

مدل‌های رگرسیونی مبتنی بر یادگیری ماشین برای تخمین هزینه مقاومت‌سازی لرزه‌یی ساختمان‌های مصالح بنایی

جواد میرزائی (دانشجوی کارشناسی)

حسین امیری هنزائی (دانشجوی کارشناسی)

حامد خالقی (دانشجوی کارشناسی)

حامد کاشانی* (استادیار)

دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی شریف

مهندسی عمران شریف، بهار ۱۴۰۱ (۲-۳۸، شماره ۱/۲، ص. ۲۷-۳۷)، (ژوئیه)
دوری ۲-۳۸، شماره ۱/۲، ص. ۲۷-۳۷، (ژوئیه)

برای مقاومت‌سازی لرزه‌یی ساختمان‌های مصالح بنایی، شیوه‌های متعددی، مانند: شاتکریت، تسمه فولادی و پلیمر تقویت شده با فیبر وجود دارد. هر یک از روش‌های مذکور، ویژگی‌ها و هزینه‌های متفاوتی دارند. در مطالعه‌ی حاضر، با استفاده از ظرفیت‌های یادگیری ماشین به توسعه‌ی چهار نوع مدل رگرسیون: خطی چندگانه، رگرسیون لاسو، رگرسیون ستیغی و رگرسیون شبکه‌ی کخسان، به تخمین هزینه‌ی مقاومت‌سازی ساختمان‌های مصالح بنایی پرداخته شده است. برای مدل‌سازی، از داده‌های ۱۶۷ پروژه‌ی مقاومت‌سازی لرزه‌یی ساختمان‌های بنایی مربوط به مدارس ایران استفاده شده است. بر اساس نتایج به دست آمده، صرف‌نظر از شیوه‌ی مقاومت‌سازی، ارتفاع و مساحت کل زیربنای ساختمان، مؤثرترین متغیرها در تخمین هزینه‌ی مقاومت‌سازی لرزه‌یی بوده‌اند. در مدل‌های مربوط به روش‌های پلیمر تقویت شده با فیبر و نیز شاتکریت، متغیر نیابتی مساحت دیوارهای جانبی در هزینه‌های برآورد شده تأثیرگذار بوده‌اند. همچنین متغیر نیابتی مقاومت جانبی اضافه شده از متغیرهای اصلی تأثیرگذار در مدل‌های روش شاتکریت شناخته شده است.

javad.mirzaei98@sharif.edu
hossein.amiri31@sharif.edu
hamed.khaleghi99@sharif.edu
hamed.kashani@sharif.edu

واژگان کلیدی: مقاومت‌سازی لرزه‌یی، تخمین هزینه، یادگیری ماشین، رگرسیون.

۱. مقدمه

همواره مقاومت‌سازی، موضوع مطالعات متعددی بوده است؛ پژوهش‌های پیشین بر موضوعات مختلف مقاومت‌سازی از جمله: ساختمان‌ها، [۱-۴] پل‌ها، [۵] تونل‌ها، [۶] تأسیسات صنعتی، [۷] متمرکز شده‌اند. مقاومت‌سازی با توجه به ملاحظات، مانند: نوع سازه، کاربری، میزان آسیب‌پذیری و سطح مطلوب مقاومت پس از انجام مقاومت‌سازی، باید طراحی و اجرا شود. به همین دلیل، برخی پژوهش‌های پیشین به بررسی روش‌های مقاومت‌سازی برای ساختمان‌های قابی (فولادی یا بتنی) [۸] و مصالح بنایی، [۲] [۳] پرداخته‌اند. اهمیت کاربری باعث شده است که برخی از مطالعات فقط بر روی مقاومت‌سازی بیمارستان‌ها و مدارس متمرکز شوند. ساختمان‌های مصالح بنایی به صورت نسبی، آسیب‌پذیری زیادی در برابر زلزله دارند. در ایران، درصد قابل توجهی از ساختمان‌ها به صورت مصالح بنایی ساخته شده‌اند. [۹] کاهش آسیب‌پذیری لرزه‌یی ساختمان‌های مصالح بنایی می‌تواند نقش قابل توجهی در کنترل پیامدهای اقتصادی، اجتماعی و اقتصادی - اجتماعی زلزله‌ها

* نویسنده مسئول

تاریخ: دریافت ۱۴۰۰/۲۳/۲۳، اصلاحیه ۱۴۰۰/۹/۹، پذیرش ۱۴۰۰/۱۰/۵

DOI:10.24200/J30.2021.58718.2998

می‌توانند به یکدیگر متصل شوند. برای اطلاعات بیشتر در خصوص روش مقاوم سازی تسمه فولادی، به نوشتار لون و ریزکالا^[۱۵] مراجعه شود. برخی از توصیه‌های تجربی نیز برای روش‌های مقاوم‌سازی لرزه‌ی خاص وجود دارد. برای نمونه، سازمان مدیریت بحران فدرال ایالات متحده‌ی آمریکا، روش‌های ساده‌ی را برای مقاوم‌سازی ساختمان‌های آسیب‌دیده‌ی خاص پیشنهاد داده است.^[۱۶]

تخمین هزینه در پروژه‌های مقاوم‌سازی لرزه‌ی، همانند دیگر پروژه‌های عمرانی، اهمیت بسیاری دارد. افزایش دقت در تخمین هزینه‌ها می‌تواند تأثیری قابل توجه در موفقیت پروژه داشته باشد.^[۱۷-۱۹] با توجه به هزینه‌بر بودن پروژه‌های مقاوم‌سازی و لزوم تصمیم‌گیری در خصوص انجام یا عدم انجام، در گذشته مطالعات بسیاری با هدف مدل‌سازی هزینه‌های ساخت در پروژه‌های مقاوم‌سازی انجام شده است. یکی از دستاوردهای پژوهش‌های پیشین،^[۲۰-۲۵] تعیین عوامل مؤثر در هزینه‌های ساخت، از جمله: مساحت کل ساختمان، نوع و سختی دیافراگم بوده است.

کیم^۳ و همکاران (۲۰۰۴)،^[۱۸] برای تخمین هزینه‌ی ساخت تعدادی مجتمع مسکونی، از سه نوع مدل: رگرسیون، شبکه‌های عصبی^۴ و منطق موردی (CBB) استفاده کرده‌اند. لوو^۶ و همکاران (۲۰۰۶)،^[۲۶] با استفاده از رگرسیون‌ها، به تخمین هزینه‌ی ساختمان‌های نوساز کشور انگلیس پرداخته‌اند.

پتروساتو و لایروپولوس^۷ (۲۰۱۰)،^[۶] با استفاده از دو نوع مدل رگرسیون‌محورو شبکه‌ی عصبی مصنوعی، هزینه‌ی نهایی پروژه‌های ساخت تونل جاده‌ی در یونان را تخمین زدند و عملکرد مدل‌ها را مقایسه کردند. همان‌طور که اشاره شد، مدل‌سازی برای تخمین هزینه در صنعت ساخت بسیار رایج است. در ادامه، مواردی که به تخمین هزینه‌ی مقاوم‌سازی پرداخته‌اند، بررسی شده‌اند.

جعفرزاده و همکاران (۲۰۱۴)،^[۸] با استفاده از رگرسیون استاندارد خطی بر روی داده‌های ۱۵۸ پروژه‌ی مقاوم‌سازی سازه‌های قابی^۸ مدارس در ایران مدل‌سازی کرده‌اند. سپس، جعفرزاده و همکاران (۲۰۱۴)،^[۱] از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای مدل‌سازی استفاده کردند. آنها مساحت کل ساختمان را به عنوان مهم‌ترین پارامتر اثرگذار در هزینه‌ی مقاوم‌سازی معرفی کردند. در ادامه، جعفرزاده و همکاران (۲۰۱۵)،^[۲] با مدل‌سازی رگرسیونی بر روی مجموعه‌ی داده‌ی جدیدی که شامل اطلاعات ۱۸۳ پروژه‌ی مقاوم‌سازی لرزه‌ی بر روی ساختمان‌های بنایی مدارس ایران بود، عوامل متعددی مانند: مساحت کل، شاخص وزن لرزه‌ی، نوع دیافراگم و کیفیت ملات را به عنوان عوامل مؤثر معرفی کردند.

نصرآزادانی و همکاران (۲۰۱۷)،^[۳] با مدل‌سازی بر روی مجموعه‌ی داده‌ی حاوی اطلاعات ۱۶۷ پروژه‌ی مقاوم‌سازی ساختمان‌های بنایی مدارس ایران، از مدل رگرسیون بیژین^۹ برای تخمین قیمت استفاده کرده‌اند. ایشان بر ضرورت لحاظ شدن «میزان مقاومت برشی افزوده شده» در تخمین هزینه‌ی مقاوم‌سازی تأکید داشته‌اند. به علاوه، آنها با استفاده از مدل‌سازی به روش بیژین، عدم قطعیت ناشی از نوع و کیفیت داده و نیز روش مدل‌سازی را کمی‌سازی کردند.

فانگ^{۱۰} و همکاران (۲۰۲۰)،^[۴] برای مقایسه‌ی مدل خطی عمومی (GLM)^{۱۱} با مدل استاندارد رگرسیون خطی بر روی داده‌های مقاوم‌سازی کار کردند، با این تفاوت که به جای سن، ارتفاع و نوع ساختمان‌ها، متناسب با موقعیت ساختمان این موارد را تخمین زدند و سپس مدل‌سازی کردند. آنها ویژگی‌های لرزه‌ی ساختمان را به عنوان عامل اصلی تعیین‌کننده‌ی هزینه مشخص کردند.

هدف پژوهش حاضر، استفاده از روش‌های یادگیری ماشین^{۱۲}، مانند: رگرسیون خطی چندگانه^{۱۳}، رگرسیون لاسو^{۱۴}، رگرسیون ستیجی^{۱۵} و رگرسیون شبکه‌ی کوشان^{۱۶}، برای توسعه‌ی مدل‌های تخمین هزینه‌ی مقاوم‌سازی ساختمان‌های مصالح بنایی است. روش‌های نوین مبتنی بر هوش مصنوعی و یادگیری ماشین، مزیت‌های متعددی

بر روش‌های متداول مدل‌سازی هزینه‌ی مقاوم‌سازی دارند. توانایی کار با داده‌های محدود، نویزدار^{۱۷}، ناکامل و داده‌های خارج از محدوده، مواجهه با عدم قطعیت و همچنین وفق‌پذیری غیرخطی، از جمله ویژگی‌های روش‌های مدل‌سازی مبتنی بر یادگیری ماشین هستند.

برای آموزش و ارزیابی مدل‌های ارائه شده در نوشتار حاضر از داده‌های ۱۶۷ پروژه‌ی مقاوم‌سازی لرزه‌ی ساختمان‌های بنایی مدارس در ایران استفاده شده است. مجموعه‌ی داده‌ی اخیر، حاوی ۷۱ پروژه‌ی مقاوم‌سازی با روش بتن‌پاشی^{۱۸}، ۵۵ پروژه‌ی پلیمر تقویت شده (FRP)^{۱۹} و ۴۱ پروژه با روش مقاوم‌سازی تسمه فولادی^{۲۰} بوده است. یکی از دلایل انتخاب مجموعه‌ی داده‌ی ذکر شده برای مدل‌سازی، میزان اهمیت بالای ساختمان‌های مدارس نسبت به سایر ساختمان‌ها بوده است. علاوه بر این‌که مدارس از اماکن عمومی متراکم به شمار می‌روند؛ بعد از زلزله، در صورت امکان، از ظرفیت‌های آنها برای اسکان شهروندان می‌توان بهره برد.

در پژوهش حاضر، برخلاف بیشتر مطالعات، انواع روش‌های مقاوم‌سازی ساختمان از یکدیگر جدا و برای هر یک مدلی جداگانه توسعه داده شده است. متناسب با روش انتخابی مقاوم‌سازی، پارامترهای متفاوتی بر روی هزینه‌ی نهایی پروژه تأثیر می‌گذراند. نتیجه‌ی پژوهش حاضر، توسعه‌ی ۱۲ مدل، حاوی ۴ روش مدل‌سازی بر روی ۳ شیوه‌ی مقاوم‌سازی بوده است. یکی از دستاوردهای پژوهش حاضر نیز تعیین عواملی است که در هزینه‌ها و عملکرد هر یک از روش‌های مقاوم‌سازی لرزه‌ی تأثیر می‌گذارد.

یکی دیگر از ویژگی‌های پژوهش حاضر، استفاده از روش اعتبارسنجی متقابل^{۲۱} است. در روش‌های مرسوم، بخشی از داده‌ها منحصراً برای مدل‌سازی و بخشی دیگر برای ارزیابی و آزمایش مدل‌های توسعه یافته استفاده می‌شوند. در روش اعتبارسنجی متقابل، از همه‌ی داده‌های موجود برای آزمودن و اعتبارسنجی استفاده می‌شود، لذا به همین دلیل، روش اعتبارسنجی متقابل، بسیار کارآمدتر است.^[۴] ساختار باقیمانده‌ی نوشتار حاضر به این شرح است:

در بخش دوم، روش‌های مدل‌سازی استفاده شده در پژوهش حاضر معرفی شده است. در بخش سوم، چارچوب مدل‌سازی و در بخش چهارم، نتایج مدل‌سازی ارائه شده است. بخش پنجم، نیز به جمع‌بندی و فرصت‌های پژوهشی آینده اختصاص یافته است.

۲. معرفی روش‌های مدل‌سازی

در بخش کنونی، مدل‌های رگرسیون استفاده شده در پژوهش حاضر به اختصار بررسی شده‌اند:

۱.۲. رگرسیون خطی چندگانه

در رگرسیون خطی ساده تلاش می‌شود تا بین متغیر مستقل و متغیر هدف (وابسته)، یک رابطه‌ی خطی به صورت رابطه‌ی ۱ پیدا شود:

$$\hat{y} = w_0 + w_1 x \quad (1)$$

که در آن، x متغیر مستقل، \hat{y} تخمینی از متغیر هدف و w_0 و w_1 پارامتر^{۲۲} های مدل هستند. با تعمیم مسئله‌ی اخیر، هنگامی که تعداد متغیرهای مستقل افزایش می‌یابد، از رگرسیون خطی چندگانه استفاده می‌شود. رابطه‌ی خطی بین متغیرهای

مستقل و متغیر وابسته، به صورت رابطه ۲ تعریف می شود:

$$\hat{y} = w_0 + w_1.x_1 + w_2.x_2 + \dots + w_n.x_n \quad (2)$$

که با قرار دادن عبارت ۱ = x_0 ، می توان رابطه ۲ را به صورت رابطه ۳ بازنویسی کرد:

$$\hat{y} = \sum_{i=0}^n w_i.x_i = w^T x \quad (3)$$

که در آن، x بیانگر ماتریس متغیرهای مستقل مشاهده شده و n تعداد پارامترهای مدل هستند. برای تخمین تابع هدف باید پارامترهای مدل (w) مشخص شوند، به این منظور از روش بهینه سازی کمینه ی مربعات عادی (OLS) ^{۲۳} استفاده می شود رابطه ۴:

$$\hat{w} = \arg \min_w (||y - w^T x||^2) \quad (4)$$

که در آن، y ماتریس مقادیر واقعی تابع هدف و \hat{w} ماتریس مقادیر محاسبه شده برای پارامترهای مدل است. در رابطه ۴، عبارت $y - w^T x$ نشان دهنده ی فاصله ی مقدار واقعی تابع هدف از مقدار پیش بینی شده برای آن، یعنی خطاست. هدف بهینه سازی ذکر شده، یافتن پارامترهای مدل با کمینه سازی مجذور خطاست.

۲.۲. رگرسیون لاسو

در رگرسیون لاسو، تابع تخمین هدف و پارامترهای مدل همانند رگرسیون خطی تعریف می شوند. تفاوت رگرسیون لاسو و رگرسیون خطی در این است که تابع بهینه سازی به صورت رابطه ۵ تعریف می شود:

$$\hat{w} = \arg \min_w (||y - w^T x||^2 + \alpha ||w||_1) \quad (5)$$

که این بهینه سازی با در نظر گرفتن تنگی و پراکندگی داده ها به دنبال کمینه سازی مجذور خطا با وجود مقداری برای جریمه است. مقدار $\alpha ||w||_1$ مقدار منظم سازی ^{۲۴} است، که در تابع بهینه سازی ظاهر و به صورت رابطه ۶ تعریف می شود:

$$\alpha ||w||_1 = \alpha \sum_{i=1}^n |w_i| \quad (6)$$

که در آن، $\alpha (\alpha \geq 0)$ ، یا همان ضریب لاسو، تنظیم کننده ی میزان منظم سازی است.

۳.۲. رگرسیون ستیغی

رگرسیون ستیغی عموماً زمانی استفاده می شود که تعداد پارامترها از تعداد نمونه ها بیشتر باشد و همانند رگرسیون لاسو است، با این تفاوت که تابع سازی به صورت رابطه ۷ تعریف می شود:

$$\hat{w} = \arg \min_w (||y - w^T x||^2 + \lambda ||w||_1) \quad (7)$$

عبارت $\lambda ||w||_1$ بیانگر مقدار تنظیم کننده و $\lambda (\lambda \geq 0)$ ضریب ستیغی است. در این بهینه سازی، ضریب ستیغی همانند ضریب لاسو در بهینه سازی قبل عمل می کند. هر چه λ بزرگ تر باشد، نشان دهنده ی افزایش میزان بیشتر منظم سازی مدل است، که پارامترهایی منقبض تر را نتیجه می دهد. مقدار جریمه به صورت رابطه ۸ نیز تعریف می شود:

$$\lambda ||w||_1 = \lambda \sum_{j=1}^n w_j^2 \quad (8)$$

۴.۲. رگرسیون شبکه ی کشسان

شبکه ی کشسان، حد وسطی میان رگرسیون لاسو و ستیغی است. برتری شبکه ی کشسان نسبت به دیگر روش ها این است که در بهینه سازی به طور هم زمان، جریمه ی بخش لاسو را برای تنگی و بخش ستیغی را برای زمانی که تعداد پارامترها از تعداد نمونه ها بیشتر باشد، در نظر گرفته است. رابطه ی ۹، تابع بهینه سازی شبکه ی کشسان را نشان می دهد.

$$\hat{w} = \arg \min_w (||y - w^T x||^2 + \alpha ||w||_1 + \lambda ||w||_2) \quad (9)$$

برای جزئیات بیشتر به نوشتارهای: بیشاپ ^{۲۵} (۲۰۰۶)، راشکا ^{۲۶} و میرجلیلی ^{۲۷} (۲۰۱۹) و ژرون ^{۲۸} (۲۰۱۹)، رجوع شود.

۳. چارچوب مدل سازی

در بخش حاضر، جزئیات گام به گام مسیر مدل سازی و در بخش بعدی، مدل سازی ارائه شده است. عوامل متعددی در هزینه ی مقاوم سازی لرزه یی ساختمان های بنایی تأثیرگذار هستند. ابتدا به منظور رسیدن به مدل تخمین هزینه برای هر روش مقاوم سازی خاص، از مدلی استفاده شده است که در آن تمام متغیرهایی که احتمال اثرگذاری در هزینه را داشتند، در نظر گرفته شده اند. متغیرهای استفاده شده در مدل ابتدایی عبارت اند از: ارتفاع ساختمان، مساحت کل زیر بنا، تعداد طبقات، سن سازه، آیین نامه ی ساخت، نوع سازه ی بنایی، نوع دیافراگم سقف، نامنظمی پلان، نامنظمی عمودی، امکان برخورد با ساختمان مجاور، نوع خاک، مساحت کل مقطع افقی دیوارها، نوع مقاوم سازی، قیمت واحد ساخت مجدد، درصد مقاومت جانبی اضافه شده و متغیر نیابتی مقاومت جانبی اضافه شده است. در جدول ۱، متغیرهای اولیه به همراه نماد آن ارائه شده است. ستون دوم جدول ۱، نشانگر منابع تأییدکننده از ادبیات فنی برای متغیرهای استفاده شده در پژوهش حاضر است.

در مدل ابتدایی، علاوه بر متغیرهای اخیر، متغیرهای نیابتی ^{۲۸} نیز تعریف شده اند. بدیهی است که در مقاوم سازی ساختمان، مساحت دیوارها اثرگذار است. از آنجایی که متغیرهای نیابتی در داده های پروژه های مقاوم سازی استفاده شده ثبت نشده بودند، متغیر نیابتی W_i طبق رابطه ی ۱۰ تعریف شده است:

$$W_i = \sqrt{\frac{A}{N}}.H \quad (10)$$

از طرفی دیگر، به ازاء هر سطحی از هزینه برای مقاوم سازی، میزان مقاومت جانبی اضافه شده به ساختمان متغیر مهمی برای تصمیم گیرندگان است. در نتیجه، متغیر نیابتی V_i به نمایندگی از مقاومت جانبی اضافه شده مطابق رابطه ی ۱۱ تعریف شده است:

$$V_i = \log_{10} \left(1 + \frac{V}{V_0} \right) \quad (11)$$

در هر مدل ابتدایی از متغیرهای ارتفاع ساختمان، مساحت کل زیر بنا، سن سازه، آیین نامه ی استفاده شده در زمان طراحی و ساخت، نوع سازه ی بنایی، نوع دیافراگم سقف، نامنظمی پلان، نامنظمی عمودی، امکان برخورد با ساختمان مجاور، نوع خاک، متغیر نیابتی مقاومت اضافه شده و متغیر نیابتی مساحت دیوار جانبی به

جدول ۱. متغیرهای استفاده شده در مدل‌سازی.

متغیر توضیح دهنده	پایه از ادبیات فنی	نماد	توضیحات
ارتفاع ساختمان	[۲]	H	ارتفاع کل سازه از مبدأ پی، برحسب متر
مساحت کل زیربنا	[۸ و ۳، ۱]	A	برحسب متر مربع
تعداد طبقات	[۸ و ۱]	N	شامل طبقات زیرزمین
سن سازه	[۲]	LL	برحسب سال
آیین‌نامه‌ی ساخت	[۲]	CL	۱ برای ساختمان‌های قبل از سال ۱۹۶۹ میلادی، ° برای ساختمان‌های بعد از آن
نوع سازه‌ی بنایی	[۲]	M	۱ برای ساختمان‌های تقویت نشده، ° برای ساختمان‌های محصور شده
نوع دیافراگم سقف	[۲ و ۳]	D	۱ برای ساختمان‌های انعطاف‌پذیر، ° برای ساختمان‌های صلب
نامنظمی پلان	[۸ و ۱]	PI	۱ برای ساختمان‌هایی که پلان مستطیلی ندارند، ° پلان‌های منظم (مستطیلی)
نامنظمی عمودی	[۲]	VI	۱ برای ساختمان‌هایی که در ارتفاع، پلان تغییر می‌کند، ° برای پلان منظم در راستای ارتفاع
امکان برخورد با ساختمان مجاور	[۲]	P	۱ در صورت امکان برخورد با ساختمان مجاور، ° در غیر این صورت
نوع خاک	[۸ و ۱]	S	۱ تا ۴ به ترتیب برای سخت‌ترین تا نرم‌ترین خاک بستر
مساحت کل مقطع افقی دیوارها	[۲]	A_w	برحسب مترمربع
قیمت واحد ساخت مجدد	[۲]	C_U	قیمت ساخت مجدد ساختمان به ازای هر مترمربع برحسب ریال سال ۲۰۱۰ میلادی
درصد مقاومت جانبی اضافه شده	[۲]	V	متغیری برای ارزیابی مقاومت اضافه شده
مساحت دیوارهای جانبی	جدید	W_l	متغیر نیابتی (رابطه‌ی ۱)
متغیر نیابتی مقاومت جانبی اضافه شده	جدید	V_f	متغیر نیابتی (رابطه‌ی ۱۱)

مدل را کاهش می‌دهد. در پژوهش حاضر، از روش اعتبارسنجی متقابل در مدل‌سازی استفاده شده است. در اعتبارسنجی متقابل k -دسته‌یی، مجموعه‌ی داده به صورت تصادفی به k دسته‌ی بدون جایگذاری تقسیم می‌شود، که $k-1$ دسته برای آموزش و ۱ دسته برای ارزیابی و سپس دسته‌ی بعدی استفاده می‌شود، این فرایند تا جایی ادامه دارد که هر دسته یک بار به عنوان دسته‌ی ارزیابی‌کننده قرار گیرد. وقتی فرایند اخیر به پایان رسد، k مدل به دست می‌آید. خروجی اعتبارسنجی متقابل، متوسط k مدل مذکور است. در انتخاب تعداد دسته‌ها باید توجه داشت حجم دسته‌ی مربوط به آزمون مدل‌سازی بیش از حد کوچک نشود، تا نتایج به دست آمده معتبر باشد. [۲۸]

در ادامه، فرایند تکامل از مدل‌های ابتدایی به مدل‌های نهایی از طریق فرایند حذف متغیرهای کم‌تأثیر^{۳۰}، ارائه شده است.

ضعف مدل‌های ابتدایی، تعدد متغیرهای توضیحی است و این موضوع باعث پیچیدگی^{۳۱} بیهوده و کاهش توضیح‌دهندگی مدل خواهد شد. به همین منظور در این فرایند، هر یک از متغیرهای توضیحی ابتدا از مدل حذف و سپس اضافه می‌شود و میزان تغییرات دقت مدل (R^2) اندازه‌گرفته می‌شود. پس از به دست آمدن مدل‌های نهایی، در فرایندی مشابه فرایند بالا، متغیرهای تعیین‌کننده از میان متغیرهای توضیحی مدل نهایی انتخاب می‌شوند. برای ارزیابی مدل‌های نهایی، یعنی مدل به دست آمده از فرایند حذف، از معیارهای دیگری مانند کیفیت پیش‌بینی^{۳۲}، ناهمگونی پراکنش و همبستگی^{۳۳}، و نرمال بودن خطاها^{۳۴} استفاده می‌شود. کیفیت پیش‌بینی، مهم‌ترین معیار در ارزیابی مدل‌هاست. به طور کلی، کیفیت پیش‌بینی، توسط رسم نمودار مقادیر پیش‌بینی شده در مقابل مقادیر مشاهده شده به دست می‌آید. هر اندازه که نقاط موجود بر روی نمودار به خط ۴۵ درجه نزدیک‌تر باشند، کیفیت پیش‌بینی مدل بهتر است. ضریب تعیین‌کنندگی (R^2)، که طبق رابطه‌ی ۱۳ تعریف می‌شود، کمی‌سازی نمودار کیفیت پیش‌بینی است. همبستگی و ناهمگونی خطاها با نمودار کردن مقادیر خطا در مقابل متغیرهای مستقل و وابسته، به دست می‌آیند. تغییرپذیری نابرابر مقادیر خطا در مقابل متغیرهای مستقل و وابسته، نشان‌دهنده ناهمگونی پراکنش و وجود الگو در نمودارهای گفته شده، بیانگر همبستگی است. برای بررسی نرمال بودن خطاها از هیستوگرام مقادیر خطا استفاده می‌شود. هر اندازه که ظاهر هیستوگرام به دست

عنوان متغیر توضیحی (مستقل) استفاده شده است. متغیر وابسته در هر مدل ابتدایی و مدل نهایی طبق رابطه‌ی ۱۲ تعریف شده است:

$$Y = \log_{10} \left[\frac{C_R}{C_U \cdot (A - A_w) \cdot N} \right] \quad (12)$$

تابع تعریف شده در رابطه‌ی اخیر، به عنوان تابع هدف در مراحل آموزش مدل‌ها و به عنوان خروجی ارزیابی شده در فرایند آزمون استفاده می‌شود. متغیر وابسته بیانگر نسبت هزینه‌ی مقاوم‌سازی ساختمان C_R به هزینه‌ی ساخت مجدد همان ساختمان است. در مخرج کسر رابطه‌ی ۱۲، مساحت مقطع افقی دیوارها از مساحت کل زیربنا کم می‌شود تا مساحت خالص استفاده شده به دست آید. حاصل در هزینه‌ی واحد ساخت C_U و تعداد طبقات ضرب می‌شود، تا هزینه‌ی نهایی ساخت مجدد محاسبه شود. تا این‌جا، متغیرهای مستقل و متغیر وابسته ارائه شده‌اند.

در فرایند مدل‌سازی با استفاده از هر یک از الگوریتم‌ها، مدل ابتدایی بر اساس متغیرهای توضیحی بیان شده و تابع هدف رابطه‌ی ۱۲ و روش مدل‌سازی مرتبط ایجاد شده است. برای سنجش توضیح‌دهندگی مدل از ابزارهای ارزیابی، از جمله: ضریب تعیین‌کنندگی (R^2)، میانگین مربع‌ها خطا (MSE) و میانگین اندازه‌های خطا (MAE) به ترتیب طبق روابط ۱۳ الی ۱۵ استفاده شده است:

$$R^2 = 1 - \left[\frac{\sum_{i=1}^n (Y_{A,i} - Y_{P,i})^2}{\sum_{i=1}^n (Y_{A,i} - \bar{Y}_A)^2} \right] \quad (13)$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_{A,i} - Y_{P,i})^2 \quad (14)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_{A,i} - Y_{P,i}| \quad (15)$$

که در آنها، $Y_{A,i}$ مقادیر واقعی تابع هدف، $Y_{P,i}$ مقادیر پیش‌بینی تابع \bar{Y}_A میانگین مقادیر واقعی تابع هدف هستند.

در مدل‌سازی به روش جداسازی^{۲۹}، همواره بخشی از داده‌ها برای سنجش کنار گذاشته و از باقی برای آموزش مدل استفاده می‌شود، که روش مذکور، تعمیم‌پذیری

جدول ۲. دقت مدل‌های نهایی.

روش رگرسیون	نوع مقاوم سازی	R^2	MSE	MAE
خطی چندگانه	بتن پاشی	۰/۸۳۳	۰/۰۲۵۰	۰/۱۱۴۴
	تسمه‌ی فولادی	۰/۹۱۷	۰/۰۱۳۰	۰/۰۹۲۰
	پلیمر تقویت شده با فیبر	۰/۸۳۶	۰/۰۲۵۱	۰/۱۱۳۶
لاسو	بتن پاشی	۰/۸۳۰	۰/۰۲۵۵	۰/۱۲۳۵
	تسمه‌ی فولادی	۰/۹۰۳	۰/۰۱۵۲	۰/۱۰۰۵
	پلیمر تقویت شده با فیبر	۰/۸۲۱	۰/۰۲۵۷	۰/۱۱۶۶
ستیغی	بتن پاشی	۰/۸۳۳	۰/۰۲۵۱	۰/۱۱۴۴
	تسمه‌ی فولادی	۰/۹۰۲	۰/۰۱۵۵	۰/۱۰۰۰
	پلیمر تقویت شده با فیبر	۰/۸۳۸	۰/۰۲۳۴	۰/۱۰۸۳
شبکه‌ی کشسان	بتن پاشی	۰/۸۳۰	۰/۰۲۵۶	۰/۱۱۶۳
	تسمه‌ی فولادی	۰/۹۰۳	۰/۰۱۵۲	۰/۱۰۰۵
	پلیمر تقویت شده با فیبر	۰/۸۲۰	۰/۰۲۵۹	۰/۱۱۷۹

جدول ۳. متغیرهای توضیحی پس از حذف متغیرهای کم‌تأثیر.

پارامترها	متغیرهای توضیحی تأثیرگذار در مدل‌سازی نهایی*	نوع مقاوم سازی	روش رگرسیون
-	$W_t(0/0.78), V_t(0/0.82), A(0/0.78), H(0/1.64)$	بتن پاشی	خطی چندگانه
-	$LL(0/0.19), A(0/0.32), H(0/1.82)$	تسمه‌ی فولادی	
-	$W_t(0/0.36), VI(0/0.36), A(0/0.55), H(0/0.96)$	پلیمر تقویت شده با فیبر	
$\alpha = 0/0.04$	$W_t(0/0.77), V_t(0/0.78), A(0/0.78), H(0/1.64)$	بتن پاشی	خطی لاسو
$\alpha = 0/0.09$	$A(0/0.38), H(0/2.20)$	تسمه‌ی فولادی	
$\alpha = 0/0.09$	$W_t(0/0.36), VI(0/0.36), A(0/0.57), H(0/1.01)$	پلیمر تقویت شده با فیبر	
$\lambda = 0/0.1$	$W_t(0/0.78), V_t(0/0.83), A(0/0.78), H(0/1.64)$	بتن پاشی	خطی ستیغی
$\lambda = 0/3$	$A(0/0.36), H(0/2.18)$	تسمه‌ی فولادی	
$\lambda = 0/0.2$	$W_t(0/0.42), VI(0/0.33), A(0/0.65), H(0/1.09)$	پلیمر تقویت شده با فیبر	
$\lambda = 0/4.68, \alpha = 0/0.08$	$W_t(0/0.77), V_t(0/0.77), A(0/0.78), H(0/1.64)$	بتن پاشی	خطی شبکه‌ی کشسان
$\lambda = 0/6.66, \alpha = 0/0.13$	$A(0/0.37), H(0/2.20)$	تسمه‌ی فولادی	
$\lambda = 0/5.92, \alpha = 0/0.16$	$W_t(0/0.36), VI(0/0.38), A(0/0.57), H(0/1.03)$	پلیمر تقویت شده با فیبر	

* اعداد داخل پرانتز، میزان کاهش ضریب تعیین‌کنندگی مدل را پس از حذف متغیر توضیحی نشان می‌دهند.

۴. توسعه‌ی مدل‌ها

در بخش حاضر، ۴ مورد از ۱۲ مدل تخمین هزینه به تفصیل شرح داده شده و دقت نتایج، پارامترها و متغیرهای مؤثر تمام مدل‌ها به طور خلاصه در جدول‌های ۲ و ۳ ارائه شده‌اند. با توجه به تعداد داده‌های موجود برای هر یک از سه روش مقاوم‌سازی لرزه‌یی، تعداد دسته‌ها برای هر روش متناسب با تعداد نمونه‌های مورد نیاز برای فرایند آموزش و ارزیابی انتخاب شده است. بدین منظور تعداد دسته‌ها به گونه‌ی انتخاب شده است که تعداد داده‌های مربوط به دسته‌ی ارزیابی بیش از حد کم نشود، تا نتایج قابل اعتماد باشند. همچنین برای این‌که تعداد داده‌ی کافی برای آموزش مدل در دسترس باشد، تناسب بین تعداد داده‌های آموزش و ارزیابی رعایت شده است.

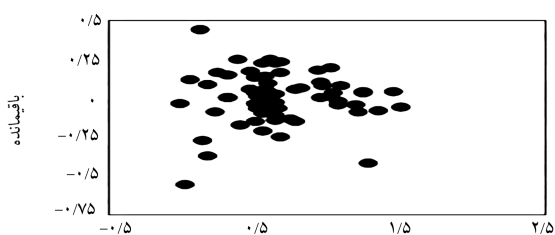
آمده به منحنی نرمال استاندارد نزدیک‌تر باشد، مدل مرتبط عملکرد بهتری خواهد داشت. برای بررسی دقیق‌تر این موضوع، از نمودار Q-Q استفاده می‌شود. با رسم مقادیر خطا در مقابل چارک‌های نظری توزیع نرمال استاندارد، نرمال بودن مقادیر خطا کنترل می‌شود. هر اندازه که پراکندگی نقاط روی نمودار به یک خط راست نزدیک‌تر باشد، می‌توان با یک تبدیل خطی، توزیع حاکم بر مقادیر خطا را به توزیع نرمال استاندارد تبدیل کرد. اگر خط ذکر شده، خط ۴۵ درجه باشد، بدون این تبدیل می‌توان نزدیک بودن توزیع مقادیر خطا به توزیع نرمال استاندارد را نتیجه گرفت. در بخش بعد، به بررسی ۱۲ مدل که از ۴ روش مدل‌سازی (چندگانه‌ی خطی، ستیغی، لاسو و شبکه‌ی کشسان) بر روی ۳ شیوه‌ی مقاوم‌سازی (بتن پاشی، پلیمر تقویت شده با فیبر و تسمه‌ی فولادی) ساخته شده‌اند، پرداخته شده است.

در نتیجه متناسب با حجم داده‌های موجود از پروژه‌های بتن پاشی، تسمه‌ی فولادی و پلیمر تقویت شده با فیبر به ترتیب از اعتبارسنجی متقابل ۶- دسته‌ی، ۴- دسته‌ی و ۵- دسته‌ی استفاده شده است.

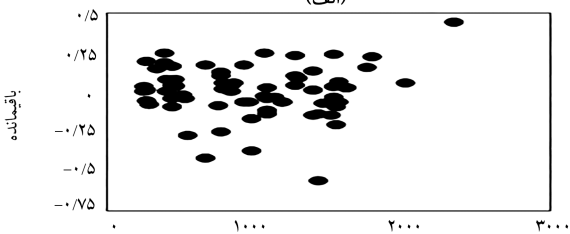
۱.۴. مدل رگرسیون خطی چندگانه برای روش بتن پاشی

در روش ذکر شده، با شروع از مدل ابتدایی که حاوی تمامی متغیرهای توضیحی است، ضریب تعیین‌کنندگی (R^2)، در ابتدا برابر 0.769 بوده است. سپس مطابق شکل ۱، با استفاده از فرایند حذف متغیرهای توضیحی مدل نهایی عبارت‌اند از: ارتفاع ساختمان، مساحت کل زیر بنا، متغیر نیابتی مقاومت اضافه شده و متغیر نیابتی مساحت دیوار جانبی.

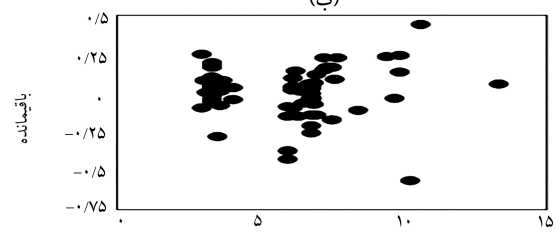
در مدل نهایی، برای تعیین مؤثرترین متغیرهای توضیح‌دهنده‌ی تغییرات متغیر وابسته، همانند فرایند حذف متغیرهای باقی‌مانده در مدل نهایی ارزیابی می‌شوند. نتایج ارزیابی اخیر در شکل ۲ مشاهده می‌شود. بر اساس این فرایند، ارتفاع ساختمان مهم‌ترین متغیر توضیح‌دهنده‌ی مدل نهایی است و متغیرهای نیابتی مساحت دیوارهای جانبی و متغیر نیابتی مقاومت جانبی اضافه شده و متغیر مساحت زیر بنا، تأثیر کمتری نسبت به ارتفاع ساختمان دارند. برای واریسی مدل نهایی، نمودارهای کیفیت پیش‌بینی، ناهمگونی پراکنش و همبستگی و نرمال بودن خطاها برای مقادیر باقیمانده 35 ، در شکل ۳ مشاهده می‌شوند.



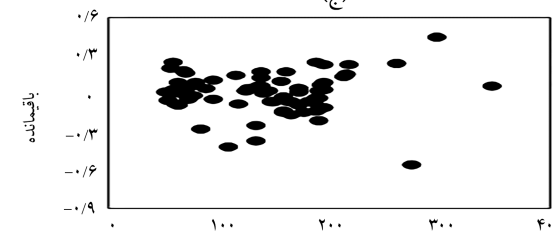
مقاومت جانبی اضافه شده
(الف)



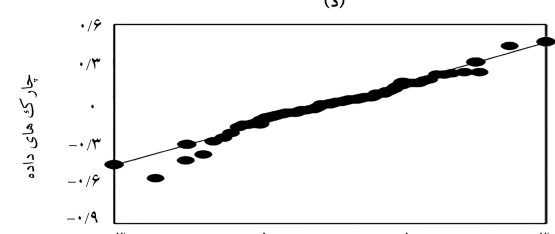
مساحت زیر بنا
(ب)



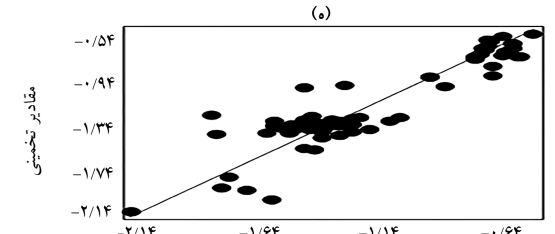
ارتفاع ساختمان
(ج)



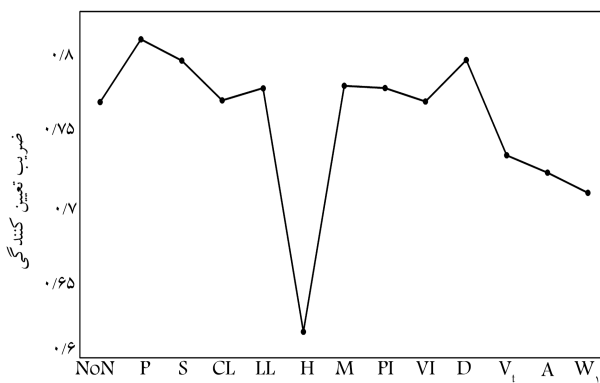
مساحت خالص دیوارها
(د)



چارک های نرمال نظری
(ه)

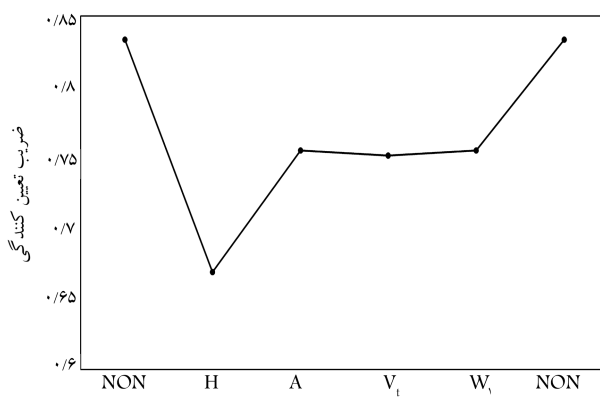


مقادیر واقعی
(و)



متغیر توضیحی حذف شده

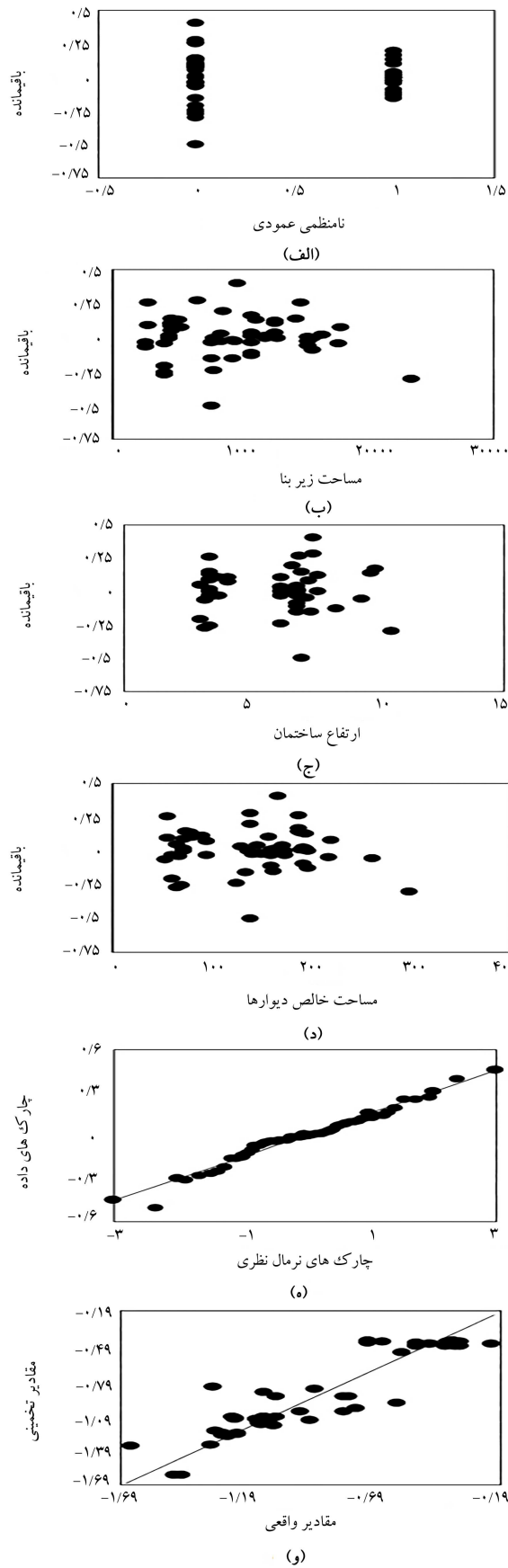
شکل ۱. فرایند حذف در رگرسیون خطی چندگانه برای مقاوم‌سازی به روش بتن پاشی.



متغیر مؤثر حذف شده

شکل ۲. فرایند تعیین میزان اثرگذاری متغیرهای مدل اصلی در رگرسیون خطی چندگانه برای مقاوم‌سازی به روش بتن پاشی.

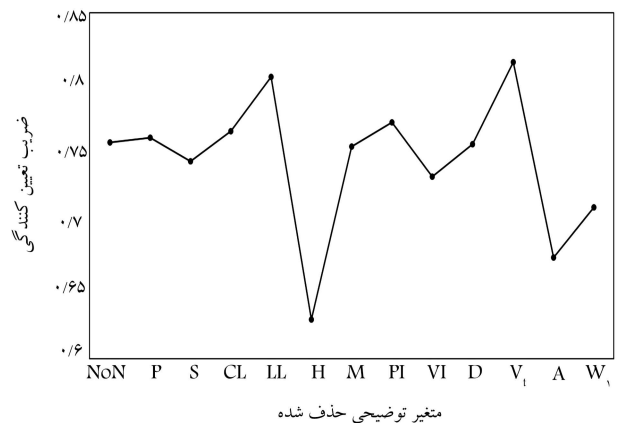
شکل ۳. واریسی برای رگرسیون خطی چندگانه در مقاوم‌سازی به روش بتن پاشی.



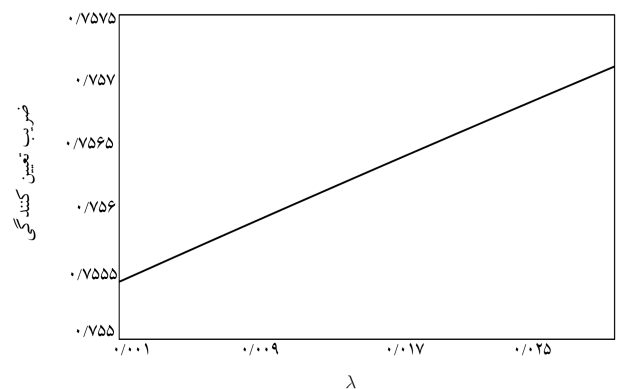
۲.۴. مدل رگرسیون ستیغی برای روش پلیمر تقویت شده
 مدل رگرسیون ستیغی ابتدایی، ضریب تعیین کنندگی (R^2)، ۰/۷۵۷ دارد. از طریق فرایند حذف متغیرهای کم تأثیر مطابق شکل ۴، مدل نهایی به دست آمده است، که ضریب تعیین کنندگی ۰/۸۳۸ دارد.

مدل رگرسیون ستیغی از لحاظ توضیح دهندگی برتر از مدل ابتدایی است. متغیرهای توضیحی مدل نهایی عبارتند از: ارتفاع ساختمان، مساحت کل زیر بنا، نامنظمی عمودی و متغیر نیابتی مساحت دیوار جانبی. همانند آنچه در قسمت اخیر بیان شد، میزان اثرگذاری هر یک از متغیرها در مدل‌های نهایی بررسی و نتایج در جدول ۳ ارائه شده است. در مورد پارامتر^{۳۶} مدل رگرسیون ستیغی ۸، مطابق با شکل ۵، تغییر پارامتر λ تأثیر کمی در میزان خطا دارد و در مدل ذکر شده مقدار ۰/۰۲ برای λ انتخاب شده است. نتایج واریس مدل رگرسیون ستیغی در شکل ۶ مشاهده می‌شود.

۳.۴. مدل رگرسیون لاسو برای روش تسمه‌ی فولادی
 مدل ابتدایی ضریب تعیین کنندگی (R^2)، ۰/۹۱۴ دارد. از طریق فرایند حذف متغیرهای کم تأثیر مطابق شکل ۷، مدل نهایی به دست می‌آید، که ضریب تعیین کنندگی ۰/۹۰۳ دارد. به طور کلی در مدل لاسو، ضریب تعیین کنندگی از ابتدا میزان قابل توجهی داشته و با فرایند حذف متغیر کم تأثیر، تغییر ناچیزی رخ داده است. با ثابت

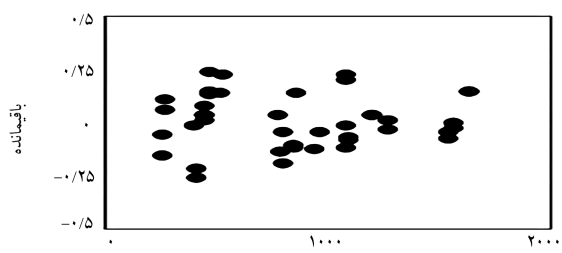


شکل ۴. فرایند حذف در روش رگرسیون ستیغی برای مقاوم‌سازی به روش پلیمر تقویت شده با فیبر.

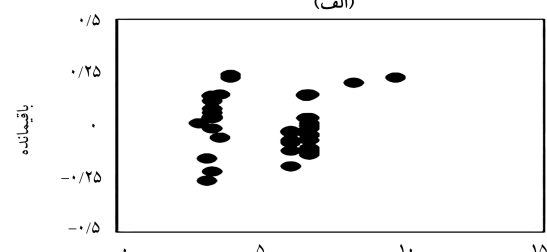


شکل ۵. پارامتر λ برای رگرسیون ستیغی در مقاوم‌سازی به روش پلیمر تقویت شده با فیبر.

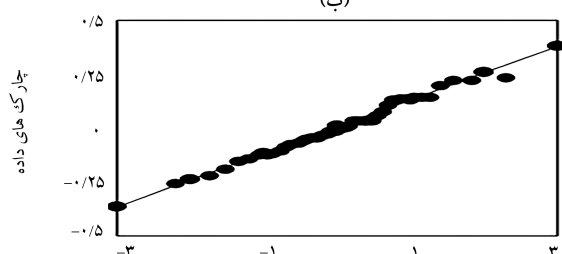
شکل ۶. واریس رگرسیون ستیغی در مقاوم‌سازی به روش پلیمر تقویت شده با فیبر.



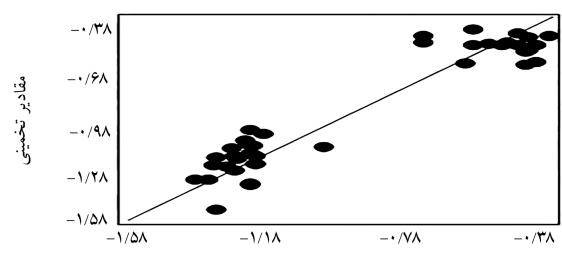
(الف) مساحت زیر بنا



(ب) ارتفاع ساختمان

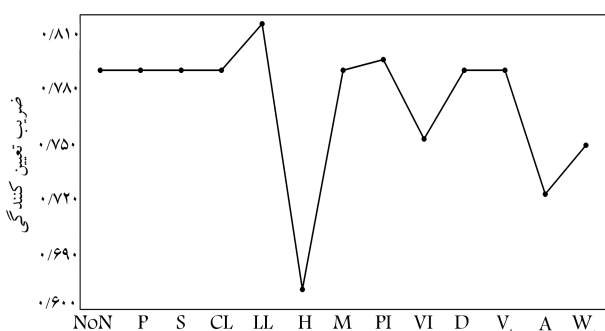


(ج) چارک‌های نرمال نظری



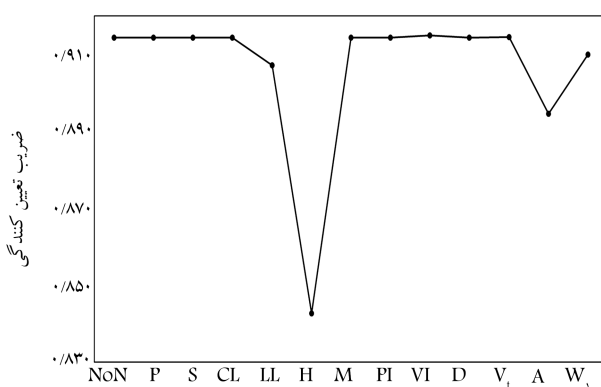
(د) مقادیر واقعی

شکل ۹. واریس رگرسیون لاسو در مقاوم‌سازی به روش تسمه فولادی.



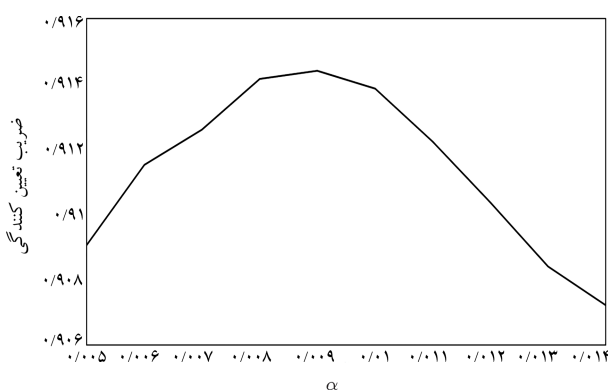
متغیرهای توضیحی حذف شده

شکل ۱۰. فرایند حذف در روش رگرسیون شبکه‌ی کشسان برای مقاوم‌سازی به روش پلیمر تقویت شده با فیبر.



متغیرهای توضیحی حذف شده

شکل ۷. فرایند حذف در روش رگرسیون لاسو برای مقاوم‌سازی به روش تسمه فولادی.



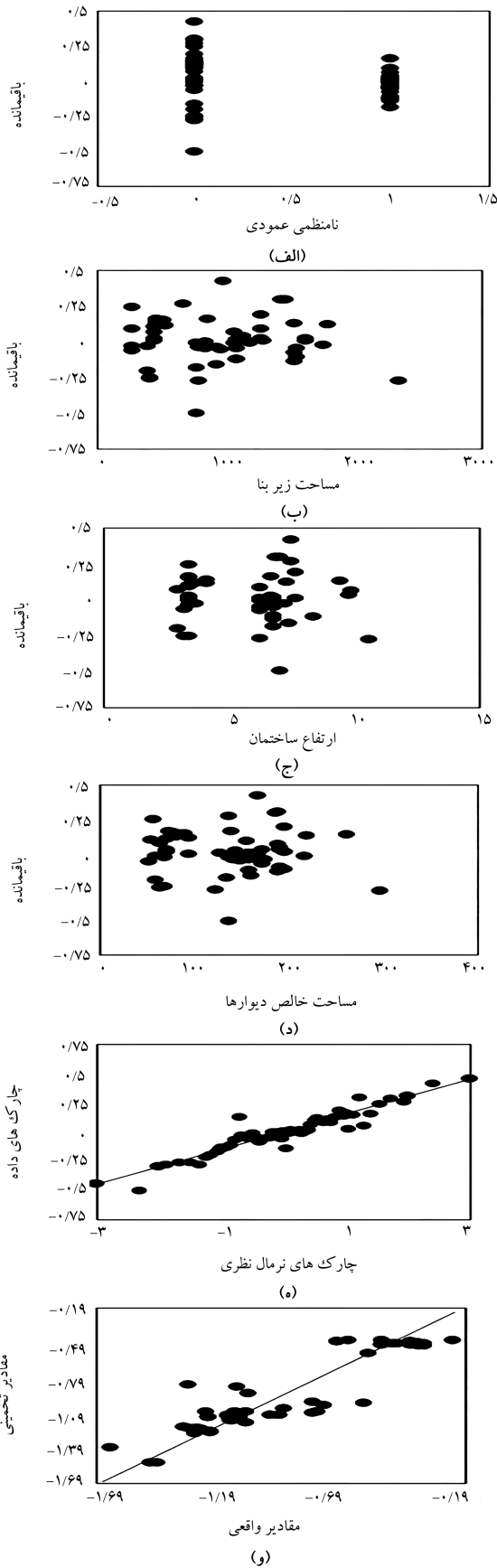
شکل ۸. پارامتر α برای رگرسیون لاسو در مقاوم‌سازی به روش تسمه فولادی.

ماندن ضریب تعیین‌کنندگی، تعداد متغیرهای توضیحی از ۱۲ به ۲ عدد (ارتفاع و مساحت کل زیربنا) کاهش یافته و این مسئله پیچیدگی مدل را به شدت تقلیل داده است.

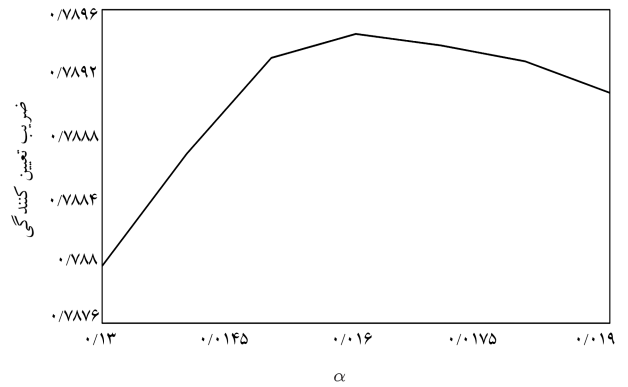
با حذف ارتفاع از متغیرها، ضریب تعیین‌کنندگی 0.22 کاهش یافته است. این در حالی است که این مقدار برای مساحت کل زیربنا 0.4 بوده است. مطابق رابطه ۵، پارامتر α در ساختار مدل اثرگذار است. پارامتر α مطابق با شکل ۸، در حالت بهینه، مقدار 0.09 را گرفته است. نتایج واریس مدل لاسو در شکل ۹ مشاهده می‌شود.

۴.۴. مدل رگرسیون شبکه‌ی کشسان برای روش پلیمر تقویت شده با فیبر

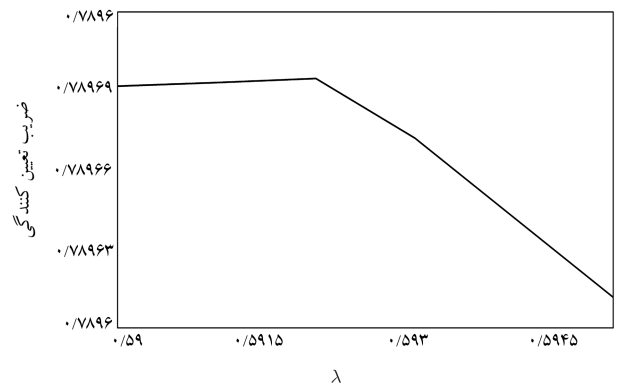
مدل ابتدایی دارای ضریب تعیین‌کنندگی 0.79 بوده است. در شکل ۱۰، میزان اثرگذاری متغیرهای توضیحی اولیه و فرایند حذف مشاهده می‌شود. در پایان این فرایند ضریب تعیین‌کنندگی به 0.82 رسیده است. متغیرهای اثرگذار مدل ذکر شده: ارتفاع ساختمان، مساحت کل زیربنا، نامنظمی عمودی و متغیر نیابتی مساحت دیوار هستند. میزان اثرگذاری هر یک از متغیرهای تأثیرگذار بررسی و نتایج در جدول ۳ گزارش شده است. طبق رابطه ۹، پارامترهای α و λ پارامترهای ساختاری روش مذکور هستند و مطابق شکل‌های ۱۱ و ۱۲، مقدار مناسب برای آن دو به ترتیب 0.16 و 0.592 بوده است. نتایج واریس مدل شبکه‌ی کشسان نیز در شکل ۱۳ مشاهده می‌شود.



شکل ۱۳. واریس رگرسیون شبکه‌ی کشسان در مقاوم‌سازی به روش پلیمر تقویت شده با فیبر.



شکل ۱۱. پارامتر α برای رگرسیون شبکه‌ی کشسان در مقاوم‌سازی به روش پلیمر تقویت شده با فیبر.



شکل ۱۲. پارامتر λ برای رگرسیون شبکه‌ی کشسان در مقاوم‌سازی به روش پلیمر تقویت شده با فیبر.

۵. بحث و بررسی

در بخش حاضر، پس از توسعه و به دست آمدن مدل‌های نهایی، نتایج به دست آمده بررسی شده است. در جدول ۲، ضریب تعیین‌کنندگی (R^2)، میانگین مربع‌های خطا (MSE) و میانگین اندازه‌های خطا (MAE) برای کل مدل‌ها ارائه شده است. همچنین در جدول ۳، میزان تأثیر هر یک از متغیرهای تأثیرگذار در مدل‌های نهایی ارائه شده است.

با مقایسه‌ی مدل‌های مختلف برای روش‌های متفاوت مقاوم‌سازی، این موارد که با قضاوت مهندسی و یافته‌های پیشین هم‌خوانی دارد، مشخص می‌شوند:

- متغیر نامنظمی عمودی ساختمان، در تخمین هزینه‌ی مقاوم‌سازی به روش پلیمر تقویت شده با فیبر تأثیرگذار شناخته شد.
- در مقاوم‌سازی به روش بتن‌پاشی و پلیمر تقویت شده با فیبر، متغیر نیابتی W_i توانایی مدل را در توضیح‌دهندگی افزایش می‌دهد. این موضوع نشان می‌دهد که مساحت مربوط به دیوارهایی که مقاوم‌سازی بر روی آنها انجام گرفته است، در هزینه‌ی مقاوم‌سازی تأثیرگذار است. لازم به ذکر است که در مدل‌سازی ذکر شده به علت در دسترس نبودن مقدار دقیق مساحت دیوارهای مقاوم‌سازی شده، از یک متغیر نیابتی استفاده شده است.

- از بین ۳ روش مقاوم‌سازی موجود، دقت تخمین هزینه در مدل‌های روش تسمه‌ی فولادی از بقیه‌ی موارد بیشتر است. بر اساس دقت‌های به دست آمده برای هر ۱۲ مدل نهایی، که در جدول ۲ ارائه شده است، مشاهده می‌شود که ضریب

دست آمده است. نتایج خلاصه‌ی مدل‌های ذکر شده و متغیرهای مؤثر برای مدل‌ها در جدول‌های ۲ و ۳ ارائه شده‌اند.

بر اساس نتایج به دست آمده از مطالعه‌ی حاضر، در هر سه روش مقاوم‌سازی لرزه‌یی، ارتفاع ساختمان به عنوان مؤثرترین متغیر در تخمین هزینه‌ی مقاوم‌سازی لرزه‌یی معرفی شده است. بیشترین میزان تأثیرگذاری متغیر ارتفاع ساختمان، در مدل‌های تسمه فولادی و کمترین آن در مدل‌های مربوط به پلیمر تقویت شده با فیبر بوده است. متغیر نامنظمی عمودی جزء متغیرهای تأثیرگذار در مدل‌های نهایی مربوط به تخمین هزینه‌ی پروژه‌های مقاوم‌سازی پلیمر تقویت شده با فیبر است. در اقدام‌های مقاوم‌سازی به روش‌های پلیمر تقویت شده با فیبر و بتن‌پاشی، مساحت دیوارهای جانبی (W_i) در هزینه‌های برآورد شده تأثیر می‌گذارد. همچنین متغیر نیابتی مقاومت جانبی اضافه شده (V_i) از متغیرهای اصلی تأثیرگذار در مدل‌های روش بتن‌پاشی شناخته شده است. بر اساس نتایج نهایی، متغیرهای تأثیرگذار برای برآورد هزینه‌ی مقاوم‌سازی لرزه‌یی عموماً ساده و در دسترس هستند. در نتیجه، مدل‌ها کاربردی‌اند و طراحان و تصمیم‌گیرندگان می‌توانند آنها را در کنترل پروژه اعمال کنند.

پیشنهاد می‌شود که در پژوهش‌های آینده علاوه بر روش‌های رگرسیونی تعیینی، از روش‌های احتمالاتی نظیر بیژین استفاده شود. در گام بعدی در حوزه‌ی مطالعات مقاوم‌سازی، می‌توان از روش‌های نوین‌تر یادگیری ماشین، مانند درخت تصمیم و شبکه‌ی عصبی استفاده کرد. همچنین داده‌های موجود در نوشتار حاضر فقط مربوط به ساختمان‌های بنایی است و می‌توان پژوهش حاضر را به انواع دیگر ساختمان‌ها تعمیم داد و متغیرهای مؤثر را برای درک هر چه بهتر مسئله‌ی مقاوم‌سازی مقایسه کرد.

تشکر و قدردانی

نویسندگان نوشتار حاضر، از آقایان دکتر مجتبی محصولی و حسین نصرآزادانی برای فراهم آوردن و در دسترس قرار دادن داده‌های استفاده شده در پژوهش حاضر، صمیمانه تشکر و قدردانی می‌کنند.

تعیین‌کنندگی (R^2) در مدل‌های مربوط به مقاوم‌سازی به روش تسمه‌ی فولادی از دو روش دیگر بیشتر بوده است. همچنین مقادیر مربوط به میانگین مربع‌های خطا (MSE) و میانگین اندازه‌های خطا (MAE) در این مدل‌ها از دو نوع دیگر کمتر بوده است.

• در مدل‌های رگرسیون لاسو، سستیگی و شبکه‌ی کشسان از لحاظ نظری تلاش می‌شود با آزادی دادن به تابع بهینه‌سازی و وضع عبارت جریمه، توانایی توضیح‌دهندگی مدل را افزایش داد. درصد تشابه بالا بین نتایج رگرسیون خطی چندگانه و سایر رگرسیون‌ها نشان می‌دهد که این آزادی عمل نمی‌تواند توضیح‌دهندگی را بالا ببرد.

• به طور کلی، متغیر ارتفاع ساختمان بیشترین تأثیرگذاری را در روش تسمه‌ی فولادی و کمترین اثر را در روش پلیمر تقویت شده با فیبر داشته است. این موضوع را می‌توان به تأثیرگذار بودن مساحت دیوارهای مقاوم‌سازی شده (دیوارهای داخلی و دیوارهای خارجی) ربط داد. مساحت دیوارها با زیاد شدن ارتفاع، متناظراً تغییر کرده است. همچنین با افزایش ارتفاع ساختمان ریسک لرزه‌یی ساختمان افزایش یافته است. در نتیجه هر اندازه که ریسک لرزه‌یی بیشتر باشد، نیاز به مقاوم‌سازی بیشتری وجود دارد.

۶. نتیجه‌گیری

در پژوهش حاضر، مدل‌سازی برای تخمین هزینه‌های مقاوم‌سازی لرزه‌یی ساختمان‌های مصالح بنایی با استفاده الگوریتم‌های گوناگون یادگیری ماشین انجام شده است. آموزش مدل‌ها با استفاده از اطلاعات ۱۶۷ پروژه‌ی مقاوم‌سازی لرزه‌یی ساختمان‌های بنایی مدارس ایران صورت گرفته است. سه روش رایج مقاوم‌سازی، یعنی: بتن‌پاشی، پلیمر تقویت شده با فیبر و تسمه‌ی فولادی، پروژه‌های مقاوم‌سازی استفاده شده است. مدل‌سازی بر روی هر یک از سه روش اخیر با استفاده از مدل‌های رگرسیونی خطی چندگانه‌ی: سستیگی، لاسو و شبکه‌ی کشسان انجام شده و سرانجام ۱۲ مدل نهایی به

پانویس‌ها

1. seismic retrofit
2. Lunn & Rizkalla
3. Kim
4. artificial neural networks
5. case-based reasoning
6. Lowe
7. Petroutsatou & Lambropoulos
8. framed structure
9. bayesian regression
10. Fung
11. Generalized Linear Mmodel
12. machine learning
13. multiple linear regression
14. lasso regression

15. ridge regression
16. elastic net regression
17. noise
18. shotcrete
19. fiber reinforced polymer
20. steel belt
21. cross-validation
22. hyper parameter
23. ordinary least squares
24. regularization
25. Bishop
26. Raschka
27. Géron
28. proxy variables
29. hold-out
30. Model reduction
31. complexity

32. quality of prediction
33. heteroscedasticity and autocorrelation
34. normality
35. residuals
36. hyper parameters

منابع (References)

1. Jafarzadeh, R., Ingham, J.M., Wilkinson, S. and et al. "Application of artificial neural network methodology for predicting seismic retrofit construction costs", *J. Constr. Eng. Manag.*, **140**(2), 4013044 (2014).
2. Jafarzadeh, R., Ingham, J.M., Walsh, K.Q. and et al. "Using statistical regression analysis to establish ed masonry construction cost models for seismic retrofit of con-fin buildings", *J. Constr. Eng. Manag.*, **141**(5), 4014098 (2015).
3. Nasrazadani, H., Mahsuli, M., Asce, A.M. and et al. "Probabilistic modeling framework for prediction of seismic retrofit cost of buildings", *J. Constr. Eng. Manag.*, **143**(8), 4017055 (2017).
4. Fung, J.F., Sattar, S., Butry, D.T. and et al. "A predictive modeling approach to estimating seismic retrofit costs", *Earthq. Spectra*, **36**(2), 8755293019891716 (2020).
5. Murphy, T.P. and Collins, K.R. "Retrofitting suspension bridges using distributed dampers", *J. Struct. Eng.*, **130**(10), pp. 1466-1474 (2004).
6. Petroutsatou, K. and Lambropoulos, S. "Road tunnels construction cost estimation: a structural equation model development and comparison", *Oper. Res.*, **10**(2), pp. 163-173 (2010).
7. Andreolli, F., Bragolusi, P., D'Alpaos, C. and et al. "An AHP model for multiple-criteria prioritization of seismic retrofit solutions in gravity-designed industrial build-ings", *J. Build. Eng.*, **45**, 103493 (2021).
8. Jafarzadeh, R., Wilkinson, S., González, V. and et al. "Predicting seismic retrofit construction cost for build-ings with framed structures using multilinear regres-sion analysis", *J. Constr. Eng. Manag.*, **140**(3), 4013062 (2014).
9. Frankie, T.M., Gencturk, B. and Elnashai, A.S. "Simulation-based fragility relationships for unrein-forced masonry buildings", *J. Struct. Eng.*, **139**(3), pp. 400-410 (2013).
10. FEMA, "Seismic rehabilitation of federal buildings: A benefit/cost model", *Fema 255*, **1**, pp. 135 (1994).
11. Mahsuli, M. and Haukaas, T. "Sensitivity measures for optimal mitigation of risk and reduction of model uncer-tainty", *Reliab. Eng. Syst. Saf.*, **117**, pp. 9-20 (2013).
12. Mahdizadeh, A., Borzouie, J. and Raessi, M. "New ap-proach to seismic rehabilitation of masonry school build-ings", *In Proceedings of the 15th World Conference on Earthquake Engineering*, Lisbon, Portugal, pp. 24-28 (2012).
13. Ghiassi, B., Soltani, M. and Tasnimi, A.A. "Seismic eval-uation of masonry structures strengthened with rein-forced concrete layers", *J. Struct. Eng.*, **138**(6), pp. 729-743 (2012).
14. Taghdi, M., Bruneau, M. and Saatcioglu, M. "Seismic retrofitting of low-rise masonry and concrete walls us-ing steel strips", *J. Struct. Eng.*, **126**(9), pp. 1017-1025 (2000).
15. Lunn, D.S. and Rizkalla, S.H. "Strengthening of infill masonry walls with FRP materials", *J. Compos. Constr.*, **15**(2), pp. 206-214 (2011).
16. Lizundia, B., Holmes, W.T., Cobeen, K. and et al. "Tech-niques for the seismic rehabilitation of existing build-ings", *8th US Natl. Conf. Earthq. Eng.*, **6**, pp. 3646-3656 (2006).
17. Hwang, S. "Dynamic regression models for prediction of construction costs", *J. Constr. Eng. Manag.*, **135**(5), pp. 360-367 (2009).
18. Kim, G.-H., An, S.-H. and Kang, K.-I. "Comparison of construction cost estimating models based on regression analysis , neural networks , and case-based reasoning", *Build. Environ.*, **39**(10), pp. 1235-1242 (2004).
19. Stoy, C. and Schalcher, H.-R. "Residential building projects: building cost indicators and drivers", *J. Con-str. Eng. Manag.*, **133**(2), pp. 139-145 (2007).
20. Federal Emergency Management Agency, "A benefit-cost Model for the seismic rehabilitation of build-ings volume 2?: supporting documentation", *FEDERAL EMERGENCY MANAGEMENT AGENCY* (1992).
21. FEMA, "Typical costs for seismic rehabilitation of ex-isting buildings", **I:Summary**, FEMA-156, Hart con-sultant Group, Washington, DC. pp. 1-14 (1994).
22. Hopkins, D.C. and Stuart, G. "Strengthening existing new zealand buildings for earthquake: An analysis of cost benefit using annual probabilities", *Pacific Conf. Earthq. Eng.*, **72**, pp.13-15 (2003).
23. Wei, H.H., Skibniewski, M.J., Shohet, I.M. and et al. "Benefit-cost analysis of the seismic risk mitigation for a region with moderate seismicity: the case of tiberias, israel", *Procedia Eng.*, **85**, pp. 536-542 (2014).
24. Paxton, B., Elwood, K.J. and Ingham, J.M. "Benefit-cost analysis for seismic rehabilitation of unreinforced masonry buildings in Victoria, Canada", *NZSEE Con-ference* (2015).
25. Fung, J. F., Sattar, S., Butry, D.T. and et al. "The total costs of seismic retrofits: State of the art", *Earthq. Spectra*, **37**(4) (2021).
26. Lowe, D.J., Emsley, M.W. and Harding, A. "Predicting construction cost using multiple regression techniques", *J. Constr. Eng. Manag.*, **132**(7), pp. 750-758 (2006).
27. Bishop, C.M. "Pattern recognition and machine learn-ing", *Springer, New York* (2006).
28. Raschka, S. and Mirjalili, V. "Python machine learning", *3rd ed.*, *Packt Publishing Ltd* (2019).
29. Géron, A. "Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, tools, and techniques to build intelligent systems", *O'Reilly Media Inc* (2019).