

## تشخیص معکوس حفره دایره‌ای در جسم دو بعدی با اندازه‌گیری‌های دمایی و شبکه عصبی مصنوعی

محمد امین احمدفرد<sup>۱</sup> محمد جواد کاظم زاده پارسی<sup>۲\*</sup> علیرضا تهور<sup>۳</sup>

\* نویسنده مسئول: [mjk@iaushiraz.net](mailto:mjk@iaushiraz.net)

### چکیده

در مسائل تشخیص شکل که جزء مسائل معکوس هندسی دسته‌بندی می‌شوند فرض می‌شود که قسمت‌هایی از دامنه مسئله در دسترس نبوده و نمی‌توان شکل و ابعاد هندسی چنین قسمت‌هایی را به‌طور مستقیم اندازه‌گیری نمود. هدف این است که با انجام اندازه‌گیری دما روی سطوح قابل دسترس، شکل هندسی قسمت‌های دور از دسترس را تخمین زد. از روش شبکه عصبی مصنوعی برای حل مسئله انتقال حرارت معکوس و تشخیص شکل و مکان حفره به‌صورت غیرمخرب استفاده شده است به این صورت که با آموزش شبکه عصبی با استفاده از روش اجزا محدود، رفتار انتقال حرارت هدایت جسم بر اساس مکان و اندازه دو بعدی حفره مدل‌سازی شده سپس از این مدل برای تخمین مکان و اندازه حفره مخفی درون جسم در شرایط جدید استفاده شده است. با مقایسه نتایج شبکه عصبی با مقادیر واقعی نتیجه می‌شود که روش مورد مطالعه از دقت بالایی برخوردار است.

**واژه‌های کلیدی:** تشخیص شکل، انتقال حرارت معکوس، شبکه عصبی، روش اجزا محدود.

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی مکانیک، دانشگاه آزاد اسلامی واحد شیراز، گروه مهندسی مکانیک.

۲- استادیار، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد شیراز، گروه مهندسی مکانیک.

۳- استادیار، دانشگاه آزاد اسلامی واحد شیراز، گروه مهندسی مکانیک.

## ۱- مقدمه

مسائل مستقیم در انتقال حرارت مسائلی هستند که شکل هندسی، شرایط مرزی، شرایط اولیه، خواص مواد و منابع تولید حرارت در آنها معلوم بوده و هدف از حل مسائل مستقیم یافتن میدان‌های توزیع دما و شار حرارتی در مسئله است. مسائل معکوس مسائلی هستند که حداقل یکی از موارد فوق در مسئله مجهول باشد. برای حل چنین مسائلی نیاز است که اطلاعات تکمیلی در مورد متغیرهای میدان در دسترس باشد. به عنوان مثال ممکن است مقادیر دما در چند نقطه از جسم توسط روش‌های آزمایشگاهی اندازه‌گیری شود. سپس با استفاده از این اطلاعات تکمیلی می‌توان به حل مسئله و یافتن مجهولات پرداخت.

مسائل معکوس هندسی مسائلی هستند که در آنها برخی از قسمت‌ها در دسترس مستقیم قرار نداشته و نمی‌توان شکل هندسی، ابعاد و موقعیت چنین قسمت‌هایی از جسم را مستقیماً اندازه‌گیری کرد. بنابراین در چنین مسائلی پارامترهای هندسی را با استفاده از اندازه‌گیری‌های تجربی به دست می‌آورند [۱]. کاربردهای صنعتی این روش در آزمون غیرمخرب است که بدین وسیله می‌توان مکان و اندازه حفره‌ای که از عملیات‌های فورج و یا ریخته‌گری بوجود آمده را با استفاده از دماهای اندازه‌گیری شده در نقاط مرزی یافت و یا موقعیت نقاط خورده شده و میزان خوردگی آنها را با استفاده از این روش تخمین زد [۲].

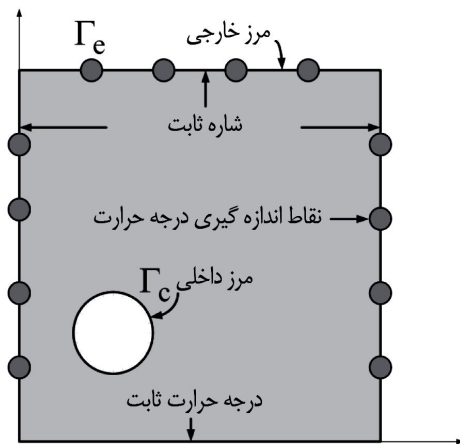
شبکه‌های عصبی مصنوعی در حوزه‌های علمی مختلف کاربرد زیادی دارند. برای مثال از شبکه‌های عصبی در تشخیص عیوب اتصالات پل‌های فلزی [۳]، تخمین احتمال وجود حفره در زمین [۴]، یافتن ترک درون زمین [۵] و حتی عکس‌برداری از ساختار زیر زمین [۴] استفاده می‌شوند. از کاربردهای دیگر شبکه عصبی استفاده از آن در آزمون غیرمخرب است. برای مثال، شبکه‌های پس‌انتشار، با استفاده از فرکانس‌های پاسخ ترک‌ها به بارهای ضربه‌ای و امواج مافوق صوت، مکان و اندازه و ساختار ترک‌ها را شبیه‌سازی و تعیین می‌کنند [۵]. همچنین زیان‌های خستگی را با استفاده

از اطلاعات سری‌های زمانی امواج مافوق صوت تشخیص داده و بدین وسیله می‌توان به وضعیت ساختار مواد پی‌برد [۶]. توسعه اخیر شبکه‌های عصبی مصنوعی باعث حل مسائل معکوس نیز شده است [۳]. برای مثال با استفاده از شبکه‌های پس‌انتشار می‌توان مسائل معکوس را که اطلاعات اندازه‌گیری شده در آن‌ها ناکامل و مبهم‌اند [۷] یا دارای چندین پارامتر نامعلوم‌اند [۳] را حل کرد. این یکی از مزایای شبکه‌های عصبی پس‌انتشار می‌باشد که می‌توان اطلاعات کیفی را بدون هیچ معادله‌ای طبقه‌بندی کرد [۸]. برای مثال تکنیک ارزیابی غیرمخرب عکس‌های حرارتی و فاصله مدل حرارتی سه بعدی به وجود آمده از آن طبیعتی غیر خطی و پیچیده دارد [۸]. به همین دلیل این تکنیک محدود شده است، اما با استفاده از شبکه‌های عصبی می‌توان با دقت زیادی عیوب را تشخیص و عمق آن‌ها را در مواد غیر همگن تخمین زد [۸]. مزیت دیگر شبکه‌های عصبی تسریع در فرایند بهینه‌سازی و همگرایی است [۹]. برای مثال با استفاده از شبکه‌های عصبی فرایند بهینه‌سازی تخمین مکان و اندازه حفره، با استفاده از تکنیک عکس‌برداری مقاومت الکتریکی همگرا شده و نیز سرعت می‌یابد [۹].

مسئله تشخیص مکان و اندازه حفره مسئله‌ای بوده که تاکنون برای آن راه حل‌های گوناگونی ارائه شده است. یکی از راه حل‌های ارائه شده استفاده از روش‌های غیر مخرب است. برای مثال با استفاده از عکس‌برداری محوری مادون قرمز مکان و اندازه حفره‌های داخلی توسط اندازه‌گیری شار حرارتی، در سطح رسانای حرارتی محاسبه شده است [۱۰]. راه دیگر روش‌های عددی است که به عنوان نمونه می‌توان به مقاله‌های مرا و همکاران [۲]، راس و کالیگو [۱۱] اشاره کرد. استفاده از حل تحلیلی روش دیگری است که به عنوان نمونه به مقاله هسیه و کاسب [۷] باید اشاره کرد. از مزایای روش عددی در مقایسه با روش‌های تحلیلی این است که روش‌های عددی را می‌توان به مسائل پیچیده مهندسی که حل تحلیلی برای آن‌ها وجود ندارند اعمال کرد.

$$\frac{\partial}{\partial x} \left( k \frac{\partial T}{\partial x} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left( k \frac{\partial T}{\partial y} \right) = 0, \quad x \in \Omega \quad (1)$$

که  $T$  میدان دما و  $k$  ضریب رسانایی حرارتی می‌باشد. مرز جسم را می‌توان به دو قسمت مرز داخلی  $\Gamma_c$  و مرز خارجی  $\Gamma_e$  تقسیم‌بندی کرد که این مرزها در شکل (۱) نشان داده شده‌اند.



شکل (۱) طرح شماتیکی از یک مسئله معکوس هندسی.

مرزهایی که شرط مرزی نیومن روی آن‌ها اعمال شده با معادله کلی زیر بیان می‌شوند:

$$k \frac{\partial T(x)}{\partial n} = \bar{q}(x) \quad (2)$$

که در آن  $n$  بردار عمود بر مرز بوده و  $\bar{q}$  شار حرارتی است. در این تحقیق فرض شده که سطح داخلی حفره عایق است. بنابراین شرایط مرزی حفره با استفاده از شرایط مرزی نیومن به صورت زیر بیان می‌شود:

$$\frac{\partial T(x)}{\partial n} = 0, \quad x \in \Gamma_c \quad (3)$$

شرایط مرزی سه ضلع خارجی که در شکل (۱) نشان داده شده‌اند نیز از شرایط نیومن تبعیت می‌کند، که معادله آنها به صورت زیر بیان می‌شود:

$$\frac{\partial T(x)}{\partial n} = \frac{\bar{q}(x)}{k}, \quad x \in \Gamma_e \quad (4)$$

یکی از اضلاع مستطیل که در شکل (۱) نشان داده شده از شرایط دریشله تبعیت می‌کند که معادله آن به صورت زیر تعریف می‌شود.

هدف از مقاله حاضر یافتن مکان و اندازه حفره با استفاده از دماهای اندازه‌گیری شده در نقاط مرزی است. حالت‌های فراوانی که در آن‌ها موقعیت و اندازه حفره تغییر کرده به صورت مستقیم با استفاده از روش اجزا محدود حل شده و برای هر کدام از آن‌ها دمای نقاط مرزی محاسبه شده است. سپس از نتایج حاصل از روش اجزا محدود برای آموزش شبکه استفاده شده است. در مسائل شبکه عصبی پارامترهای ورودی مسئله کمیت‌هایی مانند فرکانس طبیعی، شکل مود آنها [۳] یا نمودار تغییرات فشار یا مکان‌اند که به کمک آنها و با آموزش شبکه عصبی پارامترهای خروجی محاسبه می‌شود [۱۲]. در این مقاله پارامترهای ورودی شبکه، دما بوده و خروجی آن‌ها مکان و اندازه حفره است. در مرحله‌ی بعدی تعدادی از حالات حل شده برای آموزش شبکه‌های عصبی پس‌انتشار به کار رفته و در نهایت شبکه‌های عصبی توسط حالات جدیدی آزموده شده‌اند.

## ۲- تست غیر مخرب

در مقایسه با تست‌های مخرب، تست‌های غیر مخرب روش مناسبی برای تشخیص اجزا و ساختار یک ماده و اندازه‌گیری برخی از کمیت‌های آن بدون وارد کردن آسیب و تنش در قطعه است. در آزمایش‌های مخرب برای خراب شدن قطعه هزینه زیادی صرف می‌شود و این یکی از معایب آزمایش‌های مخرب است.

کاربرد اصلی تست غیر مخرب در کارخانه قطعات خودرو، راه‌آهن، پتروشیمی و خط لوله است. امروزه هزینه‌های زیادی برای تضمین کیفیت صرف می‌شود. این امر به‌خوبی اهمیت روش‌های غیرمخرب را نشان می‌دهد.

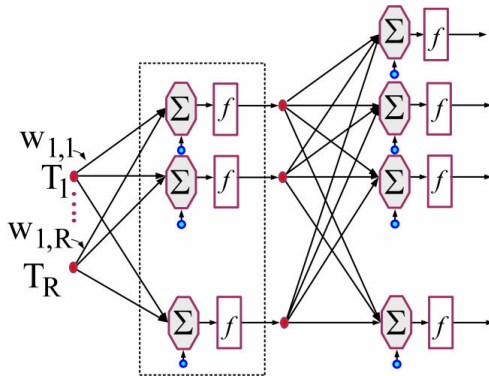
## ۳- تعریف ریاضی مسئله تشخیص حفره

شرایط حرارتی مسائل حل شده در این مقاله به صورت انتقال هدایت حالت پایا، درون یک جسم در نظر گرفته شده است که در یک ناحیه هم‌بند  $\Omega$  تعریف شده و هیچ‌گونه تولید گرما و یا انتقال حرارت از نوع همرفت در آن‌ها به کار نرفته است. در این صورت معادله کلی حرارت به صورت زیر ساده می‌شود:

تنظیم شبکه است. همه این مقادیر توسط  $\sum$  با هم جمع شده و ورودی تابع انتقال را که با  $f$  در شکل (۲) مشخص شده تشکیل می‌دهد. برای مثال ورودی تابع انتقال به نرون اول لایه اول که معمولاً با  $n$  نشان داده می‌شود برابر است با [۱۳]:

$$n = w_{1,1}T_1 + w_{1,2}T_2 + \dots + w_{1,R}T_R + b \quad (۸)$$

که  $b$  بایاس یا پس خورد بوده و  $w$  تابع وزن و  $T$  ورودی به شبکه می‌باشد.



شکل (۲) طرح شماتیکی از یک شبکه عصبی.

به ترکیب وزن‌ها، بایاس، تابع انتقال و عملیات ضرب و جمع، یک لایه از شبکه می‌گویند. دو یا چند نرون می‌توانند در یک لایه با هم ترکیب شوند و یک شبکه می‌تواند از یک یا چند لایه این چنینی تشکیل شود. شبکه مورد استفاده در شکل (۲) دارای دو لایه است که لایه اول با کادر سیاه رنگ مشخص شده است. در شبکه چند لایه به اولین ماتریس وزن، ماتریس وزن ورودی<sup>۱</sup> و به بقیه ماتریس‌های وزن، ماتریس وزن بین لایه‌ها<sup>۲</sup> می‌گویند.

#### ۵- حل مسئله نمونه

برای بررسی کارایی روش پیشنهادی، در این بخش به حل چند مسئله نمونه پرداخته شده است. در ابتدا مسئله در حالات بسیاری با استفاده از روش عددی اجزا محدود به صورت مستقیم حل می‌شود. به این صورت که با در نظر گرفتن حفره دایره‌ای شکل در موقعیت‌ها و اندازه‌های مختلف درون یک

$$T(x) = \bar{T}(x) \quad , \quad x \in \Gamma_e \quad (۵)$$

$\bar{T}$  دمای ثابتی است و مانند  $\bar{q}$ ، در ابتدای مسئله عدد خاصی برای آن در نظر گرفته می‌شود.

هدف این تحقیق یافتن مکان و اندازه تقریبی حفره است. اطلاعات در دسترس، دماهای اندازه‌گیری شده نقاط است و باید با استفاده از این دماها به موقعیت و اندازه حفره که در اینجا حفره دایره‌ای شکل در نظر گرفته شده، رسید. دماها و اندازه و موقعیت حفره به صورت دو بردار نوشته می‌شوند. بردار دما عبارت است از:

$$T(x_i) = T_i^M \quad , \quad x_i \in \Gamma_e \quad (۶)$$

در رابطه فوق  $T_i^M$  مقدار اندازه‌گیری شده دما در  $i$  امین نقطه اندازه‌گیری است و بردار اندازه و موقعیت حفره نیز عبارت است از:

$$p = [x \ y \ r] \quad (۷)$$

بنابراین برای هر بردار  $T$  یک بردار  $p$  وجود خواهد داشت.

#### ۴- شبکه عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی مقوله جدیدی است که امروزه کاربرد زیادی در صنعت و نیز فعالیت‌های علمی دارد. شرط مناسب بودن شبکه عصبی این است که اتصالات بین نرون‌ها باید معین کننده تابع مفیدی باشد تا به وسیله آن بتوان مسائل خاص را حل کرد.

در شکل (۲) دایره‌های سمت چپ نشان دهنده ورودی‌های شبکه‌اند و مجموعه آنها یک بردار ورودی را تشکیل می‌دهد که به اندازه تعداد ورودی‌ها آرایه دارد. این ورودی‌ها در تابع وزن که در شکل با خطوط مشکی رنگ مشخص شده ضرب می‌شوند. توابع وزن پارامترهایی قابل تنظیم‌اند و در آموزش شبکه برای تنظیم شبکه به کار می‌روند. هر کدام از این توابع دارای مقداری خاص بوده و به همین دلیل توابع وزن بصورت نامگذاری می‌شوند که  $m$  شماره ورودی و  $n$  شماره نرون است. مقادیر این توابع در ماتریس وزنی جایگذاری می‌شوند. این ماتریس دارای  $s$  سطر (به تعداد نرون‌ها) و  $R$  ستون (به تعداد ورودی‌ها) است. به هر نرون یک پس‌خورد هم اضافه می‌شود که آن هم پارامتری قابل تنظیم بوده و برای

۱- Input weights

۲- Layer weights

مجموعه‌ی دماهای خوانده شده، بردار ورودی دما به شبکه عصبی را تشکیل می‌دهد. در مقاله حاضر بردارهای ورودی بین ۳ تا ۳۳ درایه دارند، چون تعداد سنسورهای خواننده دما بین ۳ تا ۳۳ عدد در حالات مختلف تغییر می‌کند. جدول (۱) نشان دهنده حالات مختلفی است که برای تعداد سنسورها در نظر گرفته شده است. دقت شود با توجه به آنکه یکی از اضلاع مستطیل دارای دمای ثابت است، فقط بر روی سه ضلع مستطیل، سنسورها با فواصل یکسان در نظر گرفته شده‌اند. به همین دلیل چنانچه تعداد سنسورها بر عدد سه تقسیم شود سهم هر ضلع از سنسورها در حالات مختلف معین می‌شود.

جدول (۱) حالات مختلف چیدمان و تعداد سنسورها.

حالت	تعداد سنسور
۱	۳
۲	۶
۳	۹
۴	۱۵
۵	۲۱
۶	۲۷
۷	۳۳

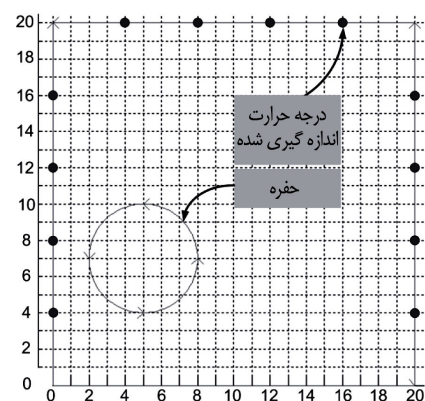
بردار ورودی، دماهای به‌دست آمده از نقاط را به شبکه عصبی می‌دهد. سپس با توجه به تغییرات دماها، شبکه باید بتواند موقعیت  $(x, y)$  مرکز حفره دایره‌ای شکل و شعاع حفره  $r$  را به‌دست آورد. اگر تعداد حالات برای آموزش شبکه کافی باشد شبکه می‌تواند با دقت بالایی حتی در موقعیت‌هایی که آموزش ندیده،  $(x, y, r)$  را تخمین بزند. شبکه عصبی به کار گرفته شده در مقاله حاضر از نوع پرسپترون پس‌انتشاری<sup>۱</sup> است و تابع انتقال آن از نوع لوگ سیگ<sup>۲</sup> که در شکل (۵) نشان داده شده، انتخاب شده است. از این تابع انتقال در شبکه‌های پس‌انتشار بیشتر استفاده می‌شود و نیز همگرایی سریعتری دارد.

۱- Feed forward

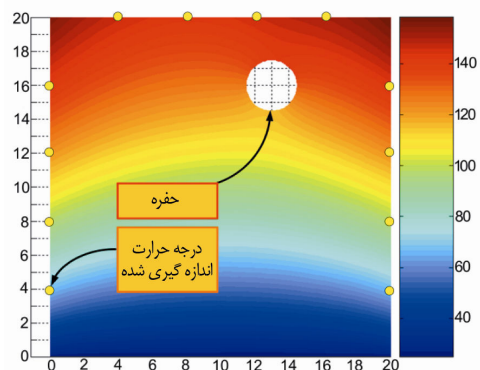
۲- Logsig or logsigmoid

ورق مستطیل شکل و تعریف ابعاد و شرایط مرزی برای مسئله، دمای نقاط مرزی در فواصل خاصی همانگونه که در شکل (۳) نشان داده شده، اندازه‌گیری می‌شود.

شرایط مرزی نقاطی که شرایط نیومن بر آن‌ها اعمال می‌شود، مانند حفره که عایق است یا سه ضلع مستطیل که دارای شار حرارتی  $(\bar{q})$  است به ترتیب با استفاده از معادلات (۳) و (۴) تعریف می‌شود. در کلیه مثال‌های حل شده در این مقاله، شار حرارتی  $(\bar{q})$  طبق رابطه (۳) برای حفره صفر در نظر گرفته شده و در معادله (۴) برای سه ضلع مستطیل، سه در نظر گرفته شده است. آن ضلع مستطیل که دمای ثابتی دارد توسط شرایط دریشه که با معادله (۵) بیان شده، تعریف می‌شود. در تمامی مسائل حل شده در این مقاله دمای این ضلع ثابت و  $25^{\circ}\text{C}$  در نظر گرفته شده و مقدار  $k$  نیز یک در نظر گرفته شده است. بنابراین همان‌طور که در شکل (۴) دیده می‌شود برای هر نقطه دمایی به‌دست می‌آید.

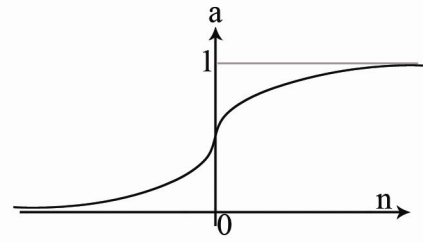


شکل (۳) اندازه‌گیری دما در نقاط با فواصل ثابت.



شکل (۴) یک مسئله حل شده به صورت مستقیم با المان محدود.

برابر است) مجموعاً سی و سه دما خوانده می‌شود. شبکه توسط ۳۹۷ حالت مختلف آموزش داده شده است و با پنجاه حالت جدید تست شده است. نتایج در شکل (۶-الف) تا (۶-ج) نشان داده شده است. شکل (۶) به خوبی نشان می‌دهد که شبکه عصبی می‌تواند با دقت بالایی اندازه و موقعیت حفره را توسط دماهای به‌دست آمده پیش‌بینی کند.



شکل (۵) نمودار تابع لوگ سیگ.

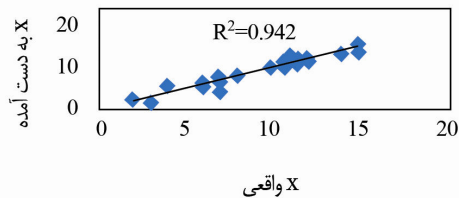
با نرمالیزه کردن دماها و دادن آن به این تابع انتقال، با استفاده از معادله (۹) مقداری بین صفر و یک تولید می‌شود.

$$a = \frac{1}{1 + e^{-n}} \quad (9)$$

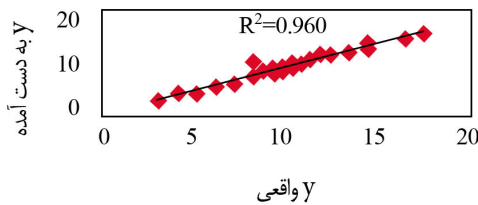
تعیین تعداد نرون‌ها و لایه‌های لازم در شبکه عصبی معیار و روش خاصی ندارد و معمولاً با سعی و خطا به‌دست می‌آید. در مقاله حاضر شبکه‌ها دارای پنج تا شش لایه و در هر لایه به‌جز لایه آخر بین پانزده تا سی نرون دارند. لایه آخر به‌دلیل آنکه شبکه‌ها باید سه خروجی داشته باشند سه نرون دارد. با توجه به جدول (۲) هرچه که تعداد سنسورهای خواننده دما کمتر شود تعداد لایه‌ها و نیز نرون‌های مورد نیاز در هر لایه در شبکه برای رسیدن به دقت ۰/۱٪ افزایش می‌یابد.

شبکه‌ها در این مقاله با دقت ۰/۱ درصد آموزش داده شده‌اند. شایان ذکر است که هر قدر که به جواب‌های دقیق‌تر نیاز باشد آموزش شبکه وقت گیرتر خواهد بود.

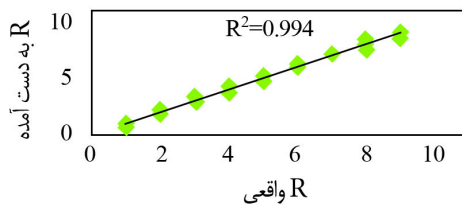
برای مثال در حالتی که دماها بدون خطا توسط یازده سنسور بر هر ضلع خوانده شود (فاصله سنسورها نسبت به هم



(الف)



(ب)



(ج)

شکل (۶). نتایج شبکه عصبی.

جدول (۲) رابطه تعداد سنسورها با تعداد لایه‌ها و نرون‌ها.

شماره لایه						تعداد لایه	تعداد سنسور	حالت
۶	۵	۴	۳	۲	۱			
تعداد نرون‌ها در هر لایه								
۳	۳۰	۳۰	۳۰	۳۰	۳۰	۶	۳	۱
۳	۲۵	۲۵	۲۵	۲۵	۲۵	۶	۶	۲
-	۳	۲۰	۲۰	۲۰	۲۰	۵	۹	۳
-	۳	۲۰	۲۰	۲۰	۲۰	۵	۱۵	۴
-	۳	۱۵	۱۵	۱۵	۱۵	۵	۲۱	۵
-	۳	۱۵	۱۵	۱۵	۱۵	۵	۲۷	۶
-	۳	۱۵	۱۵	۱۵	۱۵	۵	۳۳	۷

$Error = 100 \times$

$$\left( \frac{\left( \frac{(x_a - x_r)^2}{x_a} \right) + \left( \frac{(y_a - y_r)^2}{y_a} \right) + \left( \frac{(R_a - R_r)^2}{R_a} \right)}{3} \right)^{1/2} \quad (10)$$

که  $(x_a, y_a, R_a)$  مقادیر واقعی و  $(x_r, y_r, R_r)$  نتایج شبکه است. اعداد جدول (۳) با گرفتن میانگین از مربع خطای نسبی ۵۰ تست شبکه‌ها به دست آمده است.

شبکه‌های مورد استفاده در این مقاله توسط ۳۹۷ حالت مختلف آموزش داده شده‌اند. حالاتی که برای تست شبکه‌ها به کار رفته حالاتی هستند که در آموزش شبکه به کار نرفته‌اند و شرایط جدیدی برای شبکه محسوب می‌شوند و لذا می‌توانند معیار مناسبی در تست آن باشند. جدول (۴) مقادیر واقعی ( $AC$ ) و نتایج شبکه عصبی ( $RE$ ) مربوط به شعاع و موقعیت حفره را در ۷ حالت جدید نشان می‌دهد.

همانطور که در جدول (۳) دیده می‌شود با کاهش خطای خوانش و یا افزایش سنسورها، مربع خطای نسبی شبکه‌ها به‌طور کلی روندی کاهشی دارد و بنابراین هم‌بستگی شبکه‌ها افزایش می‌یابد.

در مقاله حاضر ۲۸ شبکه مختلف که مربوط به هفت حالت مختلف چیدمان سنسورها است و برای هر کدام چهار حالت متفاوت درصد خطای خوانش دمای سنسورها در نظر گرفته شده و شبکه توسط آنها آموزش داده شده است. همان‌گونه که در جدول (۳) ملاحظه می‌شود برای هر شبکه مربع خطای نسبی به دست آمده است. میانگین کلی خطای این ۲۸ شبکه ۵/۶۷ درصد است که خطای کوچکی است.

جدول (۳) مربع خطای نسبی.

حالت سنسورها	خطای سنسورها				تعداد سنسورها	حالت
	٪۰	٪۱	٪۲	٪۳		
	خطای مربع نسبی ٪					
۱	۰/۹۶	۱۰/۳	۵/۴۷	۸/۷۲	۳	۱
۲	۰/۲۵	۶/۲۱	۵/۹۷	۷/۹۵	۶	۲
۳	۰/۲	۴/۹۴	۸/۳۵	۱۵	۹	۳
۴	۰/۶۳	۲/۳۱	۴/۳۷	۲۰/۵	۱۵	۴
۵	۰/۳۳	۷/۸۵	۱۱/۲	۳/۹۶	۲۱	۵
۶	۰/۲	۲/۸۳	۶/۴۹	۹/۲۲	۲۷	۶
۷	۰/۳۸	۳/۴	۵/۲۹	۵/۴۹	۳۳	۷

خطای مربع نسبی برای یک تست با استفاده از فرمول زیر محاسبه شده است:

جدول (۴) مقایسه مکان و اندازه حفره نتیجه شده توسط شبکه عصبی مصنوعی و مقدار واقعی در چند حالت نمونه.

تعداد سنسور	خطای سنسور	X		Y		R		خطای مربع نسبی
		RE	AC	RE	AC	RE	AC	
۳۳	۰	۱۲	۱۱/۵	۱۰	۱۰/۴	۱	۰/۹	۰/۲
۲۷	۱	۱۰	۱۰/۲	۴	۴/۱۶	۱	۰/۹	۰/۴
۲۱	۲	۱۶	۱۳/۶	۲	۲/۳۵	۱	۰/۸	۳/۱
۱۵	۰	۱۴	۱۱/۴	۴	۲/۷۹	۱	۱	۴/۲
۹	۱	۱۴	۱۷/۱	۱۶	۱۹/۱	۱	۱/۴	۸/۲
۶	۳	۱۵	۱۸	۹	۴/۱۲	۲	۲/۱	۱۱
۳	۱	۷	۳۵	۷	۱۵/۷	۲	۱/۴	۱۲

	<b>فهرست علائم</b>
$RE - (X_C Y_r R_r)$	نتایج شبکه عصبی
$AC - (X_a Y_a R_a)$	مقادیر واقعی
$(x, y)$	موقعیت مرکز حفره دایره‌ای شکل
$r$	شعاع حفره
$W - w_{n,m}$	تابع وزن شبکه عصبی
$b$	بایاس
$n$	ورودی نرون - شماره نرون تابع وزن - بردار عمود بر مرز
$m$	شماره ورودی دمایی تابع وزن
$f$	تابع انتقال
$\sum$	تابع جمع
$T$	بردار دما - میدان دما
$\bar{T}$	دمای ثابت
$T_i^M$	مقدار دمایی اندازه‌گیری شده در $i$ امین نقطه اندازه‌گیری
$\bar{q}$	شار حرارتی ثابت
$P$	بردار اندازه و موقعیت حفره
$\Gamma_c$	مرز داخلی
$k$	ضریب رسانایی حرارتی
$\Omega$	ناحیه هم‌بند

### مراجع

- [1] Ferreira M.D.C., Venturini W.S., Inverse analysis for two-dimensional structures using the boundary element method, *Advances in Engineering Software*, 41, 2010, pp. 1061-1072.
- [2] Mera N.S., Elliott L., Ingham D.B., Numerical solution of a boundary detection problem using genetic algorithms, *Engineering Analysis with Boundary Elements*, 28, 2004, pp. 405-411.
- [3] Mehrjoo M., Khaji N., Moharramiand H., Bahreininejad A., Damage detection of truss

دلیل اینکه خطاها در بعضی از شبکه‌ها زیاد شده این است که در تست‌های محدودی جواب شبکه با جواب واقعی اختلاف دارد. خطای این جواب‌ها آن‌قدر بزرگ بوده که با وجود آنکه شبکه در اکثر تست‌ها جواب بسیار دقیقی را به دست آورده است، میانگین مربع خطای نسبی تست‌ها افزایش یافته است.

### ۶- نتیجه‌گیری

در این مقاله هفت حالت چیدمان مختلف برای سنسورهای خواننده دما و در هر حالت از چیدمان چهار خطای مختلف خوانش برای سنسورها در نظر گرفته شده است. برای هر کدام از این ۲۸ حالت، یک شبکه با دقت ۰/۱٪ که توسط ۳۹۷ حالت مختلف آموزش دیده است، به دست آورده شده است. هر کدام از این حالات خود یک مسئله مستقیم بوده که توسط روش اجزا محدود با تعریف شرایط مرزی و موقعیت و اندازه خاص حفره، دماها در تمام نقاط به دست آمده‌اند. سپس هر شبکه توسط پنجاه حالت جدید که در آموزش شبکه به کار نرفته‌اند، آزمایش شده است. خطای هر کدام از این پنجاه حالت نسبت به مقدار واقعی گرفته شده و خطاها با هم میانگین‌گیری شده است و در نهایت نتایج این ۲۸ شبکه با هم مقایسه شده‌اند.

با مقایسه نتایج حاصل از آزمایش شبکه‌ها نتیجه گرفته می‌شود که با کاهش تعداد سنسور به تعداد لایه‌ها و نرون‌های بیشتری در هر لایه نیاز است تا به دقت مشابهی در همه شبکه‌ها رسید، ولی آموزش شبکه سخت‌تر وقت‌گیرتر و با خطای بیشتری است. در حالی که با افزایش سنسورها خطا کاهش و سرعت آموزش شبکه افزایش می‌یابد. با افزایش خطای خوانش دما توسط سنسورها، خطای موقعیت و مکان حفره افزایش می‌یابد. چنان‌چه شبکه با تعداد حالات بیشتری آموزش ببیند نتایج خطای کمتری دارد ولی آموزش شبکه وقت‌گیرتر می‌باشد. نتیجه آخر این است که در این روش چنانچه شبکه‌ها توسط تعداد حالات زیادی آموزش ببینند پاسخ حدوداً یکسانی را نسبت به نتایج واقعی می‌دهد، آن چنان که این پاسخ‌ها و نتایج واقعی تقریباً بر هم منطبق می‌شوند.



- [12] Chamekh A., BelHadjSalah H ., Hambli R ., Gahbiche A ., *Inverse identification using the bulge test and artificial neural networks*, Journal of Materials Processing Technology, 177, 2006, pp. 307-310.
- [13] Hagan M., Demuth H. B., Beale M. , Neural Network Design, PWS. pub. Co., Dec. 1995, pp. 66-79.
- bridge joints using Artificial Neural Networks, *Expert Systems with Applications*, 35, 2008, pp. 1122-1131.
- [4] Park G., Park S., and Kim J. , Estimating the existence probability of cavities using integrated geophysics and a neural network approach, *Computers & Geosciences*, 36, 2010, pp. 1161-1167.
- [5] Liu S.W., Huang j.h., Sung J.C., Lee. C., , Detection of cracks using neural networks and computational mechanics, *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 191, 2002, pp. 2831-2845.
- [6] Gupta S., Ray A., Keller E., *Symbolic time series analysis of ultrasonic data for early detection of fatigue damage* , Mechanical Systems and Signal Processing, 21, 2007, pp. 866-884.
- [7] Hsieh C .K.,Kassab .A. J., A general method for the solution of inverse heat conduction problems with partially unknown system geometries, *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 29, 1986, pp. 47-58.
- [8] Darabi A., Maldague X., , Neural network based defect detection and depth estimation in TNDE, *NDT* ,35, 2002, pp. 165-175
- [9] Mera N .S ., Elliott L ., Ingham D .B., , the use of neural network approximation models to speed up the optimization process in electrical impedance tomography, *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 197, 2007, pp. 103-114
- [10] Mera N .S., Elliott L ., Ingham D .B., Detection of subsurface cavities in IR-CAT by a real coded genetic algorithm, *Applied Soft Computing*, 2, 2002, pp. 129-139
- [11] Rus G., Gallego R., Optimization algorithms for identification inverse problems with the boundary element method, *Engineering Analysis with Boundary Elements*, 26, 2002, pp. 315-327.