

# کاربرد انرژی جنبشی دینامیکی و شبکه‌ی عصبی مصنوعی برای شناسایی ترک در تیرها تحت تحریک جرم متحرک

سید سیناکور هلی\* (استادیار)

گروه مهندسی عمران، دانشگاه شهید مدنی آذربایجان، تبریز، ایران

سیامک قدیمی (کارشناس ارشد)

رضا قدیمی (کارشناس ارشد)

دانشکده‌ی مهندسی عمران، واحد اهر، دانشگاه آزاد اسلامی

مهندسی عمران شریف، زمستان ۱۳۹۸ (۲ - ۳۵، شماره ۴/۲، ص. ۹۷-۱۰۶)

در نوشتار حاضر، یک روش جدید برای تشخیص ترک بر اساس اطلاعات انرژی جنبشی تیر تحت عبور جرم ارائه شده است. برای شناسایی ترک، اطلاعات مربوط به انرژی جنبشی دینامیکی تیر استخراج شده و به عنوان ورودی شبکه‌ی عصبی مصنوعی استفاده شده است. برای اعتبارسنجی روش پیشنهادی جهت آنالیز ارتعاش تیر تحت تحریک جرم متحرک، ابتدا مثال ارائه شده در مطالعات پیشین مدل‌سازی و سپس مقایسه شد. همچنین عملکرد روش حاضر با استفاده از دو مثال، شامل یک تیر یک سرگیردار یک سر مفصل و یک تیر دو سر مفصل با لحاظ کردن نوفه و یا بدون نوفه بررسی شده است. در بخش دیگری از مطالعه‌ی صورت گرفته، اثر خطای مدل‌سازی با اعمال خطا در ماتریس سختی تیرها بررسی شده است. نتایج به دست آمده نشان می‌دهند که شبکه‌ی عصبی مصنوعی می‌تواند ترک در تیر را با استفاده از انرژی جنبشی دینامیکی تیر تحت تحریک جرم متحرک در شرایط مختلف تکیه‌گاهی و با در نظر گرفتن نوفه یا خطای مدل‌سازی تشخیص دهد.

**واژگان کلیدی:** تشخیص ترک، جرم متحرک، تیر، انرژی جنبشی، شبکه‌ی عصبی مصنوعی.

## ۱. مقدمه

با توجه به پیشرفت‌های سریع در زمینه‌ی مهندسی و اجرای سازه‌های حیاتی، نظیر پل‌ها، مسئله‌ی پایش سلامتی در سازه‌های ذکر شده، یکی از مهم‌ترین چالش‌های مهندسی است؛ چرا که وقوع هرگونه آسیب در آنها ممکن است باعث وقوع یک فاجعه‌ی انسانی شود. یکی از مهم‌ترین آسیب‌ها در پل‌ها، ایجاد ترک در آنهاست و بنابراین شناسایی ترک در پل‌ها، یکی از چالش‌های اساسی در زمینه‌ی مهندسی سازه است. روش‌های مختلفی جهت شناسایی ترک ارائه شده است، که از مهم‌ترین آنها، استفاده از اطلاعات دینامیکی است؛ چرا که با ایجاد ترک در سازه، سختی و در نتیجه، مشخصه‌های دینامیکی آن تغییر می‌کند. بنابراین مسئله‌ی تشخیص ترک در سازه‌ها به عنوان یک مسئله‌ی معکوس خواهد بود، که حل مستقیم آن به دست آوردن اطلاعات دینامیکی با مشخص بودن وضعیت ترک در سازه خواهد بود و مسئله‌ی معکوس<sup>۱</sup>، به دست آوردن وضعیت ترک با در دست داشتن اطلاعات دینامیکی آن است. برای حل مسئله‌ی معکوس ذکر شده، روش‌های مختلفی پیشنهاد شده است.

\* نویسنده مسئول

تاریخ: دریافت ۱۳۹۶/۱۱/۱۸، اصلاحیه ۱۳۹۷/۲/۹، پذیرش ۱۳۹۷/۲/۳۰

DOI: 10.24200/j30.2018.50261.2293

ss.kourehli@azaruniv.ac.ir  
s-ghadimi@iauh.ac.ir  
r-ghadimi@iauh.ac.ir

ناندا<sup>۲</sup> و همکاران (۲۰۱۲)<sup>[۱]</sup>، یک الگوریتم بهینه‌یابی ازدحام ذرات فراینده جهت تشخیص ترک در سازه‌ها ارائه کرده‌اند، که از بسامدهای سازه جهت رابطه‌سازی تابع هدف بهره برده است. پررا<sup>۳</sup> و همکاران (۲۰۱۰)<sup>[۲]</sup> نیز به ارزیابی عملکرد الگوریتم بهینه‌یابی ازدحام ذرات چندهدفه جهت شناسایی آسیب در سازه‌ها پرداخته‌اند و در آن از یک روش به روزرسانی اجزاء محدود چندهدفه استفاده و خطاهای مدل‌سازی نیز لحاظ شده است. نتایج به دست آمده، بیان‌گر کارایی الگوریتم مذکور در تشخیص آسیب در سازه است. همچنین جیانگ و لیانگ<sup>۴</sup> (۲۰۱۲)<sup>[۳]</sup> یک روش دو مرحله‌ی جهت تشخیص آسیب در سازه‌های صفحه‌ی ارائه کرده‌اند، که در مرحله‌ی اول با استفاده از تبدیل ولت و شکل مودی سازه اقدام به شناسایی محل آسیب و در مرحله‌ی دوم با استفاده از الگوریتم بهینه‌یابی ازدحام ذرات، میزان آسیب را در صفحات شناسایی کرده‌اند. بایوردی و مجتهدی (۲۰۱۷)<sup>[۴]</sup> نیز یک روش شناسایی آسیب در سکوها فراساحلی شابلونی با استفاده از الگوریتم فراابتکاری اجتماع ذرات ارائه کرده‌اند، که نتایج آن بیان‌گر دقت الگوریتم در شناسایی شدت خرابی‌ها در حالت تابع هدف مبتنی بر توابع پاسخ بسامدی سازه نسبت به بسامد بالا بوده است. مرونا (۲۰۱۵)<sup>[۵]</sup> از ماشین یادگیری کرانه‌ی ترتیبی آنلاین<sup>۵</sup> و داده‌های

که در آن،  $f_y$  نیروی اعمالی از طرف جرم متمرکز روی تیر در زمان  $t$  در مکان  $x$  است؛  $\delta(x - x_p)$  و  $g$  به ترتیب دلتای دیراک و شتاب گرانشی هستند؛  $x_p$  نیز مربوط به مکان جرم متحرک در زمان  $t$  در روی تیر است. با اعمال روابط عناصر محدود، نیروی تماسی بین تیر و جرم به صورت رابطه‌ی ۲ محاسبه می‌شود:

$$\{f\} = [m] \{\ddot{u}\} + [c] \{\dot{u}\} + [k] \{u\} + [N] m_p g \quad (2)$$

که در آن،  $[N]$  تابع شکل و  $\{f\}$  بردار نیروی اعمالی به گره‌های عضو است، که تعداد مؤلفه‌های آن  $4 \times 1$  است. با بسط دادن روابط، ماتریس‌های مربوط به  $[m]$ ،  $[c]$  و  $[k]$  به صورت روابط ۳ الی ۵ محاسبه می‌شوند: [۱۳]

$$[m] = m_p ([N] * [N]) \quad (3)$$

$$[c] = 2 m_p v_0 [N] * [N'] \quad (4)$$

$$[k] = m_p v_0^2 ([N] * [N'']) \quad (5)$$

ماتریس‌های  $[m]$ ،  $[c]$  و  $[k]$  ماتریس‌های وابسته به زمان هستند و در هر زمان، بسته به زمان و مکان قرارگیری جرم متحرک تغییر می‌کنند؛ لذا آنها را ماتریس‌های جرم متحرک می‌نامند.

معادله‌ی حرکت کل سیستم با فرض نیروهای خارجی اعمالی از طرف جرم متحرک با استفاده از رابطه‌ی ۶ به دست می‌آید:

$$M \ddot{X}(t) + C \dot{X}(t) + K X(t) = F(t) \quad (6)$$

که در آن،  $M$ ،  $C$  و  $K$  به ترتیب ماتریس کل جرم، میرایی و سختی سیستم هستند.  $F$  نیروی کل خارجی سیستم است، که شامل بارهای مربوط به نیروی وارده از طرف جرم متحرک به درجات آزادی فعال مربوط به عضو است که جرم در آن حضور دارد.

در پژوهش حاضر برای حل عددی معادله‌ی حرکت، از نرم‌افزار متلب ۱۱ ۲۰۱۵ روش رانگ - کوتای مرتبه‌ی ۴ استفاده شده است. با بازنویسی معادله‌ی حرکت در فضای حالت، رابطه‌ی ۷ به دست می‌آید:

$$\begin{cases} \dot{Z} \\ Z \end{cases} = \begin{bmatrix} [A] & [B] \\ [C] & [D] \end{bmatrix} \begin{cases} Z \\ \dot{Z} \end{cases} \quad (7)$$

که در آن،  $[A]$  و  $[B]$  ماتریس‌های ضرایب برای حل معادله هستند، که با استفاده از روابط ۸ و ۹ محاسبه می‌شوند:

$$A = \begin{bmatrix} 0_{n \times n} & I_{n \times n} \\ -M_{n \times n}^{-1} K_{n \times n} & -M_{n \times n}^{-1} C_{n \times n} \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$B = \begin{bmatrix} 0_{n \times n} \\ M_{n \times n}^{-1} \end{bmatrix} \quad (9)$$

که در آن،  $n$  تعداد درجات آزادی فعال تیر است.

### ۳. روش عناصر محدود مربوط به تیر ترک‌دار

برای مدل‌سازی تیر ترک‌دار از سختی عضو تیر اولر برنولی دارای ترک، که توسط مهرجو و همکاران (۲۰۱۳)، [۱۴] ارائه شده، استفاده شده است، که در آن کل عضو

انتقالی<sup>۶</sup> برای تشخیص آسیب در سازه‌ها استفاده کرده است. همچنین کورهللی (۲۰۱۸)، [۶] یک الگوریتم نوین با استفاده از اطلاعات مودال بسط یافته و ماشین یادگیری کرانه‌ی ارائه کرده است، که در آن با توجه به محدودیت موجود در تعداد حسگرهای به کار رفته در سازه برای به دست آوردن اطلاعات مودال نسبت به مدل اجزاء محدود، از روش کاهش بهبود یافته برای بسط دادن اطلاعات مودال استفاده شده است. قدیمی و کورهللی (۲۰۱۷)، [۷] نیز اقدام به تشخیص ترک در سازه‌ها با استفاده از انرژی کرنشی مودال سازه و ماشین یادگیری کرانه‌ی کردند. همچنین ایشان (۲۰۱۷)، [۸] از روش ماشین یادگیری کرانه‌ی ارتقاء یافته<sup>۷</sup> برای تشخیص ترک در سازه‌ها استفاده کردند، که در آن از شکل‌های مودی و بسامدها به عنوان ورودی ماشین آموزشی استفاده شده است. کادمی و کالیو<sup>۸</sup> (۲۰۱۳)، [۹] نیز روشی برای به دست آوردن بسامدهای طبیعی در تیر اولر برنولی و قاب‌ها با در نظر گرفتن تعدادی ترک رابطه‌سازی کردند. همچنین تحلیل ارتعاش آزاد تیرها و قاب‌ها با روش مبتنی بر مدل فنری ترک و الگوریتم ویتریک - ویلیامز، توسط لیبب<sup>۹</sup> و همکاران (۲۰۱۴)، [۱۰] انجام شده است. همان‌طور که اشاره شد، اغلب مطالعات پیشین مربوط به تشخیص ترک در تیرها تحت شرایط ثابت هستند و پژوهش‌های محدودی مربوط به تشخیص ترک تحت جرم متحرک بر روی تیر انجام شده است. همچنین چویاخ<sup>۱۰</sup> و همکاران (۲۰۱۷)، [۱۱] به بررسی رفتار ارتعاشی تیرهای ترک‌دار تحت جرم متحرک و با استفاده از تبدیل هیلبرت هوانگ پرداختند، و فکرازاده و خاجی (۲۰۱۷)، [۱۲] نیز روشی برای شناسایی ترک در تیر تحت تحریک جرم متحرک با استفاده از تغییرات بسامدهای طبیعی ارائه کردند.

لذا در پژوهش حاضر، اقدام به شناسایی ترک در تیر اولر برنولی تحت جرم متحرک شده است. برای نیل به این هدف از اطلاعات مربوط به انرژی جنبشی تیر ترک‌دار تحت تحریک جرم متحرک استفاده شده است. برای به دست آوردن انرژی کرنشی تیر ترک‌دار، معمولاً از سختی تیر سالم استفاده می‌شود، که این موضوع باعث ایجاد تقریب در حل مسئله می‌شود. این در حالی است که انرژی جنبشی به جرم تیر وابسته است و از آنجایی که ایجاد ترک باعث تغییر در جرم سازه نمی‌شود (تأثیر ترک اغلب در سختی سازه لحاظ می‌شود)، لذا نتایج مربوط به انرژی جنبشی تیر دقیق‌تر خواهد بود. اطلاعات مربوط به انرژی جنبشی تیر ترک‌دار، که جرم متحرک از روی آن عبور می‌کند، به عنوان ورودی و محل و عمق ترک در عضوهای مختلف تیر به عنوان خروجی جهت آموزش شبکه‌ی عصبی مصنوعی به کار خواهد رفت. برای بررسی عملکرد روش پیشنهادی از دو تیر با شرایط تکیه‌گاهی متفاوتی استفاده شده است. همچنین اثر وجود نوبه در داده‌های ورودی و خطا در مدل‌سازی اجزاء محدود نیز در نظر گرفته شده است. نتایج به دست آمده نشان‌دهنده‌ی آن است که شبکه‌ی عصبی مصنوعی با استفاده از اطلاعات انرژی جنبشی تیر می‌تواند ترک را در عضوهای مختلف تیر تحت تحریک جرم عبوری شناسایی کند.

### ۲. روش عناصر محدود عبور جرم متحرک از روی تیر

در بخش حاضر، با فرض عبور جرم متحرک با سرعت  $v$  و جرم  $m_p$  از روی تیر و همچنین شرایط اولیه‌ی صفر اقدام به رابطه‌سازی معادله‌ی حرکت شده است. نیروی اعمالی از طرف جرم به تیر در حال ارتعاش، شامل نیروی گرانشی مربوط به جرم و نیروی تماس بین جرم و تیر است. نیروی تماسی مابین جرم و تیر به صورت رابطه‌ی ۱ است:

$$f_y(x, t) = m_p \left( g - \frac{d^2 y(x_p, t)}{dt^2} \right) \delta(x - x_p) \quad (1)$$

$$[K_e^e] = \frac{-1}{BL^2} \begin{bmatrix} (2A + CA + 1) & (A + 1)L & -(2A + CA + 1) & (A + AC)L \\ & L^2 & -(A + 1)L & AL^2 \\ & & (2A + CA + 1) & -(A + AC)L \\ & & & CAL^2 \end{bmatrix} \quad (13)$$

*Symmetric*

در حل این‌گونه مسائل وجود دارد.<sup>[۱۵]</sup> این در حالی است که انرژی جنبشی به جرم تیر وابسته است و از آن‌جایی که ایجاد ترک باعث تغییر در جرم سازه نمی‌شود (تأثیر ترک اغلب در سختی سازه لحاظ می‌شود)، لذا نتایج مربوط به انرژی جنبشی تیر ترک‌دار دقیق‌تر از انرژی کرنشی آن خواهد بود، که در پژوهش حاضر استفاده شده است. انرژی جنبشی تیر ترک‌دار به صورت رابطه‌ی ۱۷ محاسبه می‌شود:

$$KE_c = \frac{1}{2} (\dot{X}_e^T M_e \dot{X}_e) \quad (17)$$

که در آن،  $\dot{X}_e$  سرعت گره‌های مربوط به عضو مورد نظر است. همچنین  $M_e$  ماتریس جرم عضو مرتبط است، که در اثر ترک تغییری نیافته است.

## ۵. شبکه‌ی عصبی مصنوعی

شبکه‌ی عصبی مصنوعی، نوعی شبیه‌سازی در مغز انسان است، که با پیاده‌سازی آن روی یک سیستم قابل برنامه‌ریزی، سیستم مذکور دارای قدرت آموختن می‌شود. این ویژگی سبب می‌شود بتوان با شبکه‌ی عصبی سیستم‌هایی را مدل کرد که اطلاعات چندانی پیرامون آنها وجود ندارد. شبکه‌های عصبی معمولاً توسط ۳ لایه سازمان‌دهی شده‌اند: لایه‌ی ورودی که اولین لایه در شبکه‌های عصبی است و دریافت‌کننده‌ی منابع خارج از سیستم است و به مثابه‌ی متغیرهای مستقل در مدل‌های رگرسیونی هستند. دومین لایه، لایه‌ی مخفی است که بین لایه‌های ورودی و خروجی قرار دارد و هیچ مفهومی را بیان نمی‌کند، و فقط یک نتیجه‌ی میانی در فرایند محاسبه‌ی ارزش خروجی است و همتایی در اقتصادسنجی ندارند. سرانجام لایه‌ی خروجی، که به مثابه متغیرهای وابسته در مدل‌های رگرسیون است.<sup>[۱۶]</sup>

شبکه‌ی المان<sup>۱۴</sup>، یک شبکه‌ی عصبی چندلایه است، که در اواخر دهه‌ی ۸۰ میلادی برای تحلیل مسائل بازشناسی گفتار پیشنهاد شده است. در واقع شبکه‌ی المان از ایده‌ی مارکوف الهام گرفته و هدف آنها، نمایش مفهوم در لایه‌ی مخفی بوده است. در حقیقت، از آن‌جا که مقایسه میان خروجی لایه‌ی مخفی و مقادیر مطلوب خروجی امکان‌پذیر نیست، نمی‌توان این خروجی را به عنوان خروجی شبکه در نظر گرفت. شبکه‌ی المان، شبکه‌ی بی با یک لایه‌ی مخفی است. خروجی‌های نرون‌های لایه‌ی مخفی با تأخیر زمانی به واحدهایی از شبکه باز می‌گردند، که به آنها واحدهای مفهومی می‌گویند. در واقع واحدهای مفهومی به عنوان ورودی‌هایی برای شبکه‌ی المان محسوب می‌شوند. خروجی شبکه، تابع غیرخطی از ورودی خارجی شبکه در آن گام و خروجی واحدهای مخفی در گام قبلی است. ضرایب وزن بر روی اتصال‌های برگشتی از لایه‌ی مخفی به واحدهای مفهومی مقدار ثابتی دارند و پردازش اطلاعات بر اساس رعایت ترتیب زمانی صورت می‌گیرد.<sup>[۱۶]</sup> در نوشتار حاضر، شبکه‌ی عصبی با استفاده از نرم‌افزار متلب (۲۰۱۵)،<sup>[۱۷]</sup> استفاده شده است. در پژوهش حاضر، برای آموزش شبکه‌ی عصبی، حالت‌های مختلف ترک بر روی عضوهای مختلف تیر تحت تحریک جرم متحرک تولید شده است. سپس

تیر به دو قسمت مجزا تقسیم شده و ترک ما بین این دو قسمت قرار گرفته است. همچنین در طول تحلیل فرض شده است که ترک به صورت باز است و سطح مقطع کل عضو تیر به جز محل ترک در همه جا یکسان است. در روش مذکور، بخش ترک‌دار با استفاده از انعطاف محلی<sup>۱۲</sup> مدل‌سازی می‌شود، که بر اساس وجود فنر بدون وزن در محل ترک معادل می‌شود<sup>[۱۴]</sup> و نیز سختی فنر دورانی معادل برای ترک یک‌طرفه‌ی باز با استفاده از روابط مکانیک شکست<sup>۱۳</sup> از رابطه‌ی ۱۰ به دست می‌آید:<sup>[۱۴]</sup>

$$K_{crack} = \frac{E w (h^2)}{2 \pi f(\eta)} \quad (10)$$

که در آن،  $w$  عرض تیر،  $E$  مدول کشسانی،  $h$  ارتفاع تیر و  $\eta$  نسبت بدون بعد عمق ترک است، که از رابطه‌ی ۱۱ محاسبه می‌شود:

$$\eta = \frac{d}{h} \quad (11)$$

که در آن،  $d$  عمق ترک است، که بر اساس تئوری مکانیزم شکست در محدوده‌ی  $0 \leq \eta \leq 0.16$  خواهد بود. همچنین  $f(\eta)$  از طریق رابطه‌ی ۱۲ به دست می‌آید:

$$f(\eta) = 0.638\eta^2 - 1.035\eta^3 + 3.720 \cdot 10^{-4}\eta^4 - 5.1773\eta^5 + 7.553\eta^6 - 7.332\eta^7 + 2.4909\eta^8 \quad (12)$$

در نهایت، سختی عضو ترک‌دار تیر بر اساس تئوری تیر اولر برنولی به صورت رابطه‌ی ۱۳ خواهد بود، که در آن، پارامترهای  $A$ ،  $B$  و  $C$  از روابط ۱۴ الی ۱۶ به دست می‌آیند:

$$A = \frac{L(K_{crack}) + 6EI\alpha(1 - \alpha)}{2L(K_{crack}) + 6EI(\alpha^2)} \quad (14)$$

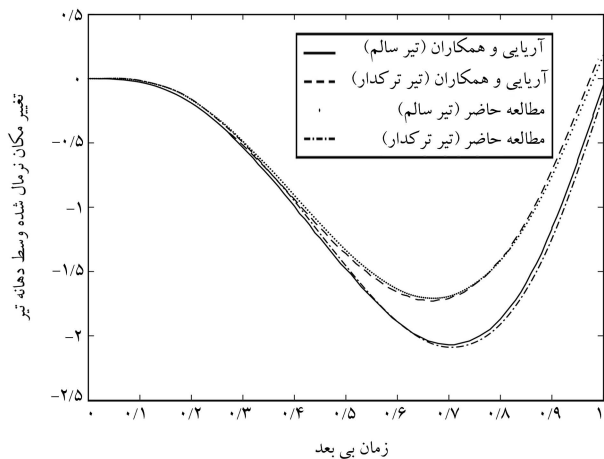
$$B = (A - 1) \frac{L}{2EI} + (A + 1) \frac{\alpha}{K_{crack}} - \frac{1}{K_{crack}} \quad (15)$$

$$C = \frac{2L(K_{crack}) + 6EI(1 - \alpha)^2}{L(K_{crack}) + 6EI\alpha(1 - \alpha)} \quad (16)$$

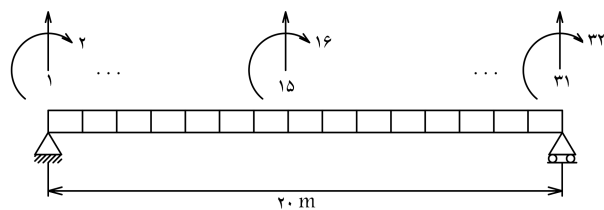
که در آنها،  $a$  مکان ترک را نشان می‌دهد، که به صورت بی بعد است ( $0 \leq \alpha \leq 1$ ) و  $L$  طول عضو تیر را نشان می‌دهد.

## ۴. انرژی جنبشی تیر

انرژی جنبشی به دلیل این‌که جرم تیر در اثر ترک هیچ‌گونه تغییری نمی‌کند، هیچ‌گونه تقریبی ندارد و این یکی از مزایای این اطلاعات نسبت به انرژی کرنشی است. با توجه به این‌که انرژی کرنشی تیر ترک‌دار (با ایجاد ترک در تیر سختی آن تغییر می‌یابد)، معمولاً با استفاده از سختی تیر سالم به دست می‌آید، بنابراین اندکی تقریب



شکل ۳. تغییر مکان وسط تیر بر اساس سرعت جرم عبوری.



شکل ۴. عناصر محدود تیر دو سر مفصل مورد مطالعه.

جدول ۱. سناریوهای فرضی در نظر گرفته شده تیر برای تیر دو سر مفصل.

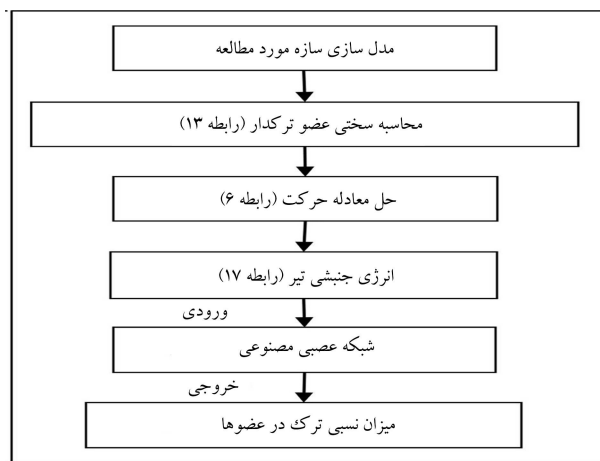
سناریو	شماره‌ی عضو ترک دار	میزان ترک
سناریو ۱	۳	۰٫۲
سناریو ۲	۴	۰٫۳
سناریو ۳	۹	۰٫۱

شده، تغییر مکان بیشینه‌ی تیر تحت بار متحرک نسبت به مقدار متناظر استاتیکی و با فرض وجود جرم در وسط دهانه است. شکل ۳، نتایج به دست آمده در مقایسه با مقادیر ارائه شده توسط آریایی و همکاران<sup>[۱۸]</sup> را نشان می‌دهد، که بیانگر نزدیکی مقادیر تغییر مکان تیر مورد مطالعه با در نظر گرفتن وجود ترک و بدون ترک است. لازم به توضیح است که اختلاف اساسی روش پیشنهادی با روش ارائه شده توسط آریایی و همکاران<sup>[۱۸]</sup> در نحوه‌ی مدل‌سازی ترک است، که در مطالعه‌ی حاضر از روش پیشنهادی مهرجو و همکاران (۲۰۱۳)<sup>[۱۴]</sup> استفاده شده است.

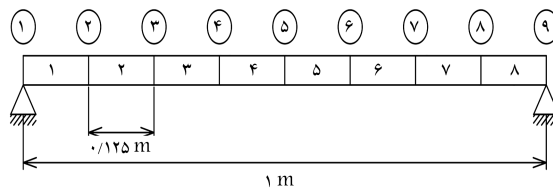
### ۲.۶. تیر دو سر مفصل

برای بررسی عملکرد روش پیشنهادی، یک تیر دو سر مفصل با ۱۵ عضو مطابق شکل ۴ مطالعه شده است. سطح مقطع تیر مورد مطالعه، ۰٫۵ مترمربع و جرم مربوط به جرم متحرک، ۵۰۰ کیلوگرم و با سرعت ۲۰ متر بر ثانیه است. همچنین بازه‌های زمانی برای حل معادله‌ی حرکت به اندازه‌ی ۰٫۱ در نظر گرفته شده است. برای آزمون عملکرد روش پیشنهادی، دو سناریوی فرضی مطابق جدول ۱ با تعداد ۱ ترک و ۲ ترک لحاظ شده است.

در نوشتار حاضر، از شبکه‌ی عصبی مصنوعی و با استفاده از روش آموزش لوبنرگ - مارکوات<sup>۱۵</sup> و همچنین روش مجذور خطای میانگین استفاده شده است. تعداد داده‌های به کار رفته، ۶۰۰ حالت مختلف بوده است، که ۱۵٪ آنها به عنوان



شکل ۱. الگوریتم تشخیص ترک با استفاده از شبکه‌ی عصبی مصنوعی.



شکل ۲. وضعیت عناصر در تیر دو سر ساده.

انرژی جنبشی تیر مربوط به هر یک از حالت‌ها محاسبه و به عنوان ورودی شبکه‌ی عصبی استفاده شده است. همچنین محل و شدت ترک متناظر سناریوهای تولید شده به عنوان خروجی شبکه بوده است. در شکل ۱، الگوریتم شناسایی ترک در روش حاضر ارائه شده است.

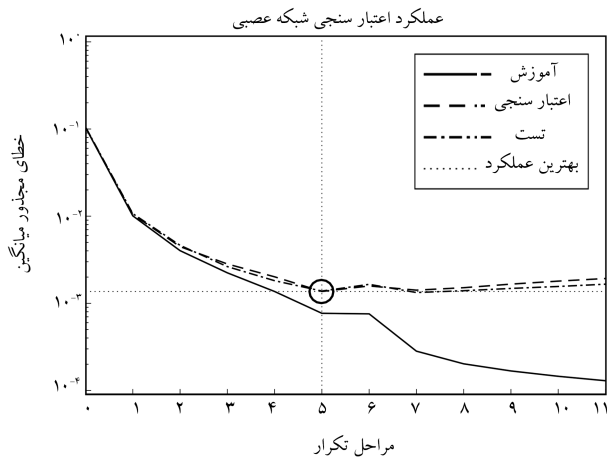
### ۶. مثال‌های عددی

در بخش کنونی، ابتدا برای اعتبارسنجی روش مدل عناصر محدود دینامیکی از مثال ارائه شده توسط آریایی و همکاران (۲۰۱۰)<sup>[۱۸]</sup> استفاده و نتایج به دست آمده اعتبارسنجی شده است. همچنین برای بررسی عملکرد روش پیشنهادی، یک تیر دو سر مفصل و یک تیر یک سر مفصل یک سر گیردار مطالعه شده است.

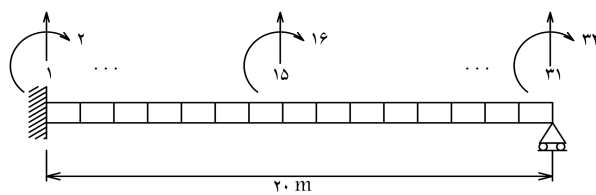
#### ۱.۶. اعتبارسنجی

برای اعتبارسنجی روش مدل‌سازی در مطالعه‌ی حاضر، از تیر دو سر مفصل شکل ۲ ارائه شده در پژوهش آریایی و همکاران (۲۰۱۰)<sup>[۱۸]</sup> استفاده شده است. مشخصات تیر مورد مطالعه، شامل ارتفاع و عرض مقطع ۰٫۲ متر، مدول کشسانی  $786 \times 10^{11} \text{ Nm}^{-2}$ ، نسبت پواسون ۰٫۳ و چگالی مصالح  $7860 \text{ Kg m}^{-3}$  بوده است. همچنین عمق نسبی ترک ۰٫۵ متر و در موقعیت مکانی وسط دهانه‌ی تیر و وزن جرم عبوری برابر ۰٫۲ جرم کل تیر با سرعت ۴۰ متر بر ثانیه بوده است. تعداد عضوهای مورد استفاده در مدل، عضو محدود شامل ۸ عضو تیری بود که مکان ترک در عضو چهارم با میزان ترک ۰٫۵ و موقعیت مکانی ۰٫۹۹ لحاظ شده است، که در واقع وسط دهانه‌ی تیر است.

با بررسی دینامیکی عبور جرم متحرک از روی تیر و حل معادلات حرکت، تغییر مکان بیشینه‌ی نرمال شده‌ی دینامیکی در وسط دهانه‌ی تیر به دست آمده و با نتایج نوشتار آریایی و همکاران<sup>[۱۸]</sup> مقایسه شده است. منظور از جابه‌جایی نرمال



شکل ۷. عملکرد شبکه‌ی عصبی مصنوعی مربوط به تیر دو سر مفصل با استفاده از داده‌های آموزشی با خطای مدل‌سازی.



شکل ۸. عناصر محدود تیر یک سرگیردار یک سر مفصل با ۱۵ عضو.

از داده‌های ورودی نوفه‌دار در شکل ۶ مشاهده می‌شود، که مطابق آن الگوریتم پیشنهادی با وجود نوفه، نتایج قابل قبولی ارائه می‌کند و مقادیر خطاها بسیار ناچیز است.

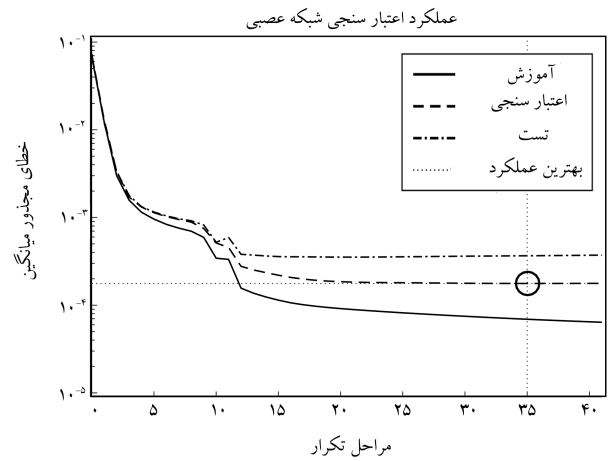
با توجه به این‌که مدل‌سازی عناصر محدود در مقایسه با سازه‌ی واقعی دچار خطاهایی است، لذا در پژوهش حاضر اثر وجود خطا در مدل‌سازی ماتریس سختی تیر لحاظ شده است. برای اعمال خطای مدل‌سازی، سختی عضوهای ۱۴، ۱۰، ۷، ۵ و ۲ با اعمال ۲٪ خطا مدل‌سازی شده است. همچنین عملکرد شبکه‌ی عصبی آموزش دیده با استفاده از داده‌های آموزشی با لحاظ کردن خطای مدل‌سازی در شکل ۷ مشاهده می‌شود.

در بخش دیگری از مطالعه‌ی صورت گرفته، عملکرد روش پیشنهادی در پیش‌بینی موقعیت و مکان ترک در عضوهای مختلف تحت سناریوهای فرضی بررسی شده است. جدول‌های ۲ و ۳، بیان‌گر کارایی روش پیشنهادی در تشخیص و شناسایی ترک در عضوهای مختلف تیر است. همان طوری که مشاهده می‌شود، در اغلب اعضا و حالت‌ها، میزان خطاها بسیار کوچک است و قابل قبول تلقی می‌شود. هر چند در مورد سناریوی ۲ با وجود نوفه، مقداری خطا مشاهده می‌شود، به طوری که میزان خطا در اعضاء ۲ و ۱۵ به ترتیب برابر ۰٫۴۴۲٪ و ۰٫۵۸۸٪ شده است.

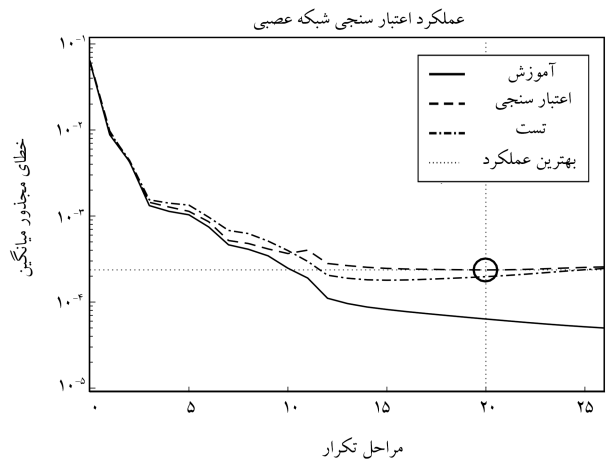
### ۳.۶. تیر یک سر مفصل یک سرگیردار

مثال دوم مورد بررسی، شامل یک تیر یک سرگیردار یک سر مفصلی مطابق شکل ۸ است، که مشخصات هندسی و مکانیکی آن مشابه مثال قبلی است.

مشخصات سناریوهای فرضی در نظر گرفته شده در جدول ۴ ارائه شده است. خطای شبکه‌ی عصبی مصنوعی به کار رفته در مراحل مختلف آموزش، اعتبارسنجی و آزمون در شکل‌های ۹ الی ۱۱ مشاهده می‌شود، که مطابق آن با



شکل ۵. عملکرد شبکه‌ی عصبی مصنوعی مربوط به تیر دو سر مفصل با استفاده از داده‌های بدون نوفه.



شکل ۶. عملکرد شبکه‌ی عصبی مصنوعی مربوط به تیر دو سر مفصل با استفاده از داده‌های نوفه‌دار.

داده‌های اعتبارسنجی و ۱۵٪ به عنوان داده‌های آزمون و بقیه به عنوان داده‌های آموزشی به کار رفته‌اند. لازم به توضیح است که ورودی شبکه، شامل انرژی جنبشی عضوهای مختلف و خروجی شبکه، وضعیت متناظر ترک در اعضا بوده است. عملکرد شبکه‌ی عصبی در مراحل آموزش، اعتبارسنجی و آزمون در شکل ۵ مشاهده می‌شود. ابعاد ماتریس ورودی آموزشی، ۶۰۰ × ۳۰۰ و ابعاد ماتریس خروجی، ۱۵ × ۶۰۰ بوده است، و عضوهای ۷، ۸ و ۹ برای خروجی ویژگی‌های انرژی جنبشی انتخاب شده‌اند، که با توجه به این‌که کل فرآیند عبور جرم از روی تیر، ۱۰۰ گام دینامیکی است، لذا ۳۰۰ ویژگی انرژی جنبشی در هر سناریو استخراج شده است.

برای در نظر گرفتن اثر خطاهای اندازه‌گیری، اثر وجود نوفه در داده‌های مربوط به انرژی جنبشی اعضا به صورت رابطه‌ی ۱۸ در نظر گرفته شده است:

$$KE_i^{noisy} = (KE_i) (1 + \gamma \text{rand}[-1, 1]) \quad (18)$$

که در آن،  $KE_i^{noisy}$  انرژی جنبشی نوفه‌دار،  $KE_i$  انرژی جنبشی بدون نوفه و  $\gamma$  ضریب نوفه است. که در نوشتار ۳٪ فرض شده است. همچنین  $\text{rand}[-1, 1]$  عدد تصادفی در بازه‌ی -۱ تا ۱ است. عملکرد شبکه‌ی عصبی مصنوعی با استفاده

جدول ۲. مقادیر عددی میزان نسبی ترک پیش‌بینی شده مربوط به سناریوی ۱ در تیر دو سر مفصل.

بدون نوفه			
شماره‌ی عضو	واقعی	پیش‌بینی شده	خطای پیش‌بینی
۱	۰	۰/۰۱۴۲	۰/۰۱۴۲
۲	۰	۰/۰۰۰۹	۰/۰۰۰۹
۳	۰/۲	۰/۲۴۲۷	۰/۰۴۲۷
۴	۰	۰/۰۰۷۷	۰/۰۰۷۷
۵	۰	۰/۰۱۴۷	۰/۰۱۴۷
۶	۰	۰/۰۰۴۹	۰/۰۰۴۹
۷	۰	۰/۰۰۲۶	۰/۰۰۲۶
۸	۰	-۰/۰۰۷۷	۰/۰۰۷۷
۹	۰	-۰/۰۰۳۱	۰/۰۰۳۱
۱۰	۰	-۰/۰۰۱۵	۰/۰۰۱۵
۱۱	۰	-۰/۰۰۴۱	۰/۰۰۴۱
۱۲	۰	-۰/۰۰۱۶	۰/۰۰۱۶
۱۳	۰	۰/۰۰۱۵	۰/۰۰۱۵
۱۴	۰	۰/۰۰۰۲	۰/۰۰۰۲
۱۵	۰	-۰/۰۱۱۰	۰/۰۱۱۰
نوفه‌دار			
شماره‌ی عضو	واقعی	پیش‌بینی شده	خطای پیش‌بینی
۱	۰	۰/۰۳۸۰	۰/۰۳۸۰
۲	۰	-۰/۰۱۴۵	۰/۰۱۴۵
۳	۰/۲	۰/۱۷۳۸	۰/۰۲۶۱
۴	۰	-۰/۰۰۹۴	۰/۰۰۹۴
۵	۰	۰/۰۳۰۰	۰/۰۳۰۰
۶	۰	۰/۰۰۷۱	۰/۰۰۷۱
۷	۰	۰/۰۰۷۵	۰/۰۰۷۵
۸	۰	-۰/۰۲۴۷	۰/۰۲۴۷
۹	۰	۰/۰۰۳۵	۰/۰۰۳۵
۱۰	۰	-۰/۰۰۱۵	۰/۰۰۱۵
۱۱	۰	-۰/۰۰۹۵	۰/۰۰۹۵
۱۲	۰	۰/۰۱۲۲	۰/۰۱۲۲
۱۳	۰	-۰/۰۱۱۴	۰/۰۱۱۴
۱۴	۰	۰/۰۰۲۶	۰/۰۰۲۶
۱۵	۰	۰/۰۳۵۴	۰/۰۳۵۴
خطای مدل‌سازی			
شماره‌ی عضو	واقعی	پیش‌بینی شده	خطای پیش‌بینی
۱	۰	۰/۰۱۰۶	۰/۰۱۰۶
۲	۰	-۰/۰۰۷۵	۰/۰۰۷۵
۳	۰/۲	۰/۲۱۸۷	۰/۰۱۸۷
۴	۰	۰/۰۱۸۸	۰/۰۱۸۸
۵	۰	-۰/۰۱۰۳	۰/۰۱۰۳
۶	۰	۰/۰۰۵۲	۰/۰۰۵۲
۷	۰	-۰/۰۱۶۶	۰/۰۱۶۶
۸	۰	۰/۰۰۲۷	۰/۰۰۲۷
۹	۰	-۰/۰۰۷۷	۰/۰۰۷۷
۱۰	۰	-۰/۰۱۸۵	۰/۰۱۸۵
۱۱	۰	-۰/۰۰۵۶	۰/۰۰۵۶

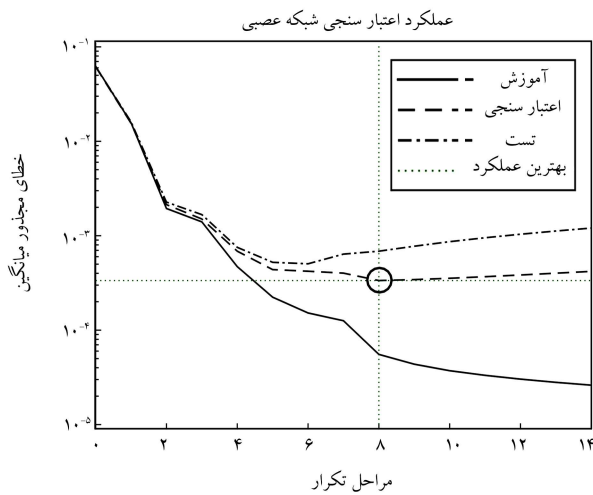
ادامه‌ی جدول ۲

خطای مدل‌سازی

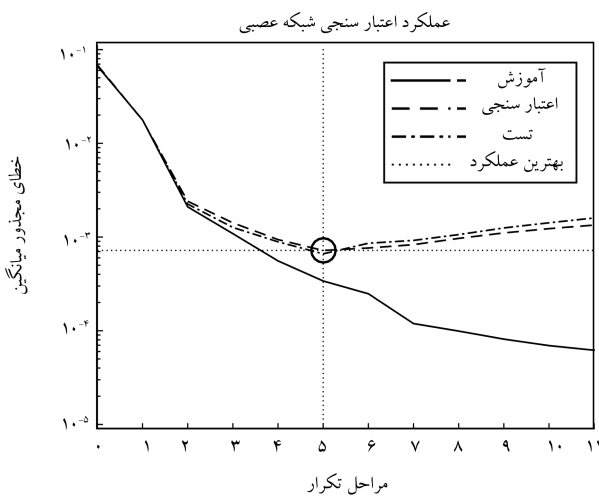
شماره‌ی عضو	واقعی	پیش‌بینی شده	خطای پیش‌بینی
۱۲	۰	۰/۰۱۱۲	۰/۰۱۱۲
۱۳	۰	۰/۰۰۹۰	۰/۰۰۹۰
۱۴	۰	-۰/۰۰۶۳	۰/۰۰۶۳
۱۵	۰	-۰/۰۲۶۶	۰/۰۲۶۶

جدول ۳. مقادیر عددی میزان نسبی ترک پیش‌بینی شده مربوط به سناریوی ۲ در تیر دو سر مفصل.

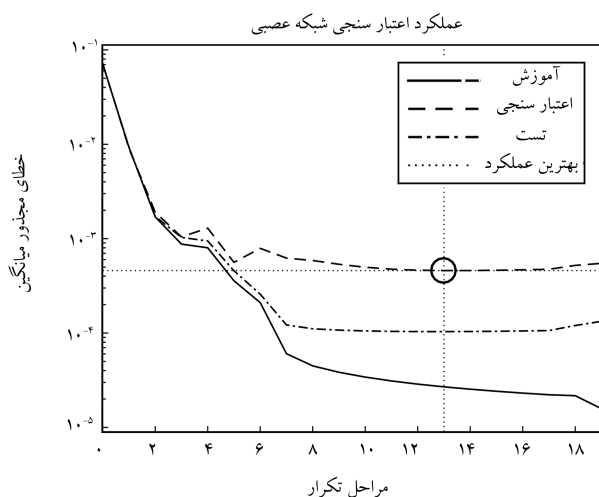
بدون نوفه			
شماره‌ی عضو	واقعی	پیش‌بینی شده	خطای پیش‌بینی
۱	۰	۰/۰۰۶۱	۰/۰۰۶۱
۲	۰	۰/۰۰۶۶	۰/۰۰۶۶
۳	۰	۰/۰۱۳۵	۰/۰۱۳۵
۴	۰/۳	۰/۳۰۰۲	۰/۰۰۰۲
۵	۰	۰/۰۰۳۰	۰/۰۰۳۰
۶	۰	۰/۰۰۷۴	۰/۰۰۷۴
۷	۰	-۰/۰۰۰۲	۰/۰۰۰۲
۸	۰	-۰/۰۰۱۱	۰/۰۰۱۱
۹	۰/۱	۰/۶۲۱	۰/۰۳۷۸
۱۰	۰	-۰/۰۰۳۷	۰/۰۰۳۷
۱۱	۰	-۰/۰۰۴۰	۰/۰۰۴۰
۱۲	۰	۰/۰۰۲۵	۰/۰۰۲۵
۱۳	۰	۰/۰۰۹۱	۰/۰۰۹۱
۱۴	۰	-۰/۰۰۳۳	۰/۰۰۳۳
۱۵	۰	-۰/۰۰۳۷	۰/۰۰۳۷
نوفه‌دار			
شماره‌ی عضو	واقعی	پیش‌بینی شده	خطای پیش‌بینی
۱	۰	۰/۰۰۰۱	۰/۰۰۰۱
۲	۰	۰/۰۴۴۲	۰/۰۴۴۲
۳	۰	۰/۰۰۴۷	۰/۰۰۴۷
۴	۰/۳	۰/۳۴۷۰	۰/۰۴۷۰
۵	۰	-۰/۰۰۳۳	۰/۰۰۳۳
۶	۰	۰/۰۲۰۹	۰/۰۲۰۹
۷	۰	۰/۰۰۳۱	۰/۰۰۳۱
۸	۰	۰/۰۲۰۴	۰/۰۲۰۴
۹	۰/۱	۰/۴۳۱	۰/۰۵۶۸
۱۰	۰	۰/۰۳۶۹	۰/۰۳۶۹
۱۱	۰	-۰/۰۳۴۴	۰/۰۳۴۴
۱۲	۰	۰/۰۰۲۹	۰/۰۰۲۹
۱۳	۰	۰/۰۲۱۵	۰/۰۲۱۵
۱۴	۰	-۰/۰۰۱۲	۰/۰۰۱۲
۱۵	۰	۰/۰۵۸۸	۰/۰۵۸۸



شکل ۹. عملکرد شبکه‌ی عصبی مصنوعی مربوط به تیر یک سرگیردار یک سر مفصل با استفاده از داده‌های بدون نوفه.



شکل ۱۰. عملکرد شبکه‌ی عصبی مصنوعی مربوط به تیر یک سرگیردار یک سر مفصل با استفاده از داده‌های نوفه‌دار.



شکل ۱۱. عملکرد شبکه‌ی عصبی مصنوعی مربوط به تیر یک سرگیردار یک سر مفصل با استفاده از داده‌های آموزشی دارای خطای مدل‌سازی.

ادامه‌ی جدول ۳

خطای مدل‌سازی			
شماره‌ی عضو	واقعی	پیش‌بینی شده	خطای پیش‌بینی
۱	۰	۰/۰۰۰۳۸	۰/۰۰۰۳۸
۲	۰	-۰/۰۰۰۴۹	۰/۰۰۰۴۹
۳	۰	۰/۰۰۰۷۳	۰/۰۰۰۷۳
۴	۰/۳	۰/۳۲۷۱	۰/۰۰۲۷۱
۵	۰	-۰/۰۰۰۷۹	۰/۰۰۰۷۹
۶	۰	۰/۰۰۲۳۷	۰/۰۰۲۳۷
۷	۰	-۰/۰۰۱۵۷	۰/۰۰۱۵۷
۸	۰	۰/۰۰۰۹۱	۰/۰۰۰۹
۹	۰/۱	۰/۰۰۴۵۸	۰/۰۰۵۴۱
۱۰	۰	-۰/۰۰۰۵۲	۰/۰۰۰۵
۱۱	۰	-۰/۰۰۰۱۴	۰/۰۰۰۱۴
۱۲	۰	۰/۰۰۲۰۵	۰/۰۰۲۰۵
۱۳	۰	۰/۰۰۱۲۲	۰/۰۰۱۲۲
۱۴	۰	-۰/۰۰۱۲۲	۰/۰۰۱۲۲
۱۵	۰	-۰/۰۰۰۲۵	۰/۰۰۰۲۵

جدول ۴. سناریوهای فرضی در نظر گرفته شده‌ی تیر برای تیر یک سرگیردار یک سر مفصلی.

سناریو	شماره‌ی عضو ترک‌دار	میزان ترک
سناریو ۱	۷	۰/۳
سناریو ۲	۶	۰/۲
سناریو ۳	۱۲	۰/۲

وجود نوفه و خطای مدل‌سازی، شبکه عملکرد مطلوبی از خود نشان می‌دهد. در بخش دیگری از مطالعه‌ی صورت گرفته به عملکرد روش پیشنهادی در پیش‌بینی سناریوهای در نظر گرفته شده پرداخته شده است. مطابق جدول‌های ۵ و ۶، روش پیشنهادی توانسته است محل و میزان ترک در عضوهای تیر را با دقت قابل قبولی پیش‌بینی کند. از مقادیر عددی میزان نسبی ترک پیش‌بینی شده مربوط به تیر یک سرگیردار یک سر مفصل مشاهده می‌شود، که در اغلب موارد میزان ترک در حد قابل قبولی پیش‌بینی شده است.

## ۷. نتیجه‌گیری

برای بیان خلاصه‌ی عملکرد روش پیشنهادی برای شناسایی ترک در تیرها تحت تحریک بار متحرک، میانگین خطاهای پیش‌بینی در اعضاء مختلف سازه‌ی (در هر دو مثال تیر دو سر مفصل و تیر یک سر مفصل یک سرگیردار در ۳ حالت

جدول ۵. مقادیر عددی میزان نسبی ترک پیش‌بینی شده مربوط به سناریوی ۱ در تیر یک سرگیردار یک سر مفصل.

بدون نوفه			
شماره‌ی عضو	واقعی	پیش‌بینی شده	خطای پیش‌بینی
۱	۰	-۰٫۰۰۰۸	۰٫۰۰۰۸
۲	۰	۰٫۰۰۰۷۸	۰٫۰۰۰۷۸
۳	۰	۰٫۰۰۰۹۷	۰٫۰۰۰۹۷
۴	۰	۰٫۰۰۱۹۱	۰٫۰۰۱۹۱
۵	۰	۰٫۰۰۰۲۳	۰٫۰۰۰۲۳
۶	۰	-۰٫۰۰۰۹۲	-۰٫۰۰۰۹۲
۷	۰٫۳	۰٫۲۹۸۲	۰٫۰۰۱۷
۸	۰	۰٫۰۰۰۵۴	۰٫۰۰۰۵۴
۹	۰	-۰٫۰۰۰۲۸	۰٫۰۰۰۲۸
۱۰	۰	۰٫۰۰۲۰۴	۰٫۰۰۲۰۴
۱۱	۰	۰٫۰۰۰۳۷	۰٫۰۰۰۳۷
۱۲	۰	-۰٫۰۰۰۵۹	۰٫۰۰۰۵۹
۱۳	۰	۰٫۰۰۰۱۵	۰٫۰۰۰۱۵
۱۴	۰	۰٫۰۰۰۰۹	۰٫۰۰۰۰۹
۱۵	۰	۰٫۰۰۱۳۱	۰٫۰۰۱۳۱
نوفه‌دار			
شماره‌ی عضو	واقعی	پیش‌بینی شده	خطای پیش‌بینی
۱	۰	۰٫۰۰۱۰۰	۰٫۰۰۱۰۰
۲	۰	-۰٫۰۰۰۳۶	۰٫۰۰۰۳۶
۳	۰	-۰٫۰۰۰۰۹	۰٫۰۰۰۰۹
۴	۰	۰٫۰۰۰۶۷	۰٫۰۰۰۶۷
۵	۰	۰٫۰۰۱۱۰	۰٫۰۰۱۱۰
۶	۰	-۰٫۰۰۱۴۸	۰٫۰۰۱۴۸
۷	۰٫۳	۰٫۳۰۵۲	۰٫۰۰۰۵۲
۸	۰	۰٫۰۰۰۱۱	۰٫۰۰۰۱۱
۹	۰	-۰٫۰۰۱۳۰	۰٫۰۰۱۳۰
۱۰	۰	۰٫۰۰۱۰۵	۰٫۰۰۱۰۵
۱۱	۰	۰٫۰۰۰۷۹	۰٫۰۰۰۷۹
۱۲	۰	-۰٫۰۰۰۱۷	۰٫۰۰۰۱۷
۱۳	۰	-۰٫۰۰۰۸۵	۰٫۰۰۰۸۵
۱۴	۰	۰٫۰۰۰۵۸	۰٫۰۰۰۵۸
۱۵	۰	۰٫۰۰۰۲۲	۰٫۰۰۰۲۲
خطای مدل‌سازی			
شماره‌ی عضو	واقعی	پیش‌بینی شده	خطای پیش‌بینی
۱	۰	-۰٫۰۰۰۲۶	۰٫۰۰۰۲۶
۲	۰	-۰٫۰۰۲۲۵	۰٫۰۰۲۲۵
۳	۰	-۰٫۰۰۱۴۵	۰٫۰۰۱۴۵
۴	۰	۰٫۰۰۰۹۹	۰٫۰۰۰۹۹
۵	۰	۰٫۰۰۰۲۷	۰٫۰۰۰۲
۶	۰	-۰٫۰۰۰۱۹	۰٫۰۰۰۱۹
۷	۰٫۳	۰٫۳۱۱۶	۰٫۰۰۱۱۶
۸	۰	۰٫۰۰۰۶۴	۰٫۰۰۰۶۴
۹	۰	-۰٫۰۰۰۸۵	۰٫۰۰۰۸۵
۱۰	۰	۰٫۰۰۰۴۹	۰٫۰۰۰۴۹
۱۱	۰	-۰٫۰۰۰۴۳	۰٫۰۰۰۴۳

ادامه‌ی جدول ۵

خطای مدل‌سازی			
شماره‌ی عضو	واقعی	پیش‌بینی شده	خطای پیش‌بینی
۱۲	۰	۰٫۰۰۰۶۲	۰٫۰۰۰۶۲
۱۳	۰	-۰٫۰۰۰۳۴	۰٫۰۰۰۳۴
۱۴	۰	۰٫۰۰۰۷۳	۰٫۰۰۰۷۳
۱۵	۰	۰٫۰۰۳۸۳	۰٫۰۰۳۸۳

جدول ۶. مقادیر عددی میزان نسبی ترک پیش‌بینی شده مربوط به سناریوی ۲ در تیر یک سرگیردار یک سر مفصل.

بدون نوفه			
شماره‌ی عضو	واقعی	پیش‌بینی شده	خطای پیش‌بینی
۱	۰	-۰٫۰۰۰۰۶	۰٫۰۰۰۰۶
۲	۰	-۰٫۰۰۰۰۹	۰٫۰۰۰۰۹
۳	۰	۰٫۰۰۰۴۶	۰٫۰۰۰۴۶
۴	۰	-۰٫۰۰۰۴۲	۰٫۰۰۰۴۲
۵	۰	-۰٫۰۰۰۱۷	۰٫۰۰۰۱۷
۶	۰٫۲	۰٫۲۱۸۷	۰٫۰۰۱۸۷
۷	۰	۰٫۰۰۰۱۲	۰٫۰۰۰۱۲
۸	۰	-۰٫۰۰۰۰۲	۰٫۰۰۰۰۲
۹	۰	-۰٫۰۰۰۲۵	۰٫۰۰۰۲۵
۱۰	۰	-۰٫۰۰۰۱۲	۰٫۰۰۰۱۲
۱۱	۰	-۰٫۰۰۰۴۷	۰٫۰۰۰۴۷
۱۲	۰٫۲	۰٫۲۱۶۲	۰٫۰۰۱۶۲
۱۳	۰	۰٫۰۰۰۵۵	۰٫۰۰۰۵۵
۱۴	۰	-۰٫۰۰۰۶۱	۰٫۰۰۰۶۱
۱۵	۰	۰٫۰۰۲۳۲	۰٫۰۰۲۳۲
نوفه‌دار			
شماره‌ی عضو	واقعی	پیش‌بینی شده	خطای پیش‌بینی
۱	۰	۰٫۰۰۰۰۴	۰٫۰۰۰۰۴
۲	۰	۰٫۰۰۰۰۹	۰٫۰۰۰۰۹
۳	۰	۰٫۰۰۰۱۲	۰٫۰۰۰۱۲
۴	۰	۰٫۰۰۰۰۹	۰٫۰۰۰۰۹
۵	۰	-۰٫۰۰۰۱۴	۰٫۰۰۰۱۴
۶	۰٫۲	۰٫۲۱۱۱	۰٫۰۰۱۱۱
۷	۰	-۰٫۰۰۰۲۶	۰٫۰۰۰۲۶
۸	۰	۰٫۰۰۰۱۵	۰٫۰۰۰۱۵
۹	۰	۰٫۰۰۰۶۵	۰٫۰۰۰۶۵
۱۰	۰	-۰٫۰۰۰۱۶	۰٫۰۰۰۱۶
۱۱	۰	-۰٫۰۰۰۳۳	۰٫۰۰۰۳۳
۱۲	۰٫۲	۰٫۲۰۷۹	۰٫۰۰۰۷۹
۱۳	۰	-۰٫۰۰۳۲۹	۰٫۰۰۳۲۹
۱۴	۰	-۰٫۰۰۱۴۸	۰٫۰۰۱۴۸
۱۵	۰	۰٫۰۰۲۹۲	۰٫۰۰۲۹۲
خطای مدل‌سازی			
شماره‌ی عضو	واقعی	پیش‌بینی شده	خطای پیش‌بینی
۱	۰	-۰٫۰۰۰۶۸	۰٫۰۰۰۶۸
۲	۰	-۰٫۰۰۲۸۷	۰٫۰۰۲۸۷
۳	۰	۰٫۰۰۰۷۷	۰٫۰۰۰۷۷



جدول ۷. میانگین خطاهای پیش بینی.

تیر دو سر مفصل		
۰٫۰۰۷۹	بدون نوفه	سناریو ۱
۰٫۰۱۵۶	نوفه دار	
۰٫۰۱۱۷	مدل سازی	
۰٫۰۰۶۸	بدون نوفه	سناریو ۲
۰٫۰۲۳۸	نوفه دار	
۰٫۰۱۳۸	مدل سازی	
تیر یک سر مفصل یک سر گیردار		
۰٫۰۰۶۸	بدون نوفه	سناریو ۱
۰٫۰۰۶۹	نوفه دار	
۰٫۰۰۹۷	مدل سازی	
۰٫۰۰۶۷	بدون نوفه	سناریو ۲
۰٫۰۰۸۳	نوفه دار	
۰٫۰۱۵۸	مدل سازی	

یک سر مفصل یک سر گیردار، بیشینه‌ی خطا مربوط به حالتی است که خطاهای مدل سازی در سناریوی ۲ لحاظ شده و کمترین خطا مربوط به حالت بدون نوفه است. در مقایسه‌ی دو مثال ارائه شده می‌توان گفت هر چند که میزان خطاها در هر دو مورد اندک است، ولی میزان خطا در تیر دو سر مفصل بیشتر از تیر یک سر مفصل یک سر گیردار است.

ادامه‌ی جدول ۶

خطای مدل سازی			
شماره‌ی عضو	واقعی	پیش بینی شده	خطای پیش بینی
۴	۰	-۰٫۰۳۷۷	۰٫۰۳۷۷
۵	۰	-۰٫۰۰۴۲	۰٫۰۰۴۲
۶	۰٫۲	۰٫۲۰۶۵	۰٫۰۰۶۵
۷	۰	-۰٫۰۲۳۹	۰٫۰۲۳۹
۸	۰	۰٫۰۱۳۸	۰٫۰۱۳۸
۹	۰	-۰٫۰۰۶۹	۰٫۰۰۶۹
۱۰	۰	-۰٫۰۲۱۸	۰٫۰۲۱۸
۱۱	۰	-۰٫۰۲۵۴	۰٫۰۲۵۴
۱۲	۰٫۲	۰٫۱۹۸۳۱	۰٫۰۰۱۶
۱۳	۰	-۰٫۰۱۷۶	۰٫۰۱۷۶
۱۴	۰	-۰٫۰۰۹۳	۰٫۰۰۹۳
۱۵	۰	۰٫۰۲۴۷	۰٫۰۲۴۷

بدون وجود نوفه در داده‌های مربوط به انرژی جنبشی تیر، با وجود نوفه‌ی ۳٪ و در نهایت وجود خطا در مدل سازی عناصر محدود) در جدول ۷ ارائه شده است. مطابق جدول ۷، در تیر دو سر مفصل، بیشترین خطا مربوط به حالت نوفه دار در سناریو ۲ و کمترین خطا مربوط به حالت بدون نوفه است. همچنین در مورد تیر

### پانویسها

1. inverse problem
2. Nanda
3. Perera
4. Xiang, J. & Liang, M.
5. online sequential extreme learning machine
6. transmissibility data
7. modified extreme learning machine (MELM)
8. Caddemi, S. and Calì, I.
9. Labib
10. Chouiyakh
11. MATLAB
12. local flexibility
13. fracture mechanics

14. elman neural network
15. Levenberg-Marquardt

### منابع (References)

1. Nanda, B., Maity, D. and Maiti, D.K. "Vibration based structural damage detection technique using particle swarm optimization with incremental swarm size", *International Journal Aeronautical and Space Sciences*, **13**(3), pp. 323-331 (2012).
2. Perera, R., Fang, S.E. and Ruiz, A. "Application of particle swarm optimization and genetic algorithms to mul-

- tiobjective damage identification inverse problems with modelling errors”, *Meccanica*, **45**(5), pp. 723-734 (2010).
3. Xiang, J. and Liang, M. “A two-step approach to multi-damage detection for plate structures”, *Engineering Fracture Mechanics*, **91**, pp. 73-86 (2012).
  4. Baybordi, S. and Mojtahedi, A. “Developing a robust damage detection method for offshore jacket platform using particle swarm optimization algorithm”, *Journal of Civil and Environmental Engineering*, **46.4**(85), pp. 37-49 (2017).
  5. Meruane, V. “Online sequential extreme learning machine for vibration-based damage assessment using transmissibility data”, *Journal of Computing in Civil Engineering*, **30**(3), p.04015042 (2016).
  6. Kourehli, S. S. “Structural damage identification based on expanded mode shapes using extreme learning machine”, *Sharif Journal of Civil Engineering*, **33.2**(4.2), pp. 91-98 (2018).
  7. 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).
  8. Ghadimi, S. and Kourehli, S.S. “Crack detection of structures using modified extreme learning machine (MELM)”, *Journal Inverse Problems in Science and Engineering*, **25**(7), pp. 995-1013 (2017).
  9. Caddemi, S. and Calò, I. “The exact explicit dynamic stiffness matrix of multi-cracked Euler–Bernoulli beam and applications to damaged frame structures”, *Journal of Sound and Vibration*, **332**(12), pp. 3049-3063 (2013).
  10. Labib, D. and Kennedy, C. F. “Free vibration analysis of beams and frames with multiple cracks for damage detection”, *Journal of Sound and Vibration*, **333**(20), pp. 4991-5003 (2014).
  11. Chouiyakh, H., Azrar, L., Alnefaie, K. and et al. “Vibration and multi-crack identification of timoshenko beams under moving mass using the differential quadrature method”, *International Journal of Mechanical Sciences*, **120**, pp. 1-11 (2017).
  12. Fekrazadeh, S. and Khaji, N. “An analytical method for crack detection of timoshenko beams with multiple open cracks using a test mass”, *European Journal of Environmental and Civil Engineering*, **21**(1), pp. 24-41 (2017).
  13. Esen, I. “Dynamic response of a beam due to an accelerating moving mass using moving finite element approximation”, *Mathematical and Computational Applications*, **16**(1), pp. 171-182 (2011).
  14. Mehrjoo, M., Khaji, N. and Ghafory-Ashtiany, M. “Application of genetic algorithm in crack detection of beam-like structures using a new cracked euler-bernoulli beam element”, *Applied Soft Computing*, **13**(2), pp. 867-880 (2013).
  15. Seyedpoor, S.M. “A two stage method for structural damage detection using a modal strain energy based index and particle swarm optimization”, *International Journal of Non-Linear Mechanics*, **47**(1), pp. 1-8 (2012).
  16. Dreyfus, G. *Neural Networks Methodology and Applications* Springer-Verlag, Berlin Heidelberg, Germany (2005).
  17. MATLAB, *Matlab User Manual*, The MathWorks, Inc., Natick, Massachusetts, United States (2015).
  18. Ariaei, A., Ziaei-rad, S. and ghayour, M. “Repair of a cracked timoshenko beam subjected to a moving mass using piezoelectric patches”, *International Journal of Mechanical Sciences*, **52**(8), pp. 1074-1091 (2010).