

# تشخیص آسیب در سازه‌ها با استفاده از اطلاعات مودال بسط یافته و ماشین یادگیری کرانه‌ی

سید سینا کوره‌لی (استادیار)

گروه مهندسی عمران، واحد اهر، دانشگاه آزاد اسلامی، اهر، ایران

در نوشتار حاضر، روش نوینی برای تشخیص محل و میزان آسیب در سازه‌ها ارائه شده است. در روش پیشنهادی از اطلاعات مودال سازه، شامل بسامد و شکل مودی استفاده شده است. با توجه به محدودیت موجود در تعداد حسگرهای به‌کار رفته در سازه، برای به‌دست آوردن اطلاعات مودال نسبت به مدل اجزاء محدود، اطلاعات مودال به‌دست آمده از حسگرها با استفاده از روش کاهش بهبود یافته، بسط داده شده و به‌عنوان ورودی برای آموزش ماشین یادگیری کرانه‌ی به‌کار رفته است. برای نمایش کارایی روش ارائه شده از ۳ مثال عددی، شامل: خرپای مستوی، تیر سراسری و قاب ۴ طبقه استفاده شده است. همچنین اثر وجود نوفه در اطلاعات مودال نیز بررسی شده است. نتایج به‌دست آمده بیانگر کارایی روش ارائه شده در تشخیص محل و میزان آسیب با استفاده از اطلاعات مودال به‌دست آمده از تعداد محدودی حسگر است که ممکن است نوفه نیز داشته باشند.

واژگان کلیدی: تشخیص آسیب، اطلاعات مودال بسط یافته، ماشین یادگیری کرانه‌ی.

s-kourehli@iauh.ac.ir

## ۱. مقدمه

پایش سلامتی و تشخیص آسیب در سازه‌ها، یکی از شاخه‌های مهم در رشته‌های مختلف مهندسی، نظیر: هوافضا، مکانیک و راه و ساختمان است. با توجه به اینکه آسیب و خرابی یک سازه‌ی مهم و حیاتی می‌تواند آثار بسیار مخرب انسانی، اجتماعی و سیاسی به‌دنبال داشته باشد، بنابراین اهمیت پایش سلامتی سازه‌ها بیش از پیش احساس می‌شود. یکی از روش‌های بسیار مهم در تشخیص آسیب در سازه‌ها استفاده از اطلاعات مودال سازه است، بدین دلیل که اطلاعات مودال سازه به مشخصه‌های دینامیکی سازه‌ها بسیار حساس هستند و هرگونه تغییر کوچک در مشخصه‌های دینامیکی، نظیر سختی هر المان سازه‌ی باعث تغییر در پاسخ‌های دینامیکی می‌شود. چند روش براساس ارتعاش در طول سال‌های گذشته توسعه یافته است. در سال‌های اخیر، مرور جامعی بر روی شناسایی آسیب براساس خصوصیات مودال انجام شده است.<sup>[۱]</sup> گروه دیگری از پژوهشگران،<sup>[۲]</sup> نیز بر روی مطالعات انجام شده از سال ۱۹۹۶ الی ۲۰۰۱ مروری داشته‌اند. همچنین در سال ۲۰۰۴،<sup>[۳]</sup> مروری بر روی مقالات تا سال ۲۰۰۴ انجام شده است. آشکارسازی آسیب عموماً براساس مشخصه‌های مودال، از جمله: بسامدهای سازه، نسبت میرایی و شکل‌های مدی است. از آنجا که مشخصه‌های مودال نسبت به تغییرات در سازه حساس هستند، قابلیت آشکارسازی آسیب سازه‌ی دارند. در سال‌های اخیر، علاقه‌ی زیادی به کاربرد ماشین‌های یادگیری در شناسایی آسیب در سازه‌های مختلف براساس تغییرات در خصوصیات فیزیکی از قبیل کاهش سختی که ممکن است از ایجاد ترک

ناشی شود، صورت گرفته است. تغییرات در خصوصیات مودال و سایر خصوصیات به‌عنوان اندیس آسیب نامیده می‌شوند. بنابراین روند شناسایی آسیب براساس ارتعاش اصولاً به برخی از فرم‌های مسئله‌ی شناسایی الگو برمی‌گردد.<sup>[۴]</sup> شناسایی الگو، یکی از مهم‌ترین مسائل برای حل مناسب ماشین‌های یادگیری است. در سال ۱۹۹۲،<sup>[۵]</sup> یک پایه‌ی پل با استفاده از شبکه‌ی پسانتشار خطا مطالعه شده است. ورودی‌های شبکه‌ی عصبی مذکور، شتاب‌های به‌دست آمده از ۴ شتاب‌نگاشت است که دو عدد از آنها به‌صورت عمودی و دو عدد به‌صورت افقی بر روی پایه‌ی پل نصب شده‌اند. خروجی شبکه‌ی عصبی، شامل: بسامد، جابه‌جایی و شکل مدی است. شبکه‌ی با استفاده از داده‌های به‌دست آمده تحت شرایط مختلف آموزش می‌بیند: قبل از خرابی و بعد از خرابی. با مقایسه‌ی نتایج، نتیجه گرفته شد که شبکه‌ی عصبی با موفقیت تغییرات در پارامترهای پایه را بعد از خرابی آشکار می‌کند. همچنین باید توجه شود که نتایج دقیق‌تر در صورتی که از داده‌های بیشتری استفاده شود، به دست می‌آیند.

برخی پژوهشگران در سال ۱۹۹۳،<sup>[۶]</sup> از یک شبکه‌ی عصبی با پسانتظار برای شناسایی آسیب در سازه استفاده کردند و آسیب وارده به کاهش در سختی اعضا طبقه‌ی پایین به میزان ۱۰٪ الی ۷۰٪ شبیه‌سازی شده بود. آنها یک لایه‌ی پنهان با ۱۴ نرون انتخاب کردند و شکل‌های مدی را به‌عنوان ورودی و درصد تغییر در سختی عضو را به‌عنوان خروجی شبکه در نظر گرفتند. دو شبکه، دو مدل ریاضی را آموزش دادند و با داده‌های تجربی مقایسه کردند. اولین شبکه با استفاده از ۱۱ الگوی آموزشی از اولین مدل ایجاد شده و دومین شبکه با استفاده از ۹ الگوی آموزشی که

تاریخ: دریافت ۱۳۹۴/۱۱/۳، اصلاحیه ۱۳۹۵/۳/۱۲، پذیرش ۱۳۹۵/۴/۱.

سالم بودن عضو و مقدار ۱ بیانگر خرابی کامل عضو است. بنابراین آسیب می‌تواند به صورت کاهش در ماتریس سختی عضو به صورت رابطه‌ی ۲ تعریف شود:

$$K_e^d = (1 - d_e)K_e \quad (2)$$

که در آن،  $K_e$  و  $K_e^d$  به ترتیب ماتریسی سختی المان  $e$ م در روش المان محدود و  $d_e$  بیانگر میزان آسیب در عضو  $e$ م است. همچنین فرض شده است که ماتریس جرم قبل و بعد از تشکیل آسیب در سازه دچار تغییرات نباشد که به نظر به واقعیت نزدیک است.

در روش المان محدود، ماتریس سختی کلی سازه‌ی آسیب دیده از طریق تبدیل مختصات و جاگذاری ماتریس‌های المان‌های مختلف به دست می‌آید. یعنی ماتریس سختی محلی المان آسیب دیده ( $K_e^d$ )، ابتدا به ماتریس  $\bar{K}_e^d$  (ماتریس سختی المان آسیب دیده در سیستم مختصات کلی) تبدیل می‌شود که با استفاده از ماتریس تبدیل  $T$  از طریق رابطه‌ی ۳ به دست می‌آید:

$$\bar{K}_e^d = T^T K_e^d T \quad (3)$$

سپس ماتریس سختی المان آسیب دیده در سیستم مختصات کلی ( $\bar{K}_e^d$ ) به ماتریس  $(p \times p)$  بسط داده و  $\bar{K}_e^d$  تشکیل می‌شود که  $p$  تعداد درجه‌های آزادی سازه‌ی مورد مطالعه است. در نهایت، ماتریس سختی سازه‌ی آسیب دیده در مختصات کلی ( $K^d$ ) از حاصل جمع  $\bar{K}_e^d$  به صورت رابطه‌ی ۴ به دست می‌آید:

$$K^d = \sum_{e=1}^n \bar{K}_e^d \quad (4)$$

که در آن،  $m$  تعداد کل المان‌های سازه‌ی به کار رفته در مدل المان محدود است. بنابراین معادله‌ی ۱ برای سازه‌ی آسیب دیده به صورت رابطه‌ی ۵ نوشته می‌شود:

$$[K^d - (\omega_i^d)^T M] \Phi_i^d = 0 \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (5)$$

که در آن،  $\omega_i^d$  و  $\Phi_i^d$  به ترتیب بسامد طبیعی و شکل مودی مود  $i$ م سازه‌ی آسیب دیده است. در پایش سلامتی سازه‌ها و تشخیص آسیب سازه‌ها باید با نصب حسگر در سازه، پاسخ موردنظر را اندازه‌گیری کرد که معمولاً از تعداد محدودی حسگر استفاده می‌شود. بنابراین دو راه حل در آشکارسازی آسیب مطرح می‌شود که یا باید مدل اجزاء محدود را متراکم کرده و کاهش داد تا تعداد درجه‌های آزادی مدل اجزاء محدود برابر تعداد حسگرهای به کار رفته شوند و یا اینکه نتایج حاصل از حسگرها را به کل تعداد درجه‌های آزادی موجود در مدل اجزاء محدود بسط داد که در پژوهش حاضر از روش دوم استفاده شده است. با توجه به اینکه اغلب روش‌های بسط از ماتریس تبدیل کاهش مدل جهت بسط شکل مودی استفاده می‌کنند، لذا در پژوهش حاضر از ماتریس تبدیل کاهش مدل جهت بسط شکل مودی استفاده شده است. در روش کاهش گویان،<sup>[۱۰]</sup> ماتریس‌های جرم و سختی و بردارهای تغییر مکان و شتاب به دو بخش شامل درجه‌های آزادی اندازه‌گیری شده و درجه‌های آزادی که باید حذف شوند، تقسیم شده است. پس رابطه‌ی ۶ را خواهیم داشت:

$$\begin{bmatrix} M_{mm} & M_{ms} \\ M_{sm} & M_{ss} \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} \ddot{x}_m \\ \ddot{x}_s \end{Bmatrix} + \begin{bmatrix} K_{mm} & K_{ms} \\ K_{sm} & K_{ss} \end{bmatrix} \begin{Bmatrix} x_m \\ x_s \end{Bmatrix} = \begin{Bmatrix} 0 \\ 0 \end{Bmatrix} \quad (6)$$

که در آن، زیرنویس  $m$  نشانگر درجه‌های آزادی اندازه‌گیری شده و  $s$  نشان‌دهنده‌ی درجه‌های آزادی است که باید حذف شوند. با صرف نظر از اینرسی در مجموع

از مدل دوم ایجاد شده بود، مورد آموزش قرار گرفتند. در حالت کلی، شبکه‌ی عصبی مصنوعی اولین مدل با پیچیدگی کمتر به نتایج بهتری رسید و شبکه‌ی آموزش دیده بر روی دومین مدل به شناسایی خوبی رسید و دقیقاً خطای پیش‌بینی کمتر از ۱۰٪ گزارش شده است. از دیگر مطالعات انجام یافته می‌توان به پژوهشی در سال ۲۰۱۶ اشاره کرد که در آن از اطلاعات مودال ناقص و ماشین بردار پشتیبان جهت تشخیص خرابی در سازه‌ها و همچنین برای کاهش مدل از روش سیستم کاهش بهبود یافته‌ی تکراری استفاده شده است و نتایج به دست آمده بیانگر کارایی روش ارائه شده در تشخیص آسیب در سازه بوده است.<sup>[۷]</sup>

در مطالعه‌ی حاضر نیز روش نوینی جهت تشخیص آسیب در سازه‌ها با استفاده از شکل مودی بسط یافته مطرح شده است که برای بسط دادن شکل مودی از روش کاهش بهبود یافته (IRS) استفاده شده است. برای تشخیص آسیب از ماشین یادگیری کرانه‌ی که در سال ۲۰۰۶ ارائه شده،<sup>[۸]</sup> استفاده شده است که قابلیت بسیار بالایی در حل مسائل معکوس دارد. در واقع می‌توان گفت که نوآوری پژوهش حاضر در استفاده از روش کاهش بهبود یافته برای بسط شکل‌های مودی و سپس استفاده از این اطلاعات کامل برای آموزش ماشین یادگیری کرانه‌ی است. این موضوع از این جهت حائز اهمیت است که با بسط دادن شکل‌های مودی، اطلاعات کامل مربوط به وضعیت شکل مودی در تمامی درجات آزادی به دست می‌آید و در نتیجه، تعداد داده‌های ورودی برای آموزش ماشین افزایش می‌یابد. با افزایش تعداد داده‌های ورودی، کارایی ماشین جهت آموزش نیز افزایش می‌یابد و می‌تواند به شیوه‌ی بهتری محل و میزان آسیب در المان‌های مختلف سازه‌ی را تشخیص دهد. برای آموزش ماشین از بسامدها و شکل‌های مودی بسط یافته به عنوان ورودی و وضعیت آسیب در المان‌های مختلف به عنوان خروجی استفاده شده است. همچنین برای نمایش کارایی روش ارائه شده اقدام به مدل‌سازی ۳ نوع سازه‌ی مختلف، شامل: خرپا، تیر و قاب با استفاده از نرم‌افزار MATLAB (۲۰۱۳) شده است.<sup>[۹]</sup> نتایج به دست آمده بیانگر عملکرد خوب روش ارائه شده در تشخیص موقعیت و میزان آسیب در سازه است.

## ۲. بیان مسئله

در بخش کنونی به روش ارائه شده جهت تشخیص آسیب در سازه‌ها به صورت کامل پرداخته شده است. ابتدا به رابطه‌سازی الگوریتم پیشنهادی جهت تشخیص آسیب پرداخته و سپس مبانی نظری مربوط به ماشین یادگیری کرانه‌ی ارائه شده است.

### ۲.۱. رابطه‌سازی روش ارائه شده

معادله‌ی مشخصه مربوط به یک سازه‌ی بدون آسیب را می‌توان با استفاده از رابطه‌ی ۱ نشان داد:

$$[K - \omega_i^T M] \Phi_i = 0 \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (1)$$

که در آن،  $M$  و  $K$  ماتریس‌های جرم و سختی سازه،  $\omega_i$  بسامد طبیعی مربوط به شکل مودی  $\Phi_i$  و  $m$  تعداد مودهای سازه هستند. مسئله‌ی تشخیص آسیب در سازه به عنوان یک مسئله‌ی معکوس<sup>۲</sup> است که حل مستقیم شامل محاسبه‌ی اطلاعات مودال با معلوم بودن وضعیت آسیب در المان‌های مختلف سازه‌ی است. بنابراین با تغییر وضعیت آسیب در سازه، کلیدی پاسخ‌های سازه نیز تغییر می‌یابد. آسیب در یک المان سازه‌ی می‌تواند با استفاده از پارامتر  $d$  تعریف شود که مقدار ۰ بیانگر

معادلات سری دوم، رابطه‌ی ۷ را خواهیم داشت:

$$\begin{Bmatrix} x_m \\ x_s \end{Bmatrix} = [T] \{x_m\} \quad (7)$$

که در آن،  $[T]$  از رابطه‌ی ۸ به دست می‌آید:

$$[T] = \begin{bmatrix} I \\ -K_{ss}^{-1} K_{sm} \end{bmatrix} \quad (8)$$

در نتیجه، ماتریس جرم و سختی کاهش یافته به صورت روابط ۹ و ۱۰ خواهد بود:

$$[K_r^d] = [T]^T [K^d] [T] \quad (9)$$

$$[M_r] = [T]^T [M] [T] \quad (10)$$

که در آنها،  $M_r$  و  $K_r^d$  به ترتیب ماتریس‌های سختی و جرم کاهش یافته‌ی (متراکم شده) سازه‌ی آسیب دیده هستند.

با توجه به اینکه روش گویان به‌ازاء بسامد برابر صفر جواب کاملاً دقیقی می‌دهد، لذا اوکاگان<sup>[۱۱]</sup> روش سیستم کاهش بهبود یافته را پیشنهاد کرده است. در روش مذکور، ماتریس جرم کاهش یافته‌ی  $M_{IRS}$  و سختی کاهش یافته‌ی  $K_{IRS}$  به صورت روابط ۱۱ و ۱۲ نوشته می‌شود:

$$[K_{r,IRS}^d] = [T_{IRS}]^T [K^d] [T_{IRS}] \quad (11)$$

$$[M_{r,IRS}] = [T_{IRS}]^T [M] [T_{IRS}] \quad (12)$$

که در آنها، ماتریس تبدیل  $T_{IRS}$  به صورت رابطه‌ی ۱۳ خواهد بود:

$$[T_{IRS}] = [T] + [S][M][T][M_r]^{-1}[K_r^d] \quad (13)$$

$$[S] = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & K_{SS}^{-1} \end{bmatrix}$$

در نهایت، شکل مودی بسط یافته از طریق رابطه‌ی ۱۴ به دست می‌آید:

$$[\Phi]^d = [T_{IRS}][\Phi_m]^d \quad (14)$$

که در آن،  $[\Phi]^d$  ماتریس شکل مودی بسط یافته‌ی سازه‌ی آسیب دیده و  $[\Phi_m]^d$  ماتریس شکل مودی در درجه‌های آزادی اندازه‌گیری شده است.

## ۲.۲. ماشین یادگیری کرانه‌ی

ماشین یادگیری کرانه‌ی که در واقع یک شبکه‌ی یک سوپه‌ی تک‌لایه<sup>۳</sup> است، اولین بار توسط هوآنگ (۲۰۰۶)، ارائه شده است.<sup>[۸]</sup> در شبکه‌ی مذکور، ضرایب وزنی لایه‌ی پنهان به صورت تصادفی مقاردهی شده و در نتیجه فقط ضرایب وزنی لایه‌ی خروجی باید بهینه‌یابی شود که می‌توان از روش معکوس کلی مور پنروز<sup>۴</sup> استفاده کرد. بنابراین زمان محاسبات بهینه‌یابی به طرز چشم‌گیری کاهش می‌یابد. برای  $M$  داده‌ی آموزشی  $\{x_i \in R^m\}$  که  $\{x_i, y_i \in R^m\} : i = 1, 2, \dots, M$  و  $\{y_i \in R^m\}$  هستند، هدف یافتن رابطه بین  $\{x_i\}$  و  $\{y_i\}$  است. تابع خروجی مربوط به ماشین یادگیری کرانه‌ی با  $N$  نرون در لایه‌ی پنهان را می‌توان به صورت رابطه‌ی ۱۵ نوشت:

$$y = \sum_{i=1}^n \beta_i f(x, w_i, b_i) \quad (15)$$

که در آن،  $\beta_i$  بردار ضرایب مربوط به نرون لایه‌ی پنهان و نرون‌های خروجی است. همچنین  $f$  تابع تحریک و  $w_i$  بردار ضرایب مربوط به نرون لایه‌ی پنهان و نرون‌های ورودی است و  $b_i$  بایاس مربوط به نرون لایه‌ی پنهان است. در نتیجه، رابطه‌ی ۱۶ می‌تواند به این صورت نوشته شود:

$$Y = H\beta \quad (16)$$

که در آن،  $H$  از رابطه‌ی ۱۷ به دست می‌آید:

$$H = \begin{pmatrix} f(x_1; w_1, b_1) & \dots & f(x_1; w_n, b_n) \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ f(x_M; w_1, b_1) & \dots & f(x_M; w_n, b_n) \end{pmatrix} \quad (17)$$

بنابراین در ماشین یادگیری کرانه‌ی پس از تعیین تعداد گره‌های لایه‌ی پنهان و تابع تحریک تمامی پارامترها به جز  $\beta_i$  می‌توانند به صورت تصادفی انتخاب شوند و پارامتر  $\beta_i$  را می‌توان را با استفاده از روش معکوس کلی مور پنروز به صورت رابطه‌ی ۱۸ تعیین کرد:<sup>[۸]</sup>

$$\hat{\beta} = H^+ Y \quad (18)$$

که در آن،  $H^+$  معکوس کلی مور پنروز  $H$  است.<sup>[۱۲]</sup> بنابراین به صورت کلی می‌توان گفت که ماشین یادگیری کرانه‌ی شامل ۲ مرحله است: در مرحله‌ی اول، اختصاص مقادیر تصادفی به  $w_i$  و  $b_i$  صورت می‌گیرد و خروجی لایه‌ی پنهان  $H$  محاسبه می‌شود. در مرحله‌ی دوم، ضرایب وزنی خروجی  $\hat{\beta}$  براساس رابطه‌ی ۱۸ محاسبه می‌شود. این تذکر لازم است که تعداد لایه‌های پنهان به‌کار رفته در پژوهش حاضر ۱۰۰۰ بوده و از تابع تحریک سینوسی استفاده شده است.

## ۳. مثال‌های عددی

برای نمایش عملکرد روش پیشنهادی با استفاده از داده‌های بسامد و شکل مودی بسط یافته و ماشین یادگیری کرانه‌ی، اقدام به مدل‌سازی ۳ نوع سازه‌ی مختلف، شامل: خرپا، تیر و قاب شده است که جهت مدل‌سازی المان محدود از نرم‌افزار MATLAB (۲۰۱۳) استفاده شده است. لازم به توضیح است که با توجه به اینکه در پژوهش حاضر علاوه بر داده‌های بسامد از اشکال مودی نیز برای تشخیص آسیب در سازه‌ها استفاده شده است، بنابراین احتمال تأثیرپذیری یکسان مودهای سازه در اثر دو سناریوی مختلف آسیب سازه‌ی وجود ندارد. به عبارت دیگر، احتمال وجود اشکال مودی یکسان به‌ازاء دو سناریوی مختلف آسیب سازه‌ی وجود ندارد. روند گردش کار مربوط به روش ارائه‌شده در شکل ۱ نشان داده شده است.

### ۱.۳. تیر ۴ دهانه‌ی سراسری

تیر ۴ دهانه‌ی سراسری در نظر گرفته شده در شکل ۲ نشان داده شده است. مدل اجزاء محدود خرپا شامل ۱۱ عضو تیری و ۱۲ گره است. برای تیر بتنی در نظر گرفته شده، مشخصات مصالح شامل مدول یانگ برابر ۲۵ گیگاپاسکال و چگالی ۲۵۰۰ کیلوگرم بر مترمکعب در نظر گرفته شده است. سطح مقطع و ممان اینرسی برای اعضاء تیر برابر  $0.763 \text{ m}^2$  و  $0.42525 \text{ m}^4$  در نظر گرفته شده است. لازم به توضیح است که آسیب در مثال حاضر به صورت کاهش در سختی خمشی المان‌های تیر لحاظ شده است. همچنین در تیر مورد مطالعه، ۳ سناریوی مختلف آسیب (مطابق رابطه‌ی ۲) به این ترتیب فرض شده است:

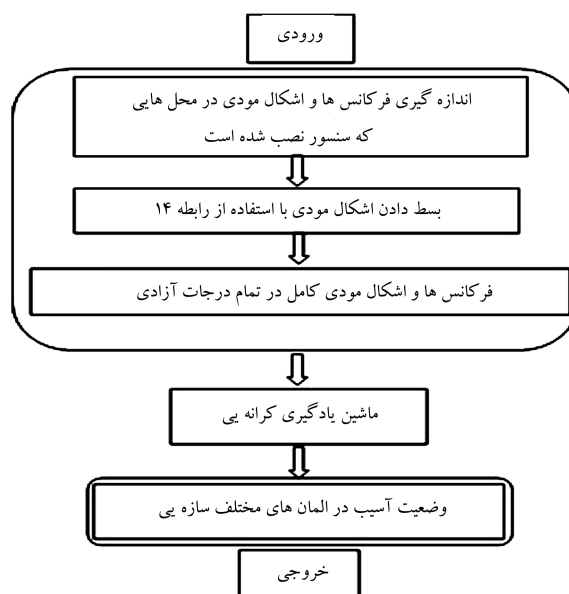
جدول ۲. شکل مود اول تیر سراسری در حالت بدون آسیب و آسیب دیده.

| درجه آزادی | بدون آسیب |           |           | آسیب دیده |           |           |
|------------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
|            | سناریوی ۱ | سناریوی ۲ | سناریوی ۳ | سناریوی ۱ | سناریوی ۲ | سناریوی ۳ |
| ۱          | ۰٫۹۷۵۶    | ۰٫۹۷۶۶    | ۰٫۹۷۶۶    | ۰٫۹۷۶۶    | ۰٫۹۷۶۶    | ۰٫۹۷۶۶    |
| ۲          | ۰٫۸۵۰۱    | ۰٫۸۵۷۲    | ۰٫۸۵۷۲    | ۰٫۸۵۷۲    | ۰٫۸۵۷۲    | ۰٫۸۵۷۲    |
| ۳          | ۰٫۷۸۱۰    | ۰٫۷۹۶۹    | ۰٫۷۹۶۹    | ۰٫۷۹۶۹    | ۰٫۷۹۶۹    | ۰٫۷۹۶۹    |
| ۴          | ۰٫۵۵۱۹    | ۰٫۵۶۱۸    | ۰٫۵۶۱۸    | ۰٫۵۶۱۸    | ۰٫۵۶۱۸    | ۰٫۵۶۱۸    |
| ۵          | ۰٫۴۵۰۳    | ۰٫۴۵۷۹    | ۰٫۴۵۷۹    | ۰٫۴۵۷۹    | ۰٫۴۵۷۹    | ۰٫۴۵۷۹    |
| ۶          | ۰٫۱۵۲۵    | ۰٫۱۵۴۹    | ۰٫۱۵۴۹    | ۰٫۱۵۴۹    | ۰٫۱۵۴۹    | ۰٫۱۵۴۹    |
| ۷          | ۰٫۰۵۵۴    | ۰٫۰۵۵۳    | ۰٫۰۵۵۳    | ۰٫۰۵۵۳    | ۰٫۰۵۵۳    | ۰٫۰۵۵۳    |
| ۸          | ۰٫۰۲۶۸    | ۰٫۰۲۶۸    | ۰٫۰۲۶۸    | ۰٫۰۲۶۸    | ۰٫۰۲۶۸    | ۰٫۰۲۶۸    |
| ۹          | ۰٫۰۲۸۵    | ۰٫۰۲۸۴    | ۰٫۰۲۸۴    | ۰٫۰۲۸۴    | ۰٫۰۲۸۴    | ۰٫۰۲۸۴    |
| ۱۰         | ۰٫۰۵۰۵    | ۰٫۰۵۰۷    | ۰٫۰۵۰۷    | ۰٫۰۵۰۷    | ۰٫۰۵۰۷    | ۰٫۰۵۰۷    |
| ۱۱         | ۰٫۰۲۰۵    | ۰٫۰۲۰۹    | ۰٫۰۲۰۹    | ۰٫۰۲۰۹    | ۰٫۰۲۰۹    | ۰٫۰۲۰۹    |
| ۱۲         | ۰٫۰۲۵۱    | ۰٫۰۲۴۸    | ۰٫۰۲۴۸    | ۰٫۰۲۴۸    | ۰٫۰۲۴۸    | ۰٫۰۲۴۸    |
| ۱۳         | ۰٫۰۳۶۹    | ۰٫۰۳۷۶    | ۰٫۰۳۷۶    | ۰٫۰۳۷۶    | ۰٫۰۳۷۶    | ۰٫۰۳۷۶    |
| ۱۴         | ۰٫۰۱۰۶    | ۰٫۰۱۰۸    | ۰٫۰۱۰۸    | ۰٫۰۱۰۸    | ۰٫۰۱۰۸    | ۰٫۰۱۰۸    |
| ۱۵         | ۰٫۰۱۷۴    | ۰٫۰۱۷۷    | ۰٫۰۱۷۷    | ۰٫۰۱۷۷    | ۰٫۰۱۷۷    | ۰٫۰۱۷۷    |
| ۱۶         | ۰٫۰۱۶۸    | ۰٫۰۱۷۱    | ۰٫۰۱۷۱    | ۰٫۰۱۷۱    | ۰٫۰۱۷۱    | ۰٫۰۱۷۱    |
| ۱۷         | ۰٫۰۰۱۸    | ۰٫۰۰۱۹    | ۰٫۰۰۱۹    | ۰٫۰۰۱۹    | ۰٫۰۰۱۹    | ۰٫۰۰۱۹    |
| ۱۸         | ۰٫۰۰۹۶    | ۰٫۰۰۹۷    | ۰٫۰۰۹۷    | ۰٫۰۰۹۷    | ۰٫۰۰۹۷    | ۰٫۰۰۹۷    |

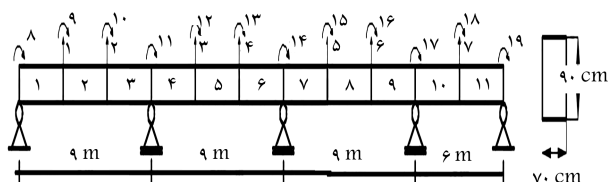
نصب شده و اطلاعات به دست آمده از حس‌گرهای نصب شده، بسامدها و اشکال مودی در درجات آزادی انتقالی هستند.

مسئله‌ی مستقیم مربوط به حل معادله‌ی مشخصه‌ی ۱ است که با داشتن جرم و سختی سازه، بسامدها و اشکال مودی به دست می‌آیند. حال آنکه مسئله‌ی حل شده در نوشتار حاضر، در واقع یک مسئله‌ی معکوس است، یعنی با داشتن مقادیر بسامدها و اشکال مودی بتوان وضعیت سختی سازه را تخمین زد. برای نیل به این هدف در نوشتار حاضر از ماشین یادگیری کرانه‌ی استفاده شده است، به این معنی که ابتدا برای حالات مختلف آسیب و در نتیجه، ماتریس‌های سختی متفاوت (فرض می‌شود که آسیب تأثیری در جرم سازه نداشته باشد)، بسامدها و اشکال مودی با حل معادله‌ی ۱ به دست می‌آیند. در مرحله‌ی بعد و برای آموزش ماشین، بسامدها و اشکال مودی به عنوان ورودی ارائه شده‌اند، که خروجی وضعیت آسیب (سختی) در المان‌های مختلف خواهد بود.

جهت تولید داده‌های آموزشی ماشین یادگیری، اقدام به انجام آنالیز مودال سازه‌ی مورد مطالعه با لحاظ کردن مقادیر ۰٪، ۲۰٪ و ۴۰٪ آسیب برای تمامی المان‌ها شده است. به بیان دیگر، ۵۳۱۴۴۱ حالت مختلف آسیب و بسامدها و اشکال مودی دو مود اول تولید خواهد شد که از این تعداد ۳٪ به صورت تصادفی جهت آموزش ماشین و ۱۰۰۰ حالت دیگر برای آزمون ماشین به کار می‌رود. لازم به ذکر است که بسامدها و اشکال مودی به عنوان ورودی شبکه و وضعیت آسیب به عنوان خروجی خواهند بود. با توجه به اینکه داده‌های به دست آمده از آزمایش‌های مودال انجام شده بر روی سازه‌ها معمولاً نوبه‌های اندازه‌گیری دارند، بنابراین لحاظ کردن نوبه‌های مصنوعی در اندازه‌گیری‌های شبیه‌سازی شده (که از حل مستقیم مسئله با فرض یک سناریوی آسیب مشخص به دست می‌آیند) برای آزمون پایداری و کارایی الگوریتم پیشنهادی بسیار مهم است.



شکل ۱. گردش کار روش ارائه شده.



شکل ۲. مدل المان محدود تیر ۴ دهانه.

جدول ۱. مقادیر بسامد (Hz) مود اول تیر سراسری.

| بدون آسیب | ۲۹٫۳۱ | ۳۸٫۹۶ | ۵۳٫۳۲ | ۸۱٫۳۰ | ۱۱۶٫۸۹ |
|-----------|-------|-------|-------|-------|--------|
| سناریوی ۱ | ۲۹٫۲۶ | ۳۸٫۷۵ | ۵۳٫۰۱ | ۸۱٫۱۳ | ۱۱۶٫۲۵ |
| سناریوی ۲ | ۲۸٫۱۴ | ۳۷٫۵۴ | ۵۲٫۴۲ | ۷۷٫۴۷ | ۱۱۴٫۸۵ |
| سناریوی ۳ | ۲۸٫۷۹ | ۳۸٫۳۷ | ۵۱٫۹۹ | ۸۰٫۹۳ | ۱۱۳٫۵۶ |

سناریوی ۱: آسیب به اندازه‌ی ۱۰٪ در المان ۶؛

سناریوی ۲: آسیب به اندازه‌ی ۲۰٪ در المان ۲ و ۳۰٪ در المان ۱۰؛

سناریوی ۳: آسیب به اندازه‌ی ۱۰٪ در المان ۳؛ ۱۵٪ در المان ۴ و ۱۵٪ در المان ۷.

در جدول ۱، مقادیر بسامدهای مربوط به مود اول تیر مورد مطالعه ارائه شده است. همان‌طوری که انتظار می‌رود، مقادیر بسامدها با ایجاد آسیب در یک یا چند عضو سازه‌ی کاهش می‌یابد. همچنین جدول ۲، شکل مود اول تیر سراسری در حالت بدون آسیب و آسیب دیده را نمایش می‌دهد که مطابق آن با وجود آسیب‌های جزئی در یک یا چند المان سازه‌ی، شکل مودی سازه دچار تغییر می‌شود. لازم به توضیح است که الگوریتم پیشنهادی با بهره‌گیری از همین تغییرات جزئی در مقادیر بسامدها و اشکال مودی آسیب وارده بر المان‌های مختلف را آشکارسازی می‌کند. در سازه‌ی مورد مطالعه، فقط ۷ درجه آزادی انتقالی در مدل المان محدود به عنوان درجات آزادی اندازه‌گیری در روند تشخیص آسیب در نظر گرفته شده است. به عبارت دیگر، فرض شده است که فقط ۷ حس‌گر و در درجات آزادی انتقالی

جدول ۳. خطاهای ماشین در مرحله‌ی آموزش و آزمون برای تیر سراسری.

| تعداد داده‌ها | میانگین مربعات خطا |                   |                |
|---------------|--------------------|-------------------|----------------|
|               | داده‌های بدون نوبه | داده‌های نوبه‌دار |                |
| ۱۵۹۴۳         | $7,912e^{-5}$      | $1,278e^{-4}$     | داده‌های آموزش |
| ۱۰۰۰          | $8,492e^{-5}$      | $3,432e^{-4}$     | داده‌های آزمون |

در مطالعه‌ی حاضر آثار نوبه<sup>۵</sup> به صورت ارائه شده در رابطه‌ی ۱۹ لحاظ شده است: [۱۳]

$$\omega_i^k = \omega_i(1 + \eta\gamma_i^k) \quad (19)$$

که در آن،  $\omega_i^k$  مربوط به بسامد مودی دارای نوبه در  $k$ امین اندازه‌گیری مربوط به مود  $i$ ام،  $\omega_i$  بسامد مودی در حالت بدون نوبه،  $\eta$  سطح نوبه (به عنوان مثال ۰/۲ مربوط به سطح نوبه ۲٪) و  $\gamma_i^k$  تابع مولد تصادفی نوبه در محدوده‌ی  $[-1, 1]$  هستند.

جهت ارزیابی کارایی ماشین به کار رفته جهت تعیین محل آسیب و مقدار آن، میانگین مربعات خطاها بین مقادیر آسیب پیش‌بینی شده توسط ماشین و مقادیر واقعی آسیب از طریق رابطه‌ی ۲۰ محاسبه می‌شود:

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (D_i - d_i)^2}{N} \quad (20)$$

که در آن،  $D_i$  و  $d_i$  به ترتیب مقادیر آسیب واقعی و پیش‌بینی شده توسط ماشین هستند. همچنین تعداد داده به کار رفته است. جدول ۳، عملکرد ماشین یادگیری کارنه‌یی را در مراحل آموزش و آزمون شبکه نشان می‌دهد. قابل ذکر است که مرحله‌ی آزمون هیچ تأثیری در آموزش شبکه ندارد و بنابراین به عنوان یک آزمون مستقل جهت بررسی کارایی شبکه پس از آموزش آن است. مطابق جدول ۳، مقادیر خطاهای ایجاد شده بسیار کوچک و قابل قبول هستند.

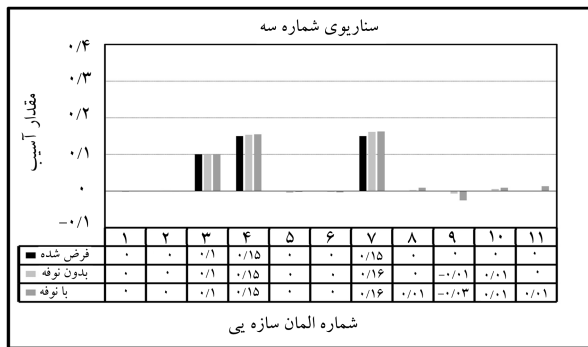
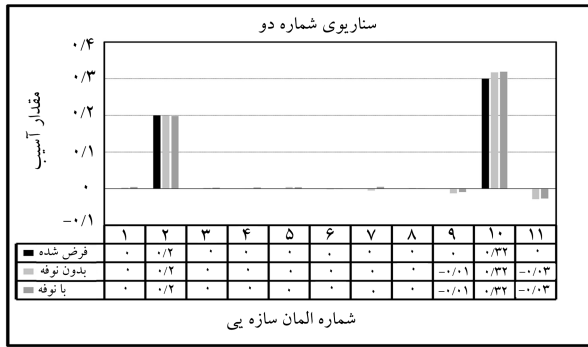
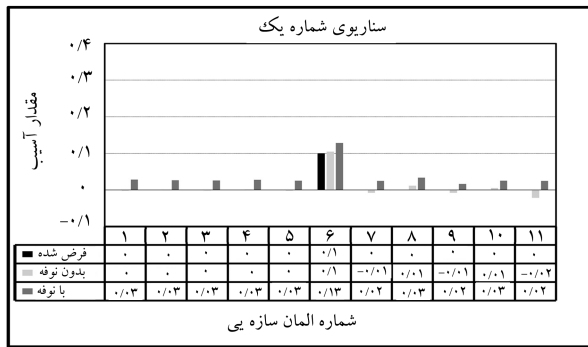
در نهایت، کارایی روش ارائه شده در تشخیص آسیب تحت سناریوهای در نظر گرفته شده و همچنین حساسیت آن نسبت به وجود ۲٪ نوبه بررسی شده است. شکل ۳، بیانگر عملکرد مناسب الگوریتم پیشنهادی برای تعیین محل و میزان آسیب در المان‌های مختلف سازه‌ی است. همچنین نتایج مربوط به داده‌های نوبه‌دار، بیانگر کارایی روش پیشنهادی با وجود نوبه در داده‌های به کار رفته است.

### ۲.۳. خرپای فولادی مستوی

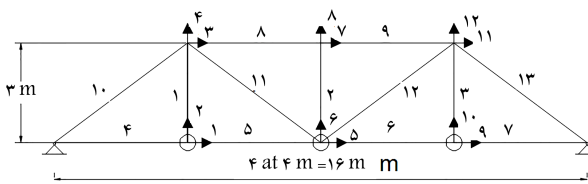
خرپای فولادی مستوی در نظر گرفته شده در شکل ۴ نشان داده شده است. مدل اجزاء محدود خرپا شامل ۱۳ عضو و ۶ گره آزاد است که هر یک شامل ۲ درجه آزادی هستند. برای خرپای فولادی مستوی، مشخصات مصالح شامل مدول یانگ ۲۰۰ گیگاپاسکال و چگالی ۷۸۵۰ کیلوگرم بر مترمکعب است. همچنین جرم واحد طول و سطح مقطع برای اعضاء افقی فوقانی برابر ۷۸/۵ کیلوگرم بر متر و ۰/۱ متر مربع، برای اعضاء افقی تحتانی برابر ۴۰۰ کیلوگرم بر متر و ۰/۱ متر مربع، برای المان‌های قائم برابر ۳۹/۲۵ کیلوگرم بر متر و ۰/۰۵ متر مربع و برای اعضاء مورب برابر ۶۲/۸ کیلوگرم بر متر و ۰/۰۸ متر مربع در نظر گرفته شده است.

در خرپای مورد مطالعه، آسیب به صورت کاهش در سختی محوری المان‌های خرپا لحاظ شده است. همچنین در خرپای مورد مطالعه، ۳ سناریوی مختلف آسیب به این ترتیب فرض شده است:

سناریوی ۱: آسیب به اندازه‌ی ۱۰٪ در المان ۱؛



شکل ۳. نتایج به دست آمده برای تیر سراسری برای سناریوهای مختلف آسیب در حالت بدون نوبه و با نوبه‌ی ۲٪.



شکل ۴. مدل المان محدود خرپای مستوی فولادی.

سناریوی ۲: آسیب به اندازه‌ی ۲۰٪ در المان ۲ و ۳۰٪ در المان ۵؛

سناریوی ۳: آسیب به اندازه‌ی ۳۰٪ در المان ۳، ۲۰٪ در المان ۷ و ۱۰٪ در المان ۱۱.

مقایسه‌ی بسامدها و شکل مود اول خرپای مورد مطالعه در حالت قبل و بعد از ایجاد آسیب در المان‌های مختلف سازه‌ی در جدول‌های ۴ و ۵ ارائه شده است. در سازه‌ی مورد مطالعه، درجه آزادی مربوط به گره‌های مشخص شده روی شکل ۴، در مدل المان محدود به عنوان درجات آزادی اندازه‌گیری در روند تشخیص آسیب در نظر گرفته شده است. همچنین جهت تولید داده‌های آموزشی ماشین

جدول ۴. مقادیر بسامد (Hz) ۵ مود اول خرابی فولادی در حالت بدون آسیب و آسیب دیده.

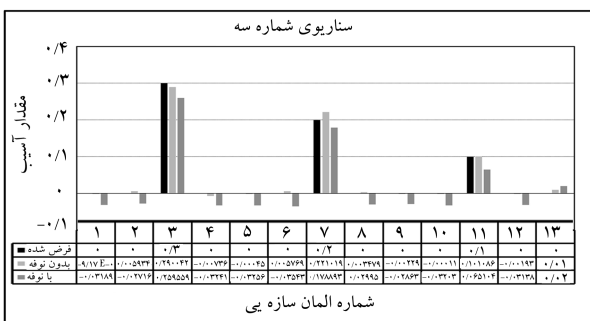
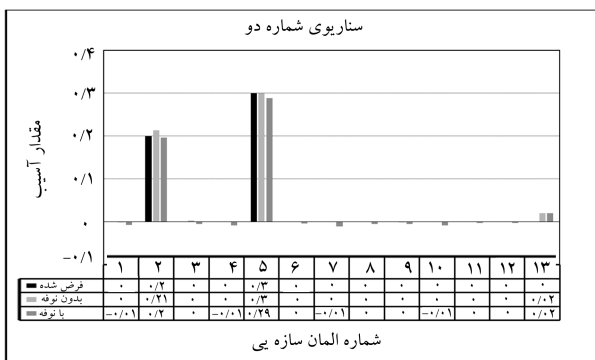
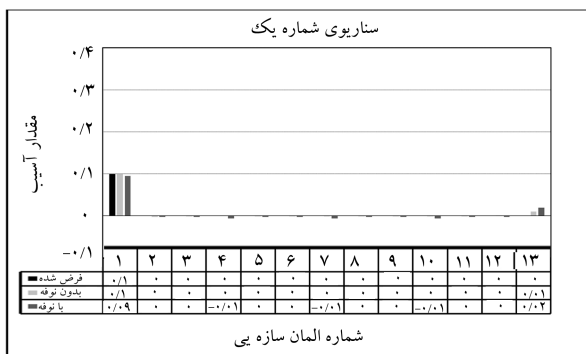
|           |       |        |       |       |       |
|-----------|-------|--------|-------|-------|-------|
| بدون آسیب | ۷,۹۴۵ | ۱۴,۹۶۶ | ۲۶,۱۵ | ۲۸,۵۱ | ۴۸,۶۳ |
| سناریوی ۱ | ۷,۹۳۳ | ۱۴,۸۶  | ۲۶,۰۳ | ۲۸,۲۵ | ۴۸,۶۳ |
| سناریوی ۲ | ۷,۹۴۵ | ۱۴,۷۴  | ۲۶,۰۷ | ۲۸,۵۱ | ۴۶,۳۵ |
| سناریوی ۳ | ۷,۸۸۱ | ۱۴,۳۲  | ۲۴,۷۷ | ۲۷,۲۷ | ۴۷,۴۱ |

جدول ۵. شکل مود اول خرابی فولادی در حالت بدون آسیب و آسیب دیده.

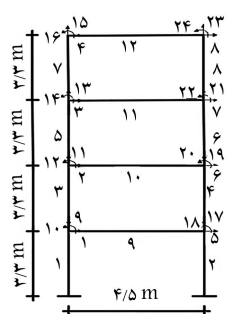
| درجه آزادی | آسیب دیده |           |           |
|------------|-----------|-----------|-----------|
|            | سناریوی ۱ | سناریوی ۲ | سناریوی ۳ |
| ۱          | ۰,۰۰۰۰    | ۰,۰۰۰۰    | ۰,۰۰۰۰    |
| ۲          | ۰,۰۱۲۷    | ۰,۰۱۲۷    | -۰,۰۱۲۳   |
| ۳          | -۰,۰۰۳۱   | -۰,۰۰۳۱   | ۰,۰۰۳۰    |
| ۴          | ۰,۰۱۱۳    | ۰,۰۱۱۳    | -۰,۰۱۱۰   |
| ۵          | ۰,۰۰۰۰    | ۰,۰۰۰۰    | ۰,۰۰۰۰    |
| ۶          | ۰,۰۱۸۵    | ۰,۰۱۸۵    | -۰,۰۱۸۳   |
| ۷          | ۰,۰۰۰۰    | ۰,۰۰۰۰    | -۰,۰۰۰۰۱  |
| ۸          | ۰,۰۱۸۵    | ۰,۰۱۸۵    | -۰,۰۱۸۴   |
| ۹          | ۰,۰۰۰۰    | ۰,۰۰۰۰    | ۰,۰۰۰۰    |
| ۱۰         | ۰,۰۱۲۷    | ۰,۰۱۲۶    | -۰,۰۰۳۳   |
| ۱۱         | ۰,۰۰۳۱    | ۰,۰۰۳۱    | -۰,۰۰۳۲   |
| ۱۲         | ۰,۰۱۱۳    | ۰,۰۱۱۳    | -۰,۰۱۱۳   |

جدول ۶. خطاهای ماشین در مرحله‌ی آموزش و آزمون برای خرابی مستوی فولادی.

| تعداد داده‌ها  | میانگین مربعات خطا |                   |
|----------------|--------------------|-------------------|
|                | داده‌های بدون نوفه | داده‌های نوفه‌دار |
| داده‌های آموزش | $۱,۴۲۹۴e^{-۷}$     | $۲,۷۸۸۶e^{-۵}$    |
| داده‌های آزمون | $۱,۷۵۲۰e^{-۷}$     | $۲,۳۱۷۴e^{-۵}$    |



شکل ۵. نتایج به‌دست آمده برای خرابی مورد مطالعه برای سناریوهای مختلف آسیب در حالت بدون نوفه و با نوفه ۲٪.



شکل ۶. مدل المان محدود قاب ۴ طبقه‌ی مورد مطالعه.

( $m^2$ ) در نظر گرفته شده است. همچنین برای اعضاء ستون سطح مقطع و ممان اینرسی برابر  $۰,۱۵۲ m^2$  و  $۰,۰۰۰۳۳ m^4$  است. لازم به توضیح است که آسیب در قاب مورد مطالعه به‌صورت کاهش در سختی محوری خمشی المان‌های تیر ستون لحاظ شده است. در قاب مورد مطالعه، ۳ سناریوی مختلف آسیب به این ترتیب فرض شده است:

### ۳.۳. قاب ۴ طبقه‌ی مستوی

مطابق شکل ۶، قاب ۴ طبقه‌ی مستوی شامل ۱۲ المان (شامل ۸ المان ستون و ۴ المان تیر) و ۸ گره آزاد است. برای قاب ۴ طبقه‌ی فولادی، مشخصات مصالح شامل مدول یانگ  $۲۰۰$  گیگاپاسکال و چگالی  $۷۸۵۰$  کیلوگرم بر مترمکعب است. سطح مقطع و ممان اینرسی برای اعضاء تیر برابر  $۰,۱۵۲ m^2$  و  $۰,۰۰۰۳۶۹ m^4$  است.

جدول ۷. مقایسه‌ی مقادیر بسامد (Hz) ۵ مود اول قاب ۴ طبقه در حالت بدون آسیب و آسیب دیده.

|           |       |       |        |        |       |
|-----------|-------|-------|--------|--------|-------|
| بدون آسیب | ۲,۰۵۷ | ۶,۷۶  | ۱۲,۸۱  | ۱۹,۰۵  | ۲۱,۱۶ |
| سناریوی ۱ | ۲,۰۵۳ | ۶,۶۸۶ | ۱۲,۵۲۶ | ۱۸,۷۸  | ۲۰,۹۶ |
| سناریوی ۲ | ۲,۰۰۶ | ۶,۶۶۹ | ۱۲,۳۵  | ۱۸,۷۸  | ۲۰,۹۶ |
| سناریوی ۳ | ۲,۰۳  | ۶,۵۷  | ۱۲,۳   | ۱۸,۶۴۰ | ۲۰,۶۹ |

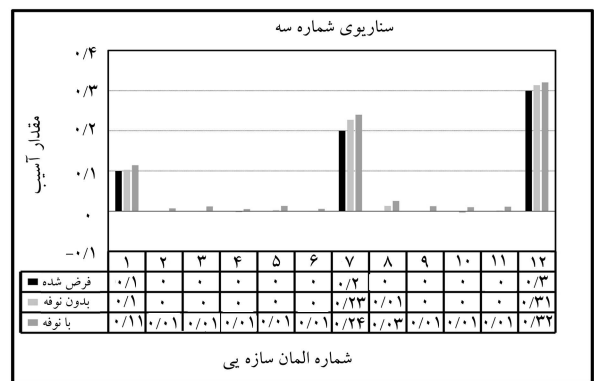
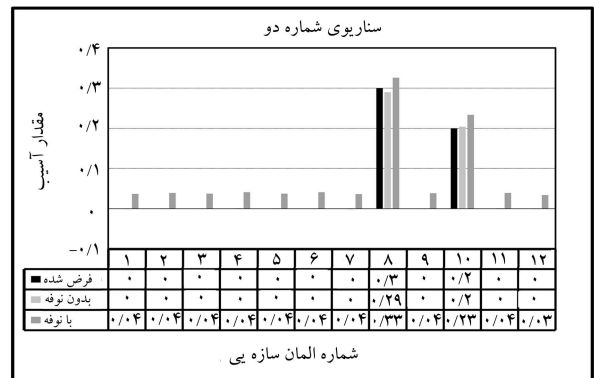
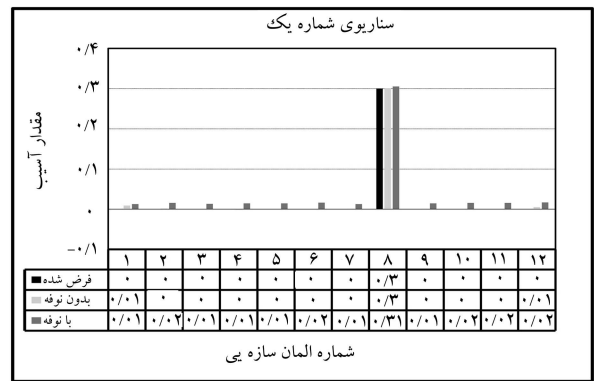
جدول ۸. مقایسه‌ی شکل مودی اول قاب ۴ طبقه در حالت بدون آسیب و آسیب دیده.

| درجه آزادی | بدون آسیب | سناریوی ۱ | سناریوی ۲ | سناریوی ۳ |
|------------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| ۱          | ۰,۲۳۴۸    | ۰,۲۳۲۷    | ۰,۲۲۴۱    | ۰,۲۳۵۷    |
| ۲          | ۰,۵۷۳۲    | ۰,۵۶۸۳    | ۰,۵۶۴۳    | ۰,۵۶۶۶    |
| ۳          | ۰,۸۴۵۳    | ۰,۸۳۹۴    | ۰,۸۴۳۵    | ۰,۸۳۴۳    |
| ۴          | ۱,۰۰۰۰    | ۱,۰۰۰۰    | ۱,۰۰۰۰    | ۱,۰۰۰۰    |
| ۵          | ۰,۲۳۴۸    | ۰,۲۳۲۷    | ۰,۲۲۴۱    | ۰,۲۳۵۵    |
| ۶          | ۰,۵۷۳۲    | ۰,۵۶۸۳    | ۰,۵۶۴۴    | ۰,۵۶۶۶    |
| ۷          | ۰,۸۴۵۳    | ۰,۸۳۹۳    | ۰,۸۴۳۴    | ۰,۸۳۴۳    |
| ۸          | ۱,۰۰۰۰    | ۱,۰۰۰۰    | ۱,۰۰۰۰    | ۱,۰۰۰۰    |
| ۹          | ۰,۰۰۹۱    | ۰,۰۰۹۰    | ۰,۰۰۸۶    | ۰,۰۰۹۸    |
| ۱۰         | ۰,۰۷۱۵    | ۰,۰۷۰۹    | ۰,۰۷۰۹    | ۰,۰۶۹۵    |
| ۱۱         | ۰,۰۱۴۹    | ۰,۰۱۴۸    | ۰,۰۱۴۰    | ۰,۰۱۵۵    |
| ۱۲         | ۰,۰۷۰۰    | ۰,۰۶۹۵    | ۰,۰۷۶۹    | ۰,۰۶۸۷    |
| ۱۳         | ۰,۰۱۷۶    | ۰,۰۱۷۵    | ۰,۰۱۷۶    | ۰,۰۱۸۲    |
| ۱۴         | ۰,۰۴۸۶    | ۰,۰۴۹۱    | ۰,۰۴۸۵    | ۰,۰۴۸۴    |
| ۱۵         | ۰,۰۱۸۴    | ۰,۰۱۸۲    | ۰,۰۱۷۴    | ۰,۰۱۹۱    |
| ۱۶         | ۰,۰۲۴۲    | ۰,۰۲۴۲    | ۰,۰۲۵۵    | ۰,۰۲۷۰    |
| ۱۷         | ۰,۰۰۹۱    | ۰,۰۰۹۰    | ۰,۰۰۸۶    | ۰,۰۰۸۸    |
| ۱۸         | ۰,۰۷۱۵    | ۰,۰۷۰۹    | ۰,۰۶۹۱    | ۰,۰۷۱۱    |
| ۱۹         | ۰,۰۱۴۹    | ۰,۰۱۴۸    | ۰,۰۱۴۰    | ۰,۰۱۴۵    |
| ۲۰         | ۰,۰۷۰۰    | ۰,۰۶۹۶    | ۰,۰۷۷۰    | ۰,۰۶۸۳    |
| ۲۱         | ۰,۰۱۷۶    | ۰,۰۱۷۵    | ۰,۰۱۶۷    | ۰,۰۱۷۲    |
| ۲۲         | ۰,۰۴۸۶    | ۰,۰۴۸۵    | ۰,۰۴۸۰    | ۰,۰۴۸۸    |
| ۲۳         | ۰,۰۱۸۴    | ۰,۰۱۸۶    | ۰,۰۱۷۷    | ۰,۰۱۷۹    |
| ۲۴         | ۰,۰۲۴۲    | ۰,۰۲۰۶    | ۰,۰۱۹۸    | ۰,۰۳۰۶    |

جدول ۹. خطاهای ماشین در مرحله‌ی آموزش و آزمون برای قاب فولادی.

| تعداد داده‌ها  | میانگین مربعات خطا |                   |
|----------------|--------------------|-------------------|
|                | داده‌های بدون نوفه | داده‌های نوفه‌دار |
| داده‌های آموزش | $1,1077e^{-8}$     | $8,2097e^{-5}$    |
| داده‌های آزمون | $1,4235e^{-8}$     | $9,0623e^{-5}$    |

اشکال مودی دوم اول تولید خواهد شد که ۳٪ آنها به صورت تصادفی جهت آموزش ماشین و ۱۰۰۰ حالت دیگر برای آزمون ماشین به کار می‌رود. مطابق جدول ۹، مقادیر خطاهای ایجاد شده در مراحل آموزش و آزمون بسیار کوچک است که بیان‌گر کارایی بسیار بالای ماشین یادگیری کرانه‌ی در حل مسئله‌ی معکوس مربوط به تشخیص آسیب است. لازم به ذکر است که یکی از قابلیت‌های مهم ماشین مذکور، سرعت بسیار بالای یادگیری آن است، به طوری که برای مثال‌های مورد مطالعه در پژوهش حاضر، آموزش آن



شکل ۷. نتایج به دست آمده برای قاب مورد مطالعه برای سناریوهای مختلف آسیب در حالت بدون نوفه و با نوفه‌ی ۲٪.

سناریوی ۱: آسیب به اندازه‌ی ۳٪ در المان ۸؛

سناریوی ۲: آسیب به اندازه‌ی ۳٪ در المان ۸ و ۲٪ در المان ۱۰؛

سناریوی ۳: آسیب به اندازه‌ی ۱٪ در المان ۱؛ ۲٪ در المان ۷ و ۳٪ در المان ۱۲.

در جدول‌های ۷ و ۸، مقایر بسامدها و شکل مود اول قاب مورد مطالعه با تشکیل آسیب ارائه شده است.

در قاب مورد مطالعه، ۸ درجه آزادی اول که مربوط به درجات آزادی انتقال جانبی است، به عنوان درجات آزادی اندازه‌گیری در نظر گرفته شده است. همچنین جهت تولید داده‌های آموزشی ماشین یادگیری اقدام به انجام آنالیز مودال سازی مورد مطالعه با لحاظ کردن مقادیر ۰٪ و ۱۰٪ آسیب برای المان‌های ۱، ۳، ۵، ۷، ۹، ۱۱ و ۱۲٪، ۱۰٪ و ۲۰٪ برای المان‌های ۲، ۶ و ۱۱ و ۰٪، ۱۰٪، ۲۰٪ و ۳۰٪ برای المان‌های ۴، ۸ و ۱۲ لحاظ شده است. به بیان دیگر، ۵۹۲ ۱۱۰ حالت مختلف آسیب و بسامدها و

از بسامدها و اشکال مودی بسط یافته و ماشین یادگیری کرانه‌ی ارائه شده است که برای بسط شکل مودی از روش کاهش بهبود یافته استفاده شده است. برای آموزش ماشین از مقادیر ورودی بسامدها و اشکال مودی بسط یافته استفاده شده است که خروجی‌های مربوط به وضعیت‌های مختلف آسیب در المان‌های سازه‌ی است. برای نمایش کارایی روش پیشنهادی از ۳ نوع سازه‌ی مختلف، شامل: تیر سراسری بتنی، خرپای مستوی فولادی و قاب فولادی ۴ طبقه استفاده شده است. نتایج به‌دست آمده، بیانگر کارایی ارائه شده جهت تعیین محل و مقدار آسیب در المان‌های مختلف سازه‌ی است. همچنین روش ارائه شده به وجود نوفه در اطلاعات مودال سازه حساسیت زیادی ندارد و نتایج قابل قبولی ارائه می‌کند. از دیگر نتایج به‌دست آمده، سرعت آموزش بسیار بالای ماشین یادگیری کرانه‌ی است.

کمتراز ۱ دقیقه برای رایانه‌ی با پردازنده‌ی ۲/۴ گیگاهرتز و حافظه‌ی ۸ گیگابایتی است. شکل ۷، نیز بیانگر عملکرد روش پیشنهادی برای ۳ سناریوی فرضی است. مطابق شکل مذکور، محل و مقدار آسیب در حالت نوفه‌دار (۲٪ نوفه) و بدون نوفه به درستی تعیین شده است. هر چند در سناریوی ۲ و در حالت نوفه‌دار در بعضی از المان‌ها قدری خطا وجود دارد که مقدار خطاها بسیار ناچیز است.

#### ۴. نتیجه‌گیری

در مطالعه‌ی حاضر، الگوریتم نوینی جهت تشخیص آسیب در سازه‌ها با استفاده

#### پانوشته‌ها

1. improved reduction system
2. inverse problem
3. single-layer feed forward network
4. moore-penrose generalized inverse
5. Noise

#### منابع (References)

1. Worden, K. and Dulieu-Barton, J. "An overview of intelligent fault detection in systems and structures", *Structural Health Monitoring*, **3**(1), pp. 85-98 (2004).
2. Doebling, S.W., Farrar, C.L. and Prime, M.B. "A summary review of vibration-based damage identification methods", *Shock and Vibration Digest*, **30**(2), pp. 91-105 (1998).
3. Sohn, H., Farrar, C.L., Hemez, F.M., Shunk, D.D., Stinemates, D.W. and Nadler, B.R. "A review of structural health monitoring literature: 1996-2001", Los Alamos National Laboratory Report, LA-13976-MS (2003).
4. Carden, E.P. and Fanning, P. "Vibration based condition monitoring: A review", *Structural Health Monitoring*, **3**(4), pp. 355-377 (2004).
5. Chen, S. and Shah, K. "Neural networks in dynamic analysis of bridges", *Proceedings of the Eighth Annual Conference of Computing in Civil Engineering*, Dallas (1992).
6. Elkordy, M.F., Chang, K.C. and Lee, G.C. "Neural networks trained by analytically simulated damage states", *Journal of Computing in Civil Engineering (ASCE)*, **7**(2), pp. 130-145 (1993).
7. Kourehli, S.S. "LS-SVM regression for structural damage diagnosis using the iterated improved reduction system", *International Journal of Structural Stability and Dynamics*, **16**(6), 16 p. (2016).
8. Huang, G.B., Zhu, Q.Y. and Siew, C.K. "Extreme learning Machine: A new learning scheme of feedforward neural networks", *Neurocomputing*, **70**, pp. 489-501 (2006).
9. MATLAB (2013) Matlab User Manual, Mathwork Inc. Lowell, MA, U.S.A (2013).
10. Guyan, R.J. "Reduction of stiffness and mass matrices", *AIAA Journal*, **3**(2) pp. 380-387 (1965).
11. O'Callahan, J.C. "A procedure for an improved reduced system (IRS) model", *Proc. 6th Int. Modal Analysis Conf.*, pp. 17-21 (1989).
12. Ertugrul, O.F. and Kaya, Y. "A detailed analysis on Extreme learning machine and novel approaches based on ELM", *American Journal of Computer Science and Engineering*, **1**(5), pp. 43-50 (2014).
13. Ghadimi, S. and Kourehli, S.S. "Multiple Crack Identification in Euler Beams Using Extreme Learning Machine", *KSCE journal of Civil Engineering*, **21**(1), pp. 389-396 (2017).