



## تشخیص سایز و موقعیت نسبی ترک در لوله‌های حاوی سیال با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

مصطفی رستاقی<sup>1</sup>، مهرداد نوری خاجوی طهرانی<sup>2\*</sup>

1- دانشجوی کارشناسی ارشد دانشکده مکانیک، دانشگاه تربیت دبیر شهید رجایی، تهران

2- استادیار دانشکده مکانیک، دانشگاه تربیت دبیر شهید رجایی، تهران

\* تهران، صندوق پستی 1678815811، mnouri@srttu.edu

## اطلاعات مقاله

مقاله پژوهشی کامل

دریافت: 25 شهریور 1392

پذیرش: 03 آذر 1392

ارائه در سایت: 22 تیر 1393

کلید واژگان:

تشخیص ترک

شبکه عصبی مصنوعی

لوله‌ها

فرکانس‌های طبیعی

## چکیده

در این تحقیق، سایز و موقعیت نسبی ترک، با استفاده از فرکانس‌های طبیعی لوله محتوی مایع تحت فشار به کمک شبکه عصبی تشخیص داده می‌شود. شبکه عصبی به کار رفته از نوع پرسپترون چندلایه (MLP) می‌باشد. با مقایسه بین ورودی‌های مختلف، ورودی‌های مطلوب انتخاب شدند. سیال داخل لوله آب می‌باشد. لوله‌های مورد استفاده از دو جنس آلومینیوم و فولاد هستند. لوله در چهار وضعیت: خالی از سیال، حاوی سیال با فشار صفر، با فشار 0/498 MPa و با فشار 0/981 MPa می‌باشد. محدوده سایز ترک از 0/19043 تا 0/6346 و محدوده موقعیت از 0/199 تا 0/403 می‌باشد. در زمینه تشخیص ترک سازه‌ها بر مبنای خصوصیت تغییرات فرکانس طبیعی با کمک شبکه عصبی تحقیقات زیادی انجام شده است؛ اما تا آنجا که مولفان آگاهی دارند، برای شناسایی ترک در لوله‌های حاوی سیال از روش فوق‌الذکر استفاده نشده است. همچنین استفاده همزمان از سازه‌های با دو جنس مختلف برای آموزش و تست شبکه عصبی از دیگر نوآوری‌های این تحقیق است. مقایسه روش پیشنهادی در این تحقیق با روش‌های تحلیلی انجام شده، نشان می‌دهد که روش پیشنهادی همواره در تخمین سایز دقیق‌تر می‌باشد ولی در تخمین موقعیت با توجه به تعداد کم نمونه‌ها همواره دقیق‌تر نیست.

## Detection of size and location of crack in pipes under fluid pressure by neural networks

Mostafa Rostaghi, Mehرداد Nouri Khajavi\*

Department of Mechanical Engineering, Shahid Rajaee Teacher Training University, Tehran, Iran

\*P.O.B. 1678815811 Tehran, Iran, mnouri@srttu.edu

## ARTICLE INFORMATION

Original Research Paper  
Received 16 September 2013  
Accepted 24 November 2013  
Available Online 13 July 2014

Keywords:  
Crack Detection  
Artificial Neural Network  
Pipes  
Natural Frequencies

## ABSTRACT

In this research crack size and location in pipes under fluid pressure will be detected using pipe's natural frequencies by neural network. Neural network used in this research is multi-layer perception. Comparing different inputs, appropriate inputs are selected. Pipes contain water. Steel and aluminum pipes were used in this research. Pressure condition of the pipes is: 1) without water 2) water with zero pressure 3) water with 0.498 MPa 4) water with 0.981 MPa. Crack size range from 0.19043 to 0.6346. Crack location range from 0.199 to 0.403. Many researches have been done about crack detection based on natural frequencies of structures by neural network. However, as far as authors know, no work has been done for crack detection in pipes containing pressurized water. Also in this paper two structures with different materials have been used for neural network training and testing which is another innovation of this research. Comparison of the results of this method with analytic methods shows that the proposed method is always more accurate in detecting crack size but is not always better in estimating crack location.

## 1- مقدمه

برای تشخیص ترک به‌کار می‌روند. اما برای لوله‌های طولانی که کاربردهای زیادی در تأسیسات نیروگاه‌ها، صنایع شیمیایی و انتقال آب و گاز و نفت دارند، در هر یک از این روش‌ها برای تشخیص ترک باید کل لوله مرحله به مرحله مورد بررسی قرار گیرد، و در نتیجه گران و زمان‌بر هستند [1] و این انگیزه‌ای برای استفاده از روش‌های جایگزین شده است. استفاده از روش‌هایی بر اساس ارتعاشات برای تشخیص ترک، یکی از روش‌های جایگزین است. استفاده از ارتعاشات برای عیب‌یابی ترک لوله حاوی سیال دو مزیت دارد: 1) در روش استفاده از ارتعاشات، در مسافت‌های معینی، از یک نقطه داده‌برداری انجام می‌شود. بنابراین از روش‌های فوق‌الذکر که کل لوله باید مورد بررسی قرار بگیرند

امروزه استفاده از روش‌های آزمون غیرمخرب<sup>1</sup> به منظور شناسایی وضعیت خرابی موضوعی مهم می‌باشد. تکنیک‌های غیرمخرب زیادی برای شناسایی ترک وجود دارد. آزمون‌های غیرمخرب از قبیل مایع نفوذپذیر<sup>2</sup>، تست ذرات مغناطیسی<sup>3</sup>، روش مشاهده مستقیم<sup>4</sup>، بازرسی فراصوتی<sup>5</sup> و روش اشعه ایکس<sup>6</sup>

- 1- Non-Destructive Testing (NDT)
- 2- Liquid (or Dye) Penetrant Method (PT)
- 3- Magnetic Particle Test (MPI)
- 4- Direct Vision Method (VT)
- 5- Ultrasonic Inspections (UT)
- 6- X-ray Testing (RT)

Please cite this article using:

M. Rostaghi, M. Nouri Khajavi, Detection of size and location of crack in pipes under fluid pressure by neural networks, Modares Mechanical Engineering, Vol. 14, No. 7, pp. 35-42, 2014 (In Persian)

برای ارجاع به این مقاله از عبارت ذیل استفاده نمایید:



$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (e_i)^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (t_i - a_i)^2 \quad (1)$$

که  $t_i$  و  $a_i$  به ترتیب خروجی‌های واقعی و هدف برای  $i$  امین خروجی می‌باشند و  $N$  تعداد نرون در لایه خروجی است.

برای انتخاب ورودی‌های مطلوب مورد استفاده در شبکه عصبی، با نوشتن کدهای اسکریپت در نرم‌افزار متلب، شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP) با 5 نرون در لایه مخفی (به صورت پیش‌فرض که در مراحل بعد، ساختار بهینه شبکه به دست آورده می‌شود) و دو نرون به تعداد خروجی‌ها (سائز و موقعیت نسبی ترک) در لایه خروجی ایجاد شد. برای هر سری داده، 100 بار شبکه با وزن‌های اولیه اتفاقی، آموزش داده شد. میانگین MSE و میانگین رگرسیون برای داده‌های آموزش و اعتبارسنجی به دست آمد. سری داده‌ای برای ورودی شبکه انتخاب شد که کم‌ترین میانگین MSE و بیش‌ترین میانگین رگرسیون را دارا بود.

برای ورودی شبکه عصبی در هر حالت، همزمان از یک نوع ورودی جدول 4 و یک نوع ورودی از جدول 5، استفاده شد. در جدول 4، هر کدام از خانه‌های جدول که انتخاب شده باشند، مجموعه داده ورودی شبکه، شامل آن ورودی نیز خواهد بود. در جدول 5 نیز اندیس بالا نشان دهنده شماره فرکانس طبیعی و اندیس پائین  $c$  ترک‌دار بودن و اندیس پائین  $nc$  سالم بودن لوله را نشان می‌دهد. به عنوان مثال  $f_{nc}^3$  نشان دهنده فرکانس طبیعی سوم لوله ترک‌دار و  $f_{nc}^2$  نشان دهنده فرکانس طبیعی دوم لوله سالم می‌باشد. هر مجموعه از داده‌های ورودی با یک اندیس مشخصه از جدول 4 و یک اندیس مشخصه از جدول 5 نمایش داده می‌شود. به عنوان مثال مجموعه داده Ab شامل شش ورودی: مدول الاستیسیته، فرکانس دوم لوله سالم، فشار وارد بر سطوح داخلی لوله و فرکانس دوم تا چهارم لوله ترک‌دار می‌باشد.

همان‌طور که در شکل‌های 2 و 3 دیده می‌شود، زمانی که ورودی شبکه عصبی یکی از فرکانس‌های طبیعی لوله سالم و مدول الاستیسیته فلز لوله و مجموعه داده B یا C یا D باشد، شبکه‌های عصبی به خوبی آموزش می‌بینند و تفاوت چندانی با هم ندارند. با این حال همان‌طور که در شکل‌های 4 و 5 نشان داده شده، بهترین حالت مربوط به سری داده Df می‌باشد که شامل فرکانس چهارم لوله سالم و مدول الاستیسیته فلز لوله و فرکانس دوم تا چهارم لوله ترک‌دار تقسیم بر فرکانس دوم تا چهارم لوله سالم می‌باشد، بنابراین به عنوان ورودی‌های شبکه عصبی انتخاب شدند.

دارند و همچنین نیاز است به چند دسته تقسیم شوند. اگر مراحل پیش‌پردازش روی داده‌های هدف و ورودی انجام شود، کارایی یادگیری شبکه عصبی بیش‌تر خواهد شد. عموماً در مجموعه داده‌ها، مرحله نرمال‌سازی هم برای بردارهای ورودی و هم بردارهای هدف به کار می‌رود [19]. در گام دوم داده‌ها به سه زیر دسته: یادگیری، اعتبارسنجی و آزمون تقسیم می‌شوند. زیردسته یادگیری برای محاسبه گرادیان خطا و به روز شدن وزن‌ها و بایاس استفاده می‌شود. زیردسته اعتبارسنجی در فرایند آموزش استفاده می‌شود. خطای مجموعه داده‌های اعتبارسنجی به صورت عادی، در ابتدا کاهش می‌یابد، اما وقتی شبکه آغاز به بیش‌برازش می‌کند، خطای مجموعه اعتبارسنجی نوعاً شروع به افزایش می‌کند، در این زمان آموزش متوقف می‌شود. وزن‌ها و بایاس شبکه در زمانی که خطای داده‌های اعتبارسنجی کمترین مقدار است ذخیره می‌شوند. داده‌های آزمون تأثیری در آموزش شبکه عصبی ندارند و به منظور اندازه‌گیری مستقلی از کارایی شبکه عصبی پس از آموزش استفاده می‌شوند.

در این مقاله داده‌های شبکه عصبی به دو صورت، بر اساس فشار سیال و جنس لوله، مطابق جدول 1 و تنها بر اساس فشار سیال مطابق جدول 2 به سه زیردسته تقسیم شدند. علت تقسیم‌بندی داده‌ها به دو صورت، بررسی اثر تفاوت تعداد و نوع داده‌های مربوط به آموزش و آزمون در این دو حالت، در ساختار و نتایج شبکه عصبی بود تا قوام این روش مورد ارزیابی قرار گیرد.

برای بار اول، داده‌های شبکه عصبی مطابق جدول 1 به سه زیردسته تقسیم شدند و خروجی‌های شبکه عصبی به صورت همزمان سائز و موقعیت ترک لوله‌ها می‌باشند. این شبکه عصبی بر اساس جدول 3، شبکه  $\alpha\beta 11$  نامیده شد.

در طراحی شبکه‌های عصبی، در ابتدا به صورت پیش‌فرض، از تابع تبدیل تانژانت هیپربولیک سیگموئید در لایه مخفی و تابع تبدیل خطی در لایه خروجی استفاده شد؛ چرا که معمولاً این ساختار برای تخمین تابع پیشنهاد می‌شود [19].

مقدار کارایی شبکه عصبی با میانگین مربعات خطا (MSE) مشخص شد که از طریق جمع مربعات خطای هر نرون در لایه خروجی، تقسیم بر تعداد نرون‌های لایه خروجی، به دست می‌آید. رابطه (1) نحوه محاسبه میانگین مربعات خطا (MSE) را نشان می‌دهد.

جدول 1 مجموعه داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و آزمون. داده‌های مربوط به خانه‌هایی از جدول که مشخص شده‌اند، یا اعتبارسنجی و یا آزمون انتخاب شده‌اند

جنس	فولاد			آلومینیوم		
	خالی	0	0/4905	خالی	0	0/981
فشار (MPa)	4	4	4	4	4	4
تعداد داده‌ها	4	4	4	4	4	4
داده آموزش	✓	✓	✓	✓	✓	✓
داده اعتبارسنجی						
داده آزمون						✓

جدول 2 مجموعه داده‌های آموزش، اعتبارسنجی و آزمون. داده‌های مربوط به خانه‌هایی از جدول که مشخص شده‌اند، برای هر کدام از مجموعه داده‌ها استفاده شده‌اند

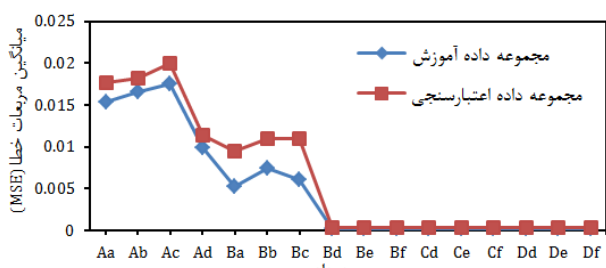
جنس	فولاد			آلومینیوم		
	خالی	0	0/4905	خالی	0	0/981
فشار (MPa)	4	4	4	4	4	4
تعداد داده‌ها	4	4	4	4	4	4
داده آموزش	✓	✓	✓	✓	✓	✓
داده اعتبارسنجی						
داده آزمون						✓

تصادفی مختلف، وزن‌هایی که شبکه عصبی با آنها یادگیری بهتری داشت، انتخاب شدند. شکل 7، روند تغییرات خطا حین یادگیری را برای شبکه‌ای که انتخاب شده بود، نشان می‌دهد. بعد از 15 دوره که خطای داده‌های اعتبارسنجی کاهش نمی‌یابد، آموزش شبکه متوقف می‌شود. در این شکل، زمانی که شبکه بیش‌ترین تعمیم‌پذیری را دارد با دایره نشان داده شده و مقادیر وزن‌ها و بایاس در این هنگام ذخیره شده و برای شبکه استفاده می‌شود.

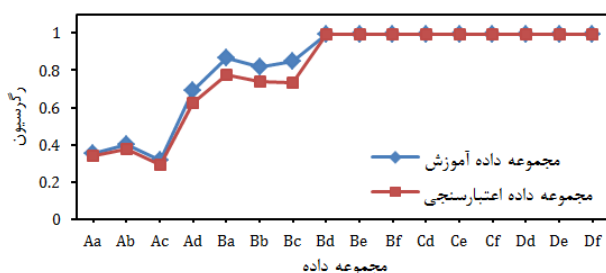
در شبکه عصبی طراحی شده  $\alpha\beta11$  با وزن‌های بهینه، همبستگی بین داده‌های خروجی با داده‌های هدف برای داده‌های آموزش و اعتبارسنجی به ترتیب 0/9999 و 0/9979 به دست آمد (شکل 8).

## 2-4- بررسی نتایج شبکه عصبی

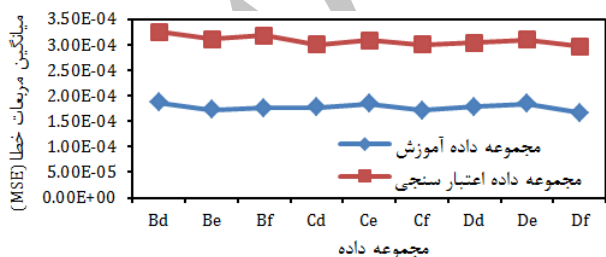
برای داده‌های آزمون شبکه عصبی  $\alpha\beta11$ ، میانگین مربعات خطا (MSE)  $8/7488e-5$  است.



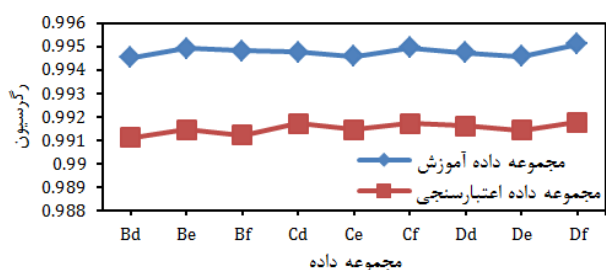
شکل 2 میانگین MSE 100 بار آموزش شبکه عصبی برای هر مجموعه داده ورودی متفاوت با وزن‌های تصادفی



شکل 3 میانگین رگرسیون 100 بار آموزش شبکه عصبی برای هر مجموعه داده ورودی متفاوت با وزن‌های تصادفی



شکل 4 بزرگ‌نمایی شکل 2، برای مجموعه داده‌های Bd تا Df.



شکل 5 بزرگ‌نمایی شکل 3، برای مجموعه داده‌های Bd تا Df

جدول 3 خصوصیات شبکه عصبی  $\alpha\beta11$

نام شبکه عصبی	تخمین	تعداد داده‌های تقسیم داده‌ها	سائز و موقعیت $(\alpha, \beta)$
$\alpha\beta11$	زنده	آزمون	11
		بر اساس	جدول 1

در این مقاله برای انتخاب الگوریتم یادگیری پس‌انتشار، 10 الگوریتم یادگیری بر اساس معیار کارایی و سرعت یادگیری مقایسه شدند. الگوریتم‌های یادگیری بررسی شده شامل، لونیگ-مارکواریت پس‌انتشار<sup>1</sup>، شیب مزدوج پس‌انتشار با به روز رسانی پولاک-ریبیر<sup>2</sup>، کاهش شیب با نرخ یادگیری تطبیقی پس‌انتشار<sup>3</sup>، کاهش شیب با مومنت و نرخ یادگیری تطبیقی پس‌انتشار<sup>4</sup>، پس‌انتشار ارتجاعی<sup>5</sup>، شیب مزدوج مقیاس شده پس‌انتشار<sup>6</sup>، پس‌انتشار یک مرحله‌ای قاطع<sup>7</sup>، شیب مزدوج پس‌انتشار با بروز رسانی فلچریوز<sup>8</sup>، پس‌انتشار شبه نیوتنی BFGS<sup>9</sup> و شیب مزدوج پس‌انتشار با شروع های مجدد پاول-بیل<sup>10</sup> می‌باشد. توضیحات در خصوص این توابع یادگیری در مرجع [19] دیده می‌شود.

ابتدا 10 الگوریتم یادگیری متفاوت برای آموزش شبکه عصبی MLP با 5 نرون در لایه میانی (به صورت پیش‌فرض) به کار گرفته شد. برای هر الگوریتم، 100 بار به صورت تصادفی وزن‌های اولیه انتخاب شدند و شبکه آموزش دید. میانگین عملکرد شبکه‌های عصبی در 100 بار آموزش با هر الگوریتم، در جدول 6 مقایسه شده‌اند که بهترین و سریع‌ترین یادگیری را الگوریتم trainlm داشت. در نتیجه این الگوریتم برای آموزش انتخاب شد.

پس از انتخاب ورودی‌ها و الگوریتم آموزش، به منظور طراحی ساختار شبکه عصبی، با نوشتن یک کد اسکریپت در نرم‌افزار متلب، در ابتدا ساختارهای مختلف شبکه عصبی طراحی شدند، به صورتی که یک یا دو لایه میانی و توابع تبدیل مختلف شامل تابع انتقال خطی<sup>11</sup>، تانژانت هیپربولیک سیگموئید<sup>12</sup> و لگاریتم سیگموئید<sup>13</sup> داشتند و تعداد نرون‌های لایه میانی زمانی که شبکه تنها یک لایه میانی داشت از 1 تا 10 تغییر می‌کرد و همچنین هنگامی که شبکه عصبی دو لایه میانی داشت، تعداد نرون‌های هر لایه میانی از 1 تا 7 تغییر می‌یافت. بر این اساس 1413 ساختار مختلف مورد ارزیابی قرار گرفت. هر کدام از ساختارهای شبکه با وزن‌های تصادفی بیست بار آموزش دیدند، و کارایی هر کدام از ساختارهای مختلف با میانگین گرفتن از MSE داده‌های اعتبارسنجی در بیست بار آموزش مشخص شد. در نهایت ساختاری که کمترین میانگین MSE را داشت، انتخاب شد.

در طراحی شبکه عصبی  $\alpha\beta11$ ، شبکه با ساختار 5:6:4:2، که در لایه‌های میانی از تابع انتقال لگاریتم سیگموئید و در لایه خروجی از تابع انتقال خطی استفاده شده بود، کمترین میانگین MSE را برای داده‌های اعتبارسنجی داشت و برگزیده شد. میانگین رگرسیون و MSE داده‌های اعتبارسنجی آن به ترتیب 0/9946 و  $1/9700e-4$  بود. شکل 6، شماتیک شبکه عصبی استفاده شده را نشان می‌دهد.

پس از طراحی ساختار شبکه عصبی، با چندین بار استفاده از وزن‌های

- 1- Levenberg-Marquardt Back-Propagation (trainlm)
- 2- Conjugate Gradient Back-Propagation with Polak-Ribière Updates (traincgp)
- 3- Gradient Descent with Adaptive Learning Rate Back-Propagation (trainгда)
- 4- Gradient Descent with Momentum and Adaptive Learning Rate Back-Propagation (trainngdx)
- 5- Resilient Back-Propagation (trainrnp)
- 6- Scaled Conjugate Gradient Back-Propagation (trainscg)
- 7- One-Step Secant Back-Propagation (trainoss)
- 8- Conjugate Gradient Back-Propagation with Fletcher-Reeves Updates (traincgp)
- 9- BFGS Quasi-Newton Back-Propagation (trainbfg)
- 10- Conjugate Gradient Back-Propagation with Powell-Beale Restarts (traincgb)
- 11- Linear Transfer Function (purelin)
- 12- Hyperbolic Tangent Sigmoid (tansig)
- 13- Log-Sigmoid Transfer Function (logsig)

جدول 4 تعدادی از مجموعه داده‌های استفاده شده به عنوان ورودی شبکه عصبی

نوع مجموعه داده ورودی شبکه عصبی	مدول الاستیسیته فلز لوله	فرکانس طبیعی دوم لوله سالم	فرکانس طبیعی سوم لوله سالم	فرکانس طبیعی چهارم لوله سالم	فشار وارد بر سطوح داخلی لوله	لوله حاوی سیال =1 لوله خالی =0
a	√	√			√	√
b	√	√			√	
c	√	√				
d	√	√				
e	√		√			
f	√			√		

این شبکه‌های عصبی از نوع MLP با تابع یادگیری trainlm می‌باشند. پنج ورودی شبکه‌های عصبی (1) فرکانس چهارم لوله سالم، (2) مدول الاستیسیته فلز لوله، (3) فرکانس دوم لوله ترک‌دار تقسیم بر فرکانس دوم لوله سالم  $(f_c^2/f_{nc}^2)$ ، (4) فرکانس سوم لوله ترک‌دار تقسیم بر فرکانس سوم لوله سالم  $(f_c^3/f_{nc}^3)$  و (5) فرکانس چهارم لوله ترک‌دار تقسیم بر فرکانس چهارم لوله سالم  $(f_c^4/f_{nc}^4)$  می‌باشد. ساختارهای مختلف شبکه عصبی با یک یا دو لایه میانی و توابع تبدیل مختلف (تابع تبدیل خطی، تانژانت هیپربولیک سیگموئید و لگاریتم سیگموئید) و تعداد نرون‌های لایه میانی مختلف، 20 بار با وزن‌های تصادفی مختلف شبکه آموزش داده شدند و کارایی هر کدام از ساختارهای مختلف با میانگین گرفتن از MSE داده‌های اعتبارسنجی در 20 بار آموزش مشخص شد. ساختاری از شبکه که در داده‌های اعتبارسنجی بهترین کارایی (کمترین میانگین MSE) را داشت، برای شبکه عصبی انتخاب شد. ساختار انتخاب شده و میانگین MSE و رگرسیون هر شبکه عصبی در داده‌های اعتبارسنجی در جدول 9 نشان داده شده است. در نهایت شبکه‌های عصبی که بهتر آموزش دیده بودند (یعنی وزن‌های بهینه‌ای داشتند) انتخاب و تست شدند. در جدول 10 نیز کارایی شبکه‌های عصبی با وزن‌های بهینه در کل داده‌ها و داده‌های آزمون ارائه شده است.

#### 5- مقایسه روش‌ها

مقایسه شبکه‌های عصبی MLP استفاده شده در این مقاله با روش مورچندراپا و همکارانش [1] که با استفاده از فرکانس‌های طبیعی و خیز تیر، سختی فنر پیچشی معادل ترک را محاسبه کرده و سپس رابطه بین این سختی معادل را با سائز و موقعیت نسبی ترک به دست آورده بودند، در جدول 11 ارائه شده است. از جدول 11 واضح است که شبکه‌های عصبی در مقایسه با روش تحلیلی مرجع [1]، در تشخیص سائز نسبی عملکرد بهتری داشتند و در یافتن موقعیت نسبی ترک، تنها شبکه عصبی  $\beta 11$  از روش تحلیلی موفقیت‌آمیزتر بود. شبکه‌های عصبی زمانی که به صورت جداگانه سائز و موقعیت ترک را تخمین می‌زدند، عملکرد نسبتاً بهتری داشتند، به نحوی که همان طور که در جدول 11 نشان داده شده است، حداکثر درصد خطای نسبی شبکه‌های  $\alpha 11$  و  $\beta 11$  از شبکه  $\alpha \beta 11$  و شبکه‌های  $\alpha 15$  و  $\beta 15$  از شبکه  $\alpha \beta 15$  کم‌تر می‌باشد.

زمانی که داده‌های مربوط به آموزش بیش‌تر و داده‌های آزمون کم‌تر و از یک جنس بودند، عملکرد شبکه عصبی بهتر بود یعنی شبکه‌های  $\alpha 11$ ،  $\beta 11$  و  $\alpha \beta 11$  از شبکه‌های  $\alpha 15$ ،  $\beta 15$  و  $\alpha \beta 15$  عملکرد بهتری داشتند. در نتیجه انتظار می‌رود، این شبکه‌های عصبی با آموزش توسط نمونه‌های بیش‌تر، سائز و موقعیت نسبی ترک را دقیق‌تر تخمین بزنند.

با توجه به ساختارهای متفاوت انتخاب شده به عنوان بهترین ساختار برای شبکه‌های عصبی با تعداد ورودی‌های مختلف و خروجی مجزا یا همزمان تشخیص سائز و موقعیت ترک لوله حاوی سیال، بررسی ساختارهای مختلف شبکه عصبی در هر حالت ضروری است.

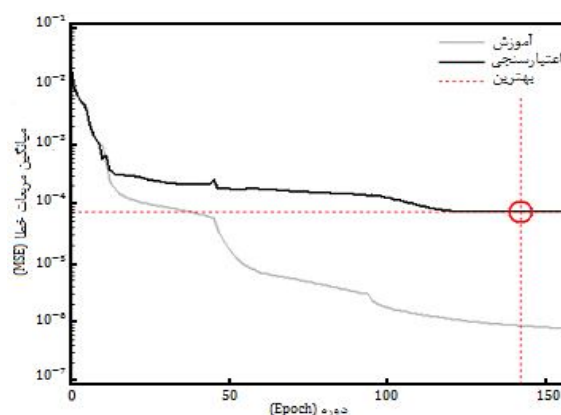
جدول 5 تعدادی از مجموعه داده‌های استفاده شده به عنوان ورودی شبکه عصبی

نوع مجموعه داده ورودی	ورودی‌ها		
A	$f_c^4$	$f_c^3$	$f_c^2$
B	$f_c^4 - f_{nc}^4$	$f_c^3 - f_{nc}^3$	$f_c^2 - f_{nc}^2$
C	$f_c^4 - f_{nc}^4$	$f_c^3 - f_{nc}^3$	$f_c^2 - f_{nc}^2$
D	$f_c^4 / f_{nc}^4$	$f_c^3 / f_{nc}^3$	$f_c^2 / f_{nc}^2$

همچنین رگرسیون بین داده‌های خروجی شبکه عصبی با داده‌های هدف، برای داده‌های آزمون، 0/9980 به دست آمد، که در شکل 9 نشان داده شده است. شبکه عصبی  $\alpha \beta 11$ ، در مجموعه داده‌های آموزش و اعتبارسنجی، در هنگام تشخیص سائز و موقعیت نسبی ترک، به ترتیب حداکثر 8/039% و 6/777% خطا داشت. این شبکه عصبی برای داده‌های آزمون، در هنگام تشخیص سائز و موقعیت نسبی ترک، به ترتیب 7/730% و 6/962% خطا داشت. در جدول 7 مقادیر خطا برای تمام نمونه‌های آزمون آمده است. میانگین مطلق درصد خطا (MAPE) برای داده‌های آزمون، به منظور تشخیص سائز و موقعیت به ترتیب برابر 2/158 و 2/730 است و MAPE کل داده‌ها برای تشخیص سائز و موقعیت به ترتیب برابر 1/010 و 1/109 است.

#### 4-3- طراحی تعدادی شبکه عصبی دیگر

در این قسمت، ابتدا شبکه عصبی با استفاده از داده‌های آزمون بیش‌تر و همزمان از دو جنس متفاوت، بر اساس جدول 2 ساخته و استفاده شد، تا قوام این روش را نشان دهد. مرور تحقیقات انجام شده روی سازه‌های مختلف نظیر تیر و روتور نشان می‌دهد که تاکنون از جنس‌های مختلف به منظور تشخیص ترک با شبکه عصبی استفاده نشده است. همچنین چهار شبکه عصبی که به صورت جداگانه مکان و یا سائز ترک لوله را تشخیص می‌دادند، طراحی شد. پنج شبکه عصبی که در این بخش طراحی شدند، در جدول 8 معرفی شده‌اند. روند طراحی هر پنج شبکه عصبی این قسمت، کاملاً شبیه شبکه عصبی‌ای که در ابتدای این مقاله بود ( $\alpha \beta 11$ ) می‌باشد.



شکل 7 روند تغییرات خطا حین یادگیری نشان داده شده است. دایره نشان‌دهنده زمانی است که شبکه بیش‌ترین تعمیم‌پذیری را دارد.

جدول 6 مقایسه توابع مختلف یادگیری پس انتشار

تابع یادگیری	بهترین رگرسیون داده‌های آموزش	بهترین MSE داده‌های آموزش ( $\times 10^{-4}$ )	میانگین رگرسیون داده‌های آموزش	MSE میانگین رگرسیون داده‌های اعتبارسنجی ( $\times 10^{-4}$ )	میانگین رگرسیون داده‌های اعتبارسنجی	MSE میانگین رگرسیون داده‌های اعتبارسنجی ( $\times 10^{-4}$ )	میانگین تعداد دوره در هر بار آموزش
trainlm	0/9999	0/3006	0/9952	1/6237	0/9918	2/9760	38/86
traincgp	0/9990	0/3244	0/9946	1/8516	0/9913	3/1331	39/86
traingda	0/9868	4/4749	0/9497	16/3617	0/9550	15/4053	45/4
traingdx	0/9700	10/2071	0/9187	26/6048	0/9288	24/5485	176/53
trainrnp	0/9929	2/3895	0/9805	6/5041	0/9815	6/6657	202/76
trainscg	0/9953	1/5934	0/9830	5/6796	0/9840	5/7363	108/14
trainoss	0/9941	1/9895	0/9822	5/9498	0/9836	5/9464	112/85
traincgp	0/9944	1/8877	0/9805	6/5306	0/9833	6/0036	102/45
trainbfg	0/9945	1/8711	0/9810	6/3504	0/9826	6/2374	114/3
traincgb	0/9955	1/5135	0/9858	4/7753	0/9864	5/4973	104/3

جدول 7 مقدار واقعی و پیش بینی شده با شبکه عصبی  $\alpha\beta 11$  و درصد خطای سایز و موقعیت ترک برای مجموعه داده‌های تست

نمونه	موقعیت واقعی ترک	مقدار واقعی عمق به ضخامت ترک	موقعیت نسبی ترک تعیین شده به وسیله شبکه عصبی	سایز نسبی ترک تعیین شده به وسیله شبکه عصبی	درصد خطای نسبی موقعیت	درصد خطای نسبی سایز
1	0/207	0/19043	0/220360514915918	0/188060441855783	6/4543	-1/2443
2	0/207	0/25385	0/221412023003993	0/257352419951649	6/9623	1/3797
3	0/207	0/38077	0/205149504059502	0/387458799901226	-0/8939	1/7566
4	0/207	0/63460	0/206592986195275	0/626105351098444	0/1966	-1/3386
5	0/284	0/19043	0/303702060753571	0/192638241461969	6/9373	1/1596
6	0/284	0/25385	0/297291034448530	0/234227631838631	4/6799	7/7299
7	0/284	0/38077	0/284949708784434	0/378483593620296	0/3344	-0/6005
8	0/284	0/63460	0/284739410301626	0/626057229631539	0/2606	1/3462
9	0/397	0/25385	0/408517464304801	0/267921876980977	2/9011	5/5434
10	0/397	0/38077	0/398565393318921	0/375146809327916	0/3943	-1/4768
11	0/397	0/63460	0/396947239659264	0/633588053084976	-0/0133	-0/1595

جدول 8 خصوصیات شبکه‌های عصبی طراحی شده در این بخش

شبکه عصبی	تخمین زنده‌ی	تعداد داده آزمون	تقسیم داده‌ها بر اساس
$\alpha 11$	سایز ( $\alpha$ )	11	جدول 1
$\alpha 15$	سایز ( $\alpha$ )	15	جدول 2
$\beta 11$	موقعیت ( $\beta$ )	11	جدول 1
$\beta 15$	موقعیت ( $\beta$ )	15	جدول 2
$\alpha\beta 15$	سایز و موقعیت ( $\alpha, \beta$ )	15	جدول 2

جدول 9 ساختارهای انتخاب شده برای شبکه‌های عصبی و عملکرد هر شبکه در 20 بار آموزش شبکه

شبکه عصبی	توابع تبدیل به کار رفته (به ترتیب از راست به چپ)	ساختار میانگین رگرسیون	MSE میانگین رگرسیون
$\alpha 11$	لگاریتم سیگموئید - لگاریتم سیگموئید - تابع انتقال خطی	5:7:7:1	0/000167
$\alpha 15$	لگاریتم سیگموئید - تابع انتقال خطی	5:8:1	0/000455
$\beta 11$	تانزانته هیپربولیک سیگموئید - لگاریتم سیگموئید - تانزانته هیپربولیک سیگموئید	5:7:6:1	0/000086
$\beta 15$	تانزانته هیپربولیک سیگموئید - تابع انتقال خطی	5:3:1	0/001633
$\alpha\beta 15$	لگاریتم سیگموئید - تانزانته هیپربولیک سیگموئید	5:4:2	0/000803

تنها با دانستن جنس لوله و یکی از فرکانس‌های لوله سالم، به همراه سه فرکانس از لوله معیوب (دوم، سوم و چهارم) به راحتی مشخصات ترک لوله مشخص می‌شود. در مجموع بدون در نظر گرفتن سادگی شبکه عصبی نسبت به روش تحلیلی برای رسیدن به دقیق‌ترین مشخصات ترک لوله، در تشخیص سایز نسبی، همواره شبکه عصبی موفقیت آمیزتر عمل کرد و این روش پیشنهاد می‌شود.

تحقیق حاضر ویژگی معمول روش‌های داده محور، یعنی اجرای ساده‌تر و در عمل ارزان‌تر از روش‌های بر اساس مدل را دارد و محدودۀ اجرای آن برای قطعات مختلف، گسترده‌تر از روش‌های بر اساس مدل می‌باشد. به عنوان نمونه، در روش بر اساس مدل مرجع [1] داده‌های ورودی برای مدل‌سازی بیش‌تر است از جمله مدول الاستیسیته لوله همراه با سیال در فشارهای مختلف و همچنین محاسبات طولانی‌تر و پیچیده‌تری دارد. اما در این روش

جدول 10 کارایی شبکه‌های عصبی طراحی شده با وزن‌های بهینه در کل داده‌ها و داده‌های آزمون

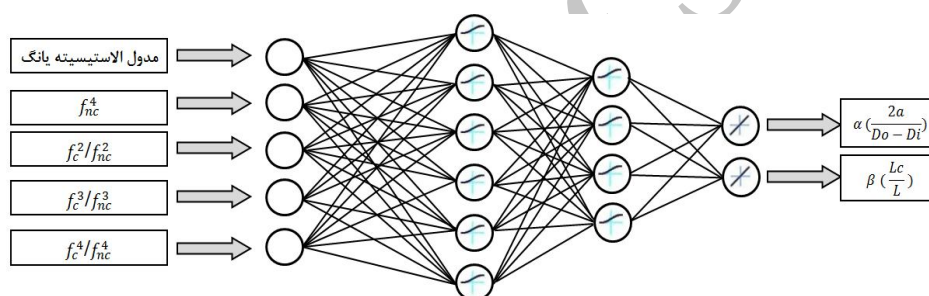
شبکه عصبی	رگرسیون داده‌های تست	MSE داده‌های تست	رگرسیون کل داده‌ها	MSE کل داده‌ها
$\alpha_{11}$	0/9991	6/4422 e-5	0/9994	2/8284 e-5
$\alpha_{15}$	0/9985	9/6434 e-5	0/9992	4/4655 e-5
$\beta_{11}$	0/9999	9/9976 e-7	0/9999	2/8924 e-7
$\beta_{15}$	0/9989	1/7613 e-5	0/9993	1/0199 e-5
$\alpha\beta_{15}$	0/9952	1/7577 e-4	0/9978	7/5492 e-5

جدول 11 مقایسه عملکرد شبکه‌های عصبی و روش تحلیلی مقاله [1]

روش‌های تشخیص		در تشخیص موقعیت نسبی ترک		در تشخیص سایز (عمق ترک به ضخامت) ترک	
MAPE کل داده‌ها	MAPE داده‌های آزمون	حداکثر درصد خطا کل داده‌ها	حداکثر درصد خطا داده‌های آزمون	MAPE کل داده‌ها	MAPE داده‌های آزمون
-	0/8983	-	2/6	8/8179 <sup>(**)</sup>	16/44 <sup>(**)</sup>
-	-	-	-	2/3721	5/9686
-	-	-	-	1/4991	-6/1136
0/0409	0/1250	1/1507	1/1507	-	-
0/9708	1/2795	5/9592	5/9592	-	-
1/1088	2/7298	6/9623	6/9623	2/1577	-7/7299
1/5488	2/6701	11/5340	11/5340	2/3267	-8/8162

(\*) با استفاده از فنر پیچشی معادل به جای ترک.

(\*\*) فقط در حالتی که برای آلومینیوم  $\beta = 0/2284$  و برای فولاد  $\beta = 0/199$  است.

شکل 6 تصویر شماتیک از شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP) طراحی شده  $\alpha\beta_{11}$ 

سایز و موقعیت نسبی ترک تشخیص داده شد؛ برای آموزش شبکه عصبی، نسبت فرکانس‌های لوله ترک‌دار به لوله بدون ترک برگزیده و استفاده شد؛ همچنین از دیگر نوآوری این مقاله، استفاده از جنس‌های متفاوت، همزمان برای آموزش و تست شبکه عصبی می‌باشد.

در انتخاب ساختار شبکه‌های عصبی، تعداد لایه‌ها، توابع تبدیل و تعداد نرون‌های لایه میانی مختلف مورد بررسی قرار گرفتند. ساختارهای شبکه‌های عصبی انتخاب شده در هر حالت در جدول 9 آمده است. نتایج شبکه‌های عصبی استفاده شده در این پژوهش در جدول 11 آمده است، که عملکرد قابل قبول استفاده از شبکه عصبی را در تشخیص سایز و موقعیت نسبی ترک لوله حاوی سیال را نشان می‌دهد. به عنوان نمونه شبکه عصبی  $\alpha_{11}$  که سایز و شبکه  $\beta_{11}$ ، که موقعیت نسبی ترک لوله حاوی سیال را تشخیص می‌دادند، به ترتیب دارای حداکثر درصد خطای 6/0348% و 1/1507% بودند، در حالی که در روش تحلیلی حداکثر درصد خطای سایز و موقعیت نسبی ترک به ترتیب 16/44% و 2/6% می‌باشد. شبکه‌های عصبی که به صورت مجزا سایز و موقعیت نسبی ترک را تشخیص می‌دادند، عملکرد نسبتاً بهتری در تشخیص سایز و موقعیت نسبی ترک داشتند به طوری که به عنوان نمونه حداکثر درصد خطای شبکه  $\alpha\beta_{15}$ ، در تشخیص سایز و موقعیت نسبی به ترتیب برابر 9/0293%- و 11/5340% می‌باشد که از حداکثر خطای شبکه عصبی  $\alpha_{15}$  در تشخیص سایز (6/3665%-) و شبکه  $\beta_{15}$ ، در تشخیص موقعیت ترک (5/9592%) بیش‌تر می‌باشد.

باید توجه داشت که در کاربرد عملی روش‌های تشخیص بر اساس فرکانس طبیعی، تغییرات ناشی از ترک روی فرکانس طبیعی مقدار کمی بوده و در نتیجه ممکن است تغییرات فرکانسی لوله به سبب شرایط کاری و محیطی، اثر کاهش فرکانسی به سبب ترک را نشان ندهد [20]. بنابراین پیشنهاد می‌شود حتماً در صورت استفاده از این روش در شرایط کاری متفاوت، پارامترهای مؤثر بر فرکانس طبیعی سازه ترک‌دار مثل دما شناسایی شده و به عنوان یکی از ورودی‌های شبکه عصبی لحاظ شود.

در این مقاله تنها لوله‌های مستقیم حاوی سیال ترک‌دار مورد بررسی قرار گرفتند، دلیل این امر عدم دسترسی به داده‌های مورد نیاز برای لوله‌های غیرمستقیم بود. با این حال، هر چند روش حاضر به سهولت با استفاده از تغییرات فرکانس‌های طبیعی و شبکه عصبی قابلیت اجرا دارد، و نتایج این تحقیق در لوله‌های مستقیم بسیار خوب بود ولی دقت استفاده از شبکه عصبی برای تشخیص ترک در لوله‌های غیر مستقیم و همراه با تغییرات ناگهانی در جنس و سطح مقطع، خود موضوع تحقیق دیگری می‌تواند باشد و در این شرایط واضح است که تغییرات ناگهانی سطح مقطع، راستا و مدول الاستیسیته لوله به دلیل تاثیر گذاری بر فرکانس‌های طبیعی باید به عنوان ورودی شبکه مورد استفاده قرار بگیرند.

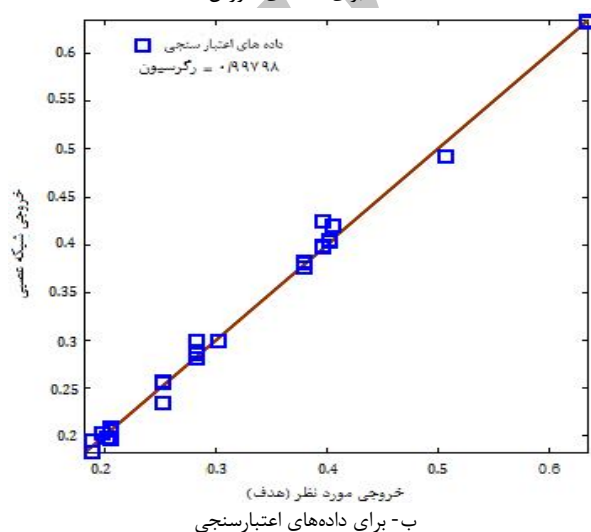
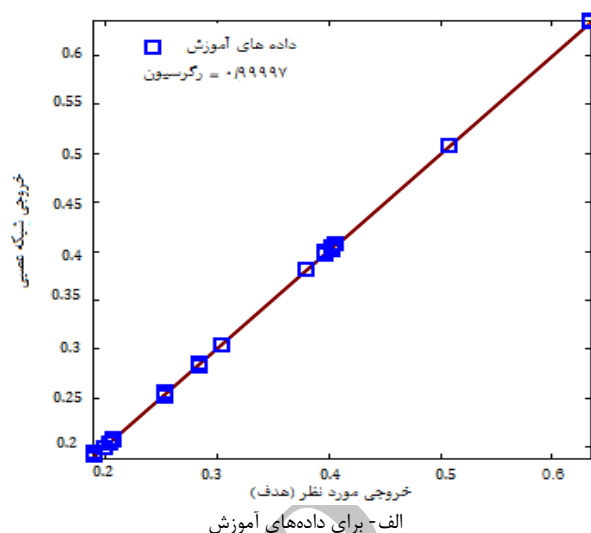
## 6- نتایج

در این مقاله برای اولین بار در لوله‌های حاوی سیال با استفاده از شبکه عصبی،

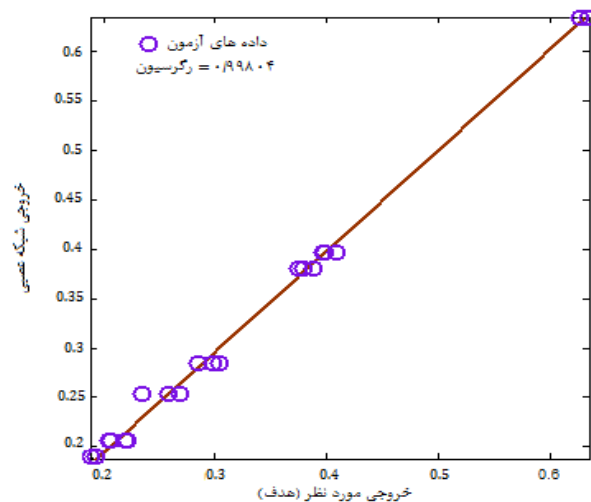
روش تحلیلی همواره دقیق‌تر است. به صورتی که در شبکه عصبی  $\alpha\beta 15$ ، که ضعیف‌ترین نتایج را در تشخیص سایز ترک داشت، حداکثر درصد خطا و MAPE، به ترتیب 9/0293% و 3/5384 می‌باشد که از روش موجیندراپا و همکارانش که دارای حداکثر درصد خطا و MAPE، به ترتیب 16/44% و 8/8179 می‌باشد، خطای کم‌تری دارد.

## 7- مراجع

- [1] S. M. Murigendrappa, S. K. Maiti, H. R. Srirangarajan, Experimental and theoretical study on crack detection in pipes filled with fluid, *Journal of Sound and Vibration*, Vol. 270, No. 4-5, pp. 1013-1032, 2004.
- [2] Y. J. Yan, L. Chengb, Z. Y. Wu, L. H. Yam, Development in vibration-based structural damage detection technique, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 21, No. 5, pp. 2198-2211, 2007.
- [3] J. T. Kim, Y. S. Ryu, H. M. Cho, N. Stubbs, Damage identification in beam-type structures: frequency-based method vs mode-shape-based method, *Engineering Structures*, Vol. 25, No. 1, pp. 57-67, 2003.
- [4] R. B. Randall, *Vibration-based condition monitoring (industrial, aerospace, automotive and applications)*, United Kingdom: John Wiley & Sons, 2011.
- [5] A. D. Dimarogonas, Vibration of cracked structures: state of the art review, *Engng Fract Mech*, Vol. 55, No. 5, pp. 831-857, 1996.
- [6] H. Nahvi, M. Jabbari, Crack detection in beams using experimental modal data and finite element model, *International Journal of Mechanical Sciences*, Vol. 47, No. 10, pp. 1477-1497, 2005.
- [7] S. Talebi, A. Ariaei, Vibration analysis of rotating tapered cantilever beams and their crack detection using genetic algorithm, *Modares Mechanical Engineering*, Vol. 13, No. 8, pp. 1-13, 2013. (In Persian)
- [8] J. Lee, Identification of multiple cracks in a beam using vibration amplitudes, *Journal of Sound and Vibration*, Vol. 326, No. 1-2, pp. 205-212, 2009.
- [9] S.M. Murigendrappa, S. K. Maiti, H. R. Srirangarajan, Frequency-based experimental and theoretical identification of multiple cracks in straight pipes filled with fluid, *NDT&E International*, Vol. 37, No. 6, pp. 431-438, 2004.
- [10] M. R. Naniwadekar, S. S. Naik, S. K. Maiti, On prediction of crack in different orientations in pipe using frequency based approach, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 22, No. 3, pp. 693-708, 2008.
- [11] M. Dilena, M. F. Dell'Oste, A. Morassi, Detecting cracks in pipes filled with fluid from changes in natural frequencies, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 25, No. 8, pp. 3186-3197, 2011.
- [12] S. W. Liua, J. H. Huang, J. C. Sungb, C. C. Lee, Detection of cracks using neural networks and computational mechanics, *Comput. Methods Appl. Mechanical Engineering*, Vol. 191, No. 25-26, pp. 2831-2845, 2002.
- [13] L. Huijian, H. Changjun, J. Jialin, H. Wang, C. Hao, Crack damage detection in beam-like structures using RBF neural networks with experimental validation, *International Journal of Innovative Computing Information and Control*, Vol. 1, No. 4, pp. 625-634, 2005.
- [14] J. L. Zapico, K. Worden, F. J. Molina, Vibration-based damage assessment in steel frames using neural networks, *J. Smart Mater. Struct.*, Vol. 10, No. 3, pp. 553-559, 2001.
- [15] F. Cau, A. Fanni, A. Montisci, P. Testoni, M. Usai, A signal-processing tool for non-destructive testing of inaccessible pipes, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. 19, No. 7 pp. 753-760, 2006.
- [16] D. P. Patil, S. K. Maiti, Experimental verification of a method of detection of multiple Cracks in beams based on frequency measurements, *Journal of Sound and Vibration*, Vol. 281, No. 1-2, pp. 439-451, 2005.
- [17] G. Vachtsevanos, F. Lewis, M. Roemer, A. Hess, B. Wu, *Intelligent fault diagnosis and prognosis for engineering systems*, pp. 8-10, New Jersey: John Wiley & Sons, 2006.
- [18] J. Rafiee, F. Arvani, A. Harifi, M.H. Sadeghi, Intelligent condition monitoring of a gearbox using artificial neural network, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 21, No.4, pp. 1746-1754, 2007.
- [19] M. H. Beale, M. T. Hagan, H. B. Demuth, *Neural Network Toolbox™7 User's Guide*, 2010.
- [20] W. Fan, P. Qiao, Vibration-based Damage Identification Methods: A Review and Comparative Study, *Structural Health Monitoring*, Vol. 10, No. 1, pp. 83-111, 2011.



شکل 8 همبستگی بین داده‌های خروجی از شبکه عصبی با داده‌های هدف



شکل 9 همبستگی بین داده‌های خروجی از شبکه عصبی با داده‌های هدف، برای داده‌های آزمون.

همچنین نتایج نشان داد در تشخیص سایز ترک، استفاده از شبکه عصبی از