

# تخمین ظرفیت برشی دیوار بنایی مقاوم سازی شده با ملات مسلح به الیاف با استفاده از روش ANN-GMDH

حسین نادرپور

دانشیار، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه سمنان، سمنان، ایران  
naderpour@semnan.ac.ir

پویان فخاریان

دانشجوی دکتری، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه سمنان، سمنان، ایران  
pouyanfakharian@semnan.ac.ir

امیرحسین رفیعیان

دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه سمنان، سمنان، ایران  
a.h.rafiian@semnan.ac.ir

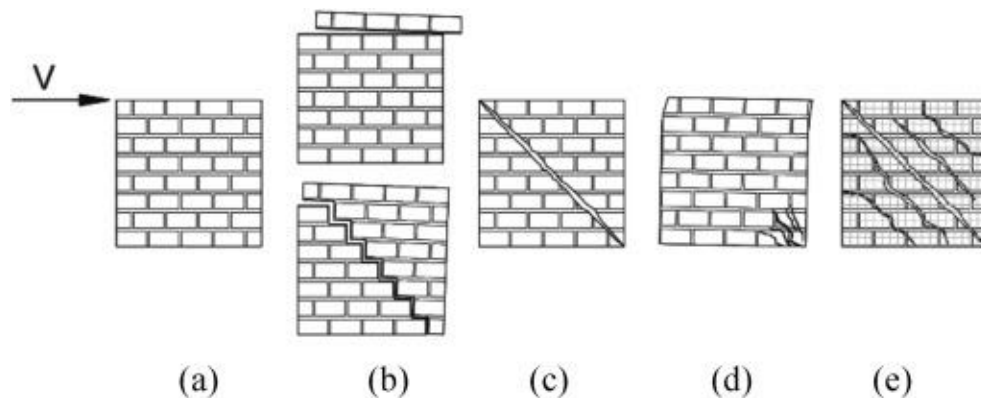
احسان یورتچی

دانشجوی کارشناسی، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه سمنان، سمنان، ایران  
ehsan73\_a@yahoo.com

## چکیده

امروزه مواد پلیمری تقویت شده با الیاف (FRP) به عنوان یکی از سیستم‌های بهسازی رایج در سازه‌های موجود در نظر گرفته شده است. در مواردی مانند ناسازگاری این مصالح با ساختمان‌های تاریخی و میراث فرهنگی که در آن‌ها مصالحی نظیر FRP محدودیت‌هایی از خود بروز می‌دهند، نسل جدیدی از الیاف تقویت کننده ابداع شده است. پژوهشگران مصالح تقویت شده با الیاف (FRM) را به عنوان تقویت کننده‌های خارجی مورد بررسی قرار داده‌اند. یکی از مطلوب ترین کاربردهای این دسته از مصالح، به تقویت مقاومت برشی درون صفحه‌ای دیوارهای بنایی مربوط می‌شود. این تحقیق قصد دارد تا با مطالعه فرآیند و مکانیزم این مصالح، با استفاده از روش محاسبات نرم ANN-GMDH و با ۴۸ داده آزمایشگاهی که بر روی دیوار بنایی مسلح شده با مصالح FRM کار شده است، رابطه‌ای را برای تخمین ظرفیت برشی این نوع دیوارها ارائه دهد. مدل پیشنهادی دارای ضریب همبستگی ۰٫۹۵ است که نشان دهنده کارایی بالای مدل ارائه شده است. کلمات کلیدی: دیوار برشی بنایی، ANN-GMDH، FRM، مقاومت برشی.

تجزیه و تحلیل پانل‌های بنایی تقویت‌شده با الیاف (FRM) در تحقیقات علمی اخیر انجام گرفته است، این تکنیک برای کاربردهایی نظیر بهسازی سازه‌های تاریخی بسیار مناسب ارزیابی می‌شود. به منظور تقویت یک دیوار بنایی که به طور افقی در صفحه نیرو (به طور مثال هنگام زمین لرزه‌ها) قرار دارد، تخمین حداکثر بار نهایی سازه اهمیت بسزایی دارد. زمین لرزه‌های اخیر نشان داده‌اند که شکننده بودن پانل‌های برشی بنایی چگونه می‌تواند به بسیاری از سازه‌ها صدمات جبران ناپذیری وارد ساخته و سبب خسارت و تلفات گردد. لذا با توجه به پیشرفت روزافزون علم، امروزه تکنیک‌های نوآورانه در کنار روش‌های سنتی برای تقویت سازه‌های بنایی مورد استفاده قرار می‌گیرند. از میان این تکنیک‌ها می‌توان به تزریق رزین، نصب تقویت کننده‌های فولادی، پلاستر تقویت شده با فولاد، استفاده از FRP به شکل ورقه‌ای و پیوند خورده به شکل خارجی یا میله‌های نصب شده در نقاط مختلف اشاره نمود. در این مقاله، FRM به عنوان نوع جدیدی از ترکیب ساخته شده از پلاسترهای گچ ملات سیمانی یا هیدرولیک در نظر گرفته می‌شود. از این مصالح معمولاً برای سازه‌های بتنی و بنایی در ترکیب با مصالحی نظیر سیمان و آهک استفاده می‌شود. FRM‌ها به صورت ورق‌های خشک و شبکه‌ای مورد استفاده قرار می‌گیرند. الیاف مختلفی نظیر شیشه، کربن، بازالت، فیبرهای پلیمری و طبیعی در کنار انواع مختلف ملات (به عنوان مثال سیمان و آهک) برای تولید این مصالح به کار می‌رود. این روش شامل سه مرحله است که در آن، ابتدا لایه‌ی اولیه‌ی ملات در سازه مورد استفاده قرار می‌گیرد، سپس ماده‌ی تقویتی بر روی آن ریخته شده و در نهایت لایه‌ی دوم ملات مورد استفاده قرار می‌گیرد. ضخامت لایه‌ی ملات در هر روش می‌تواند متفاوت باشد و اگر یک پلیمر با غلظت پایین در ملات موجود باشد، ضخامت این مصالح کاهش پیدا می‌کند. اضافه کردن مصالح تقویت‌کننده، معمولاً برای هر دو طرف دیوار که نیاز به تعمیرات اساسی دارد، استفاده می‌شود. با این حال استفاده از سیستم‌های نگهدارنده (انکر) به منظور جلوگیری از شکست موضعی زودرس سازه توصیه می‌شود. ضخامت کلی ماده‌ی تقویتی خارجی از ۵ میلی‌متر تا ۴۰ میلی‌متر متغیر است. انتخاب ساختار مصالح بستگی به نوع الیاف استفاده شده در کار دارد که بتواند پیوستگی مناسبی با مصالح موجود در سازه ایجاد کند، به طور مثال ملات سیمانی معمولاً برای ساختمان‌های بتنی یا در سازه‌های بنایی مصنوعی و ملات آهکی برای بناهای تاریخی میراث فرهنگی که با سنگ‌های طبیعی ساخته شده است، به کار می‌رود. یکی از معایب استفاده از FRP افزایش ضخامت دیوار است، همچنین به دلیل اصول و مبانی زیبایی شناسی استفاده از مصالح FRP در دیوارهای رنگ شده؛ خصوصاً اگر ارزش تاریخی یا معنوی داشته باشند، مناسب نیست. برای مواردی که در سازه دیوار برشی بنایی وجود دارد، ظرفیت درون صفحه‌ای آن از شاخصه‌های مکانیکی نظیر مقاومت فشاری، کششی و اتصالی در خط اتصال آجر-ملات به دست می‌آید. ساختارهای احتمالی شکست درون صفحه‌ای مربوط به پانل‌های بنایی در معرض نیروهای برشی در شکل ۱ نمایش داده شده است.



شکل ۱- حالت‌های خرابی برشی در دیوارهای بنایی: (a) طرح یک دیوار بنایی در معرض نیروی افقی درون صفحه‌ای، (b) لغزش (SLIDING)، (c) شکاف مورب، (d) له شدگی پنجه (TOE CRUSH)، (e) شکاف های مورب در بنایی تقویت شده با شبکه.

در شکل فوق، یک نیروی افقی  $V$  که در دیوار بنایی اعمال می‌شود، مفروض می‌باشد (شکل ۱، قسمت a). این حالت گسیختگی حالت خرابی دیوار در مواردی که بار عمودی کمی اعمال شود و یا چسبندگی کمی بین آجر و ملات وجود داشته باشد، پدیدار می‌شود (شکل ۱، قسمت b). به دلیل ظرفیت پایین اتصال برشی خط اتصال آجر و ملات، ناحیه بحرانی اتفاق می‌افتد که در این حالت، آجرها سالم و بدون صدمه مانند شکل فوق قسمت (c)، باقی می‌ماند. این حالت، در صورتی اتفاق می‌افتد که فشار ناشی از برش، به مقاومت کششی دیوار می‌رسد. گسیختگی به شکل مورب هم در ملات و هم در آجرها گسترش پیدا می‌کند. زمانی که فشارهای اعمالی به مقاومت فشاری بنایی می‌رسد، دیوار در اثر فشار گسیخته می‌شود و در این مورد، شکاف‌ها در منطقه‌ی تحت فشار متمرکز می‌شوند شکل ۱، قسمت d). از طرف دیگر اگر یک شبکه‌ی مقاوم‌سازی در سطوح خارجی دیوار به کار رود، وضعیت خرابی می‌تواند کاملاً تغییر کند. در حقیقت، در این مورد، گسیختگی می‌تواند از طریق اتلاف انرژی بیشتر قبل از فروپاشی، در تمام سطح دیوار پخش شود (شکل ۱، قسمت e)). اگر چه آخرین حالت خرابی زمانی اتفاق می‌افتد که فرآیند تقویت‌سازی به صورتی کارآمد اعمال می‌شود، پیوند ذکر شده به خوبی انجام می‌گیرد و حضور فرآیند تقویت به میزان قابل توجهی، رفتار مکانیکی سازه را تغییر می‌دهد.

برای محاسبه‌ی ظرفیت نهایی برشی در آیین‌نامه‌ها و تحقیقات پیشین دو روش ارائه شده است، این دو روش، برای محاسبه‌ی مقاومت برشی در دیوارهای بنایی است که با FRP تقویت شده‌اند [۱۰-۱۱]. روش اول MMA (Modified Mechanical Approach) نام دارد که در این روش فرض می‌شود دیوار و مسلح‌کننده‌ی برشی به صورت یک صفحه مشابه شکل ۱-e و به صورت یک سیستم سازه‌ای واحد با رفتار مکانیکی اصلاح شده عمل می‌کند. در روش دوم که UMA (Unmodified Mechanical Approach) نام دارد، صفحه مشابه یکی از حالات a, b و یا c رفتار می‌کند [۱۱].

ارزیابی تحلیلی مقاومت برشی نهایی به صورت زیر است:

- رویکرد مکانیکی اصلاح شده (MMA): شامل در نظرگیری فعالیت سازه بنایی، مانند شکل ۱ قسمت e) که دیوار و مصالح تقویتی به عنوان یک سیستم ساختاری منحصر به فرد دارای رفتار مکانیکی اصلاح شده، عمل می‌کنند.

$$V_{eff} = \min \left\{ \begin{array}{l} V_{sliding} \\ V_{diagonal\_crack} + V_{reinforce} \\ V_{toe\_crush} \end{array} \right. \quad (1)$$

- رویکرد مکانیکی غیر تغییر یافته (UMA): که دیوار بنایی در یکی از حالت‌های (a)، (b) و یا (c) در شکل ۱ با خرابی مواجه شود. در این حالت، فقط مقداری نیروی تقویتی به مقاومت برشی بنایی اضافه می‌کند.

$$V_{eff} = \alpha f_{masonry}^m A_n + V_{reinforce} \quad (2)$$

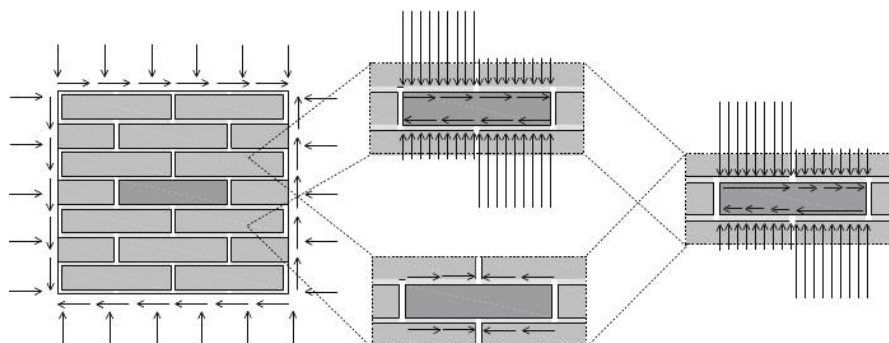
$$V_{reinforce} = V_{fiber} + V_{matrix} \quad (3)$$

$A_n$  مساحت ناحیه‌ی شبکه‌ی پانل بنایی،  $V_{reinforce}$  مقاومت برشی ایجاد شده توسط نیروی تقویتی FRM،  $V_{fiber}$  مقاومت برشی ایجاد شده توسط شبکه الیاف (بافت‌ها) و  $V_{matrix}$  مقاومت برشی ایجاد شده توسط ماتریس است.

در معادلات (۱)-(۳)،  $V_{eff}$  مقاومت برشی موثر دیوار بنایی تقویت شده با سیستم FRM،  $V_{SLIDING}$  مقاومت برشی دیوار بنایی در صورت رخداد لغزش،  $V_{diagonal-crack}$ ، مقاومت برشی دیوار بنایی در صورت ایجاد گسیختگی به شکل مورب،  $V_{toe\_crush}$  مقاومت برشی دیوار بنایی در صورت گسیختگی پنجه،  $f_{masonry}$  مقاومت فشاری بنایی و  $m$  ضریب بدون بعد است که مقدار آن بین ۰/۵ تا ۱ متغیر است [۱۲]. همچنین  $\alpha$  که در این پژوهش نیز به عنوان پارامتر هدف در روش ANN-GMDH استفاده شده است. این متغیر مقاومت برشی دیوار تقویت شده با FRM را بر اساس ویژگی‌های اصلی هندسی و مکانیکی پانل بیان می‌کند.

روابط مربوط به محاسبه‌ی ظرفیت برشی سازه بنایی تقویت شده، در تمامی آیین‌نامه‌های موجود از نظر مفهومی مشابه به نظر می‌رسند. در رویکرد UMA، از طریق رجوع به حالات خرابی احتمالی و بر اساس معادلات مختلف

تحلیل می‌شود. در حالت کلی، قسمت بحرانی سازه مربوط به قسمتی است که مقدار کمینه‌ی مقاومت برشی یعنی  $V_{eff}$  رخ وجود داشته باشد. طبق رویکرد MMA، در فرضیه‌ی اتصال قوی و عالی بین لایه‌ها (به دلیل نیروی اصطکاک یا اتصال عرضی)، ظرفیت بار سازه بنایی از طریق یک معادله‌ی واحد به دست می‌آید. در هر دو رویکرد MMA و UMA، سهم نیروی تقویتی (فولاد، FRP، GFRP، ملات و الیاف) به مصالح بنایی اضافه می‌شود. این دو رویکرد در معادلات (۱)–(۳) به صورت شماتیک خلاصه شده‌اند. شکل ۲ بیانگر نحوه توزیع بار برشی در دیوار بنایی است.



شکل ۲- نحوه توزیع بار برشی در دیوار بنایی

بررسی‌های عددی مربوط به دیوارهای بنایی تقویت نشده و تقویت شده توسط FRM نیز اخیراً انجام گرفته است، با استفاده از روش‌های کامپیوتری، تست اعمال بار مورب از طریق یک کد FE (المان محدود) روی دیوارهای تقویت شده با مصالح FRM اعمال شده قابلیت اعتماد استفاده از چنین شبیه‌سازی‌هایی را در محاسبه و تخمین رفتار برشی پانل‌های دیوار مقاوم شده ارزیابی شده است [۱۳–۱۵].

در این مقاله پس از مطالعه فرآیند و مکانیزم این مصالح و سپس بیان ویژگی‌های پایه شبکه عصبی مصنوعی و محاسبات نرم، با استفاده از روش ANN-GMDH و با ۴۸ داده آزمایشگاهی که بر روی دیوار بنایی مسلح شده با مصالح FRM کار شده است، رابطه‌ای را برای تخمین ظرفیت برشی این نوع دیوارها ارائه شده است.

## ۲- شبکه عصبی مصنوعی (ANN)

روش‌های بر پایه محاسبات نرم، به منظور پیش‌بینی حل مسأله تحت آزمون‌های آزمایشگاهی انجام شده می‌باشد که می‌توان به شرط آموزش صحیح و به کارگیری پارامترهای مناسب، با صرف زمان و هزینه بسیار کم به دقت قابل قبولی از نتایج دست یافت. به عنوان مثال، شبکه‌های عصبی مصنوعی که یکی از پرکاربردترین این روش‌ها به شمار می‌رود، با کمک بهره‌گیری از قابلیت‌های مغز انسان و با استفاده از تجربیات قبلی می‌توانند در موقعیت‌های جدید، پیش‌بینی انجام دهند. امروزه یکی از مهمترین کارکردهای این شاخه از محاسبات نرم، شناسایی الگوی بین داده‌ها می‌باشد که در سال‌های اخیر استفاده از آن‌ها در زمینه مهندسی سازه و زلزله رشد قابل توجهی داشته است [۱۶–۲۷].

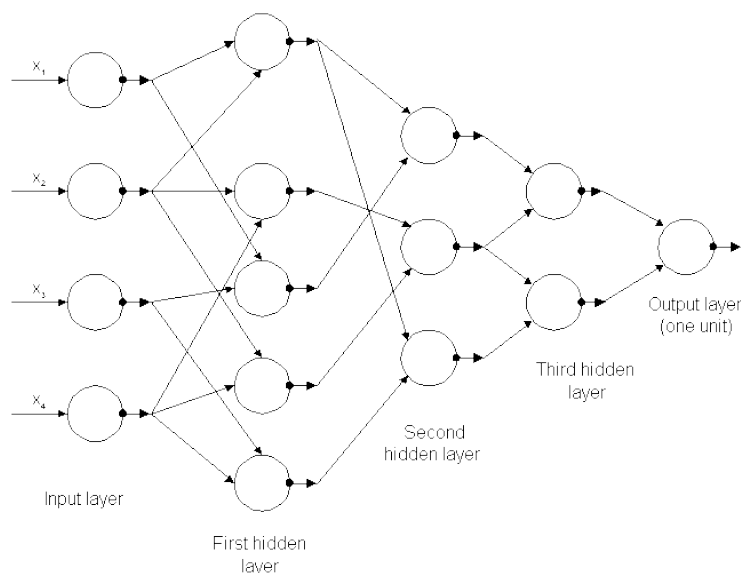
شبکه عصبی نوعی ساختار ریاضی است که بر اساس مدل بیولوژیکی مغز انسان به وجود آمده است. هر شبکه عصبی مشتمل بر مجموعه‌ای از اجزاء کوچک پردازنده به نام نورون<sup>۱</sup> می‌باشد که هر نورون به نورون‌های دیگر از طریق یک رابطه جهتدار که دارای وزن مختص به خود است، مرتبط می‌گردد. وزن‌ها نمایش دهنده اطلاعات مورد نیاز شبکه برای حل یک مسئله هستند. یک نورون بیولوژیکی دارای ۳ جزء دندریت<sup>۲</sup>، سوما<sup>۳</sup> و آکسون<sup>۴</sup> است. تعداد

<sup>1</sup> Neuron  
<sup>2</sup> Dendrite  
<sup>3</sup> Soma  
<sup>4</sup> Axon

زیادی دندریت علائم دریافتی از سایر نورون‌ها را اصلاح می‌کنند و سوما (بدنه واحد پردازشگر)، علائم ورودی را جمع می‌نماید.

اگر مقدار مجموع ورودی‌ها از یک حد آستانه فراتر رود، در آن صورت پردازشگر فعال شده و از طریق آکسون علائمی را به سلول بعدی انتقال می‌دهد. مکانیزم سلول‌های عصبی به صورت سری و موازی می‌باشد، بدین گونه که مجموعه سلول‌های عصبی موازی هم که هر یک دارای ورودی مخصوص به خود است، پس از انجام عمل پردازش، مجموعه‌ای از خروجی‌ها را تولید می‌کند. این خروجی‌ها به نوبه خود می‌تواند به عنوان ورودی‌های مجموعه دیگر از سلول‌های عصبی که به طور سری به مجموعه سلول‌های اولیه متصل هستند بکار رود. بنابراین خروجی هر نرون در ضرایب وزنی ضرب و به تابع تحریک غیرخطی به عنوان ورودی داده می‌شود.

به طور کلی مجموعه سلول‌های عصبی موازی تشکیل یک لایه را می‌دهند. هر شبکه عصبی برای تولید خروجی خود می‌تواند یک یا چند لایه داشته باشد که معمولاً از این لایه‌ها تحت عنوان لایه‌های پنهان یاد می‌شود. آخرین لایه که در حقیقت خروجی شبکه را تولید می‌کند، لایه خروجی نام دارد. از انواع شبکه‌های قابل استفاده جهت پیش بینی، می‌توان به شبکه‌های انتشار برگشتی، پس انتشار، دلتا و ... اشاره کرد. دیاگرام شماتیک شبکه عصبی در شکل ۳ قابل مشاهده است.



شکل ۳- دیاگرام شماتیک مدل پیشنهادی

### ۳-مدل سازی به کمک روش ANN-GMDH

روش ANN-GMDH حاوی مجموعه‌ای از نورون‌هاست که از طریق یک چند جمله‌ای درجه دوم بوجود می‌آید. شبکه با ترکیب چند جمله‌هایی درجه دوم حاصل از تمامی نورون‌ها، تابع تقریبی  $\hat{f}$  را با خروجی  $\hat{y}$ ، برای یک مجموعه از ورودی‌ها  $X = \{x_1, x_2, x_3, \dots\}$  با کمترین خطا در مقایسه با خروجی واقعی  $y$  توصیف می‌کند بنابراین  $M$  داده آزمایشگاهی شامل  $n$  ورودی و یک خروجی نتایج واقعی به شکل زیر نمایش داده می‌شوند:

$$y_i = f(x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{in}) \quad (i = 1, 2, \dots, M) \quad (4)$$

به دنبال شبکه عصبی نوع GMDH هستیم که بتواند مقدار خروجی  $\hat{y}$  را برای هر بردار ورودی  $X$  پیش بینی کند بنابراین:

$$\hat{y}_i = \hat{f}(x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{in}) \quad (i = 1, 2, \dots, M) \quad (5)$$

روش ANN-GMDH مورد نظر باید بتواند مربع خطای بین مقادیر حقیقی و مقادیر پیش بینی شده را کمینه کند به عبارت دیگر:

$$\sum_{i=1}^M (\hat{y}_i - y_i)^2 \rightarrow \min \quad (6)$$

رابطه بین متغیرهای ورودی و خروجی را می‌توان با استفاده از تابع چند جمله‌ای به شکل زیر بیان کرد

$$y = a_0 + \sum_n^1 a_i x_i + \sum_n^1 \sum_n^1 a_{ij} x_i x_j + \sum_n^1 \sum_n^1 \sum_n^1 a_{ijk} x_i x_j x_k + \dots \quad (7)$$

که چند جمله‌ای Ivakhnenko نامیده می‌شود. در بسیاری از موارد کاربردی از شکل درجه دوم و دو متغیر این چند جمله‌ای به شکل زیر استفاده می‌شود:

$$\hat{y} = G(x_i, x_j) = a_0 + a_1 x_i + a_2 x_j + a_3 x_i x_j + a_4 x_i^2 + a_5 x_j^2 \quad (8)$$

ضرایب مجهول  $a_i$  در معادله ۵ با تکنیک‌های رگرسیون چنان تعیین می‌شوند که اختلاف بین خروجی واقعی،  $y$ ، و مقادیر محاسبه شده،  $\hat{y}$  برای هر جفت متغیر ورودی  $x_i$  و  $x_j$  کمینه گردد. مجموعه‌ای از چند جمله‌ای‌ها با استفاده از معادله ۵ ساخته می‌شوند که ضرایب مجهول کلیه آن‌ها با استفاده از روش مربعات کمینه حاصل می‌شود. برای هر تابع  $G_i$  (هر نورون ساخته شده) ضرایب برای کمینه کردن خطای کل نورون به منظور انطباق بهینه ورودی‌ها بر تمام جفت مجموعه‌های ورودی-خروجی، بدست می‌آیند:

$$E = \frac{\sum_{i=1}^M (y_i - G_i)^2}{M} \rightarrow \min \quad (9)$$

در روش‌های پایه‌ای الگوریتم GMDH تمامی ترکیبات دو تایی (نورون‌ها) از  $n$  متغیر ورودی ساخته می‌شوند، و ضرایب مجهول کلیه نورون‌ها با استفاده از روش مربعات کمینه بدست می‌آیند. بنابراین:

$$\binom{n}{2} = \frac{n(n-1)}{2} \quad (10)$$

نورون در لایه دوم به صورت مجموعه زیر ساخته می‌شوند

$$\{(y_i, x_{ip}, x_{iq}) | (i = 1, 2, \dots, M) \& p, q \in (1, 2, \dots, M)\} \quad (11)$$

از شکل درجه دوم تابع بیان شده در معادله ۵ برای هر  $M$  ردیف سه‌تایی استفاده می‌کنیم این معادلات را می‌توان به شکل ماتریسی زیر بیان کرد:

$$Aa = Y \quad (12)$$

که در آن  $A$  بردار ضرایب مجهول معادله درجه دوم نشان داده شده در معادله ۵ می‌باشد، یعنی:

$$a = \{a_0, a_1, a_2, a_3, a_4, a_5\} \quad (13)$$

$$Y = \{y_1, y_2, y_3, \dots, y_M\}^T \quad (14)$$

از مقادیر بردارهای ورودی و شکل تابع به راحتی قابل مشاهده است که:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & x_{1p} & x_{1q} & x_{1p}x_{1q} & x_{1p}^2 & x_{1q}^2 \\ 1 & x_{2p} & x_{2q} & x_{2p}x_{2q} & x_{2p}^2 & x_{2q}^2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & x_{Mp} & x_{Mq} & x_{Mp}x_{Mq} & x_{Mp}^2 & x_{Mq}^2 \end{bmatrix} \quad (15)$$

روش کمترین مربعات از آنالیز رگرسیون چندگانه حل معادلات را به شکل زیر می‌دهد:

$$a = (A^T A)^{-1} A^T Y \quad (16)$$

این معادله بردار ضرایب معادله ۵ را برای تمام  $M$  مجموعه سه‌تایی می‌دهد. در این روش (حل مستقیم SNE) احتمال بروز خطای ناشی از گرد کردن خطاها و مهم‌تر اینکه احتمال تکینگی (singularity) در معادلات وجود دارد [۲۸، ۲۹].

#### ۴- شبکه و فرمول پیشنهاد شده

هدف از مدل سازی به کمک شبکه‌های عصبی نوع GMDH در واقع یافتن تابع  $f$  است که بتواند خروجی را برای بردار ورودی  $x = \{x_1, x_2, x_3, \dots\}$  به گونه‌ای پیش‌بینی کند که تا حد ممکن به مقدار واقعی  $y$  نزدیک باشد [۳۰].

جدول ۱- مشخصات داده های استفاده شده در مدل

ردیف	Anfib	Anmat	Anmas	Fcmas	Fcmat	Ftfib	Vmax	Ref
۱	400	103200	129000	6.92	8	350	93.97	[31]
۲	400	102400	128000	6.92	8	350	109.88	
۳	400	103200	129000	6.92	13	350	96.77	
۴	400	103200	129000	6.92	8	350	101.255	
۵	400	103200	129000	6.92	6.01	350	95.39	
۶	380	98400	123000	6.92	6.01	350	94.33	
۷	400	104000	195000	6.92	8	350	100.2	
۸	8.7	26000	195000	6.92	15	2000	101.26	
۹	7.3	52000	195000	6.92	20	5800	101.26	
۱۰	620	160800	241200	6.92	8	350	148.99	
۱۱	620	160000	240000	6.92	8	350	155.21	
۱۲	13.4	40000	300000	6.92	15	2000	168.01	
۱۳	13.3	39800	298500	6.92	15	2000	176.99	
۱۴	620	162400	426300	6.92	8	350	157.26	
۱۵	620	202000	404000	6.92	8	350	172.46	
۱۶	13.4	80400	462300	6.92	15	2000	186.96	
۱۷	13.4	80400	462300	6.92	15	2000	189.08	
۱۸	273.6	69600	290000	11.5	7.8	897.37	269.09	[32]
۱۹	136.8	69600	290000	11.5	7.8	963.16	280.105	
۲۰	91.2	69600	290000	11.5	7.8	586.84	291.075	
۲۱	273.6	69600	290000	15.7	7.8	897.37	294.755	
۲۲	136.8	69600	290000	15.7	7.8	963.16	346.675	
۲۳	314.2	69600	290000	11.5	7.8	540	234.725	
۲۴	339.3	69600	290000	11.5	7.8	540	284.52	
۲۵	273.6	69600	440800	11.5	7.8	897.37	339.69	[33]
۲۶	136.8	69600	440800	11.5	7.8	963.16	341.135	
۲۷	273.6	69600	440800	11.5	7.8	760.53	397.265	
۲۸	182.4	69600	440800	11.5	7.8	797.37	283.095	
۲۹	314.2	69600	440800	11.5	7.8	540	318.955	
۳۰	273.6	69600	464000	11.5	7.8	897.37	364.45	[34]
۳۱	136.8	69600	464000	11.5	7.8	963.16	246.865	
۳۲	273.6	69600	464000	11.5	7.8	760.53	285.995	
۳۳	136.8	69600	464000	11.5	7.8	963.16	269.375	
۳۴	122	24400	81290	24	17.2	802	120.02	[5]
۳۵	277	72000	684000	2	21.36	530	235.75	[13]
۳۶	277	72000	456000	0.04	21.36	530	79.27	
۳۷	277	72000	864000	2	21.36	530	152.59	
۳۸	277	72000	768000	2	21.36	530	167.335	
۳۹	8.8	18680	49035	28.57	37.89	3400	89.485	[35]
۴۰	106	30000	312500	2.34	16.1	1035	132.585	[36]
۴۱	10.5	45600	456000	1.31	38	4800	161.88	[37]
۴۲	11.1	48000	480000	1.31	38	4800	159.06	
۴۳	10.6	45920	445424	1.31	38	4800	154.9	
۴۴	10.7	46120	466965	1.31	38	4800	141.87	
۴۵	10.7	46200	453915	1.31	38	4800	113.89	
۴۶	10.7	46120	447364	1.31	38	4800	141.95	
۴۷	184	45600	220400	3.72	49.03	850.91	149.85	[38]
۴۸	184	45600	133000	3.72	49.03	850.91	104.62	



داده‌های به کار رفته در مدل پیشنهادی ۴۸ داده از [5,13,31-38] است که مشخصات پارامترهای ورودی شامل سطح مقطع عناصر تقویت کننده فیبری (Anfib)، سطح مقطع ماتریس مواد (Anmat)، سطح مقطع دیوار بنایی (Anmas)، مقاومت فشاری دیوار بنایی (Fcmas)، مقاومت فشاری ماتریس مواد (Fcmat) و مقاومت کششی عناصر تقویت کننده فیبری (Ftfib) است. به منظور توسعه مدل ارائه شده به انواع مختلف دیوارهای بنایی با مصالح مختلف، ماتریسی از مواد مختلف در نظر گرفته شده و منظور از ماتریس مواد در ورودی، موادی نظیر سیمان، آهک و سنگ است.

همچنین پارامتر هدف ظرفیت برشی دیوار برشی بنایی  $V_{max}$  است که مقادیر آن را در جدول ۱ بیان شده است. به منظور بررسی قدرت پیش بینی مدل حاصل از شبکه‌های عصبی نوع GMDH که به دو صورت، ۳۸ داده برای آموزش و ۱۰ داده برای اعتبارسنجی مورد استفاده قرار گرفته اند. در شبکه عصبی استفاده شده در مقاله، از الگوریتم Stepwise mixed selection و از ریشه میانگین مربعات خطای پیش‌بینی (RMSPE) و میانگین درصد خطای مطلق (MAPE) و ضریب همبستگی ( $R^2$ ) به عنوان پارامتر اعتبارسنجی مدل استفاده شده است. رابطه زیر پس از ارزیابی و مقایسه تعداد زیادی از شبکه‌های ایجاد شده انتخاب و به هدف تخمین ظرفیت برشی دیوار بنایی مسلح شده با الیاف FRM ارائه شده است.

$$\begin{aligned}
 Y_1 = & -2.64344 + f_{c_{mas}} * \sqrt[3]{f_{c_{mat}}} * (-0.666627) + A_{n_{mat}} * A_{n_{mas}} * (-1.6598) + \sqrt[3]{A_{n_{mat}}} \\
 & * \sqrt[3]{f_{c_{mat}}} * 1085689 + \sqrt[3]{A_{n_{mas}}} * \sqrt[3]{f_{c_{mas}}} * 5.83333 + A_{n_{mat}} * f_{t_{fib}} \\
 & * (-2.92465) + \sqrt[3]{A_{n_{fib}}} * \sqrt[3]{f_{t_{fib}}} * 2.33903 + \sqrt[3]{A_{n_{fib}}} * \sqrt[3]{f_{c_{mat}}} \\
 & * (-1.17462) + A_{n_{mas}} * f_{c_{mat}} * (-3.41325)
 \end{aligned} \quad (17)$$

برای ارزیابی مدل ارائه شده از سه معیار برای مقایسه و ارزیابی عملکرد مدل‌ها استفاده شده است. این معیارها عبارتند از ریشه میانگین مربعات خطای پیش‌بینی (RMSPE) و میانگین درصد خطای مطلق (MAPE) و ضریب همبستگی ( $R^2$ ) و با استفاده از روابط زیر بدست می‌آیند:

$$RMSPE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n \left( \frac{f_i - \hat{y}_i}{y_i} \right)^2}{n}} \quad (18)$$

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \quad (19)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (f_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (20)$$

که در روابط بالا  $y_i$  برابر مقادیر آزمایشگاهی،  $\hat{y}_i$  برابر میانگین داده‌های آزمایشگاهی،  $f_i$  مقادیر تخمین زده شده است.

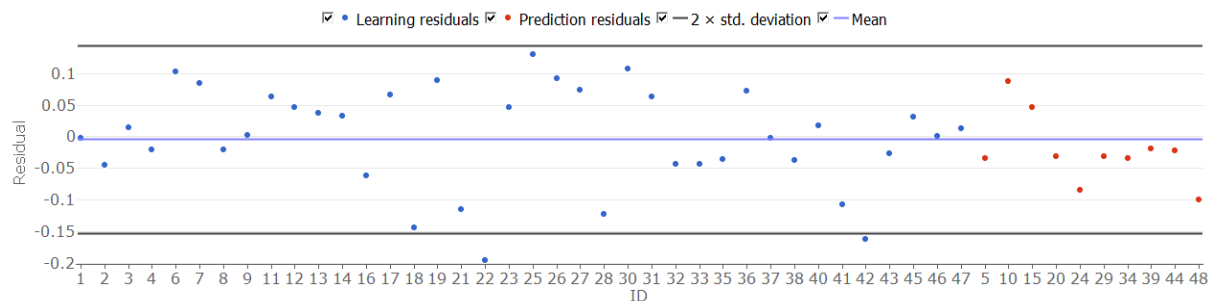
نتایج حاصل از مدل‌سازی برای هر یک از حالات در جدول ۲ به صورت خلاصه آمده است و مشاهده می‌شود که ضریب همبستگی  $R^2$  برابر ۰/۹۵، ریشه میانگین مربعات خطای پیش‌بینی RMSPE برابر ۲۵/۶۸ درصد و میانگین درصد خطای مطلق MAPE برابر ۱۹/۵۵ درصد می‌باشد که نشان از کارایی مناسب و بالای مدل پیشنهادی است.



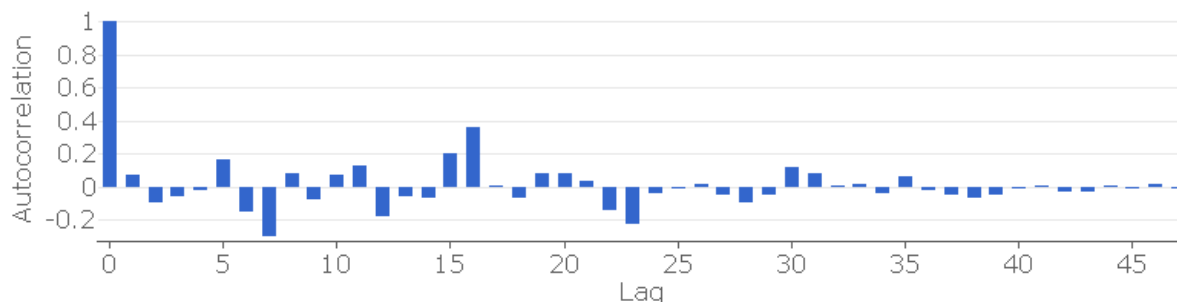
جدول ۲- نتایج خروجی مدل پیشنهادی و پارامترهای اعتبارسنجی

Error measure	Target percentage	Target: Vmax
Postprocessed results		
Number of observations	38	10
Max. negative error	-31.967 %	-60.8656 %
Max. positive error	67.4109 %	27.1425 %
Mean absolute percentage error (MAPE)	17.4796 %	19.5516 %
Root mean square percentage error (RMSPE)	22.2775 %	25.688 %
Residual sum	7.41665E-12%	-5.57214%
Standard deviation of residuals	22.0045 %	22.4193 %
Coefficient of determination ( $R^2$ )	0.85515	0.955417
Correlation	0.924743	0.981661

شکل ۴ مقادیر تفاضل مقدار واقعی و مقدار تخمین زده شده توسط شبکه را برای داده‌های آموزش داده شده و داده‌های معیارسنجی نشان می‌دهد. مشاهده می‌شود که این مقادیر در بازه‌ی قابل قبولی قرار دارند و مقادیر قابل توجه‌ای را به خود اختصاص نداده‌اند. در شکل ۵ مقادیر خطا با توجه به تعداد داده‌ها نشان داده شده است.

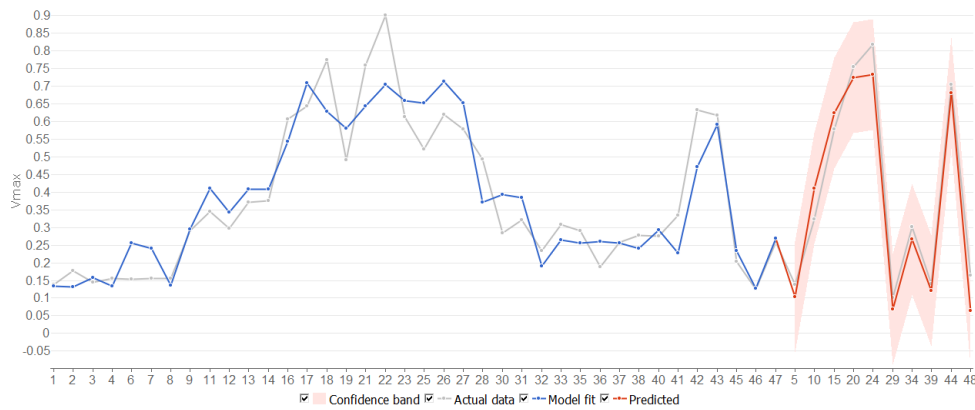


شکل ۴- مقادیر تفاضل آزمایشگاهی و تخمین زده شده توسط مدل پیشنهادی



شکل ۵- مقادیر خطا با توجه به تعداد داده‌ها

شکل ۶ مقایسه‌ی بین مقادیر واقعی ظرفیت برشی و مقادیر تخمین زده شده توسط شبکه را نشان می‌دهد که همان‌طور که مشاهده می‌شود نتایج از همپوشانی قابل قبولی برخوردارند و بیان‌کننده کارایی مناسب شبکه پیشنهادی برای تخمین ظرفیت برشی این نوع دیوارها است.



شکل ۶- مقایسه بین مقادیر واقعی و نتایج حاصل از شبکه عصبی

#### ۴- آنالیز حساسیت

پس از ارائه رابطه پیشنهادی و تعیین پارامترهای موثر در ظرفیت برشی، این بخش به بررسی نحوه تأثیر هر پارامتر ورودی در پارامتر هدف (ظرفیت برشی) می‌پردازد. آنالیز حساسیت بیان می‌کند هر ورودی در رابطه ارائه شده چگونه و به چه مقدار اثر می‌گذارد. همانطور که اشاره شد ۴۸ ورودی در شبکه به کار گرفته شده است که پس از بررسی و آنالیز حساسیت تأثیر هر پارامتر را در ریشه میانگین مجذور مربعات خطا (RMSE) در جدول ۳ مشاهده می‌کنید. همان‌طور که مشاهده می‌شود، ریشه سوم مقاومت فشاری دیوار بنایی (Fcmas,cubert) بیشترین تأثیر (۲۹۶/۹۰) و ریشه سوم مقاومت فشاری ماتریس مواد (Fcmat,cubert) کمترین تأثیر (۱۰/۲۶) را در رابطه پیشنهادی دارد.

جدول ۳- اثر هر پارامتر ورودی بر روی ظرفیت برشی

Impact	Usage			
#	If replaced with mean	Impact on RMSE	Bars	RMSE
1	Fcmas, cubert	296.90%		0.461398
2	Anmas, cubert	295.00%		0.458871
3	Anmas	184.60%		0.316529
4	Fcmas	163.10%		0.288756
5	Anmat	123.40%		0.237621
6	Ftfib	120.90%		0.234362
7	Ftfib, cubert	120.60%		0.234012
8	Anfib, cubert	61.21%		0.157366
9	Anmat, cubert	60.76%		0.156787
10	Fcmat, cubert	10.26%		0.0916379
	[Nothing replaced]	0%		0.0784088
	[Replaced all]	100%		0.207398

#### ۵- نتیجه‌گیری

کارایی استفاده از روش‌های تکاملی برای طراحی شبکه‌های مصنوعی از نوع ANN-GMDH برای مدل کردن دیوار برشی بنایی مقاوم‌سازی شده با سیستم FRM در این مقاله ارائه شده است. طرح جدید کدگذاری که در تحقیق حاضر برای طراحی عمومی شبکه‌های عصبی نوع GMDH پیشنهاد شده است، بر توانایی شبکه بر مدل کردن و پیش‌بینی به مقدار قابل توجهی افزوده است. بر اساس روش ANN-GMDH رابطه و مدلی ارائه شد که نتایج حاصل از مدل‌سازی نشان می‌دهد که ضریب همبستگی  $R^2$  برابر ۰/۹۵، ریشه میانگین مربعات خطای پیش‌بینی RMSPE برابر ۲۵/۶۸ درصد و میانگین درصد خطای مطلق MAPE برابر ۱۹/۵۵ درصد می‌باشد و نشان از کارایی مناسب و

بالای مدل پیشنهادی و امکان استفاده از این روش در تخمین ظرفیت برشی را دارد. همچنان که مشاهده شد شبکه‌های عصبی نوع تعمیم یافته می‌توانند شبکه‌های نوع مرسوم که فقط از لایه‌های مجاور استفاده می‌کنند را هم پوشش دهند، بنابراین می‌توانند به مدل‌های بهتر و کوچکتری (با تعداد نورون کمتر) دست یابند.

## مراجع

- [1] *Masonry Standards Joint Committee (MSJC). Building code requirements for masonry structures. TMS 402-08, ACI 530-08, and ASCE 5-08 The Masonry Institute, Boulder, American Concrete Institute, ASCE, Farmington Hills, MI, Reston, VA; 2011.*
- [2] *CNR-DT 200 R1/2013. Guide for the design and construction of externally bonded FRP systems for strengthening existing structures. 2013.*
- [3] *FEMA 356. Prestandard and commentary for the seismic rehabilitation of buildings. 2000.*
- [4] *dei Ministri P del C. Primi elementi in materia di criteri generali per la classificazione sismica del territorio nazionale e di normative tecniche per le costruzioni in zona sismica. OPCM-3274 Gazzetta Ufficiale Della Repubblica Italiana 2003.*
- [5] *Babaeidarabad S, De Caso F, Nanni A. URM Walls Strengthened with Fabric-Reinforced Cementitious Matrix Composite Subjected to Diagonal Compression. Journal of Composites for Construction 2014;18:4013045. doi:10.1061/(ASCE)CC.1943-5614.0000441.*
- [6] *5628:2005 B. Code of practice for the use of masonry, mortarless masonry design manual part 1. 2005.*
- [7] *S304.1-04 CSA (CSA). Design of masonry structures. 2004.*
- [8] *6 E. Design of masonry structures, part 1-1: common rules for reinforced and unreinforced masonry structures. 2004.*
- [9] *(SANZ) SA of NZ. Code of practice for the design of masonry structures. NZS 4230:1990, Wellington, New Zealand, Parts 1 and 2; 1990.*
- [10] *Officials IC of B. Structural engineering design provisions. 1997.*
- [11] *Cascardi A, Micelli F, Aiello MA. Analytical model based on artificial neural network for masonry shear walls strengthened with FRM systems. Composites Part B: Engineering 2016;95:252-63. doi:10.1016/j.compositesb.2016.03.066.*
- [12] *Hossain MZ, Sohji I. A study on mechanical properties of cementitious composites with various recycled aggregates. Proceedings of 29th conference on our world in concrete & structures, 2004.*
- [13] *Corradi M, Borri A, Castori G, Sisti R. Shear strengthening of wall panels through jacketing with cement mortar reinforced by GFRP grids. Composites Part B: Engineering 2014;64:33-42. doi:10.1016/j.compositesb.2014.03.022.*
- [14] *Calderini C, Cattari S, Lagomarsino S. The use of the diagonal compression test to identify the shear mechanical parameters of masonry. Construction and Building Materials 2010;24:677-85. doi:10.1016/j.conbuildmat.2009.11.001.*
- [15] *Milosevic J, Bento R, Gago AS, Lopes M. Shear Tests on Rubble Stone Masonry Panels - Diagonal Compression Tests. 15th World Conferences on Earthquake Engineering (WCEE) 2012:10.*
- [16] *Naderpour H, Kheyroddin A, Amiri GG. Prediction of FRP-confined compressive strength of concrete using artificial neural networks. Composite Structures 2010;92:2817-29. doi:10.1016/j.compstruct.2010.04.008.*
- [17] *Ahmadi M, Naderpour H, Kheyroddin A. Utilization of artificial neural networks to prediction of the capacity of CCFT short columns subject to short term axial load. Archives of Civil and Mechanical Engineering 2014;14:510-7. doi:10.1016/j.acme.2014.01.006.*
- [18] *Kheyroddin A, Naderpour H, Ahmadi M. Compressive Strength of Confined Concrete in CCFST Columns. Journal of Rehabilitation in Civil Engineering 2014;2:71-80.*
- [19] *Naderpour H, Kheyroddin A, Ghodrati Amiri G, Hoseini Vaez SR. Estimating the behavior of FRP-strengthened RC structural members using artificial neural networks. Procedia Engineering 2011;14:3183-90. doi:10.1016/j.proeng.2011.07.402.*
- [20] *رضازاده عیدگاهی د، فاضل ف، نادرپور ح. انتخاب آرایش بهینه ی شبکه ی عصبی در تحلیل خاک های مخلوط با خرده لاستیک های بازیافتی ۱۰۵:۱۳۹۴-۱۱.*
- [21] *شفابخش غ، نادرپور ح، فصیحی ف. انتخاب الگوریتم بهینه شبکه عصبی در تحلیل روسازی های انعطاف پذیر راه ها. مدل سازی در مهندسی ۴۵:۱۳۸۹-۵۶.*

- [22] نادریپور ح، وثوقی فر ح، قباخلو ا. ارزیابی پارامترهای موثر در تفرق امواج زلزله های دور از گسل به کمک شبکه های عصبی مصنوعی. مهندسی عمران ۱۶، ۲: ۱۳-۲۳، ۲۰۱۶.
- [23] شفاپخش غ، نادریپور ح، نوروزی ر. انتخاب الگوریتم بهینه شبکه عصبی مصنوعی برای تحلیل روسازی صلب راه ها. مهندسی حمل و نقل ۴۳-۱۳۹۰: ۵۴.
- [24] نادریپور ح، فخاریان پ، حسینی ف. پیش بینی رفتار ستون های بتن آرمه دایروی شکل محصور شده با FRP به وسیله ی شبکه عصبی مصنوعی. هشتمین کنفرانس ملی بتن ایران، تهران: ۱۳۹۵. doi:10.13140/RG.2.2.11714.58568.
- [25] Naderpour H, Alavi SA. A proposed model to estimate shear contribution of FRP in strengthened RC beams in terms of Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System. *Composite Structures* 2017;170:215–27. doi:10.1016/j.compstruct.2017.03.028.
- [26] حسینی واعظ سرا، نادریپور ح، براتی م. پیش بینی مقاومت خمشی تیرهای تقویت شده به روش NSM-FRP با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی. مهندسی سازه و ساخت ۱۳۹۵. doi:10.22065/jsce.2017.44332.
- [27] نادریپور ح، فخاریان پ. پیش بینی مقاومت پیچشی تیرهای بتن آرمه تقویت شده با FRP با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی. نشریه مهندسی سازه و ساخت ۲۰۱۷. doi:10.22065/jsce.2017.70668.1023.
- [28] Madandoust R, Ghavidel R, Nariman-zadeh N. Evolutionary design of generalized GMDH-type neural network for prediction of concrete compressive strength using UPV. *Computational Materials Science* 2010;49:556–67. doi:10.1016/j.commatsci.2010.05.050.
- [29] Azimi A. GMDH-Network to Estimate the Punching Capacity of FRP-RC Slabs. *Soft Computing in Civil Engineering* 2017;1:86–92.
- [30] Babaeidarabad S, Caso F De, Nanni A. Out-of-Plane Behavior of URM Walls Strengthened with Fabric-Reinforced Cementitious Matrix Composite. *Journal of Composites for Construction* 2014;18:4013057. doi:10.1061/(ASCE)CC.1943-5614.0000457.
- [31] Micelli F, Sciolti M, Dudine A, Leone M, Aiello MA. Diagonal shear behaviour of masonry walls strengthened by FRM (fiber reinforced mortar) composites. *22nd International Conference on Composites/Nano Engineering (ICCE-22), Malta: 2014.*
- [32] Gattesco N, Dudine A, Cernigoi A, Trevisan F. STUDIO DELL'EFFICACIA DEL SISTEMA DI RINFORZO DELLE MURATURE CON L'IMPIEGO DELLA RETE IN MATERIALE COMPOSITO FIBRORINFORZATO GFRP PRODOTTA DALLA DITTA FIBRENET DI UDINE - REPORT TECNICO N. 2. 2010.
- [33] Gattesco N, Dudine A, Cernigoi A, Trevisan F. STUDIO DELL'EFFICACIA DEL SISTEMA DI RINFORZO DELLE MURATURE CON L'IMPIEGO DELLA RETE IN MATERIALE COMPOSITO FIBRORINFORZATO GFRP PRODOTTA DALLA DITTA FIBRENET DI UDINE - REPORT TECNICO N. 3. 2010.
- [34] Gattesco N, Dudine A, Cernigoi A, Trevisan F. STUDIO DELL'EFFICACIA DEL SISTEMA DI RINFORZO DELLE MURATURE CON L'IMPIEGO DELLA RETE IN MATERIALE COMPOSITO FIBRORINFORZATO GFRP PRODOTTA DALLA DITTA FIBRENET DI UDINE - REPORT TECNICO N. 5. 2010.
- [35] Mantegazza G. RETROFITTING CONCRETE AND MASONRY BUILDING: FRCM (FIBER REINFORCED CEMENTITIOUS MATRIX). XII Konferencja Naukowo-Techniczna Problemy Remontowe W Budownictwie Ogólnym i Obiektach Zabytkowych REMO, 2006, p. 313–20.
- [36] Balsamo A, Iovinella I. FRG strengthening systems for masonry building. NZSEE Conference, 2014.
- [37] Faella C, Martinelli E, Nigro E, Paciello S. Shear capacity of masonry walls externally strengthened by a cement-based composite material: An experimental campaign. *Construction and Building Materials* 2010;24:84–93. doi:10.1016/j.conbuildmat.2009.08.019.
- [38] Kadam SB, Singh Y. Mechanical Properties of Externaly Strengthened Masonry. *15th World Conference on Earthquake Engineering, Lisbon Portugal, 2012.*

# ***Estimation of the Shear Strength Capacity of Masonry Walls Improved with Fiber Reinforced Mortars (FRM) Using ANN-GMDH Approach***

**Hosein Naderpour**

Associate Professor, Faculty of Civil Engineering, Semnan University, Semnan, Iran.  
naderpour@semnan.ac.ir

**Pouyan Fakharian**

Ph.D. Candidate, Faculty of Civil Engineering, Semnan University, Semnan, Iran.  
pouyanfakharian@semnan.ac.ir

**Amir Hossein Rafiean**

M.Sc. Student, Faculty of Civil Engineering, Semnan University, Semnan, Iran.  
a.h.rafiean@semnan.ac.ir

**Ehsan Yourtchi**

B.S. Student, Faculty of Civil Engineering, Semnan University, Semnan, Iran  
ehsan73\_a@yahoo.com

## ***Abstract:***

*Fiber reinforced polymers (FRP) are one of the most commonly used materials for rehabilitation and retrofit of structures. In some cases like the improvement of ancient buildings, these materials do not play a good role and show some defect in their performance. Fiber Reinforced Mortars (FRM) is a new generation of reinforcing materials is invented as external structural and seismic reinforcement. One of the most desirable functions of this type of materials is related to the in-plane shear strength of masonry walls. This paper aims to propose a formula for estimating the shear strength capacity of this kind of walls by using computational intelligence methods, ANN-GMDH was used for this purpose. This approach used 48 experimental dataset results to propose a model to be able to predict the shear strength of FRM strengthened masonry. The proposed model has a correlation coefficient of 0.95, which represents the high efficiency of the model.*

***Keywords: Masonry shear wall, ANN-GMDH, FRM, Shear Strength.***