

Presenting an intelligent vibration-based method for identifying damage in steel beams based on the smoothed pseudo Wigner-Ville distribution and artificial neural network

Erfan Hoseinzadeh Honarvar¹, Hamid Reza Ahmadi^{2*} , Amin Rafiee³

1. M.Sc. graduate, Department of Civil Engineering, Faculty of Engineering, University of Maragheh, Maragheh, Iran.
2. Associate Professor, Department of Civil Engineering, Faculty of Engineering, University of Maragheh, Maragheh, Iran.
3. Assistant Professor, Department of Civil Engineering, Faculty of Engineering, University of Maragheh, Maragheh, Iran.

Abstract

Structural health monitoring (SHM) is a health assessment process that uses an automatic monitoring system to use cost-effective strategies for condition-based maintenance of structures. The number of structures is increasing, and the majority of structures have deteriorated and worn out due to the lack of use of health measurement during operation. Due to the importance of the subject, during the previous decades, detailed research in the field of vibration-based methods for health measurement of structures are increasing. In this research, a new methodology for detecting damage using signal processing in steel beams will be investigated.

In order to control the presented method, experiments were conducted in the laboratory on a steel beam which was an IPE 14 steel beam. To conduct the experiments, accelerometer sensors were installed under the steel beam. Then, an exciting load was applied to the steel beam and its vibrations were recorded with the sensors. 7 different damage scenarios were considered and damages were created in the steel beam. Similar to the healthy state, vibration-base tests were conducted on the steel beam with different damage scenarios. Considering the need for multiple data to train the artificial neural network, the steel beam was modeled in the Abaqus finite element software. In fact, the model was created completely based on the laboratory. In order to ensure the model of the model components, the results of the model analysis were evaluated and compared with the results obtained in the laboratory and the accuracy of the performance was ensured.

After ensuring the correct performance of the finite element model, 80 damage scenarios were defined. The scenarios were created in the finite element model and after analysis, the vibrations were recorded. The vibrations were processed with a Smoothed Pseudo Wigner-Ville Distribution (SPWVD). SPWVD is a time-frequency analysis tool designed to improve the readability of the classical Wigner-Ville Distribution by reducing its inherent cross-term interference while maintaining good time-frequency resolution. In fact, The SPWVD is a powerful tool for high-resolution time-frequency analysis when cross-term reduction is needed. Signal processing was performed in Matlab software. Thus, time-frequency plans were calculated. The obtained characteristics were used as input for training, evaluation and testing of the neural network.

To evaluate the error of the network used, the regression correlation diagram and the RMSE and MSE criteria were used. The results obtained from the test data and evaluation of the neural network indicate a very low error rate in damage identification and it can be concluded that the results of the calculations are very accurate and close to the expected numbers.

To identify damage in the specified locations, prediction scenarios were used and the network performance in identifying damage was evaluated under 4 scenarios. The results of this section also show that there is less than 1 percent error in identifying each damage, which is very high accuracy. In this study, the ability of the proposed method to identify multiple damages simultaneously was also evaluated. The proposed method is able to identify multiple damages simultaneously with very good accuracy. However, considering the capabilities of the proposed method, its use for detecting damage in steel beams is recommended.

Review History

Received: Jul 17, 2025

Revised: Aug 12, 2025

Accepted: Dec 15, 2025

Keywords

damage detection
vibration-based
quadratic time-frequency
representation
steel beam
artificial neural network

* Corresponding Author Email: ahmadi@maragheh.ac.ir - ORCID: 0000-0003-0707-8233

ارائه روش هوشمند ارتعاش-پایه جهت شناسایی آسیبها در تیرهای فولادی بر اساس توزیع شبه ویگنر-ویل هموار شده و شبکه عصبی مصنوعی

عرفان حسین‌زاده هنرور^۱، حمیدرضا احمدی^{۱*} ID، امین رفیعی^۱

۱. گروه مهندسی عمران، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه مراغه، مراغه، ایران.

چکیده

تاریخچه داوری

در این تحقیق، یک روش جدید برای شناسایی آسیب در تیرهای فولادی بر پایه تحلیل توابع زمان-فرکانس و شبکه عصبی مصنوعی ارائه شده است. این روش با ترکیب ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال‌های ارتعاشی در حوزه زمان-فرکانس و یادگیری یک مدل شبکه عصبی مصنوعی بنا شده است. در واقع روش پیشنهادی در این پژوهش بر پایه ارتعاش بوده که با استفاده از پردازش سیگنال‌های پاسخ با تحلیل‌های زمان-فرکانس مربعی و استفاده از نتایج بدست آمده در شبکه عصبی مصنوعی، آسیب‌ها (ترک) را شناسایی می‌نماید. در این پژوهش از توزیع شبه ویگنر-ویل هموار شده که از مهمترین توابع زمان-فرکانسی مربعی می‌باشد استفاده شده است. ضمناً شبکه عصبی مصنوعی به منظور شناسایی آسیب مورد استفاده قرار گرفته است. به منظور ارزیابی روش پیشنهادی، آزمایش‌ها ارتعاش-پایه روی تیر فولادی صورت پذیرفت. ضمناً تیر مذکور در نرم‌افزار اجزای محدود آباکوس مدل شده و با نتایج آزمایشگاهی درستی آزمایی شد. پردازش سیگنال‌ها و همچنین آموزش شبکه عصبی مصنوعی در نرم‌افزار متلب صورت پذیرفت. بر اساس نتایج بدست آمده، روش پیشنهادی توانایی شناسایی آسیبها با شدت‌های مختلف و تعیین محل آنها را با دقت بسیار بالا و خطای کمتر از ۱ درصد دارا می‌باشد. ضمناً قابلیت شناسایی چند آسیب که به صورت همزمان در تیر ایجاد شده‌اند از دیگر قابلیت‌های روش ارائه شده است.

کلمات کلیدی

تشخیص آسیب
ارتعاش-پایه
تابع زمان-فرکانس مربعی
تیرهای فلزی
شبکه عصبی مصنوعی

۱- مقدمه

پیشرفت‌هایی در زمینه‌های مختلف می‌باشد. بنابراین، برای اطمینان از بهره‌مندی مدیران زیرساخت از این فناوری نوظهور، پژوهش‌های گسترده‌ای در این زمینه مورد نیاز است. شناسایی آسیب در سازه‌های فولادی، به ویژه تیرها، یکی از موضوعات حیاتی در حفظ ایمنی و دوام سازه‌ها محسوب می‌شود. این نوع آسیب‌ها که ممکن است ناشی از خستگی، بارگذاری مداوم، زلزله یا بلایای طبیعی باشند، اغلب بدون علائم ظاهری قابل تشخیص پیشرفت کرده و منجر به کاهش عملکرد یا حتی فروپاشی سازه می‌شوند. روش‌های سنتی شناسایی آسیب، مانند آزمایش‌های غیرمخرب

پایش سلامت سازه (SHM) یک فرآیند ارزیابی سلامت برای یک سازه از طریق یک سیستم نظارت خودکار است و یک عنصر کلیدی از استراتژی‌های مقرون به صرفه برای نگهداری مبتنی بر شرایط می‌باشد. پایش سلامت سازه پتانسیل بالایی برای ارائه مزایای اقتصادی و ایمنی قابل توجهی دارد. با این حال، استفاده از پایش سلامت در سازه‌های مهندسی عمران هنوز در مراحل ابتدایی است و به دلیل ماهیت پیچیده و چند شاخه آن نیازمند

* رایانامه نویسنده مسئول: ahmadi@maragheh.ac.ir - ORCID: 0000-0003-0707-8233

کپی‌رایت © ۲۰۲۶، انتشارات دانشگاه تربیت مدرس (TMU Press). این مقاله به صورت دسترسی آزاد منتشر شده و تحت مجوز بین‌المللی Creative Commons Attribution-NonCommercial 4.0 قرار دارد (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0>). بر اساس این مجوز، شما می‌توانید این مطلب را در هر قالب و رسانه‌ای کپی، بازنشر و بازآفرینی کنید و یا آن را ویرایش و بازسازی نمایید، به شرط آنکه نام نویسنده را ذکر کرده و از آن برای مقاصد غیرتجاری استفاده کنید.



(التراسونیک یا تحلیل مودال)، با وجود دقت بالا، محدودیت‌هایی از قبیل نیاز به تجهیزات پیچیده، هزینه‌های زیاد، و ناتوانی در شناسایی دقیق آسیب‌های کوچک و گسترده دارند. در دهه‌های اخیر، پیشرفت در تحلیل سیگنال‌های ارتعاشی و ابزارهای یادگیری ماشین فرصت‌های نوینی را برای شناسایی سریع‌تر و دقیق‌تر آسیب فراهم کرده است. تحلیل سیگنال‌های ارتعاشی در حوزه زمان-فرکانس می‌تواند تغییرات غیرعادی در رفتار دینامیکی تیرهای فولادی را شناسایی کرده و اطلاعات مهمی درباره شدت و محل آسیب ارائه دهد. در این میان، شبکه‌های عصبی مصنوعی به دلیل توانایی فوق‌العاده در تحلیل داده‌های پیچیده و غیرخطی، به ابزاری کارآمد برای شناسایی و پیش‌بینی آسیب تبدیل شده‌اند. یک روش مبتنی بر ارتعاش، با استفاده از اولین مود ارتعاش، برای پیش‌بینی و ارزیابی محل آسیب‌ها و شدت آسیب‌های ایجاد شده در تیرهای فولادی که از اجزای سازه‌ای مهم در ساختمان‌ها و پل‌ها هستند، ارائه شد. در روش ارائه شده، شاخص خسارت مبتنی بر انرژی کرنش و همچنین شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده قرار می‌گیرد [1]. وینستین و همکاران یک رویکرد مبتنی بر داده برای ارزیابی عملکرد پل‌ها برای ایجاد سیستم پایش سلامت سازه‌ای را معرفی نمودند. ایشان برای ارزیابی رویکرد پیشنهادی از داده‌های پل ماساچوست استفاده نمودند [2]. تان و همکاران، با استفاده از مشخصات ارتعاشات و شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، روشی را برای شناسایی آسیب پیشنهاد نمودند. آنها برای ارزیابی روش ارائه شده، آزمایشاتی را روی یک دال بتن مسلح و سه تیر آهن فولادی انجام دادند. در روش پیشنهادی از شبکه عصبی همراه با شاخص خسارت ناشی از انرژی کرنش برای تعیین مکان و تعیین کمیت آسیب در تیرهای فولادی استفاده شده است [3]. بر اساس تحقیقات انجام شده توسط نیک و همکاران، در تکنیک‌های شناسایی آسیب مبتنی بر ارتعاش از تغییراتی که در ویژگی‌های معین سازه‌ها به دست می‌آید، برای آسیب‌ها استفاده می‌شود. با این حال، نتایج این روش‌ها در سیگنال‌های آغشته به پارازیت قابل اعتماد نیستند. بنابراین، لازم است مشخص شود که کدام روش در شرایط ندارای پارازیت به خوبی عمل می‌کند. این محققین، سه روش تشخیص آسیب شامل شاخص آسیب مبتنی بر انرژی کرنش مودال، انعطاف پذیری مودال و انحنا مودال را برای تشخیص آسیب با نویز و بدون نویز مورد استفاده قرار دادند. نتایج این

تحقیق نشان داد که هر سه روش قادر به شناسایی آسیب در غیاب پارازیت بودند لیکن تنها روش انعطاف پذیری مودال می‌تواند آسیب‌ها را با وجود پارازیت تعیین کند. در نهایت ایشان، یک روش برای سیگنال‌های آلوده به پارازیت با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و روش انعطاف پذیری ارائه داده‌اند [4]. نیک و همکاران یک روش شناسایی آسیب دو مرحله‌ای را برای تعیین و برآورد خسارت در پل‌های عرشه فولادی ارائه نمودند. عملکرد و امکان پذیری روش پیشنهادی با استفاده از چندین سناریوی آسیب تک و چندگانه در یک مدل المان محدود معتبر پل ارزیابی شد. در این تحقیق از شبکه عصبی برای تخمین شدت آسیب استفاده شده است. نتایج نشان دهنده دقت مناسب شبکه عصبی برای تخمین میزان آسیب و همچنین عملکرد مناسب روش پیشنهادی است [5]. احمدی و همکارانش یک روش جدید مبتنی بر تابع زمان-فرکانس تبدیل فوریه کوتاه و همچنین شاخص آسیب جدید برای شناسایی آسیب در پایه‌های بتنی پل‌ها پیشنهاد نمودند. شاخص آسیب ارائه شده بر اساس الگوریتم لونبرگ-مارکوارت تعریف شده که ترک‌ها و آسیب‌ها را در پایه‌های بتنی با دقت بالا شناسایی می‌نماید [6]. ژائو و همکاران الگوریتم جدیدی برای شناسایی آسیب در تیرهای فولادی پل‌ها پیشنهاد دادند [7]. این الگوریتم از تحلیل داده‌های دامنه زمان-فرکانس برای شناسایی آسیب‌ها استفاده می‌کند. روش پیشنهادی موقعیت آسیب‌ها را با دقت بالا پیش‌بینی نموده و البته قابلیت اجرای آن در محیط‌های عملیاتی واقعی نیز مورد بررسی قرار گرفته است. لی و همکاران، شاخص انعطاف‌پذیری تعمیم‌یافته برای شناسایی آسیب در تیرهای فولادی را پیشنهاد دادند [8]. نتایج نشان داد که این روش می‌تواند به‌طور موثر ترک‌های کوچک را در سازه‌های فولادی شناسایی کند. این رویکرد به دلیل سادگی و دقت مورد توجه قرار گرفت. اسمیت و همکاران از مدل‌های یادگیری ماشین برای شناسایی ترک‌ها و تحلیل مود شکل در تیرهای فولادی استفاده نمودند [9]. مطابق با نتایج این تحقیق، مدل‌های یادگیری ماشین می‌توانند با دقت بالا آسیب در تیرهای فولادی را پیش‌بینی نمایند. همچنین در این پژوهش، الگوریتم‌های جدید برای بهبود سرعت پردازش معرفی شده‌اند. لو و همکاران در تحقیقی، استفاده از روش‌های تحلیل مودال، تغییرات فرکانسی ناشی از ترک‌ها در تیرهای فولادی را مورد بررسی قرار دادند [10]. در این پژوهش از روش آزمایش چکشی و شبیه‌سازی

باعث می شود این توابع به طور مستقیم مرتبط با انرژی سیگنال باشند. برای یک سیگنال $u(t)$ توزیع مربعی به صورت رابطه ۱ تعریف می شود:

$$|U(t, f)|^2 \alpha T(t, f) \quad (1)$$

که در آن $U(t, f)$ نمایش زمان-فرکانس سیگنال $u(t)$ است. این توابع اطلاعات دقیقی در هر دو حوزه فراهم می کنند، اما وضوح آن ها ممکن است به دلیل پدیده تداخل کاهش یابد.

در برخی توابع مانند اسپکتروگرام، مقادیر همواره غیر منفی هستند. اما در توابعی مانند توزیع ویگنر-ویل، به دلیل وجود تداخل ها، مقادیر منفی نیز ممکن است مشاهده شوند.

توزیع ویگنر-ویل (Wigner-Ville Distribution) یکی از بنیادی ترین و پرکاربردترین توزیع های زمان-فرکانس، توزیع ویگنر-ویل است. این توزیع برای تحلیل سیگنال های ساده و تک فرکانس عملکرد عالی دارد. اما در حضور چند سیگنال یا سیگنال های پیچیده، تداخل های متقابل ایجاد می شود که تفسیر آن را دشوار می کند.

$$WD_u(u, f) = F_{\tau \rightarrow f} \left\{ u\left(t + \frac{\tau}{2}\right) u^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) \right\} \quad (2)$$

که $u(t)$ سیگنال اصلی در حوزه زمان، $u^*(t)$ مزدوج مختلط سیگنال، f فرکانس و τ پارامتر تاخیر می باشد.

در رابطه ۲، $u\left(t + \frac{\tau}{2}\right) u^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right)$ در واقع تابع خود همبستگی لحظه ای می باشد و تبدیل فوریه آن به خاطر متقارن بودن در فضای هرمیتی، حقیقی است. با این تفاسیر توزیع ویگنر یک سیگنال، حقیقی می باشد [13]. لازم به ذکر است توزیع ویگنر-ویل همان تابع ویگنر است با این تفاوت که به جای محاسبه توزیع سیگنال اصلی، توزیع سیگنال تحلیلی متناظر با آن محاسبه می شود. با این وجود توزیع ویگنر-ویل به صورت زیر بازنویسی می شود:

$$WD_u(t, \tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} R_u(t, \tau) e^{-j\omega\tau} d\tau = \int_{-\infty}^{+\infty} u\left(t + \frac{\tau}{2}\right) u^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-j\omega\tau} d\tau \quad (3)$$

که در رابطه بالا R بیانگر تابع خود همبستگی می باشد. علاوه بر آن، توزیع ویگنر-ویل متقابل دو سیگنال با تابع زمانی دیگر بر حسب تابع خود همبستگی متقابل نیز قابل تعریف بوده که به صورت زیر می باشد:

عددی برای ارزیابی شدت و موقعیت آسیب استفاده شد. روش پیشنهادی نتایج دقیقی در شناسایی آسیب ها ارائه داده است. آگریا و همکاران، تحقیقی برای شناسایی آسیب در قاب های فولادی انجام دادند [11]. در این تحقیق از یک روش محاسباتی با حداقل داده های ارتعاشی (تنها سه مود ارتعاش) استفاده شده که نیاز به تجهیزات گران قیمت را کاهش می دهد. روش پیشنهاد شده توسط این محققین، آسیب های تک گانه و چندگانه را با دقت ۱۰۰٪ برای مکان یابی و ۸۰٪ برای شدت آسیب شناسایی نموده است. احمدی و همکاران در سال ۲۰۲۴، یک متدولوژی و نشانه آسیب جدید بر اساس تحلیل های زمان-فرکانس و روش تطابقی همبستگی برای شناسایی آسیب در شاهتیرهای فولادی پل ها ارائه نمودند [12]. به منظور ارزیابی روش و نشانه آسیب پیشنهادی، پل حافظ تهران مورد بررسی قرار گرفت. نتایج نشان دهنده قابلیت روش پیشنهادی در شناسایی آسیب ها حتی با شدت کم می باشد. در این تحقیق، یک روش نوین ترکیبی ارائه می شود که با استفاده از تحلیل زمان-فرکانس، ویژگی های کلیدی سیگنال های ارتعاشی را استخراج کرده و از شبکه عصبی مصنوعی برای شناسایی دقیق و سریع آسیب استفاده می کند. هدف اصلی این روش، بهبود دقت و کارایی در شناسایی آسیب در تیرهای فولادی و ارائه مدلی قابل اجرا در محیط های واقعی است. نتایج این پژوهش می تواند کاربردهای گسترده ای در مدیریت سلامت سازه ها، کاهش هزینه های نگهداری، و افزایش ایمنی عمومی داشته باشد.

۲- پردازش سیگنال های پاسخ توابع زمان-فرکانس

مربعی (Quadratic Time-Frequency Representations)

ابزارهای ریاضیاتی قدرتمندی هستند که برای تحلیل سیگنال ها در هر دو حوزه زمان و فرکانس به طور همزمان استفاده می شوند. این توابع به ویژه برای سیگنال های غیرایستا (Non-stationary) که ویژگی های طیفی آن ها با زمان تغییر می کند، مناسب هستند. در واقع این توابع بر اساس توزیع های زمان-فرکانس تعریف می شوند که اطلاعات دامنه فرکانس و زمان را در یک سطح دوبعدی نمایش می دهند. یکی از معروف ترین دسته بندی های این توابع، توزیع های ویگنر-ویل (Wigner-Ville Distribution) و تعمیم یافته های آن است. مقدار توزیع زمان-فرکانس مربعی از توان دوم سیگنال به دست می آید. این خاصیت

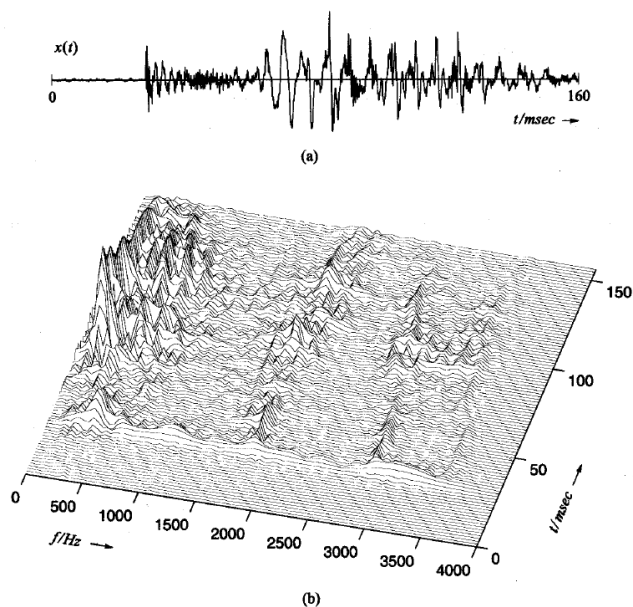
مصنوعی می‌باشد.

شبکه‌های عصبی از عناصر ساختاری ساده‌ای تشکیل شده که برای یادگیری، به صورت تطبیقی عمل می‌نماید. بدین صورت که با پردازش داده، دانش یا قانون نهفته در ورای داده‌ها را به ساختار شبکه انتقال می‌دهد و آموزش خود را بر اساس داده‌های موجود تکمیل می‌نماید. بنابراین می‌توان یک ساختار مصنوعی به تبعیت از شبکه‌های طبیعی ساخت و با تنظیم مقادیر هر اتصال، چگونگی ارتباط بین اجزای آن را تعیین نماییم. حوزه‌های کاربردی شبکه عصبی مصنوعی بسیار گسترده می‌باشند که از جمله طبقه بندی این کاربردها را می‌توان به تشخیص الگو، پردازش سیگنال، پیش‌بینی و درون‌یابی اشاره نمود.

ساختار یک شبکه عصبی مصنوعی به طور کلی شامل سه نوع

لایه است:

- لایه ورودی (Input Layer): وظیفه دریافت داده خام را بر عهده دارد.
- لایه‌های پنهان (Hidden Layers): وظیفه پردازش و استخراج ویژگی‌ها را دارند.



شکل ۱. تاریخچه زمانی یک سیگنال و پلان زمان-فرکانس مربوط به آن با

استفاده از توزیع شبه ویگنر-ویل هموار شده [18]

Fig. 1. Time-history diagram of a signal and its corresponding time-frequency plot using the smoothed pseudo Wigner-Veil distribution [18]

- لایه خروجی (Output Layer): وظیفه ارائه نتایج نهایی را دارد.

$$R_{u,g}(t, \tau) = u(t + \frac{\tau}{2})g^*(t - \frac{\tau}{2}) \quad (4)$$

$$WD_{u,g}(t, \tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} R_{u,g}(t, \tau) e^{(-j\omega\tau)} d\tau = \int_{-\infty}^{+\infty} u(t + \frac{\tau}{2})g^*(t - \frac{\tau}{2}) e^{(-j\omega\tau)} d\tau \quad (5)$$

توزیع ویگنر-ویل رزولوشن بسیار زیادی در هر دو حوزه زمان و فرکانس را ایجاد می‌کند. اگرچه توزیع ویگنر-ویل همزمان تفکیک پذیری زمانی و فرکانسی بالایی دارد ولی در حذف عبارات متقاطع خارجی بین مؤلفه‌های فرکانسی مثبت سیگنال و عبارات متقاطع داخلی ناتوان است. شایان ذکر است ایجاد جملات متقاطع خارجی، شناسایی مشخصه‌های مورد نظر را به خصوص در سیگنال‌های چند مؤلفه‌ای دشوار و یا غیر ممکن می‌سازد. از جمله اشکالاتی و یا نقطه ضعف‌هایی که برای روش ویگنر-ویل می‌توان نام برد تولید جملات متقاطع می‌باشند [14].

با توجه به مشکلات توزیع ویگنر-ویل [15-17]، در این تحقیق از توزیع شبه ویگنر-ویل هموار شده استفاده شد. از جمله مشکلاتی که در توزیع شبه ویگنر-ویل هموار شده، مرتفع شده، کاهش اثر جملات متقابل است. این جملات موجب نمایش نادرست توزیع انرژی سیگنال در هر دو حوزه فرکانس و زمان می‌شوند. در توزیع شبه ویگنر-ویل هموار شده با اعمال دو پنجره هموار کننده این مشکل تا حد قابل توجهی مرتفع شده است. در واقع در این توزیع، هموار نمودن توزیع ویگنر-ویل در دو حوزه زمان و فرکانس و با دو پنجره مورد نظر قرار می‌گیرد. با این وجود، توزیع شبه ویگنر-ویل هموار شده به صورت رابطه ۶ تعریف می‌شود:

$$SPWD_u^{h,H}(\tau, f) = \int_{-\infty}^{+\infty} h(\tau)H(f)u(t + \frac{\tau}{2})u^*(t - \frac{\tau}{2})e^{-j\omega\tau} d\tau \quad (6)$$

که $H(f)$ و $g(\tau)$ به ترتیب پنجره هموار کننده در حوزه زمان و پنجره هموار کننده در حوزه فرکانس می‌باشند. در شکل (۱) نمایی از دیاگرام زمان-فرکانس حاصل از پردازش با توزیع شبه ویگنر-ویل هموار شده نشان داده شده است.

شبکه عصبی مصنوعی در طول چندین سال اخیر پژوهشگران، دانشمندان، ریاضی‌دانان و پزشکان در جستجوی این بوده‌اند که با ایده گرفتن از محیط طبیعی اطراف از جمله سیستم عصبی بدن انسان بتوانند روش‌ها و الگوریتم‌هایی را مطرح کنند که به وسیله آن بتوان داده‌های پیچیده را تحلیل نمود. یکی از روش‌هایی که توسط پژوهشگران در سال‌های گذشته مطرح شده، شبکه عصبی

میانگین خطای مربعات MSE یا ریشه دوم میانگین خطای کمترین مربعات RMSE ارزیابی نمود. که y_i مقدار برای داده های واقعی و y_p مقدار برای داده های پیش بینی شده می باشد. در این صورت رابطه میانگین خطای مربعات به صورت رابطه ۸ می باشد.

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - y_p)^2}{n} \quad (8)$$

RMSE معیاری است که معمولاً برای تفاوت بین مقادیر پیش بینی شده توسط یک مدل و مقادیر واقعی مورد استفاده قرار می گیرد. RMSE نشان دهنده جذر میانگین درجه دوم اختلاف بین داده های پیش بینی شده با داده های واقعی می باشد. مقدار RMSE همواره غیر منفی بوده و البته مقدار صفر نمی پذیرد. هرچه مقدار RMSE کمتر و نزدیک به صفر باشد یعنی مدل پیش بینی کننده عملکرد بهتری داشته است. به دلیل اینکه این معیار جذر میانگین توان دوم اختلاف داده های پیش بینی شده با داده های واقعی می باشد از این رو تاثیر هر خطا متناسب با اندازه مربع خطا است پس خطاهای بزرگ تاثیر زیادی روی RSME می گذارد در نتیجه این معیار به موارد پرت بسیار حساس است. رابطه ۹ که y_i مقدار برای داده واقعی و y_p مقدار داده پیش بینی شده می باشد.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - y_p)^2}{n}} \quad (9)$$

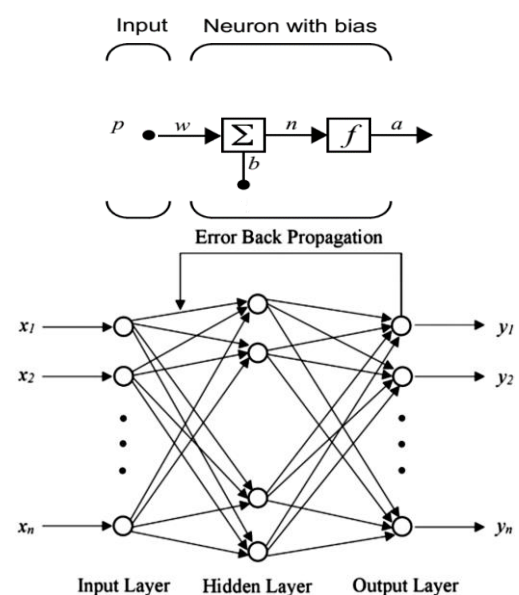
۳- آزمایش ارتعاش پایه تیر فولادی

در این پژوهش برای ارزیابی و کنترل روش جدید ارائه شده برای شناسایی آسیب، یک تیر فولادی به طول ۱/۵ متر در آزمایشگاه به صورت ارتعاش-پایه مورد آزمایش قرار گرفت. در جدول (۱) مشخصات تیر آهن مورد استفاده در این پژوهش بیان شده است. به منظور ثبت ارتعاشات تیر، از پنج حسگر شتاب سنج استفاده شد. در شکل (۴) نمایی از تیر فولادی و حسگرهای نصب شده قابل مشاهده می باشند. همچنین در شکل (۴) چگونگی قرارگیری حسگرها همراه با شماره گذاری آنها نمایش داده شده است. حسگرها در فواصل ۲۵ سانتی متری از یکدیگر و کاملاً قرینه نسبت به میانه تیر نصب شده اند. لازم به ذکر است که این سنسورها در تمامی مراحل ثبت شتاب در جای خود ثابت بوده و تغییراتی در محل سنسورها روی نداده است.

در شکل (۳)، نمایی ساده از شبکه عصبی مصنوعی نشان داده شده است. دایره ها و خطوط در این شکل به ترتیب بیانگر نرون ها و اتصالات وزندار می باشند.

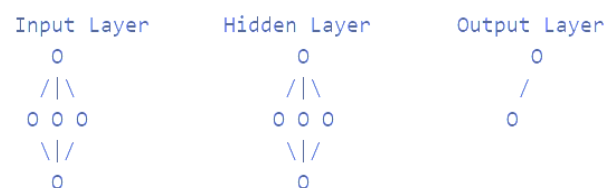
نرون های مصنوعی بر اساس نرون های واقعی مدل شده اند. کارکرد هر نرون بدین صورت است که هر نرون از یک بردار ورودی که آن را p می نامیم، تشکیل شده است. نرون ها هر یک در w ضرب شده و وزن دار شده و سپس همگی با یکدیگر جمع می شوند. لازم به ذکر است که با اضافه کردن پارامتر b نرون ها بایاس دار می شوند. سر انجام حاصل جمع این مقادیر به دست آمده را به عنوان ورودی نرون در شبکه عصبی مصنوعی در نظر می گیریم. سپس تابع f روی آن اعمال شده که خروجی نرون را شکل می دهند. این فرایند در شکل (۲) و رابطه ۷ نشان داده شده است.

$$a = f(wp + b) \quad (7)$$



شکل ۱. اجزای یک نرون و لایه ها در یک شبکه عصبی مصنوعی [19]

Fig. 2. Components of a neuron and layers in an artificial neural network [19]



شکل ۳. نمایی ساده از شبکه عصبی مصنوعی

Fig. 3. A simple view of an artificial neural network

اثر بخشی مدل های رگرسیون خطی را می توان با روش سنجش

جدول ۱. مشخصات مکانیکی تیر فولادی

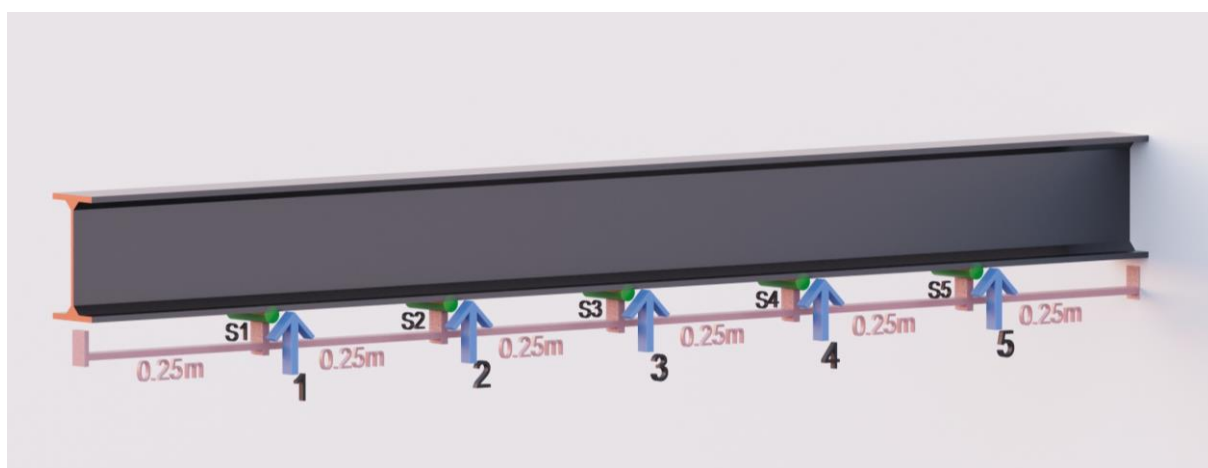
Table 1. Mechanical properties of steel beam

Steel type	Height (mm)	Flange width (mm)	Web thickness (mm)	Flange thickness (mm)	Elastic modulus (mm)	Density (kg/m ³)	Poisson's ratio
IPE 14	14	73	4.7	6.8	2.1E10	7850	0.3



(a)

(الف)



(b)

(ب)

شکل ۴. الف) نصب سنسورها در تیر فولادی ب) شماره گذاری سنسورها و فواصل آنها از یکدیگر

Fig. 4. a) Installing sensors in steel beam b) Numbering sensors and their distances from each other

سناریوهای آسیب در نظر گرفته شده بدین صورت بوده که حالت سالم به عنوان سناریوی صفر نامگذاری شده است. در سناریوی آسیب ۱، آسیب به مقدار ۵٪ دقیقاً در قسمت میانی تیر ایجاد شده است. در واقع به مقدار ۵٪ از ارتفاع کل تیر آسیب ایجاد شده است. در سناریوی ۲، آسیب میانی به ۱۰٪ افزایش یافته و همچنین در طرفین آن، ۲ آسیب با شدت ۵٪ ایجاد شده است. در سناریوی ۳، آسیب‌های طرفین به اندازه ۱۵٪ و آسیب در میانه تیر به اندازه ۲۰٪ افزایش یافته‌اند. برای سناریوی شماره ۴، آسیب در میانه تیر به اندازه ۲۵٪ و آسیب‌های طرفین به اندازه ۲۰٪ در نظر گرفته

لازم به ذکر است نیرو به صورت بار ضربه‌ای اعمال شده است. بدین صورت که یک وزنه ۱ کیلوگرمی را از ارتفاعی ۴ سانتی‌متری رها کرده و پاسخ تیر تحت اثر این نیرو ثبت شده است. در واقع ارتعاشات تیر ناشی از اعمال بار توسط شتاب‌سنجها اندازه‌گیری و با دیتالاگر ۱۶کاناله دینامیکی در رایانه ثبت می‌شود. در اولین آزمایش، حالت تیر فولادی بدون آسیب مورد نظر قرار گرفت. سپس مطابق با سناریوهای آسیب در نظر گرفته شده، آسیب‌هایی در تیر مورد نظر ایجاد و آزمایشات به صورت گفته شده انجام پذیرفت.

فرکانس شبه ویگنر-ویل هموار شده و شبکه عصبی مصنوعی برای شناسایی آسیب در تیرهای فولادی پیشنهاد شده است. با این وجود لاجرم تربیت شبکه عصبی بسیار قابل توجه می‌باشد. بدیهی است تربیت شبکه تنها با هشت سناریوی آسیب معرفی شده در بخش پیشین میسر نبوده و دقت مناسبی برخوردار نخواهد بود. از این رو و با توجه به محدودیت‌های آزمایشگاهی، مدل اجزای محدود کاملاً مشابه با تیر فولادی و شرایط آزمایشگاهی در نرم‌افزار آباکوس ایجاد شد. نمایی از مدل ساخته شده در شکل (۶) قابل

شده‌اند. در سناریو شماره ۵، آسیب‌های طرفین همان ۲۰٪ حفظ شده لیکن آسیب در میانه تیر به اندازه ۳۰٪ شده است. در سناریوی ۶، آسیب‌های طرفین به اندازه ۲۵٪ در نظر گرفته شده و آسیب مانی نیز ۳۰٪ لحاظ شده است. در سناریوی شماره ۷، هر سه آسیب به اندازه ۳۰٪ در نظر گرفته شده‌اند. لازم به ذکر است آسیب‌ها توسط سنگ فرز و به صورت عمود بر محور طولی تیر و به ضخامت ۳ میلی‌متر ایجاد شده‌اند که شکل (۵) نمایانگر این مطلب می‌باشد.

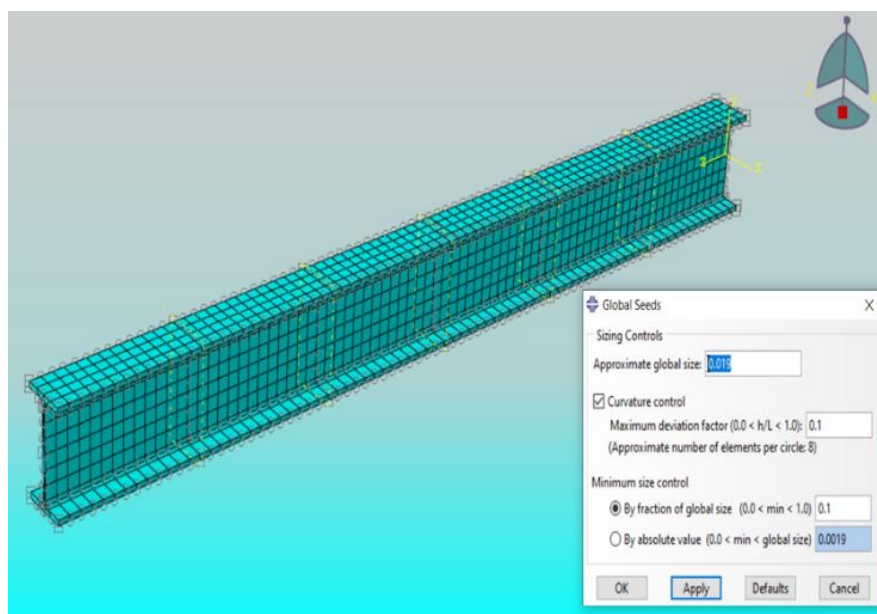
۴- ساخت مدل اجزا محدود و صحت سنجی آن

در این پژوهش یک روش جدید بر پایه کاربرد تابع زمان-



شکل ۵. نمایی از آسیب‌های ایجاد شده در تیر فولادی

Fig. 5. A view of the damages caused in the steel beam



شکل ۶. مش بندی مدل اجزای محدود ساخته شده از تیر فولادی در نرم‌افزار آباکوس

Fig. 6. Meshing a finite element model made of a steel beam in Abaqus software

پس از اتمام مراحل مدل سازی، لازمست از درستی عملکرد مدل اطمینان حاصل شود. به منظور اطمینان از درستی عملکرد مدل، پاسخ های مدل اجزای محدود با پاسخ های بدست آمده در آزمایشگاه مورد مقایسه قرار گرفت. در واقع درستی عملکرد مدل اجزای محدود منوط به نزدیکی پاسخ های آن با پاسخ های حاصل از آزمایشگاه می باشد. بدین منظور ۳ مود اول ارتعاشی در آزمایشگاه با سه مود اول ارتعاشی در مدلی تحلیلی مقایسه شد. نتایج در جدول زیر نشان داده شده است. همان طور که در جدول (۲) مشاهده می شود، اختلاف نتایج مابین مدل آزمایشگاهی و مدل اجزای محدود کمتر از ۵ درصد می باشند و بنابراین مدل قابل اطمینان است.

پس از درستی آزمایشی مدل و اطمینان از عملکرد آن، سناریوهای آسیب متعدد و مختلفی در مدل ایجاد و پس از تحلیل، نتایج ثبت شد. در این پژوهش تعداد ۷۹ سناریوی آسیب مختلف تعریف شد. از این تعداد ۳۱ سناریو آسیب به صورت آسیب تکی در یک محل آسیب با شدت های ۵٪، ۱۵٪، ۲۰٪، ۲۵٪، ۳۰٪ در نظر گرفته شد. علاوه بر آن در ادامه سه محل آسیب ۲ و ۳ و ۴ را با شدت های ۴۰٪ و ۵۰٪ از ارتفاع کل تیر آسیب دادیم. در مجموع ۲۵ آسیب تکی که همگی دارای درصدهای ۵٪، ۱۵٪، ۲۰٪، ۲۵٪، ۳۰٪ از ارتفاع کل تیر و ۶ آسیب در محل آسیب های ۲، ۳ و ۴ که شدت آسیب های ۴۰٪ و ۵۰٪ از ارتفاع کل تیر دارند. برای این که آموزش عمیق تری داشته باشیم و بتوانیم قابلیت این روش را برای شناسایی چندین آسیب با شدت های مختلف را بسنجیم ۴۲ سناریو دیگر به همراه سناریو بدون آسیب به تعداد سناریوهای ترکیبی آزمایشگاه اضافه کردیم. علاوه بر سناریوهای ذکر شده مورد ۸۰ نیز سناریوی بدون آسیب برای تیر فولادی خواهد بود که در شکل (۷) نشان داده شده است.

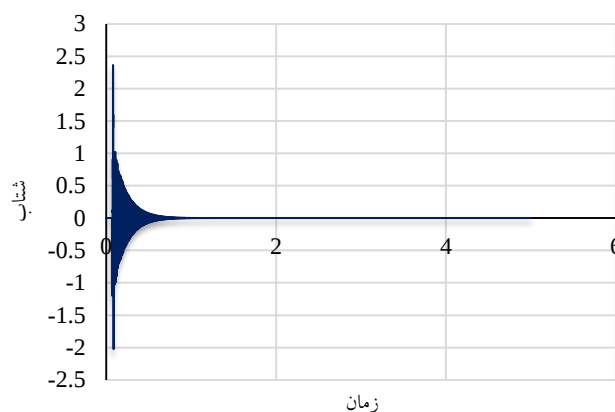
۵- پردازش سیگنال با استفاده از روش شبه ویگنر- ویل هموار شده

مشخصه های دینامیکی که از حسگرهای شتاب سنج به دست می آیند را نمی توان مستقیماً برای شناسایی آسیب به شبکه عصبی مصنوعی معرفی نمود. این سیگنال ها باید پردازش شده تا بتوان اطلاعات و ویژگی های حساسی که مربوط به پارامترهای سازه ای برای فرآیند شناسایی خسارت هستند را از آن ها استخراج نمود. سیگنال های زمانی یا همان تاریخچه های پاسخ تیر به منظور تفسیر بیشتر مشخصات ارتعاشی، اغلب توسط روش های متنوعی که هر

جدول ۲. مقایسه فرکانس های حاصل از مدل تحلیلی و نتایج آزمایشگاهی در سه مود اول ارتعاش

Table. 2. Comparison of frequencies obtained from the analytical model and experimental results in the first three vibration modes

PERIOD - MODEL	MOD 1 (HZ)	MOD2 (HZ)	MOD3 (HZ)
Analytical model	12.59	28.10	66.3
Laboratory model	12.41	28.89	65.91
Percentage difference	1.42%	2.81%	0.58%



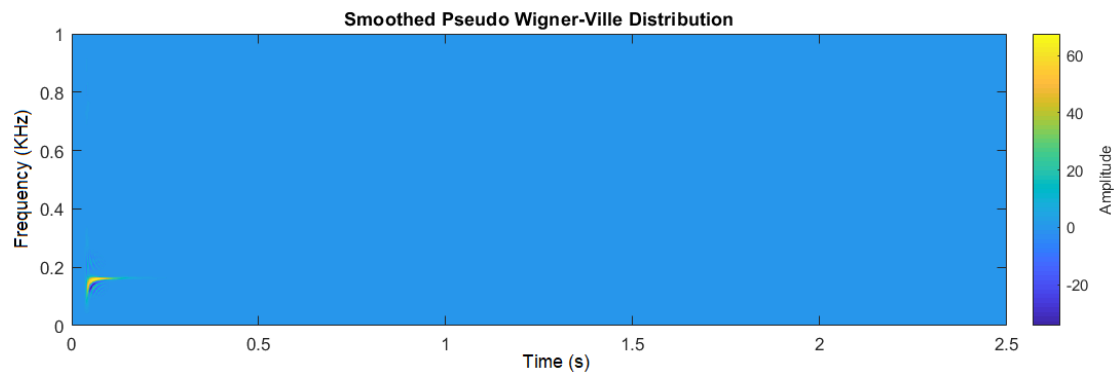
شکل ۷. پاسخ ارتعاشات ثبت شده در سنسور S1 تحت سناریو بدون آسیب

Fig. 7. Vibration response recorded in sensor S1 under no-damage scenario

مشاهده است. در این پژوهش از آباکوس نسخه ۶،۱۴ استفاده شده است. در ادامه به صورت موجز چگونگی مدل سازی و نیز چگونگی اعمال نیرو در تیر مدل سازی شده و دقت ثبت تاریخچه های زمانی محاسبه شده، اشاره شده است. سپس در قسمت مش بندی که به تقسیم بندی تیر مورد نظر می پردازیم. آسیب در تیر را طبق سناریو آسیب مورد نظر آسیب داده و تاریخچه زمانی ها را ثبت می کنیم که چند مورد از سناریوها را مورد بررسی قرار می دهیم.

۴-۱- درستی آزمایشی مدل اجزاء محدود

در این پژوهش، تحلیل های مودال و دینامیکی روی مدل انجام پذیرفت. بار اعمالی نیز کاملاً مشابه با شرایط آزمایشگاهی، به صورت بار ضربه ای مدلسازی شد. اندازه بهینه مش بندی نیز با انجام سعی و خطا بدست آمد. در واقع با انجام چندین سعی و خطا و بررسی نتایج به دست آمده از اندازه های مختلف مش بندی، این نتیجه حاصل شد که بهینه ترین اندازه برای مش بندی تیر مورد نظر، سائز ۰/۰۱۹ متر می باشد.



شکل ۸. پلان زمان-فرکانس مربوط به سیگنال ثبت شده در سنسور ۳ در حالت بدون آسیب
Fig. 8. Time-frequency plot of the signal recorded in sensor 3 in the undamaged state

است. بدیهی است چنانچه نیروی محرک تغییر نماید، پلان زمان-فرکانس نیز تغییر خواهد نمود.

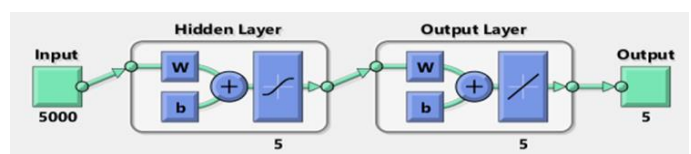
۶- شناسایی آسیب

با اطلاعات حاصل از پردازش سیگنال‌های پاسخ در حوزه زمان-فرکانسی و بدست آوردن مشخصه‌های دینامیکی ۸۰ سناریو در هر یک از ۵ سنسور، فرایند تربیت شبکه عصبی صورت می‌پذیرد. در این پژوهش از یک شبکه عصبی دو لایه پیشرو با نرون‌های مخفی سیگموئید و نرون‌های خروجی خطی که قابلیت مرتبط ساختن مسائل چند بعدی را دارد استفاده شده است. لایه مخفی شبکه از ۵ نرون بهره می‌برد. در شکل (۹) نمایی از شبکه عصبی مورد استفاده، نشان داده شده است.

همانطور که گفته شد، داده‌های ورودی شبکه عصبی، داده‌های پردازش شده در حوزه زمان-فرکانسی می‌باشند که برای هر یک از سنسورها در هر سناریو از یک ماتریس 1000×1000 تشکیل شده است. برای آموزش از ۸۰ درصد داده‌ها برای آموزش شبکه، ۱۰ درصد برای ارزیابی (validation) و ۱۰ درصد برای تست استفاده شده است. بنابراین ۶۴ سناریو برای آموزش شبکه، ۸ سناریو برای ارزیابی و ۸ سناریو برای تست شبکه به کار گرفته شده است.

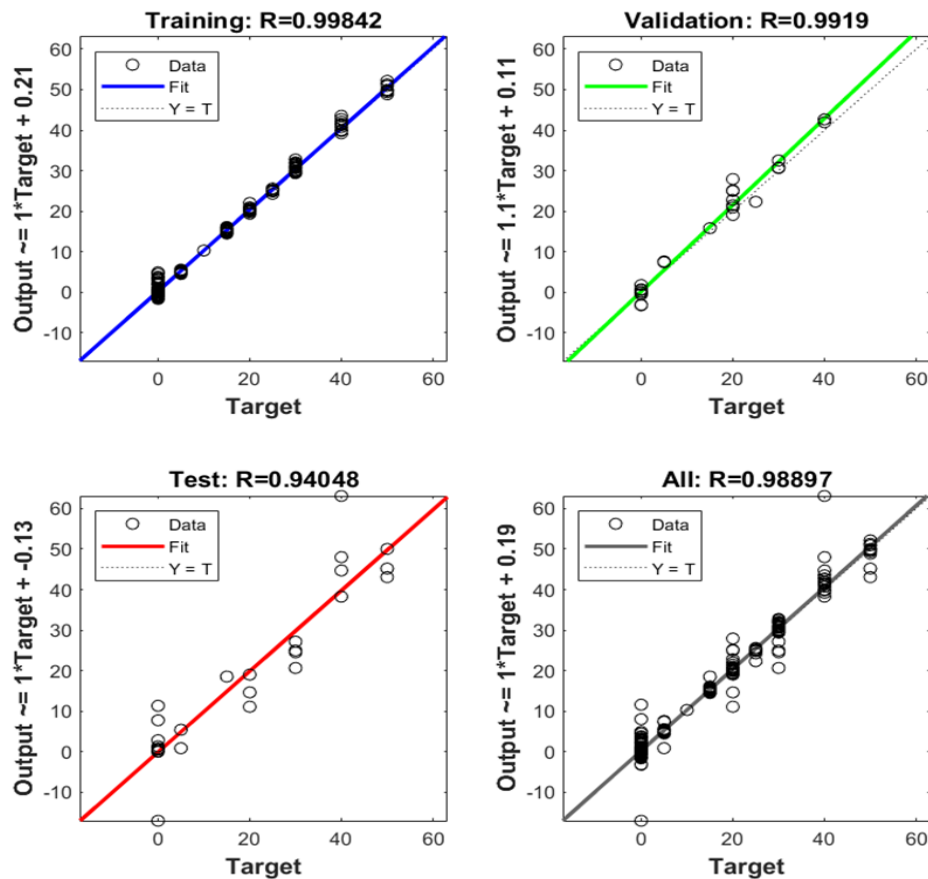
الگوریتم بکار گرفته شده برای آموزش شبکه لوبنبرگ مارکواردت (Levenberg-Marquardt) می‌باشد. مقادیر خروجی، مقدار درصد آسیب می‌باشند. درصدهای خروجی بیانگر وجود یا عدم وجود آسیب و همچنین شدت آسیب به درصد می‌باشند.

معیار مورد نظر برای ارزیابی شبکه از بین معیارهای ارزیابی که برای ارزیابی شبکه استفاده می‌شود، R، MSE و RMSE می‌باشد. همچنین با استفاده از نمودار اشتباه (Error) می‌توان مقدار خطای موجود را سنجید.



شکل ۹. ترکیب شبکه عصبی مصنوعی
Fig. 9. Artificial neural network composition

یک از این روش‌ها مزیت‌هایی نسبت به روش‌های دیگر دارند، به حوزه‌های دیگر انتقال می‌یابند. همانطور که گفته شد در این تابع شبه ویگنر-ویل هموار شده با کاهش جملات تداخلی، ماتریس‌های زمان-فرکانسی که وضعیت سازه را با دقت بالا مشخص می‌نماید را ارائه می‌دهد. با کاربرد توابع شبه ویگنر-ویل هموار شده، پلان‌های زمان-فرکانس محاسبه می‌شوند. به عنوان نمونه در شکل (۸) پلان زمان-فرکانس مربوط به سیگنال ثبت شده در سنسور ۳ در حالت بدون آسیب نشان داده شده است. در این شکل پلان زمان-فرکانس حاصل از تابع شبه ویگنر-ویل هموار شده، تغییرات محتوای فرکانسی و تاریخچه زمانی پاسخ قابل مشاهده می‌باشد. همان‌طور که مشخص است عمده انرژی سیگنال در یکدهم ثانیه ابتدایی رصد شده است. نیروی اعمالی به صورت ضربه در نظر گرفته شده است. از سوی دیگر سازه مورد نظر دارای یک سری ویژگی‌های ذاتی می‌باشد. در واقع سازه دارای محتوای فرکانسی مخصوص به خود است. بنابراین تحت اثر نیروی اعمالی، ضربه با فرکانس مشخص به سازه با محتوای فرکانسی معین اعمال شده و متناسب با ضربه اعمالی، فرکانس میرا یا تشدید می‌شود. با این وجود در خصوص پلانهای زمان-فرکانس نشان داده شده که فرکانس غالبش در بازه ۱۰۰-۲۰۰ هرتز و در بازه زمانی تقریبی یکدهم ثانیه ابتدایی اتفاق افتاده، بدین معناست که پیک نیروی اعمالی در این بازه اتفاق افتاده



شکل ۱۰. محاسبه ضریب همبستگی برای آموزش، اعتبارسنجی، آزمایش و حالت کلی

Fig. 10. Calculating correlation coefficients for training, validation, testing, and overall mode

همچنین RMSE نیز این اعداد هر چه به صفر نزدیکتر باشند، بیانگر دقت بالاتر شبکه می‌باشند. شایان ذکر است در این پژوهش از این معیارهای ارزیابی استفاده شده است. در شکل (۱۰) نمودارهایی از محاسبه ضریب همبستگی برای آموزش، اعتبارسنجی، آزمایش و حالت کلی نشان داده شده است. ضمناً در جداول (۳ و ۴)، مقادیر محاسبه شده برای MSE و RMSE نشان داده شده است.

همان‌طور که پیشتر بیان شد R یا همان ضریب همبستگی یک معیار سنجش می‌باشد. زمانی که داده‌های پیش‌بینی شده با داده‌های حاصل مطابقت داشته باشند یعنی به عدد یک نزدیکتر باشند، شبکه عصبی طراحی شده عملکرد دقیق‌تری دارد. همچنین هر چه اختلاف بیشتر باشد و به عدد صفر نزدیکتر باشد، دارای عملکرد ضعیف‌تری خواهد بود. در خصوص MSE یا همان میانگین خطای مربعات و

جدول ۳. نتایج RMSE داده‌ها

Table 3. Data RMSE results

NUMBER-T,V	1	2	3	4	5	6	7	8
TEST	0.90	0.38	0.27	0.82	0.84	0.62	1.58	1.32
VALIDATION	0.44	0.54	0.79	1.21	0.58	0.21	0.92	0.52
MAIN AMOZESH				0.38				
MAIN TEST				0.84				
MAIN VALIDATION				0.65				
MAIN TOTAL				0.75				

جدول ۴. نتایج MS داده ها

Table. 4. Data MSE results

NUMBER-T,V	1	2	3	4	5	6	7	8
TEST	0.82	0.14	0.07	0.67	0.71	0.39	2.51	1.75
VALIDATION	0.19	0.29	0.63	1.47	0.34	0.04	0.85	0.27
MAIN AMOZESH				0.16				
MAIN TEST				0.88				
MAIN VALIDATION				0.51				
MAIN TOTAL				0.70				

است. شناسایی این آسیبها و تعیین محل آنها برای هر روش شناسایی آسیب بسیار مشکل و کاملاً چالشی می‌باشد. بنابراین روش پیشنهادی به هدف از نوشتن سناریو اول شناسایی دو آسیب با درصدهای یکسان و خارج از درصدهای موجود در سناریوهای آموزشی در محل‌های کنار هم در قسمت وسط تیر و عدم وجود آسیب در محل آسیب‌های نزدیک به تکیه گاه و نیز یکی از محل‌های نزدیک به محل آسیب می‌باشد. سایر سناریوها نیز بدین گونه هر کدام برای شناسایی برای وجود یا عدم وجود ۲ آسیب در کنارین و محل‌های نزدیک به تکیه گاه و سایر ۳ آسیب با درصدهای خارج از سناریو آسیب را دنبال می‌کند.

نتایج محاسبات شامل پیش‌بینی آسیب توسط روش پیشنهادی و مقدار مورد انتظار در جدول (۵) نشان داده شده است. همانطور که در جدول قابل ملاحظه است.

در سناریوی T1 برابر شکل (۱۰)، دو آسیب با شدت‌های ۲۵٪ در مجاورت حسگرهای ۳ و ۴ در نظر گرفته شده است. روش پیشنهادی در صورت درستی عملکرد باید بتواند ضمن شناسایی آسیب‌ها، شدت آنها و همچنین محل آنها را تعیین نماید. نتایج محاسبات در شکل (۱۱) قابل مشاهده است. مقادیر محاسبه شده توسط روش پیشنهادی در حسگرهای ۱ الی ۵ به ترتیب برابر با ۰/۵٪، ۱٪، ۲۴٪، ۲۶٪ و ۰/۴٪ می‌باشند. این مقادیر در واقع شدت آسیب شناسایی شده توسط روش پیشنهادی می‌باشند. در حسگرهای ۱، ۲ و ۵، شدت آسیب محاسبه شده بسیار اندک بوده که مشخصاً نشان دهنده عدم وجود آسیب در آن نواحی است. علاوه بر آن شدت آسیب محاسبه شده در محل حسگرهای ۳ و ۴ بسیار مناسب و با اختلاف بسیار جزئی از مقدار آسیب واقعی است.

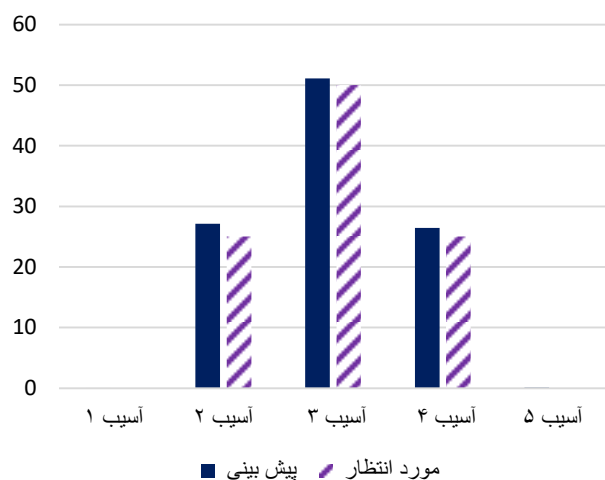
جدول ۵. سناریوهای پیش‌بینی آسیب

Table.5. Damage prediction scenarios

NUMBER SENARIO(%)	1	2	3	4	5
T1	0	0	25	25	0
T2	0	30	25	15	0
T3	0	15	40	25	0
T4	0	25	50	25	0

پس از آموزش و تست‌های شبکه، از رگرسیون‌های خطی و همچنین معیارهای RMSE و MSE برای ارزیابی استفاده شد. با توجه به توضیحات ارائه شده و همان‌گونه که پیشتر نیز اشاره شد برای آزمایش شبکه به منظور پیش‌بینی مقادیر آسیب و نشان دادن قابلیت شبکه به صورت شهودی از ۴ سناریوی آسیب دیگر استفاده شد. در واقع به منظور ارزیابی جامع، از ۴ سناریوی آسیب متفاوت از سناریوهای مورد استفاده در آموزش شبکه عصبی استفاده شد. لازم به ذکر است استفاده از این ۴ سناریو برای آموزش شبکه نیز امکان‌پذیر بود. در این صورت تغییر در درصد تخصیص داده‌ها برای آزمایش و ارزیابی در فرایند شبکه صورت می‌پذیرد. لیکن از آنجایی که این ۴ سناریو متفاوت از سایر سناریوها بوده و تخصیص شبکه به صورت تصادفی بوده و احتمال استفاده از این ۴ سناریو برای آزمایش کم می‌باشد، در نتیجه با استفاده از پرسش از شبکه عصبی برای پیش‌بینی هر ۴ سناریو اقدام شد. در جدول (۵) به این سناریوها اشاره شده است.

همانطور که در جدول (۵) نشان داده شده، برای ارزیابی جامع روش پیشنهادی، سناریوهای آسیب به صورت چالشی در نظر گرفته شده‌اند. در واقع در هر یک از سناریوها چند آسیب به صورت همزمان لیکن در محل‌های متفاوت در نظر گرفته شده



شکل ۱۴. پیش‌بینی آسیب تحت سناریو آسیب T4

Fig. 14. Damage prediction under T4 damage scenario

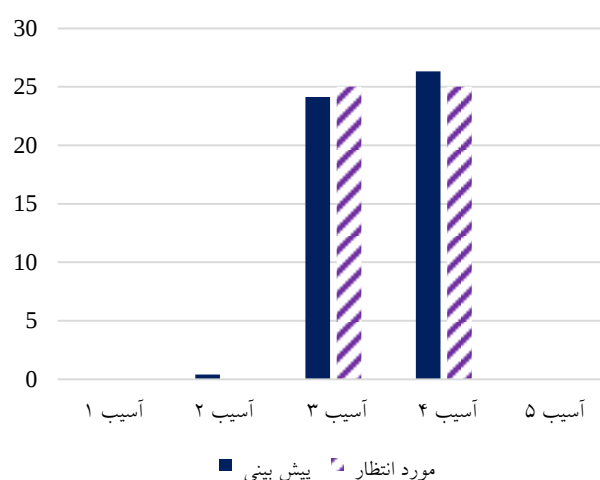
در سناریوی T2 مقدار آسیب در نظر گرفته شده در محل حسگرهای ۱ الی ۵ به ترتیب برابر با ۰٪، ۳۰٪، ۲۵٪، ۱۵٪ و ۰٪ می‌باشند. نتایج بدست آمده با استفاده از روش پیشنهادی در دیاگرام شکل (۱۲) نمایش داده شده است. همانطور که در دیاگرام موصوف مشاهده می‌شود، نتایج بسیار مطلوب می‌باشند. با وجود اینکه در این سناریو ۳ آسیب به صورت همزمان و همچنین شدت‌های متفاوت در نظر گرفته شده، آسیب‌ها، محل آنها و حتی شدت آنها با دقت بسیار بالا تشخیص داده شده است.

در سناریوی آسیب T3 مجدداً ۳ آسیب در محل حسگرهای ۲، ۳ و ۴ با شدت‌های ۱۵٪، ۴۰٪ و ۲۵٪ لحاظ شده است. نتیجه روش پیشنهادی در شکل (۱۳) قابل مشاهده است. در این سناریو نیز عملکرد روش پیشنهادی خیره‌کننده می‌باشد. آسیب‌ها با دقت بسیار بالا و با کمترین خطا شناسایی شده‌اند.

در سناریوی T4 سه آسیب در محل حسگرهای ۲ الی ۴ به ترتیب با شدت‌های ۲۵٪، ۵۰٪ و ۲۵٪ در نظر گرفته شده است. همانطور که از دیاگرام نمایش داده شده در شکل (۱۴) قابل استخراج است روش پیشنهادی در محل حسگرهای ۱ الی ۵، آسیبه‌ها را به ترتیب با شدت‌های ۰٪، ۲۷٪، ۵۱٪، ۲۶٪ و ۰٪ پیش‌بینی نموده است.

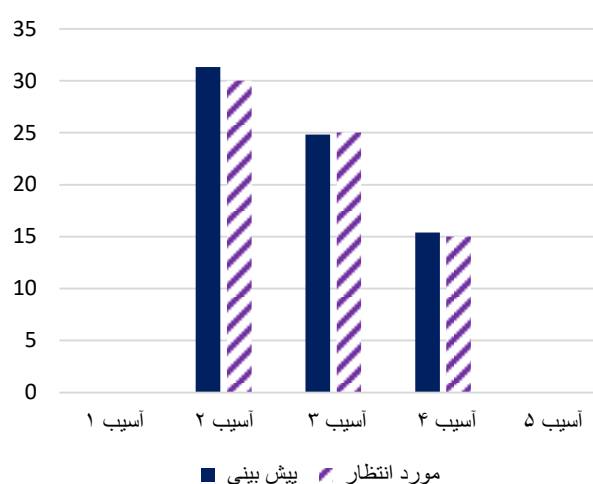
با این وجود روش ارائه شده آسیب‌ها را شناسایی نموده، محل آنها را به درستی شناسایی کرده و شدت آنها را نیز با دقت بسیار مطلوب تخمین زده است.

با توجه به نتایج به دست آمده، روش ارائه شده با دقت بسیار



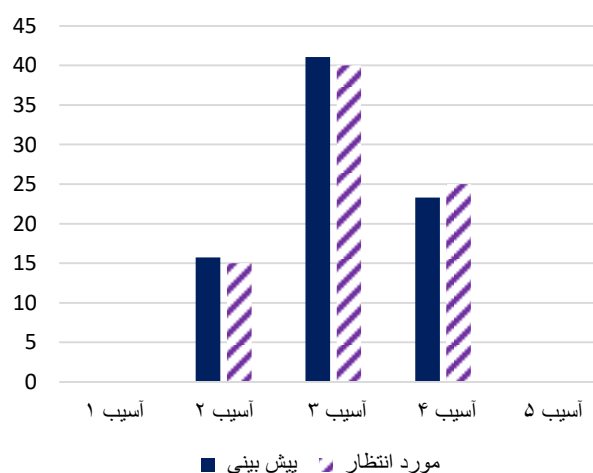
شکل ۱۱. پیش‌بینی آسیب تحت سناریو آسیب T1

Fig. 11. Damage prediction under T1 damage scenario



شکل ۱۲. پیش‌بینی آسیب تحت سناریو آسیب T2

Fig. 12. Damage prediction under T2 damage scenario



شکل ۱۳. پیش‌بینی آسیب تحت سناریو آسیب T3

Fig. 13. Damage prediction under T3 damage scenario

از سناریوهای مورد استفاده برای آموزش شبکه در نظر گرفته شدند. ضمناً در سناریوها، چند آسیب به صورت همزمان و حتی با شدت‌های مختلف تعریف شد. بر اساس نتایج بدست آمده، روش پیشنهادی به درستی آسیب‌ها (ترک) را شناسایی نمود. همچنین محل آسیب‌ها را با دقت بالا شناسایی کرده و با خطای کمتر از ۱٪، شدت آسیب‌ها را تشخیص داده است. با این وجود، روش پیشنهادی با دقت بسیار مطلوب قادر به شناسایی آسیب‌ها با شدت‌های مختلف در محل‌های متفاوت بوده و از این رو برای تشخیص آسیب در تیرهای فولادی پیشنهاد می‌شود.

قدردانی نویسندگان

نویسندگان از حمایت‌های مادی و معنوی گروه مهندسی عمران دانشگاه مراغه قدردانی می‌نمایند.

تعارض منافع

برای نویسندگان این مقاله تعارض منافی جهت انتشار آن وجود ندارد.

سهم نویسندگان

این مقاله از پایان نامه آقای عرفان حسین زاده هنرور که تحت راهنمایی آقای دکتر حمیدرضا احمدی و با مشاوره آقای دکتر امین رفیعی انجام پذیرفته، استخراج گردیده است.

منابع مالی

در این پژوهش از منابع مالی استفاده نشده است.

بیانیه هوش مصنوعی

در این مقاله از ابزارهای هوش مصنوعی به غیر از آنچه درون مقاله به آن‌ها اشاره شده، استفاده نگردیده است.

مطلوب قادر به شناسایی آسیب، تعیین محل و تخمین شدت آسیب‌ها می‌باشد. این روش حتی وجود چند آسیب به صورت همزمان را با عملکرد فوق‌العاده تشخیص داده است. بنابراین، استفاده از روش ارائه شده برای شناسایی آسیب در تیرها پیشنهاد می‌شود.

۷- نتیجه‌گیری

در این پژوهش یک روش جدید برای شناسایی آسیب در تیرهای فولادی ارائه شده است. روش پیشنهادی، ارتعاش-پایه بوده و بر اساس کاربرد تابع شبه ویگنر-ویل هموار شده و همچنین شبکه عصبی مصنوعی بنا شده است. تابع شبه ویگنر-ویل هموار شده از توابع توانمند و کاربردی در تحلیل‌های زمان-فرکانس بوده که قادر به پردازش انواع سیگنال‌ها و استخراج مشخصات دینامیکی آنها می‌باشد. نتایج حاصل از پردازش سیگنال‌ها به شبکه عصبی معرفی می‌شوند. به منظور ارزیابی روش پیشنهادی، یک تیر فولادی در آزمایشگاه مورد آزمایش ارتعاش-پایه قرار گرفت. برای ثبت پاسخ‌های تیر فولادی از ۵ شتاب‌سنج، یک دیتالاگر ۱۶کاناله دینامیکی و یک لپ‌تاپ استفاده شد. علاوه بر آن، مدل تیر مورد نظر با شرایطی کاملاً مشابه با آزمایشگاه در نرم افزار اجزای محدود آباکوس ساخته شد و از درستی عملکرد آن اطمینان حاصل شد. ۸۰ سناریوی آسیب مختلف تعریف و مورد نظر قرار گرفت. پاسخ‌های تیر فولادی در سناریوهای آسیب مختلف ثبت شده و پس از پردازش با تابع شبه ویگنر-ویل هموار شده، به شبکه عصبی معرفی شد. آموزش شبکه عصبی، با استفاده از ضریب همبستگی و همچنین فاکتورهای RMSE و MSE مورد ارزیابی قرار گرفت. سپس برای بررسی چگونگی عملکرد شبکه عصبی به منظور شناسایی آسیب، از چهار سناریوی آسیب برای آزمایش شبکه استفاده شد. سناریوهای در نظر گرفته شده، متفاوت

References

- [1] Tan, Z. X., Thambiratnam, D. P., Chan, T. H. T. and Abdul Razak, H., 2017b. Detecting damage in steel beams using modal strain energy based damage index and Artificial Neural Network. *Engineering Failure Analysis*, 79, pp.253–262. doi: 10.1016/j.engfailanal.2017.04.035.
- [2] Weinstein, J. C., Sanayei, M. and Brenner, B. R., 2018. Bridge Damage Identification Using Artificial Neural Networks. *Journal of Bridge Engineering*, 23(11), p.04018084.
- [3] Tan, Z. X., Thambiratnam, D. P., Chan, T. H. T. and Abdul Razak, H., 2017a. Detecting damage in steel beams using modal strain energy based damage index and Artificial Neural Network. *Engineering Failure Analysis*, 79, pp.253–262. doi: 10.1016/j.engfailanal.2017.04.035.
- [4] Nick, H. and Aziminejad, A., 2021. Vibration-Based Damage Identification in Steel Girder Bridges Using Artificial Neural Network Under Noisy Conditions. *Journal of Nondestructive Evaluation*, 40(1). doi: 10.1007/s10921-020-00744-8.

- [5] Nick, H., Aziminejad, A., Hamid Hosseini, M. and Laknejadi, K., 2021. Damage identification in steel girder bridges using modal strain energy-based damage index method and artificial neural network. *Engineering Failure Analysis*, 119, p.105010. doi: 10.1016/j.engfailanal.2020.105010.
- [6] Ahmadi, H. R., Mahdavi, N. and Bayat, M., 2021. A novel damage identification method based on short time Fourier transform and a new efficient index. *Structures*, 33, pp.3605–3614. doi: 10.1016/J.ISTRUC.2021.06.081.
- [7] Zhao, M., et al., 2022. Time-Frequency Domain Analysis for Damage Detection in Steel Bridges. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 182, p.109306.
- [8] Lee, P., et al., 2023. Generalized Flexibility Index for Damage Localization in Steel Beams. *International Journal of Mechanical Sciences*, 217, p.107033
- [9] Smith, A., et al., 2023. Modal Analysis for Crack Detection in Steel Structures. *Structural Control and Health Monitoring*, 30(5), pp.1203-1217.
- [10] Luu, T. T., et al., 2024. Fatigue Damage Quantification for Structural Health Monitoring of Steel Beams. *Journal of Engineering Science and Technology*, 19(2), pp.709-715.
- [11] Alegría, F., Martínez, E., Cortés-García, C., Estrada, Q., Blanco-Ortega, A. and Ponce-Silva, M., 2024. Efficient Structural Damage Detection with Minimal Input Data: Leveraging Fewer Sensors and Addressing Model Uncertainties. *Mathematics*, 12(21), p.3362.
- [12] Ahmadi, H.R., Momeni, K. and Jasemnejad, Y., 2024. A new algorithm and damage index for detection damage in steel girders of bridge decks.
- [13] Boashash, B., 2003. *Time Frequency Analysis*. Gulf Professional Publishing.
- [14] Wigner, E., 1932. On the Quantum Correction For Thermodynamic Equilibrium. *Physical Review*, 40, pp.749-759.
- [15] Ahmadi, H. R., Haddadi, V. and Bayat, M., 2024. Presenting a new method and X-index based on Choi-Williams distribution and matrix density methods to detect damage in concrete beams. *Steel and Composite Structures*, 53(6), pp.739-747.
- [16] Boashash, B., Touati, S., Flandrin, P., Hlawatsch, F., Tauböck, G., Oliveira, P. M., ... and Akan, A., 2016. *Advanced Time-Frequency Signal and System Analysis*.
- [17] Pyayt, A. L., Kozionov, A. P., Mokhov, I. I., Lang, B., Meijer, R. J., Krzhizhanovskaya, V. V. and Sloom, P. M., 2014. Time-frequency methods for structural health monitoring. *Sensors*, 14(3), pp.5147-5173.
- [18] Aliyan Nejadi, M. M. and Hassanpour, H., 2016. Signal analysis and processing using time-frequency methods. *Journal of Computer Science*, 2(1), pp.1-17. (in persian)
- [19] Beheshti aval, S. B., Ahmadian, V. and Darvishan, E., 2018. Damage detection of structures using signal processing and artificial neural networks. *Journal of Modeling in Engineering*, 16(52), pp.253-265. doi: 10.22075/jme.2018.2939. (in persian)

چگونه به این مقاله ارجاع دهیم؟

Hosseinzadeh Honarvar, E., Ahmadi, H.R. and Rafiee, A., 2026. Presenting an intelligent vibration-based method for identifying damage in steel beams based on the smoothed pseudo Wigner-Ville distribution and artificial neural network. *Modares Civil Engineering journal*, 26(4), pp.65-79.

