



# Identifying Damages in girders of Bridges Using Square Time-Frequency Distribution and Neural Network

H. R. Ahmadi<sup>1\*</sup>, A. M. Allahyari<sup>2</sup>, H. M. Allahyari<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Department of Civil Engineering, Faculty of Engineering, University of Maragheh, Maragheh, Iran

<sup>2</sup>Department of Civil Engineering, Faculty of Engineering, Tehran North Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran

<sup>3</sup>Faculty of Marine Science and Technology, Tehran North Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran

**ABSTRACT:** The detection of damage to structures has received much attention, especially in recent years. In this research paper, a new method for detecting damage in concrete girders of bridge decks is presented. Ease of use, high accuracy, and reduction of monitoring costs are the requirements for the new method. In this research, signal processing tools and artificial intelligence were used to extract damage-sensitive features so that the presence of damage, its intensity, and its location can be determined with very high accuracy based solely on the vibration signals received from a sensor. The accuracy is about 99%, and the error percentage is less than 1. Based on the proposed method, firstly, using the time-frequency function, the response signals from the structure were processed. The neural network was trained, using the processed data. To evaluate, validate and ensure the performance of the proposed method, the numerical model of the concrete girder and the numerical model of the Shahid Madani bridge in Tabriz under normal and disturbed conditions were used. The results show the high diagnostic accuracy of this method and the lowest error rate in determining the condition of the structure and the location of the damaged element.

## Review History:

Received: Apr. 03. 2021

Revised: Oct. 16, 2021

Accepted: Oct. 17, 2021

Available Online: Feb. 28, 2022

## Keywords:

Damage Detection

Health Monitoring

Neural Network

Square Time-Frequency Distribution

Bridge

## 1- Introduction

One of the most significant goals of existing bridges is to determine the characteristics of the bridge and identify possible damage [1, 2]. Nowadays, the repairing and maintenance of bridges and especially their structural components are more researched. However, many of the existing bridges designed in the past cannot withstand seismic loads and need to be evaluated and improved according to the new codes [3]. To strengthen the bridge against earthquakes, it is necessary to determine and identify the existing condition of the structure. Based on the existing conditions, the necessary analyzes are then performed, and needed solutions are presented [4]. Common and older methods of identifying damage, including observation methods and local nondestructive testing, have problems, risks, and shortcomings. For these cases, researchers have proposed other methods for monitoring the condition of structures, one of which is the basis for using vibration data. In general, health assessment and damage diagnosis methods include the two main processes of system identification and pattern recognition. The purpose of monitoring the health of bridges is to perform non-destructive field tests and analyze the response of the structure or part of it to detect the

presence of structural damage or deterioration, its location, extent, and impact on the bridge performance before the bridge becomes inefficient [5-7]. Since bridge responses are nonstationary and their dynamic response to earthquakes is usually characterized by nonlinear behavior, the use of square time-frequency functions for signal processing and feature extraction has been used in this research [8].

In this study, the condition monitoring and control of bridges and their structural components are carried out in the shortest time and without affecting the operation. To identify damage in concrete girders of bridge decks, a new methodology was proposed.

## 2- Materials and Methods

In the research, an intelligent system that uses vibration data for damage detection is presented. In developing this system, every effort has been made to detect damage at the lowest cost and with the highest possible accuracy, as well as to provide the convenient and practical implementation. The proposed system consists of these three stages:

**Data Collection:** In this stage, vibration data are collected in the healthy and damaged states of the structure.

\*Corresponding author's email: ahmadi@maragheh.ac.ir



Data Processing: in this stage, time-frequency plans are extracted and collected using the reduced interference distribution method (RID). The equation of RID for analytical signal  $x(t)$  is defined as follows [9]:

$$RID(t, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} h(\tau) R_x(t, \tau) e^{-i\omega\tau} d\tau \quad (1)$$

where,  $t$  and  $\tau$  are time and time lag, respectively. In addition,  $h(\tau)$  is time smoothing window and  $R_x(t, \tau)$  is the kernel defined as below:

$$R_x(t, \tau) = \int_{-\frac{\tau}{2}}^{\frac{\tau}{2}} \frac{g(v)}{|\tau|} (1 + \text{Cos} \frac{2\pi v}{\tau}) x(t + v + \frac{\tau}{2}) x^*(t + v - \frac{\tau}{2}) dv \quad (2)$$

in which,  $g(v)$  is the frequency smoothing window and  $*$  indicates the complex conjugate. In this research, the Hanning window was used to estimate the spectrum in the time-frequency functions.

Making Decision: In this phase, also known as the classification phase, the neural network is trained, and the state of the structure is identified.

In this study, square time-frequency functions are used together with a neural network to detect damage to concrete girders of bridge decks. For this purpose, a concrete beam is modeled, and its vibrations are recorded under the effect of the applied load. Then the model is damaged, the load is reapplied, and the response signals are recorded. It is worth noting that in addition to the desired damage in one area of the beam, the damage is also caused in different parts of the numerical model, and the above steps are performed for them. The response signals of the concrete beams are processed before and after the damage with a reduced interference distribution function, and the dynamic properties of the beams are extracted. The obtained properties are used to train the neural network. The neural network is trained to identify the damage and determine its position by introducing a new feature derived from processing the response signals of the concrete beam. To validate the above method, the structural results of Shahid Madani Bridge in Tabriz, which was studied for noise-free and noise-affected responses, were used. The capability, innovation, and possibilities of this method are underlined by the fact that although it is easy to use, it can only detect damage if the data from a sensor is used accurately and with an error rate close to zero.

### 3- Case Study and Dataset

Two numerical models were used to evaluate the proposed damage detection method. First, a simple concrete beam was studied. Then, to evaluate the proposed method comprehensively, the numerical model of the Shahid Madani Bridge in Tabriz was also used. The modeling of the Shahid Madani Bridge was done based on the as-built details prepared by the first author.

#### 3- 1- Damage Scenarios

To study the damage detection method in the concrete deck of the bridge deck and the Shahid Madani Bridge, a different single damage scenario is considered for the failure of the numerical model. These failures are considered by reducing the stiffness of the elements in the numerical models. In this study, the number of elements is considered as the location of failure.

#### 3- 2- Processing of The Response Signals

The response signals were recorded under the stimulus load before and after the damage. For signal processing, the reduced interference distribution was used as the desired function. Using this function, the processed response signals and time-frequency matrices are obtained. After processing and calculating time-frequency plans, the dynamic characteristics of the system were extracted.

#### 3- 3- Determining The Severity and Location of The Damage in The Structure

In this phase, the training of the neural network starts using the time-frequency matrices. The search method was used to select the appropriate network, and the neural networks that minimize the error function were selected. Therefore, after training 25 networks at each stage, the network that had the least error was selected. Of all the neural networks created, the results of the network whose numbers are closer to 1 in the data control columns or closer to zero in the mean square error columns are considered the best-trained networks. This process is performed based on the number of neurons and the number of repetitions.

### 4- Conclusions

In this research, a new method for identifying damage in concrete beams of bridge decks was proposed. The proposed method uses the dynamic response of the bridge structure to detect damage. This method is based on using a quadratic time-frequency distribution and a neural network. Considering the existing experience in monitoring the condition of structures and the superiority of output-only methods, an approach that does not require measurement of the input force was chosen. In other words: In this study, based on the measured response of the bridge structure, its dynamic characteristics were extracted, and the damage was determined. Furthermore, since the approach used is based on output signals, it is unnecessary to build a numerical model of the bridge. In this study, a new method was proposed to determine the extent and location of damage to structures by

minimizing the number of sensors used. To reduce the cost of monitoring, the responses of the structures were recorded using only one sensor. As the number of sensors decreases, the cost of software and hardware for condition monitoring is significantly reduced. A numerical model of a concrete girder and deck of the Shahid Madani Bridge in Tabriz was used to evaluate the proposed method. The obtained results indicate the optimal suitability of the proposed method and show its accuracy in diagnosing the extent of the health condition and localizing the damage. Due to its simplicity and performance, as well as its practicality, the proposed method can be used for measuring the condition of concrete girders of bridge decks.

## References

- [1] H.R. Ahmadi, N. Mahdavi, M. Bayat, A novel damage identification method based on Short Time Fourier Transform and a new efficient index, *Structures*, 33, (2021), 3605-3614.
- [2] H.R. Ahmadi, D. Anvari, New damage index based on least squares distance for damage diagnosis in steel girder of bridge's deck, *Structural Control and Health Monitoring*, 25(10), (2018), e2232.
- [3] F. Daneshjoo, H.R. Ahmadi, G. Mobtaker, Feature identification and damage detection of concrete piers of bridges using timefrequency representation and modified matrix subtraction method, *Sharif Civil Engineering Journal*, 29(2), (2013), 37–48. (in Persian)
- [4] H.R. Ahmadi, N. Mahdavi, M. Bayat, A new index based on short time fourier transform for damage detection in bridge piers, *Computers and Concrete*, 27(5), (2021), 447-455.
- [5] H. Wenzel, *Health Monitoring of Bridges*, John Wiley & Sons Ltd, 2009, West Sussex, UK, 2009.
- [6] A.A. Mufti, *Guidelines for structural health monitoring, Structural analysis (Engineering)*, ISIS, Canada, 2001.
- [7] L. Qiao, *Structural damage detection using signal-based pattern recognition*, Ph.D thesis, USA: Kansas State University, 2009.
- [8] H.R. Ahmadi, D. Anvari, Health monitoring of pedestrian truss bridges using cone-shaped kernel distribution, *Smart Structures and Systems*, 22(6), (2018), 699-709.
- [9] H.R. Ahmadi, F. Daneshjoo, N. Khaji, New damage indices and algorithm based on square time–frequency distribution for damage detection in concrete piers of railroad bridges, *Structural Control and Health Monitoring*, 22(1), (2015), 91-106.

### HOW TO CITE THIS ARTICLE

H. R. Ahmadi, A. M. Allahyari, H. M. Allahyari, *Identifying Damages in girders of Bridges Using Square Time-Frequency Distribution and Neural Network*, *Amirkabir J. Civil Eng.*, 54(9) (2022) 671-674.

DOI: [10.22060/ceej.2022.19812.7262](https://doi.org/10.22060/ceej.2022.19812.7262)







## شناسایی آسیب در شاه تیرهای بتنی عرشه پل‌ها با استفاده از توزیع زمان-فرکانس مربعی و شبکه عصبی

حمیدرضا احمدی<sup>۱\*</sup>، علی مهدی اللهیاری<sup>۲</sup>، حسن مهدی اللهیاری<sup>۳</sup>

۱- دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه مراغه، مراغه، ایران

۲- دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران شمال، تهران، ایران

۳- دانشکده علوم و فنون دریایی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران شمال، تهران، ایران.

### تاریخچه داوری:

دریافت: ۱۴۰۰/۰۱/۱۴

بازنگری: ۱۴۰۰/۰۷/۲۴

پذیرش: ۱۴۰۰/۰۷/۲۵

ارائه آنلاین: ۱۴۰۰/۱۲/۰۹

### کلمات کلیدی:

شناسایی آسیب

نظارت بر سلامت

شبکه‌ی عصبی

توابع زمان-فرکانس مربعی

سازه و پل

**خلاصه:** شناسایی آسیب در سازه‌ها به ویژه در چند سال اخیر به شدت مورد توجه قرار گرفته است. در این پژوهش روش جدیدی برای شناسایی آسیب در شاه تیرهای بتنی عرشه پل‌ها ارائه گردیده است. سهولت کاربرد، دقت بالا و کاهش هزینه‌های پایش از پیش فرض‌های در نظر گرفته شده برای ارائه روش جدید بوده است. در این تحقیق با بهره‌گیری از ابزارهای پردازش سیگنال و هوش مصنوعی، ویژگی‌های حساس به خسارت به گونه‌ای استخراج شده‌اند که وجود آسیب، شدت و محل آن تنها با استفاده از سیگنال‌های پاسخ ارتعاش دریافتی از یک حسگر با دقت بسیار بالا و در حدود ۹۹ درصد و درصد خطای کمتر از ۱ تعیین گردند. بر اساس روش ارائه شده ابتدا با استفاده از تابع زمان-فرکانس مربعی، سیگنال‌های پاسخ دریافتی از سازه با سناریوهای مختلف که در حالات سالم و دارای آسیب با درصدهای متفاوت، مورد پردازش واقع شده، سپس با استفاده از این داده‌ها به عنوان ورودی به شبکه‌ی عصبی و تعیین خروجی‌های متناسب نسبت به آن، شبکه‌ی مورد نظر آموزش داده شده است. به منظور ارزیابی، صحت‌سنجی و اطمینان از عملکرد روش پیشنهادی، از مدل عددی تیر بتنی و همچنین مدل عددی پل شهید مدنی تبریز در حالت‌های عادی و نوفه دار استفاده شده است. نتایج محاسبات بیانگر دقت تشخیص بالای این روش و کمترین میزان خطا در تعیین میزان سلامت سازه و همچنین شناسایی موقعیت المان آسیب دیده می‌باشد.

### ۱- مقدمه

کدام مشکلات، مخاطرات و کاستی‌های خود را دارند. با توجه به این موارد، محققین روش‌های دیگری را برای پایش سلامت سازه‌ها پیشنهاد نموده‌اند که یکی از این روش‌ها بر مبنای استفاده از داده‌های پاسخ سازه می‌باشد. به طور کلی روش‌های سلامت‌سنجی و تشخیص آسیب شامل دو فرآیند اصلی استخراج و شناسایی الگو می‌باشد که در صورت استفاده صحیح از روش‌ها و الگوریتم‌های مناسب، می‌توان سلامت سازه را زیر نظر گرفت. در واقع مقصود از سلامت‌سنجی پل‌ها، انجام آزمایش‌های غیرمخرب میدانی و تحلیل پاسخ سازه یا قسمتی از آن جهت تشخیص وجود خرابی یا زوال سازه‌ای، محل، میزان و تأثیر آن در عملکرد پل، پیش از اینکه پل‌ها ناکارآمد شوند، می‌باشد تا وضعیت سازه‌ای آن‌ها بهبود بخشیده شود [۷-۵]. به دلیل اینکه پل‌ها دارای پاسخ‌های غیرمانا هستند و پاسخ دینامیکی آن‌ها تحت تأثیر زلزله معمولاً متأثر از رفتار غیرخطی‌اند، در سال‌های اخیر استفاده از توابع زمان-فرکانس برای پردازش سیگنال‌ها و استخراج ویژگی و مشخصه پیشنهاد شده است [۸].

یکی از اهداف مهم و اصلی در سلامت‌سنجی سازه‌ها و پل‌ها، تعیین مشخصه‌های سازه یا پل و تشخیص آسیب‌های محتمل موجود در آن می‌باشد. امروزه حجم تحقیقات در رابطه با سلامت‌سنجی پل‌ها و اجزای سازه‌ای آن رو به افزایش است، چرا که تعداد بسیار زیادی از پل‌ها در سراسر دنیا دارای طول عمر بالا بوده و یا از شرایط سازه‌ای مطلوبی برخوردار نمی‌باشند. علاوه بر آن بسیاری از پل‌های موجود که پیشتر طراحی شده‌اند، مقاومت کافی در برابر بارهای لرزه‌ای آیین‌نامه‌های جدید را دارا نبوده و بایستی بر اساس آیین‌نامه‌های جدید ارزیابی و در صورت نیاز مقاوم‌سازی و بهسازی گردند [۲ و ۱]. به منظور مقاوم‌سازی سازه‌های ساخته شده در برابر زلزله لازم است که شرایط موجود سازه‌ها تعیین و شناسایی شوند، سپس با توجه به شرایط موجود تحلیل‌های لازم انجام و طرح‌های مقاوم‌سازی ارائه گردند [۳ و ۴]. روش‌های رایج و قدیمی برای تشخیص آسیب وارده به سازه شامل روش‌های مشاهده‌ای یا آزمایش‌های غیرمخرب محلی هستند که هر

در این پژوهش، نظارت بر سلامت و کنترل پل‌ها و اجزای سازه‌ای

\* نویسنده عهده‌دار مکاتبات: ahmadi@maragheh.ac.ir



بارهای محیطی و دینامیکی استفاده کردند. نتایج نشان داده که اثر بارهای ترافیکی روی تنش کمتر از دمای هوا می‌باشد. همچنین تغییرات دما در مقطع عرضی پل و رفتار غیرخطی پل در طول تابستان بیشتر از زمستان و به طور کلی پایداری پل در زمستان بیشتر از تابستان می‌باشد [۱۴]. احمدی و انوری برای شناسایی آسیب و تشخیص محل آن روشی را پیشنهاد دادند که با استفاده از توابع زمان فرکانس مربعی و بر مبنای فاصله‌ی مربعی حداقل، آسیب و موقعیت آن در تیرهای فولادی عرشه‌ی پل‌ها، قابل شناسایی است. نشانه آسیب پیشنهادی در این پژوهش، قابلیت شناسایی آسیب‌های همزمان در شاه تیرهای فولادی عرشه پل‌ها را دارا می‌باشد [۱۵]. بهشتی اول و همکاران برای شناسایی خسارت در سازه با استفاده از پردازش سیگنال و شبکه‌ی عصبی، سه روش پردازش سیگنال زمان-فرکانس آنی را مورد ارزیابی قرار داده و روش EDM را به عنوان روشی با بهترین عملکرد انتخاب کردند. سپس الگوریتمی با استفاده از شبکه‌ی عصبی برای شناسایی خسارت سازه‌ای ارائه دادند [۱۶]. درویشان و قدرتی امیری، یک روش برای شناسایی خسارت ساختمان‌ها بر اساس ترکیب دو روش پردازش سیگنال و داده کاوی با استفاده از آنالیز موجک بسته‌ای و کاهش ابعاد داده ارائه کردند. نتایج حاکی از آن است که روش موجک بسته‌ای می‌تواند خسارت را در سازه به خوبی شناسایی کند [۱۷]. محمدی و همکاران یک روش مبتنی بر شناسایی آسیب در سازه با استفاده از انرژی کرنش و یک تابع هدف حساس به آسیب برای تعیین و تخمین آن در قاب‌های برشی با استفاده از الگوریتم WOA پیشنهاد دادند. آن‌ها برای نشان دادن قابلیت این روش از یک قاب برشی تحت حالات مختلف با آسیب‌های مختلف در حالات با نوبه و بدون نوبه استفاده کردند. نتایج حاصل شده، نشان دهنده‌ی توانایی روش پیشنهادی برای ارزیابی سلامت سازه با دقت بالا می‌باشد [۱۸]. کیوکا و همکاران یک الگوریتم یکپارچه برای شناسایی ویژگی‌های دینامیکی و شبه استاتیکی با استفاده از وسایل نقلیه در حال حرکت پیشنهاد دادند. آن‌ها با توجه به اینکه فیلتر کردن پاسخ‌های سازه‌ای شتاب که با وسایل نقلیه عبوری تحریک می‌شوند، شناسایی پارامترهای مودال و خطوط تاثیر انحنا را ممکن می‌سازد، دریافتند که این روش می‌تواند به طور موثر اجرا شود. با توجه به اینکه شاخص آسیب مبتنی بر انحنا منجر به تعیین دقیق و کمی سازی ناهنجاری‌های ساختاری با استفاده از چند حسگر می‌شود، روش پیشنهادی را در سه مسیر عبور از بزرگراه A24 ایتالیا آزمایش کردند. علاوه بر آن، یک مدل عددی برای ارزیابی قابلیت‌های استراتژی جهت مکان‌یابی آسیب مورد مطالعه قرار گرفت [۱۹]. یانگ و هوآنگ به منظور شناسایی آسیب در

آن در کمترین زمان ممکن و بدون ایجاد اختلال در سرویس‌دهی صورت می‌پذیرد تا شناسایی آسیب در پل‌ها و شاه تیرهای بتنی عرشه پل‌ها با استفاده از یک متدولوژی جدید شامل توابع زمان-فرکانس مربعی و شبکه‌ی عصبی مصنوعی در تعیین وجود آسیب و محل آن پیش از اینکه پل‌ها ناکارآمد شده و خسارات جبران ناپذیری را به وجود آورند، مورد ارزیابی قرار گیرند.

بوناتو و همکاران برای شناسایی سیستم از سیگنال‌های پاسخ غیرمانا، روشی را با استفاده از توابع زمان-فرکانس کلاس کوهن پیشنهاد کردند. برای ارزیابی این روش از یک مدل دو بعدی قاب سه طبقه تحت اثر تحریکات مختلف از جمله رکورد زلزله لوما پریتا استفاده شده است. این پژوهشگران پیش بینی کرده‌اند که در شرایط واقعی و با وجود نوبه و رفتارهای غیرخطی، این روش بتواند سیستم‌های سازه‌ای پل‌ها و ساختمان‌ها را به خوبی تشخیص دهد و بنابراین تحقیقات بیشتری در خصوص استفاده از توابع زمان-فرکانس را پیشنهاد کرده‌اند [۹]. دانشجو و همکاران، شش تابع زمان-فرکانس مربعی را مورد مطالعه قرار داده و تابع بهینه برای پردازش سیگنال‌های پاسخ لرزه‌ای پایه‌های بتنی پل‌ها را شناسایی کرده‌اند. بر اساس مطالعه انجام شده، تابع توزیع تداخلی کاهش یافته برای پردازش سیگنال‌های پاسخ پل‌ها دارای عملکرد بهتری می‌باشد. علاوه بر آن، ایشان روش جدیدی را برای شناسایی آسیب در پایه پل‌ها پیشنهاد نمودند [۱۰]. فولاد قدم و غفوری در سال ۱۳۹۴ توسط آنالیز موجک و با استفاده از داده‌های آنالیز مودال، آسیب را در یک تیر ساده، یک قاب و یک پل کابلی معلق بررسی کرده‌اند و محل آسیب را شناسایی کردند [۱۱]. چانگ و هوآنگ به منظور مطالعه یک روش نظارت بر سلامت سازه‌ای جدید، یک الگوریتم فاکتور ماتریسی برای اندازه‌گیری سیگنال‌های زمان-فرکانس از یک سازه به آن اعمال کرده‌اند. این روش ورودی و خروجی پاسخ‌های ارتعاش سازه برای بهبود کیفیت داده‌های خام، تخمین پاسخ سازه‌ای، تشخیص ویژگی‌های سیگنال و تشخیص تغییرات سازه‌ای را پردازش می‌کند [۱۲]. قدرتی امیری و همکاران پاسخ غیرکشسان سازه‌ها را با ایجاد یک مجموعه‌ی داده‌ی مرجع بدون تحلیل بر روی سازه به دست آوردند. بدین منظور از شبکه‌ی عصبی با استفاده از پاسخ‌های سازه‌ی یک درجه‌ی آزادی با ویژگی‌های مختلف و ۳ نوع رفتار کاهنده تحت انواع رکوردهای زلزله استفاده شد. در نهایت با توجه به شبکه‌ی عصبی مصنوعی بهینه، پاسخ سازه‌های یک درجه آزادی با زوال سختی و مقاومت تحت انواع رکوردهای مختلف زلزله پیش‌بینی شد [۱۳]. مصبح و همکاران از سری زمانی و طیف فرکانس آنالیز همبستگی برای مطالعه عملکرد پل تحت

مدل عددی آسیب ایجاد شده و مراحلی که پیشتر گفته شد برای آن‌ها انجام می‌پذیرد. سیگنال‌های پاسخ تیرهای بتنی پیش از ایجاد آسیب و پس از آن، با تابع توزیع تداخلی کاهش یافته پردازش شده و مشخصه‌های دینامیکی تیرها استخراج می‌شوند. از مشخصه‌های به دست آمده برای تربیت شبکه عصبی استفاده می‌گردد. تربیت شبکه عصبی به نحوی صورت می‌پذیرد که بتواند با معرفی مشخصه جدید که حاصل از پردازش سیگنال‌های پاسخ تیر بتنی آسیب دیده می‌باشد، آسیب را شناسایی نموده و محل آن را تعیین نماید. همچنین برای صحت‌سنجی روش فوق از نتایج سازه‌ای پل شهید مدنی تبریز استفاده شده که برای حالت پاسخ‌های بدون نوفه و آلوده به نوفه مورد بررسی قرار گرفته است. از توانایی، نوآوری و قابلیت‌های این روش می‌توان به این نکته اشاره کرد که ضمن سهولت استفاده، می‌تواند آسیب را تنها با استفاده از داده‌های یک حسگر به صورت دقیق و با درصد خطای نزدیک به صفر شناسایی نمود.

#### ۲-۱- پردازش‌های حوزه‌ی زمان - فرکانس مربعی

در روش‌های سیگنالی، تغییر در خصوصیات سازه مستقیماً از تاریخچه‌های زمانی اندازه‌گیری شده به دست می‌آیند. روش‌های سیگنالی به ۳ دسته‌ی روش‌های حوزه‌ی: زمان، فرکانس و زمان - فرکانس تقسیم‌بندی می‌شوند [۲۱]. به طور خلاصه در روش‌های حوزه‌ی زمان و فرکانس معمولاً باید از سیگنال‌های مانا و خطی استفاده شود اما این دو برای تحلیل همزمان حوزه‌ی زمان فرکانس کارایی ندارند و قادر به پردازش توام حوزه‌ی زمان و حوزه‌ی فرکانس نمی‌باشند [۲۳ و ۲۲]. معمولاً سازه‌ها در مهندسی عمران دارای پاسخ‌های غیرمانا هستند و پاسخ‌های لرزه‌ای، متأثر از رفتار غیرخطی آن‌ها است. مزیت تحلیل‌های زمان - فرکانس مربعی این است که این تحلیل‌ها می‌تواند کلیه‌ی سیگنال‌های مانا، غیرمانا، خطی و غیرخطی را پردازش کنند [۲۴-۲۶]. به همین علت در این تحقیق از روش تحلیل زمان - فرکانس مربعی استفاده شده است.

بر اساس تحقیقات به عمل آمده توسط دانشجو و همکاران [۱۰]، توزیع تداخلی کاهش یافته برای پردازش سیگنال‌های پاسخ پل در مقایسه با دیگر توابع زمان - فرکانس مربعی در نظر گرفته شده، دارای عملکرد مطلوب‌تری می‌باشد. به طور کلی توزیع ویگنر - ویل<sup>۲</sup> پایه‌ای‌ترین تابع در توابع زمان فرکانس مربعی محسوب می‌شود. سایر توابع زمان - فرکانس را می‌توان از توزیع ویگنر - ویل با انتخاب مناسب فاکتورهای هموارسازی به دست آورد.

پل با شاه تیرهای بتنی پیش تنیده به صورت ایمن، آسان و دقیق، یک روش شناسایی آسیب بر اساس شبکه عصبی کانولوشن پیشنهاد دادند. بر اساس مطالعه انجام شده روش پیشنهادی، شناسایی هوشمند آسیب پل را ممکن می‌سازد. در مرحله نخست این روش، شاخص انحنای مورب انعطاف‌پذیری با استفاده از ماتریس انعطاف‌پذیری محاسبه می‌شود. سپس نتایج به دست آمده، به عنوان ورودی شبکه عصبی کانولوشن در نظر گرفته می‌شود. این محققین نتیجه گرفته‌اند که استفاده از شبکه عصبی کانولوشن همراه با روش انحنای انعطاف‌پذیری برای شناسایی آسیب در پل امکان‌پذیر بوده و می‌تواند به خوبی مکان آسیب و درجه آسیب در شاه تیرهای بتنی پیش تنیده را شناسایی کند [۲۰].

#### ۲- روش پیشنهادی

روش‌های معمول برای شناسایی خرابی‌ها شامل بررسی متغیرهای قابل اندازه‌گیری سیستم با توجه به مقادیر به دست آمده از پایش وضعیت سازه با حالت سالم می‌باشد. این روش‌ها نیاز به شخص متخصص به منظور اعمال نظر برای سالم یا معیوب بودن سازه دارد [۱۵]. در این پژوهش یک سیستم هوشمند با استفاده از داده‌های ارتعاش برای تشخیص آسیب ارائه گردیده است. در طراحی این سامانه نهایت تلاش به عمل آمده تا علاوه بر اجرای راحت و کاربردی، آسیب‌ها با کمترین هزینه و با دقت شناسایی شود. سامانه و سیستم ارائه شده شامل سه مرحله است که به ترتیب عبارتند از: تحصیل داده: در این مرحله داده‌های ارتعاش در حالات سالم و آسیب سازه جمع آوری می‌شوند. پردازش داده: در این مرحله با استفاده از روش توزیع تداخلی کاهش یافته<sup>۱</sup> (RID)، پلان‌های زمان - فرکانس استخراج و جمع آوری می‌شوند. تصمیم‌گیری: در این مرحله که به آن مرحله طبقه‌بندی نیز گفته می‌شود، شبکه عصبی آموزش داده شده و به وسیله‌ی آن وضعیت سازه تشخیص داده می‌شود.

در این تحقیق از توابع زمان-فرکانس مربعی همراه با شبکه عصبی برای شناسایی آسیب در شاه تیرهای بتنی عرشه پل‌ها استفاده می‌گردد. بدین منظور ابتدا یک تیر بتنی مدل‌سازی شده و به آن بار محرک اعمال و سیگنال‌های پاسخ ثبت می‌شوند. سپس در مدل، آسیب ایجاد گردیده و مجدداً بار محرک اعمال و سیگنال‌های پاسخ ثبت می‌شوند. شایان ذکر است علاوه بر آسیب مورد نظر که در یک ناحیه از تیر می‌باشد، در نقاط مختلفی از

2 Wigner-Ville Distribution (WVD)

1 Reduced Interference Distribution (RID)

توزیع ویگنر - ویل برای یک سیگنال تحلیلی به صورت رابطه (۱) تعریف می‌شود:

$$WVD_x(t, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} x\left(t + \frac{\tau}{2}\right) x^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-i\omega\tau} d\tau \quad (1)$$

که در معادله بالا  $t$  و  $\omega$  به ترتیب زمان و فرکانس زاویه‌ای هستند.  $x(t)$  سیگنال تحلیلی و علامت \* نشان دهنده مزدوج مختلط است. سیگنال تحلیلی  $x(t)$  به صورت رابطه (۲) تعریف می‌شود:

$$x(t) = s(t) + jH[s(t)] \quad (2)$$

در رابطه بالا  $s(t)$  سیگنال حقیقی<sup>۱</sup> بوده و  $H(t)$  نشان دهنده تبدیل هیلبرت<sup>۲</sup> است. تبدیل هیلبرت به صورت رابطه (۳) تعریف می‌شود:

$$H[s(t)] = \frac{1}{\pi} PV \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{s(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad (3)$$

در رابطه بالا  $PV$  نشان دهنده مقدار اصل کوشی<sup>۳</sup> است. توزیع تداخلی کاهش یافته و توزیع ویگنر - ویل هر دو در کلاس کوهن قرار دارند، اما روش‌های تداخلی کاهش یافته برای سیگنال‌های گذرا و غیرمانا مناسب‌تر می‌باشند، زیرا تداخل مربعی که بیان توزیع ویگنر - ویل را پیچیده می‌کند، در توزیع تداخلی کاهش یافته، کاهش می‌یابد. توزیع تداخلی کاهش یافته  $(RID(t, \omega))$  با هسته  $R_x(t, \tau)$ ، برای سیگنال تحلیلی  $x(t)$  به صورت رابطه‌های (۴ و ۵) تعریف می‌شود:

$$RID(t, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} h(\tau) R_x(t, \tau) e^{-i\omega\tau} d\tau \quad (4)$$

$$R_x(t, \tau) = \int_{-\frac{\tau}{2}}^{\frac{\tau}{2}} \frac{g(v)}{|v|} (1 + \cos \frac{2\pi v}{\tau}) \times x\left(t + v + \frac{\tau}{2}\right) x^*\left(t + v - \frac{\tau}{2}\right) dv \quad (5)$$

در این روابط،  $h(\tau)$  یک پنجره زمان - هموار کننده و  $g(v)$  یک پنجره بسامد - هموار کننده است. در این پژوهش از پنجره هنینگ<sup>۴</sup> برای تخمین طیفی در توابع زمان - فرکانس استفاده شده است. رابطه تابع پنجره هنینگ به صورت رابطه (۶) است:

$$Hann(v) = \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \cos\left(\frac{2\pi v}{\tau}\right) \quad (6)$$

#### ۲-۲- شبکه عصبی مصنوعی<sup>۵</sup>

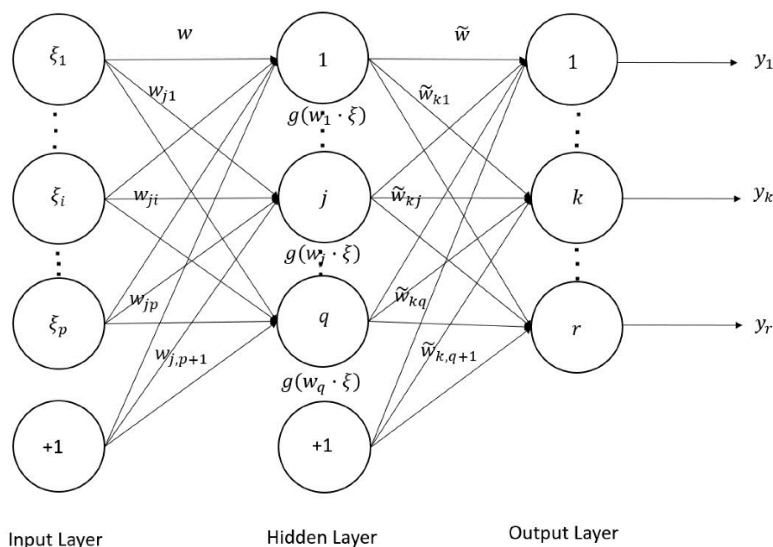
روش‌های متعددی برای مدل‌بندی و پیش‌بینی وجود دارند، در سال‌های اخیر شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی به کار رفته‌اند. یکی از بزرگ‌ترین مزیت‌های شبکه‌های عصبی، انعطاف‌پذیری آن‌ها برای پیش‌بینی انواع مدل‌های غیرخطی است [۲۷ و ۲۸].

شبکه‌های عصبی مصنوعی، ساختاری متشکل از تعدادی واحد (نورون<sup>۶</sup>) است که به هم متصل می‌باشند. هر واحد دارای یک مشخصه ورودی است که محاسبه یا عملی جزئی را انجام می‌دهد. خروجی هر واحد با توجه به مشخصه ورودی آن و اتصالاتش به سایر واحدها و ورودی‌های خارجی تعیین می‌شود [۳۰ و ۲۹]. یک نورون بدین صورت عمل می‌کند که ابتدا مجموع وزنی ورودی‌های خود را محاسبه کرده و سپس با استفاده از یک تابع انتقال خاص، خروجی آن را به دست می‌آورد. هر تابع انتقال، ارتباط میان ورودی و خروجی در یک نورون و یک شبکه را مشخص می‌کند و معمولاً به صورت یک تابع غیرکاهشی از ورودی کل نورون است [۳۲ و ۳۱ و ۲۹]. در حل مسائل پیچیده باید از چند نورون که به طور مناسب با هم ترکیب شده‌اند، استفاده کرد. نحوه ترکیب و کنار هم گذاشتن نورون‌ها ساختار شبکه‌ی عصبی را مشخص می‌کند. یکی از این ساختارها، شبکه‌های

4 Hanning Window  
5 Neural Network  
6 Neuron

1 Real Signal  
2 Hilbert Transform  
3 Cauchy Principal Value





شکل ۱. نمونه‌ی یک شبکه‌ی عصبی پرسپترون با یک لایه‌ی مخفی [۳۸]

Fig. 1. An example of a perceptron neural network with a hidden layer

تعداد گره‌های مخفی وجود ندارد ولی در ادبیات شبکه‌های عصبی، تعداد گره‌های مخفی به ندرت بیش‌تر از دو برابر تعداد گره‌های ورودی در نظر گرفته می‌شوند [۲۷].

برای بررسی این که پیش‌بینی‌های یک شبکه به چه میزان به داده‌های واقعی نزدیک است، معمولاً از معیار جذر میانگین مجموع مربعات خطا (RMSE\*) برای ارزیابی عملکرد شبکه‌های عصبی استفاده می‌شود، که به صورت رابطه (۷) است:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (X_i - \hat{X}_i)^2}{N}} \quad (7)$$

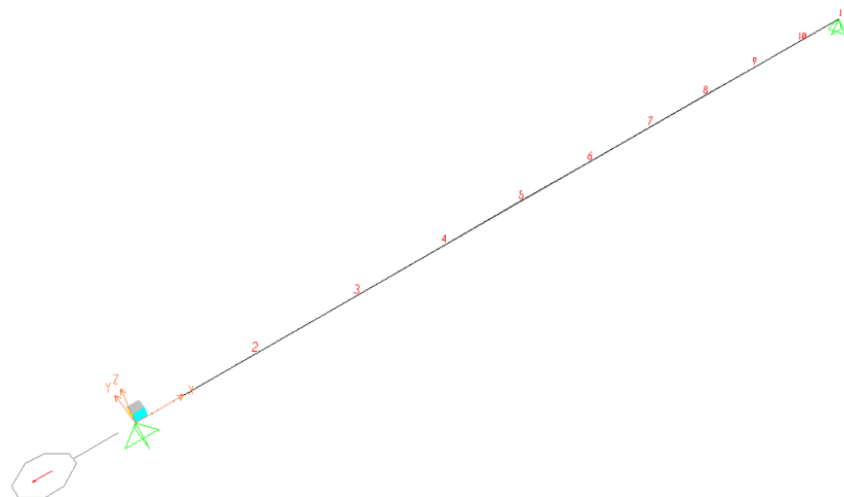
که در آن مقدار اندازه‌گیری شده و  $\hat{X}_i$  مقدار پیش‌بینی شده برای متغیر مورد نظر از داده‌های اعتبارسنجی است. شاخص RMSE نیز بیانگر میزان دقت پیش‌بینی است و در بهترین حالت باید تا حد امکان کوچک و نزدیک به صفر باشد. به عبارت دیگر اگر خروجی‌های شبکه برای هر الگو بسیار نزدیک به داده‌های هدف باشند، RMSE مقادیر کوچک‌تری خواهد داشت [۳۷]. شکل ۱ نمونه‌ی یک شبکه‌ی عصبی پرسپترون با یک لایه‌ی مخفی را نشان می‌دهد.

برای رسیدن به یک شبکه‌ی عصبی مصنوعی و مناسب به همراه دقت

عصبی پیش‌خور<sup>۱</sup> است که مهم‌ترین نوع آن پرسپترون چند لایه<sup>۲</sup>، یا به اختصار MLP نام دارد [۳۳ و ۳۴]. از میان تمام ویژگی‌های شبکه‌های عصبی توانایی یادگیری و آموزش آن‌ها بسیار مورد توجه می‌باشد. یک شبکه به گونه‌ای آموزش داده می‌شود که با به کار بردن یک دسته از ورودی‌ها، دسته‌ی خروجی‌های دلخواه تولید شود. آموزش شبکه با به کار بردن متوالی ورودی‌ها و تنظیم وزن‌های شبکه، مطابق با یک روش از پیش تعیین شده انجام می‌شود که به آن الگوریتم آموزش گفته می‌شود [۳۵]. الگوریتم پس انتشار بازگشتی<sup>۳</sup> یک الگوریتم آموزش است که در طی آموزش وزن‌های اتصالات درون شبکه را به تدریج به مقادیری هم‌گرا می‌کند که به ازای آن‌ها، با اعمال بردار ورودی، خروجی مناسب تولید شود [۲۷]. هدفی که در طراحی یک MLP دنبال می‌شود، تعیین معماری شبکه‌ی عصبی یا متغیرهای شبکه است. این متغیرها شامل تعداد گره‌های ورودی، تعداد لایه‌ها و گره‌های مخفی و تعداد گره‌های خروجی می‌باشند [۲۷]. به طور کلی در تعیین تعداد گره‌های ورودی، استفاده از روش آزمون و خطا بیش‌ترین کاربرد را دارد. اما در حالت کلی تعداد نورون‌های لایه‌ی ورودی بیانگر تعداد متغیرهای ورودی است [۳۶]. تعداد گره‌های مخفی نیز بدین دلیل اهمیت دارد که گره‌های مخفی نقشی اساسی در خاصیت مدل‌بندی غیرخطی شبکه‌های عصبی دارند. اگر چه روش سیستماتیکی برای تعیین

- 1 Feed-forward Neural Networks
- 2 Multilayer Perceptron (MLP)
- 3 Back Propagation (BP)

4 Root Mean Square Error (RMSE)



شکل ۲. شاه تیر بتنی یک دهنه‌ی عرشه‌ی پل  
 Fig. 2. Concrete girder of a bridge deck

جدول ۱. مشخصات سازه‌ای تیر

Table 1. Structural characteristics of the beam

ارتفاع	۷۰ cm
مساحت	$1/725 \times 103 \text{ cm}^2$
مرکز هندسی	۳۱/۵ cm
ممان اینرسی	$0/890 \times 106 \text{ cm}^4$
وزن واحد طول	۰/۴۳ ton/m
طول دهانه	۱۰ m

دهانه که در نرم افزار SAP2000 مدل و در شکل ۲ نشان داده شده، استفاده گردیده است. مشخصات سازه‌ای تیر در جدول ۱ ارائه شده است. این شاه تیر دارای ده المان یکسان و یازده گره می‌باشد. گره‌ها در واقع محل قرار گرفتن حسگرها می‌باشند و محل این نقاط در تمام سناریوها ثابت در نظر گرفته شده است. شماره المان‌ها همراه با محل قرارگیری حسگرها در شکل ۳ نشان داده شده است. بعد از ایجاد مدل و به منظور انجام تحلیل تاریخچه‌ی زمانی، بار محرک سینوسی را مطابق شکل ۳ در وسط تیر بر روی مفصل شماره ۵ اعمال می‌کنیم. شکل ۴ نیز محل اعمال بار در شاه تیر بتنی را نشان می‌دهد.

در این تحقیق از بار محرک که در شکل ۵ نشان داده شده، استفاده گردیده است. مدل تحت تحلیل تاریخچه‌ی زمانی قرار گرفته و نمودارهای

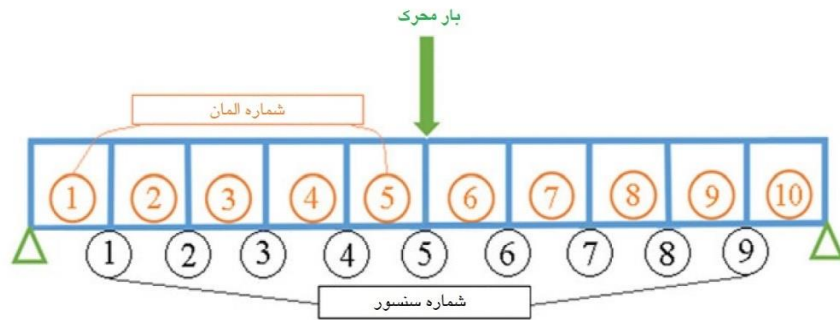
کافی و مدت زمان آموزش نسبتاً کم لازم است که تعداد نرون‌ها و لایه‌های مخفی شبکه به طور مناسب تعیین شود. تعیین این پارامترها از روش سعی و خطا انجام می‌شود [۱۳].

### ۳- مدل‌های عددی

به منظور ارزیابی روش پیشنهادی برای شناسایی آسیب از دو مدل عددی استفاده شده است. ابتدا یک تیر بتنی دو سر ساده بررسی، سپس به منظور ارزیابی جامع روش پیشنهادی، مدل عددی پل شهید مدنی تبریز که بر اساس نقشه‌های چون ساخت تهیه شده نیز مورد استفاده قرار گرفته است.

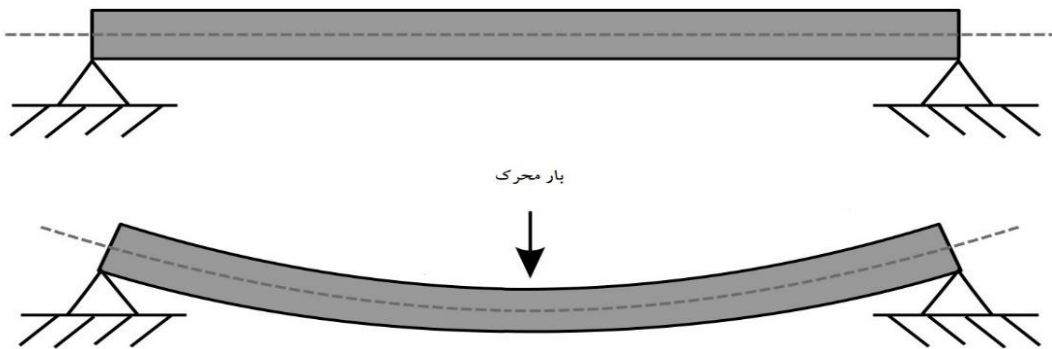
#### ۳-۱- تیر بتنی

برای ارزیابی روش ارائه شده در این تحقیق از یک شاه تیر بتنی یک



شکل ۳. شماره المان‌ها و محل قرارگیری حسگرها

Fig. 3. Number of elements and location of sensors



شکل ۴. محل اعمال بار محرک در شاه تیر بتنی

Fig. 4. The location of the exciting load in the concrete girder

می‌شوند و مبنای محاسبات بعدی قرار می‌گیرند. در هر سناریو، ۸ نمودار پاسخ سازه استخراج شده که برای حالت سالم مجموعاً هشت نمودار پاسخ سازه و برای حالت آسیب دیده صد و شصت نمودار پاسخ سازه در نقاط مشخص شده استخراج گردیده است. مقادیر منحنی شتاب در بازه‌ی زمانی یک صدم داده شده و برای هر گره (محل فرضی قرار گرفتن حسگرها) یک نمودار محاسبه گردید است.

### ۳-۱-۲- پردازش سیگنال‌های پاسخ

همانطور که بیان شد، سیگنال‌های پاسخ تحت اثر بار محرک پیش از آسیب و پس از آسیب ثبت شده‌اند. برای پردازش سیگنال‌ها از تابع زمان-فرکانس مربعی توزیع تداخلی کاهش یافته به عنوان تابع مطلوب استفاده کرده و با این تابع، سیگنال‌های پاسخ پردازش شده و ماتریس‌های زمان-فرکانس طبق رابطه (۸) به دست می‌آید [۳۹].

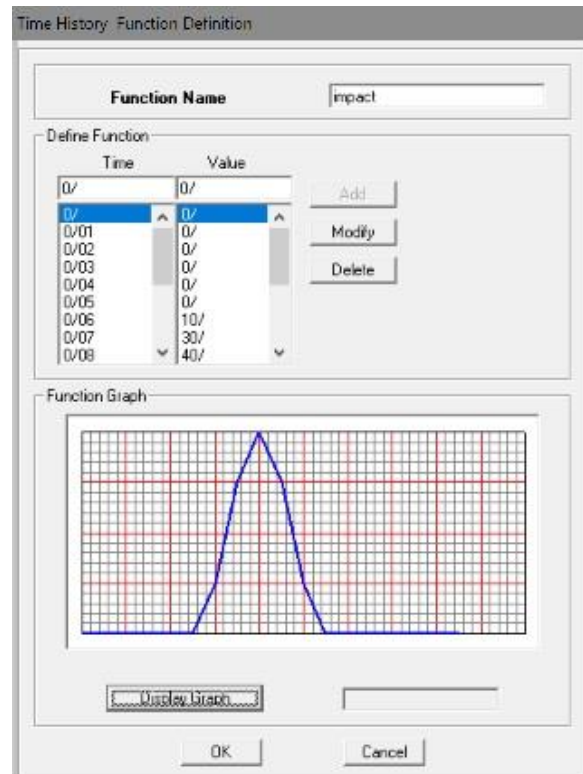
$$U = \begin{bmatrix} u(t_1, \omega_1) & u(t_1, \omega_2) & \dots & u(t_1, \omega_k) \\ u(t_2, \omega_1) & u(t_2, \omega_2) & \dots & u(t_2, \omega_k) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ u(t_m, \omega_1) & u(t_m, \omega_2) & \dots & u(t_m, \omega_k) \end{bmatrix} \quad (8)$$

پس از پردازش و محاسبه‌ی پلان‌های زمان-فرکانس، مشخصات دینامیکی سیستم استخراج می‌شود. پردازش سیگنال‌ها در نرم افزار متلب<sup>۱</sup> صورت پذیرفته است. پلان دو بعدی و سه بعدی زمان-فرکانس مربوطه در حالت سالم در یکی از گره‌ها به عنوان نمونه در شکل ۶ و شکل ۷ نشان داده شده است.

به کمک تحلیل‌های زمان-فرکانس می‌توان انرژی سیگنال را در حوزه‌ی فرکانس و حوزه‌ی زمان به طور همزمان مشاهده کرد. نتایج به دست آمده را در گام بعدی طبقه‌بندی کرده و مورد استفاده قرار می‌دهیم.

### ۳-۱-۳- تشخیص میزان شدت و مکان آسیب در سازه

در این مرحله با استفاده از پلان‌های زمان-فرکانس به دست آمده در نقاط تعبیه حسگرها در شاه تیر، در حالت مدل کنترل و همچنین سناریوها، آموزش شبکه‌ی عصبی آغاز می‌شود. ابعاد ماتریس‌های زمان-فرکانس متناسب با گام‌های زمانی ثبت سیگنال پاسخ‌اند که در این تحقیق بر اساس تحلیل‌های تاریخچه‌ی زمانی انجام شده، بار محرک اعمال شده و طول



شکل ۵. بار محرک

Fig. 5. The exciting load

پاسخ تاریخچه‌ی زمان-شتاب در راستای قائم شاه تیر در نقاط مشخص (محل فرضی حسگرها) استخراج شده است.

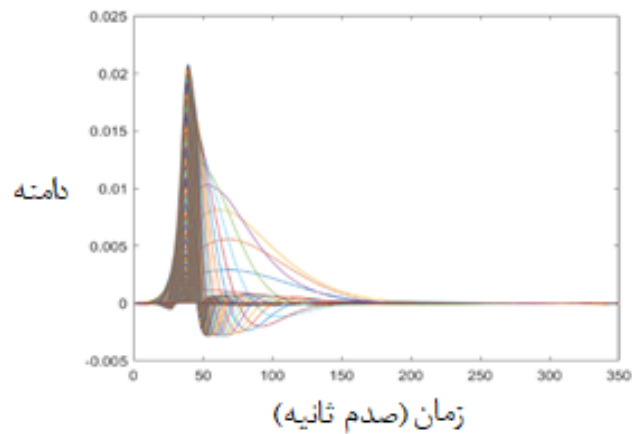
### ۳-۱-۱- سناریوهای آسیب

برای بررسی روش آشکارسازی خرابی در شاه تیر بتنی عرشه‌ی پل، بیست سناریوی متفاوت تک آسیب برای خرابی مدل عددی شرح داده شده، در نظر گرفته می‌شود. این خرابی‌ها با کاهش سختی المان‌ها در مدل‌های عددی منظور می‌گردد. در این روش تنها برای شناسایی وجود یک آسیب، مدل‌ها مورد بررسی قرار گرفته‌اند. با توجه به پیچیدگی‌ها و ابعاد ماتریس‌های مورد بررسی، ارزیابی سناریوها با چند آسیب همزمان با سیستم‌های رایانه در دسترس، میسر نگردید که البته موضوع در دست مطالعه قرار دارد. در این تحقیق شماره‌ی المان‌ها به عنوان مکان خرابی در نظر گرفته می‌شود. سناریوهای آسیب در جدول ۲ نشان داده شده است. همانطور که مشاهده می‌شود شدت آسیب‌ها در بیشترین حالت ۲۰ درصد در نظر گرفته شده است. در هر بیست سناریو نیز مانند مدل سالم، نمودارهای تاریخچه‌ی زمانی شتاب در راستای قائم در نقاط مشخص شده حسگرها بر روی تیر استخراج

جدول ۱. مشخصات سازه‌ای تیر

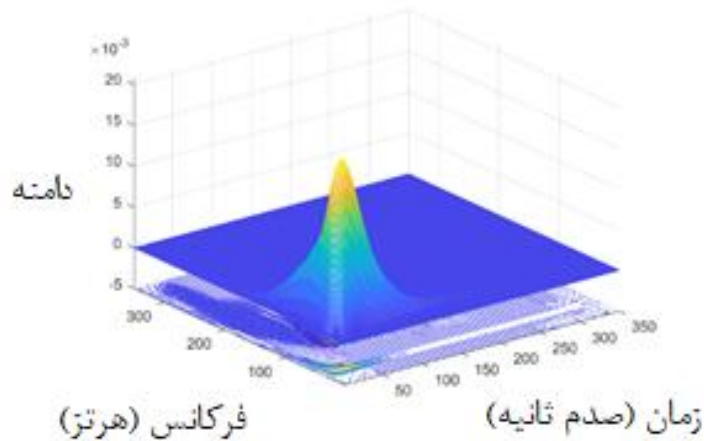
Table 1. Structural characteristics of the beam

سناریو	المان آسیب دیده	میزان سلامت سازه %
۱	۰	۱۰۰
۲	۱	۹۰
۳	۱	۸۰
۴	۲	۹۰
۵	۲	۸۰
۶	۳	۹۰
۷	۳	۸۰
۸	۴	۹۰
۹	۴	۸۰
۱۰	۵	۹۰
۱۱	۵	۸۰
۱۲	۶	۹۰
۱۳	۶	۸۰
۱۴	۷	۹۰
۱۵	۷	۸۰
۱۶	۸	۹۰
۱۷	۸	۸۰
۱۸	۹	۹۰
۱۹	۹	۸۰
۲۰	۱۰	۹۰
۲۱	۱۰	۸۰



شکل ۶. پلان دو بعدی زمان-فرکانس متعلق به یکی از گره‌ها در حالت سالم

Fig. 6. 2D time-frequency plane belonging to one of the nodes in the healthy state



شکل ۷. پلان سه بعدی زمان - فرکانس متعلق به یکی از گره‌ها در حالت سالم

Fig. 7. 3D time-frequency plane belonging to one of the nodes in the healthy state

آسیب، شماره‌ی المان آسیب دیده را به عنوان خروجی در نظر می‌گیریم. برای افزایش دقت و رزولوشن شبکه‌ی عصبی، هر یک از موارد میزان سلامت و محل آسیب را به صورت شبکه‌های جداگانه آموزش می‌دهیم. در حالت بهینه از ۷۰ درصد نمونه‌ها برای آموزش شبکه، ۲۰ درصد برای ارزیابی و ۱۰ درصد برای تست شبکه مورد استفاده قرار می‌گیرد. مشکل‌ترین مراحل پیش‌بینی با شبکه‌های عصبی که تاثیر فراوانی بر دقت پیش‌بینی دارد، انتخاب معماری مناسب شبکه‌های عصبی است. اما از یک سو تاکنون روش و متودولوژی استاندارد برای انتخاب معماری شبکه‌ی عصبی (یا به عبارت متغیرهای شبکه) معرفی نشده و از سوی دیگر معماری‌های مختلف و فراوانی برای شبکه‌ی عصبی می‌توان متصور بود. در تعیین متغیرهای شبکه، استفاده از روش آزمون و خطا بیشترین کاربرد را داشته است. در این تحقیق از روش جستجو برای انتخاب شبکه‌ی مناسب استفاده شده است. در روش جستجو تمام معماری‌های مختلف شبکه‌ی عصبی که مورد نظر است، بررسی شده و آن شبکه‌ی عصبی انتخاب می‌شود که تابع خطای مورد نظر را کمینه کند. به عبارت بهتر، این روش به یافتن شبکه‌ی عصبی می‌انجامد که تابع خطای آن در مقایسه با دیگر شبکه‌های عصبی ممکن، کمترین مقدار (کمینه مطلق) را دارا می‌باشد. در حقیقت استفاده از این روش به صورت عملی تنها با ظهور رایانه‌های سریع امکان‌پذیر شده، چرا که حجم محاسبات انجام شده در این روش به دلیل بررسی تمامی حالات ممکن، بسیار بالا است. برنامه‌ی نوشته شده در محیط نرم افزار متلب برای جستجوی شبکه‌ی عصبی مناسب به

گام‌های زمانی ثبت سیگنال‌های پاسخ، یک صدم ثانیه در نظر گرفته شده‌اند. بنابراین تعداد ستون‌های ماتریس زمان-فرکانس برابر با مدت زمان آغاز اعمال نیروی محرک تا اتمام ارتعاشات پل تقسیم بر یک صدم است. با این حال و با توجه به برابری تعداد گام‌های زمانی با تعداد مخازن فرکانس، ابعاد هر یک از ماتریس‌های به دست آمده سیصد و پنجاه در سیصد و پنجاه هستند. با توجه به اینکه ثبت سیگنال‌ها با ۸ حسگر انجام می‌پذیرد و ۲۱ سناریو برای این تحقیق در نظر گرفته شده، در حالت کلی، ۱۶۸ ماتریس پردازش شده به دست می‌آید. برای هر حسگر به صورت جداگانه و بدون در نظر گرفتن اطلاعات دریافتی از سایر حسگرها، ۲۱ حالت مختلف پردازش شده را به عنوان ورودی شبکه‌ی عصبی در نظر می‌گیریم و متناسب با آن ورودی، خروجی‌های لازمه را تعریف می‌نماییم. داده‌های لازم برای هر شبکه‌ی عصبی مقادیر ورودی و خروجی متناظر با مقادیر ورودی می‌باشد و شبکه‌ی عصبی با استفاده از روابط غیرخطی مقادیر ورودی را به خروجی‌های متناظر آن‌ها مربوط می‌کند. مقادیر ورودی مورد استفاده در این بخش در هر یک از حسگرها به صورت جداگانه، مجموع سیگنال‌های پردازش شده دریافتی در هر یک از حسگرها می‌باشد که با توجه به بیست و یک سناریو، در هر کدام از حسگرها یک ماتریس  $(۷۳۵۰ \times ۳۵۰)$  به عنوان داده‌های ورودی انتخاب می‌شوند. برای مقادیر خروجی و هدف ابتدا برای تشخیص وجود و عدم وجود آسیب و میزان شدت آن، میزان درصد سلامت سازه به عنوان خروجی در نظر گرفته می‌شود. در گام بعدی برای شناسایی موقعیت محل

جدول ۳. بهترین نتایج میزان سلامت

Table 3. The best results of the healthy state

RMSE Verification	RMSE <sup>2</sup> Train	DC Verification	DC <sup>1</sup> Train	تعداد تکرار (Epoch)	شماره ی نورون	شماره ی حسگر
0.03867	0.028422	0.999957	0.999976	500	4	1
0.04262	0.035528	0.999947	0.999963	400	4	2
0.096226	0.077003	0.999719	0.999825	400	3	3
0.071144	0.056493	0.999853	0.999906	500	4	4
0.085837	0.069743	0.999789	0.999856	500	4	6
0.023979	0.017455	0.999982	0.999991	400	5	7
0.055343	0.043365	0.999907	0.999945	500	4	8
0.041479	0.032544	0.999947	0.999969	400	5	9

<sup>1</sup> Data Control

<sup>2</sup> Root Mean Square Error (RMSE)

جدول ۴. بهترین نتایج محل آسیب

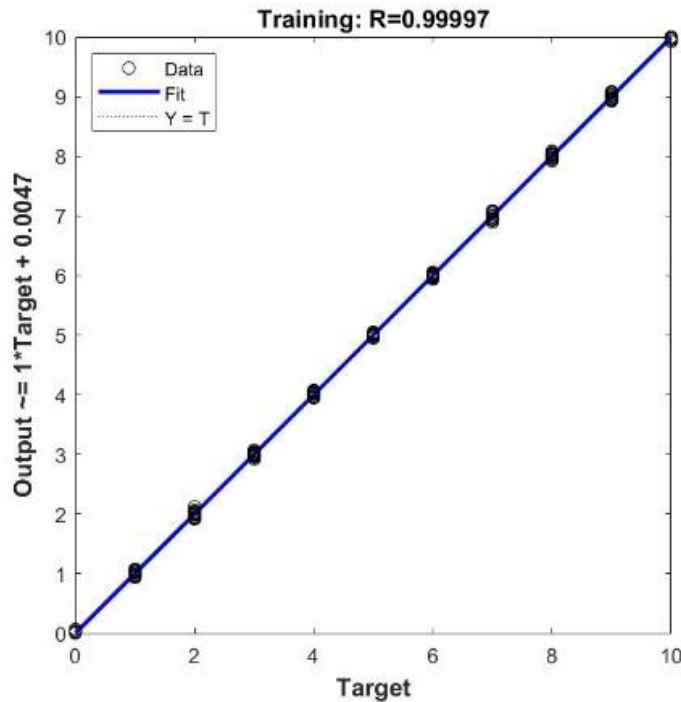
Table 4. The best results of the damage location

RMSE Verification	RMSE Train	DC Verification	DC Train	تعداد تکرار	شماره ی نورون	شماره ی حسگر
0.023507	0.017096	0.999941	0.999968	300	4	1
0.013032	0.010167	0.999982	0.999989	400	4	2
0.035951	0.021679	0.999859	0.999949	500	3	3
0.025733	0.021753	0.999928	0.999949	500	5	4
0.026983	0.023036	0.999922	0.999942	400	3	6
0.03042	0.024327	0.999897	0.999936	500	4	7
0.020157	0.01726	0.999956	0.999968	400	5	8
0.022701	0.01646	0.999941	0.999971	500	3	9

در نظر می‌گیریم که با گام‌های ۱۰۰ تایی مورد آموزش قرار می‌گیرد. با توجه به جداول نتایج به دست آمده، نتایج بهترین معماری شبکه‌ی عصبی برای هر ۸ حسگر انتخابی به صورت جدا، هم برای میزان سلامت سازه و هم برای تعیین محل موقعیت آسیب که در جدول ۳ و جدول ۴ ارائه شده، مشاهده می‌شود که با این روش و تنها فقط و فقط با استفاده از اطلاعات هر یک از حسگرها، می‌توان میزان سلامت سازه و موقعیت مکان المان آسیب دیده را با کمترین خطا و با تقریب بیش از ۹۹ درصد به دست آورد که این نشان دهنده‌ی توانایی بالای روش پیشنهادی در شناسایی آسیب و شناسایی محل آن می‌باشد. در واقع در روش ارائه شده، حصول اهداف مورد نظر به تعداد

گونه‌ای است که تمام شبکه‌های عصبی ممکن از نوع MLP، با حداکثر میزان مشخصی از نورون در لایه‌ی مخفی و دوره تکرار، که دارای یک لایه‌ی مخفی هستند، تابع انتقال لایه‌ی مخفی آن‌ها، تابع سیگموئید<sup>۱</sup> و تابع انتقال خروجی آن‌ها غیرخطی و همچنین الگوریتم آموزش آن‌ها الگوریتم لوبزبرگ - مارکواریت<sup>۲</sup> را، در نظر می‌گیرد. از بین تمامی شبکه‌ها، بهترین شبکه را بر اساس معیار RMSE انتخاب می‌کنیم. در این تحقیق ماکزیمم نورون میانی را که با سعی و خطا به دست آوردیم، ۵ و تعداد دوره‌ی تکرار<sup>۳</sup> را ۵۰۰

- 1 Sigmoid Function
- 2 Levenberg-Marquardt
- 3 Epoch



شکل ۸. نمودار رگرسیون

Fig. 8. The regression diagram

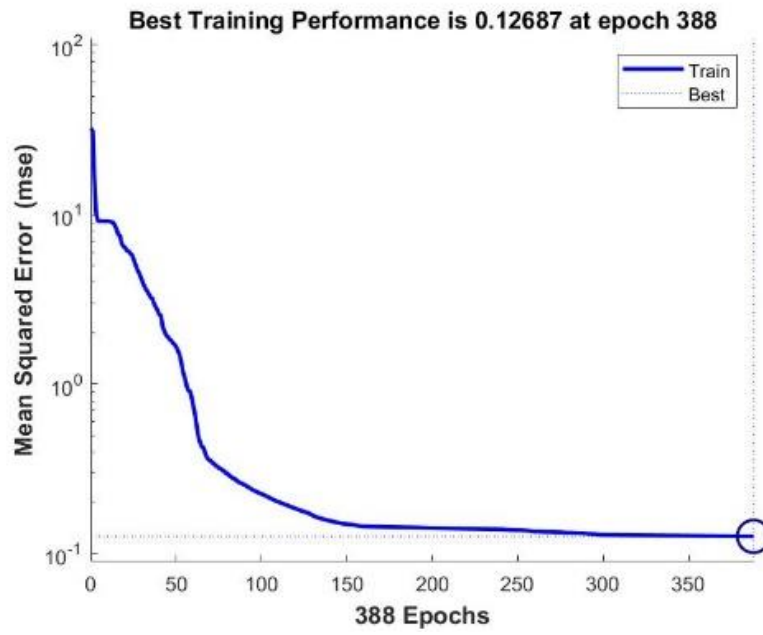
در شکل‌های ۸، ۹ و ۱۰ ارائه شده است.

لازم به ذکر است در بحث عملکرد و صحت‌سنجی شبکه‌های عصبی معمولاً از دو پارامتر می‌توان استفاده کرد که یکی معیار همبستگی (Re- gression) و دیگری معیار کارایی (Performance) شبکه است. در مورد ضریب همبستگی (Regression) که به عنوان یک معیار سنجش می‌باشد، هر موقع داده‌های پیش‌بینی شده با داده‌های حاصل از روش‌های دقیق مطابقت داشته باشند یعنی به عدد یک نزدیک‌تر باشند، شبکه عصبی طراحی شده عملکرد قابل اطمینانی دارد و بالتبع هر چه اختلاف بیشتر بوده و به عدد صفر نزدیک‌تر شود، دارای عملکرد ضعیف‌تری است. در شکل ۸ نمودار رگرسیون به وضوح این عملکرد را نمایش داده است. هر اندازه خط ضریب همبستگی بر خط نقطه چین منطبق‌تر باشد، عملکرد شبکه‌ی عصبی بهتر خواهد بود. محور افقی در نمودارهای ۴ گانه مقادیر اولیه خروجی در سیستمی که داشتیم و محور عمودی مقادیر خروجی شبکه است. بدیهی است هنگامی که این دو بر هم منطبق باشند، منحنی رگرسیون روی نیمساز قرار خواهند گرفت.

حسگرها ارتباطی نداشته و تنها با وجود یک حسگر می‌توان ضمن شناسایی آسیب، محل آن را تعیین نمود. در صورت افزایش تعداد حسگرها نیز تنها با کاربرد سیگنال‌های ثبت شده از یک حسگر و بدون استفاده از اطلاعات ثبت شده با حسگرهای دیگر، آسیب و محل آن قابل شناسایی بوده که البته قابلیت ارزنده‌ی این روش می‌باشد.

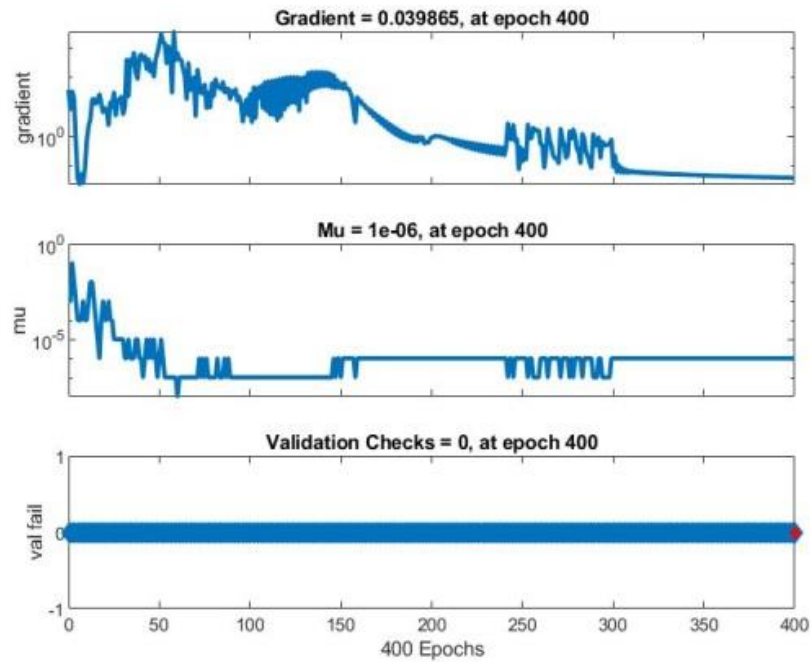
همانطور که پیشتر اشاره شد، از روش جستجو برای انتخاب شبکه‌ی مناسب استفاده شده و آن شبکه‌های عصبی انتخاب شدند که تابع خطای مورد نظر را کمینه کنند. بنابراین با توجه به آموزش ۲۵ شبکه در هر مرحله از پردازش سیگنال‌های هر یک از حسگرها، شبکه‌ای انتخاب شده که دارای کمترین خطا بوده و در جدول بالا ارائه گردیده است. به عنوان مثال در حسگر شماره ۱ شبکه‌ای که دارای ۳ نورون و دوره‌ی تکرار ۴۰۰ بوده، بهترین عملکرد را از میان ۲۵ شبکه آموزش دیده داشته است. به دلیل گستردگی نتایج و عدم امکان ارائه‌ی کلیه‌ی نتایج و جداول به دست آمده، بهترین شبکه‌های آموزش دیده در جدول ۴ ارائه گردیده است. همچنین نمونه‌ای از نمودارهای رگرسیون، کارایی و تعلیم داده‌های آموزش





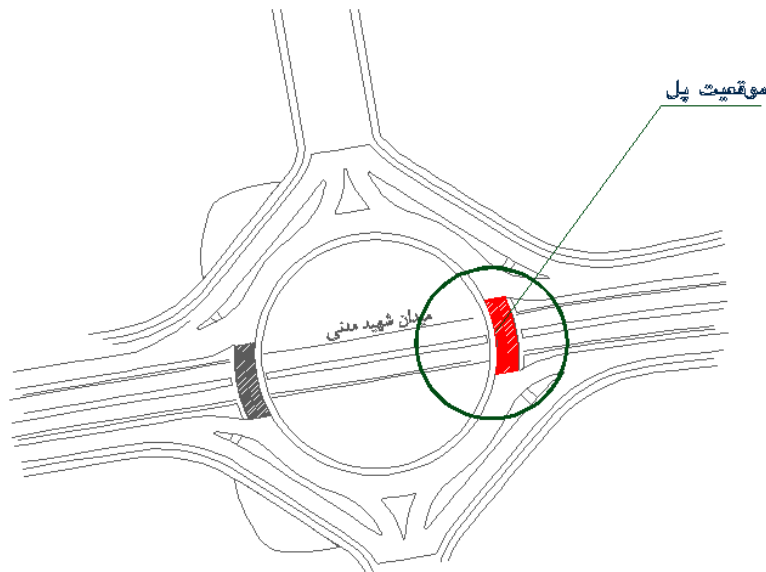
شکل ۹. نمودار کارایی

Fig. 9. The performance diagram



شکل ۱۰. نمودار تعلیم داده‌های آموزشی

Fig. 10. The diagrams of the train state



شکل ۱۱. تقاطع غیرهمسطح شهید مدنی

Fig. 11. The non-coplanar intersection of Shahid Madani

راه فرودگاه می‌باشد. شکل ۱۱ طرح هندسی تقاطع و موقعیت پل را نشان می‌دهد.

به منظور انجام محاسبات و تحلیل‌ها، از نقشه‌های چون ساخت سازه استفاده شده است. این نقشه‌ها توسط مهندسين مشاور نمودار و تحت نظارت نویسنده اول تهیه گردیده است. بدین منظور دو اکیپ مجزا در نظر گرفته شده که یکی از اکیپ‌ها متشکل از کارشناسان و بالابر با اندازه‌گیری ابعاد شاه تیرها، نمره، تعداد و فاصله آرماتورهای شاه تیرها و تابلیه و طول نشیمن‌گاه‌ها را به دست آوردند. در شکل‌های زیر (شکل ۱۲ و ۱۳) تهیه نقشه چون ساخت با عملیات مترکشی نشان داده شده است.

جهت تسریع در روند اندازه‌گیری و کنترل مضاعف، اکیپ دیگری با دوربین نقشه‌برداری نسبت به اندازه‌گیری ابعاد اقدام نمودند.

مشخصات هندسی شاه تیرهای بتنی پیش ساخته در شکل ۱۴ قابل مشاهده می‌باشد.

با استفاده از اطلاعات به دست آمده، ابعاد پل به تفکیک اجزا مشخص گردید. در شکل ۱۵ نمای عرضی پل با استفاده از اندازه‌گیری‌های انجام گرفته، نشان داده شده است. علاوه بر آن، مشخصات بتن‌های مورد استفاده در اجزای مختلف پل در جدول ۵ نشان داده شده است. ضمناً کلیه میلگردهای مصرفی در بتن‌های مسلح از نوع AIII با حد جاری شدن ۴۰۰۰ کیلوگرم بر سانتی‌متر مربع و خاموت‌های مصرفی از نوع AII با حد جاری شدن ۳۰۰۰

در مورد معیار کارایی (Performance) اینکه هر چه این پارامتر به هدف نزدیکتر باشد، بهتر خواهد بود و یا هر چه این نمودار در مقابل داده‌های جدید با سرعت بیشتری کاهش پیدا کند، بهتر است. در واقع می‌توان گفت نیازی به منطبق بودن نمودار Best بر نمودار Train نیست، معمولاً نمودار Train حالت بهتری نسبت به نمودار Best دارد که دلیل اصلی آن تنظیم وزن‌های شبکه بر اساس داده‌های Train است. در شکل ۸ عملکرد خوب و قابل اطمینان شبکه عصبی مصنوعی که با الگوریتم لونیگ-مارکواریت<sup>۱</sup> آموزش دیده، ارائه شده است. همانطور که در این شکل مشاهده می‌شود میانگین مربعات خطای مطلق در مرحله‌ی آموزش کمترین بوده و در مرحله‌ی آزمایش نیز روند کاهشی مناسبی داشته است. این موضوع بیانگر عملکرد قابل اطمینان شبکه‌ی عصبی طراحی شده، می‌باشد.

در نمودارهای شکل ۱۰، تغییرات گام آموزش در طول تکرارها نمایش داده شده است. توضیح کلی اینکه ضریب همبستگی قطعاً وابسته به کارایی شبکه است و هر چه خطای شبکه کمتر شود، ضریب همبستگی به عدد یک نزدیک‌تر می‌شود و در صورت عکس، این عدد به سمت صفر میل می‌کند.

### ۳-۲- مدل عددی پل شهید مدنی

پل مورد مطالعه، زیرگذر شرقی میدان شهید مدنی تبریز و یا زیرگذر سه

1 Levenberg-Marquardt



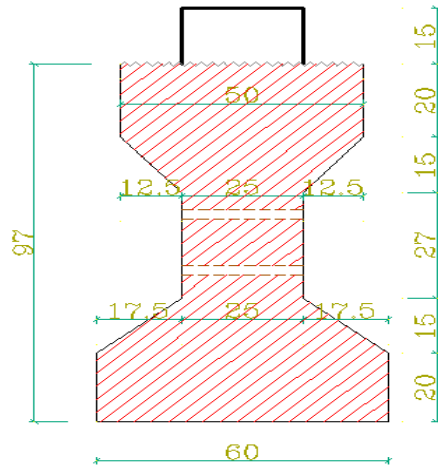
شکل ۱۲. اندازه‌گیری ابعاد شاه تیرهای بتنی

Fig. 12. Measuring the dimensions of the concrete girders



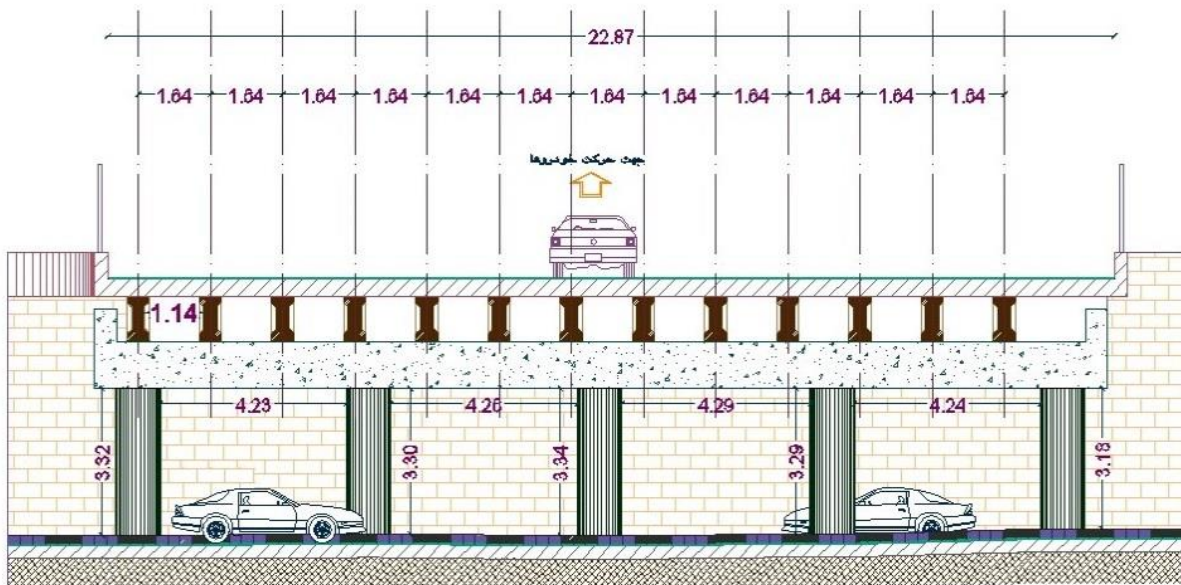
شکل ۱۳. نقشه برداری ابعاد زیرگذر

Fig. 13. The mapping of underpass dimensions



شکل ۱۴. مشخصات هندسی شاه تیرهای بتنی به کار رفته در پل

Fig. 14. The geometric characteristics of the concrete girders used in the bridge



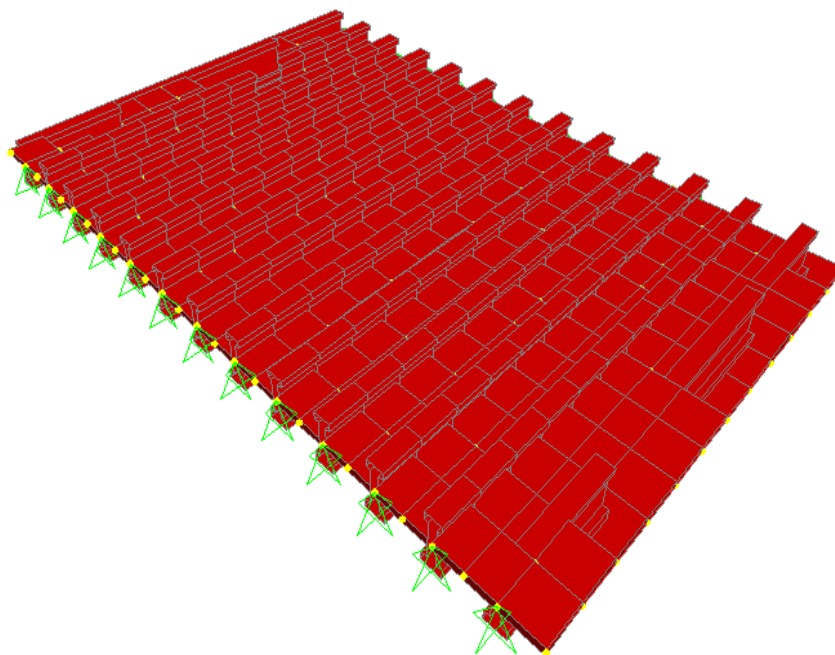
شکل ۱۵. مقطع عرضی زیرگذر

Fig. 15. The cross section of the underpass

جدول ۵. مشخصات بتن‌های مورد استفاده در اجزای مختلف پل

Table 5. The specifications of concretes used in different elements of the bridge

بخش	عیار سیمان	مقاومت فشاری بر روی نمونه استاندارد MPa	کلاس بتن
شاه تیر بتنی	۴۲۰	۳۵	C-30
دال عرشه و قرنیز	۳۷۰	۳۰	C-30

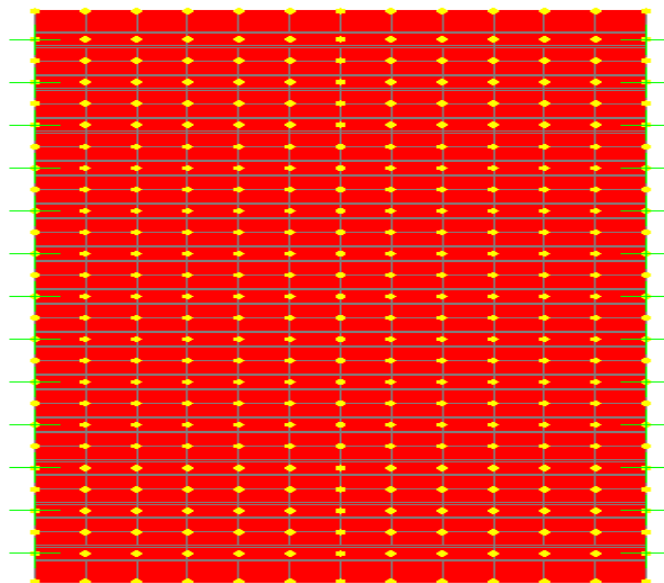


شکل ۱۶. مدل اجزای محدود عرشه‌ی پل شهید مدنی

Fig. 16. The finite element model of the deck of Shahid Madani bridge

پس از آن، پاسخ‌های پل، با تابع زمان-فرکانس پردازش شده و مشخصات دینامیکی عرشه شناسایی می‌گردند. در پایش سلامت سازه‌ها، افزایش تعداد حسگرها ضمن افزایش صعوبت میدانی پایش، موجب افزایش هزینه‌ها به صورت قابل توجه می‌گردد. با این وجود روشی که با حداقل تعداد حسگر بتواند سلامت سازه را شناسایی نماید، از اولویت برخوردار است. در این پژوهش، کاهش تعداد حسگرها به تنها یک عدد مورد توجه قرار گرفت. با توجه به نتایج حاصل شده از تحلیل تیر بتنی در بخش قبل و نظر به اینکه تنها با استفاده از یک حسگر، آسیب و محل آن را می‌توان در سازه شناسایی کرد، تنها از اطلاعات حسگر شماره‌ی ۱ برای صحت‌سنجی نتایج پل شهید مدنی استفاده شد. سناریوهای مختلف آسیب مورد نظر قرار گرفته در جدول ۶ قابل مشاهده می‌باشند.

کیلوگرم بر سانتی‌متر مربع می‌باشند. بر اساس نقشه‌های چون ساخت تهیه شده، مدل اجزای محدود پل در نرم‌افزار SAP2000 ایجاد گردید. نمایی از این مدل در شکل‌های ۱۶ و ۱۷ نشان داده شده است. بر اساس الگوریتم مورد استفاده در این تحقیق پیش از رویداد آسیب، یک نیروی محرک به عرشه پل اعمال و پاسخ پل در وسط شاه تیرها ثبت می‌شود. عرشه از ۱۳ شاه تیر تشکیل شده و در واقع یک بار محرک هارمونیک به تیر شماره‌ی ۷ که در میانه عرشه قرار گرفته، اعمال می‌شود. سیگنال ثبت شده از نوع شتاب می‌باشد. بعد از رویداد آسیب، نیروی محرک مجدداً به عرشه اعمال شده و پاسخ شاه تیرها ثبت می‌گردد. با این حال نیاز به اندازه‌گیری نیروی محرک نمی‌باشد. لازم به ذکر است دامنه بار محرک کوچک در نظر گرفته شده و این نیرو، باعث ایجاد آسیب در عرشه نمی‌شود.



شکل ۱۷. نمای فوقانی از مدل اجزای محدود عرشه‌ی پل شهید مدنی

Fig. 17. Upper view of the finite element model of the deck of Shahid Madani Bridge

جدول ۶. سناریوهای آسیب پل شهید مدنی

Table 6. The damage scenarios of Shahid Madani Bridge

سناریو	تیر آسیب دیده	میزان سلامت سازه (%)
۱	۰	۱۰۰
۲	۷	۹۰
۳	۱	۷۰
۴	۲	۷۰
۵	۳	۷۰
۶	۴	۷۰
۷	۵	۷۰
۸	۶	۷۰
۹	۷	۷۰

جو در شبکه‌ی عصبی به دست آمده و با در نظر گرفتن حداقل تابع خطا (RMSE)، در قسمت میزان سلامت ملاحظه می‌گردد که از میان ۲۵ معماری شبکه‌ی عصبی آموزش دیده، بهترین عملکرد مربوط به سلولی می‌باشد که شبکه‌ی آن با ۴ نورون با تعداد تکرار ۱۰۰ آموزش دیده است. همچنین در قسمت محل آسیب مشاهده می‌شود که بهترین عملکرد مربوط به سلولی می‌باشد که شبکه‌ی آن با ۵ نورون و با تعداد تکرار ۳۰۰ آموزش

با توجه به نتایج به دست آمده از کاربرد روش پیشنهادی که روی مدل سازه‌ای پل شهید مدنی انجام شده، می‌توان مشاهده نمود که رویکرد به کار گرفته در عین سادگی، توانمندی و قابلیت بالایی در سلامت‌سنجی سازه را دارا می‌باشد. جداول ۷ و ۸ نشان دهنده‌ی بهترین عملکرد آموزش شبکه برای شناسایی میزان سلامت و محل آسیب می‌باشند. با توجه به نتایج ارائه شده در جداول ۹ و ۱۰ که از روش جست و

جدول ۷. میزان سلامت سازه

Table 7. The degree of structural health

RMSE Verification	RMSE Train	DC Verification	DC Train	تعداد تکرار	شماره ی نورون	شماره ی حسگر
۰/۰۱۲۵۱۶	۰/۰۰۸۰۶۶	۰/۹۹۹۹۹۹	۰/۹۹۹۹۹۹	۱۰۰	۴	۱

جدول ۸. محل آسیب

Table 8. The damage location

RMSE Verification	RMSE Train	DC Verification	DC Train	تعداد تکرار	شماره ی نورون	شماره ی حسگر
۰/۰۱۶۹۸۱	۰/۰۱۲۹۴۴	۰/۹۹۹۹۵۱	۰/۹۹۹۹۷۱	۳۰۰	۵	۱

دیده است.

$$SNR = 20 \log \left( \frac{A_S}{A_N} \right) \quad (9)$$

در رابطه بالا  $A_S$  نشان دهنده ریشه مربع میانگین سیگنال پاسخ و  $A_N$  بیانگر ریشه مربع میانگین نوفه می‌باشد. نسبت SNR با واحد دسی‌بل (dB) بیان می‌گردد.

شناسایی آسیب با استفاده از سیگنال‌های آلوده به نوفه بسیار دشوار بوده و چالشی جدی برای روش‌های شناسایی آسیب می‌باشد. با این وجود در صورتی که روش پیشنهادی با استفاده از سیگنال‌های آلوده بتواند آسیب را شناسایی نماید، توانمندی آن کاملاً اثبات می‌گردد. در جدول‌های ۱۲ و ۱۳ نتایج حاصل از بررسی داده‌های آلوده به نوفه نشان داده شده است.

نتایج ارائه شده در جدول‌های ۱۲ و ۱۳ بدین صورت است که با توجه به حسگر انتخابی شماره‌ی یک، داده‌های مورد استفاده بررسی و پردازش شده‌اند و در شبکه‌ی عصبی آموزش، آزمایش و صحت‌سنجی صورت گرفته است. از میان ۲۵ شبکه‌ی عصبی ایجاد شده، نتایج آن شبکه‌ای که اعداد به دست آمده در ستون‌های کنترل داده‌ی آن به عدد ۱ نزدیک‌تر یا در ستون‌های خطای جذر میانگین مربعات به صفر نزدیک‌تر باشند، به عنوان بهترین شبکه‌ی آموزش دیده برای بررسی سازه، مورد استفاده قرار گرفته است. این فرایند با استفاده از شماره‌ی نورون و تعداد تکرار صورت پذیرفته است.

۳-۲-۱- آلوده کردن پاسخ‌های سازه به نوفه

پاسخ سازه‌ها در شرایط واقعی دارای نوفه بوده و نتایج داده‌های آزمایشگاهی و واقعی دارای اختلافاتی هستند که این اختلاف در اکثر مواقع به دلیل وجود نوفه در ساختار واقعی می‌باشد. به همین دلیل مطالعات بر روی مدل‌های دارای نوفه و ارتعاشات طبیعی از اهمیت بیشتری برخوردار هستند [۴۰-۴۲]. از این رو و به منظور ارزیابی عملکرد روش ارائه شده هنگامی که پاسخ‌ها به نوفه آلوده هستند، پاسخ‌های مدل عددی پل به نوفه آلوده شده‌اند [۴۳-۴۵]. در واقع تیر شماره‌ی ۱ را با استفاده از چند سناریو جدید به همراه نوفه مورد ارزیابی قرار داده و سیگنال‌های آلوده مورد استفاده قرار گرفته‌اند. این سیگنال‌ها برای حالت سالم و آسیب دیده ثبت شده با درصد‌های متفاوت آلودگی مطابق جدول ۱۱ مورد آزمایش قرار گرفته است. نوفه به صورت نوفه سفید گاوسی با میانگین صفر به پاسخ‌های پل اضافه می‌گردد. نسبت سیگنال به نوفه<sup>۱</sup> با سه مقدار ۱۰، ۲۰ و ۴۰ دسی‌بل در نظر گرفته شده است. هدف از اعمال سه نسبت متفاوت سیگنال به نوفه، تحقیق پیرامون حساسیت روش پیشنهادی به نسبت‌های مختلف سیگنال به نوفه می‌باشد. لازم به ذکر است نسبت سیگنال به نوفه از رابطه زیر قابل محاسبه می‌باشد [۴۶-۴۸].

1 Signal to Noise Ratio; SNR

جدول ۹. نتایج آموزش شبکه‌ی عصبی برای تشخیص میزان سلامت با استفاده از اطلاعات حسگر شماره

Table 9. The results of neural network training to diagnose health using the information of sensor number 1

DC validation /DC صحت‌سنجی					
	نورون ۱	نورون ۲	نورون ۳	نورون ۴	نورون ۵
Epoch100	-0.00039	0.999991	0.135069	0.999999	0.999998
Epoch200	0.94417	0.14189	0.997331	0.208584	0.999995
Epoch300	0.37585	-0.27116	0.862759	0.990478	0.93368
Epoch400	0.858089	0.924427	-0.27725	0.900677	-0.31457
Epoch500	0.156864	0.958475	0.959026	0.566677	0.582495
DC training /DC آموزش					
	نورون ۱	نورون ۲	نورون ۳	نورون ۴	نورون ۵
Epoch100	0.004237	0.999998	0.13713	0.999999	1
Epoch200	0.964043	0.143813	0.999205	0.200411	1
Epoch300	0.969389	-0.26358	0.897849	0.999982	0.978484
Epoch400	0.884351	0.956038	-0.26256	0.944898	-0.31088
Epoch500	0.193762	0.990841	0.994788	0.600127	0.631335
RMSE validation /RMSE صحت‌سنجی					
	نورون ۱	نورون ۲	نورون ۳	نورون ۴	نورون ۵
Epoch100	10.70787	0.031506	9.956573	0.012516	0.014544
Epoch200	2.529613	9.917233	0.553036	9.524045	0.024769
Epoch300	2.674626	12.07033	3.966071	1.044678	2.757034
Epoch400	4.032985	2.943076	12.09923	3.373996	12.27468
Epoch500	9.830323	2.181593	2.167078	7.047331	6.917513
RMSE training /RMSE آموزش					
	نورون ۱	نورون ۲	نورون ۳	نورون ۴	نورون ۵
Epoch100	10.62154	0.013265	9.887399	0.008066	0.007277
Epoch200	2.018361	9.849034	0.300034	9.517935	0.007297
Epoch300	1.862284	11.96494	3.401969	0.044635	1.561296
Epoch400	3.619769	2.231763	11.9601	2.498579	12.18682
Epoch500	9.557428	1.018683	0.768437	6.730856	6.462866



جدول ۱۰. نتایج آموزش شبکه‌ی عصبی برای تشخیص محل آسیب با استفاده از اطلاعات حسگر شماره

**Table 10. The results of neural network training to detect the location of damage using the information of sensor number 1**

صحت‌سنجی /DC validation /DC					
	نورون ۱	نورون ۲	نورون ۳	نورون ۴	نورون ۵
<b>Epoch100</b>	0.996836	0.998915	0.999013	0.999099	0.998824
<b>Epoch200</b>	0.956107	0.989708	0.997689	0.999444	0.998993
<b>Epoch300</b>	0.342531	0.564875	0.587179	0.99991	0.999951
<b>Epoch400</b>	0.965126	0.999791	0.454379	0.716487	0.999846
<b>Epoch500</b>	0.713482	0.970999	0.998116	0.444536	0.999591
آموزش /DC training /DC					
	نورون ۱	نورون ۲	نورون ۳	نورون ۴	نورون ۵
<b>Epoch100</b>	0.997192	0.99916	0.999241	0.99931	0.99911
<b>Epoch200</b>	0.964691	0.991957	0.998124	0.999606	0.999246
<b>Epoch300</b>	0.389609	0.599936	0.620497	0.999951	0.999971
<b>Epoch400</b>	0.977682	0.999849	0.498623	0.741047	0.999911
<b>Epoch500</b>	0.758403	0.993878	0.99916	0.492375	0.999738
صحت‌سنجی /RMSE validation /RMSE					
	نورون ۱	نورون ۲	نورون ۳	نورون ۴	نورون ۵
<b>Epoch100</b>	0.136313	0.7983	0.076151	0.072757	0.083113
<b>Epoch200</b>	0.507728	0.245862	0.116513	0.057138	0.076904
<b>Epoch300</b>	1.965045	1.598607	1.557097	0.022931	0.016981
<b>Epoch400</b>	0.452572	0.03504	1.790113	1.29039	0.030089
<b>Epoch500</b>	1.297213	0.412706	0.105195	1.806188	0.048992
آموزش /RMSE training /RMSE					
	نورون ۱	نورون ۲	نورون ۳	نورون ۴	نورون ۵
<b>Epoch100</b>	0.128231	0.070126	0.066681	0.063577	0.072197
<b>Epoch200</b>	0.454737	0.217034	0.104814	0.048023	0.066456
<b>Epoch300</b>	1.890691	1.530669	1.490816	0.016977	0.012944
<b>Epoch400</b>	0.361533	0.029715	1.713559	1.231479	0.022818
<b>Epoch500</b>	1.189495	0.189344	0.070151	1.724201	0.039206

جدول ۱۱. سناریوهای آسیب پل شهید مدنی با در نظر گرفتن نوفه

Table 11. The damage scenarios of Shahid Madani Bridge considering the noise

میزان نوفه سازه (%)	تیر آسیب دیده	میزان سلامت سازه (%)	سناریو
۰	۰	۱۰۰	۱
۰	۷	۹۰	۲
۰	۱	۷۰	۳
۰	۲	۷۰	۴
۰	۳	۷۰	۵
۰	۴	۷۰	۶
۰	۵	۷۰	۷
۰	۶	۷۰	۸
۰	۷	۷۰	۹
۱۰	۰	۱۰۰	۱۰
۲۰	۰	۱۰۰	۱۱
۴۰	۰	۱۰۰	۱۲
۱۰	۱	۷۰	۱۳
۲۰	۱	۷۰	۱۴
۴۰	۱	۷۰	۱۵

جدول ۱۲. میزان سلامت سازه

Table 12. The degree of structural health

RMSE Verification	RMSE Train	DC Verification	DC Train	تعداد تکرار	شماره ی نورون	شماره ی حسگر
0.035646	0.011228	0.999993	0.999999	500	1	1

جدول ۱۳. محل آسیب

Table 13. The damage location

RMSE Verification	RMSE Train	DC Verification	DC Train	تعداد تکرار	شماره ی نورون	شماره ی حسگر
0.017241	0.014143	0.999953	0.999969	400	3	1

National Lab, USA, 2003.

#### ۴- نتیجه گیری

- [3] A. Rahaei, A. Mirzazade, N. Sadeghi, seismic assessment of steel frame bridges and comparison with damage indices, *Amirkabir Journal of Civil Engineering*, 51(4) (2019) 757-766. (in Persian)
- [4] H. Iemura, T. Mikami, Demand spectra of yield strength and ductility factor to satisfy the required seismic performance objectives, *Proceeding of JSCE*, 689 (2001) 333-342.
- [5] H.R. Ahmadi, F. Daneshjoo, N. Khaji, New damage indices and algorithm based on square time-frequency distribution for damage detection in concrete piers of railroad bridges, *Structural Control and Health Monitoring*, 22(1) (2015) 91-106.
- [6] H. Wenzel, *Health Monitoring of Bridges*, John Wiley & Sons Ltd, UK, 2009.
- [7] A.A. Mufti, *Guidelines for structural health monitoring*, ISIS, Canada, 2001.
- [8] L. Qiao, *Structural damage detection using signal-based pattern recognition*, Kansas State University, USA, 2009.
- [9] P. Bonato, R. Ceravolo, A. De Stefano, F. Molinari, Use of Cross-Time-Frequency Estimators for Structural Identification in Non-Stationary Conditions and Under Unknown Excitation, *Sound and Vibration*, 237(5) (2000) 779-791.
- [10] F. Daneshjoo, H.R. Ahmadi, G. Mobtaker, Feature identification and damage detection of concrete piers of bridges using timefrequency representation and modified matrix subtraction method, *Sharif Journal of Civil Engineering*, 29(2) (2013) 37-48. (in Persian)
- [11] Y. Foadghadam, H.R. Ghafouri, Damage detection in structures by wavelet analysis using modal analysis data, *Sharif Journal of Civil Engineering*, 31(2) (2015) 111-121. (in Persian)
- [12] C.M. Chang, S.K. Huang, Matrix factorization to time-frequency distribution for structural health monitoring, in: *Sensors and Smart Structures Technologies for Civil, Mechanical, and Aerospace Systems 2016*, SPIE, 2016, pp. 517-532.

در این پژوهش روش جدیدی جهت شناسایی آسیب در تیرهای بتنی عرشه پل‌ها ارائه گردیده است. روش ارائه شده از پاسخ دینامیکی سازه پل برای تشخیص آسیب استفاده می‌نماید. این روش بر اساس استفاده از توزیع زمان-فرکانس مربعی و شبکه عصبی بنا گردیده است. با توجه به تجربیات موجود برای پایش سلامت سازه‌ها و برتری روش‌های پاسخ-پایه (Output-Only)، رویکردی به کار گرفته شده که نیازی به اندازه‌گیری نیروی ورودی نیست. به عبارت دیگر در این تحقیق تنها بر اساس پاسخ اندازه‌گیری شده از سازه پل، مشخصات دینامیکی آن استخراج شده و آسیب تعیین گردیده است. ضمناً در رویکرد به کار گرفته شده چون بر اساس سیگنال‌های خروجی است، نیازی به ساخت مدل عددی از پل نمی‌باشد که البته در این پژوهش به منظور انجام ارزیابی‌ها از مدل عددی استفاده شده است. از طرفی بی‌نیازی به ساخت مدل عددی بهنگام شده از مزایای این روش می‌باشد. در این تحقیق روشی نوین برای تشخیص میزان و محل آسیب در سازه‌ها با به حداقل رساندن تعداد استفاده از حسگر ارائه شده است. در واقع به منظور کاهش هزینه پایش، با کاربرد تنها یک حسگر پاسخ‌های سازه ثبت گردیده است. با کاهش تعداد حسگرها، هزینه‌های نرم‌افزاری و سخت‌افزاری پایش سلامت به صورت قابل توجهی کاهش می‌یابد. مدل عددی تیر بتنی و همچنین عرشه پل شهید مدنی تبریز به منظور ارزیابی روش پیشنهادی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. جهت افزایش دقت، نقشه چون ساخت پل شهید مدنی تهیه و در مدل‌سازی اجزای محدود به کار گرفته شده است. نتایج به دست آمده نشان دهنده توانایی مطلوب روش پیشنهاد شده و نشان دهنده صحت تشخیص میزان سلامت و محل آسیب می‌باشند. با توجه به سادگی و توانمندی و از سوی دیگر کاربردی بودن، روش پیشنهاد شده می‌تواند برای سلامت‌سنجی تیرهای بتنی عرشه پل‌ها مورد استفاده قرار گیرد.

#### منابع

- [1] S.W. Doebling, C.R. Farrar, M.B. Prime, D.W. Shevitz, *Damage Identification and Health Monitoring of Structural and Mechanical Systems from Changes in Their Vibration Characteristics, A Literature Review*, Los Alamos, National Lab, USA, 1996.
- [2] H. Sohn, C.R. Farrar, F.M. Hemez, J.J. Czarnecki, *A review of structural health monitoring*, Los Alamos,

- for gears based on IMF AR model and SVM, EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2008 (2008).
- [23] A. De Stefano, R. Ceravolo, D. Sabia, Output only dynamic identification in time-frequency domain, in: Proceedings of the 2001 American Control Conference, IEEE, Arlington, VA, USA, 2001, pp. 447-449.
- [24] O.R. De Lautour, P. Omenzetter, Prediction of seismic-induced structural damage using artificial neural networks, Engineering Structures, 31(2) (2009) 600-606.
- [25] Z. Zhou, L.D. Wegner, B.F. Sparling, Structural health monitoring of precast concrete box girders using selected vibration-based damage detection methods, Advances in Civil Engineering, (2010).
- [26] H. Wang, P. Chen, Fuzzy diagnosis method for rotating machinery in variable rotating speed, IEEE Sensors Journal, 11(1) (2011) 23-34.
- [27] G.P. Zhang, Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model, Neurocomputing, 50 (2003) 159-175.
- [28] V. Soltangharai, R. Anay, L. Assi, M. Bayat, J.R. Rose, P. Ziehl, Analyzing acoustic emission data to identify cracking modes in cement paste using an artificial neural network, Construction and Building Materials, 267 (2020).
- [29] R.J. Schalkoff, Artificial Neural Networks, Shahid Chamran University Press, Iran, 2003. (in Persian)
- [30] D. Solomatine, L.M. See and R.J. Abrahart, Data-Driven Modelling: Concepts, Approaches and Experiences, in: R.J. Abrahart, L.M. See, D. Solomatine (Ed.) Practical Hydroinformatics, Springer, Berlin, 2009.
- [31] H.P. Gavin, The Levenberg-Marquardt method for nonlinear least squares curve-fitting problems, Department of Civil and Environmental Engineering, Duke University, (2020).
- [32] J. Sobieszczanski-Sobieski, A. Morris, M. Van Tooren, Multidisciplinary Design Optimization Supported by Knowledge based Engineering, John Wiley & Sons, 2015.
- [33] B. Russell, T. Jackson, Introduction to Neural Networks, [13] G. Ghodrati Amiri, M. Mohamadi Dehcheshmeh, E. Darvishan, An artificial neural network based method for estimation of the inelastic response of Single-Degree of Freedom (S) systems under records of rock, Sharif Journal of Civil Engineering, 31(2) 93-103. (in Persian)
- [14] M.R. Kaloop, J.W. Hu, E. Elbeltagi, Time-Series and Frequency-Spectrum Correlation Analysis of Bridge Performance Based on a Real-Time Strain Monitoring System, ISPRS: International Journal of Geo-Information, 5(5) (2016) 61.
- [15] H.R. Ahmadi, D. Anvari, New damage index based on least squares distance for damage diagnosis in steel girder of bridge's deck, Structural Control and Health Monitoring, 25(10) (2018) e2232.
- [16] S.B. Beheshti aval, V. Ahmadian, E. darvishan, Damage detection of structures using signal processing and artificial neural networks, Journal of Modeling in Engineering, 16 (2018) 253-265. (in Persian)
- [17] E. Darvishan; G. Ghodrati Amiri, Damage detection of structures using wavelet packet analysis and dimensionality reduction, Sharif Journal of Civil Engineering, 35(2) (2019). (in Persian)
- [18] M. Mohamadi Dehcheshmeh, A. Zare Hosseinzadeh, and G. Ghodrati Amiri, Feasibility study on model-based damage detection in shear frames using pseudo modal strain energy, Smart Structures and Systems, (2020) 47-56.
- [19] S. Quqa, L. Landi, P.P. Diotallevi, Automatic identification of dense damage-sensitive features in civil infrastructure using sparse sensor networks, Automation in Construction, 128 (2021) 103740.
- [20] S. Yang, Y. Huang, Damage identification method of prestressed concrete beam bridge based on convolutional neural network, Neural Computing and Applications, 33(2) (2021) 535-545.
- [21] O.R. De Lautour, Assessment of seismic damage to civil structures using statistical pattern recognition techniques and time series analysis, University of Auckland, New Zealand, 2008.
- [22] J. Cheng, D. Yu, Y. Yang, A fault diagnosis approach

- Shock and Vibration, 34(1) (2002) 27–35.
- [42] S.E. Fang, R. Perera, G. De Roeck, Damage Identification of a Reinforced Concrete Frame by Finite Element Model Updating Using Damage Parameterization, *Journal of Sound and Vibration*, 313(3-5) (2008) 544-559.
- [43] A. Teughels, G. DeRoeck, Structural Damage Identification of the Highway Bridge Z24 by FE Model Updating, *Journal of Sound and Vibration*, 278(3) (2004) 589-610.
- [44] B. Jaishi, W.X. Ren, Structural Finite Element Model Updating Using Ambient Vibration Test Results, *Journal of structural engineering*, 131(4) (2005) 617-628.
- [45] M.H. Daneshvar, A. Gharighoran, S.A. Zareei, A. Karamodin, Damage Detection of Bridge by Rayleigh-Ritz Method, *Journal of Rehabilitation in Civil Engineering*, 8(1) (2020) 149-162.
- [46] E.J. OBrien, J. Keenahan, Drive-by damage detection in bridges using the apparent profile, *Structural Control and Health Monitoring*, 22(5) (2015) 813-825.
- [47] H.R. Ahmadi, N. Mahdavi, M. Bayat, A new index based on short time fourier transform for damage detection in bridge piers, *Computers and Concrete*, 27(5) (2021) 447-455.
- [48] H.R. Ahmadi, N. Mahdavi, M. Bayat, A novel damage identification method based on Short Time Fourier Transform and a new efficient index, *Structures*, 33 (2021) 3605-3614.
- Institute of Scientific Publications, Sharif University of Technology, Tehran, Iran, 2007. (in Persian)
- [34] H. Yu, B.M. Wilamowski, Levenberg-marquardt training, *Industrial electronics handbook Intelligent Systems*, CRC Press, 2011.
- [35] A.G. Chegini, Matlab toolboxes, Naghoos Publication, Tehran, Iran, 2009. (in Persian)
- [36] F. Malik, M. Nasereddin, Forecasting output using oil prices: A cascaded artificial neural network approach, *Journal of Economics and Business*, 58 (2006) 168–180.
- [37] X. Zhao, Y. Kinouchi, E. Yasuno, D. Gao, T. Iritani, T. Morimoto, M. Takeuchi, A new method for noninvasive measurement of multilayer tissue conductivity and structure using divided electrodes, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 51(2) (2004) 362 – 370.
- [38] H.Z. Alemu, W. Wu, J. Zhao, Feedforward Neural Networks with a Hidden Layer Regularization Method, *Symmetry*, 10(10) (2018).
- [39] H.R. Ahmadi, D. Anvari, Health monitoring of pedestrian truss bridges using cone-shaped kernel distribution, *Smart Structures and Systems*, 22(6) (2018) 699-709.
- [40] A. Rahai, F. Bakhtiari-Nejad, A. Esfandiari, Damage assessment of structure using incomplete measured mode shapes, *Structural Control and Health Monitoring*, 14(5) (2007) 808-829.
- [41] J.K. Sinha, M.I. Friswell, Model Updating: A Tool for Reliable Modeling, Design Modification and Diagnosis,

چگونه به این مقاله ارجاع دهیم

H. R. Ahmadi, A. M. Allahyari, H. M. Allahyari, Identifying Damages in girders of Bridges Using Square Time-Frequency Distribution and Neural Network, *Amirkabir J. Civil Eng.*, 54(9) (2022) 3287-3312.

DOI: 10.22060/ceej.2022.19812.7262



