

پیش‌بینی ظرفیت باربری وابسته به زمان شمع‌های کوبشی در خاک چسبنده با استفاده از روش گروهی مدیریت داده‌ها

سارا بنایی‌مقدم (دانشجوی کارشناسی ارشد)

محمد رضا خانمحمدی* (استادیار)

دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی اصفهان

مهندسی عمران شریف، پاییز ۱۴۰۰
دوره ۲ - ۳۷، شماره ۲/۳، ص. ۲۷-۳۵، (پژوهشی)

وابستگی ظرفیت باربری شمع‌ها به زمان، از مهم‌ترین مسائل در زمینه‌ی طراحی شمع‌هاست. عموماً ظرفیت باربری شمع‌های اجرا شده در خاک‌های چسبنده بعد از اتمام فرایند نصب و با گذشت زمان افزایش می‌یابد که آن را پدیده‌ی گیرش می‌نامند. در مطالعه‌ی حاضر، برای تخمین میزان گیرش و ارائه‌ی رابطه‌ی رابطیه‌ی کاربردی برای استفاده در مقاصد طراحی پی‌های عمیق، از روش گروهی مدیریت داده‌ها (GMDH) که یک الگوریتم هوشمند و داده‌محور است، استفاده شده است. بانک داده‌ی استفاده شده در پژوهش حاضر، شامل خصوصیات از شمع و خاک بوده است که به عنوان متغیرهای مستقل به سیستم معرفی شده‌اند. نتایج حاصل از تحلیل حساسیت مدل نشان می‌دهد که پارامترهایی، نظیر ظرفیت باربری اولیه و مقاومت برشی زهکشی نشده‌ی خاک با درصد مشارکت به ترتیب ۳۷ و ۲۲، تأثیر به‌سزایی در افزایش ظرفیت باربری وابسته به زمان شمع دارند. چندجمله‌ی حاصل از مدل‌سازی برای پیش‌بینی ظرفیت باربری وابسته به زمان در مطالعه‌ی حاضر، با ضریب تعیین 0.76 می‌تواند به عنوان رابطه‌ی قابل قبول در فرایند طراحی شمع استفاده شود.

واژگان کلیدی: گیرش شمع، ظرفیت باربری وابسته به زمان، هوش مصنوعی، مدیریت گروهی داده‌ها.

sara.moghadam@cv.iut.ac.ir
mkhanmohammadi@iut.ac.ir

۱. مقدمه

شمع‌ها، اجزاء سازه‌ی ستون‌مانندی هستند که در شکل‌ها و جنس‌های مختلف، وظیفه‌ی انتقال بار سازه را به لایه‌های عمیق‌تری از خاک بر عهده دارند. شمع‌ها را می‌توان در انواع چوبی، بتنی، و فولادی و در شکل‌های لوله‌ی، مربعی و با مقاطع بال‌پهن یافت. اهمیت طراحی ایمن شمع‌ها، به‌ویژه در ساخت‌سازه‌های عظیم و با اهمیت بر همگان روشن است. مهندسان طراح به فراخور پروژه، از روش‌های متعددی برای طراحی شمع‌ها استفاده می‌کنند. مراحل طراحی، ساخت و اجرای شمع‌ها، با توجه به ابعاد شمع‌ها و مصالح موردنظر می‌تواند بسیار زمان‌بر و پرهزینه باشد. پدیده‌ی گیرش مدتی است که به موضوعی قابل توجه در مطالعات ژئوتکنیکی تبدیل شده است و از جمله مواردی است که در نظر گرفتن آن در فرایند طراحی می‌تواند به لحاظ اقتصادی تأثیرگذار باشد. در توضیح پدیده‌ی گیرش بیان می‌شود که بسیاری از شمع‌ها با گذشت زمان، افزایشی را در ظرفیت باربری خود تجربه می‌کنند. در نظر گرفتن مسئله‌ی اخیر در مراحل ابتدایی طراحی می‌تواند منجر به

* نویسنده مسئول

تاریخ: دریافت ۱۳۹۹/۷/۲۷، اصلاحیه ۱۳۹۹/۱۱/۱۱، پذیرش ۱۴۰۰/۱/۲۱

DOI:10.24200/J30.2021.56892.2865

کوبیده شده در خاک خشک ریزدانه در بلندمدت می‌شود. پدیده‌ی گیرش در بیشتر نقاط جهان، برای انواع مختلفی از شمع‌ها و در خاک‌های متفاوت اتفاق می‌افتد و به خصوصیات خاک و شمع مرتبط است.^[۷] در خاک‌های چسبیده، مقاومت برشی خاک دست‌خورده و تحکیم مجدداً یافته، بیشتر از مقاومت برشی خاک دست‌نخورده است و در خاک‌های ریزدانه، بیشترین عامل ایجاد گیرش، به خزش ناشی از سازوکار سالخورده‌گی و قوس‌زدگی ارتباط دارد.^[۸] برای اندازه‌گیری میزان گیرش برای شمع‌ها لازم است که ظرفیت باربری شمع، دست‌کم در دو زمان متفاوت بعد از کوبش اندازه‌گیری شود. برای اندازه‌گیری بیشترین میزان گیرش، اولین اندازه‌گیری ظرفیت باربری باید بلافاصله بعد از کوبش اولیه‌ی شمع و یا در سریع‌ترین زمان ممکن انجام شود. به همین ترتیب، سنجش مجدد ظرفیت باربری شمع برای تعیین میزان گیرش، هر چه با سنجش اولیه به لحاظ زمانی فاصله داشته باشد، شرایط بهتری را برای تعیین گیرش مهیا می‌کند. اندازه‌گیری ظرفیت باربری باید به‌گونه‌ی باشد که ظرفیت باربری جداری و ظرفیت باربری اتکالی (نوک شمع) به صورت مجزا تعیین شوند؛ ضمناً این موضوع حائز اهمیت است که توزیع مقاومت جداری نیز مشخص شود. با استفاده از آزمون‌های بارگذاری استاتیکی و یا دینامیکی و همچنین با استفاده از برنامه‌ی تحلیل موجی نمونه‌ی شمع‌ها (CAPWAP)^[۹] این موضوع قابل اجراء است. نتایج مطالعات پیشین نشان می‌دهد که افزایش در ظرفیت باربری به صورت عمده در مقاومت جداری اثر می‌گذارد و بیشتر در خاک‌های چسبیده همچون خاک رس مشاهده می‌شود.^[۱۰،۱۱] برای مثال، از جمله مطالعات قابل توجه در زمینه‌ی بررسی پدیده‌ی گیرش، پژوهشی از کام‌انجی و رامی کسبیاتی^[۳] (۲۰۱۸) با عنوان بررسی پاسخ خاک اطراف شمع به پدیده‌ی گیرش با استفاده از آزمایش‌های متوسط مقیاس و آزمون نفوذ مخروط است. نتایج حاصل از پژوهش حاضر نشان می‌دهد که گیرش شمع عمدتاً در لایه‌های خاک چسبیده روی می‌دهد و وجود لایه‌های زهکش در بالا و پایین لایه‌های مذکور می‌تواند این فرایند را تسهیل کند. از نتایج دیگر پژوهش اخیر آن است که پدیده‌ی گیرش به صورت عمده در افزایش مقاومت جداری اثرگذار است.^[۱۱] پژوهش دیگری از مراد ابو فرسخ و نافول هاکه^[۴] (۲۰۱۹) در این زمینه انجام شده است که در آن با بررسی اثر خصوصیات خاک چسبیده در پدیده‌ی گیرش، رابطه‌ی تجربی بر مبنای رابطه‌ی اسکو و دنور (۱۹۸۸) برای تخمین ظرفیت باربری وابسته به زمان شمع‌ها ارائه شده است. پژوهش اخیر نیز همانند بسیاری از مطالعات انجام شده در زمینه‌ی ذکر شده، پدیده‌ی گیرش را حاصل از استهلاک اضافه فشار آب حفره‌ی ایجاد شده در اثر فرایند نصب شمع می‌داند. از موارد مهم بررسی شده در پژوهش مذکور، رابطه‌ی میان خصوصیات خاک و پارامتر گیرش است. علاوه بر این، با در نظر گرفتن رابطه‌ی ارائه شده توسط اسکو و دنور^[۵] (۱۹۸۸)، ایشان پارامتر گیرش (A) در رابطه‌ی اشاره شده را به‌عنوان تابعی از خصوصیات خاک معرفی کرده‌اند.^[۱۲]

پژوهش قابل توجه دیگری از پژوهشگران اخیر (۲۰۱۴) با عنوان «بررسی اثر ابعاد شمع در میزان گیرش در خاک‌های چسبیده» در این رابطه وجود دارد، که در آن از داده‌های نتایج کوبش ۴۵ شمع بتنی پیش‌ساخته و پیش‌تنیده در ایالت لوئیزیانا آمریکا استفاده و ۴ گروه از شمع‌ها با ابعاد ۱۴، ۱۶، ۲۴ و ۳۰ اینچ برای بررسی اثر ابعاد شمع در گیرش، تحت شرایط یکسان خاک انتخاب شده‌اند. نتایج پژوهش اخیر نشان داد که با افزایش ابعاد شمع، نرخ گیرش نیز افزایش می‌یابد. این پدیده ممکن است به این علت روی دهد که شمع‌هایی با ابعاد بزرگ‌تر، حجم بیشتری از خاک را جابه‌جا می‌کنند و در نتیجه اضافه فشار آب حفره‌ی بیشتری ایجاد می‌شود که استهلاک آن می‌تواند مقاومت بیشتری در خاک اطراف شمع‌های بزرگ نسبت به شمع‌های کوچک‌تر ایجاد کند.^[۱۳] روش‌های مختلفی برای پیش‌بینی ظرفیت باربری وابسته

به زمان شمع‌ها وجود دارد. رایج‌ترین مدل برای پیش‌بینی ظرفیت باربری شمع‌ها رابطه‌ی معرفی شده توسط اسکو و دنور است که در آن از ضریب گیرش A برای تعیین نرخ گیرش استفاده شده است.^[۱۴] پژوهشگران دیگری نیز یک‌سری روابط تجربی برای این منظور پیشنهاد داده‌اند.^[۱۵،۱۶] مدتی است که به استفاده از روش‌های هوش مصنوعی برای مدل‌سازی و حل مسائل پیچیده‌ی مهندسی در میان پژوهشگران این حوزه توجه شده است. شبکه‌های عصبی - مصنوعی و الگوریتم‌های ژنتیکی به‌عنوان پرکاربردترین روش‌ها در این زمینه محسوب می‌شوند. روش هوشمند و داده‌محور مدیریت گروهی داده‌ها (GMDH)^[۶] که همانند سیستم‌های شبکه‌ی عصبی عمل می‌کند، در سال ۱۹۸۶ توسط ایواخنکو معرفی شد. این روش با رویکردی تکراری و خودسازمان‌دهنده و در ساختاری لایه‌ی به دنبال بهترین چندجمله‌ی برای تخمین متغیر هدف است. منظور از خودسازمان‌دهی این است که در طراحی شبکه‌ی عصبی، طراح نقش کمتری دارد و خود شبکه به بازنسازی ساختار خود می‌پردازد. تقریباً تمامی الگوریتم‌های معروف GMDH از توابع پشتیبان چندجمله‌ی استفاده می‌کنند. در الگوریتم‌های مذکور، ارتباط کلی میان متغیرهای ورودی و خروجی در فرم سری ولتر^[۷] که فرم گسسته‌ی مشابه آن چندجمله‌ی کولموگوروف - گابور است، ایجاد می‌شود.^[۱۷] چندجمله‌ی کولموگوروف - گابور می‌تواند هر توالی ایستا را تقریب بزند و توسط هر روش تطبیقی یا سیستم معادلات نرمال گوسین قابل محاسبه است. چندجمله‌ی کولموگوروف - گابور به‌صورت گسترده برای توسعه‌ی مدل‌های غیرخطی استفاده شده است.^[۱۸،۱۹] چندجمله‌ی مذکور می‌تواند به صورت یک معادله‌ی درجه دوم و یا سوم استفاده شود، اما چندجمله‌ی پیشنهادی توسط ایواخنکو برای توسعه‌ی شبکه‌ی GMDH دارای مرتبه‌ی دو است؛ هر چند استفاده از چندجمله‌ی با مرتبه‌ی بالاتر می‌تواند به تولید مدل‌هایی با پیچیدگی بیشتر منجر شود، اما با توجه به پژوهش‌های انجام شده، استفاده از چندجمله‌ی درجه دو می‌تواند منجر به ایجاد خطای کمتری در فرایند پیش‌بینی شود.^[۲۰-۲۲] به‌کارگیری الگوریتم GMDH برای مدل‌سازی طیف وسیعی از مسائل مهندسی، جایگاه الگوریتم GMDH را به‌عنوان یک روش مدل‌سازی غیرخطی تثبیت کرده است. علی‌رغم وجود تضاد در نتایج حاصل از الگوریتم GMDH و شبکه‌های عصبی، بدون شک می‌توان گفت که الگوریتم GMDH می‌تواند جایگزین مناسب و موفقی برای شبکه‌های عصبی - مصنوعی در مقاصد طبقه‌بندی و پیش‌بینی باشد. توانایی الگوریتم مذکور در رفع بیشتر معایب شبکه‌های عصبی، همانند توانایی GMDH در ارائه‌ی رابطه، آن را به یکی از اصلی‌ترین رقیب‌ها در میان روش‌های مدل‌سازی سیستم‌های موجود در جهان واقعی تبدیل کرده است.^[۲۳] استفاده از روش GMDH معایبی نیز دارد. برای مثال، به دلیل پیچیدگی ممکن است بیش‌برازش^[۸] اتفاق افتد و توانایی تعمیم‌پذیری مدل کاهش یابد. پارامترهای شبکه‌ی GMDH بر مبنای رویکرد کمترین مربعات جلو می‌رود. برای ارزیابی کارایی این نوع روش‌ها معمولاً از برخی مؤلفه‌های آماری همچون ضریب تعیین (R^2) و مجذور میانگین مربع خطا (RMSE) استفاده می‌شود. دو معیار اخیر با توجه به تفاوت مقدار پیش‌بینی شده با مقدار اصلی، کارایی مدل در تقریب متغیر هدف را بررسی می‌کنند. هرندی‌زاده و توفیقی (۲۰۱۹) با استفاده از روش ترکیبی NF-GMDH به پیش‌بینی ظرفیت باربری شمع‌ها پرداختند. نتایج به‌دست آمده در مطالعه‌ی اخیر در مقایسه با نتایج حاصل شده در پژوهشی دیگر توسط ایشان که در آن روش برنامه‌ی ژنتیکی (GP) برای تخمین ظرفیت باربری استفاده شده بود، دقت بیشتری داشته است.^[۲۴] اردلان و همکاران (۲۰۰۹) نیز با استفاده از روش NF-GMDH به توسعه‌ی مدلی برای تخمین ظرفیت باربری جداری شمع پرداختند و مقاومت مؤثر و اصطکاک جداری مخروط را به‌عنوان متغیرهای ورودی برای پیش‌بینی متغیر هدف به سیستم معرفی کردند و دریافتند که

جدول ۱. اطلاعات آماری داده‌های استفاده شده.

کمینه	بیشینه	میانگین	واریانس	انحراف معیار
۰/۲۳	۰/۷۶	۰/۵۴	۰/۰۲۷	۰/۱۶
۱۳/۹۹	۶۴	۳۶/۱۱	۲۵۲/۱۱	۱۵/۸۷
۴۴۰	۶۰۲۳/۶۰	۲۸۰۷/۸۴	۱۸۳۸۹/۱۸	۱۳۶۵
۳۳۱/۳۲	۴۲۶۳/۶۰	۱۵۷۷/۱۴	۱۰۴۴۳۰۶/۲۰	۱۰۲۱/۹۱
۹۸/۳۹	۴۲۷/۵۶	۲۴۰/۳۵	۱۱۵۴۲	۱۰۷/۴۳
۳۰	۴۰	۳۴/۵۵	۶/۶۱	۲/۵۷
۲	۱۴۳	۱۶/۹۵	۷۸۸/۰۴	۲۸/۰۷
۵۰/۶۵	۸۰/۱۴	۶۷/۷۱	۵۵/۶۵	۷/۴۵

متغیر هدف را پیش‌بینی می‌کند، ادامه می‌یابد. به‌طور کلی، شبکه‌ی GMDH ساخته می‌شود تا تابعی همچون f را که می‌تواند به‌طور تقریبی به عنوان مقدار اصلی تابع f در نظر گرفته شود، بیابد و به پیش‌بینی \hat{y} برای یک بردار ورودی داده شده همانند $X = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_M)$ پردازد، به طوری که مقدار \hat{y} بسیار نزدیک به مقدار واقعی خروجی y باشد (رابطه‌های ۱ و ۲):

$$y_i = f(x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{in}) \quad (i = 1, 2, \dots, M) \quad (1)$$

$$\hat{y}_i = \hat{f}(x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{in}) \quad (i = 1, 2, \dots, M) \quad (2)$$

مهم‌ترین هدف سیستم آموزش داده شده‌ی GMDH این است که مربع تفاضل میان مقدار اصلی و پیش‌بینی شده، متغیر هدف را طبق معادله‌ی ۳ به میزان کمینه برساند.

$$\sum_{i=1}^M [\hat{f}(x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{in}) - y_i]^2 \quad (3)$$

همانطور که پیش‌تر به آن اشاره شد، در شبکه‌ی GMDH می‌توان با استفاده از فرم گسسته‌ی سری ولترا (چندجمله‌ی کولموگوروف - گابور) میان متغیرهای ورودی و خروجی ارتباطی را ایجاد کرد. در چندجمله‌ی مذکور که در معادله‌ی ۴ ارائه شده است، $X = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_M)$ بردار متغیرهای ورودی و $A = (a_1, a_2, a_3, \dots, a_M)$ بردار ضرایب جمع‌پذیر هستند.

$$y = a_0 \sum_{i=1}^M a_i x_i + \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M a_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^M a_{ijk} x_i x_j x_k \quad (4)$$

استفاده از چندجمله‌ی با مرتبه‌ی سوم نیز در برخی مطالعات مشاهده شده است، اما در پژوهش حاضر از نوع مرتبه‌ی دوم آن که فرم اصلی پیشنهادی ایواخنکو است، استفاده شده است (معادله‌ی ۵):

$$\hat{y} = G(x_i, x_j) = a_0 + a_1 x_i + a_2 x_j + a_3 x_i^2 + a_4 x_j^2 + a_5 x_i x_j \quad (5)$$

مهم‌ترین نتایج استفاده از الگوریتم GMDH آن است که برای مجموعه‌ی داده‌های با پراکنندگی بالا و نمونه‌های کوچک، براساس مقیاس‌های کمینه‌سازی، مدلی غیرفیزیکی که دقت بالا و ساختاری ساده دارد، به‌دست می‌آید. [۱۷] در ادامه‌ی بخش کنونی، به بررسی کاربرد الگوریتم گروهی مدیریت داده‌ها (GMDH) پرداخته شده است.

مدل پیشنهادی ایشان در تخمین ظرفیت باربری جداري شمع نسبت به مدل‌های مستقیم، توانایی و قدرت بالایی داشته است. [۱۵] تاروونه^۹ (۲۰۱۸) نیز با استفاده از روش برنامه‌ی بیان ژن^{۱۰} که یک روش مشتق شده از الگوریتم ژنتیک^{۱۱} و برنامه‌ی ژنتیک^{۱۲} است، رابطه‌ی را برای پیش‌بینی میزان گیرش شمع‌های لوله‌ی کوبشی ارائه کرده‌اند که دقت مناسبی داشته است. [۲۶]

۲. بانک داده‌ی استفاده شده در پژوهش حاضر

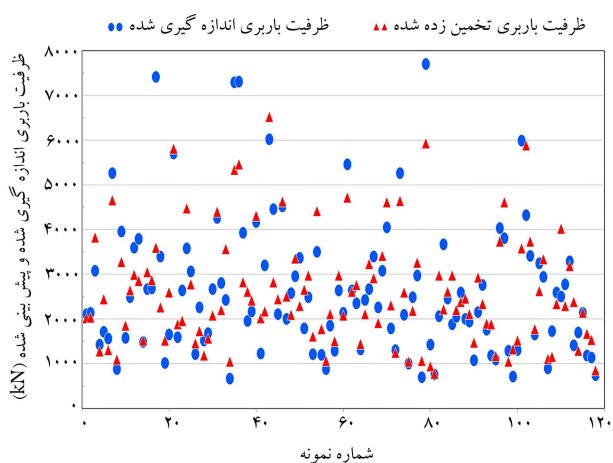
در مطالعه‌ی حاضر، از اطلاعات مربوط به ۱۷۰ شمع آزمایشی، شامل ۴۵ نمونه‌ی کوبیده شده در خاک رس اشباع تحکیم عادی‌یافته با حساسیت متوسط در لویزیانا، ۱۲ شمع اجرا شده در خاک مخلوط اشباع تحکیم عادی‌یافته تا پیش تحکیم‌یافته شامل: ماسه، سیلت، یا رس سیلتی با حساسیت متوسط تا زیاد و ۱۱۳ شمع اجرا شده در خاک مخلوط، شامل: رس سیلتی، ماسه‌ی ریزدانه، رس ماسه‌دار، رس حجیم سیلتی، مخلوط رس، ماسه، شن و رس نرم تا سخت دریایی واقع شده در برخی ایالت‌های آمریکا، همچون: فلوریدا، کالیفرنیا، ویسکانسین، برخی کشورهای اروپایی، همچون: هلند، بلژیک، فرانسه و کشور کانادا و مناطق جنوبی ایران استفاده شده است. این بانک داده، اطلاعاتی را درباره‌ی خصوصیات خاک و شمع در اختیار قرار می‌دهد. در جدول ۱، برخی از اطلاعات آماری مربوط به خصوصیات متغیرهای ورودی ارائه شده است.

۳. الگوسازی نظری و تجربی

در بسیاری از مسائل مهندسی، درک کاملی از روابط پیچیده و فیزیکی حاکم بر سیستم وجود ندارد. روش‌های زیرمجموعه‌ی هوش مصنوعی، همانند: شبکه‌های عصبی - مصنوعی، منطق فازی و الگوریتم‌های تکاملی، توانایی زیادی در شناخت و مدل‌سازی سیستم‌های مذکور دارند. یکی از انواع روش‌های ذکر شده، روش هوشمند و داده‌محور GMDH است که یک الگوریتم کاربردی است و با به‌کارگیری عملگرهایی همچون انتخاب و مردودسازی به تعیین متغیرهای ورودی، ساختار کلی مدل و مدل مطلوب بر مبنای معیارهای سنجش خطا می‌پردازد. [۱۷] الگوریتم GMDH با ایجاد ارتباطی میان جفت‌های متفاوت از نوروها که در ساختار لایه‌ی آن وجود دارند، به تولید نوروهای جدید برای لایه‌های بعدی می‌پردازد. نوروهای جدید ذکر شده به عنوان ورودی به لایه‌ی بعدی منتقل می‌شوند و این رویکرد تکراری تا رسیدن به بهترین ترکیب از نوروها در قالب چندجمله‌ی موردنظر، که به درستی

جدول ۲. تنظیمات مدل GMDH.

۳	بیشینه‌ی تعداد لایه‌ها
۲۰	بیشینه‌ی تعداد نورون‌ها
طول شمع (L)، قطر شمع (PD)	متغیرهای ورودی
ظرفیت باربری اولیه (Qi)	
زمان (T)	
مقاومت برشی زهکشی نشده (Su)	
شاخص پلاستیک (PI)	
تنش موثر (ES)	
ظرفیت باربری نهایی	متغیر هدف (خروجی)
وابسته به زمان (Qt)	
۰/۷	α



شکل ۱. نمودار خروجی GMDH، مقایسه‌ی مقدار پیش‌بینی شده و اندازه‌گیری شده‌ی ظرفیت باربری وابسته به زمان شمع (داده‌های آزمون).

ضریب تعیین (R^2) و RMSE استفاده شده است. [۲۳-۲۱] معادلات ۱۰ و ۱۱ به ترتیب بیان ریاضی شاخص‌های عملکردی اخیر را نشان می‌دهند که در آن‌ها $Q_{predicted}$ ظرفیت باربری وابسته به زمان پیش‌بینی شده توسط مدل Q_{actual} ظرفیت باربری وابسته به زمان اصلی و N تعداد نمونه‌ها هستند.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_i (Q_{predicted} - Q_{actual})^2}{\sum_i (Q_{actual} - Q_{actual(Ave)})^2} \quad (10)$$

$$RMSE = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^N (Q_{predicted} - Q_{actual})^2}}{N} \quad (11)$$

با در نظر گرفتن شاخص‌های R^2 و $RMSE$ ، مدلی عملکرد قابل قبول دارد که در آن R^2 نزدیک به ۱ و دیگر شاخص‌ها کمینه باشند. در مدل GMDH توسعه داده شده در پژوهش حاضر، ضریب تعیین برای داده‌های آموزش عدد ۰/۷۳ و برای داده‌های آزمون ۰/۷۶ است. اعداد اخیر نشان می‌دهند که مدل GMDH در ۷۳ و ۷۶ درصد موارد، پیش‌بینی درستی از مجموعه‌ی داده‌های به ترتیب آموزش و آزمون انجام داده است. با توجه به شکل‌های ۱ و ۲ که به ترتیب میزان تطابق مقادیر پیش‌بینی و اندازه‌گیری شده برای ظرفیت باربری وابسته به زمان در مجموعه‌ی داده‌های آموزش و آزمون را نشان می‌دهند، نقاط آبی رنگ، نشان‌دهنده‌ی مقدارهای اندازه‌گیری شده برای متغیرهای هدف و نقاط قرمز رنگ، مقدارهای پیش‌بینی شده

۱.۳. الگوریتم تکراری چندلایه‌ی GMDH

در الگوریتم چندلایه، رویکردی تکراری برای ایجاد چندجمله‌ی‌های مورد نظر استفاده می‌شود. در الگوریتم مذکور، در لایه‌ی اول، چندجمله‌ی‌هایی که از ترکیب دوتایی متغیرهای ورودی ساخته می‌شوند، با توجه به معیارهای سنجش همچون خطای مجذور میانگین مربعات ($RMSE$)، انتخاب و به لایه‌ی بعد منتقل می‌شوند. در مرحله‌ی حاضر، چندجمله‌ی‌های انتخاب شده به عنوان متغیرهای ورودی لایه‌ی بعد در نظر گرفته و برای ساخت روابط پیچیده‌تر با کارایی و قدرت تقریب بیشتری با یکدیگر ترکیب می‌شوند. این رویکرد تکراری تا رسیدن به بهترین چندجمله‌ی که با ترکیب متغیرهای ورودی، متغیر خروجی را به بهترین شکل ممکن تقریب می‌زند، ادامه می‌یابد. قانون تکرار برای تمامی سری‌ها یکسان است. برای مثال، با توجه به روابط ۶ الی ۸، چندجمله‌ی نهایی، معادله‌ی ۸ است که بردار z در آن ترکیبی از متغیرهای ورودی لایه‌ی قبلی، یعنی چندجمله‌ی‌های با فرم معادله‌ی ۷ است. به همین طریق برای به دست آوردن معادله‌ی ۷، نیاز به رجوع به چندجمله‌ی‌های ایجاد شده در لایه‌ی قبل یعنی معادله‌ی ۶ وجود دارد که خود ترکیبی از متغیرهای ورودی است که در بردار x قرار گرفته‌اند و همان متغیرهای مستقل معرفی شده به سیستم هستند.

$$y = a_1 + a_2 x_i + a_3 x_j + a_4 x_i^2 + a_5 x_j^2 + a_6 x_i x_j \quad (6)$$

$$z = b_1 + b_2 y_i + b_3 y_j + b_4 y_i^2 + b_5 y_j^2 + b_6 y_i y_j \quad (7)$$

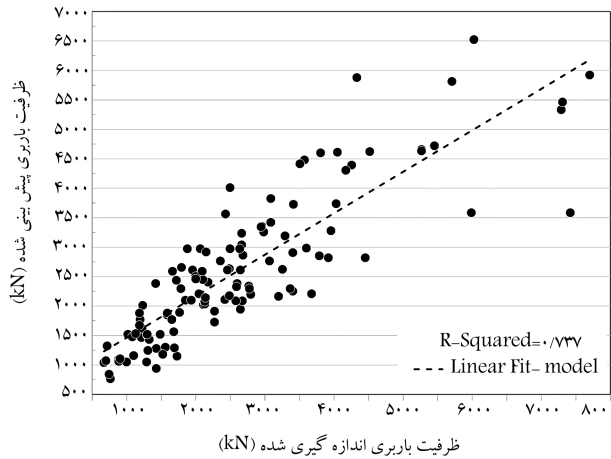
$$w = c_1 + c_2 z_i + c_3 z_j + c_4 z_i^2 + c_5 z_j^2 + c_6 z_i z_j \quad (8)$$

سیستم با توجه به تعداد لایه‌ها و نورون‌های تعریف شده جلو می‌رود. با به کارگیری روش تکراری ذکر شده، ممکن است برخی از مدل‌ها حذف شوند که اصطلاحاً به این پدیده، خطای چندلایه بودن گفته می‌شود. [۱۷] برای اجرای الگوریتم تکراری GMDH از محیط برنامه‌نویسی نرم‌افزار متلب ۱۳ استفاده شده است. در ابتدا، مجموعه‌ی داده‌ها به سیستم فراخوانی و ۱۱۸ داده به عنوان داده‌ی آموزش و ۵۲ داده به عنوان داده‌ی آزمون به صورت تصادفی توسط الگوریتم انتخاب شدند. بعد از ایجاد ساختار نهایی الگوریتم GMDH در متلب و تخصیص مقادیر مورد نظر برای تعداد لایه‌ها، تعداد نورون‌ها و تعریف معیارهای خطا با استفاده از قاعده‌ی فشار انتخاب^[۱۴] که در رابطه‌ی ۹ مشاهده می‌شود که در آن: e_c خطا استاندارد، e_{min} نرخ خطای کمینه، e_{max} نرخ خطای بیشینه و α پارامتر تعیین بهترین چندجمله‌ی‌ها برای انتقال به لایه‌ی بعد براساس مقدار $RMSE$ است، مدل اجرا و خروجی مورد نظر حاصل می‌شود. عدد ۰/۷ برای α نشان می‌دهد که ۷۰٪ بهترین چندجمله‌ی‌ها انتخاب و به لایه‌ی بعد منتقل می‌شوند. در جدول ۲، خصوصیات و تنظیمات مربوط به مدل GMDH ارائه شده است. بر مبنای مطالعات انجام شده در این حوزه، مقدار بهینه‌ی تعداد لایه‌ها در الگوریتم GMDH عددی بین ۲ و ۱۰ و بهترین مقدار برای نورون‌ها عددی میان ۲ و ۲۰ است. نتایج ارائه شده در جدول ۲ بعد از چندین مدل‌سازی و به دست آوردن مقدار بهینه برای پژوهش حاضر به دست آمده است. [۲۰-۲۸]

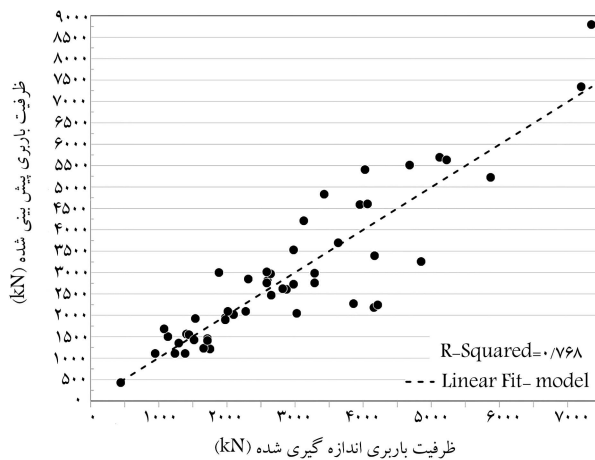
$$e_c = \alpha e_{min} + (1 - \alpha) e_{max} \quad (9)$$

۴. نتایج و بحث

در بسیاری از مطالعات انجام شده در حوزه‌ی بررسی کاربرد هوش مصنوعی برای بررسی عملکرد مدل GMDH از برخی شاخص‌های بررسی عملکرد همچون



شکل ۳. ظرفیت باربری اندازه‌گیری شده در مقابل مقدار پیش‌بینی شده توسط مدل GMDH (داده‌های آموزش).

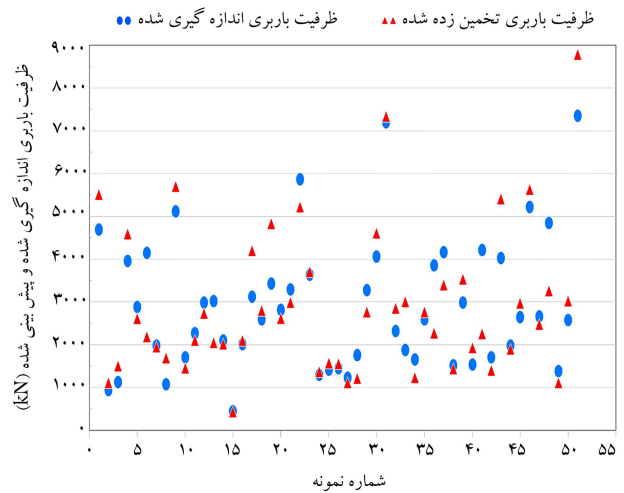


شکل ۴. ظرفیت باربری اندازه‌گیری شده در مقابل مقدار پیش‌بینی شده توسط مدل GMDH (داده‌های آزمون).

جدول ۳. اهمیت نسبی متغیرهای ورودی (تحلیل حساسیت).

اهمیت نسبی (%)	متغیرهای ورودی
۳۷	ظرفیت باربری اولیه (Q_i)
۲۲	مقاومت برشی زهکشی نشده (S_{ii})
۱۵	طول شمع (L)
۱۰	زمان (T)
۷/۵	شاخص پلاستیک (PI)
۵/۵	تنش موثر (ES)
۳	قطر شمع (PD)

عدد $2807/84$ کیلونیوتن است، این مقدار خطا برای سیستم قابل قبول بوده و چندجمله‌یی با این مقدار خطا به‌عنوان بهترین مدل برای پیش‌بینی انتخاب شده است. با توجه به ترکیب ورودی‌ها در لایه‌ی اول و ترکیب چندجمله‌یی‌های حاصل شده در لایه‌های بعدی، جواب نهایی مسئله که از ساختار لایه‌یی شبکه در مدل نهایی استخراج شده است، به این شرح است: آخرین لایه از مدل GMDH توسعه داده شده شامل یک چندجمله‌یی است که مقدار آن با توجه به دو چندجمله‌یی ایجاد شده در لایه‌ی قبل (لایه‌ی دوم) تعیین می‌شود. جزئیات چندجمله‌یی مذکور به صورت



شکل ۲. نمودار خروجی GMDH، مقایسه‌ی مقدار پیش‌بینی شده و اندازه‌گیری ظرفیت باربری وابسته به زمان شمع (داده‌های آموزش).

توسط مدل GMDH هستند. محور عمودی نمودارهای مذکور نیز ظرفیت باربری وابسته به زمان (متغیر هدف) و محور افقی شماره‌ی شمع آزمایشی را نشان می‌دهد. بررسی تطابق نقاط آبی و قرمز رنگ نشان می‌دهد که در بسیاری از نقاط، دو نمودار بر یکدیگر منطبق هستند. عملکرد بهتر مدل در رابطه با مجموعه‌ی داده‌های آزمون نشان می‌دهد که به دلیل خطای چندلایه بودن، پردازش برای مدل آموزش داده شده سخت‌تر شده است. در ادامه، شکل‌های ۳ و ۴ نیز میزان تطابق خروجی حاصل از سیستم را با مقدار اصلی متغیر هدف، برای داده‌های آموزش و آزمون نشان می‌دهند و در آن‌ها ضریب تعیین به‌عنوان عامل تعیین‌کننده موردنظر قرار گرفته است و هر چه عملکرد مدل بهتر بوده است، رفتار نمودار به سمت خطی شدن پیش رفته و ضریب تعیین به عدد ۱ نزدیک شده است.

برای اینکه تعیین شود کدام یک از متغیرهای ورودی تأثیر بیشتری در فرایند پیش‌بینی ظرفیت باربری وابسته به زمان شمع دارد، می‌توان با استفاده از تحلیل حساسیت، میزان اهمیت نسبی هر کدام از متغیرها را تعیین کرد. برای این امر، هر کدام از متغیرهای ورودی به‌صورت تصادفی به سیستم معرفی و با توجه به مقدار متغیر مذکور و کاهش یا افزایش در میزان ضریب تعیین (R^2) میزان اهمیت آن متغیر مشخص می‌شود. در جدول ۳، میزان درصد اهمیت نسبی 15 ($\%RI$) هر متغیر در پیش‌بینی میزان گیرش ارائه شده است که مطابق آن ظرفیت باربری اولیه و مقاومت برشی زهکشی نشده به ترتیب با ۳۷ و ۲۲ درصد، بیشترین میزان مشارکت را در فرایند اخیر دارند. این مسئله به این علت است که ظرفیت باربری اولیه بخشی از ظرفیت باربری نهایی به حساب می‌آید که در اثر بروز پدیده‌ی گیرش افزایش یافته است. مقاومت برشی زهکشی نشده نیز پارامتر بسیار با اهمیتی است که به علت در ارتباط بودن با مقدار ضریب بیش‌تحکیمی نقش مؤثری در رخ دادن پدیده‌ی گیرش ایفا می‌کند.^[۲۴]

در جدول ۴، عملکرد GMDH بر مبنای شاخص‌های عملکردی ارزیابی شده است که با توجه به آن، معیار خطای RMSE برای دسته‌ی داده‌های آموزش، عدد $796/21$ و برای داده‌های آزمون، عدد $742/85$ است. شاخص $RMSE$ با توجه به نوع مسئله و واحد متغیر هدف برای هر مطالعه متفاوت است، اما به‌طور کلی هر چه شاخص $RMSE$ کمتر باشد، مدل کارایی بالاتری را نشان می‌دهد. با توجه به اینکه میانگین متغیر ظرفیت باربری نهایی در نظر گرفته شده در پژوهش حاضر

جدول ۴. شاخص‌های عملکردی مدل توسعه داده شده‌ی GMDH.

شماره	رابطه	شرط	آزمون	آموزش
۱	R	$0/8 < R$	0/88	0/85
۲	RMSE		۷۴۲/۸۵	۷۹۶/۲۱
۳	$k = \frac{\sum_{i=1}^n (h_i \times t_i)}{h_i^2}$	$0/85 < k$ $< 1/15$	۱/۰۱	۱/۰۷
۴	$k' = \frac{\sum_{i=1}^n (h_i \times t_i)}{t_i^2}$	$0/85 < k' < 0/15$	۱/۰۴	0/۹۹
۵	$RO^z = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (t_i - h_i^0)^2}{\sum_{i=1}^n (t_i - \bar{t}_i)^2}$, $h_i^0 = k \times t_i$		0/۹۴	0/۹۲
۶	$RO^{t'} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (h_i - t_i^0)^2}{\sum_{i=1}^n (h_i - \bar{h}_i)^2}$, $t_i^0 = k' \times h_i$		0/۹۲	0/۹۳

\bar{h}_i : مقدار اندازه‌گیری شده متغیر هدف

\bar{t}_i : میانگین مقادیر اندازه‌گیری شده متغیر هدف

n : هدف

h_i : مقدار پیش‌بینی شده متغیر هدف

۱.۴. بررسی عملکرد مدل GMDH

برای بررسی عملکرد رابطه‌ی ارائه شده حاصل از توسعه‌ی مدل GMDH از معیارهای مختلفی استفاده می‌شود. برای مثال اسمیت^{۱۶} (۱۹۸۶) پیشنهاد می‌دهد که اگر R بزرگ‌تر از $0/8$ باشد، می‌توان فرض کرد که تطابق بسیار زیادی میان مقدار پیش‌بینی شده و اندازه‌گیری شده برای متغیر هدف مسئله وجود دارد.^[۳۵] علاوه بر این، در تمامی موارد، مقدار شاخص‌های عملکردی همچون $RMSE$ باید کمینه باشد. همچنین، اگر مقدار شاخص‌های مذکور برای مجموعه‌ی داده‌های آموزش و آزمون به یکدیگر نزدیک باشد، نشان از عملکرد خوب مدل دارد، به طوری‌که کمینه بودن مقدار $RMSE$ نشان از عملکرد خوب مدل در پیش‌بینی و نزدیک بودن مقدار آن برای داده‌های آموزش و آزمون نشان‌دهنده‌ی قابلیت تعمیم‌پذیری آن است.^[۳۶] با توجه به جدول ۴ می‌توان گفت که مدل $GMDH$ با $0/88$ $R =$ و $RMSE = 742/85$ برای دسته‌ی داده‌های آزمون، عملکرد خوبی را به نمایش گذاشته است. معیارهای دیگری نیز برای بررسی عملکرد مدل توسط گلبرخ و تروپشا^{۱۷} (۲۰۰۲) پیشنهاد شده است که کمینه‌ی یکی از شیب‌های خطوط رگرسیونی از مبدأ (k و k') برای مدل توسعه داده شده، نزدیک به ۱ باشد. علاوه بر این، مجذور ضرایب همبستگی میان مقدار پیش‌بینی شده و اندازه‌گیری شده و برعکس (R_i^z و R_i^t) برای متغیر هدف نیز هر چه به ۱ نزدیک‌تر باشد، نشان از عملکرد خوب مدل ارائه شده دارد.^[۳۷] همان‌طور که در جدول ۴ مشاهده می‌شود، مقدار k و k' برای دسته‌ی داده‌های آزمون به ترتیب $1/01$ و $1/04$ است که در محدوده‌ی قابل قبولی قرار دارد و R_i^z و R_i^t نیز به ترتیب با مقادیر $0/94$ و $0/92$ بسیار به ۱ نزدیک هستند. این موارد نشان می‌دهند که مدل $GMDH$ عملکرد مناسبی را به نمایش گذاشته است و قدرت پیش‌بینی دارد و نتایج حاصل شده تصادفی نیستند. برای تعیین کارایی مدل و رابطه‌ی ارائه شده با استفاده از الگوریتم $GMDH$ ، میزان دقت مدل مذکور در پیش‌بینی ظرفیت باربری وابسته به زمان با رابطه‌های ارائه شده در مطالعات پیشین مقایسه شده است. برای این امر، برخی پژوهش‌ها، همچون مطالعات تاراوونه (۲۰۱۸)، اسکو و دنور (۱۹۸۸)، اسونیکین^{۱۸} (۱۹۹۶)، و اسکو و اسونیکین (۲۰۰۰) بررسی شده‌اند. برای این مقصود ۵۱ داده‌ی آزمون، که برای صحت‌سنجی مدل $GMDH$ در پژوهش حاضر استفاده شده‌اند، به‌عنوان داده‌های ورودی به روابط ارائه شده توسط محققین نامبرده شده معرفی شدند.

رابطه‌ی ۱۲ است:

$$Q_u = w = -61/69 - 0/06z_T + 1/1z_V + 2/85 \times 10^{-5}z_T^2 - 24 \times 10^{-4}z_V^2 + 2/09 \times 10^{-4}z_Tz_V \quad (12)$$

در لایه‌ی دوم، دو چندجمله‌ی وجود دارد که هر کدام از آن‌ها با توجه به چندجمله‌ی‌های ایجاد شده در لایه‌ی قبل (لایه‌ی اول) تعیین می‌شوند. بیان ریاضی این دو چندجمله‌ی‌ی به شرح روابط ۱۳ و ۱۴ است:

$$z_T = -239/16 - 0/22y_T + 1/31y_E + 0/001y_T^2 + 8/14 \times 10^{-4}y_E^2 - 0/002y_Ty_E \quad (13)$$

$$z_V = -19/86 - 0/43y_T + 1/37y_T + 3/6 \times 10^{-2}y_T^2 + 9/27 \times 10^{-5}y_T^2 - 4/43 \times 10^{-2}y_Ty_E \quad (14)$$

در لایه‌ی اول، ترکیب دوتایی متغیرهای ورودی، چندجمله‌ی‌هایی را ایجاد کرده است که با در نظر گرفتن آن‌ها می‌توان به جواب نهایی مسئله یعنی پیش‌بینی میزان گیرش شمع دست یافت (معادله‌های ۱۵ الی ۱۷):

$$y_T = 883/19 + 0/83Q_i + 11/64T + 1/04 \times 10^{-4}Q_i^2 - 0/06t^2 + 0/002Q_iT \quad (15)$$

$$y_T = -1295 + 119/36L + 1/09Q_i - 1/14L^2 + 10^{-4}Q_i^2 - 0/007 \quad (16)$$

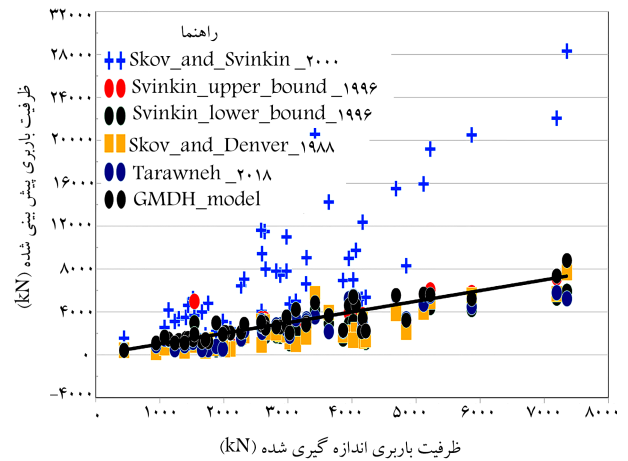
$$y_E = 3322 - 0/25Q_i - 33/78S_u - 5/59 \times 10^{-5}Q_i^2 - 0/13S_u^2 + 0/02Q_iS_U \quad (17)$$

معادلات ۱۲ الی ۱۷، می‌توانند برای پیش‌بینی ظرفیت باربری وابسته به زمان، در ترکیب گفته شده در فرایند طراحی شمع‌ها استفاده شوند. مشاهده می‌شود که چندجمله‌ی‌های ایجاد شده در لایه‌ی اول متشکل از ورودی‌های منصوب به ظرفیت باربری اولیه (Q_i)، زمان (T)، مقاومت برشی زهکشی نشده (S_u) و طول شمع (L) هستند. شایان ذکر است که در مطالعه‌ی حاضر، برخی متغیرها مثل ضریب تحکیم و شاخص بیش‌تحکیمی به دلیل محدودیت داده‌ها در نظر گرفته نشده‌اند.

۵. نتیجه گیری

در مطالعه‌ی حاضر، برای پیش‌بینی ظرفیت باربری وابسته به زمان شمع‌های کوبشی در خاک چسبنده، از بانک داده‌ی متشکل از ۱۷۰ داده که اطلاعاتی را از خصوصیات شمع و خاک در بردارد، استفاده شده است. برای ارائه‌ی رابطه‌ی کارا و با دقت بالا که طیف وسیعی از خصوصیات شمع و خاک را مورد نظر قرار دهد، از روش هوشمند و گروهی مدیریت داده‌ها (GMDH) استفاده شده و متغیرهای ورودی به این سیستم، شامل: ظرفیت باربری اولیه، زمان، مقاومت برشی زهکشی نشده، شاخص خمیری، تنش مؤثر، طول شمع و قطر شمع بوده است. نتایج حاصل از مطالعه‌ی حاضر به این شرح است:

- مدل حاصل از توسعه‌ی GMDH با R^2 ۰/۷۳ و σ ۰/۷۶ به ترتیب برای داده‌های آموزش و آزمون، عملکرد قابل قبولی را در پیش‌بینی ظرفیت باربری وابسته به زمان نشان داده است.
- نتایج حاصل از تحلیل حساسیت نشان می‌دهد که دو متغیر ظرفیت باربری اولیه و مقاومت برشی زهکشی نشده به ترتیب با ۰/۳۷٪ و ۰/۲۲٪ مشارکت در پیش‌بینی گیرش، متغیرهای با اهمیت شناخته شده‌ی هستند. متغیر قطر شمع نیز با ۰/۳٪ مشارکت، کم‌اهمیت‌ترین متغیر شناخته شده است.
- روابط ارائه شده برای پیش‌بینی گیرش در معادلات نشان می‌دهد که مدل مذکور، ترکیبی از خصوصیات خاک و شمع را برای پیش‌بینی انتخاب کرده است.
- حضور متغیر طول شمع در رابطه‌ی نهایی ارائه شده در معادله که با اهمیت نسبی ۰/۱۵٪ یکی از متغیرهای مورد انتخاب مدل است، نشان می‌دهد که کوبیده شدن برخی از نمونه‌های شمع در خاک لایه‌ی می‌تواند باعث تغییر نرخ گیرش در ارتفاع‌های متفاوت در پروفیل خاک شوند.
- مقایسه‌ی عملکرد مدل GMDH در مقایسه با روابط ارائه شده با استفاده از روش‌های تحلیلی و آماری در مطالعات پیشین نشان می‌دهد که مدل هوشمند GMDH، با دقت مناسبی ظرفیت باربری وابسته به زمان را تخمین می‌زند.



شکل ۵. ظرفیت باربری اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده توسط مدل GMDH.

نتیجه‌ی حاصل از مقایسه‌ی عملکرد روابط ذکر شده و رابطه‌ی حاصل شده از مدل توسعه یافته در پژوهش حاضر در شکل ۵ مشاهده می‌شود که مطابق آن، مدل GMDH عملکرد بهتری را در پیش‌بینی ظرفیت باربری وابسته به زمان شمع‌های کوبشی در خاک چسبنده به نمایش می‌گذارد. مقادیر ضریب تعیین (R^2) به دست آمده برای روش‌های مذکور، در مقایسه با این مقدار برای مدل GMDH حکایت از این دارد که مدل GMDH قابل رقابت با مدل‌های رایج است و به مراتب کارایی و دقت بیشتری دارد. (R^2) برای روابط ارائه شده توسط اسکو و اسوینکین (۰/۲۰)، اسوینکین کران بالا (۱۹۹۶)، اسوینکین کران پایین، اسکو و دنور (۱۹۸۸) و تاراونه به ترتیب مقادیر ۰/۷۱، ۰/۷۰، ۰/۷۳، ۰/۶۷، ۰/۷۲ بوده است، که در مقایسه با عدد ۰/۷۶ برای مدل GMDH توسعه داده شده در پژوهش حاضر کمتر هستند. علاوه بر این، شکل ۵ نیز که مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل‌های مذکور و مدل GMDH را در مقابل مقدار واقعی ظرفیت باربری وابسته به زمان نشان می‌دهد، نشان از این دارد که رفتار مدل GMDH به حالت خطی نزدیک‌تر است و مقادیر واقعی و تخمین زده شده، تطابق بیشتری دارند.

پانویس‌ها

1. Aging
2. case pile wave analaze program (CAPWAP)
3. Kam Ng and Rami Ksaibati
4. Murad Abu-Farsakh and Naful Haque
5. Skov and Denver
6. group method of data handling (GMDH)
7. Volterra series
8. overfitting
9. Bashar Tarawneh
10. gene expression program (GEP)
11. Genetic Algorithm (GA)
12. Genetic Program (GP)
13. MATLAB
14. selection pressure
15. relative importance percentage
16. Smith

17. Golbraikh and Tropsha
18. Svinkin

منابع (References)

1. Fellenius, B.H. "Effective stress analysis and set-up for shaft capacity of piles in clay", *Research to Ppractice in Geotechnical Engineering*, **9**, pp. 384-406 (2008).
2. Haque, M.N., Abu-Farsakh, M.Y. and Zhang, Z. "Evaluation of pile capacity from CPT and pile setup phenomenon", *International Journal of Geotechnical Engineering*, **14**(2), pp. 196-205 (2020).
3. Khanmohammadi, M. and Fakharian, K. "Numerical modelling of pile installation and set-up effects on pile

- shaft capacity”, *International Journal of Geotechnical Engineering*, **13**(11), pp.484-498 (2017).
4. Ksaibati, R. and Ng, K. “Medium-scale experimental study of pile setup”, *Geotechnical Testing Journal*, **40**(2), pp. 269-283 (2017).
 5. McVay, M. and et al. “Pile friction freeze: a field investigation study”, Research Report No. WPI 0510632 (1999).
 6. Randolph, M.F., Carter, J. and Wroth, C. “Driven piles in clay- the effects of installation and subsequent consolidation”, *Geotechnique*, **29**(4), pp. 361-393 (1979).
 7. Soderberg, L.O. “Consolidation theory applied to foundation pile time effects”, *Geotechnique*, **12**(3), pp. 217-225 (1962).
 8. Komurka, V.E., Wagner, A.B. and Edil, T.B. “Estimating soil/pile set-up”, Wisconsin Highway Research Program Madison, WI, USA (2003).
 9. Chow, F., Jardine, R.J., Nauroy, J.F. and et al. “Time-related increases in the shaft capacities of driven piles in sand”, *Geotechnique*, **47**(2), pp. 353-361 (1997).
 10. Schmertmann, J.H. “The mechanical aging of soils”, *Journal of Geotechnical Engineering*, **117**(9), pp. 1288-1330 (1991).
 11. Ng, K. and Ksaibati, R. “Understanding the responses of surrounding soils to pile setup from medium-scale experiments and cone penetration tests”, *Transportation Infrastructure Geotechnology*, **5**(2), pp. 129-145 (2018).
 12. Haque, M.N. and Abu-Farsakh, M.Y. “Development of analytical models to estimate the increase in pile capacity with time (pile setup) from soil properties”, *Acta Geotechnica*, **14**(3), pp. 881-905 (2019).
 13. Haque, M.N., Chen, Q., Abu-Farsakh, M. and et al. “Effects of pile size on set-up behavior of cohesive soils”, Geo-Congress, Geo-characterization and Modeling for Sustainability (2014).
 14. Skov, R. and Denver, H. “Time-dependence of bearing capacity of piles”, *Proc. 3rd International Conference on the Application of Stress-Wave Theory to Pile*, Ottawa (1988).
 15. Svinkin, M.R. “Setup and relaxation in glacial sand-discussion”, *Journal of Geotechnical Engineering-ASCE*, **122**(4), pp. 319-321 (1996).
 16. Svinkin, M.R. and Skov, R. “Set-up effect of cohesive soils in pile capacity”, *Proceedings of 6th International Conference on Application of Stress Wwaves to Ppiles* (2000).
 17. Ivakhnenko, A. and Ivakhnenko, G. “The review of problems solvable by algorithms of the group method of data handling (GMDH)”, *Pattern Recognition And Image Analysis C/C Of Raspoznavaniye Obrazov I Analiz Izobrazhenii*, **5**, pp. 527-535 (1995).
 18. Iba, H., Sato, T. and de Garis, H. “System identification approach to genetic programming”, *Proceedings of the 1st IEEE Conference on Evolutionary Computation, IEEE World Congress on Computational Intelligence* (1994).
 19. Ivakhnenko, A.G. “Polynomial theory of complex systems”, *IEEE transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, **SMC-1**(4), pp. 364-378 (1971).
 20. Harandizadeh, H., Toufigh, M.M. and Toufigh, V. “Application of improved ANFIS approaches to estimate bearing capacity of piles”, *Soft Computing*, **23**(19), pp. 9537-9549 (2019).
 21. Li, D., Armaghani, D.J., Zhou, J. and et al. “A GMDH predictive model to predict rock material strength using three non-destructive tests”, *Journal of Nondestructive Evaluation*, **39**(4), pp. 1-14 (2020).
 22. Najafzadeh, M., Saberi-Movahed, F. and Sarkamaryan, S. “NF-GMDH-Based self-organized systems to predict bridge pier scour depth under debris flow effects”, *Marine Georesources & Geotechnology*, **36**(5), pp. 589-602 (2018).
 23. Anastasakis, L. and Mort, N. “The development of self-organization techniques in modelling: A review of the group method of data handling (GMDH)”, Research Report-University of Sheffield Development of Automatic Control and Systems Engineering (2001).
 24. Harandizadeh, H. and Toufigh, V. “Application of developed new artificial intelligence approaches in civil engineering for ultimate pile bearing capacity prediction in soil based on experimental datasets”, *Iranian Journal of Science and Technology, Transactions of Civil Engineering*, pp. 1-15 (2020).
 25. Ardalan, H., Eslami, A. and Nariman-Zadeh, N. “Piles shaft capacity from CPT and CPTu data by polynomial neural networks and genetic algorithms”, *Computers and Geotechnics*, **36**(4), pp. 616-625 (2009).
 26. Tarawneh, B. “Gene expression programming model to predict driven pipe piles set-up”, *International Journal of Geotechnical Engineering*, **14**(5), pp. 1-7 (2018).
 27. Amanifard, N., Nariman-Zadeh, N., Farahani, M.H. and et al. “Modelling of multiple short-length-scale stall cells in an axial compressor using evolved GMDH neural networks”, *Energy Conversion and Management*, **49**(10), pp. 2588-2594 (2008).
 28. Armaghani, D.J., Momeni, E. and Asteris, P.G. “Application of group method of data handling technique in assessing deformation of rock mass”, **1**(1), pp.1-18 (2020).
 29. Koopialipoor, M., Nikouei, S.S., Marto, A. and et al. “Predicting tunnel boring machine performance through a new model based on the group method of data handling”, *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, **78**(5), pp. 3799-3813 (2019).
 30. Li, D., Monjezi, M., Arnaghani, D.J. and et al. “Development of a group method of data handling technique to forecast iron ore price”, *Applied Sciences*, **10**(7), pp. 2364-2384 (2020).
 31. Armaghani, D.J., Asteris, P.G., Fatemi, S.A. and et al. “On the use of neuro-swarm system to forecast the pile settlement”, *Applied Sciences*, **10**(6), pp. 1904- 1921 (2020).
 32. Armaghani, D.J., Mirzaei, F., Shariati, M. and et al. “Hybrid ANN-based techniques in predicting cohesion of sandy-soil combined with fiber”, *Geomechanics and Engineering*, **20**(3), pp. 191-205 (2020).
 33. Harandizadeh, H., Armaghani, D.J. and Mohamad, E.T. “Development of fuzzy-GMDH model optimized by GSA to predict rock tensile strength based on experimental

- datasets”, *Neural Computing and Applications*, pp. 1-21 (2020).
34. Strozyk, J. and M. Tankiewicz, M. “The undrained shear strength of overconsolidated clays”, *Procedia Engineering*, **91**, pp. 317-321 (2014).
35. Smith, G.N., *Probability and Statistics in Civil Engineering*, Collins professional and technical books, 244 p. (1986).
36. Pan, Y. and et al. “A novel QSPR model for prediction of lower flammability limits of organic compounds based on support vector machine”, *Journal of Hazardous Materials*, **168**(2-3), pp. 962-969 (2009).
37. Golbraikh, A. and Tropsha, A. “Beware of q²”, *Journal of Molecular Graphics and Modelling*, **20**(4), pp. 269-276 (2002).