

محاسبات برگشتی غیرخطی روسازی‌های مقطع معکوس با روش ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه‌سازی برخورد اجسام

علیرضا غنی‌زاده*، دانشیار، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی سیرجان
مهرداد پاداش، دانشجوی کارشناسی ارشد ژئوتکنیک، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی

سیرجان

Email: ghanizadeh@sirjantech.ac.ir

دریافت: ۱۳۹۸/۰۲/۰۳ - پذیرش: ۱۳۹۸/۰۴/۰۳

چکیده

یکی از روش‌های متداول برای تعیین ظرفیت باربری روسازی، بهره‌گیری از نتایج آزمایش افت‌وخیزسنج ضربه‌ای (FWD) است. سیستم روسازی‌های مقطع معکوس در سال ۱۹۷۰ میلادی در آفریقای جنوبی توسعه یافته است. این روسازی به صورت یک ساختار ساندویچی اجرا می‌شود. به طوری که یک لایه اساس سنگدانه‌ای بین دو لایه با مدول برجهندگی بالا (لایه بتن آسفالتی و لایه اساس تثبیت شده با سیمان) قرار می‌گیرد. هدف از این تحقیق، توسعه روشی به منظور پیش‌بینی مدول برجهندگی لایه‌های روسازی بر پایه افت‌وخیزهای اندازه‌گیری شده با دستگاه افت‌وخیزسنج ضربه‌ای است. با توجه به اینکه مدل‌سازی غیرخطی مصالح اساس سنگدانه‌ای در روسازی‌های مقطع معکوس بسیار حائز اهمیت است، برای ایجاد پایگاه داده افت‌وخیز از تحلیل غیرخطی حدود ۳۸۰۰۰ مقطع روسازی معکوس توسط برنامه المان محدود غیرخطی MICH-PAVE استفاده شده است. سپس، با بهره‌گیری از روش ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه‌سازی برخورد اجسام، روشی به منظور انجام محاسبات معکوس روسازی‌های مقطع معکوس با فرض رفتار غیرخطی اساس سنگدانه‌ای توسعه داده شده است. نتایج نشان‌دهنده انطباق بسیار خوب افت‌وخیزهای حاصل از برنامه MICH-PAVE با نتایج حاصل از برنامه KENLAYER و داده‌های میدانی است. همچنین، شبکه عصبی مصنوعی با دقت بسیار زیاد (ضریب رگرسیون بیش از ۹۹/۹۹ درصد) امکان پیش‌بینی کاسه نشست سطح روسازی‌های مقطع معکوس با توجه به اطلاعات مدول برجهندگی و ضخامت لایه‌ها را فراهم می‌سازد. به علاوه، مدل ترکیبی شبکه عصبی و الگوریتم برخورد اجسام در مقایسه با مدل ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک دقت و سرعت بالاتری برای پیش‌بینی مدول‌های برجهندگی لایه‌های روسازی مقطع معکوس دارد.

واژه‌های کلیدی: ظرفیت باربری، مدل‌سازی غیرخطی، روسازی مقطع معکوس، افت و خیزسنج ضربه‌ای، مدول برجهندگی

۱. مقدمه
می‌توان به روسازی‌های انعطاف‌پذیر، صلب و مرکب انواع مختلفی از روسازی‌ها وجود دارد که از جمله آن‌ها اشاره نمود. روسازی‌های مقطع معکوس^۱ نوع خاصی از

^۱ - Inverted section

۲. پیشینه تحقیق

محققین متعددی در مطالعات خود از محاسبات نرم^۴ برای محاسبات برگشتی روسازی‌های انعطاف‌پذیر و صلب استفاده کرده‌اند. هر یک از روش‌های محاسبات نرم دارای مزایایی است و در حقیقت استفاده از ترکیبی از روش‌ها نسبت به یک روش برای حل مسائل برتری دارد (تسای و همکاران، ۲۰۰۴). میر (۱۹۹۵) شبکه‌های عصبی مصنوعی^۵ را به منظور محاسبات برگشتی مدول خطی لایه‌های روسازی‌های انعطاف‌پذیر متداول استفاده کرد و نشان داد که این روش دارای دقت مناسبی است. در سال ۱۹۹۷، فوا و همکاران، یک نرم‌افزار محاسبات برگشتی به نام NUS-GABACK که مبتنی بر الگوریتم بهینه‌سازی ژنتیک بود را به‌منظور انجام محاسبات برگشتی مدول خطی روسازی‌های انعطاف‌پذیر متداول توسعه دادند. گوکتپ و همکاران (۲۰۰۶) مقایسه‌ای بین روش پرسپترون چندلایه^۶ و سیستم عصبی- فازی تطبیقی^۷ (ANFIS) برای به دست آوردن مدول خطی لایه‌های روسازی‌های انعطاف‌پذیر متداول با استفاده از روش محاسبات برگشتی انجام دادند و به این نتیجه رسیدند که مدول‌های برجهدگی محاسبه شده با روش پرسپترون چندلایه نسبت به روش ANFIS انطباق بیشتری با مقادیر اندازه‌گیری شده دارند. گوپالاکریشنان و تامسون (۲۰۰۴)، با استفاده از تحلیل المان محدود به کمک برنامه ILLI-PAVE و بهره‌گیری از شبکه عصبی مصنوعی، مدلی را به‌منظور انجام محاسبات برگشتی مدول غیرخطی در روسازی‌های انعطاف‌پذیر متداول توسعه دادند. راکش و همکاران (۲۰۰۶) نرم‌افزاری مبتنی بر مدل ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک به نام توسعه دادند که قادر به محاسبه برگشتی مدول خطی لایه‌های روسازی‌های انعطاف‌پذیر متداول بود.

روسازی‌های مرکب هستند. این روسازی، به ترتیب شامل یک لایه نازک آسفالتی، اساس سنگدانه‌ای، اساس تثبیت شده با سیمان و خاک بستر است. یکی از پرهزینه‌ترین مسائل در روسازی، بحث تعمیر و نگهداری از آن است. برای تعیین عمر باقی‌مانده روسازی و تعیین ضخامت روکش، مدول برجهدگی^۱ لایه‌های روسازی مورد نیاز است. برای تعیین مدول برجهدگی لایه‌های روسازی از دو روش آزمایش‌های مخرب و آزمایش‌های غیرمخرب استفاده می‌شود. یکی از تجهیزات آزمایش‌های غیرمخرب، دستگاه افت‌وخیرسنج ضربه‌ای^۲ است. از نتایج حاصل از دستگاه FWD در محاسبات برگشتی^۳ مدول لایه‌ها استفاده می‌شود. به عبارتی، پس از اندازه‌گیری افت‌وخیز، سطح روسازی توسط دستگاه FWD، مدول برجهدگی هر یک از لایه‌ها به‌صورت فرضی در نظر گرفته می‌شود و آنگاه افت‌وخیزهای سطح روسازی محاسبه می‌شود. سپس، مدول‌های برجهدگی تا جایی تغییر می‌کنند که اختلاف بین افت‌وخیزهای اندازه‌گیری شده و افت‌وخیزهای محاسبه شده به کمترین مقدار خود برسد. در روش‌های محاسبات برگشتی به‌کار گرفته شده در روسازی‌های معمولی، در اکثر موارد، رفتار مصالح اساس سنگدانه‌ای به‌صورت خطی در نظر گرفته شده است. در حالی که تحقیقات نشان می‌دهند که رفتار مصالح اساس سنگدانه‌ای در روسازی‌های مقطع معکوس، روی پاسخ‌های روسازی بسیار تأثیرگذار است و این رفتار باید به‌صورت ارتجاعی غیرخطی در نظر گرفته شود (کورتس و همکاران، ۲۰۱۲). در این تحقیق، یک روش ترکیبی هوش محاسباتی به منظور انجام محاسبات برگشتی مدول غیرخطی روسازی‌های معکوس توسعه داده شده است.

^۵- Artificial Neural Network (ANN)

^۶- Multilayer perceptron

^۷- Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)

^۱- Resiliency modulus

^۲- Falling Weight Deflectometer (FWD)

^۳- Backcalculation

^۴- Softcomputing

جستجوی گرانشی^۲ و مدل ترکیبی شبکه‌های عصبی مصنوعی - الگوریتم ژنتیک ساده (SGA) را برای پیش‌بینی مدول‌های برجهندگی خطی لایه‌های روسازی انعطاف‌پذیر متداول به کار گرفتند. وارما و کوتای (۲۰۱۶) یک مدل روبه‌جلوی ویسکوالاستیک غیرخطی لایه‌ای را برای انجام محاسبات برگشتی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک به نام BACKLAVAN توسعه دادند. سیممی و همکاران (۲۰۱۶) از الگوریتم کلونی مورچه برای محاسبات برگشتی مدول روسازی‌های فرودگاه استفاده کردند. لی و وانگ (۲۰۱۷) از مدل ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی - الگوریتم بهینه‌سازی ژنتیک به منظور محاسبات برگشتی مدول لایه‌های روسازی انعطاف‌پذیر استفاده نمودند. وانگ و همکاران (۲۰۱۹) با مقایسه روش شبکه عصبی مصنوعی و روش‌های متداول محاسبات برگشتی برای روسازی‌های فرودگاه نشان دادند که روش هوش مصنوعی انطباق بیشتری با داده‌های میدانی دارد.

با توجه به بررسی‌های انجام شده، تاکنون در زمینه محاسبات برگشتی مدول برجهندگی لایه‌ها در روسازی‌های مقطع معکوس روشی توسعه داده نشده است. همچنین، از روش ترکیبی شبکه‌های عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه‌سازی برخورد اجسام نیز تا کنون برای انجام محاسبات معکوس روسازی استفاده نشده است. به‌علاوه در این تحقیق، با توجه به اهمیت رفتار غیرخطی مصالح اساس سنگدانه‌ای در روسازی‌های مقطع معکوس، تحلیل روسازی به روش المان محدود غیرخطی انجام شده است.

۳. روش تحقیق

در این تحقیق، مراحل زیر جهت توسعه یک مدل مبتنی بر هوش محاسباتی جهت انجام محاسبات معکوس روسازی‌های مقطع معکوس دنبال شده است:

۱- اعتبارسنجی افت‌وخیزهای محاسبه شده با برنامه

سیلان و همکاران (۲۰۰۵) روش شبکه‌های عصبی مصنوعی را برای به‌دست آوردن مدول لایه‌های روسازی تمام آسفالتی با در نظر گرفتن رفتار غیرخطی مصالح خاک بستر به‌کار گرفتند. در این تحقیق، مدول‌های پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی مصنوعی انطباق خوبی با نتایج میدانی داشتند. آکاساونه (۲۰۰۷) الگوریتم ژنتیک را برای محاسبات برگشتی مدول خطی لایه‌های روسازی انعطاف‌پذیر متداول به کار برد و به این نتیجه رسید که پارامترهای تنظیمی الگوریتم ژنتیک روی مدول‌های برجهندگی تأثیر بسیار زیادی دارند. سالتان و ترزی (۲۰۰۸) کاسه نشست سطح روسازی انعطاف‌پذیر را تحت اثر بارگذاری FWD با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی مدل‌سازی نمودند. پکان و همکاران (۲۰۰۸) روش شبکه عصبی مصنوعی را برای به‌دست آوردن مدول لایه‌های روسازی انعطاف‌پذیر با اساس تثبیت شده با آهک به‌کار بردند و نشان دادند که این شبکه با درصد خطای بسیار کم مدول لایه‌ها را تخمین می‌زند. پارک و همکاران در سال ۲۰۱۰ برای محاسبات برگشتی روسازی‌های انعطاف‌پذیر متداول، نرم‌افزاری به نام GAPAVE مبتنی بر الگوریتم ژنتیک توسعه دادند و نشان دادند که نتایج این نرم‌افزار انطباق مناسبی با روش‌های پیشین دارد. در سال ۲۰۰۹، گویالاکریشنان مدل ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات^۱ را برای محاسبات برگشتی مدول‌های برجهندگی روسازی‌های انعطاف‌پذیر ارائه داد. در این تحقیق، رفتار مصالح اساس سنگدانه‌ای به‌صورت غیرخطی در نظر گرفته شد. سالتان و همکاران (۲۰۱۳) با استفاده از محاسبات برگشتی با روش شبکه‌های عصبی مصنوعی، سه پارامتر سازه‌ای مدول لایه‌ها، ضریب پواسون و همچنین ضخامت لایه‌ها را برای روسازی‌های انعطاف‌پذیر معمولی به دست آوردند. اوکال (۲۰۱۴) دو مدل ترکیبی شبکه‌های عصبی مصنوعی - الگوریتم

^۲- Gravity Search Algorithm (GSO)

^۱- Particle Swarm Optimization (PSO)

عصبی که به صورت موازی به هم وصل هستند، تشکیل یک لایه را می‌دهند. هر سلول عصبی در یک لایه، ورودی مخصوص به خود را دارد. با اعمال تابع انتقال روی سلول‌های عصبی هر لایه، دسته‌ای از خروجی‌ها تولید می‌شوند و این خروجی‌ها به عنوان ورودی‌های دسته‌ای دیگر از سلول‌های عصبی که به طور سری به لایه قبلی متصل هستند به کار می‌روند. هر شبکه عصبی برای ایجاد خروجی نهایی خود دارای یک یا چند لایه است. هر کدام از این لایه‌ها را لایه پنهان می‌گویند و این لایه‌ها به صورت سری به یکدیگر متصل می‌شوند. آخرین لایه پنهان که خروجی نهایی شبکه را تولید می‌کند، لایه خروجی نام دارد. برای انتقال ورودی‌های هر لایه به تابع انتقال از مقادیر وزن‌ها استفاده می‌شود. در واقع، هر ورودی وزن مربوط به خود را دارد که پس از ضرب شدن در ورودی متناظر به خود، مجموع همه آن‌ها به تابع انتقال وارد می‌شود. پس از اعمال تابع انتقال و پردازش روی داده‌ها، نتایج ارائه می‌شود که این نتایج می‌تواند ورودی لایه‌های بعدی باشد (شالکوف، ۱۹۹۷). با توجه به نوع تابع انتقال به کار رفته در لایه‌ها و نحوه ایجاد وزن‌ها و خروجی‌های شبکه، انواع مختلفی از الگوریتم‌های شبکه‌های عصبی تعریف می‌شوند. یکی از پرکاربردترین این الگوریتم‌ها، الگوریتم پس‌انتشار^۲ خطاست. در این الگوریتم، تا زمانی که مجذور مربعات خطا بین خروجی‌های پیش‌بینی شده توسط شبکه و خروجی‌های واقعی به کمترین مقدار خود نرسد، الگوریتم مقادیر وزن‌ها را اصلاح می‌کند (هاروی، ۱۹۹۴).

۳-۲. الگوریتم برخورد اجسام

در سال ۲۰۱۴، کاوه و مهدوی یک الگوریتم فرا اکتشافی جدید به نام الگوریتم بهینه‌سازی برخورد اجسام^۳، یا به اختصار CBO، را ارائه دادند. این روش مبتنی بر قوانین

MICH-PAVE با استفاده از نظریه الاستیک چندلایه‌ای (برنامه KENLAYER) و داده‌های میدانی

۲- ایجاد پایگاه داده مربوط به افت‌وخیزهای روسازی مقطع معکوس با استفاده از تحلیل غیرخطی بیش از ۳۸۰۰۰ مقطع روسازی به کمک برنامه MICH-PAVE

۳- توسعه شبکه عصبی مصنوعی جهت پیش‌بینی مقادیر افت‌وخیزهای سطح روسازی‌های مقطع معکوس با فرض دانستن ضخامت و مدل برجهندگی لایه‌های مختلف (در خصوص لایه غیرخطی پارامترهای K1 و K2)

۴- توسعه و پیاده‌سازی مدل ترکیبی ANN-GA و ANN-CBO به منظور انجام محاسبات برگشتی روسازی‌های مقطع معکوس

۵- بحث در نتایج و اعتبارسنجی مدل‌های ترکیبی ANN-CBO و ANN-GA

در ادامه، ابزار و فرایند توسعه مدل‌های ترکیبی ANN-GA و ANN-CBO جهت انجام محاسبات برگشتی روسازی‌های مقطع معکوس معرفی می‌گردد.

۳-۱. شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی یک ابزار محاسباتی است که بین ورودی‌ها و خروجی‌های مسئله یک رابطه برقرار می‌کند. سیستم‌های شبکه عصبی مصنوعی الهام گرفته از ساختار مغز انسان است. این شبکه‌ها از اجزایی به نام سلول عصبی تشکیل شده‌اند. هر سلول عصبی شامل ورودی، خروجی و تعداد زیادی گره یا واحد پردازشگر است. واحد پردازشگر را تابع انتقال^۱ گویند. این تابع انتقال روی ورودی‌ها اعمال می‌شود و خروجی‌های مسئله را تولید می‌کند. سلول‌های عصبی دارای مکانیسم سری و موازی هستند. به این معنی که مجموعه‌ای از سلول‌های

^۲- Colliding Body Optimization (CBO)

^۱- Transfer function

^۲- Backpropagation

$$V_2' = \frac{(m_2 - \varepsilon m_1)V_2 + (m_1 + \varepsilon m_1)V_1}{m_1 + m_2} \quad (4)$$

که ε ضریب برگشت^۱ (COR) در برخورد دو جسم است که برابر نسبت اختلاف سرعت‌های اجسام بعد از برخورد و قبل از برخورد می‌باشد:

$$\varepsilon = \frac{V_2' - V_1'}{V_2 - V_1} \quad (5)$$

$$= \frac{V'}{V}$$

الگوریتم بهینه‌سازی برخورد اجسام برگرفته از قواعد فیزیکی برخورد دو جسم به‌منظور جستجوی فضای مسئله و تعیین جواب بهینه است. الگوریتم بهینه‌سازی برخورد اجسام، یا به‌اختصار CBO، شامل مراحل زیر است (کاوه و مهدوی، ۲۰۱۴):

جمعیت اولیه متشکل از جسم‌های برخوردکننده به‌صورت تصادفی در فضای جستجو مطابق رابطه زیر تولید می‌شود:

$$x_i^0 = x_{min} + rand(x_{max} - x_{min}) \quad (6)$$

که x_i^0 مقدار اولیه هر متغیر را تعیین می‌کند، x_{min} و x_{max} به ترتیب مقادیر حداقل و حداکثر متغیر هستند و $rand$ یک عدد تصادفی در بازه $[0, 1]$ است.

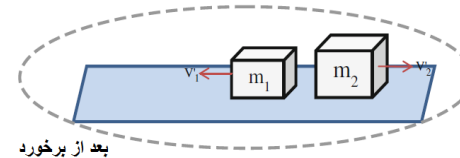
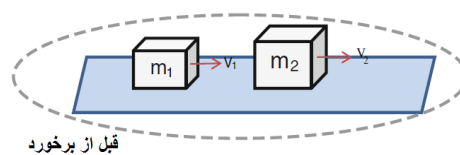
مقدار جرم هر جسم برخوردکننده با استفاده از رابطه زیر تعیین می‌شود:

$$m_k = \frac{1}{\frac{fit(k)}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{fit(i)}}} \quad (7)$$

که $i = 1, 2, \dots, 2n$ و $fit(i)$ مقدار تابع هدف مربوط به عنصر i ام و $2n$ تعداد جمعیت است. همچنین وقتی تابع هدف به‌صورت حداکثرسازی باشد، عبارت $\frac{1}{fit(i)}$ با $fit(i)$ جایگزین می‌شود.

فیزیکی برخورد بین دو جسم است. برخورد، یک فرایند فیزیکی است که بین دو جسم اتفاق می‌افتد؛ مانند برخورد دو توپ در بازی بیلیارد یا برخورد دو ماشین در یک تصادف. برخورد جرم‌های m_1 و m_2 که در یک بُعد حرکت می‌کنند در شکل ۱ نشان داده شده است. در صورت عدم دخالت نیروهای خارجی بر روی اجسام، اندازه حرکت دو جسم برخوردکننده قبل و بعد از برخورد برابر خواهد بود. بنابراین داریم:

$$m_1 v_1 + m_2 v_2 = m_1 v_1' + m_2 v_2' \quad (1)$$



شکل ۱. برخورد بین دو جسم، قبل و بعد از برخورد (کاوه و مهدوی، ۲۰۱۴)

به‌علاوه، اصل بقای انرژی جنبشی به‌صورت زیر قابل بیان است:

$$m_1 v_1^2 + \frac{1}{2} m_2 v_2^2 = \frac{1}{2} m_1 v_1'^2 + \frac{1}{2} m_2 v_2'^2 + Q \frac{1}{2} \quad (2)$$

که v_1 سرعت اولیه در جسم اول قبل از برخورد، v_2 سرعت اولیه جسم دوم قبل از برخورد، v_1' سرعت نهایی جسم اول بعد از برخورد، v_2' سرعت نهایی جسم دوم بعد از برخورد، m_1 و m_2 جرم جسم‌های اول و دوم و Q انرژی جنبشی تلف شده ناشی از برخورد است.

روابط سرعت بعد از برخورد در یک جهت به قرار

زیر است:

$$V_1' = \frac{(m_1 - \varepsilon m_2)V_1 + (m_2 + \varepsilon m_2)V_2}{m_1 + m_2} \quad (3)$$

^۱- Coefficient of Retardation (COR)

می‌آید:

$$V'_i = \frac{(m_i - \varepsilon m_{i-n})V_i}{m_i + m_{i-n}} \quad (10)$$

که V_i و v_i $i = n+1, \dots, 2n$ سرعت جسم متحرک به ترتیب قبل و بعد از برخورد، m_i جرم جسم متحرک و m_{i-n} جرم جفت ساکن آن است. همچنین، سرعت اجسام ساکن به صورت زیر به دست می‌آید:

$$V'_i = \frac{(m_{i+n} + \varepsilon m_{i+n})V_{i+n}}{m_i + m_{i+n}} \quad (11)$$

که V_{i+n} و v_{i+n} $i = 1, \dots, n$ به ترتیب سرعت جسم متحرک قبل از برخورد، V'_i سرعت جسم ساکن بعد از برخورد، m_i جرم جسم ساکن و m_{i+n} جرم جسم متحرک متناظر آن است.

جمعیت جدید اجسام متحرک به صورت زیر تعیین می‌شود:

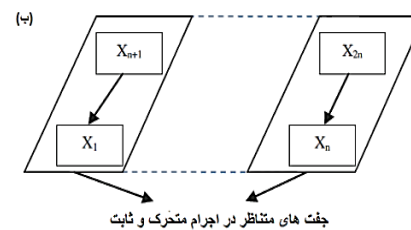
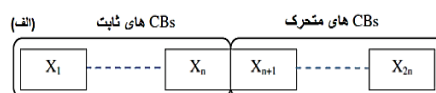
$$X_i^{new} = X_{i-n} + \text{rand} \circ v'_i \quad (12)$$

که X_i^{new} و v'_i به ترتیب موقعیت و سرعت جسم i متحرک بعد از برخورد، X_{i-n} پاسخ قبلی جسم ساکن متناظر با جسم i ام، علامت \circ نشان‌دهنده یک ضرب جزء به جزء و rand یک عدد تصادفی در بازه $[-1, 1]$ است.

جمعیت جدید اجسام ساکن به صورت زیر تعیین می‌شود:

$$X_i^{new} = x_i + \text{rand} \circ v'_i \quad (13)$$

که X_i^{new} ، x_i ، v'_i $i = 1, \dots, n$ به ترتیب پاسخ جدید، قدیم و سرعت پس از برخورد جسم i ام ثابت است. بهینه‌سازی از مرحله دوم تکرار می‌شود تا زمانی که شرط توقف الگوریتم تأمین شود. در شکل ۳، فرایند الگوریتم بهینه‌سازی برخورد اجسام نمایش داده شده است.



شکل ۲. تقسیم‌بندی اجسام: الف) CBs مرتب شده و ب) جفت اجسام برخورد کننده (کاوه و مهدوی، ۲۰۱۴)

در این مرحله، اجسام بر اساس مقدار تابع هدف از نزولی به صعودی (حداقل‌سازی) مرتب می‌شوند و سپس اجسام به دو دسته شامل اجسام ساکن و اجسام متحرک به صورت زیر تقسیم می‌شوند:

نیمه پایینی اجسام برخوردکننده (اجسام ساکن): این اجسام بهترین پاسخ‌ها هستند که ثابت می‌باشند و سرعت این اجسام قبل از برخورد برابر صفر است. بنابراین:

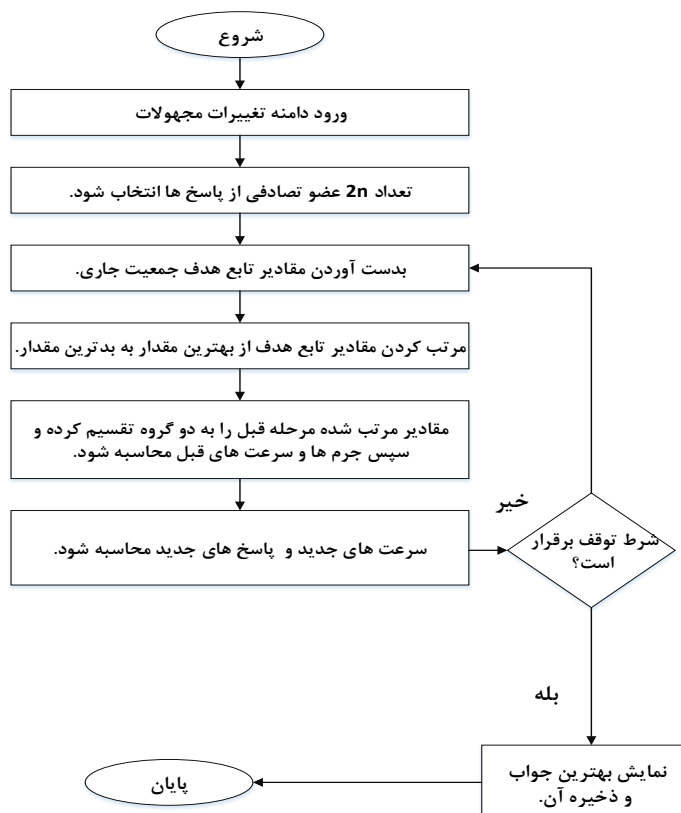
$$v_i = 0 \quad i = 1, \dots, n \quad (8)$$

نیمه بالایی اجسام برخوردکننده (اجسام متحرک): سرعت اجسام متحرک قبل از برخورد به صورت زیر است:

$$V_i = X_{i-n} - X_i, \quad i = n+1, \dots, 2n \quad (9)$$

که V_i و X_i به ترتیب سرعت و مقدار تابع هدف برای جسم i ام در گروه اجسام متحرک و X_{i-n} پاسخ جفت X_i در گروه اجسام ساکن است.

سپس، مطابق شکل ۲-ب، اجسام ثابت و متحرک با هم برخورد داده می‌شوند. بعد از برخورد، سرعت اجسام متحرک با استفاده از روابط زیر به دست

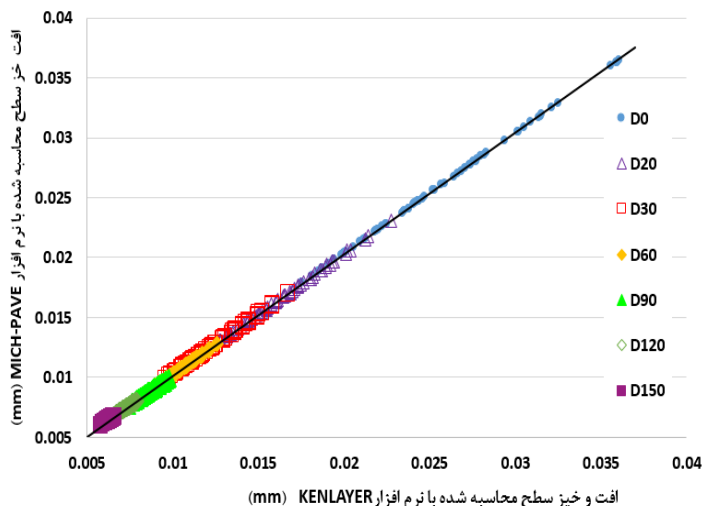


شکل ۳. فرایند الگوریتم بهینه‌سازی برخورد اجسام

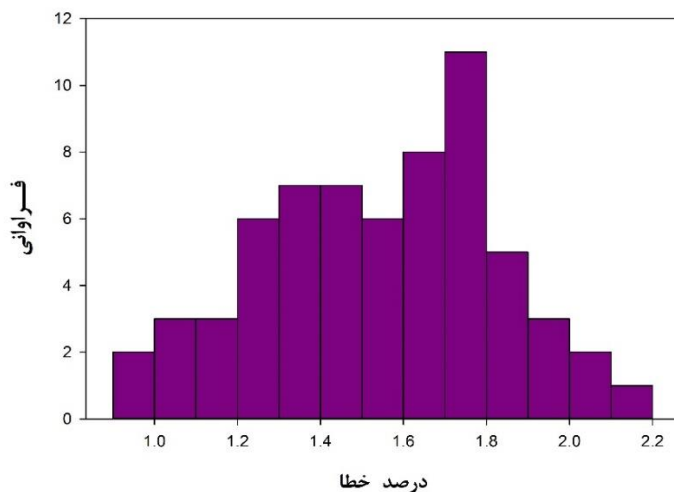
۲۰۱۷). در تحلیل‌های انجام شده، مصالح لایه‌های مختلف به صورت الاستیک خطی در نظر گرفته شدند. مدول برجهنگی و ضریب پواسون لایه‌های مختلف روسازی مقطع معکوس برای این مقایسه در جدول ۱ نشان داده شده است. برای مدل‌سازی مقاطع در نرم‌افزار MICH-PAVE مشخصات مش بندی برای هر ۶۴ مقطع مطابق جدول ۱ در نظر گرفته شد، که در این جدول a شعاع بارگذاری است. افت‌وخیزهای حاصل از دو برنامه در شکل ۴ با یکدیگر مقایسه شده‌اند. همچنین درصد خطای حاصل از محاسبه افت‌وخیز با استفاده از برنامه MICH-PAVE در مقایسه با برنامه KENLAYER در شکل ۵ نشان داده شده است. همان‌گونه که ملاحظه می‌شود، درصد خطا بسیار ناچیز است که نشان‌دهنده انطباق بسیار مناسب نتایج حاصل از برنامه المان محدود MICH-PAVE است. همچنین، این بررسی، مناسب بودن مش‌بندی انجام شده به‌منظور تحلیل روسازی‌های مقطع معکوس با روش المان محدود را اثبات می‌کند.

۳-۳. اعتبارسنجی نتایج برنامه MICH-PAVE

در این تحقیق، به‌منظور مقایسه افت‌وخیزهای حاصل از برنامه المان محدود MICH-PAVE با نتایج حاصل از روش نظریه الاستیک چندلایه‌ای و اعتبارسنجی تعداد المان‌های به‌کار رفته، از برنامه KENLAYER استفاده شد. برای این منظور، تعداد ۶۴ مقطع روسازی در نرم‌افزارهای KENLAYER و MICH-PAVE تحت بار 690 kPa و شعاع بارگذاری 15 cm تحلیل و نشست سطح روسازی در هفت نقطه به فواصل شعاعی صفر، 300 ، 600 ، 900 ، 1200 ، 1500 و 1800 میلی‌متر نسبت به مرکز بارگذاری تعیین شد. ضخامت لایه بتن آسفالتی، اساس سنگدانه‌ای و اساس تثبیت شده با سیمان به ترتیب در محدوده ۵ الی $12/5$ ، ۱۰ الی ۲۵ و ۱۰-۲۵ برای این ۶۴ مقطع تغییر می‌کرد. این ضخامت‌ها با توجه به ضخامت‌های متداول پیشنهاد شده برای روسازی‌های مقطع معکوس انتخاب شدند (پاپادوپولوس و سانتامارینا،



شکل ۴. مقایسه افت و خیز سطح روسازی محاسبه شده با نرم افزار KENLAYER با دو نرم افزار



شکل ۵. نمودار فراوانی درصد خطا

جدول ۱. مشخصات مصالح تحلیل شده برای اعتبارسنجی با نرم افزار KENLAYER

پارامتر	بتن آسفالتی	اساس سنگ‌دانه‌ای	اساس تثبیت شده با سیمان	خاک بستر
E (Mpa)	۳۱۰۰	۲۰۰	۶۹۰۰	۴۸
v	۰/۳۵	۰/۳۵	۰/۱۵	۰/۴

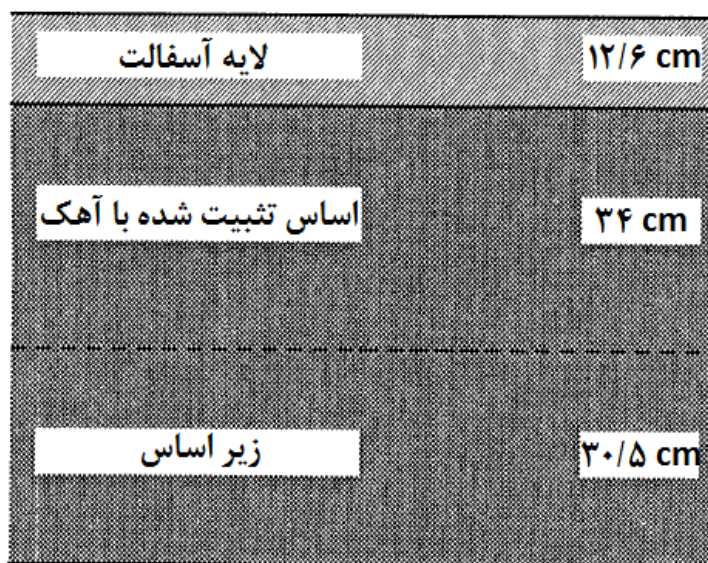
جدول ۲. تعداد مش‌ها در راستاهای X و Y برای هر مدل MICH-PAVE

تعداد مش در	0 - a	a - 3a	3a - 6a	6a - 40a
راستای X	۱۲	۱۲	۱۲	۵۰
تعداد مش در	آسفالت	اساس	زیراساس	بستر
راستای Y	۴	۶	۶	۴۲

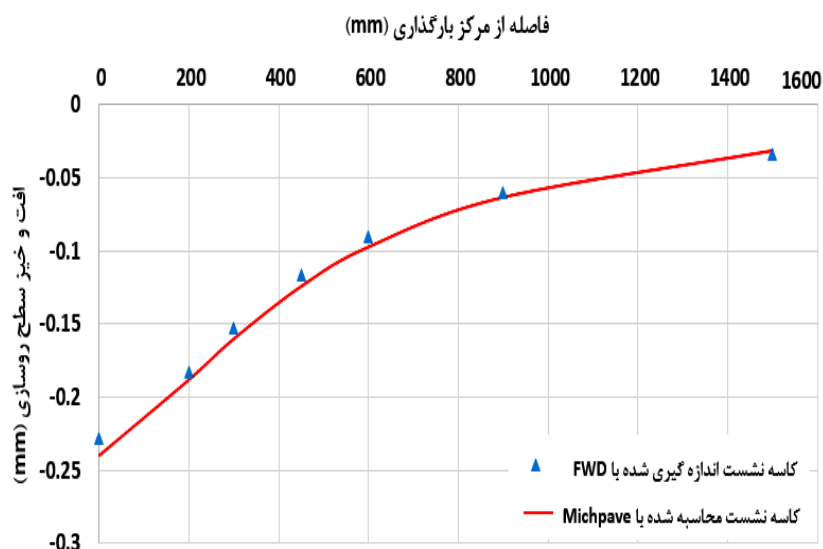
بارگذاری دستگاه FWD، ۱۵ سانتی‌متر و تنش اعمالی ۶۱۰ کیلو پاسکال بوده است.

به‌منظور اعتبارسنجی نرم‌افزار MICH-PAVE، مقطع با مشخصات مصالح و شرایط بارگذاری ذکر شده در نرم‌افزار MICH-PAVE مدل شد. کاسه نشست سطح حاصل از این مدل در شکل ۷ آمده است. همان‌طور که در این نمودار مشاهده می‌شود، افت‌وخیز محاسبه شده توسط نرم‌افزار MICH-PAVE دارای خطای بسیار اندکی نسبت به داده‌های میدانی است. در واقع، با استناد به این مقایسه میدانی و مقایسه نتایج دو نرم‌افزار MICH-PAVE و KENLAYER می‌توان گفت نرم‌افزار MICH-PAVE قادر است که با دقت بسیار بالایی افت‌وخیز سطح روسازی را محاسبه نماید.

به دلیل عدم وجود داده‌های میدانی افت‌وخیز در خصوص روسازی‌های مقطع معکوس، برای اعتبارسنجی نرم‌افزار MICH-PAVE از داده‌های میدانی رادا و همکاران (۱۹۹۲) استفاده شد. در این تحقیق، با استفاده از دستگاه FWD افت‌وخیزهای سطح یک روسازی تثبیت شده با آهک در هفت نقطه به فواصل صفر، ۲۰، ۳۰، ۴۵، ۶۰، ۹۰ و ۱۵۰ سانتی‌متر از مرکز بارگذاری اندازه‌گیری شده است. هندسه مقطع روسازی مورد آزمایش در این تحقیق میدانی در شکل ۶ نشان داده شده است. لایه آسفالت، لایه اساس تثبیت شده با آهک، لایه زیراساس و لایه بستر به ترتیب دارای مدول برجهندگی ۸۹۲۲، ۲۸۹، ۲۸۹ و ۲۲۰ مگاپاسکال بودند. مقطع روسازی در شکل ۶ نشان داده شده است. همچنین، شعاع صفحه



شکل ۶. مقطع روسازی آزمایش میدانی (رادا و همکاران، ۱۹۹۲).



شکل ۷. مقایسه افت و خیزهای محاسبه شده با نرم‌افزار MICH-PAVE و اندازه‌گیری شده به صورت میدانی

مصالح اساس سنگدانه‌ای به صورت غیرخطی بر اساس مدل $K-\theta$ در نظر گرفته شد که توسط هیکز و مونی-اسمیت (۱۹۷۱) ارائه شده است. این مدل به شکل زیر قابل بیان است:

$$M_R = K_1(\theta)^{K_2} \quad (14)$$

در این رابطه، θ تنش حجمی، یا به عبارت دیگر مجموع تنش‌های اصلی ($\sigma_1 + \sigma_2 + \sigma_3$) و K_1 و K_2 ثابت‌هایی هستند که از آزمایش سه محوری به دست می‌آیند.

در جدول ۳، H_{AC} ضخامت لایه آسفالت، H_{SG} ضخامت لایه اساس سنگدانه‌ای، H_{CTB} ضخامت لایه اساس تثبیت شده با سیمان، E_{AC} مدول برجهندگی لایه آسفالتی، E_{CTB} مدول برجهندگی لایه اساس تثبیت شده با سیمان، E_{SG} مدول برجهندگی لایه بستر، K_1 و K_2 پارامترهای غیرخطی لایه اساس سنگدانه‌ای، D0-D150 افت و خیز سطح در فواصل شعاعی صفر، ۲۰، ۳۰، ۶۰، ۹۰، ۱۲۰ و ۱۵۰ سانتی‌متر از مرکز بارگذاری است. ضخامت و مدول برجهندگی لایه‌ها بر اساس مقادیر معمول پیشنهاد شده برای روسازی‌های مقطع معکوس انتخاب شده است (پاپادوپولوس و ساتامارینا، ۲۰۱۷).

۴. محاسبات برگشتی به روش ترکیبی شبکه

عصبی مصنوعی و بهینه‌سازی برخورد اجسام

۴-۱. ایجاد پایگاه داده مربوط به افت و خیزهای

روسازی مقطع معکوس با استفاده از تحلیل

غیرخطی

به منظور ایجاد پایگاه داده مربوط به افت و خیزها در بازه‌های مختلف مدول‌های برجهندگی و ضخامت لایه‌ها در این تحقیق، افت و خیزهای سطح ۳۸۳۴۴ مقطع روسازی معکوس با نرم‌افزار المان محدود MICH-PAVE با استفاده از روش المان محدود غیرخطی تحلیل گردید. مشخصات آماری مصالح، ضخامت لایه‌ها و همچنین افت و خیزهای سطح در هفت نقطه به فاصله شعاعی مختلف از مرکز بارگذاری در جدول ۳ داده شده است. در این تحلیل‌ها، رفتار مصالح در لایه آسفالت، اساس تثبیت‌شده با سیمان و لایه بستر به صورت الاستیک خطی فرض شد. با توجه به اینکه در روسازی‌های مقطع معکوس، رفتار مصالح اساس سنگدانه‌ای، روی پاسخ‌های روسازی تأثیر چشم‌گیری دارد، در این تحقیق، رفتار

جدول ۳. مشخصات آماری مقاطع تحلیل شده برای ساخت پایگاه داده شبکه عصبی

پارامترهای آماری	حداقل	حداکثر	میانگین	انحراف معیار	میانه
H _{AC} (cm)	۵	۱۲/۵	۹	۳	۱۰/۱۶
H _{SB} (cm)	۱۰	۲۵	۱۸	۶	۱۵/۲۴
H _{CTB} (cm)	۱۰	۲۵	۱۸	۶	۱۵/۲۴
E _{AC} (MPa)	۵۵۲	۸۲۷۴	۳۶۲۸	۲۷۵۰	۳۱۰۲
E _{CTB} (MPa)	۳۴۵	۶۸۹۵	۳۱۰۳	۲۴۵۰	۱۷۲۴
E _{SG} (MPa)	۲۱	۱۰۳	۶۳	۲۷	۶۲
K ₁ (MPa)	۲۱	۴۸	۳۷	۱۰	۳۵
K ₂	۰/۳	۰/۸	۰/۵۵	۰/۱۵	۰/۶
D _۰ (cm)	۰/۰۲۲	۰/۲۱۳	۰/۰۶۵	۰/۰۲۶	۰/۰۵۹
D _{۲۰} (cm)	۰/۰۱۹	۰/۱۷	۰/۰۵۳	۰/۰۲۳	۰/۰۴۶
D _{۳۰} (cm)	۰/۰۱۷	۰/۱۴۸	۰/۰۴۵	۰/۰۲۱	۰/۰۳۸
D _{۶۰} (cm)	۰/۰۱۳	۰/۰۹۱	۰/۰۳۲	۰/۰۱۷	۰/۰۲۶
D _{۹۰} (cm)	۰/۰۱	۰/۰۶۲	۰/۰۲۴	۰/۰۱۸	۰/۰۱۹
D _{۱۲۰} (cm)	۰/۰۰۸	۰/۰۴۷	۰/۰۱۸	۰/۰۱۱	۰/۰۱۵
D _{۱۵۰} (cm)	۰/۰۰۷	۰/۰۳۸	۰/۰۱۵	۰/۰۰۹	۰/۰۱۲

۲-۴. مدل‌سازی افت‌وخیز سطح روسازی مقطع

معکوس با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

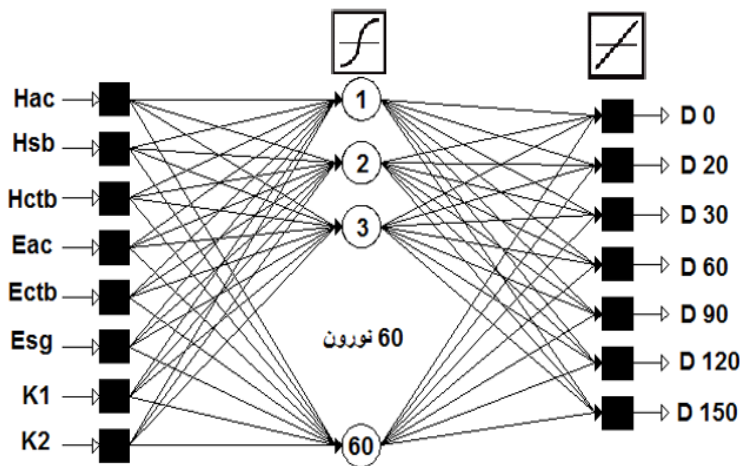
در این تحقیق، از جعبه‌ابزار شبکه عصبی مصنوعی متلب جهت مدل‌سازی شبکه عصبی استفاده شد. به منظور انجام فرایند آموزش و آزمون در شبکه عصبی مصنوعی لازم است که داده‌های ورودی و خروجی قبل از مدل‌سازی شبکه بین صفر و یک نرمال‌سازی شوند. جعبه‌ابزار شبکه عصبی مصنوعی، مقادیر اولیه وزن و بایاس را در هر بار اجرا به صورت تصادفی به شبکه اختصاص می‌دهد. یکی از عوامل بسیار مؤثر بر عملکرد آموزش شبکه عصبی مصنوعی، حتی با فرض ثابت بودن معماری و سایر پارامترهای شبکه عصبی، اختصاص دادن وزن‌ها و بایاس‌ها به شبکه است. در این پژوهش، از روش سعی و خطا جهت تعیین معماری بهینه شبکه عصبی استفاده شد. در این راستا، با استفاده از نرم‌افزار متلب، برنامه‌ای نوشته شد که فرایند سعی و خطا را به صورت خودکار

جهت تعیین معماری بهینه شبکه انجام می‌دهد. در شبکه‌های عصبی مصنوعی، تعداد مختلف نرون‌ها و لایه‌های پنهان از مهم‌ترین عوامل در عملکرد شبکه عصبی است. به همین دلیل، باید بهینه‌ترین تعداد نرون را برای لایه مخفی انتخاب کرد. بهینه‌ترین تعداد نرون‌ها در این تحقیق به این گونه تعیین شد که به ازای یک بازه از ۵ تا ۱۰۰ نرون در لایه پنهان، شبکه آموزش داده شد. به ازای هر معماری، جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) محاسبه گردید و نهایتاً بر اساس حداقل مقدار خطای جذر میانگین مربعات، معماری بهینه انتخاب گردید. به علاوه، جهت آموزش شبکه عصبی مصنوعی از الگوریتم لونیبرگ - مارکوارت استفاده شد (لونیبرگ، ۱۹۹۴؛ مارکوارت، ۱۹۶۳) و ۶۵٪ از داده‌ها برای آموزش، ۱۰٪ از داده‌ها برای اعتبارسنجی و ۲۵٪ از داده‌ها برای آزمون این شبکه مورد استفاده قرار گرفت. این شبکه ۸ ورودی و ۷ خروجی دارد که ورودی‌های شبکه شامل ضخامت

محاسبات برگشتی غیرخطی روسازی‌های مقطع معکوس با روش ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه‌سازی برخورد اجسام

۳۰۰، ۶۰۰، ۹۰۰، ۱۲۰۰ و ۱۵۰۰ میلی‌متر از مرکز بارگذاری در نظر گرفته شدند. در شکل ۸، معماری بهینه شبکه عصبی نشان داده شده است. همانگونه که ملاحظه می‌شود، شبکه عصبی مصنوعی دارای ۶۰ نرون در لایه مخفی است. همچنین، تابع انتقال لایه مخفی و لایه خروجی به ترتیب به صورت تانژانت سیگموئید و خطی می‌باشند.

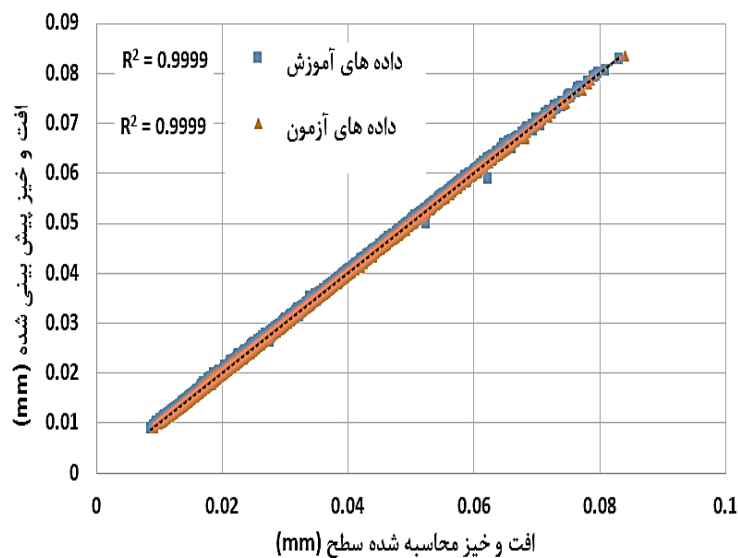
لایه آسفالت، ضخامت لایه اساس سنگدانه‌ای، ضخامت لایه اساس تثبیت‌شده با سیمان، مدول برجهندگی لایه آسفالت، مدول برجهندگی لایه اساس تثبیت شده با سیمان، مدول برجهندگی لایه بستر، پارامتر غیرخطی لایه اساس سنگ‌دانه‌ای K_1 و پارامتر غیرخطی لایه اساس سنگدانه‌ای K_2 است. همچنین، خروجی‌ها شامل افت‌وخیزهای سطح در ۷ نقطه به فواصل صفر، ۲۰۰،



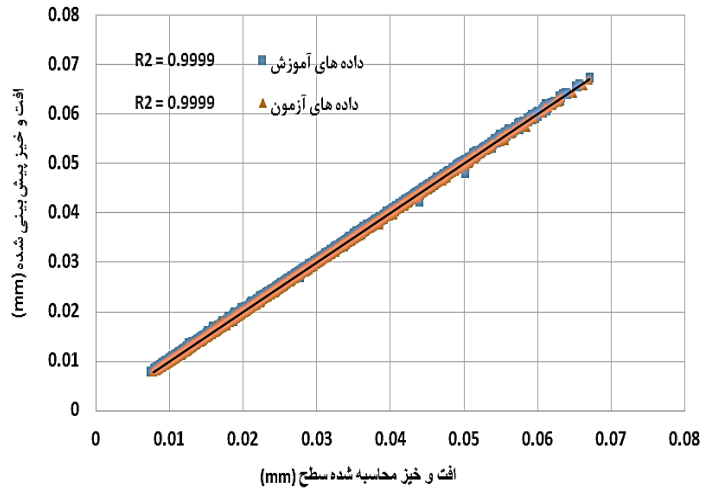
شکل ۸. معماری بهینه شبکه عصبی مصنوعی

پیش‌بینی‌شده توسط شبکه عصبی هم برای داده‌های آموزش و هم برای داده‌های آزمون برابر ۰/۹۹۹۹ است. که این ضریب نشان‌دهنده دقت بسیار بالای شبکه است.

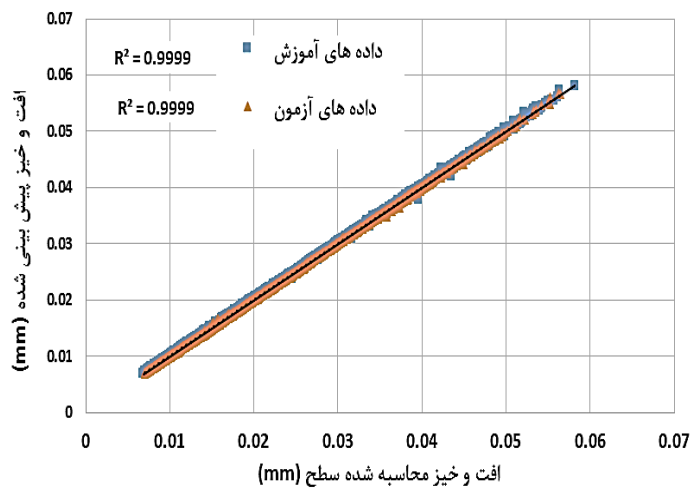
شکل‌های ۹ تا ۱۵، عملکرد شبکه‌های عصبی برای داده‌های آموزش و آزمون را نشان می‌دهند. همان‌طور که در این شکل‌ها مشاهده می‌شود، ضریب همبستگی بین افت‌وخیزهای محاسبه شده با افت‌وخیزهای



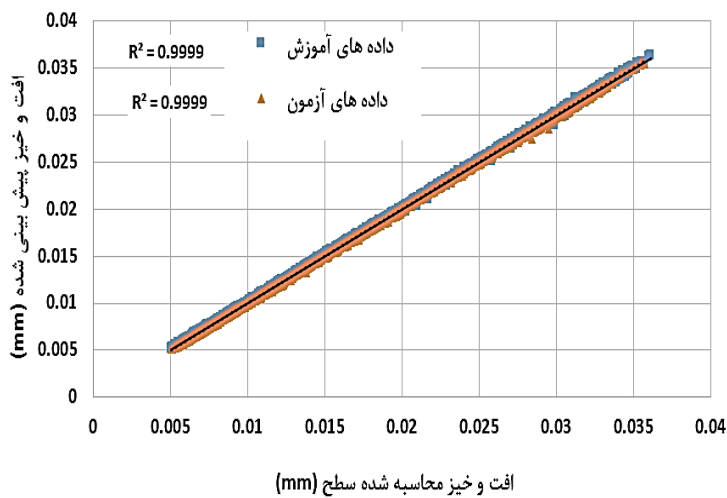
شکل ۹. عملکرد شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی افت‌وخیز در مرکز بارگذاری



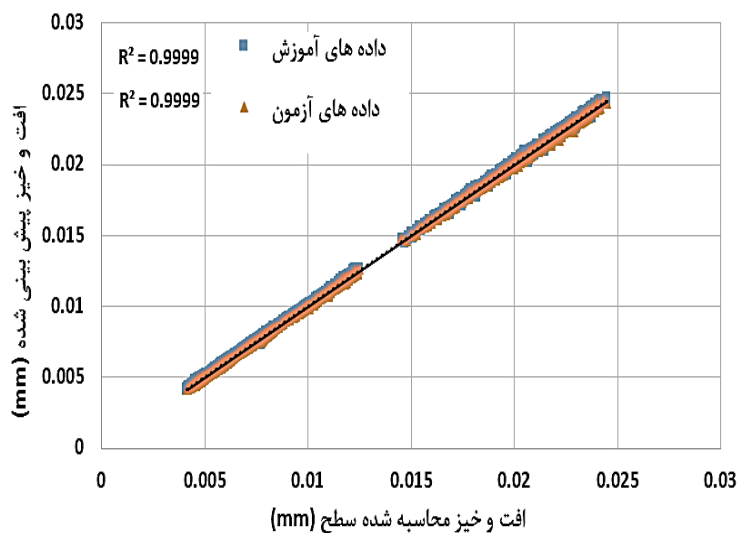
شکل ۱۰. عملکرد شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی افت و خیز در فاصله ۲۰ سانتی‌متری از مرکز بارگذاری



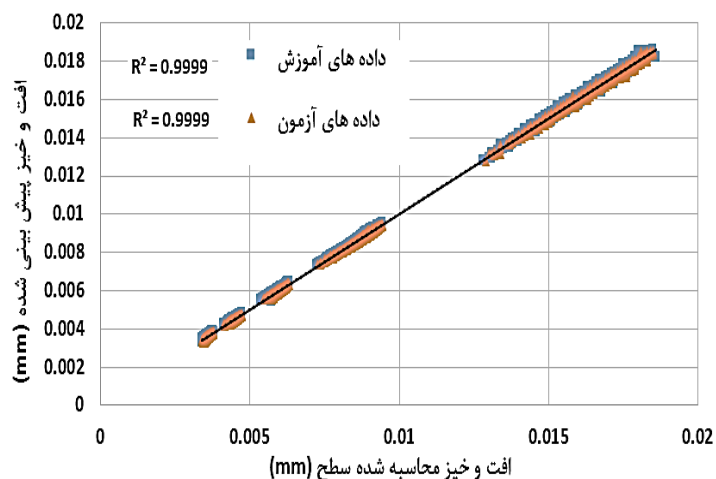
شکل ۱۱. عملکرد شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی افت و خیز در فاصله ۳۰ سانتی‌متری از مرکز بارگذاری



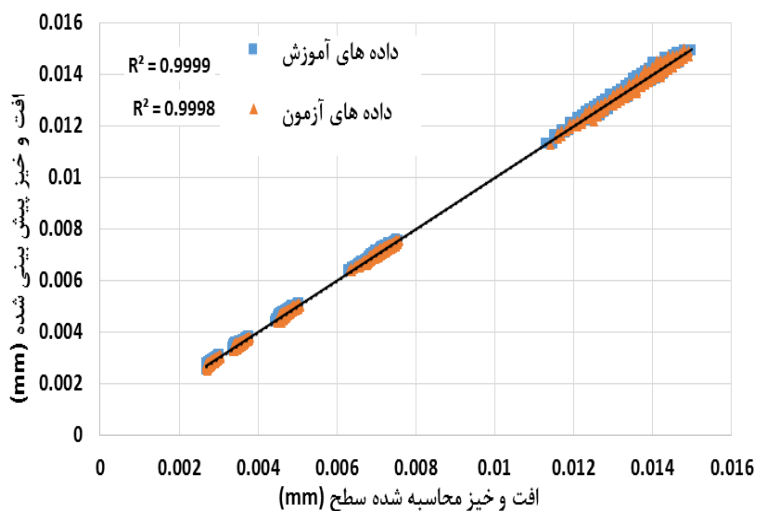
شکل ۱۲. عملکرد شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی افت و خیز در فاصله ۶۰ سانتی‌متری از مرکز بارگذاری



شکل ۱۳. عملکرد شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی افت و خیز در فاصله ۹۰ سانتی متری از مرکز بارگذاری



شکل ۱۴. عملکرد شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی افت و خیز در فاصله ۱۲۰ سانتی متری از مرکز بارگذاری



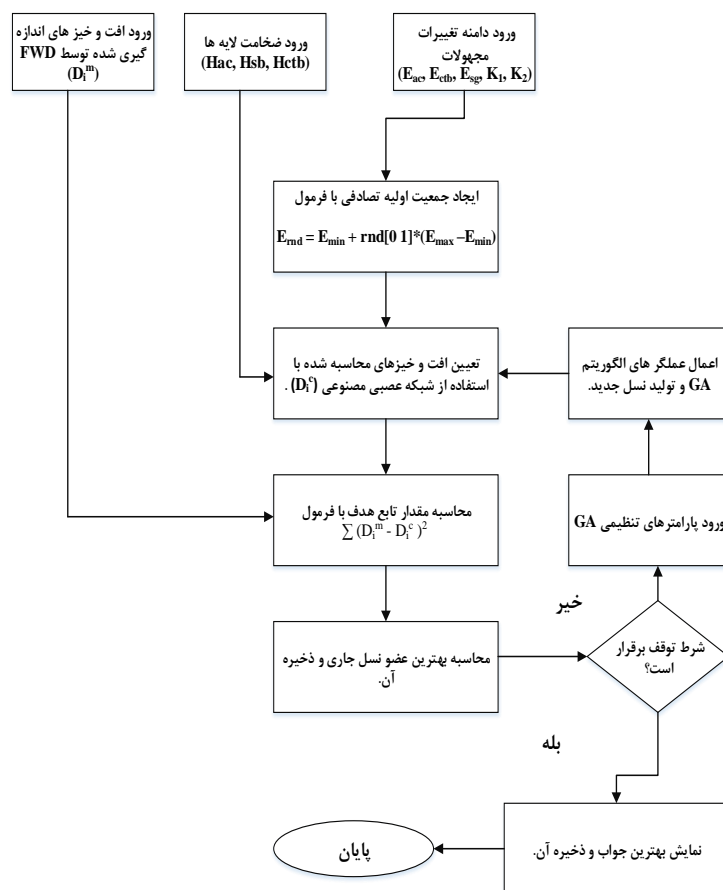
شکل ۱۵. افت و خیز سطح در فاصله ۱۵۰ سانتی متری از مرکز بارگذاری

۳-۴. محاسبات معکوس

در این تحقیق، برای محاسبات معکوس از دو الگوریتم بهینه‌سازی ژنتیک (GA) و برخورد اجسام (CBO) استفاده شده است. در قسمت قبل، مدلی بر اساس روش شبکه‌های عصبی مصنوعی توسعه یافت که امکان محاسبات رو به جلو را برای به دست آوردن افت‌وخیزها در هفت نقطه به فواصل صفر، ۲۰۰، ۳۰۰، ۶۰۰، ۹۰۰، ۱۲۰۰ و ۱۵۰۰ میلی‌متر از محل اعمال بار با داشتن هشت ورودی که همان ضخامت‌ها و مشخصات لایه‌ها است، فراهم می‌کند. این شبکه عصبی رو به جلو در الگوریتم‌های بهینه‌سازی برای به دست آوردن افت‌وخیزها (D_i^c) مورد استفاده قرار می‌گیرد. تابع هدف جهت انجام محاسبات برگشتی به صورت معادله (۱۵)

$$F(x) = \min \sum_i^n (D_i^m - D_i^c)^2 \quad (15)$$

که در این رابطه، D_i^m افت‌وخیزهای اندازه‌گیری شده با استفاده از دستگاه افت‌وخیزسنج ضربه‌ای (FWD) است که مقادیری معلوم هستند و D_i^c افت‌وخیزهای پیش‌بینی شده با استفاده از شبکه عصبی است. ضخامت‌های لایه‌ها (Hac, Hsb, Hctb) و افت‌وخیزهای اندازه‌گیری شده با استفاده از دستگاه افت‌وخیزسنج ضربه‌ای (D_i^m) به‌عنوان داده‌های معلوم ورودی به الگوریتم وارد می‌شوند. در شکل‌های ۱۶ و ۱۷، مدل ترکیبی شبکه عصبی و الگوریتم‌های بهینه‌سازی GA و CBO به‌منظور به دست آوردن مدول‌های برجهندگی لایه‌ها به روش محاسبات برگشتی به‌صورت شماتیک نمایش داده شده است.



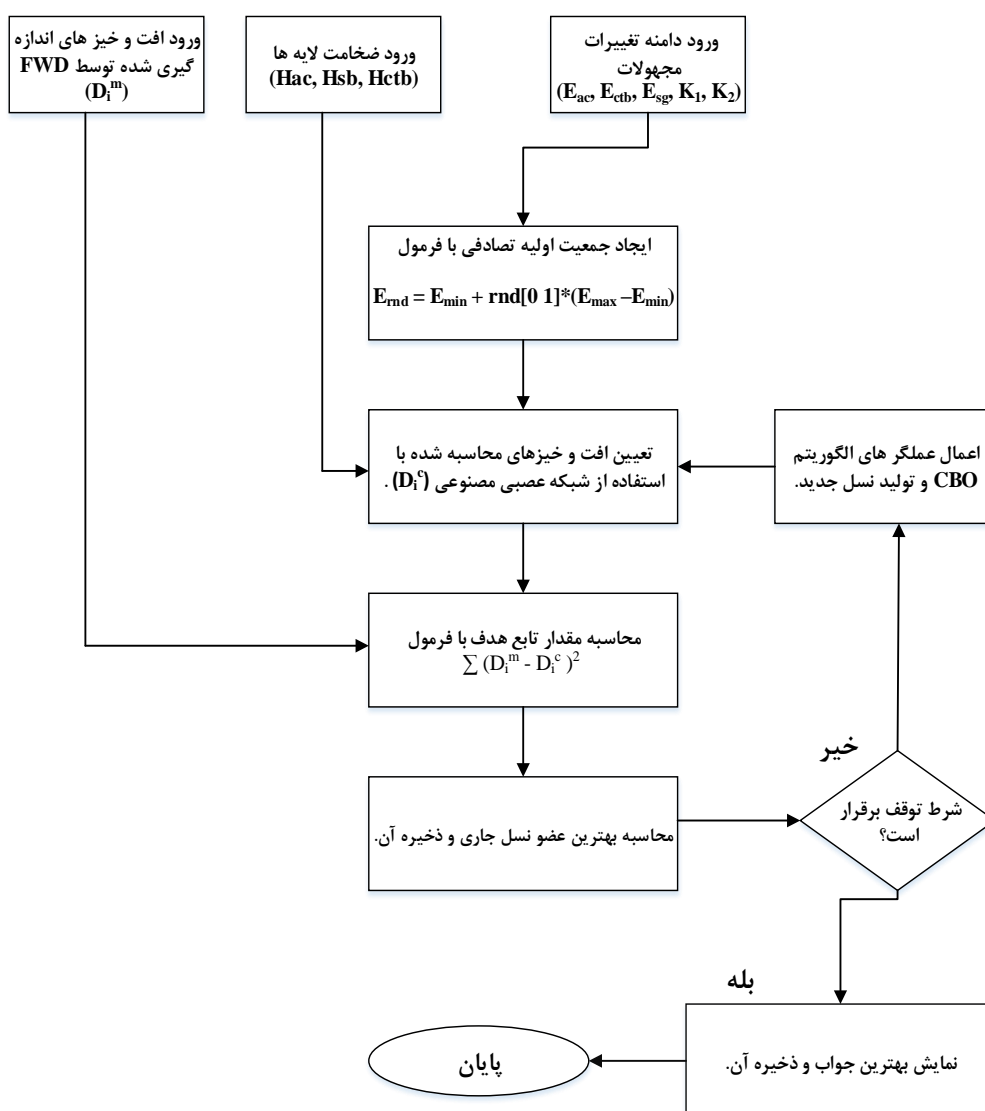
شکل ۱۶. مدل ترکیبی شبکه عصبی و الگوریتم بهینه‌سازی GA

۴-۴. زمان رسیدن به پاسخ بهینه در دو الگوریتم

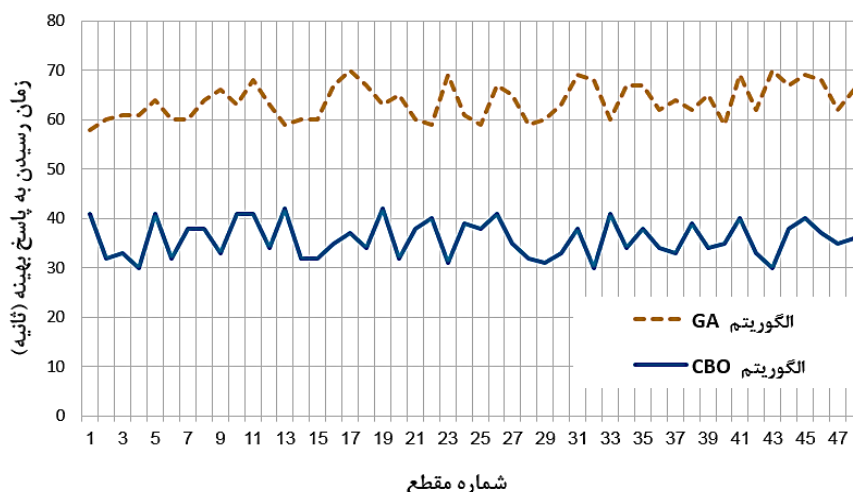
CBO و GA

برای سرعت رسیدن به پاسخ بهینه در الگوریتم‌های بهینه‌سازی GA و CBO، زمان رسیدن به پاسخ بهینه در ۴۸ مقطع تعیین شد. همان طور که در شکل ۱۸ مشاهده می‌شود، زمان رسیدن به پاسخ بهینه در الگوریتم CBO بسیار کمتر از GA است. این زمان در الگوریتم CBO در بازه ۳۰ تا ۴۰ ثانیه و برای الگوریتم GA در بازه ۵۵ تا ۷۰ ثانیه قرار دارد.

پارامترهای تنظیمی مهم در الگوریتم GA که روی پاسخ بهینه تأثیر بسیار زیادی می‌گذارد شامل Pc (ضریب انتخاب تعداد والدین از جمعیت اولیه)، Pm (ضریب انتخاب تعداد جمعیت جهش از جمعیت اولیه) و Mu (نرخ جهش) است. در این تحقیق، برای انتخاب پارامترهای تنظیمی الگوریتم GA از روش سعی و خطا استفاده شد. برای این منظور، هر مسأله، به ازای مقادیر مختلف Pc، Pm و Mu تحلیل شد و در نهایت مقادیر بهینه این پارامترها انتخاب گردیدند.



شکل ۱۷. مدل ترکیبی شبکه عصبی و الگوریتم بهینه‌سازی CBO



شکل ۱۸. زمان رسیدن به پاسخ بهینه در دو الگوریتم GA و CBO

به‌دست آمده با دو الگوریتم بهینه‌سازی GA و CBO مطابق شکل‌های ۱۹ تا ۲۳ است. همان‌طور که در این شکل‌ها مشاهده می‌شود، نتایج حاصل از الگوریتم CBO بسیار نزدیک به مقادیر در نظر گرفته شده در تحلیل رو به جلو توسط MICH-PAVE می‌باشد و نتایج حاصل از الگوریتم GA دارای خطای بیشتری است. در واقع، برای کلیه مقاطع، خطای پیش‌بینی مدول برجهندگی و پارامترهای غیرخطی لایه اساس با استفاده از روش ANN-CBO کمتر از ۱۰٪ است. در حالی که این خطا در روش ANN-GA تا ۲۰٪ نیز می‌باشد.

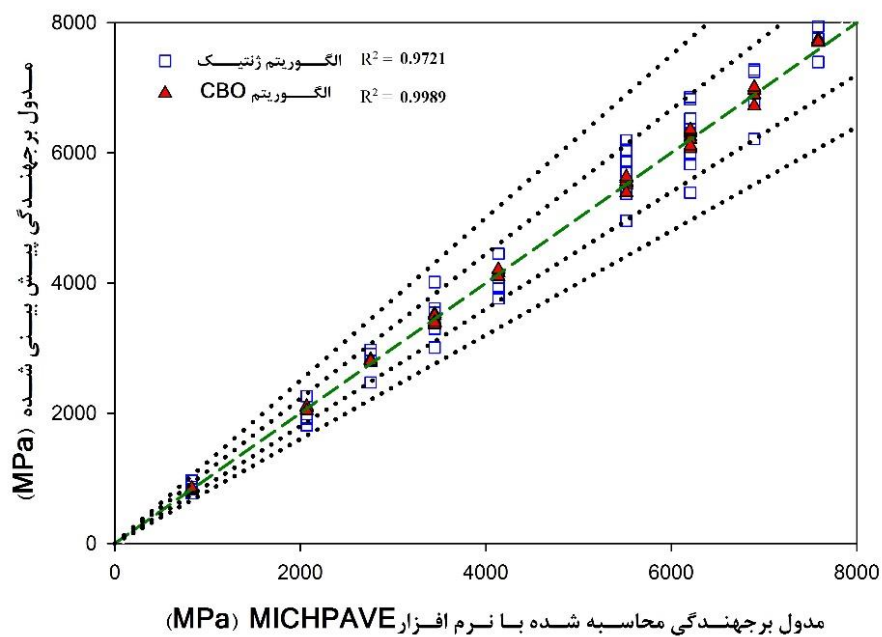
۵. بحث در نتایج و اعتبارسنجی مدل‌های

محاسبات معکوس

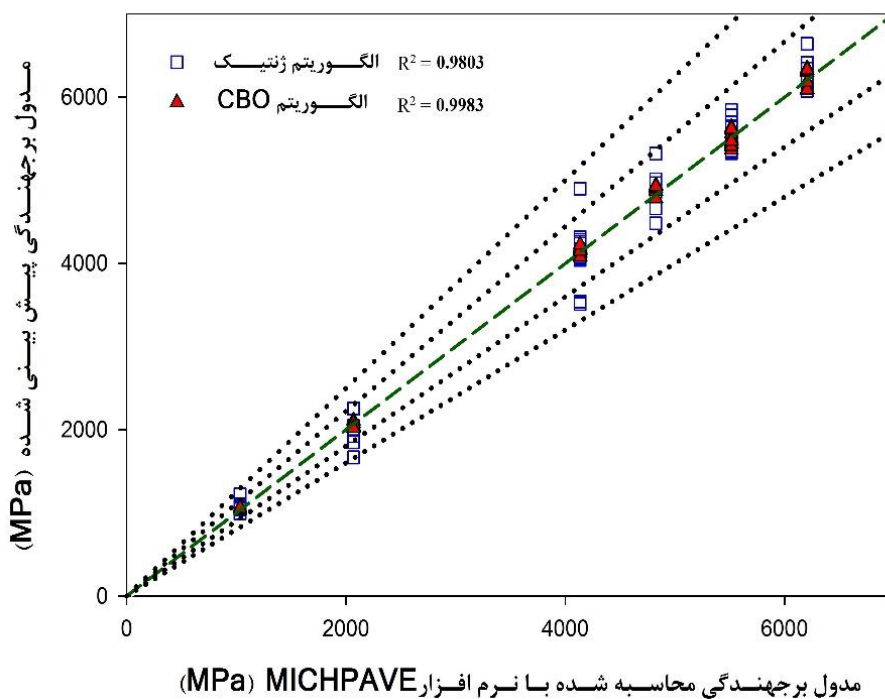
برای تعیین عملکرد الگوریتم‌های بهینه‌سازی GA و CBO از ۴۸ مقطع با مشخصاتی مطابق جدول ۴ استفاده شد. در این جدول، واحد ضخامت سانتی‌متر و واحد مدول‌های برجهندگی و پارامتر غیرخطی K_1 برحسب MPa است. در مدل محاسبات برگشتی، با داشتن ضخامت لایه‌ها و هفت افت‌وخیز محاسبه شده در فواصل شعاعی مشخص، پنج ویژگی سازه‌ای لایه‌ها (E_{AC} , E_{CTB} , E_{SG} , K_1 , K_2) پیش‌بینی می‌شود. نتایج

جدول ۴. اطلاعات آماری ضخامت و مشخصات لایه‌ها برای ۴۸ مقطع مورد استفاده جهت اعتبارسنجی

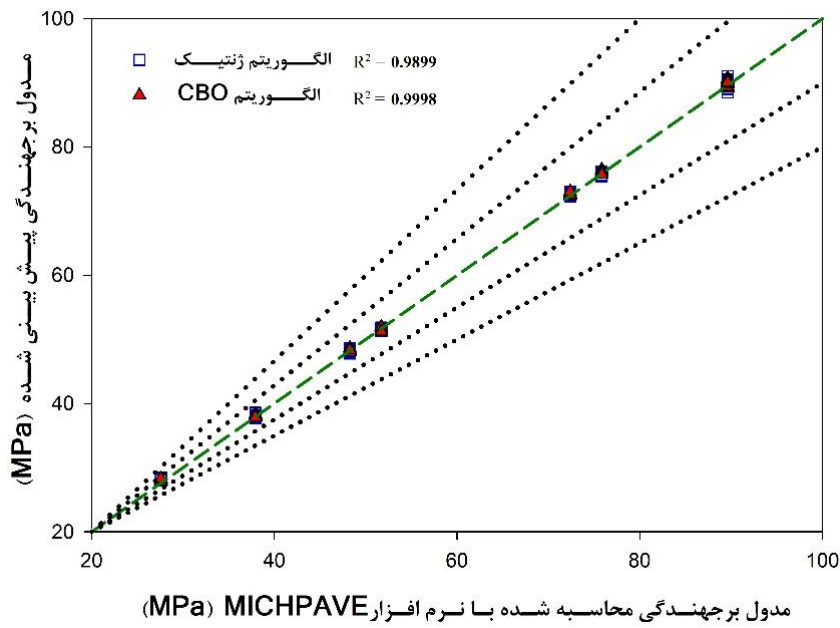
پارامتر آماری	H_{AC}	H_{CTB}	H_{SG}	E_{AC}	E_{CTB}	E_{SG}	K_1	K_2
حداقل	۵	۱۰	۱۰	۸۲۷	۱۰۳۴	۲۷	۲۵	۰/۳
میانگین	۶	۱۳	۱۷	۴۵۵۰	۴۱۷۹	۶۱	۳۸	۰/۵۳
حداکثر	۸	۱۵	۲۰	۷۵۸۳	۶۲۰۴	۸۹	۴۵	۰/۷



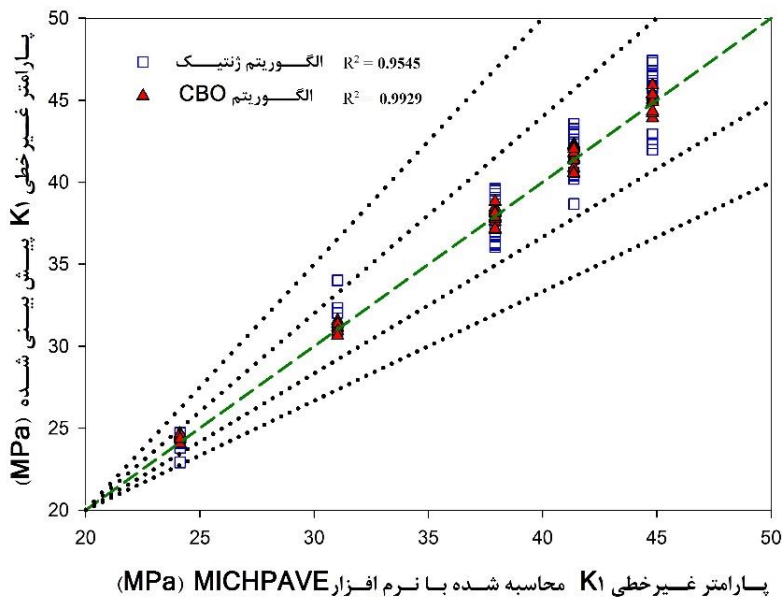
شکل ۱۹. عملکرد مدل‌های ترکیبی ANN-GA و ANN-CBO در پیش‌بینی مدول برجهندگی لایه آسفالت



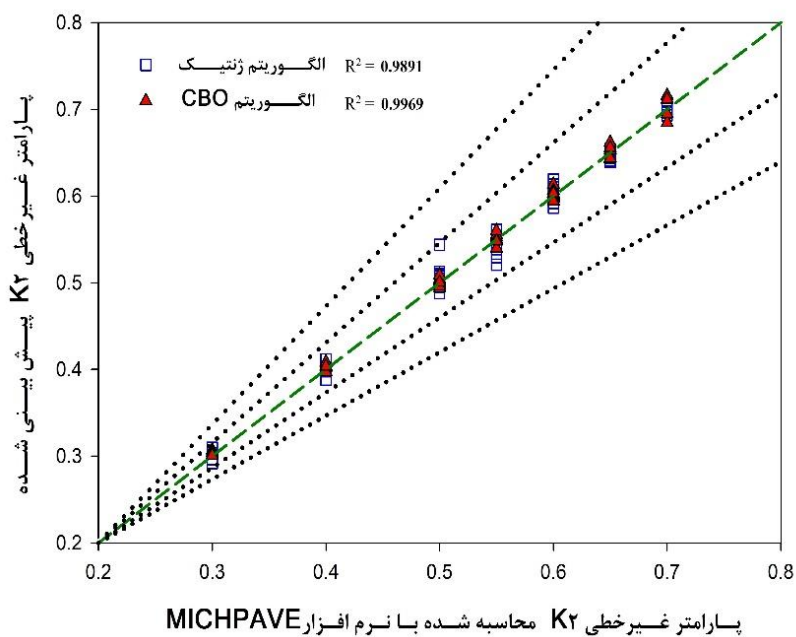
شکل ۲۰. عملکرد مدل‌های ترکیبی ANN-GA و ANN-CBO در پیش‌بینی مدول برجهندگی لایه اساس تثبیت شده با سیمان



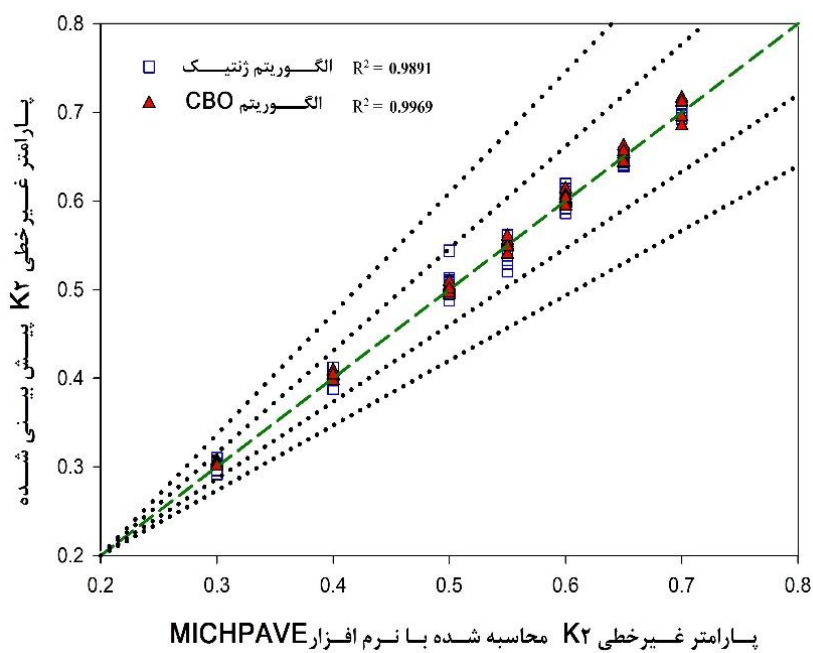
شکل ۲۱. عملکرد مدل‌های ترکیبی ANN-GA و ANN-CBO در پیش‌بینی عملکرد مدل پیش‌بینی مدول برجهندگی لایه بستر



شکل ۲۲. عملکرد مدل‌های ترکیبی ANN-GA و ANN-CBO در پیش‌بینی پارامتر غیرخطی K1 برای لایه اساس سنگدانه‌ای



شکل ۲۳. عملکرد مدل‌های ترکیبی ANN-CBO و ANN-GA در پیش‌بینی پارامتر غیرخطی K2 برای لایه اساس سنگدانه‌ای



شکل ۲۳. عملکرد مدل‌های ترکیبی ANN-CBO و ANN-GA در پیش‌بینی پارامتر غیرخطی K2 برای لایه اساس سنگدانه‌ای

۶. نتیجه‌گیری

با استناد به تحقیق انجام شده، می‌توان نتایج را به صورت خلاصه به شرح زیر بیان کرد:

۱- اعتبارسنجی نتایج حاصل از برنامه MICHPAVE با استفاده از برنامه KENLAYER و داده‌های میدانی نشان‌دهنده دقت بالای این برنامه جهت محاسبه افت‌وخیزهای سطح روسازی حاصل از بارگذاری دستگاه FWD است.

۲- شبکه عصبی مصنوعی با ضریب رگرسیون بیش از ۹۹/۹۹ درصد قادر به پیش‌بینی افت‌وخیزهای سطح روسازی‌های مقطع معکوس است.

۳- مدل ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه‌سازی برخورد اجسام برای پیش‌بینی مدول‌های

برجهدگی روسازی با مقطع معکوس ۲۵-۳۵ ثانیه سریع‌تر از مدل ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه‌سازی ژنتیک است. همچنین، دقت مدل ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه‌سازی برخورد اجسام برای انجام محاسبات معکوس روسازی‌های مقطع معکوس بیشتر از دقت مدل ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه‌سازی ژنتیک است.

۴- مدل ترکیبی شبکه عصبی و الگوریتم بهینه‌سازی برخورد اجسام (ANN-CBO) یک مدل بسیار مناسب جهت محاسبات برگشتی مدول لایه‌ها است و نسبت به مدل ترکیبی ANN-GA ترجیح داده می‌شود.

- Alkasawneh, W. M. 2007. "Backcalculation of pavement moduli using genetic algorithms". MSc. Thesis, University of Akron, Ohio, USA.
- Ceylan, H., Guclu, A., Tutumluer, E. and Thompson, M. R. 2005. "Backcalculation of full-depth asphalt pavement layer moduli considering nonlinear stress-dependent subgrade behavior". *Int. J. Pavement Eng.*, 6(3): 171-182.
- Cortes, D. D., Shin, H. and Santamarina, J. C. 2012. "Numerical simulation of inverted pavement systems". *J. Transport. Eng.*, 138(12): 1507-1519.
- Fwa, T., Tan, C. and Chan, W. 1997. "Backcalculation analysis of pavement-layer moduli using genetic algorithms". *Transport. Res. Record: J. Transport. Res. Board*, 1570: 134-142.
- Goktepe, A. B., Agar, E. and Lav, A. H. 2006. "Advances in backcalculating the mechanical properties of flexible pavements". *Adv. Eng. Softw.*, 37(7): 421-431.
- Gopalakrishnan, K. 2009. "Neural network-swarm intelligence hybrid nonlinear optimization algorithm for pavement moduli back-calculation". *J. Transport. Eng.*, 136(6): 528-536.
- Gopalakrishnan, K. and Thompson, M. R. 2004. "Backcalculation of airport flexible pavement non-linear moduli using artificial neural networks". PhD Dissertation, University of Illinois at Urbana, Champaign.
- Harvey, R. L. 1994. "Neural Network Principles". Prentice-Hall, Inc.
- Hicks, R. G. and Monismith, C. L. 1971. "Factors influencing the resilient response of granular materials". *Highway Res. Record*, 345: 15-31.
- Kaveh, A. and Mahdavi, V. 2014. "Colliding bodies optimization: a novel meta-heuristic method". *Comput. Struct.*, 139: 18-27.
- Levenberg, K. 1944. "A method for the solution of certain non-linear problems in least squares". *Quart. Appl. Math.*, 2(2): 164-168.
- Li, M. and Wang, H. 2017. "Development of ANN-GA program for backcalculation of pavement moduli under FWD testing with viscoelastic and nonlinear parameters". *Int. J. Pavement Eng.*, 20(4): 490-498.
- Marquardt, D. W. 1963. "An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters". *J. Soc. Indus. Appl. Math.*, 11(2): 431-441.
- Meier, R. W. 1995. "Backcalculation of Flexible Pavement Moduli from Falling Weight Deflectometer Data Using Artificial Neural Networks". U.S. Army Corps of Engineers, Washington, DC.
- Ocal, A. 2014. "Backcalculation of pavement layer properties using artificial neural network based gravitational search algorithm". Middle East Technical University.
- Papadopoulos, E. and Santamarina, J. C. 2017. "Inverted base pavements: Construction and performance". *Int. J. Pavement Eng.*, 20(6): 697-703.
- Park, S. W., Park, H. M. and Hwang, J. J. 2010. "Application of genetic algorithm and finite element method for backcalculating layer moduli of flexible pavements". *KSCE J. Civ. Eng.*, 14(2): 183-190.
- Pekcan, O., Tutumluer, E. and Thompson, M. 2006. "Nondestructive flexible pavement evaluation using ILLI-PAVE based artificial neural network models". In *GeoCongress 2006: Geotechnical Engineering in the Information Technology*.
- Rada, G., Richter, C. and Stephanos, P. 1992. "Layer moduli from deflection measurements: software selection and development of strategic highway research program's procedure for flexible pavements". *Transport. Res. Record*, 1377: 77-87.
- Rakesh, N., Jain, A., Reddy, M. A. and Reddy, K. S. 2006. "Artificial neural networks - genetic algorithm based model for backcalculation of pavement layer moduli". *Int. J. Pavement Eng.*, 7(3): 221-230.
- Saltan, M. and Terzi, S. 2008. "Modeling deflection basin using artificial neural networks with cross-validation technique in backcalculating flexible pavement layer moduli". *Adv. Eng. Softw.*, 39(7): 588-592.
- Saltan, M., Uz, V. E. and Aktas, B. 2013. "Artificial neural networks-based backcalculation of the structural properties of a typical flexible pavement". *Neur. Comput. Appl.*, 23(6): 1703-1710.
- Schalkoff, R. J. 1997. "Artificial Neural Networks". McGraw-Hill, New York.
- Scimemi, G. F., Turetta, T. and Celauro, C. 2016. "Backcalculation of airport pavement moduli and thickness using the Lévy Ant Colony Optimization Algorithm". *Constr. Build. Mater.*, 119: 288-295.
- Tsai, B. W., Kannekanti, V. N. and Harvey, J. T. 2004. "Application of genetic algorithm in asphalt pavement design". *Transport. Res. Record: J. Transport. Res. Board*, 1891: 112-120.
- Varma, S. and Emin Kutay, M. 2016. "Backcalculation of viscoelastic and nonlinear flexible pavement layer properties from falling weight deflections". *Int. J. Pavement Eng.*, 17(5): 388-402.
- Wang, H., Xie, P., Ji, R. and Gagnon, J. 2019. "Prediction of airfield pavement responses from surface deflections: Comparison between soft computing model and traditional backcalculation approach". 98 Annual Meeting of Transportation Research Board (TRB), Washington DC, USA.