

## پیش‌بینی ظرفیت بالابرداری کیسون‌های مکشی در بستر ماسه‌ای با استفاده از GMDH و GMDH – ANN

مجتبی معصومی شهرابک<sup>۱\*</sup>

محمد جواد خانجانی<sup>۲</sup>

کوروش قادری<sup>۳</sup>

### چکیده

کیسون‌های مکشی، سازه‌های بزرگی هستند که بخش مهمی از سیستم مهاربندی و یا فونداسیون تاسیسات دریایی از قبیل اسکله‌ها، پل‌ها و نیروگاه‌ها را تشکیل می‌دهند. ظرفیت بالابرداری کیسون‌ها پارامتر مهمی در پایداری آنها می‌باشند. در صورت عدم پیش‌بینی درست ظرفیت بالابرداری کیسون‌ها، ممکن است به شکست کل سازه منجر گردد. اخیراً استفاده از روش‌های هوشمند در پیش‌بینی ظرفیت بالابرداری کیسون‌های مکشی متداول شده است. یکی از این روش‌ها، دسته‌بندی گروهی داده‌ها (GMDH) می‌باشد. در مقاله حاضر مدلی مبتنی بر روش هوشمند داده محور GMDH و روش هوشمند مختلط GMDH-ANN برای پیش‌بینی ظرفیت بالابرداری کیسون‌ها در قسمت برنامه‌نویسی نرم‌افزار MATLAB توسعه داده شده است. به منظور ارزیابی پیش‌بینی، نتایج مدل‌های توسعه داده شده با چندین شاخص آماری و همچنین با نتایج دیگر روش‌ها مانند، شبکه عصبی مصنوعی و المان محدود مقایسه شده است. ضریب کارایی برای دو روش مذکور در مرحله ارزیابی به ترتیب ۰/۹۸۸ و ۰/۹۸۴ محاسبه شده است. نتایج بدست آمده بیانگر عملکرد مناسب مدل‌های توسعه داده شده در پیش‌بینی ظرفیت بالابرداری کیسون‌ها می‌باشند.

### واژه‌های کلیدی

کیسون‌های مکشی، دسته بندی گروهی داده ها، شبکه عصبی مصنوعی، ظرفیت بالابرداری، نیروگاه برقابی.

\*۱. دانشجوی دکتری مهندسی عمران گرایش سازه های هیدرولیکی دانشگاه شهید باهنر کرمان، mojtaba.masoumi@gmail.com

۲. استاد بخش مهندسی عمران دانشکده فنی و مهندسی دانشگاه شهید باهنر کرمان.

۳. استاد بخش مهندسی آب دانشکده کشاورزی دانشگاه شهید باهنر کرمان.

## مقدمه

شیب دیواره بر ظرفیت کیسونهای مخروطی شکل را بررسی نمودند. ایشان مدل خود را با استفاده از نتایج مدل مستطیلی (کیسون با مقطع مستطیل) ارزیابی نمودند. براساس نتایج ارائه شده هرچه شیب دیواره بیرونی بیشتر باشد، پایداری آن بیشتر می‌گردد. ایشان مدل خود را با استفاده از روش المان محدود ارزیابی نمودند. جئو و همکاران (۲۰۱۳)<sup>۴</sup> با استفاده از مدل آزمایشگاهی، اثر زاویه برآیند نیروهای بالابرنده در مقاومت کیسون روی بستر ماسه‌ای را در مقابل این نیروها ارزیابی نمودند. ایشان در مدل خود زاویه برخورد نیرو را بین صفر تا ۹۰ متغیر در نظر گرفتند. طبق نتایج مدل مذکور، زاویه بهینه ۶۰ درجه می‌باشد. یان و همکاران (۲۰۱۶)<sup>۵</sup> برای محاسبه مینیمم فشار مکش در کیسونهای مکشی یک روش تحلیلی ارائه داده و برای ارزیابی روش تحلیلی خود از ۴ مدل آزمایشگاهی استفاده نمودند. چن و همکاران (۲۰۱۶)<sup>۶</sup> با استفاده از مدل آزمایشگاهی بزرگ مقیاس، رفتار کیسون مکشی بکاررفته در فنداسیون نیروگاه شناور آب و همچنین اندرکش کیسون و سازه نیروگاه را در خاک ماسه سیلتی بررسی نمودند. به منظور حفظ پایداری، کیسون‌ها باید ظرفیت بالابردگی کیسون را محاسبه نمود. در صورت محاسبه نادرست این ظرفیت، ممکن است کیسون به‌طور کلی خراب گردد.

اخیراً استفاده از روش‌های هوش مصنوعی برای پیش‌بینی ظرفیت بالابردگی کیسون‌ها متداول شده است. اجزای اصلی هوش مصنوعی شامل منطق فازی، شبکه عصبی و الگوریتم‌های تکاملی هستند. رحمان و همکاران (۲۰۰۱)<sup>۷</sup> با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی پس‌رو، ظرفیت بالابردگی کیسون در خاک‌های ماسه‌ای را پیش‌بینی و نتایج مدل را با روش المان محدود ارزیابی نمودند. دنگ و همکاران (۱۹۹۹)<sup>۸</sup> با استفاده از نرم افزار AFENA و المانهای مثلثی و متقارن مقدار ظرفیت بالابردگی را محاسبه نمودند. ساموی و همکاران<sup>۹</sup> برای توسعه یک مدل عددی جهت تعیین ظرفیت بلند شدگی کیسونها با استفاده از رگرسیون چند متغیره تطبیقی مدلی ریاضی توسعه دادند. مقایسه نتایج مذکور با

کیسون‌ها، از سازه‌های حجیم دریایی بوده و جهت مهاربندی یا فونداسیون تاسیسات دریایی بکار می‌روند. این سازه‌ها بر روی دو نوع بستر نفوذپذیر و نفوذناپذیر ساخته می‌شوند. چنانچه بستر نفوذناپذیر باشد، احتمال پدیده روانگرایی و شکست ناشی از نیروهای بالابردگی از بین می‌رود. اما از آنجا که ساخت بستر نفوذناپذیر هزینه زیادی در بر دارد، بنابراین باید پدیده روانگرایی و بالابردگی ارزیابی شود. کیسون‌ها بر اساس شکل ساخت به دو نوع صندوقچه‌ای (Box Caisson) و مکشی (suction caisson) تقسیم‌بندی می‌گردند. در نوع جعبه‌ای بالای کیسون باز و پایین آن بسته بوده و در نوع مکشی برعکس کیسون‌های جعبه‌ای، بالا بسته و پایین آن‌ها باز می‌باشند. به همین دلیل کیسون‌های مکشی نیاز به حجم بتن ریزی کمتر دارند. از طرف دیگر پایداری کیسون‌های مکشی به علت تماس بیشتر در خاک، بیشتر به خصوصیات خاک زیر کیسون بستگی دارد. نوع مکشی کیسون‌ها بیشتر برای مهاربندی سازه‌های دور از ساحل به کار می‌روند. تحقیقات زیادی در زمینه طراحی، ساخت، آنالیز نیروهای بالابردگی در کیسون‌ها انجام شده است. نیلامانی و همکاران (۲۰۰۲)<sup>۱</sup> با استفاده از مدل آزمایشگاهی ظرفیت بالابردگی وارد بر کیسون‌های مکشی را برآورد نمودند. ایشان یک کیسون با مقطع مربع به ضلع ۴۰۰ میلی‌متر و لوله مکش به قطر ۱۶۰ میلی‌متر را در نظر گرفتند. قطر لوله مکش طوری تغییر داده شد تا تخلخل کیسون (نسبت قطر لوله مکش به بعد عرضی کیسون) از ۱/۶ تا ۱۶/۹ درصد تغییر نماید. پس از انجام داده‌های آزمایشگاهی با استفاده از روش رگرسیون غیرخطی یک تابع برای محاسبه نیرو برحسب درصد تخلخل ارائه دادند. لوک و همکاران (۲۰۰۵)<sup>۲</sup> با استفاده از مدل آزمایشگاهی ظرفیت کششی کیسون‌ها را تحت اثر نیروهای وزن و مکش ارائه محاسبه نمودند. در کیسون‌های مکشی ضریب مقاومت کیسون بین ۰/۵ تا ۰/۸ و تعیین ظرفیت باربری بین ۱۳ تا ۲۱ محاسبه شد. زین‌الدینی و همکاران (۲۰۱۱)<sup>۳</sup> با استفاده از مدل آزمایشگاهی و نرم‌افزار المان محدود، اثرات

<sup>7</sup> Rahman et al., 2001<sup>8</sup> Deng and Carter, 1999<sup>9</sup> Samui et al., 2011<sup>1</sup> Neelamuni et al., 2002<sup>2</sup> Luke et al., 2005<sup>3</sup> Zeinoddini et al., 2011<sup>4</sup> Gao et al., 2013<sup>5</sup> Yan et al., 2016<sup>6</sup> Chen et al., 2016

بررسی نمودند. نتایج نشان داد که این روش دارای ضریب همبستگی بالایی بوده است. پورنعمت رودسری و همکاران (۱۳۹۳) با استفاده از روش GMDH، مدلی برای فرآیند بارش-رواناب توسعه دادند. جیردهی و همکاران (۲۰۱۴)<sup>۸</sup> با استفاده از روش دسته‌بندی داده‌ها، روانگرایی خاک بر اثر تغییر مکان‌های جانبی را پیش‌بینی نمودند. برای آموزش شبکه از داده‌های آزمایشگاهی استفاده شد.

در مقاله حاضر به منظور پیش‌بینی ظرفیت بالابردگی کیسون‌ها، مدل‌هایی مبتنی بر روش هوشمند داده‌محور GMDH و هوشمند مختلط<sup>۹</sup> GMDH-ANN در قسمت برنامه‌نویسی نرم‌افزار MATLAB توسعه داده شده است. در روش GMDH ابتدا ساختار نرون‌ها براساس ترکیبات دوتایی متغیرهای ورودی، تعیین و سپس با رویکرد حداقل مربعات، ضرایب و خروجی هر نرون مشخص می‌گردد. روش GMDH-ANN مشابه GMDH بوده ولی وزن‌های هر نرون با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی محاسبه می‌شود. برای ارزیابی مدل از مشخصه‌های ضریب کارایی (CE)<sup>۱۰</sup>، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)<sup>۱۱</sup>، میانگین نسبی مربعات خطا (MSRE)<sup>۱۲</sup>، میانگین درصد خطا (MPE)<sup>۱۳</sup> و انحراف نسبی (RB)<sup>۱۴</sup> استفاده شد. هم‌چنین، به‌منظور ارزیابی مدل‌های توسعه داده شده، نتایج آن با شبکه عصبی مصنوعی و المان محدود مقایسه گردید.

## مواد روشها

### روش دسته‌بندی گروهی داده‌ها (GMDH)

تحقیقات زیادی برای یافتن ابزاری مناسب جهت شناسایی و مدل‌سازی سامانه‌های پیچیده انجام پذیرفته است. یکی از الگوریتم‌های مؤثر در این زمینه دسته‌بندی گروهی داده‌ها بوده که نسبت به سایر الگوریتم‌ها عملکرد مناسب تری داشته و طراح نقش کمتری در آن دارد. این روش اولین بار توسط ایوانخنکو جهت مدل‌سازی و تجزیه تحلیل یک سیستم چند

شبکه عصبی نشان داد که معادله ارائه‌شده از دقت بالایی برخوردار است. علوی و همکاران (۲۰۱۱)<sup>۱</sup> برای پیش‌بینی ظرفیت بالابردگی از روش برنامه‌ریزی ژنتیک استفاده کردند. مقایسه شاخص آماری نتایج برنامه‌ریزی ژنتیک و المان محدود نشان داد که برنامه‌ریزی ژنتیک کارایی نسبتاً خوبی در پیش‌بینی ظرفیت بالابردگی دارد. چنگ و همکاران (۲۰۱۴)<sup>۲</sup> با استفاده از ترکیب روش فازی و الگوریتم کندوی زنبور عسل یک مدل عددی جهت پیش‌بینی ظرفیت بالابردگی کیسون‌ها ارائه دادند. نتایج نشان داد ترکیب روش فازی و الگوریتم کندوی زنبور عسل مقدار ضریب همبستگی نسبت به روش المان محدود را افزایش می‌دهد.

یکی از روش‌های هوشمند داده محور، روش دسته‌بندی گروهی داده‌ها<sup>۳</sup> (GMDH) می‌باشد که یک رویکرد خود سازمان‌دهی بوده و به‌تدریج مدل‌های پیچیده‌تری در طول ارزیابی عملکرد مجموعه‌های داده‌های ورودی و خروجی تولید می‌کند. این روش برای اولین بار به‌صورت یک روش تجزیه و تحلیل چند متغیره برای سامانه‌های پیچیده مطرح شد. ایده اصلی GMDH توسعه یک تابع دوجمله‌ای مبتنی بر یک پیش‌رونده می‌باشد<sup>۴</sup> GMDH، می‌تواند بدون در دست داشتن دانش خاصی برای مدل‌سازی مورد استفاده قرار گیرد. ساختار آن به‌صورت یک شبکه چندلایه پیش‌رونده با ساختاری مشابه شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشد. آموزش پارامترهای این شبکه بر اساس رویکرد تخمین مربعات انجام می‌شود.

GMDH<sup>۵</sup> نیز کاربردهای موفقیت‌آمیزی در مهندسی علوم و اقتصاد شامل شناسایی قوانین فیزیکی، پیش‌بینی کوتاه‌مدت فرآیندها، شناسایی الگوها در متغیرهای گسسته و پیوسته داشته است. قادری و همکاران (۱۳۸۹) با استفاده از GMDH بهره‌برداری هوشمند از مخازن چندگانه دشت تهران را مدل‌سازی نمودند. هسو و همکاران (۲۰۱۱)<sup>۶</sup> با استفاده از ترکیب روش GMDH و میانگین‌گیری داده‌ها شاخص کیفیت روسازی اسفالت را پیش‌بینی نمودند. لاوال و آتا (۲۰۱۲)<sup>۷</sup> قابلیت روش داده‌کاوی در پیش‌بینی ظرفیت باربری شمع‌ها

<sup>8</sup> Jirdehi et al, 2014

<sup>9</sup> GMDH based on artificial neural network

<sup>10</sup> Coefficient of Efficiency

<sup>11</sup> Root Mean Square Error

<sup>12</sup> Mean Square Relative Error

<sup>13</sup> Mean Percentage Error

<sup>14</sup> Relative Bias

<sup>1</sup> Alavi et al, 2011

<sup>2</sup> Cheng et al., 2014

<sup>3</sup> Group Method of Data Handling

<sup>4</sup> Ivankenko, 1968

<sup>5</sup> Group method of data handling

<sup>6</sup> Hsu et al., 2011

<sup>7</sup> Lawal and Auta, 2012

داده شده است. مدل توسعه داده شده توسط تابع محرک (۲) و (۳) به ترتیب GMDH1 و GMDH2 نامگذاری شده است. در شکل (۱) دیاگرام شماتیک شبکه هر دو مدل GMDH همراه با نمایی از نرون‌ها با تابع محرک چندجمله‌ای نشان داده شده است.

### ساختار GMDH

در الگوریتم GMDH تعداد نرون‌های لایه اول، با توجه به ترکیبات دوتایی متغیرهای ورودی محاسبه می‌گردند. به عنوان مثال، به ازای  $m$  متغیر ورودی تعداد ترکیبات دوتایی و در نتیجه تعداد نرون‌ها  $m(m-1)/2$  می‌باشد. پس از تعیین ساختار شبکه در هر نرون با استفاده از رویکرد تخمین حداقل مربعات مقادیر ضرایب و در نتیجه خروجی هر نرون محاسبه می‌شود. خروجی نرونهای لایه اول به تعداد  $m(m-1)/2$  می‌باشد. پس از محاسبه خروجی‌ها، ابتدا باید یک مقدار آستانه برای هر خروجی تعیین نمود. پس از تعیین مقدار آستانه، مقدار ضرایب همبستگی خروجی نرون‌ها را محاسبه نمود. از آنجا که شبکه GMDH در هر لایه باید همگرا شود.

متغیره مطرح شد. شکل ریاضی آن به صورت چند شبکه متوالی از توصیفات جزئی بیان می‌شود. ارتباط کلی بین متغیرهای ورودی و خروجی مشابه چندجمله‌ای گسسته شده کولموگروف (معادله ۱) بیان می‌گردد.

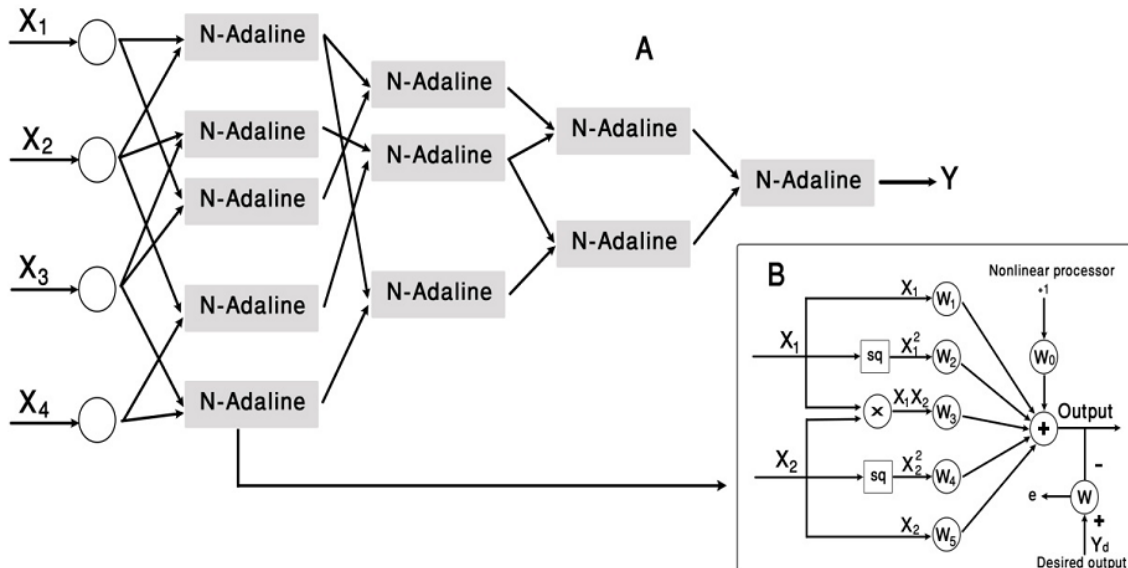
$$y = a_0 + \sum_{i=1}^m a_i x_i + \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m a_{ijk} x_i x_j + \dots \quad (1)$$

چندجمله‌ای مذکور قادر به تقریب توالی ایستا بوده و بردار وزن‌های آن توسط سیستم معادلات قابل حل می‌باشد. GMDH به سامانه‌های خود سازمان ده تعلق داشته و از مفاهیم همبستگی و استقرا استفاده می‌نماید. از اجزا اصلی شبکه GMDH، نرون‌های پشتیبانی بوده که حداقل دارای دو متغیر ورودی می‌باشند. تابع انتقال محرک ارتباط بین دو ورودی در این متغیرها را به صورت یک چند جمله‌ای به صورت معادله (۲) یا (۳) باشد.

$$y = w_0 + w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_3 x_1 x_2 \quad (2)$$

$$y = w_0 + w_1 x_1 + w_2 x_2 + w_3 x_1^2 + w_4 x_2^2 + w_5 x_1 x_2 \quad (3)$$

$w_0$  تا  $w_5$  ضرایب چندجمله‌ای هستند که با استفاده از روش تخمین حداقل مربعات محاسبه می‌شود. در مقاله حاضر دو مدل GMDH با استفاده از توابع محرک (۲) و (۳) توسعه



شکل (۱): ساختار شماتیک GMDH (قادری و همکاران، ۱۳۹۳)

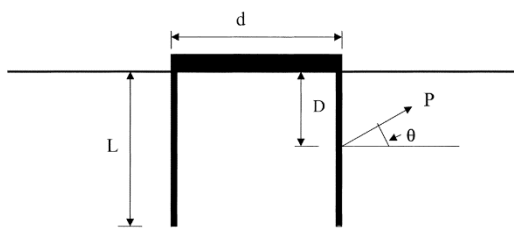
شکل (۳): نمایش شبکه عصبی سه لایه با اتصالات کامل

**ترکیب شبکه عصبی مصنوعی و روش دسته بندی گروهی داده‌ها (GMDH-ANN)**

در GMDH، ضرایب توسط رویکرد حداقل مربعات و با استفاده از حل معادلات خطی محاسبه میشوند. درحالتیکه سری داده‌ها زیاد باشد، خطای دستگاه معادلات خطی بالا میرود. بنابراین این روش برای مدل‌ها با سری داده‌های بسیار بالا جوابگو نیست. در مقاله حاضر، با استفاده از ترکیب شبکه عصبی مصنوعی و GMDH یک مدل (GMDH-ANN) توسعه داده شده است. این مدل مشابه GMDH بوده اما برای محاسبه خروجی در هر نرون از شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده است. در این مدل ابتدا ساختار GMDH و متغیرهای ورودی به هر نرون مشخص گردیده و سپس در هر نرون با استفاده از آموزش شبکه عصبی خروجی در آن نرون محاسبه می‌گردد. به‌منظور برقراری ارتباط بین شبکه عصبی مصنوعی و GMDH باید به ازای هر نرون یک شبکه با دو متغیر ورودی آموزش داده می‌شود. فلوجارت روش GMDH-ANN - در شکل (۴) نشان داده شده است.

**عوامل مؤثر در ظرفیت بالابرنده‌گی**

شکل شماتیک کیسون‌های مکشی در شکل (۵) نشان داده شده است



شکل (۴) : شکل شماتیک کیسون مکشی (Rahman et al., 2001)

شش پارامتر مؤثر در ظرفیت بالابرنده‌گی کیسون عبارت‌اند از:  
 ۱- طول کیسون ( $L$ )، ۲- قطر کیسون ( $d$ )، ۳- فاصله نقطه اثر نیرو تا سطح آزاد آب ( $D$ )، ۴- نیروی وارده بر کیسون ( $P$ )، ۵- زاویه نیرو با سطح افق ( $\theta$ )، ۶- تنش برشی زه‌کشی نشده ( $S_u$ ) و ۷- ضریب نفوذ ( $T_k$ ) که از تقسیم مقدار نفوذ به نرخ وارد شدن بار محاسبه می‌شود. دنگ و همکاران، معادلات

بنابراین ۴۰ درصد از خروجی‌های لایه اول با ضریب همبستگی بیشتر از مقدار آستانه به صورت متغیر به لایه دوم فرستاده می‌شوند. این روند تا زمانی ادامه می‌یابد که تنها دو متغیر ورودی برای انتقال به لایه آخر باقی‌مانده باشند. به‌منظور انتخاب خروجی‌های برگزیده باید از معیار  $R^2$  برای توصیف عملکرد هر نرون استفاده شود (معادله (۴)).

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (\hat{y}(i) - y(i))^2}{\sum_{i=1}^N (y(i) - \bar{y})^2} \quad (4)$$

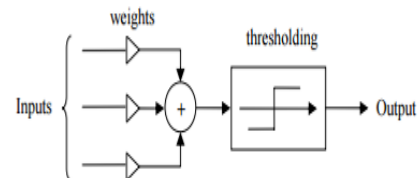
که در آن  $y$  خروجی آزمایشگاهی،  $\hat{y}_q$  خروجی محاسباتی،  $\bar{y}$  میانگین خروجی آزمایشگاهی  $\bar{y}_q$  میانگین خروجی محاسباتی می‌باشد.

**شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)**

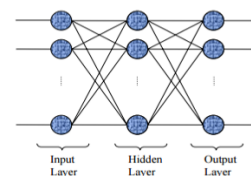
شبکه‌های عصبی مصنوعی، یکی از روش‌های شبیه‌سازی بوده که از سیستم عصبی انسان الهام گرفته شده است. مدل ریاضی ساده شده عصب واقعی به صورت شکل (۲) می‌باشد. مطابق شکل محاسبه خروجی در دو مرحله انجام می‌گیرد. در مرحله اول وزن‌ها محاسبه و در مرحله دوم، وزن‌ها خروجی‌ها بصورت رفت و برگشتی بهینه می‌شوند. صورت ریاضی خروجی در هر نرون بصورت تابع معادله (۵) محاسبه می‌شود.

$$Y_j = W_{ij} X_i + b_j \quad (5)$$

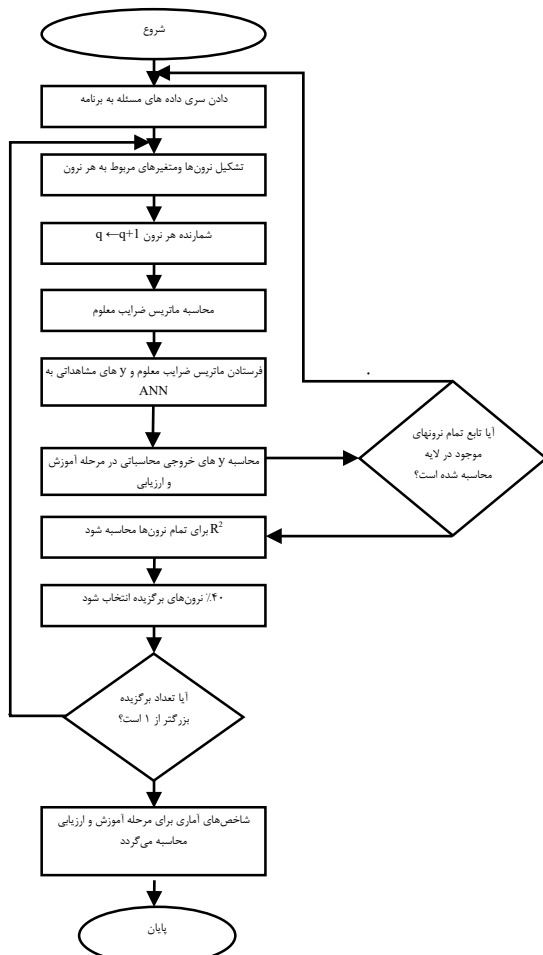
که در آن  $X_i$  درایه  $i$  ماتریس ورودی،  $W_{ij}$  درایه سطر  $i$  ماتریس وزن‌ها به ازای نرون  $j$  و  $b_j$  و  $Y_j$  به ترتیب مقدار اصلاحی bias و مقدار خروجی در نرون  $j$  می‌باشند. ساختار شبکه عصبی مانند GMDH بوده، اما تعداد نرون‌ها در هر لایه متغیر می‌باشد. چیدمان یک شبکه عصبی سه لایه در شکل (۳) ارائه شده است.



شکل (۲): مدل ریاضی ساده شده محاسبات در نرون



همکاران (۲۰۱۴) برای مدل سازی ظرفیت بالابردگی کیسونهای مکشی بکار رفته است. در جدول (۱) میانگین، حداقل و حداکثر ن هر پارامتر ارائه شده است. داده های آموزش و ارزیابی بطوری انتخاب شده اند که خصوصیات آماری در مرحله آموزش و ارزیابی تقریباً یکسان باشد



شکل (۵): فلوجارت روش GMDH-ANN

ظرفیت بالابردگی را باید برای سه نوع خاک زه کش شده کامل ، زه کش شده جزیی و زه کش نشده مورد بررسی قرار دارند. طبق نتایج این بررسی، در خاک زه کش نشده ، حداکثر نیروی قائم و جانبی بالابردگی تابعی از  $S_u$  و  $\frac{L}{d}$  می باشد. همچنین حداکثر نیروی جانبی بستگی به  $S_u$  و  $\frac{D}{d}$  می باشد. با داشتن مقادیر حداکثر نیروی های مذکور می توان نوشت:

$$\frac{V}{V_u} + \left( \sqrt{1 - \left( \frac{H}{H_u} \right)^2} - 1 \right)^2 = 1 \quad (۶)$$

$$\frac{V}{H} = \tan \theta$$

که در آن  $V_u$  و  $H_u$  به ترتیب ظرفیت بالابردگی نهایی قائم و افقی،  $V$  و  $H$  ظرفیت بالابردگی مجاز و  $\theta$  زاویه برآیند نیروها با محور افقی مختصات می باشد. در حالت زه کش شده جزیی و کامل ظرفیت بالابردگی علاوه بر پارامترهای ذکر شده به  $T_k$  نیز بستگی دارد. با توجه به تحقیقات دنگ و همکاران برای ظرفیت بالابردگی می توان نوشت :

$$Q = f\left(\frac{L}{d}, \frac{D}{d}, \theta, S_u, T_k\right) \quad (۷)$$

### سری داده های آموزش و ارزیابی

داده های این تحقیق شامل ۶۰ سری داده بود که ۵۰ سری از داده ها برای آموزش و ۱۰ سری برای ارزیابی استفاده گردیده است. این داده ها مشابه رحمان و همکاران (2001) گردآوری شده و توسط محققین مختلفی از جمله علوی و همکاران (۲۰۱۱)، ساموی و همکاران (2011) و چنگ و

جدول (۱): پارامترهای مؤثر در ظرفیت بالابردگی

پارامتر	$\frac{L}{d}$	$S_u$	$T_k$	$\theta$	$\frac{D}{d}$
حداقل	۰/۲۳	۱/۸	۰/۰۰۰۰۱	۰	۰
میانگین	۱/۵۴	۱۱/۴۶	۰/۰۰۲۶۲۵	۷۴/۱۲	۰/۰۴۸
حداکثر	۴	۳۸	۰/۰۴	۹۰	۰/۶۹

نمود. چنانچه خروجی نهایی مدل توسعه داده شده به مقدار پیش بینی شده این توابع نزدیک باشد. مدل دارای عملکرد قابل قبول می باشد. در مقاله حاضر برای بررسی مدل های

بررسی صحت و سقم مدل های توسعه داده شده پس از انجام مدل های توسعه داده شده جهت بررسی مدل های توسعه داده شده باید از یک سری زمانی استاندارد استفاده

سری زمانی مقدار اولیه و  $\tau$  به ترتیب  $1/2$  و  $17$  انتخاب شده‌اند. پس از حل معادله دیفرانسیل (۳) مقدار  $x(t)$  محاسبه می‌شود که  $t$  بین ۰ تا ۲۰۰۰ می‌باشد. پس از انجام محاسبات یک ماتریس با ۱۰۰۰ سطر و ۶ ستون حاصل می‌گردد که ۵ ستون اول متغیرهای ورودی و ستون آخر متغیرهای خروجی می‌باشند. ۵۰۰ سطر اول برای آموزش و ۵۰۰ سطر دوم برای صحت سنجی استفاده می‌شود. در جدول (۲) شاخص‌های آماری محاسبه شده میان خروجی محاسباتی و مشاهداتی برای سه روش GMDH1، GMDH2 و GMDH-ANN ارائه شده است.

توسعه داده شده از سری Mackey-Class استفاده شده است. این سری زمانی با توجه به معادله (۸) تعریف می‌گردد.

$$(8) \quad \frac{dx(t)}{dt} = \frac{ax(t-\tau)}{1+x^{10}(t-\tau)} - bx(t)$$

که مقادیر  $a$  و  $b$  به ترتیب  $0.1$  و  $0.2$  می‌باشد. مقادیر خروجی سری زمانی داده شده، یک مسئله پایه در مدل‌سازی بوده و محققین زیادی از آن برای صحت سنجی مدل خود استفاده نمودند. برای مدل‌سازی با استفاده از مقادیر ورودی یک سری زمانی با گام  $\Delta$  باید مقادیر این سری در زمان  $t + \Delta$  پیش‌بینی شود. بدین منظور باید یک نگاشت  $D$  نقطه‌ای به فاصله زمانی  $\Delta$  از هم ایجاد شود. مقدار  $D$  برابر با تعداد متغیرها ( $D = 5$ ) و  $\Delta = 6$  انتخاب شده است. برای ایجاد

جدول (۲): شاخص آماری روش‌های ارائه شده با استفاده از داده‌های مکی گلاس

روش	CE	MPE	MRSE	RMSE	RB
GMDH1	۰/۹۳۳	۵/۲۳۷	۰/۰۰۴۱	۰/۰۵۹۲	۰/۰۰۱
GMDH2	۰/۹۸۴	۲/۷۷۹	۰/۰۰۱۳	۰/۰۲۹۱	-۰/۰۰۲
GMDH-ANN	۰/۹۹۶	۱/۲۳۹	۰/۰۰۳	۰/۰۱۵۳	۰/۰۰۱

انتخاب نرون‌ها تا لایه آخر ادامه می‌یابد. پس از تعیین ساختار مدل‌ها، شاخص‌های آماری آن‌ها مورد بررسی قرار گرفته است

نتایج نشان می‌دهد هر سه روش از کارایی بالایی برخوردارند. زیرا مقدار CE در هر سه روش بزرگتر از  $0.9$  می‌باشد. مقدار میانگین درصد خطا در هر سه روش کمتر از  $10$  درصد می‌باشد. بنابراین می‌توان نتیجه گرفت، داده‌های خروجی و پیش‌بینی شده مکی-گلاس نزدیک به هم بوده است. نتایج شاخص‌های میانگین نسبی و ریشه میانگین مربعات خطا نیز منطبق بودن داده‌های خروجی و پیش‌بینی شده را تایید می‌کنند. مقدار انحراف نسبی نزدیک به صفر می‌باشد. طبق نتایج جدول (۲)، مدل‌های GMDH1 و GMDH-ANN کمی دست بالا و مدل GMDH2 کمی دست پایین، سری زمانی را پیش‌بینی می‌کنند.

### نتایج تابع محرک درجه ۱ (GMDH1)

در این حالت از تابع محرک جمله‌ای دومتغیره معادله (۲) جهت پیش‌بینی ظرفیت بالابردگی کیسون استفاده شده است. ۵ متغیر موجود در ظرفیت بالابردگی کیسون‌ها باعث تشکیل ۱۰ نرون در لایه اول می‌گردد. بنابراین باید ۱۰ مرتبه GMDH1 اجرا و با استفاده از رویکرد تخمین حداقل مربعات، ضرایب محاسبه شوند. پس از محاسبه ضرایب، خروجی و در نتیجه معیار همبستگی برای هر نرون محاسبه می‌گردد. مقادیر محاسبه شده مطابق جدول (۳) می‌باشد. مطابق جدول (۳)، نرون‌های ۱، ۵، ۶ و ۷ به‌عنوان متغیر ورودی به لایه دوم فرستاده می‌شوند. به دلیل وجود ۴ متغیر ورودی ۶ نرون در این لایه تشکیل می‌گردد (۱- نرون اول و پنجم ۲- نرون اول و ششم ۳- نرون اول و هفتم ۴- نرون پنجم و ششم ۵- نرون پنجم و هفتم و ۶- نرون ششم و هفتم لایه اول). پس از اجرای

### نتایج

در این قسمت پیش‌بینی انجام شده در مدل‌های توسعه داده شده مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. در مدل‌های GMDH1 و GMDH2 و GMDH-ANN ابتدا مقدار ضریب همبستگی نرون‌ها در هر لایه محاسبه شده و سپس بر اساس ضرایب محاسبه شده نرون‌های لایه بعدی مشخص گردید. روند

تشکیل می‌گردد. ورودی این نرون‌ها به ترتیب عبارت‌اند از ۱- نرون اول پنجم ۲- نرون اول و ششم ۳- نرون اول و نهم ۴- نرون پنجم و ششم ۵- نرون پنجم و نهم و ۶- نرون ششم و نهم لایه اول. پس از اجرای GMDH معیار همبستگی برای تمامی ۶ نرون لایه دوم محاسبه و سه نرون برتر انتخاب می‌گردند. با توجه به نتایج نرون‌های ۱، ۳ و ۶ با همبستگی ۰/۸۳۵، ۰/۸۰۴ و ۰/۹۰۷ به لایه سوم منتقل می‌شوند. پس از اجرای GMDH در این لایه نرون‌های اول و دوم با ضرایب همبستگی ۰/۹۱۳ و ۰/۸۸۶ به لایه چهارم می‌روند. در این لایه خروجی نهایی محاسبه می‌شود. ضریب همبستگی نهایی در این لایه ۰/۹۲۳ می‌گردد. در جدول (۴) خصوصیات آماری شبکه GMDH در مرحله آموزش و ارزیابی ارائه شده است.

GMDH1 معیار همبستگی برای تمامی ۶ نرون لایه دوم محاسبه و سه نرون برتر جهت تشکیل لایه سوم انتخاب می‌گردند. با توجه به ضریب همبستگی‌های محاسبه شده در لایه دوم، نرون‌های ۱، ۳ و ۴ با ضرایب همبستگی ۰/۸۰۱، ۰/۸۳۵ و ۰/۷۸۹ برای ساخت لایه سوم انتخاب می‌شوند. در این لایه نیز ۳ نرون تشکیل می‌گردد. ساختار ورودی نرون‌ها به ترتیب عبارت‌اند از ۱- نرون ۱ و ۳، ۲- نرون ۱ و ۴ و ۳- نرون ۳ و ۴ لایه دوم پس از اجرای مجدد GMDH1 نرون ۱ و ۲ لایه سوم با ضرایب همبستگی ۰/۸۵۹ و ۰/۸۱۱ به لایه چهارم می‌روند. مقدار ضریب همبستگی در این لایه ۰/۸۶۷ گردیده است. چنانچه در لایه اول نرون‌های ۱، ۵، ۶ و ۹ به لایه ۲ بروند، ضریب همبستگی نهایی ۰/۹۲۳ می‌گردد. در لایه دوم ۶ نرون

جدول (۳): مقدار ضریب همبستگی نرون‌های لایه اول GMDH1

نرون‌ها	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰
متغیرها	۲و۱	۳و۱	۴و۱	۵و۱	۳و۲	۴و۲	۵و۲	۴و۳	۵و۳	۵و۴
همبستگی	۰/۷۵۹	۰/۱۰۵	۰/۱۳۹	۰/۱۳۱	۰/۵۰۲	۰/۷۲۱	۰/۵۹۵	۰/۰۹۱	۰/۳۳۹	۰/۱۱۸

جدول (۴): خصوصیات آماری شبکه GMDH1 در مرحله آموزش و ارزیابی

مرحله	CE	MAPE	MRSE	RMSE	RB
آموزش	۰/۹۱۳	۲۳/۶۶	۰/۰۵۲۱	۱۶/۲۳	۰/۰۵۱
ارزیابی	۰/۹۷۳	۱۹/۴۲	۰/۰۳۲۵	۱۴/۳۲	۰/۰۶

می‌باشد. در مقاله حاضر مقدار ۰/۰۵- نشانگر دقت مدل می‌باشد.

#### نتایج تابع محرک درجه ۲ (GMDH2)

چنانچه از معادله (۳) به عنوان تابع محرک استفاده شود، تنها مقادیر ضرایب همبستگی در هر نرون افزایش می‌یابد (جدول ۵). مقایسه جدول (۳) و (۵) نشان می‌دهد، افزایش ضریب همبستگی در تمامی نرون‌ها یکسان می‌باشد. مطابق جدول (۳) نرون‌های ۱، ۵، ۶ و ۷ به لایه دوم فرستاده می‌شوند. بقیه روند حل مسئله مانند تابع محرک درجه ۱ می‌باشد. پس از انتخاب خروجی نرون‌ها، لایه دوم تشکیل می‌گردد. در این لایه ۴ متغیر ورودی تشکیل ۶ نرون را می‌دهند. ضریب همبستگی نرون‌های مذکور به ترتیب عبارت‌اند از: ۰/۹۱۴، ۰/۸۹۷، ۰/۹۰۲، ۰/۹۱۱، ۰/۷۹۶ و ۰/۹۳۸. با توجه به ضرایب همبستگی محاسبه شده، خروجی نرون‌های ۱، ۴ و ۶ به لایه سوم فرستاده می‌شوند. پس از اجرای GMDH2 نرون‌های

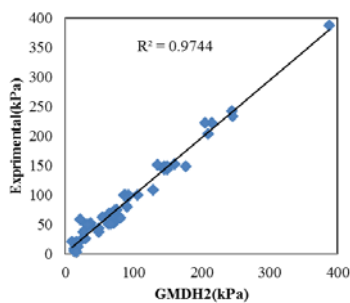
مقدار ضریب CE برای مدل‌های با دقت بالا باید بین ۰/۹ تا ۱ باشد. در مدل حاضر مقدار ۰/۹۲۳ و ۰/۹۹۱ نشان‌دهنده دقت بالای مدل در مرحله آموزش و ارزیابی می‌باشد. مقدار ضریب MPE در مرحله آموزش و ارزیابی به ترتیب ۲۳/۴۱ و ۲۳/۶۶ درصد می‌باشد. با توجه به اینکه تعداد سری داده‌ها ۵۱ عدد می‌باشد. در نتیجه درصد خطای خروجی مشاهداتی و محاسباتی در حدود ۱۱ درصد است. RMSE، نشان‌دهنده میانگین اختلاف مجذور خروجی مشاهداتی و محاسباتی می‌باشد. مقدار هرچه مقدار آن به صفر باشد، مدل دقیق‌تر است. در مقاله حاضر، مقدار ریشه میانگین مربعات خطا، ۱۰/۹۸ محاسبه شده است. MSRE، به ازای این تابع محرک ۰/۱۴۷۴ بوده که نشان‌دهنده دقت مدل می‌باشد. RB انحراف نسبی (Relative Bias) نشان‌دهنده، مقدار انحراف معیار داده‌های مشاهداتی نسبت به داده‌های محاسباتی می‌باشد. مقدار این پارامتر هرچه به صفر نزدیک‌تر باشد. مدل دقیق‌تر



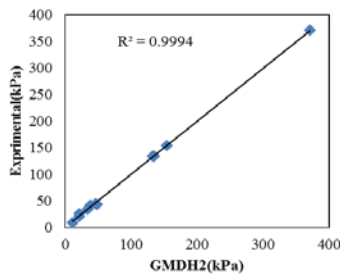
۱ و ۳ لایه سوم با ضریب همبستگی ۰/۹۷۱ و ۰/۹۷۴ به لایه نهایی فرستاده می‌شوند. در لایه نهایی ضریب همبستگی ۰/۹۷۴ محاسبه شد. نمودار مقایسه داده‌های آزمایشگاهی و نتایج GMDH2 در مراحل آموزش و ارزیابی به صورت

جدول (۵): ضریب همبستگی نرون های لایه اول GMDH2

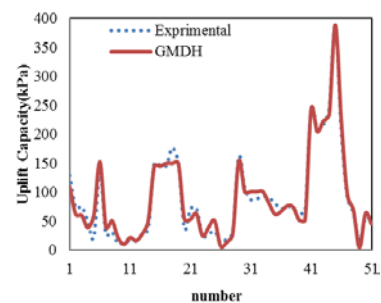
نرون	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰
متغیرها	۲ و ۱	۳ و ۱	۴ و ۱	۵ و ۱	۳ و ۲	۴ و ۲	۵ و ۲	۴ و ۳	۵ و ۳	۴ و ۵
همبستگی	۰/۸۴۱	۰/۱۹۵	۰/۲۲۸	۰/۲۵۱	۰/۶۴۶	۰/۸۲۸	۰/۷۸۶	۰/۰۶۷	۰/۰۵۵	۰/۱۸۹



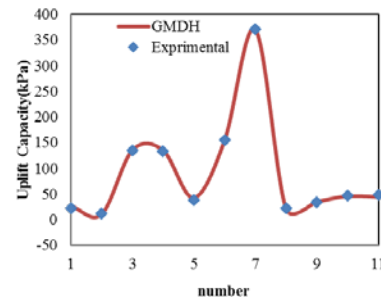
شکل (۷): مقایسه ظرفیت بلند شدگی مشاهداتی و محاسباتی در مرحله آموزش



شکل (۹): مقایسه ظرفیت بلند شدگی مشاهداتی و محاسباتی در مرحله آموزش



شکل (۶): مقایسه نتایج GMDH2 با داده‌های آزمایشگاهی در مرحله آموزش



شکل (۸): مقایسه نتایج GMDH2 با داده‌های آزمایشگاهی در مرحله ارزیابی

جدول (۶): خصوصیات آماری GMDH2 به ازای تابع درجه ۲

مرحله	CE	MPE	MRSE	RMSE	RB
آموزش	۰/۹۷۴	۲۲/۶۱	۰/۱۴۳	۱۲/۱۷	-۰/۰۴۱
ارزیابی	۰/۹۸۴	۱۸/۴۳	۰/۰۹۳	۱۰/۵۷	-۰/۰۰۳

در مرحله آموزش، ضریب کارایی مدل در GMDH1 ۰/۹۲۳ بوده که در GMDH2 به ۰/۹۷۴ افزایش یافته است. همچنین درصد خطاهای درصد میانگین خطاها، میانگین مجذور نسبی خطا و ریشه میانگین مربعات خطابه ترتیب از ۲۳/۴۱ به ۲۲/۶۱، ۲۲/۶۱، ۰/۱۵۱۶ و ۰/۱۴۷۴ و ۱۲/۲۳ به ۱۲/۱۷ در GMDH2 کاهش یافته است. از مقایسه بین شاخص‌های آماری نشان داد که اضافه شدن جملات درجه دو،

ضریب کارایی مدل را ۵/۱ درصد افزایش و خطاهای MPE، MSRE و RMSE را به ترتیب ۱/۳، ۰/۸ و ۰/۵ درصد کاهش دادند. اما انحراف نسبی ثابت بوده است. بنابراین می‌توان نتیجه گرفت تابع محرک معادله (۳) نتایج بهتری داشته است.

### نتایج ترکیب شبکه عصبی و دسته‌بندی گروهی داده‌ها (GMDH - ANN)

هفتم و ۶- نرون ششم و هفتم لایه اول. پس از اجرای ANN - GMDH معیار همبستگی برای تمامی ۶ نرون لایه دوم محاسبه و سه نرون برتر جهت فرستاده شدن به لایه سوم انتخاب می‌گردند. با توجه به نتایج محاسبات در لایه دوم، نرونهای ۱، ۳ و ۴ این لایه با همبستگی ۰/۹۴۷، ۰/۹۹۱ و ۰/۸۵۸ به لایه سوم منتقل می‌شوند. با توجه به اینکه ۳ متغیر ورودی به لایه سوم فرستاده شده است، در این لایه ۳ نرون تشکیل می‌گردد. ساختار ورودی نرونها به ترتیب عبارت‌اند از: ۱- نرون ۱ و ۳، ۲- نرون ۱ و ۴ و ۳- نرون ۲ و ۴ لایه دوم. پس از اجرای مجدد ANN - GMDH، نرون ۱ و ۳ لایه سوم با ضرایب همبستگی ۰/۸۷۴ و ۰/۹۹۱ به لایه چهارم می‌روند. از آنجا که متغیرهای ورودی به این لایه ۲ می‌باشد. بنابراین این لایه نهایی می‌شود. مقدار ضریب همبستگی در این لایه ۰/۹۸۹ گردیده است. خصوصیات آماری شبکه ANN - GMDH در مرحله آموزش و ارزیابی در جدول (۸) ارائه شده است.

در صورت ترکیب شبکه عصبی و دسته‌بندی گروهی داده‌ها، خروجی هر نرون با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی محاسبه می‌گردد. در مقاله حاضر ۵ متغیر ورودی تشکیل ۱۰ نرون را می‌دهد. پس از مشخص نمودن دو متغیر ورودی در هر نرون، یک شبکه عصبی مصنوعی با دو متغیر ورودی توسعه داده می‌شود. پس از توسعه شبکه عصبی، مقدار ضریب همبستگی محاسبه و در جدول (۷) ارائه شدند. مطابق جدول (۷) خروجی نرونهای ۱، ۵، ۶ و ۷ با ضرایب همبستگی ۰/۸۵۹، ۰/۸۱۶، ۰/۸۹۷ و ۰/۸۴۸ به‌عنوان ورودی به لایه دوم فرستاده می‌شوند. روند محاسبات و تشکیل ساختار شبکه در این لایه، مانند لایه اول می‌باشد. با توجه به متغیرهای ورودی در لایه دوم ۶ نرون تشکیل می‌شود. نرون‌های لایه دوم به ترتیب عبارت‌اند از ۱- نرون اول و پنجم ۲- نرون اول و ششم ۳- نرون اول و هفتم ۴- نرون پنجم و ششم ۵- نرون پنجم و

جدول (۷): ضریب همبستگی نرون‌های لایه اول ANN - GMDH

نرون	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰
متغیرها	۲و۱	۳و۱	۴و۱	۵و۱	۳و۲	۴و۲	۵و۲	۴و۳	۵و۳	۵و۴
همبستگی	۰/۸۵۹	۰/۳۸۱	۰/۶۷۹	۰/۱۰۵	۰/۸۱۶	۰/۸۹۷	۰/۸۴۸	۰/۵۰۱	۰/۶۷۱	۰/۵۴۱

جدول (۸): خصوصیات آماری شبکه ANN - GMDH

مرحله	CE	MPE	MRSE	RMSE	RB
آموزش	۰/۹۸۸	۲۱/۸۳	۰/۱۷۹۶	۱۱/۶۱	-۰/۰۰۹
ارزیابی	۰/۹۹۹	۰/۹۹۸	۲۹/۵۳	۹/۹۸	-۰/۰۰۳

### مقایسه نتایج روش‌های GMDH و ANN-GMDH با

#### سایر روش‌ها

به‌منظور مقایسه خصوصیات آماری روش‌های المان محدود و شبکه عصبی مصنوعی با داشتن خروجی‌های دو روش مذکور خصوصیات آماری دو روش مذکور محاسبه در جدول (۹) ارائه شده است.

مقدار ضریب کارایی ترکیب شبکه عصبی مصنوعی با GMDH، ۰/۹۹۳ محاسبه شد. که این مقدار نسبت به GMDH2 ۱۹ درصد افزایش داشته است. درصد میانگین خطا در مرحله ارزیابی ۲۱/۸۳ ۵۳ درصد محاسبه گردید که نسبت به GMDH2 ۳ درصد کاهش یافته است. MRSE در ANN - GMDH نسبت به GMDH2 در مرحله آموزش ۰/۲۸۶ به ۰/۱۷۹۶ افزایش یافته است. انحراف نسبی نشان‌دهنده مقدار انحراف معیار داده‌های مشاهداتی نسبت به داده‌های محاسباتی می‌باشد. مقدار این پارامتر هرچه به صفر نزدیک‌تر باشد، مدل دقیق‌تر می‌باشد. در مقاله حاضر مقدار این ضریب پس از ترکیب شبکه عصبی از ۰/۰۵- به ۰/۰۸- کاهش می‌یابد. نتایج خصوصیات آماری ترکیب شبکه عصبی مصنوعی نشان می‌دهد

جدول (۹): مقایسه نتایج آماری مدل‌های توسعه داده شده با روش‌های المان محدود و شبکه عصبی مصنوعی در مرحله ارزیابی

معیارهای ارزیابی	FEM (Deng and Carter, 2002)	ANN (Rahman et al., 2001)	GMDH1 (مقاله حاضر)	GMDH2 (مقاله حاضر)	GMDH-ANN (مقاله حاضر)
CE	۰/۹۷۹	۰/۹۷۶	۰/۹۷۳	۰/۹۸۴	۰/۹۸۸
MAPE	۱۰/۵۶	۲۱/۸۳	۱۹/۴۲	۱۸/۴۳	۱۱/۷۹
RMSE	۱۰/۹۳	۱۱/۶۱	۱۴/۳۲	۱۰/۵۷	۸/۴۱
MRSE	۰/۰۲۰۹	۰/۱۰۹۳	۰/۳۲۵	۰/۰۹۳	۰/۰۳۳۵
RB	-۰/۰۳۵	-۰/۰۹۳	۰/۰۶	-۰/۰۳	-۰/۰۶۲

که میانگین مربعات خطا در روش‌های دسته‌بندی گروهی داده‌ها - شبکه عصبی مصنوعی و دسته‌بندی گروهی داده‌ها در مرحله ارزیابی به ترتیب ۸/۴۱ و ۱۰/۵۱ می‌باشد. همچنین میانگین مربعات نسبی خطا برای دو روش مذکور به ترتیب ۰/۰۳۳۵ و ۰/۰۹۳ می‌باشد.

#### منابع

۱- پور نعمت رودسری، ع. قادری ک، کریمی گوغری، ش. ۱۳۹۳. مدلسازی فرآیند بارش - رواناب با استفاده از روش کنترل گروهی داده‌ها و شبکه عصبی مصنوعی در حوزه آبریز پلرود پژوهشنامه حوزه آبخیز داری ساری ۵ (۱۰) ۶۸-۸۴

۲- قادری، ک، عرب، د. ر، تشنه‌لب، م، و قزاق، آ. مدل‌سازی بهره‌برداری هوشمند از مخازن با استفاده از برخورد گروهی با داده‌ها (GMDH). ۱۳۸۹. مجله تحقیقات منابع ایران، سال ششم، شماره سوم. ص ۵۵ - ۶۷.

3- Alavi, A. H. Aminian, P., Gandomi, A. H., & Esmaeili, M. A. (2011). Genetic-based modeling of up-lift capacity of suction caissons, *Expert Systems with Applications*, 38 (10), 12608-12618.

4- Alavi, A. H. Gandomi, A. H. (2011). robust data mining approach for formulation of geotechnical engineering systems, *Engineering Computations*, 28 (3), 33-38.

5- Chakrabarti, S. K. (2004). *Hydrodynamics of Offshore Structures*, WIT, Southampton, U.K.

6- Cheng, M. Y., Cao, M. T., & Tran, D. H. (2014). A hybrid fuzzy inference model based on RBFNN.

طبق نتایج جدول ضریب کارایی تمامی روش‌ها به جز GMDH1 (تابع محرک معادله ۲) در حدود ۰/۹۷ هست. با توجه به ضریب کارایی می‌توان نتیجه گرفت، مدل‌های GMDH2 و GMDH-ANN همخوانی خوبی با روش‌های پیشین دارد. مقدار میانگین درصد خطاها در روش ANN و GMDH2 به هم نزدیک است و مقدار مذکور در FEM و GMDH-ANN به هم نزدیک می‌باشد. تغییرات سایر خطاها مشابه میانگین درصد خطاها می‌باشد.

#### نتیجه‌گیری

پیش‌بینی ظرفیت بالابرداری تأثیر زیادی در پایداری کیسونها دارد. ظرفیت بلند شدگی به مقاومت کیسون در مقابل نیروهای بالابرداری اطلاق می‌گردد. پارامترهای مؤثر در ظرفیت بلند شدگی، طول و قطر کیسون، فاصله نقطه اثر نیرو تا سطح آزاد خاک، زاویه نیرو با کیسون، تنش برشی زه کشی نشده و ضریب نفوذ آب در کیسون می‌باشند. از آنجاکه روش‌های تحلیلی دقیق نیاز به محاسبات پیچیده دارد. از این رو ظرفیت مذکور از طریق روش‌های هوش مصنوعی محاسبه می‌گردد. در مقاله حاضر با استفاده از روش دسته‌بندی گروهی داده‌ها به ازای دو تابع محرک درجه اول و دوم و ترکیب آن با روش شبکه عصبی مصنوعی ظرفیت بالابرداری کیسونهای مکشی پیش‌بینی گردید. صحت مدل‌های انجام شده با استفاده از سری زمانی مکی - گلاس بررسی شده است. ضریب همبستگی در سه حالت مذکور در مرحله آموزش به ترتیب ۰/۹۲۳، ۰/۹۷۴ و ۰/۹۸۸ محاسبه شد. این ضریب همبستگی نشان داد که مدل‌های توسعه داده شده از دقت بالایی برای پیش‌بینی ظرفیت بالابرداری برخوردار است. به منظور ارزیابی پیش‌بینی انجام شده نتایج آن با روش‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی و المان محدود مقایسه گردید. مقایسه‌ها نشان داد

- 17- Rahman, M. S., Wang, J., Deng, W., & Carter, J. P. (2001). A neural network model for the uplift capacity of suction caissons. *Computers and Geotechnics*, 28, 269-287.
- 18- Samui, P., Das, S., & Kim, D. (2011). Uplift capacity of suction caisson in clay using multivariate adaptive regression spline. *Ocean Engineering*, 38(17), 2123-2127.
- 19- Zeinoddini, M., J. Keyvani, and M. Nabipour. "Wall slope effects on the vertical pull-out capacity of tapered suction caissons." *Scientia Iranica* 18.3 (2011): 313-325.
- 7- and artificial bee colony for predicting the uplift capacity of suction caissons. *Automation in Construction*, 41, 60-69.
- 8- Chen, Fei, Jijian Lian, Haijun Wang, Fang Liu, Hongzhen Wang, and Yue Zhao. (2016). Large-scale experimental investigation of the installation of suction caissons in silt sand. *Applied Ocean Research* 60: 109-120.
- 9- Deng, W., & Carter, J. P. (1991). Predictions of the vertical pullout capacity of suction caissons in fine-grained soils. Research report No , University of Sydney .*International Journal of Offshore and Polar*, 12 (2), 89-97.
- 10- Gao, Y., Qiu, Y., Li, B., Li, D., Sha, C., & Zheng, X. (2013). Experimental studies on the anti-uplift behavior of the suction caissons in sand. *Applied Ocean Research*, 43, 37-45.
- 11- Hsu, H. M., Chao, S. J., & Chang, J. R. (2011). Combining Data Mining Technique and Group Method of Data Handling (GMDH) Method to Assess Flexible Pavement Conditions. *Advanced Materials Research*, 255, 4242-4246.
- 12- Ivakhnenko, A.G. (1968). The group method of data handling – a rival of the method of stochastic approximation. *Soviet Automatic Control c/c of Avtomatika*, 1(3), pp. 43-55.
- 13- Jirdehi, R. A., Mamoudan, H. T., & Sarkaleh, H. H. (2014). Applying GMDH-type Neural Network and Particle swarm Optimization for Prediction of Liquefaction Induced Lateral Displacements. *Applications & Applied Mathematics*, 9(2). 524-540.
- 14- Lawal, I. A., & Auta, T. A. (2012). Applicability of GMDH-Based Abductive Network for Predicting Pile Bearing Capacity. INTECH Open Access Publisher.
- 15- Luke, A. M., Rauch, A. F., Olson, R. E., & Mechem, E. C. (2005). Components of suction caisson capacity measured in axial pullout tests. *Ocean Engineering*, 32(7), 878-891.
- 16- Neelamani, S., Bhaskar, N. U., & Vijayalakshmi, K. (2002). Wave forces on a seawater intake caisson. *Ocean engineering*, 29(10), 1247-1263.