورد حداکثر نشست سطح زمین ارائه داد. رابطه او نشان می‌دهد که با افزایش ضخامت لایه زغال‌سنگ و نسبت عرض پهنه به عمق روباره، حداکثر نشست سطح زمین افزایش می‌یابد. پنگ [۸] یک رابطه تجربی وابسته به ضخامت لایه زغال و عمق روباره ارائه داد. رابطه پیشنهادی او نشان می‌دهد که با افزایش عمق روباره حداکثر نشست سطح زمین به صورت غیر خطی کاهش می‌یابد. در ادامه، لیوو و پنگ رابطه جدیدی براساس عمق روباره و ضخامت لایه زغال‌سنگ ارائه دادند [۹]. یاوز [۱۰] رابطه‌ای تحلیلی جهت پیش‌بینی حداکثر نشست سطح زمین ارائه داد که در آن با افزایش عمق روباره، حداکثر نشست سطح زمین افزایش می‌یافت. مجدّی و همکاران [۱۱] رابطه‌ای تحلیلی برحسب پارامترهای هندسی لایه زغال‌سنگ و پهنه استخراجی و نیز زاویه کشش به منظور پیش‌بینی حداکثر نشست ارائه دادند. چنگ و همکاران [۱۲] رابطه‌ای تجربی وابسته به ضخامت لایه زغال‌سنگ و عمق روباره جهت برآورد حداکثر نشست سطح زمین ارائه دادند. اخیراً، ین و همکاران [۱۳] یک رابطه نمایی جهت پیش‌بینی حداکثر نشست سطح زمین براساس پارامترهای هندسی ارائه نموده‌اند. در جدول (۱) روابط تجربی و تحلیلی اشاره شده آورده شده‌اند.

با توجه به جدول (۱) می‌توان دریافت در اکثر روابطی که تاکنون ارائه شده است خصوصیات هندسی لایه زغال‌سنگ و پهنه استخراجی (L_w و H ، h_s) مهمترین پارامترهای تأثیرگذار در برآورد حداکثر نشست سطح زمین هستند. با توجه عمیق‌تر به روابط تجربی جدول ۱ می‌توان دریافت که روابط ارائه شده توسط پنگ و همکاران [۸]، لیوو و پنگ [۹] و چنگ و همکاران [۱۲] از بین پارامترهای هندسی، اثر عرض پهنه (L_w) را در برآورد حداکثر نشست سطح زمین در نظر نگرفته‌اند. همچنین از آنجایی که شکل کلی روابط ارائه شده در جدول ۱ متفاوت هستند، لذا مقدار حداکثر نشست برآورد شده سطح زمین ناشی از استخراج یک پهنه با خصوصیات هندسی معین با بکارگیری هر کدام از این روابط، متفاوت خواهد بود. لذا، تعیین دقیق‌ترین رابطه از بین روابط تجربی موجود برای استفاده در کاربردهای عملی، امری ضروری است.

و سپس بتدریج موجب تخریب و شکسته شدن لایه‌های بالای سقف بلاواسطه پشت جک‌های هیدرولیکی می‌شود [۱]. با ادامه پیشروی جک‌های هیدرولیکی و عملیات استخراج، فرآیند تخریب و شکسته شدن لایه‌ها از سقف پهنه به سمت سطح زمین نیز ادامه می‌یابد. این فرآیند دو پیامد مهم مشتمل بر (۱) ایجاد اغتشاش در میدان تنش اولیه و در نتیجه انتقال تنش‌ها بر روی تونل‌های دسترسی به سینه‌کار و پایه‌های حایل مجاور مربوطه و (۲) ایجاد نشست در سطح زمین و در نتیجه آسیب احتمالی به سازه‌های سطحی و زیر سطحی خواهد شد [۴-۲]. به طور کلی روش‌های موجود در حوزه مطالعه نشست ناشی از عملیات استخراج به روش جبهه‌کار طویل شامل روش‌های تجربی، تابع پروفیل، تابع تأثیر، مدل‌سازی فیزیکی و مدل‌سازی عددی هستند. تمرکز اصلی این روش‌ها درک فرآیند تغییر شکل لایه‌ها و تعیین پارامترهای تأثیر گذار بر پروفیل گودی نشست می‌باشد. از میان پارامترهای تأثیرگذار، حداکثر نشست سطح زمین که عمدتاً در مرکز پروفیل نشست اتفاق می‌افتد مهمترین پارامتر شناخته شده است.

به طور کلی فاکتورهای تأثیرگذار بر حداکثر نشست سطح زمین را می‌توان به دو دسته تقسیم‌بندی نمود. دسته اول شامل پارامترهای هندسی لایه زغال و پهنه استخراجی از قبیل: ضخامت لایه زغال‌سنگ (h_s)، عمق روباره (H) و عرض پهنه (L_w) هستند، در حالی که دسته دوم دربرگیرنده خصوصیات فیزیکی و مکانیکی مواد از قبیل: فاکتور انبساط حجم مواد تخریبی (b)، مقاومت فشاری (σ_c) و ... می‌باشند. از آنجاییکه در پهنه‌های استخراجی، لایه‌های مختلف روباره دارای خصوصیات فیزیکی و مکانیکی متفاوتی هستند لذا در نظر گرفتن اثرات آنها در برآورد حداکثر نشست سطح زمین کار دشواری است. بنابراین نقش پارامترهای هندسی برجسته‌تر بوده و به همین دلیل توسط محققین مورد توجه بیشتری قرار گرفته‌اند. اولین تحقیقات گسترده انجام شده در زمینه بررسی نشست ناشی از استخراج پهنه‌های جبهه‌کار طویل توسط انجمن زغال سنگ انگلستان در بین سال‌های ۱۹۵۰ تا ۱۹۷۵ صورت گرفت که نتیجه آن ارائه گراف‌هایی جهت پیش‌بینی حداکثر نشست سطح زمین بر حسب پارامترهای هندسی L_w و H ، h_s می‌باشد [۵]. کارمیس و همکاران [۶] براساس داده‌های جمع‌آوری شده از معادن زغال

ژو و همکاران [۳] با هدف تحلیل رفتار نشست سطح زمین در معادن جبهه‌کار طولی چندلایه، تأثیر آرایش‌های مختلف پهنه‌های استخراجی را از طریق شبیه‌سازی عددی بررسی کردند. یافته‌های آن‌ها نشان داد که شدت نشست سطحی به‌طور مستقیم تحت تأثیر ناحیه هم‌پوشانی پهنه‌ها، یکپارچگی و مقاومت لایه‌های بین دو پهنه، و همچنین فعال‌سازی شکستگی‌ها و ترک‌های موجود در لایه‌ها است. طاهریتو و همکاران [۱۹] با استفاده از روش عددی المان محدود (*FEM*) به پیش‌بینی نشست سطحی در معادن جبهه‌کار طولی پرداختند و دریافتند که این روش می‌تواند به‌طور مؤثری حرکت لایه‌های فوقانی و شدت نشست سطحی را پیش‌بینی کند. آن‌ها مشاهده کردند که پیش‌بینی‌های انجام‌شده با داده‌های واقعی میدانی هم‌راستا بوده و نرخ پیشروی استخراج تأثیر زیادی بر میزان نشست سطحی دارد. دیدل و همکاران [۲۰] با هدف پیش‌بینی نشست نهایی و دینامیکی ناشی از استخراج زغال‌سنگ به روش جبهه‌کار طولی، از تابع تأثیر *Knothe* در مدل‌سازی تغییرمکان‌های سطحی استفاده کردند. آن‌ها با کالیبراسیون مدل بر اساس داده‌های میدانی، نشان دادند که پارامترهای تجربی نشست در مقیاس محلی می‌توانند با مقادیر پیش‌فرض منطقه‌ای تفاوت داشته باشند. نتایج یافته‌های آن‌ها نشان داد که میزان و الگوی نشست تحت تأثیر موقعیت نسبت به لبه پهنه، زمان‌بندی استخراج، و ویژگی‌های زمین‌شناسی محل قرار دارد. مالدونادو و همکاران [۲۱] به بررسی نشست دینامیکی سطح زمین ناشی از استخراج جبهه‌کار طولی پرداختند و با استفاده از روش تابع تأثیر در نرم‌افزار *SDPS*، تغییرمکان نقاط سطحی را مدل‌سازی کردند. آن‌ها نشان دادند که موقعیت نقاط نسبت به لبه پهنه و پارامترهایی مانند فاصله اثر لبه‌ای و فاکتور زمان تأثیر قابل‌توجهی بر دقت محاسبه نشست دینامیکی دارند. لیو و همکاران [۲۲] با استفاده از مدل بلوک پیوندی (*BBM*) در نرم‌افزار *3DEC* نشست سطحی در معادن زغال‌سنگ جبهه‌کار طولی را شبیه‌سازی کردند و به بررسی عوامل مؤثر بر آن پرداختند. نتایج نشان داد که در نظر گرفتن صفحات لایه‌بندی و تنش افقی بالا نقش مهمی در بازنمایی واقع‌گرایانه‌تر الگوی نشست، به‌ویژه در شبیه‌سازی جدایش لایه‌های فوقانی پهنه و خمش رو به پایین آن‌ها دارد.

چنگ و همکاران [۲۳] با استفاده از مدل‌سازی عددی اجزاء

در سال‌های اخیر، پژوهشگران از مدل‌های عددی و تحلیل‌های پیشرفته‌تری برای بررسی نشست سطحی بهره گرفته‌اند. چوی و همکاران [۱۴] مدلی برای محاسبه‌ی مدت‌زمان و فاکتور سالیانه نشست باقیمانده سطح زمین پس از استخراج پهنه‌های زغالی به روش جبهه‌کار طولی ارائه دادند. نتایج نشان داد که با افزایش ضخامت لایه‌ی استخراجی و فاکتور نشست نهایی، مدت‌زمان ادامه‌ی نشست باقیمانده نیز افزایش می‌یابد؛ به‌عبارتی، زمین برای مدت طولی‌تری در حالت ناپایداری باقی می‌ماند. ژو و همکاران [۱۵] با تحلیل تئوریک و شبیه‌سازی عددی، مکانیسم خمش لایه‌های سنگی روباره‌ی پهنه استخراجی و تأثیر ویژگی‌های ژئومکانیکی رسوبات آبرفتی نزدیک به سطح را بررسی کردند و بر این اساس مدلی ارائه دادند که به‌صورت یکپارچه، ترکیب نشست ناشی از خمش سنگ بستر و تغییرشکل آبرفت را تبیین می‌کند. یافته‌های آن‌ها نشان داد که با افزایش ضخامت رسوبات، نشست سطح زمین افزایش می‌یابد، در حالی که افزایش زاویه اصطکاک داخلی و چسبندگی لایه سنگی باعث کاهش نشست سطحی می‌شود. پاراکاش و همکاران [۱۶] در مطالعه‌ی خود، نشست سطحی ناشی از استخراج زیرزمینی در معدن آدریالای هند را بررسی کردند و دریافتند که الگوی نشست به‌صورت متقارن و با زاویه کشش بالاتر در سمت شیب‌دار پهنه ظاهر می‌شود. آن‌ها همچنین نشان دادند که زاویه کشش به‌عنوان یک پارامتر کنترلی، رابطه نزدیکی با نرخ پیشروی جبهه‌کار دارد.

ونگ و همکاران [۱۷] مدلی برای پیش‌بینی نشست سطحی ناشی از استخراج پهنه‌های جبهه‌کار طولی با تأکید بر نقش لایه کلیدی اولیه در روباره توسعه دادند. آن‌ها پیش‌بینی‌های حاصل از مدل را با داده‌های میدانی از معدن تینگ‌نان چین مقایسه کردند و نشان دادند که سختی خمشی لایه کلیدی و ویژگی‌های سنگ‌های اطراف پهنه استخراجی بر الگوی نشست سطح زمین تأثیر چشمگیری دارند. خانال و همکاران [۱۸] از مدل‌سازی عددی برای بررسی تغییر شکل لایه‌های فوقانی در یک معدن زغال‌سنگ به عمق یک کیلومتر که به روش جبهه‌کار طولی استخراج می‌شد، استفاده کردند. یافته‌های آن‌ها نشان داد که با افزایش عرض پهنه و ضخامت لایه استخراجی، ارتفاع زون شکسته شده در سقف پهنه و مقدار نشست حاصل در سطح زمین افزایش می‌یابد.

ساختاری در معادن جبهه کار طویل، روابط تحلیلی موجود بسیار محدود بوده و روش‌های هوشمند نیز تاکنون به طور اختصاصی برای پیش‌بینی حداکثر نشست سطح زمین در این نوع معادن توسعه نیافته‌اند.

در همین راستا، هدف پژوهش حاضر، ارزیابی و اولویت‌بندی روابط تجربی موجود برای برآورد نشست حداکثری سطح زمین (S_{max}) بر پایه داده‌های واقعی از معادن مختلف است. به منظور تقویت رویکرد داده‌محور و بررسی پتانسیل روش‌های نوین پیش‌بینی، از الگوریتم جنگل تصادفی (*Random Forest*) نیز به‌عنوان یک مدل یادگیری ماشینی قدرتمند جهت مدل‌سازی غیرخطی حداکثر نشست سطح زمین در معادن جبهه کار طویل، بهره گرفته شده است. همچنین، از تحلیل رگرسیون خطی چندمتغیره (*Linear multivariate regression analyses*) نیز به منظور ارائه رابطه‌ای جدید استفاده شده است.

این ترکیب تحلیلی از مقایسه روابط کلاسیک و پیش‌بینی آماری و هوشمند، امکان سنجش دقت، پایداری و حساسیت هر مدل نسبت به پارامترهای ورودی را فراهم کرده و در نهایت، چارچوبی کاربردی برای انتخاب روش مناسب در شرایط مختلف مهندسی ارائه می‌دهد.

محدود به بررسی نقش شرایط اشباع سنگ‌های روباره بر میزان نشست حاصل از استخراج پهنه‌های جبهه کار طویل در سطح زمین پرداختند. یافته‌های آن‌ها نشان داد که نادیده‌گرفتن اثر تضعیف کننده آب بر خواص مکانیکی لایه‌های سنگی سقف پهنه، موجب تخمین پایین‌تر از مقدار واقعی نشست سطح زمین می‌شود. وو و همکاران [۲۴] با ترکیب داده‌های میدانی، شبیه‌سازی عددی و تحلیل‌های نظری، ویژگی‌های نشست سطحی در نواحی با پوشش آبرفتی ضخیم و سنگ‌سقف نازک را در معدن زغال سنگ *Zhaogu* چین بررسی کردند. نتایج تحقیقات آن‌ها نشان داد که ضخامت لایه آبرفتی تأثیر مستقیمی بر شدت و گستره نشست دارد و جابه‌جایی لایه‌های فوقانی پهنه استخراجی به صورت دو مرحله‌ای شامل مرحله کنترل سنگ‌سقف نازک و مرحله کنترل آبرفت توسعه می‌یابد، به گونه‌ای که این روند تدریجی منجر به شکل‌گیری فازهای متفاوت نشست سطحی می‌شود. مطالعات فوق، ضمن تقویت پایه‌های تئوریک، ضرورت استفاده از روش‌های مکمل عددی و داده‌محور را در کنار مدل‌های تجربی نشان داده‌اند. با این حال، با وجود دقت بالای روش‌های عددی، کاربرد عملی آن‌ها غالباً مستلزم تعریف و یا تخمین پارامترهای ورودی متعددی است که بعضاً تنها از طریق فرضیات یا داده‌های محدود موردی قابل دستیابی هستند؛ از این رو نتایج حاصل می‌توانند به شدت وابسته به شرایط خاص مطالعه موردی باشند. علاوه بر این، با توجه به پیچیدگی‌های

جدول ۱- روابط تجربی و تحلیلی موجود جهت پیش‌بینی حداکثر نشست سطح زمین ناشی از عملیات استخراج جبهه کار طویل.

منبع	نوع رابطه	توضیحات	رابطه
کارمیس و همکاران [۶]	تجربی	-	$S_{max} = h_s [0.61 - 0.05(L_w/H - 0.07)^{-1}]$
ون در مروه [۷]	تجربی	-	$S_{max} = 0.39h_s (L_w/H)^{0.32}$
پنگ و همکاران [۸]	تجربی	H بر حسب فوت	$S_{max} = 0.6815519h_s (0.9997398)^H$
لیوو و پنگ [۹]	تجربی	H بر حسب فوت	$S_{max} = 1.9381h_s (H + 23.4185)^{-0.1884}$
یاویز [۱۰]	تحلیلی	-	$S_{max} = \gamma H h_s b^{8.7} / [10.39\sigma_c^{1.042} (b-1) + \gamma H b^{8.7}]$
مجدی و همکاران [۱۱]	تحلیلی	β زاویه کشش است	$S_{max} = 1.875h_s L_w / (L + 2H \tan \beta)$
چنگ و همکاران [۱۲]	تجربی	-	$S_{max} = 163.156h_s (H + 561.680)^{-0.857}$
ین و همکاران [۱۳]	تجربی	-	$S_{max} = 0.78h_s [1 - (1 + e^{(L_w/H - 0.4)/0.18})^{-1}]$

توجه: H : عمق روباره، L_w : عرض پهنه، h_s : ضخامت لایه زغال سنگ، γ : وزن مخصوص مواد روباره، b : فاکتور انبساط حجم مواد روباره، σ_c : مقاومت فشاری تک‌محوره لایه سنگی سقف پهنه استخراجی و β زاویه کشش می‌باشد.

۲- روش تحقیق

به منظور انجام پژوهش حاضر، ابتدا پایگاه داده مناسبی شامل حداکثر نشست سطح زمین و پارامترهای تأثیرگذار بر آن از منابع معتبر [۲۵-۳۸] جمع‌آوری شد. در مرحله بعد، با استفاده از شاخص‌های آماری ارزیابی عملکرد، روابط تجربی موجود در جدول ۱ مورد بررسی قرار می‌گیرند (بخش ۳). در نهایت براساس مقادیر بدست آمده شاخص‌های ارزیابی عملکرد شامل ضریب تعیین (R^2)، شمول واریانس (VAF)، میانگین درصد خطای مطلق ($MAPE$) و جذر میانگین مربعات خطا ($RMSE$) به اعتبارسنجی و اولویت‌بندی روابط تجربی موجود در جدول ۱ پرداخته خواهد شد.

بعلاوه، به‌منظور گسترش رویکرد تحلیل مبتنی بر داده و ارزیابی توان مدل‌های آماری و یادگیری ماشین، دو روش شامل رگرسیون خطی چندمتغیره (LMR) به‌عنوان یک تکنیک آماری کلاسیک و الگوریتم جنگل تصادفی ($Random Forest$) به‌عنوان یک مدل یادگیری ماشین پیشرفته، برای پیش‌بینی حداکثر نشست سطح زمین توسعه داده شده‌اند (بخش ۴). سپس در بخش ۵ مقاله، عملکرد این دو مدل مورد اعتبارسنجی قرار گرفته و نتایج آن‌ها با نتایج حاصل از روابط تجربی مقایسه شده است.

۲-۱- روش‌های مورد ارزیابی

۸ رابطه مندرج در جدول ۱ که توسط محققین برای تعیین حداکثر نشست سطح زمین حاصل از عملیات استخراج در روش جبهه‌کار طولی ارائه شد، مشتمل بر ۶ رابطه تجربی و ۲ رابطه تحلیلی می‌باشند. هر یک از این روابط برای بکارگیری در عمل نیازمند اعتبارسنجی است. برای نیل به این هدف، باید تعداد مناسبی از دسته داده‌های اندازه‌گیری شده را فراهم نمود که این کار با مطالعه منابع معتبر منتشر شده در این زمینه انجام شد. در اکثر منابع مورد بررسی برای تهیه دسته داده‌های مناسب، فقط پارامترهای هندسی لایه زغال‌سنگ و پهنه استخراجی شامل ضخامت لایه زغال‌سنگ، عمق روباره و عرض پهنه موجود بوده و اطلاعات مربوط به خصوصیات ژئومکانیکی مواد روباره گزارش نشده است. لذا، در این پژوهش صرفاً به مقایسه و اعتبارسنجی ۶ رابطه تجربی که فقط وابسته به پارامترهای هندسی هستند پرداخته شده و از بررسی ۲ رابطه تحلیلی صرف‌نظر گردید. در ادامه، به‌منظور توسعه مدل‌های پیش‌بینی‌کننده داده‌محور، دو روش

$Random Forest$ و LMR نیز بر پایه همان پارامترهای هندسی و داده‌های واقعی، طراحی و مورد بررسی قرار گرفته‌اند.

۲-۲- داده‌های مورد استفاده

در این پژوهش تعداد ۸۵ دسته داده از منابع معتبر [۲۵-۳۸] مربوط به معادن جبهه‌کار طولی از کشورهای آمریکا، چین، استرالیا و هند جمع‌آوری گردید. با توجه به فرم کلی روابط تجربی، پارامترهای موجود در پایگاه داده شامل ضخامت لایه زغال‌سنگ (h_s)، عمق روباره (H) و عرض پهنه (L_w) به‌عنوان پارامترهای ورودی و نیز حداکثر نشست اندازه‌گیری شده در سطح زمین (S_{max}) به‌عنوان پارامتر خروجی در نظر گرفته شدند. در جدول ۲ اطلاعات آماری پایگاه داده جمع‌آوری شده نشان داده شده است. بعلاوه، جدول ۳ نیز تعداد ۱۰ نمونه از داده‌های مورد استفاده برای انجام پژوهش حاضر را نشان می‌دهد. لازم به ذکر است که داده‌ها از ۱۴ منبع علمی معتبر و مطالعات موردی مستقل استخراج شده‌اند که عمدتاً از روش‌های استاندارد ژئودتیکی یا ابزارهای مورد تأیید علمی برای پایش نشست بهره برده‌اند. با توجه به تنوع زمینه‌های مطالعاتی و ساختار متفاوت این منابع، ارائه جزئیات مربوط به نحوه اندازه‌گیری نشست، موقعیت گمانه‌ها یا ایستگاه‌های ژئودتیک برای هر مطالعه، ضمن افزایش چشمگیر حجم مقاله، با هدف اصلی پژوهش که تمرکز بر تحلیل و مقایسه مدل‌های پیش‌بینی‌کننده است، هم‌راستا نمی‌باشد. بدیهی است خوانندگان علاقه‌مند می‌توانند برای بررسی دقیق‌تر مشخصات هر مطالعه موردی به منابع مربوطه مراجعه نمایند.

برای بررسی ارتباط میان متغیرها، ماتریس همبستگی میان پارامترهای ورودی و خروجی پایگاه داده در شکل ۱ ارائه شده است. نتایج این تحلیل نشان می‌دهد که بین پارامتر ورودی h_s و خروجی S_{max} همبستگی مثبت و بسیار قوی (۰/۸۵) وجود دارد. در حالی که سایر پارامترها مانند H و L_w ارتباط ضعیف‌تری با خروجی دارند. همچنین، کم بودن ضرایب همبستگی بین متغیرهای ورودی (با بیشترین مقدار ۰/۲۳ میان L_w و H) نشان می‌دهد که هم‌خطی قابل توجهی بین آن‌ها وجود ندارد و متغیرهای ورودی از نظر آماری مستقل هستند.

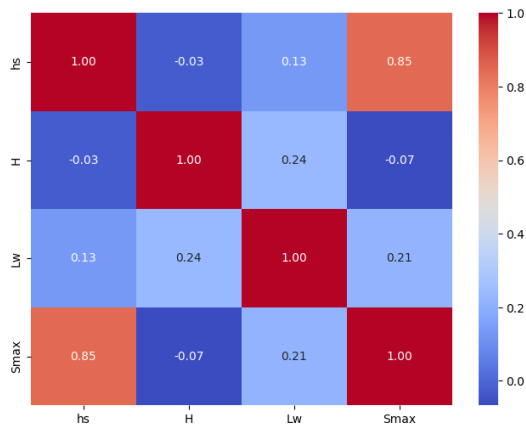
در ادامه، به‌منظور ارزیابی توزیع داده‌ها و شناسایی داده‌های

داده‌های واقعی و شرایط متنوع پهنه‌های استخراجی بوده است. از آنجا که داده‌ها از منابع معتبر و منتشر شده استخراج شده‌اند و شرایط میدانی متنوعی را در بر می‌گیرند، حفظ تمامی آن‌ها برای انعکاس واقعیت‌های موجود ضروری در نظر گرفته شد. علاوه بر این، حذف داده‌های پرت می‌توانست دقت مدل‌های تجربی موجود را به شکل مصنوعی افزایش دهد، که با هدف پژوهش مبنی بر سنجش عملکرد روابط در شرایط واقعی و ناهمگن، مغایرت دارد.

احتمالی خارج از محدوده (*outliers*)، از نمودارهای جعبه‌ای استفاده شد که در شکل ۲ قابل مشاهده است. نتایج نشان می‌دهد که برای پارامتر S_{max} پنج داده، برای h_s دو داده و برای H ده داده به‌عنوان داده‌های پرت ظاهر شده‌اند، در حالی که برای L_w هیچ داده‌ای خارج از محدوده نرمال دیده نمی‌شود. با این وجود، در این مطالعه هیچ‌یک از داده‌ها حذف نگردیده‌اند. دلیل این تصمیم آن است که یکی از اهداف اصلی تحقیق حاضر، بررسی عملکرد روابط تجربی در مواجهه با

جدول ۲- اطلاعات آماری داده‌های جمع‌آوری شده برای مقایسه و اعتبارسنجی روابط تجربی.

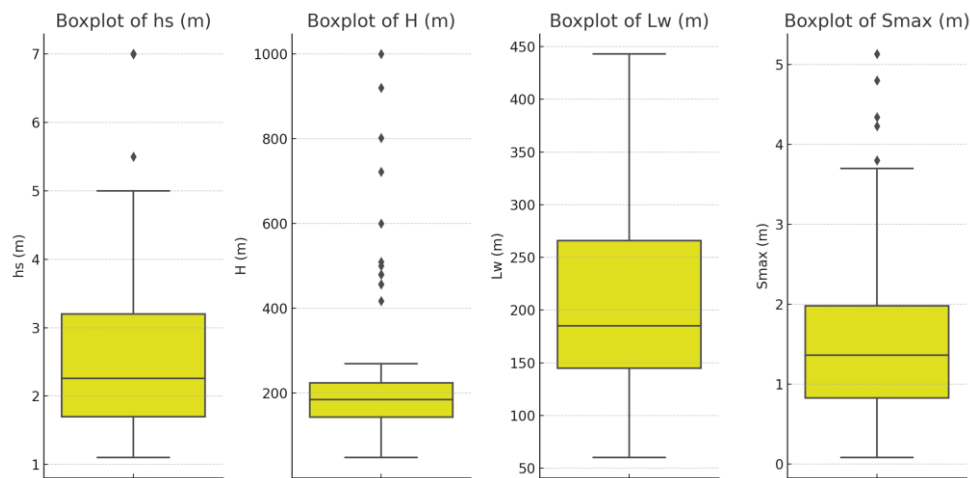
نوع داده	پارامتر	واحد	نماد	حداقل	میانگین	حداکثر	انحراف معیار	واریانس
ورودی	ضخامت لایه زغال سنگ	M	h_s	۱٫۱	۲٫۸۷	۷	۱٫۷۲	۲٫۹۷
	عمق روباره	M	H	۴۸	۲۳۰٫۹۱	۱۰۰۰	۱۸۰٫۳۹	۳۲۵۳۸٫۸۸
	عرض پهنه	M	L_w	۶۰	۲۱۳٫۸۷	۴۴۳	۹۳٫۲۹	۸۷۰۳٫۱۵
خروجی	حداکثر نشست سطح زمین	M	S_{max}	۰٫۰۸	۱٫۵۶	۵٫۱۳	۱٫۰۵	۱٫۱۱



شکل ۱- ماتریس همبستگی بین پارامترهای ورودی و خروجی پایگاه داده.

جدول ۳- تعداد ۱۰ دسته از داده‌های مورد استفاده

شماره	h_s (m)	H (m)	L_w (m)	S_{max} (m)
۱	۲٫۱۳	۱۸۹	۱۴۸	۱٫۲۷
۲	۳٫۱	۱۷۶	۲۸۱	۲٫۶۶
۳	۱٫۸	۱۲۳	۹۱	۱٫۱۹
۴	۵٫۵	۲۱۰	۳۰۱	۴٫۸
۵	۴٫۶	۴۱۸	۳۰۱	۳٫۶۸
۶	۷	۱۵۴	۲۴۰	۴٫۳۴
۷	۷	۱۸۹	۱۷۰	۲٫۰۲
۸	۴٫۹	۱۴۵	۳۰۰	۳٫۶۲
۹	۲٫۷	۶۰۰	۱۸۵	۰٫۵۲۶
۱۰	۱٫۷	۲۰۱	۱۸۵	۱٫۰۰۳



شکل ۲- نمودارهای جعبه‌ای (*Box Plot*) برای بررسی توزیع آماری پارامترها و شناسایی داده‌های پرت (*Outliers*).

با استفاده از روابط زیر محاسبه نمود [۳۹، ۴۰]:

۲-۳- شاخص‌های آماری ارزیابی عملکرد

در این مقاله از ۴ شاخص آماری مهم شامل ضریب تعیین (R^2)، شمول واریانس (VAF)، میانگین درصد خطای مطلق ($MAPE$) و جذر میانگین مربعات خطا ($RMSE$) به منظور اعتبارسنجی و ارزیابی عملکرد مدل‌های مختلف پیش‌بینی‌کننده حداکثر نشست سطح زمین، استفاده شده است. این شاخص‌ها به‌طور مشترک برای تحلیل دقت شش رابطه تجربی مندرج در جدول ۱، مدل رگرسیون خطی چندمتغیره (LMR) و مدل مبتنی بر الگوریتم جنگل تصادفی (RF) به‌کار گرفته می‌شوند تا امکان مقایسه‌پذیری و ارزیابی جامع میان رویکردهای سنتی و داده‌محور فراهم شود. شاخص‌های R^2 و VAF برای محاسبه همبستگی بین خروجی مدل و مقادیر واقعی استفاده می‌شوند. هر اندازه مقدار این شاخص‌ها به ۱۰۰٪ نزدیک‌تر باشند دقت مدل بالاتر و انطباق بیشتری بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده وجود دارد. همچنین شاخص $MAPE$ به‌عنوان معیاری برای بررسی دقت پیش‌بینی یک مدل در آمار استفاده می‌شود و هر اندازه مقدار آن به صفر نزدیک‌تر باشد، دقت مدل بالاتر است. از دیگر شاخص‌های آماری می‌توان به $RMSE$ اشاره نمود که با محاسبه اختلاف مقادیر برآورد شده توسط یک مدل و مقادیر واقعی اندازه‌گیری شده، به بررسی دقت و اعتبار یک مدل پیش‌بینی کننده می‌پردازند. مقادیر این شاخص همواره بزرگتر یا مساوی صفر است و هر اندازه مقادیر آن برای یک مدل به صفر نزدیک‌تر باشد، دقت آن مدل بیشتر و اعتبار آن بالاتر است. مقادیر شاخص‌های بالا برای یک مدل را می‌توان

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (M_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^N (M_i - M_{mean})^2} \quad (1)$$

$$VAF = \left[1 - \frac{\text{var}(M_i - P_i)}{\text{var}(M_i)} \right] \times 100 \quad (2)$$

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{M_i - P_i}{P_i} \right| \times 100 \quad (3)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (M_i - P_i)^2} \quad (4)$$

در روابط ۱ تا ۴ M_i و P_i به ترتیب مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده حداکثر نشست در سطح زمین و M_{mean} میانگین مقادیر M_i است. همچنین N تعداد دسته داده‌ها می‌باشد.

۲-۴- رگرسیون خطی چند متغیره (MLR)

رگرسیون خطی چندمتغیره یکی از قدیمی‌ترین روش‌های آماری برای مدل‌سازی روابط میان متغیرهاست که ریشه آن به کاربردهای اولیه پیرسون در سال ۱۹۰۸ بازمی‌گردد. این روش برای برآورد مقدار یک متغیر وابسته پیوسته بر اساس ترکیب خطی مجموعه‌ای از متغیرهای مستقل پیوسته، دودویی یا ساختگی به‌کار می‌رود. هدف اصلی در این مدل، بررسی و پیش‌بینی تأثیر هم‌زمان چندین متغیر مستقل بر یک متغیر وابسته است. معادله کلی رگرسیون خطی چندمتغیره در قالب رابطه (۵) ارائه می‌شود [۴۵]:

$$y = b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n + c \quad (5)$$

در این معادله، ضرایب b_1, b_2, \dots, b_n بیانگر میزان تأثیر هر متغیر مستقل بر متغیر وابسته y هستند، به طوری که نشان می‌دهند با افزایش یک واحدی در مقدار هر متغیر مستقل، انتظار می‌رود مقدار y به اندازه ضریب مربوطه تغییر کند. مقدار c نیز به عنوان عرض از مبدأ، نشان‌دهنده مقدار پیش‌بینی شده y در شرایطی است که تمامی متغیرهای مستقل برابر صفر باشند [۴۱].

۲-۵- الگوریتم جنگل تصادفی (RF)

الگوریتم جنگل تصادفی یکی از روش‌های قدرتمند یادگیری ماشین از نوع یادگیری گروهی (*ensemble learning*) است که نخستین بار توسط بریمن با هدف بهبود دقت در مسائل طبقه‌بندی و رگرسیون ارائه شد [۴۲]. این الگوریتم با ترکیب مجموعه‌ای از درخت‌های تصمیم (*Decision Trees*) به صورت تصادفی، مدلی پایدار و با دقت بالا تولید می‌کند. درخت‌های تصمیم در حالت کلی به دو دسته طبقه‌بندی (*Classification Trees*) و رگرسیون (*Regression Trees*) تقسیم می‌شوند. با توجه به ماهیت کمی متغیر هدف در این پژوهش، یعنی حداکثر نشست سطح زمین (S_{max})، از حالت رگرسیونی جنگل تصادفی استفاده شده است.

مدل جنگل تصادفی از ترکیب تعدادی درخت مستقل که هر یک بر اساس نمونه‌گیری تصادفی با جایگذاری (*Bootstrap Sampling*) از داده‌های آموزشی ساخته می‌شوند، تشکیل شده است. پیش‌بینی خروجی برای داده‌های جدید بر اساس میانگین پیش‌بینی‌های تمام درخت‌ها صورت می‌گیرد (شکل ۳). این رویکرد موجب کاهش واریانس و افزایش پایداری مدل نسبت به درخت‌های منفرد می‌شود [۴۳]. عملکرد الگوریتم تحت تأثیر دو عامل کلیدی است: میزان همبستگی بین درخت‌ها و دقت پیش‌بینی هر درخت. کاهش همبستگی و

افزایش دقت فردی درخت‌ها، بهبود عملکرد کلی مدل را در پی خواهد داشت [۴۴]. همانند سایر الگوریتم‌های یادگیری ماشین، در این الگوریتم نیز تنظیم مناسب آبرپارامترها نقش تعیین‌کننده‌ای در کارایی مدل نهایی دارد. در این پژوهش، سه آبرپارامتر اصلی مدل مورد بررسی و تنظیم قرار گرفته‌اند [۴۳، ۴۴]:

۱- تعداد درخت‌ها (*n_estimators*): این پارامتر

نشان‌دهنده تعداد درخت‌های تشکیل‌دهنده جنگل است. افزایش مقدار آن در اغلب موارد موجب افزایش دقت مدل و کاهش نوسان نتایج می‌شود.

۲- عمق بیشینه هر درخت (*max_depth*): این

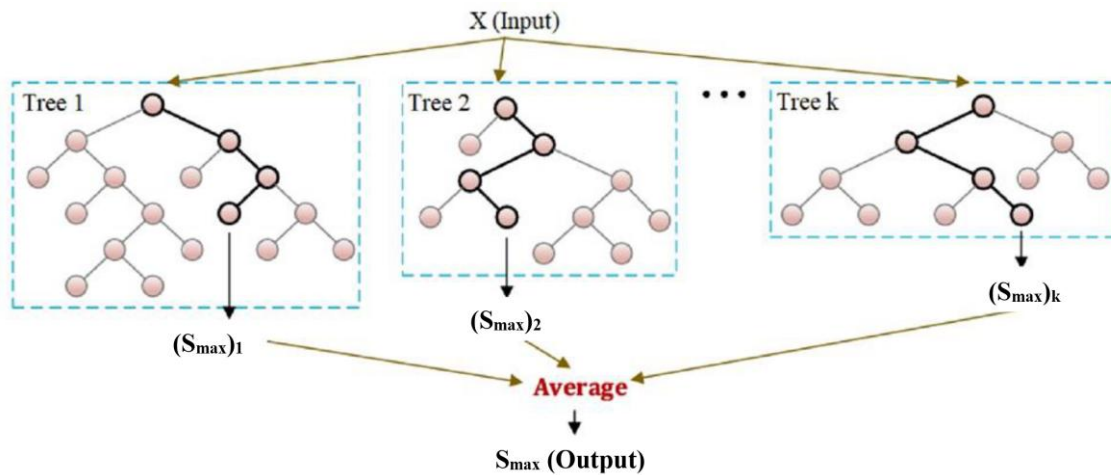
پارامتر حداکثر عمق مجاز برای رشد درخت‌ها را تعیین می‌کند. محدود کردن عمق درخت‌ها می‌تواند از بیش‌برازش مدل جلوگیری کرده و توان تعمیم آن را در مواجهه با داده‌های جدید افزایش دهد.

۳- تعداد ویژگی‌های انتخابی در هر تقسیم‌گر

(*max_features*): تعیین می‌کند در هر گره از

درخت، چه تعداد ویژگی به صورت تصادفی برای ایجاد تقسیم‌گر مورد بررسی قرار گیرند. مقدار معمول برای این پارامتر در مسائل رگرسیونی برابر با جذر تعداد ویژگی‌های ورودی در نظر گرفته می‌شود.

به منظور دستیابی به مقادیر بهینه آبرپارامترها، در این پژوهش از روش جستجوی شبکه‌ای (*Grid Search, GS*) همراه با اعتبارسنجی متقاطع *k-fold* استفاده شده است. در روش *GS*، ترکیب‌های مختلفی از مقادیر اولیه برای هر آبرپارامتر به مدل داده شده و عملکرد هر ترکیب ارزیابی می‌شود. در نهایت، مجموعه‌ای از مقادیر آبرپارامترها که بهترین عملکرد را ارائه دهد، به عنوان مقادیر بهینه و تنظیم نهایی مدل انتخاب می‌گردد [۴۵].

شکل ۳- ساختار کلی الگوریتم RF در پیش‌بینی S_{max} .

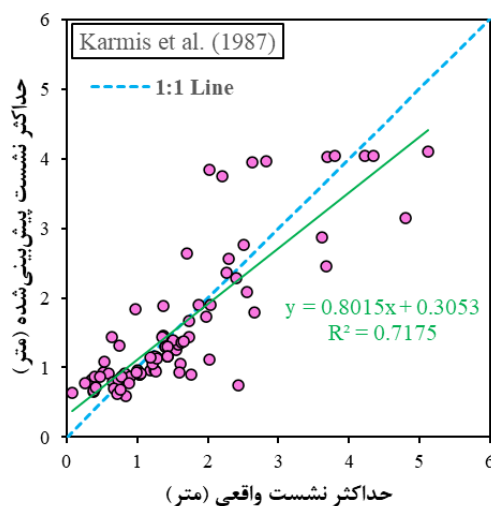
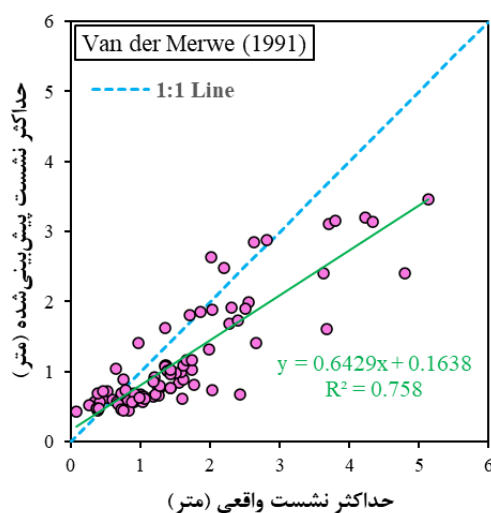
رابطه تجربی ارائه شده در جدول ۱ محاسبه گردید. میزان ارتباط و همبستگی بین مقادیر حداکثر نشست واقعی و مقادیر حاصل از روش‌های تجربی مذکور در شکل‌های ۴ تا ۹ نشان داده شده است. همچنین شکل‌های ۱۰ تا ۱۵ مقایسه و انطباق بین خروجی حاصل از روش‌های تجربی مورد استفاده با مقادیر حداکثر نشست واقعی را نشان می‌دهند. بطور کلی شکل‌های ۴ تا ۱۵ به عنوان مبنایی برای اعتبارسنجی و اولویت‌بندی نهایی روش‌های تجربی برای تعیین حداکثر نشست سطح زمین مورد استفاده قرار می‌گیرند که در زیربخش بعدی به آن پرداخته می‌شود.

۳- اعتبارسنجی روش‌های تجربی موجود برای تعیین حداکثر نشست سطح زمین

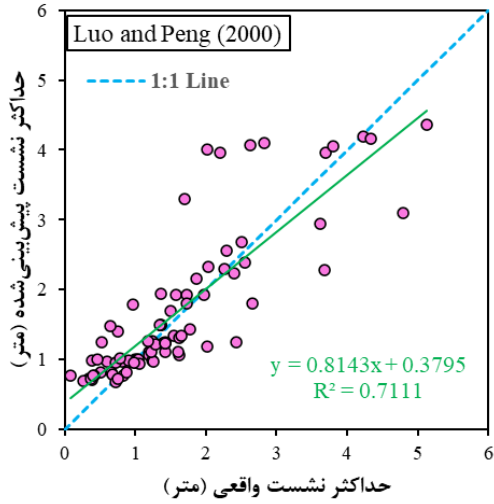
با توجه به ۸۵ دسته داده جمع‌آوری شده، حداکثر نشست سطح زمین با استفاده از روش‌های تجربی موجود، محاسبه می‌شوند و در ادامه عملکرد این روش‌ها با استفاده از شاخص‌های آماری مورد بررسی قرار گرفته و اعتبارسنجی می‌گردند.

۳-۱- تعیین حداکثر نشست سطح زمین

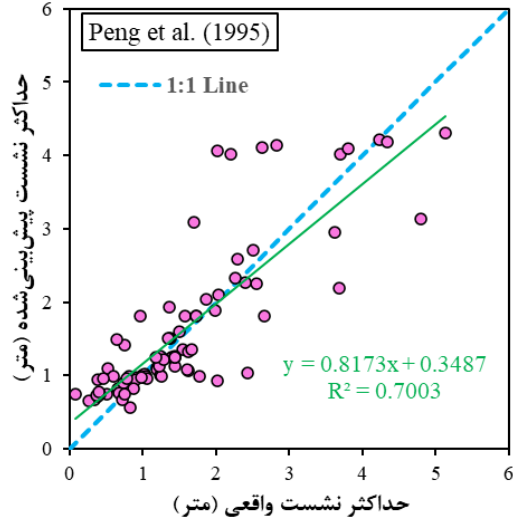
در این مرحله حداکثر نشست سطح زمین با استفاده از ۶



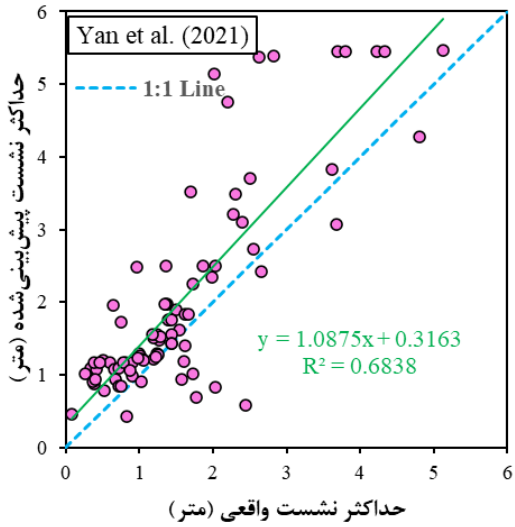
شکل ۵- رابطه بین مقادیر حاصل از روش ون در مروه و مقادیر واقعی.



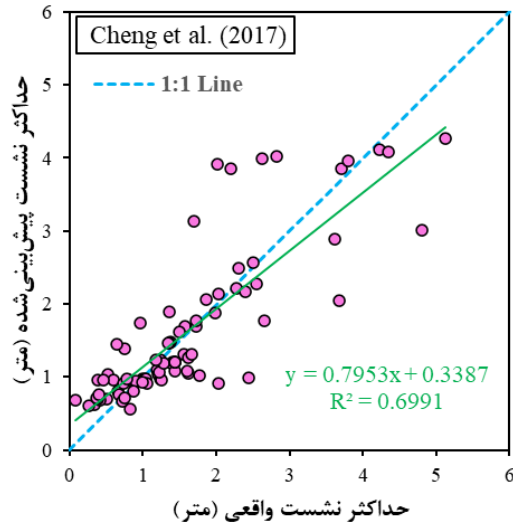
شکل ۴- رابطه بین مقادیر حاصل از روش کارمیس و همکاران و مقادیر واقعی.



شکل ۷- رابطه بین مقادیر حاصل از روش لیوو و پنگ و مقادیر واقعی.

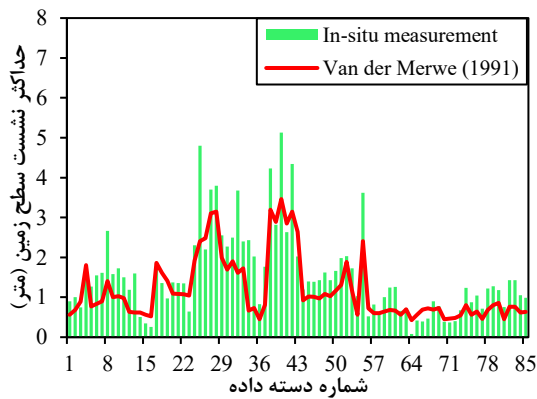


شکل ۶- رابطه بین مقادیر حاصل از روش پنگ و همکاران و مقادیر واقعی.

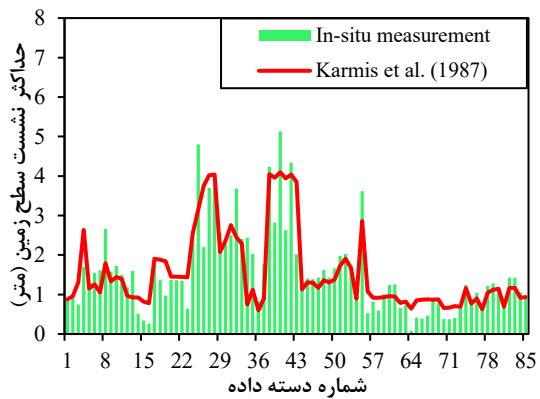


شکل ۹- رابطه بین مقادیر حاصل از روش ین و همکاران و مقادیر واقعی.

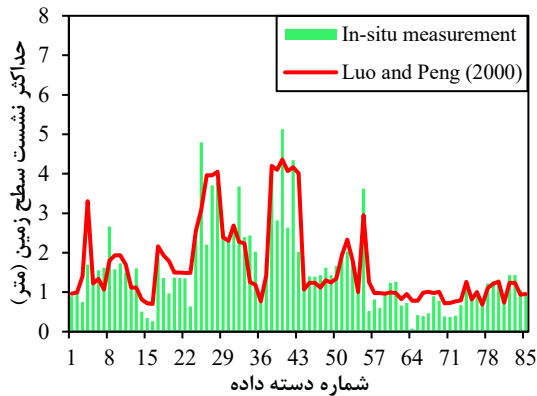
شکل ۸- رابطه بین مقادیر حاصل از روش چنگ و همکاران و مقادیر واقعی.



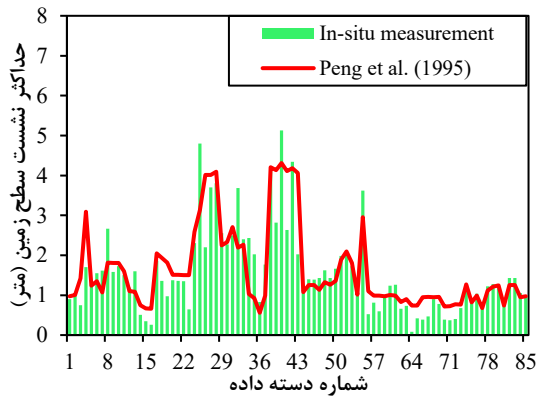
شکل ۱۱- مقایسه حداکثر نشست حاصل از روش ون در مروه با مقادیر واقعی.



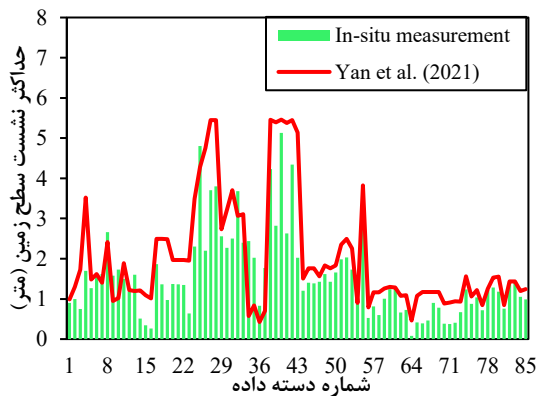
شکل ۱۰- مقایسه حداکثر نشست حاصل از روش کارمیس و همکاران با مقادیر واقعی.



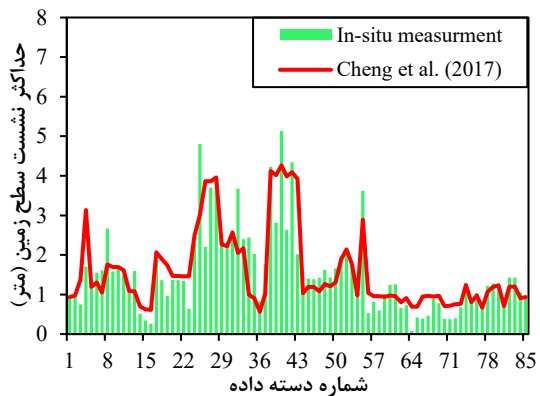
شکل ۱۳- مقایسه حداکثر نشست حاصل از روش لیوو و پنگ با مقادیر واقعی.



شکل ۱۲- مقایسه حداکثر نشست حاصل از روش پنگ و همکاران با مقادیر واقعی.



شکل ۱۵- مقایسه حداکثر نشست حاصل از روش یان و همکاران با مقادیر واقعی.



شکل ۱۴- مقایسه حداکثر نشست حاصل از روش چنگ و همکاران با مقادیر واقعی.

به منظور اعتبارسنجی روش‌های تجربی موجود برای برآورد حداکثر نشست سطح زمین، مقادیر شاخص‌های آماری ارزیابی

۲-۳- اعتبارسنجی و اولویت‌بندی انتخاب روش‌های تجربی

نسبت به ۳ رابطه دیگر جذر میانگین مربعات خطای کمتری در برآورد حداکثر نشست سطح زمین، دارند. به‌منظور نمایش بصری و مقایسه‌ی ساده‌تر عملکرد روش‌های مختلف، از نمودار گل‌بادی (*Wind Rose*) استفاده شد که در شکل ۱۶ ارائه شده است. این نمودار به وضوح نشان می‌دهد که روش‌های وَن در مروه [۷] و کارمیس و همکاران [۶] بالاترین امتیازات کلی را کسب کرده‌اند.

به طور کلی براساس نتایج بدست آمده از شاخص‌های ارزیابی عملکرد می‌توان گفت روش‌های وَن در مروه [۷] و کارمیس و همکاران [۶] از دقت بالاتر و عملکرد نسبتاً بهتری نسبت به سایر روش‌ها برخوردار هستند و در برآورد حداکثر نشست سطح زمین در کاربردهای عملی با قابلیت اطمینان بالاتر می‌توانند مورد استفاده قرار گیرند. در مقابل، روش‌های پنگ و همکاران [۸] و یِن و همکاران [۱۳] کمترین دقت را در برآورد حداکثر نشست سطح زمین داشته و از اعتبار کمتری برخوردارند، لذا استفاده از آن‌ها در پروژه‌های عملی مناسب به نظر نمی‌رسد.

عملکرد اشاره شده در بخش ۲-۳ برای هر یک از روش‌ها محاسبه و در جدول ۴ نشان داده شده است. برای مقایسه و اولویت‌بندی این روش‌ها، از سیستم امتیازدهی استفاده شده است؛ به‌طوری‌که در هر یک از شاخص‌های آماری (R^2 ، VAF ، $MAPE$ و $RMSE$)، بهترین روش امتیاز ۶ و ضعیف‌ترین روش امتیاز ۱ را دریافت کرده است. مجموع این امتیازات به‌عنوان معیار کلی عملکرد در نظر گرفته شده که نتایج آن در جدول ۵ آمده است. عدد بالاتر در هر شاخص نیز بیانگر عملکرد بهتر روش مربوطه است. نتایج حاصل از روابط وَن در مروه [۷]، کارمیس و همکاران [۶] و لیوو و پنگ [۹] براساس شاخص‌های VAF و R^2 در مقایسه با ۳ رابطه دیگر موجود در جدول ۴، به ترتیب از همبستگی بالاتر برخوردار بوده و با دقت بیشتری مقدار حداکثر نشست سطح زمین را تخمین می‌زنند. بعلاوه، براساس مقادیر و امتیاز مربوط به شاخص $MAPE$ ، مندرج در جداول ۴ و ۵ می‌توان نتیجه گرفت که روابط وَن در مروه [۷]، پنگ و همکاران [۱۲] و کارمیس و همکاران [۶] به ترتیب عملکرد بهتری نسبت به دیگر روابط نشان می‌دهند. درنهایت، براساس شاخص $RMSE$ روابط کارمیس و همکاران [۶]، لیوو و پنگ [۹] و چنگ و همکاران [۱۲]

جدول ۴- نتایج اعتبارسنجی آماری روش‌های تجربی تعیین حداکثر نشست سطح زمین.

روش شاخص	R^2	VAF	$MAPE$	$RMSE$
کارمیس و همکاران [۶]	۰٫۷۱۷۵	۷۰٫۷۷	۴۰٫۲۸	۰٫۵۶۹
وَن در مروه [۷]	۰٫۷۵۸۰	۷۴٫۰۵	۳۸٫۱۰	۰٫۶۶۶
پنگ و همکاران [۸]	۰٫۷۰۰۳	۶۸٫۰۸	۴۱٫۳۴	۰٫۵۹۸
لیوو و پنگ [۹]	۰٫۷۱۱۱	۶۹٫۶۲	۴۲٫۹۶	۰٫۵۸۷
چنگ و همکاران [۱۲]	۰٫۶۹۹۱	۶۸٫۵۹	۳۹٫۸۴	۰٫۵۹۱
یِن و همکاران [۱۳]	۰٫۶۸۳۸	۴۴٫۵۴	۵۹٫۲۹	۰٫۹۰۶

جدول ۵- امتیازدهی و اولویت‌بندی انتخاب روش‌های تجربی تعیین حداکثر نشست سطح زمین براساس مقادیر شاخص‌های آماری ارزیابی عملکرد.

روش	امتیاز بر اساس شاخص				امتیاز کلی
	R^2	VAF	$MAPE$	$RMSE$	
کارمیس و همکاران [۶]	۵	۵	۴	۶	۲۰

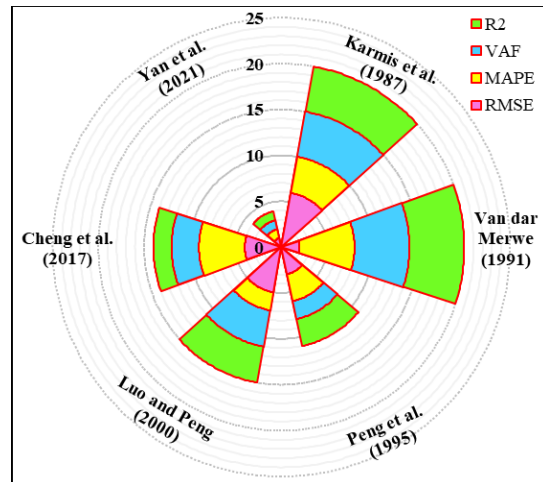
۶	۶	۶	۲	۲۰	وَن در مرهه [۷]
۳	۲	۳	۳	۱۱	پنگ و همکاران [۸]
۴	۴	۲	۵	۱۵	لیوو و پنگ [۹]
۲	۳	۵	۴	۱۴	چنگ و همکاران [۱۲]
۱	۱	۱	۱	۴	یَن و همکاران [۱۳]

چرا که این مقادیر نقش تعیین‌کننده‌ای در دقت پیش‌بینی و توان تعمیم مدل ایفا می‌کنند. در این پژوهش، برای دستیابی به بهترین ترکیب آبرپارامترها، از روش جستجوی شبکه‌ای (*Grid Search*) استفاده شد. این روش با بررسی سیستماتیک تمامی ترکیب‌های ممکن در فضای تعریف‌شده‌ی آبرپارامترها، امکان شناسایی مقادیری را فراهم می‌کند که موجب بهبود عملکرد مدل و افزایش پایداری آن در مواجهه با داده‌های ندیده می‌شوند. همچنین، به منظور افزایش قابلیت تعمیم و استحکام مدل *RF*، از تکنیک اعتبارسنجی متقاطع ۵-بخشی استفاده گردید. در این روش، مجموعه‌ی داده‌های آموزشی به پنج زیرمجموعه تقسیم شده و مدل هر بار بر روی چهار زیرمجموعه آموزش می‌بیند و روی زیرمجموعه‌ی باقی‌مانده تست می‌شود. سپس مقادیر میانگین شاخص‌های آماری حاصل از پنج بار تکرار به‌عنوان معیار نهایی ارزیابی عملکرد مدل در نظر گرفته می‌شود. این فرآیند باعث کاهش واریانس ناشی از تقسیم‌بندی تصادفی داده‌ها شده و به ارتقاء پایداری نتایج کمک می‌نماید.

در فرآیند آموزش، مجموعه‌ی آموزشی شامل ۶۸ دسته داده برای یادگیری مدل و مجموعه‌ی تست شامل ۱۷ دسته داده برای ارزیابی عملکرد و تعیین مقادیر بهینه‌ی آبرپارامترها مورد استفاده قرار گرفت. مقادیر بهینه‌ی آبرپارامترها بر اساس بیشترین مقدار ضریب تعیین (R^2) در مجموعه‌ی تست انتخاب شدند تا قابلیت تعمیم و پایداری مدل نسبت به داده‌های جدید تضمین شود. دامنه‌ی جستجو برای سه آبرپارامتر کلیدی مدل *RF* به شرح زیر تعریف شد [۴۶]:

تعداد درخت‌ها ($n_estimators$) از ۲۵ تا ۲۰۰ با گام‌های ۲۵ تایی؛ عمق بیشینه‌ی درخت‌ها (max_depth) از ۴ تا ۱۰ با گام یک‌تایی؛ و تعداد ویژگی‌های انتخاب‌شده در هر تقسیم ($max_features$) از ۱ تا ۳ با گام یک‌تایی.

نتایج حاصل از فرآیند جستجوی شبکه‌ای در قالب نقشه‌ی حرارتی (*Heatmap*) از مقادیر R^2 برای مراحل آموزش و



شکل ۱۶- نمودار گل‌بادی (*wind rose*) مقایسه امتیاز روش‌های تجربی تعیین حداکثر نشست سطح زمین براساس مقادیر شاخص‌های آماری جدول ۴.

۴- مدل‌سازی حداکثر نشست سطح زمین با

استفاده از روش‌های *RF* و *MLR*

در این بخش، هدف مدل‌سازی حداکثر نشست سطح زمین با استفاده از دو الگوریتم جنگل تصادفی (*RF*) و رگرسیون خطی چندمتغیره (*MLR*) است. به‌منظور دستیابی به این هدف، ۸۵ دسته داده‌ی موجود به‌صورت تصادفی به دو بخش تقسیم شدند: بخش آموزش شامل ۸۰٪ داده‌ها (۶۸ دسته داده) و بخش تست شامل ۲۰٪ داده‌ها (۱۷ دسته داده). داده‌های بخش آموزش برای یادگیری مدل‌های *RF* و *MLR* و داده‌های بخش تست برای اعتبارسنجی و ارزیابی عملکرد مدل‌های پیشنهادی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. در زیربخش‌های ۴-۱ و ۴-۲، به نحوه‌ی مدل‌سازی با استفاده از این دو روش به تفصیل پرداخته شده است.

۴-۱- مدل‌سازی با استفاده از الگوریتم *RF*

برای طراحی بهینه‌ی مدل جنگل تصادفی (*RF*)، تعیین مقادیر بهینه‌ی آبرپارامترها از اهمیت بالایی برخوردار است،

۴-۲- مدلسازی با استفاده از روش *LMR*

در این مرحله براساس ۶۸ دسته داده مرحله آموزش، که در بخش ۴-۱ برای آموزش مدل *RF* مورد استفاده قرار گرفت، یک مدل رگرسیون خطی چندمتغیره (*LMR*) برای پیش‌بینی حداکثر نشست سطح زمین به صورت زیر توسعه داده شد:

$$S_{\max} = \begin{pmatrix} -0.152 + 0.53295h_s \\ -0.00031H + 0.00127L_w \end{pmatrix} \quad (6)$$

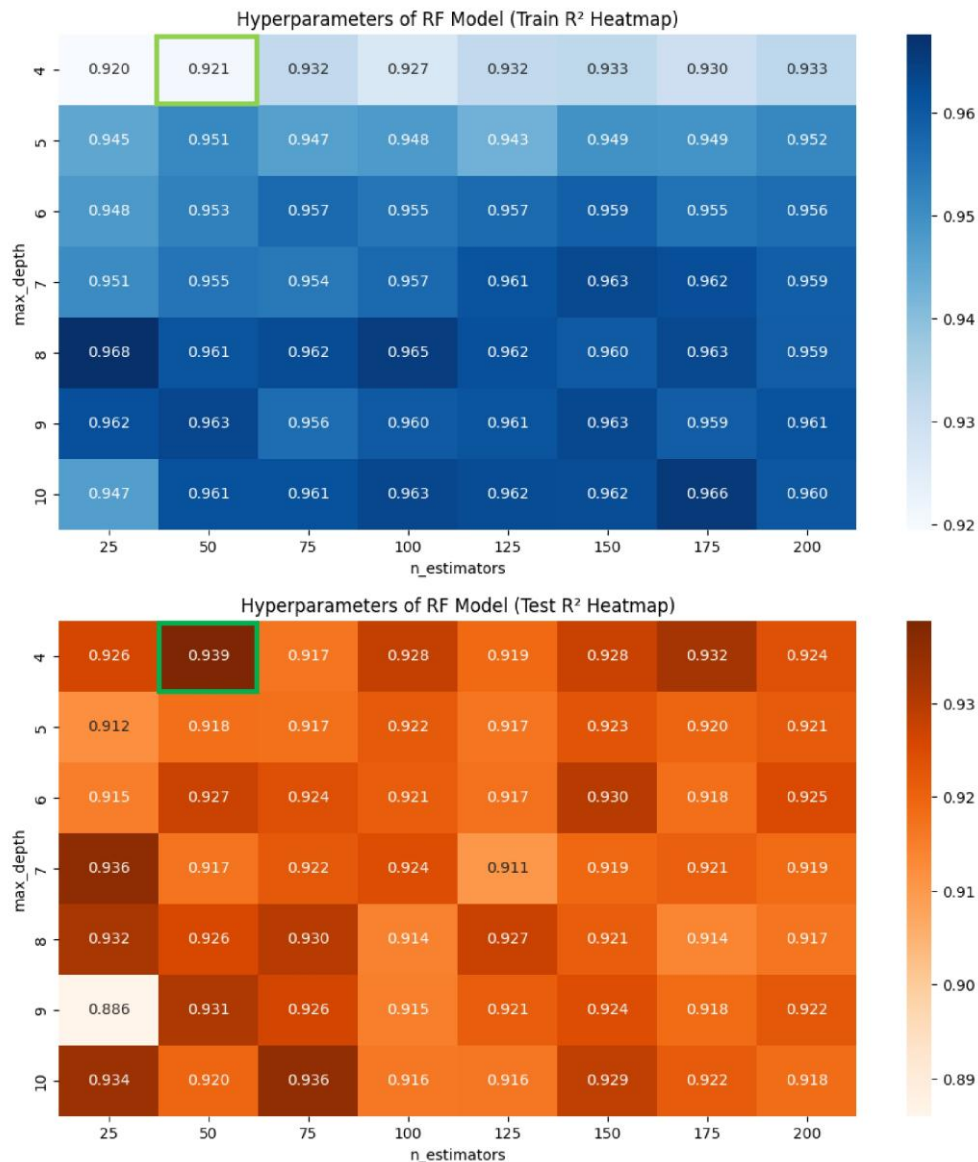
پارامترهای رابطه (۶) قبلاً معرفی شده‌اند. در جدول ۶ نتایج آنالیز واریانس مدل *LMR* نشان داده شده است. مطابق با این نتایج، مقدار بسیار پایین *P-value* (حدود $10^{-17} \times 2/56$) بیانگر آن است که مدل از نظر آماری در سطح اطمینان بسیار بالا معنادار بوده و متغیرهای مستقل وارد شده به مدل نقش مؤثری در تبیین تغییرات متغیر وابسته دارند. همچنین مقدار آماره *F* معادل ۵۲٫۹۱ نیز نشان‌دهنده قدرت بالای مدل در تبیین واریانس موجود در داده‌ها است.

تست در شکل ۱۷ نشان داده شده است. در این شکل، مقادیر R^2 برای ترکیبات مختلف از تعداد درختان و عمق بیشینه، در حالتی که تعداد ویژگی‌های انتخاب‌شده در هر تقسیم برابر با ۲ در نظر گرفته شده، ارائه شده است. همچنین، لازم به ذکر است که در حالتی که $max_features$ برابر با ۱ یا ۳ در نظر گرفته شد، دقت مدل در مقایسه با حالت $max_features$ برابر با ۲، کمتر بود. به دلیل پایین‌تر بودن عملکرد مدل در دو حالت مذکور، از آوردن نقشه‌ی حرارتی آن‌ها در این زیربخش صرف‌نظر شده است.

با توجه به شکل ۱۷ می‌توان دریافت زمانی که تعداد درخت‌ها برابر با ۵۰ و عمق بیشینه برابر با ۴ در نظر گرفته شود، مدل *RF* بالاترین مقدار R^2 را در مرحله‌ی تست کسب می‌نماید. از آنجایی که عملکرد مدل بر داده‌های تست به‌عنوان معیار اصلی در ارزیابی قابلیت تعمیم مدل در نظر گرفته شده، این ترکیب از آبرپارامترها به‌عنوان پیکربندی نهایی مدل *RF* در این مطالعه انتخاب شد.

جدول ۶- نتایج تحلیل واریانس (*ANOVA*) برای مدل رگرسیون خطی چندمتغیره (*LMR*).

مدل	منبع تغییرات	درجه آزادی	مجموع مربعات	میانگین مربعات	آماره <i>F</i>	<i>P-value</i>
<i>LMR</i>	رگرسیون	۳	۵۴٫۸۸	۱۸٫۲۹	۵۲٫۹۱	$2/56 \times 10^{-17}$
	باقیمانده	۶۴	۲۲٫۱۳	۰٫۳۴۶		
	کل	۶۷	۷۷٫۰۱			



شکل ۱۷- تعیین آبرپارامترهای بهینه مدل RF با توجه به مقادیر R^2 تست.

در هر شاخص، یک سیستم امتیازدهی جهت اولویت‌بندی نهایی مدل‌ها تدوین شد (جدول ۷). همچنین، برای نمایش بصری مقایسه عملکرد مدل‌ها، نمودار گُل‌بادی بر اساس امتیاز کلی هر مدل در هر دو مرحله آموزش و تست ترسیم گردید (شکل ۱۸a و ۱۸b).

در مرحله آموزش، مدل RF با کسب بیشترین امتیاز در هر چهار شاخص آماری (امتیاز ۸ در R^2 ، $RMSE$ ، $MAPE$ و VAF) بالاترین عملکرد را از خود نشان داد و امتیاز نهایی ۳۲ را به‌دست آورد که بیشترین مقدار ممکن در این مقایسه بود.

۵- اعتبارسنجی و تحلیل مقایسه‌ای عملکرد مدل‌های پیشنهادی با روابط تجربی

در این بخش، به‌منظور ارزیابی دقت مدل‌های پیشنهادی (RF و LMR) و مقایسه آن‌ها با شش رابطه تجربی موجود در منابع، از چهار شاخص آماری R^2 ، VAF ، $RMSE$ و $MAPE$ که در زیر بخش ۲-۳ به معرفی آن‌ها پرداخته شد، استفاده گردید. عملکرد هر مدل در دو مرحله آموزش و تست با محاسبه شاخص‌های آماری مورد سنجش قرار گرفت و بر اساس دقت

با وجود امتیاز نسبتاً خوب در $RMSE$ ، به دلیل ضعف در VAF و $MAPE$ امتیاز کلی پایینی (امتیاز ۷) به دست آورد. به منظور ارائه درک روشن تری از تفاوت عملکرد دو مدل پیشنهادی RF و LMR ، یک مقایسه گرافیکی بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده حداکثر نشست سطح زمین (S_{max}) توسط مدل‌های RF و MLR در دو مرحله آموزش و تست انجام شد که در شکل ۱۹ نشان داده شده است. این شکل به وضوح برتری مدل RF نسبت به مدل LMR را در پیش‌بینی دقیق‌تر S_{max} نمایان می‌سازد.

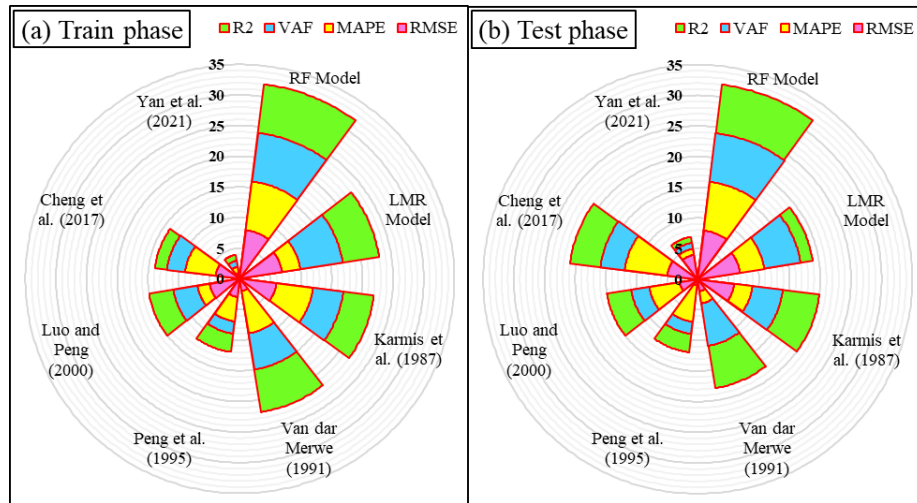
در مجموع، نتایج حاصل از ارزیابی و مقایسه این بخش نشان می‌دهد که مدل RF نه تنها در مرحله آموزش بلکه در مرحله تست نیز عملکرد به مراتب بهتری نسبت به سایر مدل‌ها داشته است و می‌تواند به عنوان یک ابزار قوی در پیش‌بینی حداکثر نشست سطح زمین (S_{max}) معرفی گردد. همچنین مدل MLR نیز با وجود سادگی ساختار خود، توانسته است عملکردی رقابتی نسبت به مدل‌های تجربی مرسوم از خود نشان دهد.

مدل LMR نیز با مجموع امتیاز ۲۳ عملکرد قابل قبولی از خود نشان داد و امتیازی نزدیک به روابط تجربی کارمیس و همکاران [۶] و ون در مروه [۷] کسب کرد. در مقابل، مدل ین و همکاران [۱۳] با امتیاز کل ۴ پایین‌ترین عملکرد را در این مرحله داشت، که ناشی از مقادیر نسبتاً پایین VAF و R^2 و همچنین بالاترین $MAPE$ بین تمامی مدل‌ها بود.

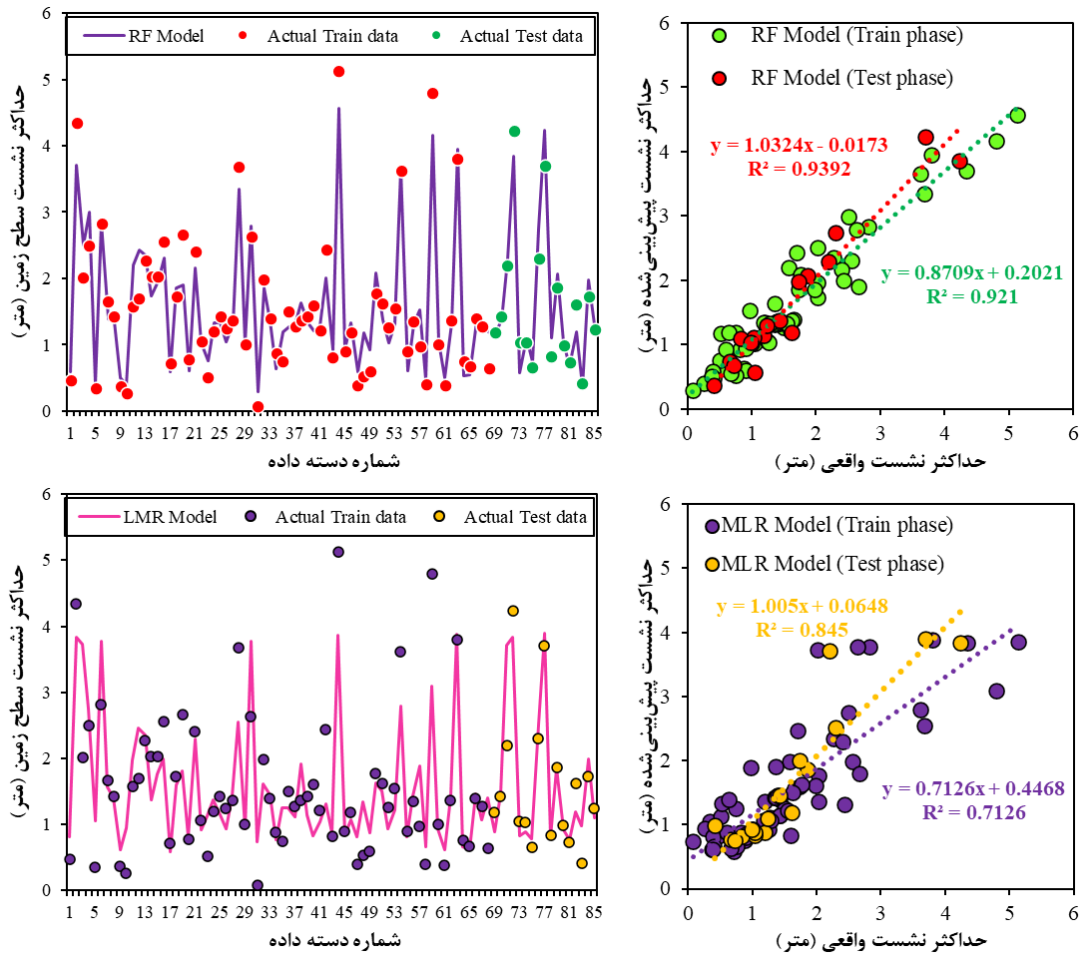
در مرحله تست، مجدداً مدل RF بهترین نتایج را در تمامی شاخص‌ها ثبت کرد (امتیاز ۸ در تمام شاخص‌ها) و توانست بالاترین امتیاز کلی (امتیاز ۳۲) را کسب نماید. این عملکرد قوی، توانمندی مدل RF را در تعمیم‌پذیری به داده‌های دیده‌نشده نیز به خوبی نشان می‌دهد. مدل MLR نیز در مرحله تست با مجموع امتیاز ۱۹، به طور میانگین عملکرد بهتری نسبت به مرحله آموزش داشت و از کلیه روابط تجربی به غیر از روابط کارمیس و همکاران [۶] و چنگ و همکاران [۱۲] پیشی گرفت. از سوی دیگر، مدل ین و همکاران [۱۳]

جدول ۷- مقایسه شاخص‌های آماری عملکرد و امتیازدهی نهایی مدل‌های پیشنهادی و روابط تجربی در مراحل آموزش و تست.

مرحله	مدل	مقدار شاخص آماری؛ امتیاز			
		R^2 ؛ امتیاز	VAF ؛ امتیاز	$MAPE$ ؛ امتیاز	$RMSE$ ؛ امتیاز
آموزش	RF	۸،۰۹۲۱	۸،۹۲۷۱	۸،۲۳۳۴	۸،۰۲۸۷
	LMR	۶،۰۷۱۳	۷،۷۱۲۶	۳،۴۷۸۴	۷،۰۵۷۰
	کارمیس و همکاران [۶]	۵،۰۶۹۰	۵،۶۸۶۵	۶،۴۴۷۵	۶،۰۵۹۶
	ون در مروه [۷]	۷،۰۷۲۹	۶،۷۰۵۹	۷،۴۰۵۱	۲،۰۷۰۴
	پنگ و همکاران [۸]	۳،۰۶۷۰	۲،۶۵۹۵	۴،۴۶۶۶	۳،۰۶۲۳
	لیوو و پنگ [۹]	۴،۰۶۸۳	۴،۶۷۴۹	۲،۴۸۶۷	۵،۰۶۱۱
	چنگ و همکاران [۱۲]	۲،۰۶۶۷	۳،۶۶۰۱	۵،۴۵۰۱	۴،۰۶۲۱
	ین و همکاران [۱۳]	۱،۰۶۵۱	۱،۴۵۷۳	۱،۶۲۹۴	۱،۰۸۹۹
تست	RF	۸،۰۹۳۹	۸،۹۴۱۱	۸،۱۳۲۱	۸،۰۲۴۶
	LMR	۲،۰۸۴۵	۶،۸۱۴۷	۴،۲۲۱۵	۷،۰۴۳۹
	کارمیس و همکاران [۶]	۶،۰۸۵۵	۵،۸۰۵۴	۳،۲۲۴۰	۶،۰۴۴۷
	ون در مروه [۷]	۷،۰۹۰۰	۷،۸۹۵۹	۲،۲۸۴۳	۲،۰۴۸۴
	پنگ و همکاران [۸]	۳،۰۸۴۹	۲،۷۸۰۵	۶،۲۰۰۲	۱،۰۴۸۹
	لیوو و پنگ [۹]	۴،۰۸۵۱	۳،۷۹۵۲	۵،۲۰۱۲	۳،۰۴۸۰
	چنگ و همکاران [۱۲]	۵،۰۸۵۴	۴،۸۰۵۲	۷،۱۹۱۵	۵،۰۴۵۱
	ین و همکاران [۱۳]	۱،۰۸۳۹	۱،۳۹۳۶	۱،۴۴۷۱	۴،۰۴۶۵



شکل ۱۸- نمودار گل‌بادی مقایسه‌ای عملکرد مدل‌های پیشنهادی و روابط تجربی بر اساس امتیاز کلی در مراحل (a) آموزش و (b) تست.



شکل ۱۹- مقایسه گرافیکی مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده S_{max} توسط مدل‌های RF و LMR در مراحل آموزش و تست.

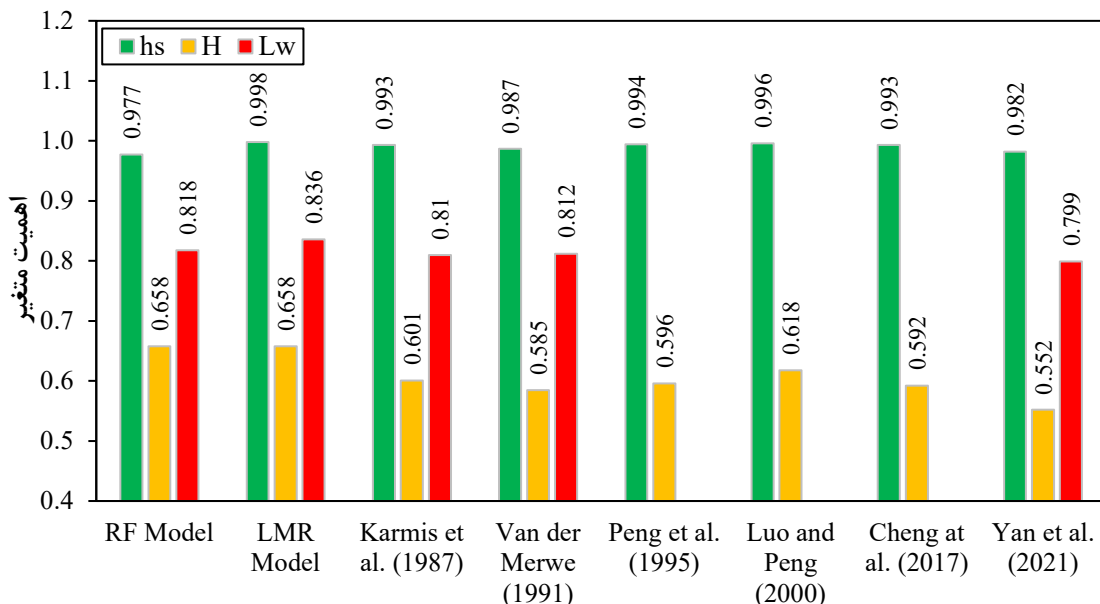
۶- تحلیل اهمیت متغیر

مطالعه پارامتریک معمولاً برای ارزیابی اهمیت و تاثیر متغیرهای ورودی بر روی یک متغیر هدف انجام می‌شود. در این پژوهش با استفاده از روش دامنه کسینوسی (CAM) به بررسی اهمیت پارامترهای هندسی شامل ضخامت لایه زغال‌سنگ (h_s)، عمق روباره (H) و عرض پهنه (L_w) بر حداکثر نشست برآورد شده از مدل‌های پیشنهادی (RF و LMR) و روابط تجربی، پرداخته شد. بر اساس این تحلیل، مقادیر اهمیت متغیرهای ورودی (r_{io})، محاسبه شده و بین ۰ و ۱ مرتب می‌شوند. در این روش مقدار اهمیت هر پارامتر ورودی در تعیین پارامتر خروجی را می‌توان با استفاده از رابطه زیر محاسبه نمود [۴۶]:

$$r_{io} = \frac{\sum_{k=1}^N x_{ik} x_{ok}}{\sqrt{\sum_{i=1}^N x_{ik}^2 \sum_{i=1}^N x_{ok}^2}} \quad (7)$$

در رابطه ۷، x_{ik} بیانگر k امین مقدار پارامتر ورودی، x_{ok} نشان‌دهنده k امین مقدار پارامتر خروجی متناظر با پارامتر

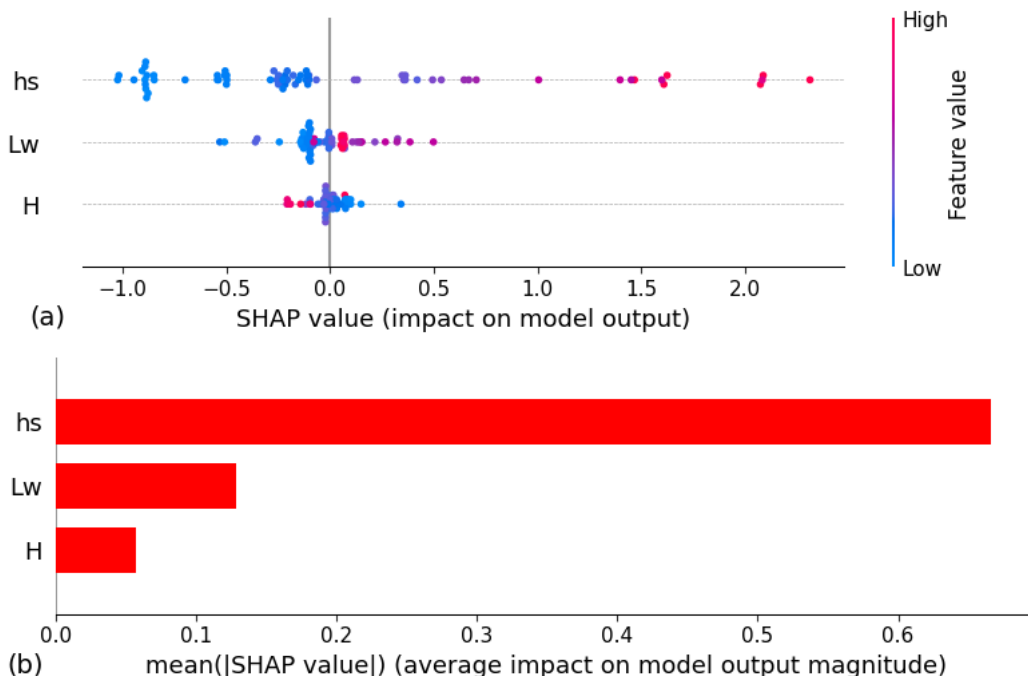
ورودی مذکور و N بیانگر تعداد دسته داده‌ها است. با استفاده از این روش، مقادیر اهمیت ۳ پارامتر ورودی در نظر گرفته شده در برآورد حداکثر نشست سطح زمین برای کلیه مدل‌ها، محاسبه و در شکل ۲۰ نشان داده شده است. همانطور که مشاهده می‌شود، در کلیه مدل‌ها ضخامت لایه زغال‌سنگ (h_s) و عمق روباره (H) به ترتیب بیشترین و کمترین تأثیر را بر مقدار حداکثر نشست سطح زمین دارند. همچنین، پارامتر عرض پهنه (L_w) در مدل‌های پیشنهادی RF و LMR و نیز روابط ارائه شده توسط کارمیس [۶]، وِن در مروه [۷] و یِن و همکاران [۱۳] از اهمیت بالاتری نسبت به عمق روباره (H) در برآورد حداکثر نشست سطح زمین برخوردارند. با این وجود، نقش عرض پهنه (L_w) در ۳ رابطه تجربی دیگر نادیده گرفته شده است. بنابراین می‌توان گفت که یکی از مزایای روابط تجربی ارائه شده توسط کارمیس و همکاران [۶]، وِن در مروه [۷] و یِن و همکاران [۱۳] و همچنین مدل‌های پیشنهادی RF و LMR در مقایسه با روابط پنگ و همکاران [۸]، لیوو و پنگ [۹] و چنگ و همکاران [۱۲] در برآورد حداکثر نشست سطح زمین، در نظر گرفتن عرض پهنه (L_w) است.



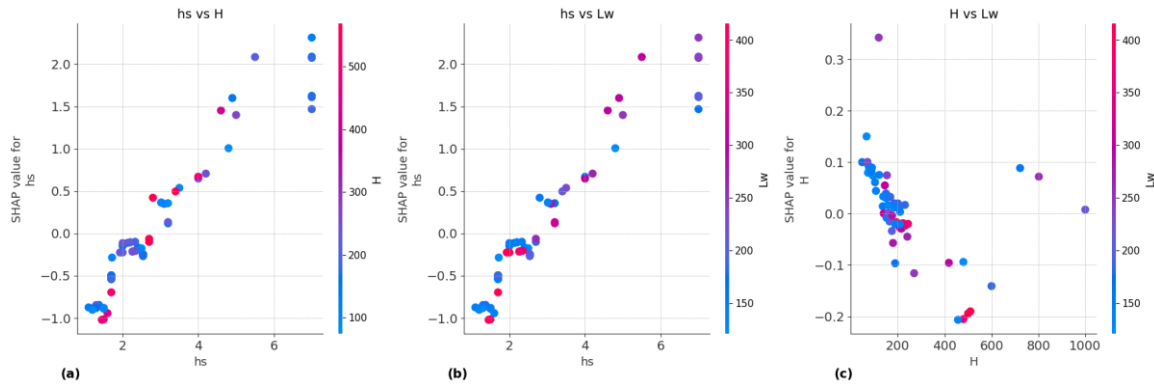
شکل ۲۰- اهمیت متغیرهای ورودی تأثیرگذار بر حداکثر نشست برآورد شده سطح زمین با استفاده از روابط تجربی و مدل‌های پیشنهادی RF و LMR

زغال‌سنگ (h_s)، عمق روباره (H) و عرض پهنه (L_w) محاسبه شد که نتایج حاصل به صورت گرافیکی در شکل ۲۱ ارائه شده است. با توجه به شکل ۲۱ می‌توان دریافت که ضخامت لایه زغال‌سنگ (h_s) و عمق روباره (H) به ترتیب بیشترین و کمترین تأثیر را بر S_{max} دارند. این نتایج ضمن تأیید نتایج بدست آمده از روش دامنه کسینوسی، با نتایج حاصل از ماتریس همبستگی (شکل ۱) نیز همخوانی دارد. همچنین، برای بررسی دقیق‌تر اثرات تعاملی بین متغیرهای ورودی مدل RF ، شکل ۲۲ مقادیر تعاملی $SHAP$ را برای سه زوج پارامتر شامل h_s و H (شکل ۲۲a)، h_s و L_w (شکل ۲۲b) و H و L_w (شکل ۲۲c) نمایش می‌دهد. در شکل ۲۲a، مشاهده می‌شود که با افزایش همزمان h_s و H ، مقدار $SHAP$ نیز به‌طور قابل توجهی افزایش می‌یابد؛ به‌گونه‌ای که داده‌هایی با مقادیر بالای هر دو پارامتر در نواحی بالاتر نمودار قرار گرفته‌اند. این الگو نشان‌دهنده یک تعامل مثبت و تقویتی میان این دو ویژگی است، که در آن افزایش یکی در حضور مقدار بالای دیگری، تأثیر تقویت‌شده‌ای بر خروجی مدل دارد.

علاوه بر روش دامنه کسینوسی، به‌منظور تکمیل و بررسی دقیق‌تر اهمیت متغیرهای ورودی و اثرات تعاملی آن‌ها بر مقدار S_{max} ، از روش قدرتمند ارزش شپلی ($Shapley$) (Additive Explanations, SHAP) که مبتنی بر نظریه بازی‌ها می‌باشد، استفاده شده است. این روش نه تنها امکان ارزیابی سهم هر متغیر ورودی را در خروجی مدل فراهم می‌سازد، بلکه برهم‌کنش بین متغیرها را نیز به صورت دقیق مورد بررسی قرار می‌دهد؛ قابلیت‌هایی که در روش دامنه کسینوسی وجود ندارد [۴۸]. در روش $SHAP$ ، هر متغیر ورودی به‌عنوان یک "بازیکن" در یک بازی گروهی فرض می‌شود و خروجی مدل به‌عنوان "پاداش" تلقی می‌گردد. سهم نهایی هر متغیر (ارزش شپلی آن) از میانگین اثر آن متغیر در تمام ترکیب‌های ممکن با سایر متغیرها به‌دست می‌آید. بنابراین، این روش نه تنها اثرات انفرادی متغیرها، بلکه اثرات ترکیبی و برهم‌کنش آن‌ها را نیز لحاظ می‌کند [۴۸]. در این پژوهش، روش $SHAP$ تنها برای مدل جنگل تصادفی (RF) اجرا شد، چرا که این مدل در پیش‌بینی مقدار S_{max} عملکرد و دقت بهتری نسبت به سایر مدل‌ها داشت. با استفاده از این روش، اهمیت متغیرهای ورودی شامل ضخامت لایه



شکل ۲۱- تحلیل حساسیت پارامترهای ورودی مدل RF در پیش‌بینی S_{max} : (a) مقدار ارزش شپلی و (b) اهمیت نسبی پارامترهای ورودی.



شکل ۲۲- تحلیل اثرات تعاملی پارامترهای ورودی مدل RF در پیش‌بینی S_{max} : (a) H و h_s (b) L_w و h_s (c) H و L_w

در پیش‌بینی S_{max} معرفی شود. همچنین، مدل MLR نیز با وجود ساختار ساده‌تر، عملکرد قابل‌قبولی نسبت به بسیاری از روابط تجربی نشان داد که نشانگر پتانسیل کاربرد آن در شرایط داده‌ای محدود است.

از جمله مزایای این تحقیق می‌توان به طراحی چارچوب مقایسه تطبیقی میان روش‌های کلاسیک، مدل‌های آماری و روش‌های یادگیری ماشین، بهره‌گیری از داده‌های واقعی استخراج‌شده از چندین معدن، و پیاده‌سازی سیستم امتیازدهی چندشاخصه برای اولویت‌بندی مدل‌ها اشاره کرد. استفاده از الگوریتم RF به دلیل توانایی بالا در مدل‌سازی پدیده‌های غیرخطی، موجب افزایش دقت پیش‌بینی و کاهش حساسیت به پراکندگی داده‌ها شد. از سوی دیگر، مدل LMR نیز با عملکردی پایدار و قابل قبول، گزینه‌ای مناسب برای شرایطی با داده‌های ساده‌تر و بدون پیچیدگی‌های محاسباتی زیاد فراهم آورد. با این حال، این پژوهش با برخی محدودیت‌های اصلی همراه بوده که می‌توانند به عنوان مسیریابی برای توسعه مطالعات آینده در نظر گرفته شوند:

- محدودیت در دامنه پارامترهای ورودی:

در این تحقیق، به دلیل محدودیت دسترسی به داده‌های زمین‌شناسی و ژئومکانیکی، تمرکز عمده بر پارامترهای هندسی صورت گرفت؛ در حالی که ویژگی‌هایی مانند مقاومت لایه‌ها، زاویه اصطکاک داخلی، چسبندگی و ... می‌توانند تأثیر قابل توجهی بر نشست سطح زمین داشته باشند. افزودن این پارامترها در مطالعات آینده می‌تواند دقت مدل‌ها را به‌طور چشمگیری افزایش دهد.

- تأثیرپذیری روابط تجربی از شرایط محلی:

در شکل ۲۲b نیز روندی مشابه دیده می‌شود؛ به طوری که افزایش h_s در کنار افزایش L_w موجب بالا رفتن مقدار $SHAP$ می‌شود و این تعامل نیز نشان از اثر مثبت و معنادار این دو پارامتر در کنار یکدیگر دارد. در مقابل، در شکل ۲۲c که به بررسی تعامل L_w و H می‌پردازد، الگوی پیچیده‌تر و غیرخطی‌تری مشاهده می‌شود. در این نمودار، مقادیر $SHAP$ نوساناتی بین مقادیر مثبت و منفی دارند و نشانه‌ای از تعامل قوی و یکنواخت بین این دو پارامتر دیده نمی‌شود. این موضوع خصوصاً در شرایطی که یکی از متغیرها زیاد و دیگری کم است، بیشتر نمایان می‌شود. به‌طور کلی، نتایج این سه نمودار حاکی از آن است که بیشترین تعامل مؤثر و مثبت در مدل بین h_s و سایر ویژگی‌ها اتفاق می‌افتد، در حالی که ترکیب H و L_w از قدرت و تأثیرگذاری کمتری برخوردار است.

۷- مزایا، محدودیت‌ها و مطالعات آینده

هدف اصلی این پژوهش، ارزیابی و اولویت‌بندی روابط تجربی موجود برای برآورد حداکثر نشست سطح زمین (S_{max}) در معادن استخراج زغال‌سنگ به روش جبهه‌کار طویل، و همچنین بررسی کارایی دو رویکرد مدل‌سازی پیشرفته و کلاسیک شامل الگوریتم یادگیری ماشین جنگل تصادفی (RF) و مدل رگرسیون خطی چندگانه (LMR) به عنوان مدل‌های جایگزین یا مکمل برای روابط تجربی بوده است. نتایج حاصل از اعتبارسنجی و تحلیل مقایسه‌ای مدل‌ها نشان داد که مدل RF با ثبت بالاترین امتیاز در تمامی شاخص‌های آماری هم در مرحله آموزش و هم در مرحله تست، دارای دقت و تعمیم‌پذیری بسیار بالا بوده و می‌تواند به عنوان ابزاری قوی

ارزیابی آماری قرار گرفتند. با استفاده از ۸۵ داده واقعی، عملکرد این روابط سنجیده و بر اساس شاخص‌های آماری R^2 ، $MAPE$ ، VAF و $RMSE$ با یکدیگر مقایسه شدند. یافته‌ها نشان داد که علیرغم قابلیت استفاده سریع و ساده روابط تجربی، این مدل‌ها به دلیل نادیده گرفتن روابط غیرخطی و تأثیرات متقابل بین متغیرها، در بسیاری از شرایط، دقت کافی برای پیش‌بینی‌های مهندسی را ندارند. از این‌رو، توسعه مدل‌های داده‌محور به‌عنوان رویکردی مکمل و پیشرفته، در دستور کار قرار گرفت. در همین راستا، دو مدل مبتنی بر الگوریتم یادگیری ماشین جنگل تصادفی (RF) و تحلیل آماری رگرسیون خطی چندمتغیره (LMR) طراحی و اعتبارسنجی شدند.

مدل RF با ساختار غیرخطی و توانایی درک الگوهای پیچیده در داده‌ها، نتایجی بسیار دقیق‌تر از روابط تجربی ارائه داد و به‌طور قابل‌توجهی عملکرد بهتری در هر دو بخش آموزش و تست نشان داد. این مدل با دارا بودن ویژگی‌هایی همچون کاهش خطای پیش‌بینی، پایداری در مواجهه با داده‌های نویزی و امکان تحلیل حساسیت، به‌عنوان روشی قدرتمند در پیش‌بینی نشست سطح زمین معرفی شد. مدل LMR نیز با وجود سادگی ساختاری، عملکردی قابل قبول ارائه داد و می‌تواند در شرایطی که دسترسی به داده‌های کافی وجود ندارد یا محدودیت محاسباتی مطرح است، گزینه‌ای کارآمد باشد.

از دیگر دستاوردهای مهم این تحقیق، تحلیل اهمیت نسبی پارامترهای ورودی بود که با استفاده از تکنیک‌هایی نظیر ارزش شپلی و دامنه کسینوسی انجام شد. نتایج این تحلیل نشان داد که ضخامت لایه زغال‌سنگ (h_s) و عمق روباره (H) به‌ترتیب مهم‌ترین و کم‌اهمیت‌ترین عامل‌های مؤثر بر میزان حداکثر نشست سطح زمین هستند. این نکته می‌تواند در طراحی‌های آینده و تنظیم استراتژی‌های استخراجی به‌عنوان راهنمایی کاربردی مورد توجه قرار گیرد.

در مجموع، این پژوهش نشان داد که مدل‌های داده‌محور، به‌ویژه الگوریتم RF ، می‌توانند جایگزینی مؤثر و دقیق برای روابط سنتی تجربی در پیش‌بینی نشست سطح زمین باشند. بهره‌گیری از این مدل‌ها ضمن افزایش دقت و قابلیت اعتماد به پیش‌بینی‌ها، امکان به‌روزرسانی مداوم مدل با ورود داده‌های جدید را نیز فراهم می‌کند. لذا توصیه می‌شود در

روابط تجربی موجود عموماً در شرایط زمین‌شناسی خاص توسعه یافته‌اند و تعمیم آن‌ها به دیگر مناطق ممکن است موجب بروز خطا شود. استفاده از مدل‌های یادگیری تطبیقی و محلی‌سازی شده می‌تواند راهکاری مؤثر برای غلبه بر این محدودیت باشد.

• نیاز به مدل‌های تلفیقی:

یافته‌های این پژوهش حاکی از آن است که ترکیب روش‌های عددی با مدل‌های داده‌محور مانند RF و حتی مدل‌های آماری ساده مانند LMR می‌تواند به توسعه مدل‌هایی منجر شود که هم از لحاظ دقت و هم از لحاظ پایداری عملکرد، در سطح بالایی قرار گیرند. طراحی مدل‌های ترکیبی که از قابلیت یادگیری، تفسیرپذیری و در عین حال کارایی محاسباتی برخوردار باشند، می‌تواند به‌عنوان یکی از چشم‌اندازهای پژوهشی ارزشمند در مطالعات آینده تلقی گردد.

در نهایت، با توجه به پیچیدگی بالای فرآیند نشست در معادن جبهه‌کار طویل و تأثیر آن از مجموعه‌ای از پارامترهای هندسی، ژئومکانیکی و عملیاتی، پیشنهاد می‌شود که در مطالعات آتی، توسعه پایگاه‌های داده‌ای جامع و چندمنظوره با هدف تقویت مدل‌سازی‌های دقیق و قابل اعتماد در اولویت قرار گیرد. این پایگاه‌ها می‌توانند بستر مناسبی برای آموزش و به‌کارگیری مدل‌های پیشرفته‌تری همچون شبکه‌های عصبی، مدل‌های ترکیبی و الگوریتم‌های یادگیری عمیق فراهم نمایند.

۸- نتیجه‌گیری

برآورد حداکثر نشست سطح زمین ناشی از عملیات استخراج پهناهای جبهه‌کار طویل، به‌منظور پیش‌بینی و کنترل آسیب‌های احتمالی وارده به سازه‌های سطحی و زیرسطحی، همواره یکی از دغدغه‌های اصلی در طراحی ایمن سازه‌های سطحی و زیرسطحی در نواحی معدنی بوده است. پیش‌بینی دقیق این پدیده، نه تنها می‌تواند از بروز خسارات احتمالی به زیرساخت‌ها جلوگیری کند، بلکه موجب بهینه‌سازی فرآیندهای استخراج و طراحی‌های فنی آینده نیز می‌شود. در این پژوهش، با هدف بررسی جامع و نظام‌مند روش‌های پیش‌بینی حداکثر نشست، ابتدا شش رابطه تجربی مبتنی بر پارامترهای هندسی نظیر ضخامت لایه زغال‌سنگ (h_s)، عمق روباره (H) و عرض پهنا استخراجی (L_w) مورد تحلیل و

پروژه‌های معدنی آینده، خصوصاً در شرایط پیچیده زمین‌شناسی، این رویکردها به‌عنوان بخش مکمل یا جایگزین اصلی روش‌های تجربی مورد استفاده قرار گیرند. در کنار آن، استفاده هدفمند از روابط تجربی اولویت‌بندی‌شده بر اساس شرایط هندسی خاص هر پروژه، همچنان می‌تواند در موارد خاص مفید واقع شود.

در راستای بهره‌برداری عملی از نتایج این پژوهش، می‌توان چارچوبی اجرایی برای انتخاب مدل مناسب بر اساس شرایط موجود در معادن زیرزمینی ارائه داد. در پروژه‌هایی که با داده‌های کافی و شرایط زمین‌شناسی پیچیده مواجه هستند، استفاده از مدل RF به‌عنوان ابزار اصلی پیش‌بینی نشست سطح زمین توصیه می‌شود. این مدل به‌دلیل توانایی بالا در تحلیل الگوهای غیرخطی، دقت و پایداری مناسبی ارائه می‌دهد. در مقابل، در شرایطی که دسترسی به داده‌های جامع محدود بوده یا ملاحظات محاسباتی مطرح باشد، مدل LMR با ساختاری ساده‌تر، گزینه‌ای مناسب و مقرون‌به‌صرفه به‌شمار می‌آید. همچنین، در مواردی که داده‌های تاریخی از عملیات‌های پیشین در دسترس باشد، بهره‌گیری هدفمند از روابط تجربی اولویت‌بندی‌شده (مانند روابط کارمیس و همکاران [۶] و ون در مروه [۷]) می‌تواند همچنان مفید واقع شود. پیشنهاد می‌شود پیش از به‌کارگیری هر یک از مدل‌ها، تحلیل حساسیت بر روی پارامترهای ورودی انجام گیرد تا شناسایی عوامل کلیدی و بهینه‌سازی فرآیند طراحی استخراج تسهیل گردد.

۶-منابع

- [1] Majdi, A., Hassani, F. P., & Nasiri, M. Y. (2012). Prediction of the height of distressed zone above the mined panel roof in longwall coal mining. *International Journal of Coal Geology*, 98, 62-72.
- [2] Bazaluk, O., Kuchyn, O., Saik, P., Soltabayeva, S., Brui, H., Lozynskyi, V., & Cherniaiev, O. (2023). Impact of ground surface subsidence caused by underground coal mining on natural gas pipeline. *Scientific Reports*, 13(1), 19327.
- [3] Zhu, H., Wang, H., Gao, R., & Zhao, Y. (2023). Surface Subsidence Characteristics of Mining Panel Layout Configuration with Multi-Seam Longwall Mining. *Processes*, 11(6), 1590.
- [4] Wang, Z. H., Wu, S. X., Li, J. L., Sun, W. C., Wang, Z. F., & Liu, P. J. (2023). Surface subsidence and its reclamation of a coal mine locating at the high groundwater table, China. *International Journal of Environmental Science and Technology*, 1-20.
- [5] National Coal Board. (1975). Subsidence Engineering Handbook. National Coal Board Mining Department.
- [6] Karmis, M., Jarosz, A., Schilizzi, P., & Agioutantis, Z. (1987). Surface deformation characteristics above undermined areas: Experience from the Eastern United States. *Civil Engineering Transactions*, 29(2), 106-114.
- [7] Van der Merwe, J. N. (1991). Subsidence caused by high extraction coal mining in the Sasolburg and Secunda areas: prediction thereof and the mitigation of its effects (Doctoral dissertation, PhD thesis, University of the Witwatersrand).
- [8] Peng, S. S., Luo, Y., & Zhang, Z. M. (1995). Subsidence parameters-their definitions and determination. PREPRINTS-SOCIETY OF MINING ENGINEERS OF AIME.
- [9] Luo, Y., & Peng, S. S. (2000). Prediction of subsurface subsidence for longwall mining operations. In Proceedings of the 19th international conference on ground control in mining (pp. 163-170). West Virginia University, WV.
- [10] Yavuz, H. (2004). An estimation method for cover pressure re-establishment distance and pressure distribution in the goaf of longwall coal mines. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 41(2), 193-205.
- [11] Majdi, A., Ghomghaleh, A., & Arabzadeh, M. H. (2007). Theoretical prediction of ground settlement induced by longwall mining. In ISRM Congress (pp. ISRM-11 CONGRESS). ISRM.
- [12] Cheng, J., Liu, F., & Li, S. (2017). Model for the prediction of subsurface strata movement due to underground mining. *Journal of Geophysics and Engineering*, 14(6), 1608-1623.
- [13] Yan, Y., Li, M., Liu, J., Yan, W., Zhang, J., & Zhou, B. (2021). Ground subsidence evolution from 1000 m deep mining: a case study in Fengfeng mining area. *Shock and Vibration*, 2021, 1-9.
- [14] Cui, X., Zhao, Y., Wang, G., Zhang, B., & Li, C. (2020). Calculation of residual surface subsidence above abandoned longwall coal mining. *Sustainability*, 12(4), 1528.
- [15] Guo, W., Zhao, G., Bai, E., Guo, M., & Wang, Y. (2021). Effect of overburden bending deformation and alluvium mechanical parameters on surface subsidence due to longwall mining. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 80, 2751-2764.
- [16] Prakash, A., Kumar, A., Verma, A., Mandal, S. K., & Singh, P. K. (2021). Trait of subsidence under high rate of coal extraction by longwall mining: Some inferences. *Sādhanā*, 46, 1-8.

- [17] Wang, K., Li, J., & Jin, Z. (2022). Influence of the primary key stratum on surface subsidence during longwall mining. *Sustainability*, 14(22), 15027.
- [18] Khanal, M., Qu, Q., Zhu, Y., Xie, J., Zhu, W., Hou, T., & Song, S. (2022). Characterization of overburden deformation and subsidence behavior in a kilometer deep longwall mine. *Minerals*, 12(5), 543.
- [19] Taherdito, A. H., Sulistianto, B., Karian, T., & Widodo, N. P. (2023). Surface Subsidence Prediction Using Numerical Method, Cased Study of Longwall Mining In Indonesia.
- [20] Diddle, B., Agioutantis, Z., Maldonado Esguerra, E., Romero Benitez, J. D., & Parra Valencia, M. (2024). Prediction of Dynamic and Final Vertical and Horizontal Movements Due to Longwall Mining. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 1-18.
- [21] Maldonado, E., Benitez, J. R., & Agioutantis, Z. (2024, June). Sensitivity analysis of a dynamic subsidence prediction model for longwall extraction. In *ARMA US Rock Mechanics/Geomechanics Symposium* (p. D042S056R001). ARMA.
- [22] Liu, X., Zhang, Y., Zhang, J., Yang, T., Jia, P., & Guo, R. (2024). Modelling surface subsidence of coal mines using a bonded block numerical method. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 15(1), 2336017.
- [23] Cheng, G., Liu, H., Li, F., Nie, T., Wang, Q., & Peng, C. (2025). Study on subsidence evolution induced by coal mining under highway based on finite element simulation. *Energy Exploration & Exploitation*, 01445987241312703.
- [24] Wu, S., Wei, W., Li, L., Cheng, B., Zhang, S., & Xie, H. (2025). Effect of alluvial thickness on the surface subsidence characteristics at deeply buried mining area with thin bedrock: A case study. *Journal of Mountain Science*, 1-17.
- [25] Sutherland, H. J., & Munson, D. E. (1984). Prediction of subsidence using complementary influence functions. In *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences & Geomechanics Abstracts* (Vol. 21, No. 4, pp. 195-202). Pergamon.
- [26] Sheorey, P. R., Loui, J. P., Singh, K. B., & Singh, S. K. (2000). Ground subsidence observations and a modified influence function method for complete subsidence prediction. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 37(5), 801-818.
- [27] Hood, M., Ewy, R. T., & Riddle, L. R. (1983). Empirical methods of subsidence prediction—a case study from Illinois. In *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences & Geomechanics Abstracts* (Vol. 20, No. 4, pp. 153-170). Pergamon.
- [28] Li, W. X., Liu, L., & Dai, L. F. (2010). Fuzzy probability measures (FPM) based non-symmetric membership function: Engineering examples of ground subsidence due to underground mining. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 23(3), 420-431.
- [29] Ma, H., Ji, Y., & Wang, S. (2022). Calculation of Subsidence due to Longwall Mining with Overburden Grouting and Its Application. *Geofluids*, 2022.
- [30] Pan, R., Li, Y., Wang, H., Chen, J., Xu, Y., Yang, H., & Cao, S. (2021). A new model for the identification of subcritical surface subsidence in deep pillarless mining. *Engineering Failure Analysis*, 129, 105631.
- [31] Rasouli, H., Shahriar, K., & Madani, S. H. (2021). Mine subsidence prediction using gene expression programming based on multivariable symbolic regression. *ITEGAM-JETIA*, 7(29), 13-24.
- [32] Xu, J., Zhu, W., Xu, J., Wu, J., & Li, Y. (2021). High-intensity longwall mining-induced ground subsidence in

- Shendong coalfield, China. *International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences*, 141, 104730.
- [33] Yin, H., Guo, G., Li, H., Wang, T., & Yuan, Y. (2022). Prediction method and research on characteristics of surface subsidence due to mining deeply buried Jurassic coal seams. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 81(10), 449.
- [34] Zhang, B., Yi, J., Zhang, Z., Xu, L., & Xu, N. (2019). A Comprehensive Method for Subsidence Prediction on Two-Seam Longwall Mining. *Energies*, 12, 3139.
- [35] Gutierrez, J. J. (2010). Estimating Highway Subsidence due to Longwall Mining (Doctoral dissertation, University of Pittsburgh).
- [36] Munson, D. E., & Eichfeld, W. F. (1980). European empirical methods applied to subsidence in US coal fields (No. SAND-80-1920). Sandia National Labs., Albuquerque, NM (USA).
- [37] He, C., & Xu, J., (2018). Subsidence prediction of overburden strata and surface based on the voussoir beam structure theory. *Advances in Civil Engineering*, 2018.
- [38] Karmis, M., Triplett, T., Schillizzi, P., & Hasenfus, G. (1984). Ground movement characteristics above mined panels in Appalachia-An empirical approach.
- [39] Rezaei, M., Majdi, A., & Monjezi, M. (2014). An intelligent approach to predict unconfined compressive strength of rock surrounding access tunnels in longwall coal mining. *Neural Computing and Applications*, 24, 233-241.
- [40] Majdi, A., & Rezaei, M. (2013). Prediction of unconfined compressive strength of rock surrounding a roadway using artificial neural network. *Neural Computing and Applications*, 23, 381-389.
- [41] Yilmaz, I., & Kaynar, O. (2011). Multiple regression, ANN (RBF, MLP) and ANFIS models for prediction of swell potential of clayey soils. *Expert System with Application*, 38, 5958-5966.
- [42] Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine learning*, 45, pp.5-32.
- [43] Zhou, J., Shi, X., Du, K., Qiu, X., Li, X., & Mitri, H.S. (2017). Feasibility of random-forest approach for prediction of ground settlements induced by the construction of a shield-driven tunnel. *International Journal of Geomechanics*, 17(6), p.04016129.
- [44] Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. (2017). The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction.
- [45] Tang, L. & Na, S., (2021). Comparison of machine learning methods for ground settlement prediction with different tunneling datasets. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, 13(6), pp.1274-1289.
- [46] Asteris, P. G., & Armaghani, D. J. (2025). An empirical-driven machine learning (EDML) approach to predict PPV caused by quarry blasting. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 84(4), 1-17.
- [47] Yang, Y., & Zhang, Q. (1997). A hierarchical analysis for rock engineering using artificial neural networks. *Rock mechanics and rock engineering*, 30, 207-222.
- [48] Matinpour, F., & Majdi, A. (2025). Determining the abutment angle in longwall coal mining using NLMR, GEP and GEO techniques. *Earth Science Informatics*, 18(2), 358.



Prediction of maximum ground surface Subsidence due to longwall mining: a comparative evaluation of empirical equations and statistical and artificial intelligence models

Fariborz Matinpour¹, Abbas Majdi^{2*}

¹PhD Candidate, School of Mining Engineering, College of Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran.

²Professor, School of Mining Engineering, College of Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran.

Received: 07. October. 2024 Accepted: 20. December. 2024
(*Corresponding author: amajdi@ut.ac.ir)

Keywords

Longwall mining operations
Maximum ground surface subsidence
Empirical methods
Random forest algorithm
Linear multi variate regression

Final English Extended Abstract

Ground surface subsidence caused by longwall coal mining is inevitable, but its prediction and control can help reduce damage to surface and subsurface structures. This study aims to (1) identify the most suitable empirical equation for estimating maximum surface subsidence (S_{max}) based on key geometric parameters of coal seam thickness (h_s), overburden depth (H), and panel width (L_w); and (2) develop and compare two data-driven models: Random Forest (RF) and Linear Multivariate Regression (LMR). To do so, a collected database consist of 85 real-world cases was analyzed, and S_{max} was computed using each

empirical method. Four statistical indicators (R^2 , VAF , $MAPE$, $RMSE$) were used to evaluate and rank the empirical models. Then, the database was divided into two sets of train and test. The RF model, trained and tested on randomly split data, achieved the highest predictive accuracy, while the LMR model showed acceptable results. Specifically, the RF model yielded $R^2 = 0.921$, $VAF = 92.71\%$, $MAPE = 23.34\%$, and $RMSE = 0.287$ in the training phase; and $R^2 = 0.939$, $VAF = 94.11\%$, $MAPE = 13.21\%$, and $RMSE = 0.246$ in the testing phase. Finally, sensitivity analysis revealed that h_s has the greatest influence on S_{max} , whereas H plays the least significant role. Overall, RF proved to be a promising alternative to empirical methods in practical subsidence prediction.

Introduction

Longwall mining operations typically result in ground surface subsidence due to the disturbance of the original stress field and panel roof caving. Accurate estimation of maximum subsidence (S_{max}) is crucial for ensuring safety and minimizing environmental impacts. So far, various empirical methods have been developed to predict S_{max} , considering factors such as coal seam thickness (h_s), depth of cover (H), and panel width (L_w). These methods, although widely used, vary in terms of accuracy and applicability under different mining conditions. This study aims to compare and validate these methods using actual in-situ data to identify the most reliable method for predicting S_{max} . Additionally, the study develops and evaluates two data-driven models of Random Forest (RF) and Linear Multiple Regression (LMR) to enhance predictive accuracy and provide an alternative to traditional empirical approaches.

Methodology and Approaches

This study utilizes six existing empirical equations and two new developed data-driven models of Random Forest (RF) and Linear Multivariate Regression (LMR) to estimate the maximum surface subsidence (S_{max}) induced by longwall mining. A comprehensive dataset of 85 in situ cases containing h_s , H , and L_w was analyzed. Each empirical method was applied to compute S_{max} , and the accuracy of predictions was evaluated using four statistical indicators: R^2 , VAF , $MAPE$, and $RMSE$. Also, The RF and LMR models were trained and tested on randomly split data, and their performance was compared to that of empirical equations. Furthermore, sensitivity analysis was conducted to identify the relative influence



of input variables on the predicted S_{max} values.

Results and Conclusions

Among the six empirical equations evaluated, the equations by Van der Merwe and Karmis et al. delivered the most accurate predictions of maximum ground surface subsidence (S_{max}). However, the RF model outperformed all models, with higher accuracy and better consistency in both training and testing datasets, as reflected by its superior R^2 , VAF , $MAPE$, and $RMSE$ scores. The LMR model also showed acceptable performance but was less effective than RF . Sensitivity analysis using SHAP value and cosine amplitude techniques indicated that coal seam thickness (h_s) had the greatest influence on S_{max} , while overburden depth (H) had the least. These results confirm the high potential of RF as a reliable, data-driven alternative to traditional empirical equations for prediction of S_{max} , particularly under varying geometrical conditions.
