

شناسایی بارگذاری و بهره‌برداری اشتباه از یک مجتمع سوخت در موقعیت نامناسب و در ابتدای سیکل سوخت رآکتور بوشهر با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

علی کللی^{ID}، داود نقوی دیزجی^{ID}، ایمان رمضانی^{ID}، احسان ترابی میرزایی^{ID}، ناصر وثوقی^{ID}*
دانشکده مهندسی انرژی، دانشگاه صنعتی شریف، صندوق پستی: ۱۱۱۴-۱۴۵۶۵، تهران - ایران

*Email: nvosoughi@sharif.edu

مقاله پژوهشی

تاریخ دریافت مقاله: ۱۴۰۲/۶/۱۳ تاریخ بازنگری مقاله: ۱۴۰۲/۹/۱۶ تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۲/۹/۱۷

چکیده

در این مقاله، یک شبکه عصبی مصنوعی به منظور شناسایی حادثه بارگذاری و بهره‌برداری اشتباه از یک مجتمع سوخت در موقعیت نامناسب در رآکتور هسته‌ای بوشهر طراحی می‌شود. بدین منظور، ابتدا خروجی‌های ناشی از بارگذاری اشتباه مجتمع‌های سوخت برای ۵۴ آشکارساز نوترونی موجود در قلب رآکتور با استفاده شبیه‌ساز نویز نوترونی تولید شده و سپس با استفاده از آن‌ها به طراحی و آموزش پرسپترون چندلایه‌ای پرداخته می‌شود. از آنجایی که چشمه نویز نوترونی ناشی از بارگذاری اشتباه دو مجتمع سوخت مجاور هم ترکیبی از دو چشمه نویز نوترونی جاذب با قدرت متغیر است، بنابراین ابتدا شناسایی موقعیت چشمه نویز نوترونی از نوع جاذب با قدرت متغیر انجام می‌شود. بدین منظور، شبکه عصبی مصنوعی با یک لایه مخفی طراحی شده است که نتایج آن حدود ۱٪ خطا با مقادیر خروجی مطلوب دارند. پس از آن شناسایی موقعیت مجتمع‌های سوخت به اشتباه بارگذاری شده انجام می‌شود. برای این منظور شبکه عصبی مصنوعی با دو لایه مخفی طراحی شده است که نتایج آن حدود ۳٪ با مقادیر خروجی مطلوب اختلاف دارند. به‌طور کلی از نتایج چنین استنتاج می‌شود که با توجه به رابطه پیچیده و وابستگی نویز نوترونی به مکان آشکارسازها، استفاده از شبکه عصبی مصنوعی برای این شناسایی کارآمد است.

کلیدواژه‌ها: نویز نوترونی، پرسپترون چندلایه‌ای، حادثه بارگذاری اشتباه مجتمع‌های سوخت، رآکتور هسته‌ای بوشهر

Identification of inadvertent loading and operation of a fuel assembly in an improper position (ILOFAIP) at the beginning of BNPP fuel cycle using artificial neural network

A. Kolali, D. Naghavi Dizaji, I. Ramezani, E. Torabi Mirzaei, N. Vosoughi*

Department of Energy Engineering, Sharif University of Technology, P.O.BOX: 14565-1114, Tehran - Iran

Research Article

Received: 4.9.2023, Revised: 7.12.2023, Accepted: 8.12.2023

Abstract

This paper presents the design of an artificial neural network (ANN) to identify the In-Core Loose Parts in the Instrumentation Position (ILOPAIP) in the Bushehr nuclear reactor. Initially, a neutron noise simulator generates the outputs for the 54 neutron detectors in the reactor core due to ILOPAIP. These outputs are then used to design and train a multilayer perceptron. The neutron noise source caused by ILOPAIP comprises two components: an absorber of variable strength type. Therefore, the first step involves determining the location of the neutron noise source of the absorber type with variable strength. An ANN with a hidden layer is designed to identify the location of this neutron noise source. The results show a deviation of about 1% from the desired output values. Subsequently, the location of ILOPAIP is identified using an ANN with two hidden layers. The results show a deviation of about 3% from the desired output values. Overall, the findings indicate that due to the complex relationship and the dependence of neutron noise on the location of the detectors, the use of ANN is effective for this identification.

Keywords: Neutron noise, Multi-layer perceptron, ILOFAIP, Bushehr nuclear reactor



۱. مقدمه

نویز نوترونی به صورت اختلاف بین شار وابسته به زمان با مقدار متوسط زمانی آن تعریف می‌شود. از نویز نوترونی برای نظارت بر رفتار قلب و اهداف تشخیصی و یا هنگامی که یک وضعیت غیرعادی به وجود آمده است، استفاده می‌شود. از کاربردهای تشخیصی نویز می‌توان به تعیین چشمه نویز ناشی از بارگذاری اشتباه مجتمع سوخت، جاذب با قدرت متغیر و یا نوسانات محافظ قلب اشاره کرد [۱، ۲]. یکی از مسائلی که در طراحی رآکتور باید در نظر گرفته شود این است که اگر مجتمع‌های سوخت به درستی بارگذاری نشوند و یا جابه‌جا بارگذاری شوند تغییرات شار نوترونی به چه صورت خواهد بود و یا چگونه این بارگذاری اشتباه تشخیص داده می‌شود. به کارگیری نویز نوترونی در تشخیص این پدیده کارآمد خواهد بود [۳]. به دلیل خطای انسانی در ابتدای سیکل امکان دارد که مجتمع‌های سوخت تازه در موقعیتی نادرست بارگذاری شوند که در نتیجه باعث برهم زدن توزیع مکانی قدرت درون قلب رآکتور شده و ضریب اوج قدرت^۱ افزایش می‌یابد. این رویداد در گزارش‌های آژانس بین‌المللی انرژی اتمی تحت عنوان حادثه^۲ ILOFAIP^۲ و زیرمجموعه^۳ حوادث مربوط به راکتیویته طبقه‌بندی شده است [۴]. از طرفی با توجه به ابعاد این نوع چشمه نویز نوترونی منطقی است که از روش‌های مبتنی بر مش‌درشت جهت گسسته‌سازی و حل عددی معادلات نویز نوترونی استفاده کرد که در این پژوهش از روش نودال بسط شار مرتبه بالا استفاده می‌شود [۲].

پژوهش‌های پیشین نشان داده‌اند که استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی^۴ در شناسایی چشمه نویز نوترونی مؤثر است [۵-۷]. با استفاده از نرم‌افزار توسعه داده شده می‌توان خروجی آشکارسازهای موجود درون قلب را برای حالت‌های مختلف بارگذاری اشتباه، شبیه‌سازی کرد و از آن برای طراحی، آموزش^۴ و آزمون^۵ پرسپترون چندلایه‌ای استفاده نمود.

۲. روش کار

هدف اصلی در این پژوهش، تخمین موقعیت بارگذاری جابه‌جای مجتمع‌های سوخت، در قلب رآکتور بوشهر و با استفاده از پرسپترون چندلایه‌ای است. در نرم‌افزار توسعه داده شده در این پژوهش فقط بارگذاری جابه‌جای مجتمع‌های سوخت مجاور هم مورد بررسی و شناسایی قرار داده می‌شود.

برای این منظور ابتدا داده‌های موردنیاز، که همان خروجی آشکارسازهای نوترونی موجود در قلب رآکتور هستند، با استفاده از شبیه‌ساز نویز نوترونی رآکتور قدرت تولید می‌شوند و پس از آن برای طراحی، آموزش و آزمون شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده قرار می‌گیرند.

۱.۲ معرفی رآکتور هسته‌ای بوشهر

رآکتور هسته‌ای بوشهر از نوع VVER-۱۰۰۰ است که قلب آن شامل ۱۶۳ مجتمع سوخت با هندسه شش‌گوش است. نحوه چیدمان مجتمع‌های سوخت در سیکل اول سوخت این رآکتور در شکل ۱ نشان داده شده است. همچنین این رآکتور دارای ۵۴ آشکارساز نوترونی است که محل قرارگیری آن‌ها درون قلب رآکتور در شکل ۲ آورده شده است.

در شبیه‌ساز نویز نوترونی برای تعیین موقعیت هر مجتمع سوخت، از دستگاه مختصات غیر قائمی مطابق شکل ۳ استفاده شده است. مطابق این دستگاه موقعیت هر مجتمع سوخت با دو پارامتر \bar{x} و \bar{z} قابل بیان است.

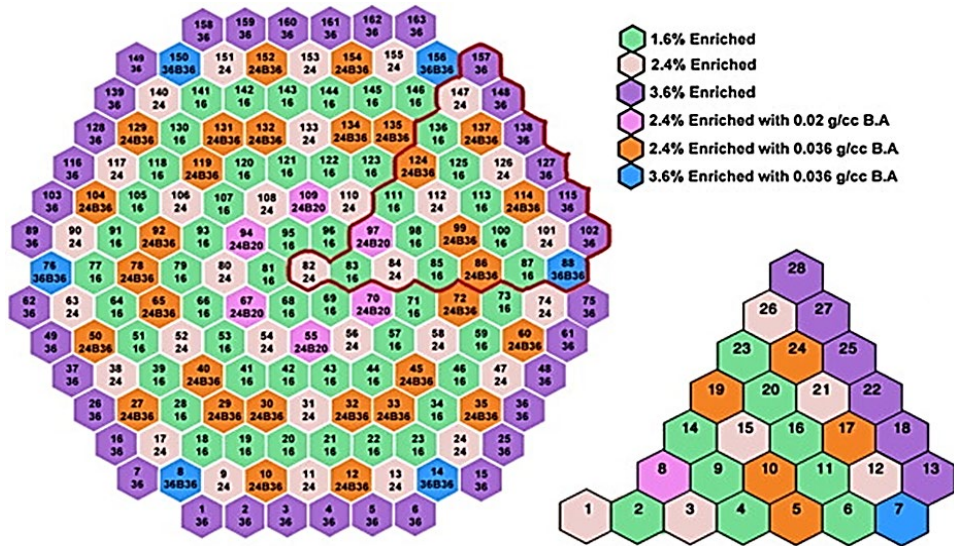
۲.۲ شبیه‌ساز نویز رآکتور قدرت

مطابق مرجع [۲] این شبیه‌ساز که با استفاده از داده‌های نوترونیکی رآکتور بوشهر اعتبارسنجی شده است، معادلات نویز نوترونی رآکتور قدرت را در فضای فرکانس و به صورت عددی حل می‌کند. معادلات نویز نوترونی رآکتور قدرت در دو گروه انرژی در رابطه ۱ آورده شده‌اند. شبیه‌ساز مذکور این معادلات را به صورت دو بعدی و به روش مش درشت نودال بسط شار مرتبه بالا با نودهایی به اندازه یک مجتمع سوخت، حل می‌کند [۸].

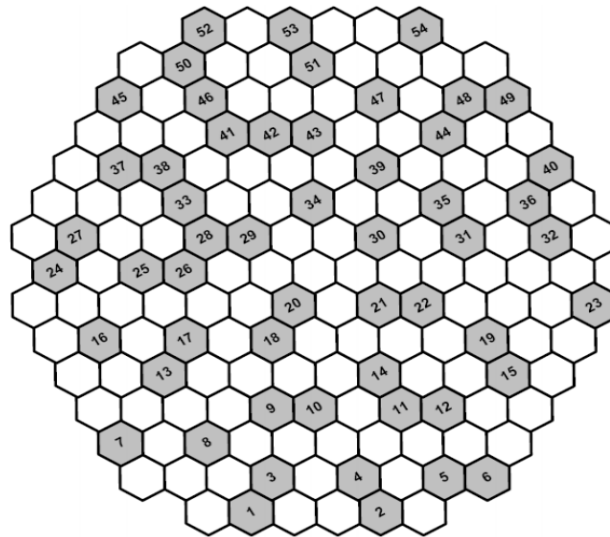
$$\left[\begin{array}{c} \delta\phi_1(\bar{r}, \omega) \\ \delta\phi_2(\bar{r}, \omega) \end{array} \right] = \left[\begin{array}{c} \nabla \cdot \bar{D}(\bar{r}) \nabla + \bar{\Sigma}_{dyn}(\bar{r}, \omega) \\ \delta\Sigma_{a,1}(\bar{r}, \omega) \\ \delta\Sigma_{a,2}(\bar{r}, \omega) \end{array} \right] \left[\begin{array}{c} \bar{\phi}_{s,1 \rightarrow 2}(\bar{r}) \delta\Sigma_{s,1 \rightarrow 2}(\bar{r}, \omega) + \bar{\phi}_a \\ \bar{\phi}_f(\bar{r}, \omega) \end{array} \right] \left[\begin{array}{c} \delta\Sigma_{f,1}(\bar{r}, \omega) \\ \delta\Sigma_{f,2}(\bar{r}, \omega) \end{array} \right] \quad (1)$$

1. Power Peaking Factor (PPF)
2. Inadvertent Loading and Operation of a Fuel Assembly in an Improper Position (ILOFAIP)
3. Artificial Neural Networks (ANN)
4. Training
5. Testing

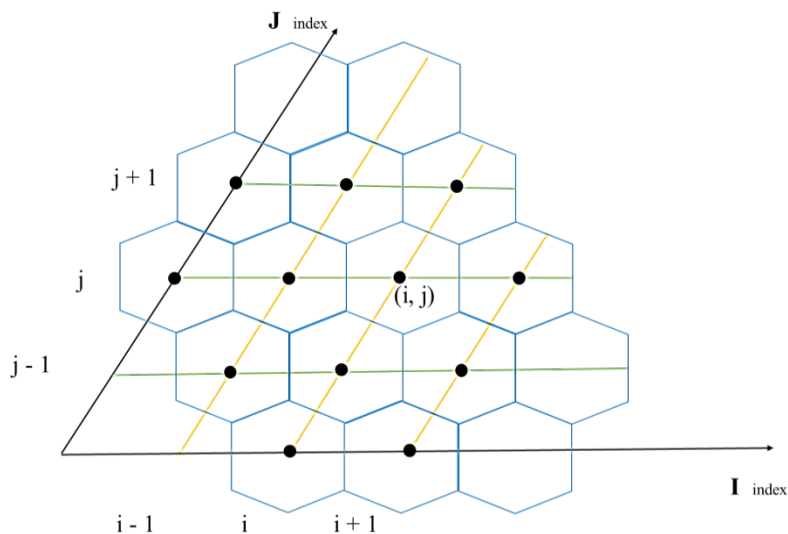




شکل ۱. نحوه چیدمان مجتمع‌های سوخت در سیکل اول سوخت رآکتور بوشهر [۳].



شکل ۲. محل قرارگیری آشکارسازهای نوترونی درون قلب رآکتور بوشهر [۳].



شکل ۳. دستگاه مختصات غیرقائم استفاده‌شده در شبیه‌ساز نوین نوترونی برای تعیین موقعیت هر مجتمع سوخت.



که در آن

$$\bar{D}(\bar{r}) = \begin{bmatrix} D_1(\bar{r}) & \circ \\ \circ & D_1(\bar{r}) \end{bmatrix}$$

$$\bar{\phi}_f(\bar{r}, \omega) = \begin{bmatrix} -\phi_1(\bar{r})(1 - \frac{i\omega\beta_{eff}}{i\omega + \lambda}) & -\phi_1(\bar{r})(1 - \frac{i\omega\beta_{eff}}{i\omega + \lambda}) \\ \circ & \circ \end{bmatrix}$$

$$\bar{\Sigma}_{dyn}(\bar{r}, \omega) = \begin{bmatrix} -\Sigma_1(\bar{r}, \omega) & \frac{i\nu\Sigma_{f,1}(\bar{r})}{k_{eff}}(1 - \frac{i\omega\beta_{eff}}{i\omega + \lambda}) \\ \Sigma_{s,1 \rightarrow 2}(\bar{r}, \omega) & -(\Sigma_{a,2}(\bar{r}) + \frac{i\omega}{\nu_2}) \end{bmatrix}$$

$$\Sigma_1(\bar{r}, \omega) = \Sigma_{R,1}(\bar{r}) + \frac{i\omega}{\nu_1} - \frac{i\nu\Sigma_{f,1}(\bar{r})}{k_{eff}}(1 - \frac{i\omega\beta_{eff}}{i\omega + \lambda})$$

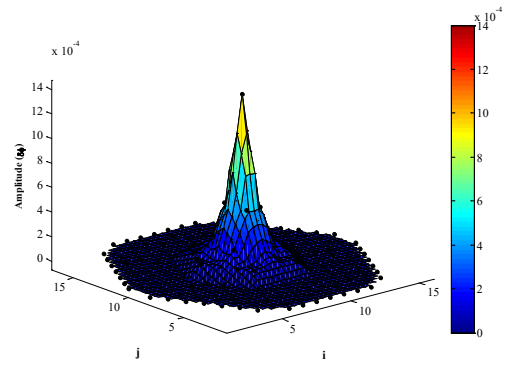
$$\bar{\phi}_a = \begin{bmatrix} \phi_1(\bar{r}) & \circ \\ \circ & \phi_2(\bar{r}) \end{bmatrix}, \quad \bar{\phi}_{s,1 \rightarrow 2}(\bar{r}) = \begin{bmatrix} \phi_1(\bar{r}) \\ -\phi_2(\bar{r}) \end{bmatrix} \quad (2)$$

یکی از انواع چشمه‌های نویز نوترونی، چشمه نویز جاذب با قدرت متغیر^۱ است. در این چشمه نویز نوترونی اختلالی به اندازه ۰/۰۰۰۱ به سطح مقطع ماکروسکوپیک جذب گروه حرارتی وارد می‌شود. این نوع چشمه نویز نوترونی مشابه با حرکت اندک میله کنترل است. شکل ۴ نویز نوترونی ایجاد شده در تمام قلب، برای چشمه نویز نوترونی واقع در مجتمع سوخت مرکزی و در فرکانس ۰/۰۱ هرتز را نشان می‌دهد.

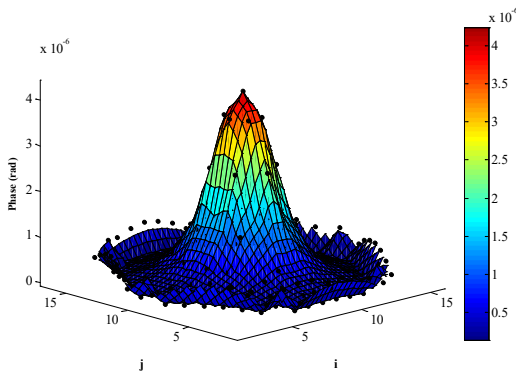
به منظور محاسبه نویز نوترونی ناشی از بارگذاری اشتباه دو مجتمع سوخت مجاور هم، اختلالی به صورت دو چشمه نویز نوترونی جاذب با قدرت متغیر ولی با علامت‌های متفاوت، به سطح مقاطع ماکروسکوپیک هر دو مجتمع سوخت وارد شده است و همچنین فرکانس کاری موردنظر ۰/۰۱ هرتز فرض شده است. شکل ۵ خروجی این شبیه‌ساز پس از اجرا یعنی توزیع نویز نوترونی در تمام مجتمع‌های سوخت است. لازم به توضیح است که به منظور آموزش و آزمون شبکه عصبی مصنوعی فقط مقادیر نویز نوترونی در محل مجتمع‌های سوخت حاوی آشکارساز (مطابق شکل ۲)، به عنوان داده‌های ورودی به شبکه عصبی وارد می‌شوند.

۳.۲ شبکه عصبی مصنوعی

اصلی‌ترین بخش پژوهش، انتخاب طراحی مناسبی از یک شبکه عصبی و آموزش آن است. برای این منظور از یک پرسپترون چندلایه‌ای^۲ استفاده شده است. در این بخش، تعداد نرون‌های لایه مخفی و تعداد لایه‌های مخفی بهینه مورد بررسی قرار گرفته است. ابتدا یک شبکه عصبی با یک لایه مخفی در نظر گرفته می‌شود. ساختار شبکه با یک لایه مخفی در شکل ۶ قابل مشاهده است.

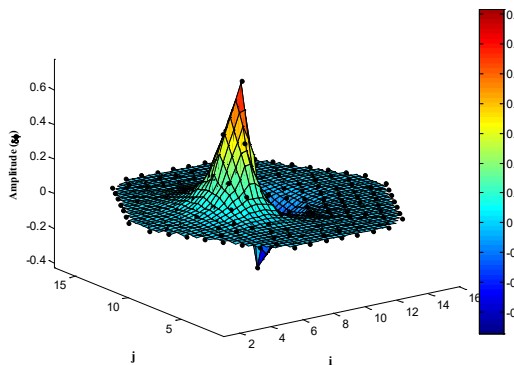


(الف)

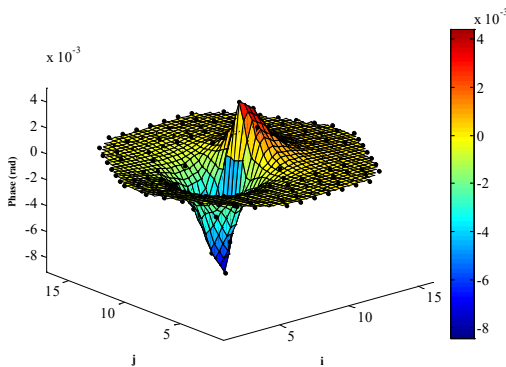


(ب)

شکل ۴. اندازه (الف) و فاز (ب) نویز نوترونی حاصل از چشمه جاذب با قدرت متغیر واقع در مجتمع سوخت مرکزی و در فرکانس ۰/۰۱ هرتز.



(الف)



(ب)

شکل ۵. دامنه (الف) و فاز (ب) نویز نوترونی ناشی از بارگذاری اشتباه دو مجتمع سوخت مجاور هم مرکزی در فرکانس ۰/۰۱ هرتز.

1. Neutron Noise Source as an Absorber of Variable Strength Type
2. Multi-Layer Perceptron (MLP)

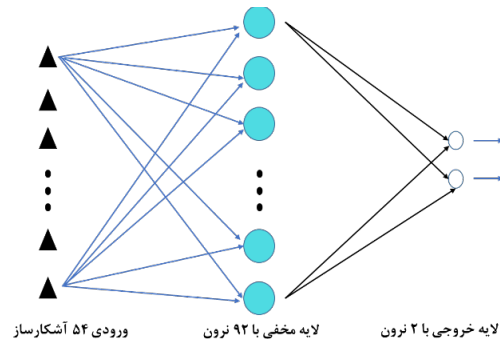


$$E = \frac{1}{PK} \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^K (d_{pk} - o_{pk})^2 \quad (6)$$

در این رابطه E میزان خطا، P تعداد داده‌ها و K تعداد خروجی‌ها است و d نیز مقدار خروجی مطلوب^۳ است. همچنین روندنمای استفاده شده برای شبکه عصبی با یک لایه مخفی در شکل ۷ قابل مشاهده است. پس از آن به طراحی شبکه عصبی با دو لایه مخفی پرداخته شده است. در این حالت نیز هر دو لایه مخفی با استفاده از الگوریتم پس انتشار خطا آموزش می‌بینند. شکل ۸ ساختار شبکه عصبی با دو لایه مخفی را نشان می‌دهد. لازم به توضیح است که در این پژوهش از روش یادگیری دسته‌ای^۴ جهت آموزش شبکه‌های عصبی، استفاده شده است.

ابتدا برای شناسایی موقعیت چشمه نوئیز نوترونی از نوع جاذب با قدرت متغیر، یک شبکه عصبی با یک لایه مخفی طراحی، آموزش و آزموده می‌شود. برای رسیدن به پاسخ مناسب، استفاده از ۹۲ نرون در لایه مخفی کمترین سیکل آموزشی را نیاز دارد. همچنین برای این چشمه نوئیز نوترونی تعداد نرون‌های لایه خروجی برابر ۲ است که نرون اول مؤلفه^۱ و نرون دوم مؤلفه^۲ مربوط به موقعیت اختلال وارد شده را می‌دهد. پس از آموزش با نرخ آموزش ۰/۱، تغییرات خطای داده‌های آموزشی و آزمون مطابق شکل ۹ حاصل می‌شود. مطابق این شکل، از سیکل آموزشی ۴۴۴ به بعد خطای مربوط به داده‌های آزمون تقریباً ثابت شده است.

از آنجایی که چشمه نوئیز نوترونی ناشی از بارگذاری اشتباه دو مجتمع سوخت مجاور هم ترکیبی از دو چشمه نوئیز نوترونی جاذب با قدرت متغیر است، پس حل این مسئله برای شبکه عصبی مصنوعی مشکل‌تر است. بنابراین به منظور شناسایی موقعیت چشمه نوئیز نوترونی حاصل از بارگذاری اشتباه مجتمع‌های سوخت مجاور هم، از یک شبکه عصبی پرسپترون چند لایه‌ای و با دو لایه مخفی استفاده می‌شود. برای دستیابی به جواب مطلوب ساختاری مشابه شکل ۸ و تعداد ۴-۵۶-۱۳۶-۵۴ در نظر گرفته شده است. خروجی این شبکه موقعیت‌های ۱ و ۲ مربوط به دو مجتمع سوخت جابه‌جا شده، است. پس از آموزش با روش یادگیری دسته‌ای و نرخ آموزش ۰/۱، تغییرات خطای داده‌های آموزشی و آزمون مطابق شکل ۱۰ نتیجه می‌شود. مطابق این شکل، خطای مربوط به داده‌های آزمون روندی کاهشی دارد و از سیکل آموزشی ۶۷۴۰ به بعد مقدار آن به ۳/۶٪ رسیده و ثابت می‌شود.



شکل ۶. ساختار شبکه عصبی با یک لایه مخفی.

به منظور آموزش و آزمون شبکه‌های عصبی مربوط به شناسایی موقعیت چشمه نوئیز نوترونی و ILOFAIP، به ترتیب از ۲۱۱ و ۱۸۴ دسته داده استفاده می‌شود که ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش و ۳۰ درصد داده‌ها به عنوان داده‌های آزمون در نظر گرفته شده‌اند. لازم به ذکر است که تمامی داده‌ها مربوط به سیکل اول سوخت رآکتور بوشهر هستند. هنگامی که یک ورودی به شبکه عصبی داده می‌شود، خروجی هر نرون در لایه مخفی و در لایه خروجی به ترتیب از معادله ۳ و ۴ محاسبه می‌شود.

$$y_j = f\left(\sum_{i=1}^I v_{ij}z_i + \theta_j\right) \quad (3)$$

$$o_k = f\left(\sum_{j=1}^J w_{kj}y_j + \theta_k\right) \quad (4)$$

در این روابط i ، اندیس ورودی و j ، اندیس نرون‌های لایه مخفی و k ، اندیس مربوط به خروجی است. y و o به ترتیب خروجی نرون‌های لایه مخفی و لایه خروجی، بردار z ورودی شبکه و همچنین f و θ تابع فعالیت و مقدار بایاس هستند. بردارهای v و w نیز مقادیر وزن‌های شبکه می‌باشند. بر اساس الگوریتم پس انتشار خطا، تنظیم وزن‌های لایه مخفی بر اساس روابط زیر انجام می‌شود.

$$\Delta w_{kj} = \eta \delta o_k y_j$$

$$\Delta v_{ij} = \eta \delta y_j z_i$$

$$\delta o_k = (d_k - o_k) \cdot f'_k$$

$$\delta y_j = \left(\sum_{k=1}^K \delta o_k w_{kj}\right) \cdot f'_j \quad (5)$$

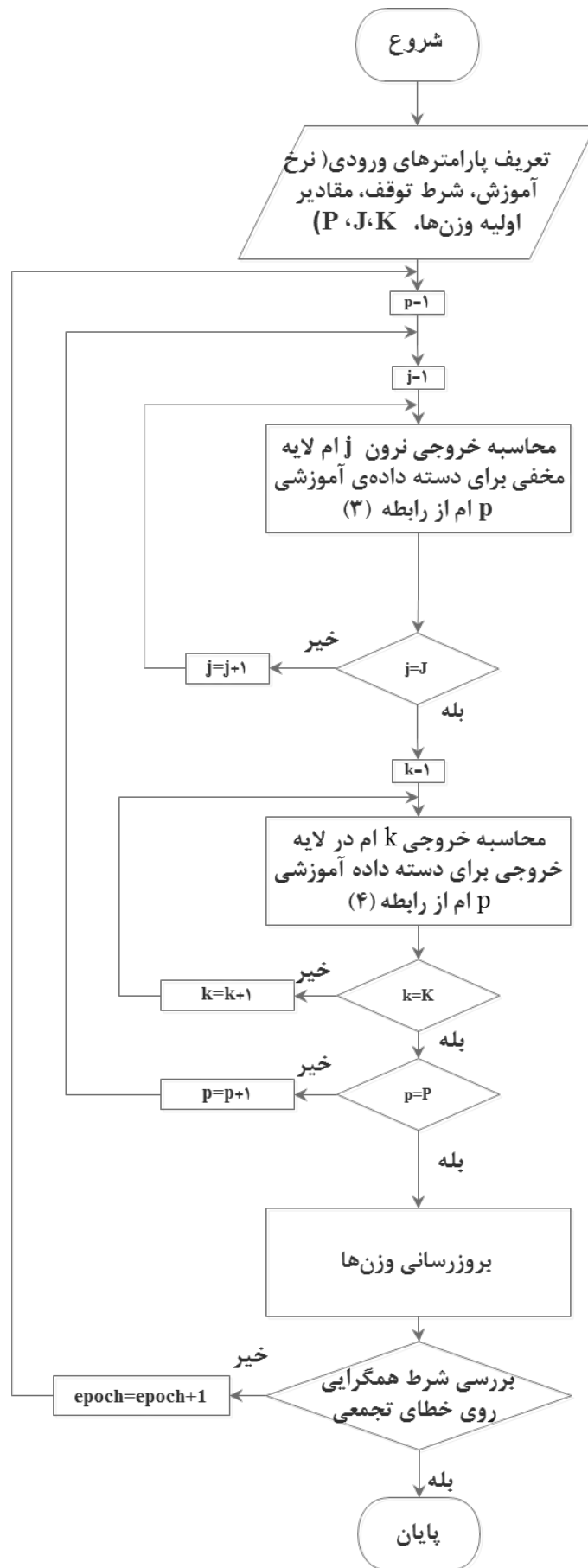
که در آن η و d_k به ترتیب نرخ آموزش و مقدار مطلوب خروجی هستند [۹، ۱۰]. برای برآورد خطا نیز از خطای تجمعی^۲ خروجی‌ها مطابق رابطه ۶ استفاده شده است.

2. Cumulative Error

3. Desired Output

4. Batch Learning





شکل ۷. روندنمای استفاده شده در شبکه عصبی مصنوعی با یک لایه مخفی.



درصد خطا برای شناسایی موقعیت مجتمع‌های سوخت مجاور هم به‌اشتباه بارگذاری شده نیز مطابق شکل ۱۰ و برابر ۳/۶٪ به دست آمد. نمونه‌ای از داده‌های آزمون مربوط به این شناسایی نیز در جدول ۲ و شکل ۱۲ قابل مشاهده است. لازم به توضیح است که در جدول‌های اشاره‌شده اندیس‌های i و j مربوط به موقعیت هستند که در شکل ۳ نشان داده شده‌اند.

۴. نتیجه‌گیری

در این پژوهش، شبکه عصبی پرسپترون چندلایه‌ای به‌منظور شناسایی موقعیت مجتمع‌های سوخت به‌اشتباه بارگذاری شده در سوخت‌گذاری ابتدای سیکل سوخت رآکتور بوشهر و از روی خروجی آشکارسازهای نوترونی، طراحی شد.

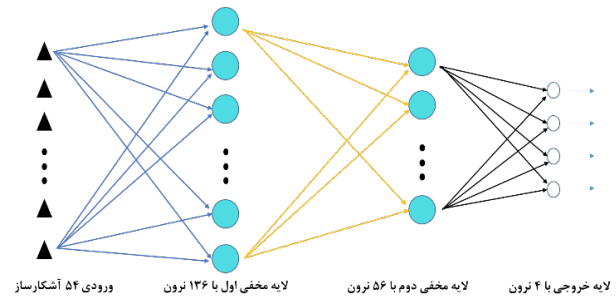
داده‌های موردنیاز برای آموزش و آزمون شبکه از شبیه‌ساز نوپز نوترونی تولید شدند. از آنجایی که چشمه نوپز نوترونی ناشی از بارگذاری اشتباه مجتمع‌های سوخت، ترکیبی از دو چشمه داده شد که استفاده از شبکه عصبی برای شناسایی موقعیت چشمه نوپز جاذب با قدرت متغیر کارآمد است. برای این منظور از یک شبکه عصبی با یک لایه مخفی استفاده شد و همان‌طور که از جدول ۱ و شکل ۱۱ مشخص است شبکه با خطای حدود ۱٪ قادر به این شناسایی است.

جدول ۱. نمونه‌هایی از داده‌های آزمون مربوط به شبکه عصبی شناسایی موقعیت چشمه نوپز نوترونی جاذب با قدرت متغیر

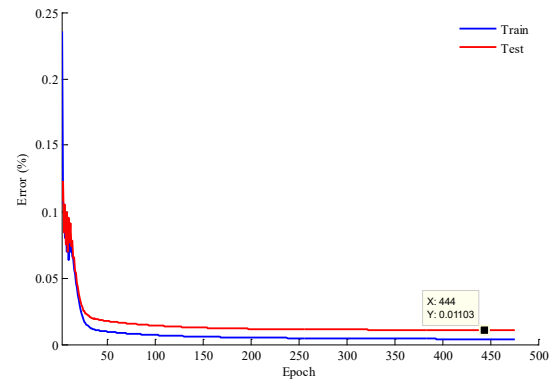
| شماره داده | خروجی مطلوب (i, j) | خروجی شبکه (i, j) |
|------------|----------------------|---------------------|
| ۱ | (۳,۷) | (۴,۷) |
| ۲ | (۲,۹) | (۲,۸) |
| ۳ | (۴,۱۴) | (۴,۱۳) |
| ۴ | (۷,۳) | (۷,۳) |
| ۵ | (۱۰,۸) | (۹,۸) |
| ۶ | (۱۱,۲) | (۱۰,۲) |

جدول ۲. نمونه‌هایی از داده‌های آزمون مربوط به شبکه عصبی شناسایی موقعیت مجتمع‌های سوخت به‌اشتباه بارگذاری شده

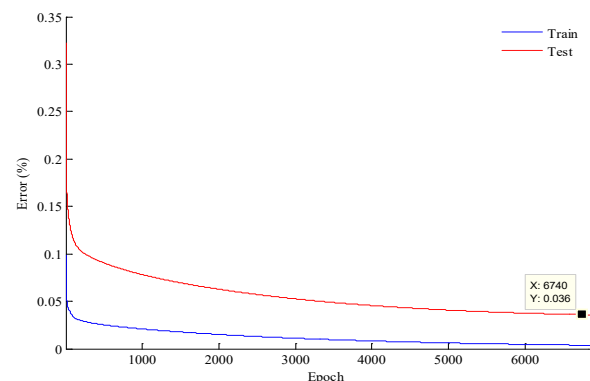
| شماره داده | خروجی مطلوب (i_1, j_1, i_2, j_2) | خروجی شبکه (i_1, j_1, i_2, j_2) |
|------------|------------------------------------|-----------------------------------|
| ۱ | (۱۲,۱۰, ۱۲,۱۱) | (۱۲,۹, ۱۲, ۱۰) |
| ۲ | (۶,۱۳, ۶, ۱۴) | (۴, ۱۳, ۴, ۱۴) |
| ۳ | (۱۲, ۱۰, ۱۳, ۱۰) | (۱۳, ۱۰, ۱۴, ۱۱) |
| ۴ | (۹, ۸, ۹, ۹) | (۹, ۱۰, ۹, ۱۱) |
| ۵ | (۱۰, ۱۲, ۱۰, ۱۳) | (۸, ۱۳, ۸, ۱۴) |
| ۶ | (۷, ۱۳, ۷, ۱۴) | (۷, ۱۳, ۷, ۱۴) |



شکل ۸. ساختار شبکه عصبی با دو لایه مخفی.



شکل ۹. تغییرات درصد خطا تجمعی در طی آموزش شبکه برای شناسایی موقعیت چشمه نوپز نوترونی از نوع جاذب با قدرت متغیر.

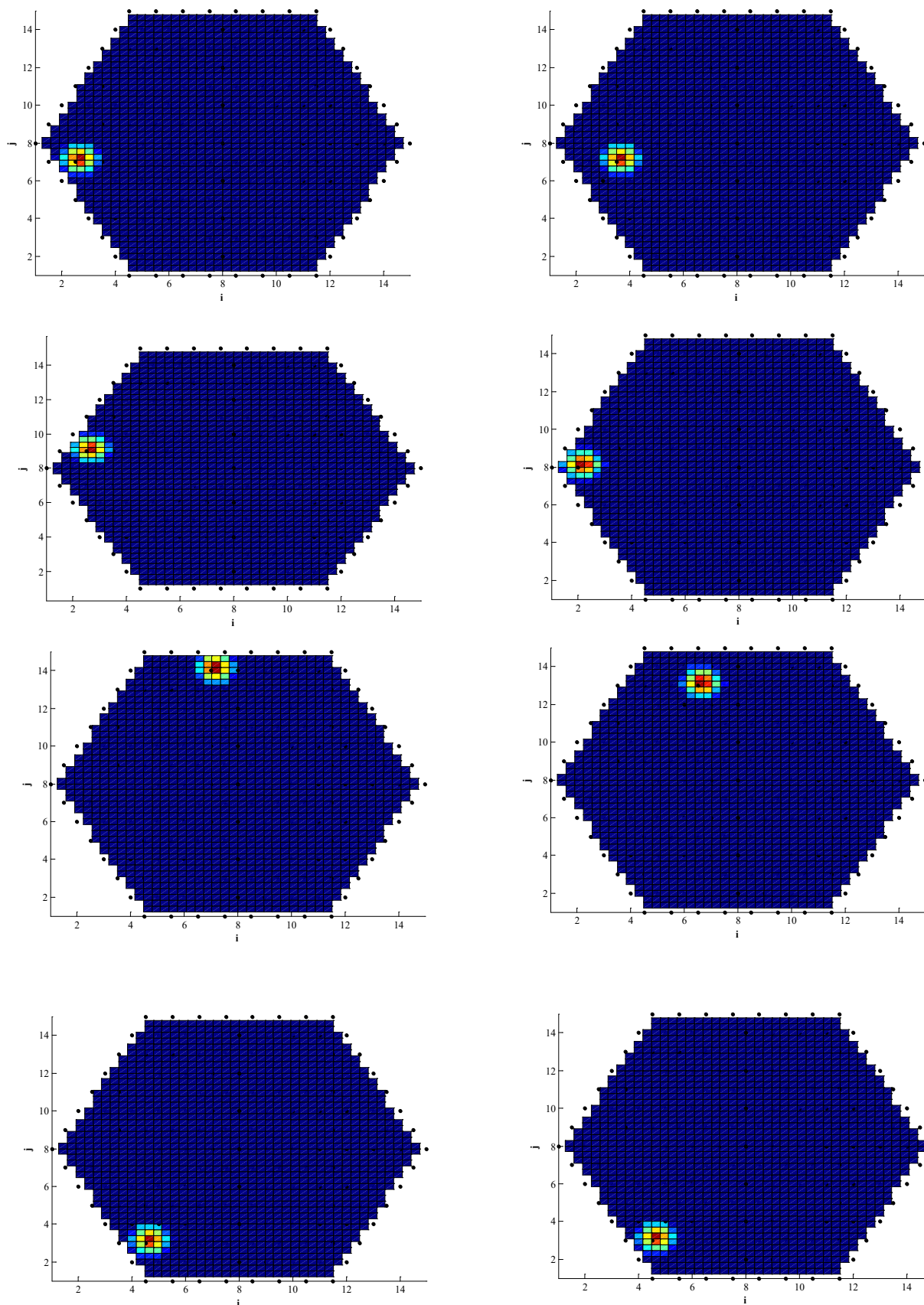


شکل ۱۰. تغییرات درصد خطا تجمعی در طی آموزش شبکه برای شناسایی موقعیت مجتمع‌های سوخت مجاور هم جابه‌جا شده.

۳. نتایج و بحث

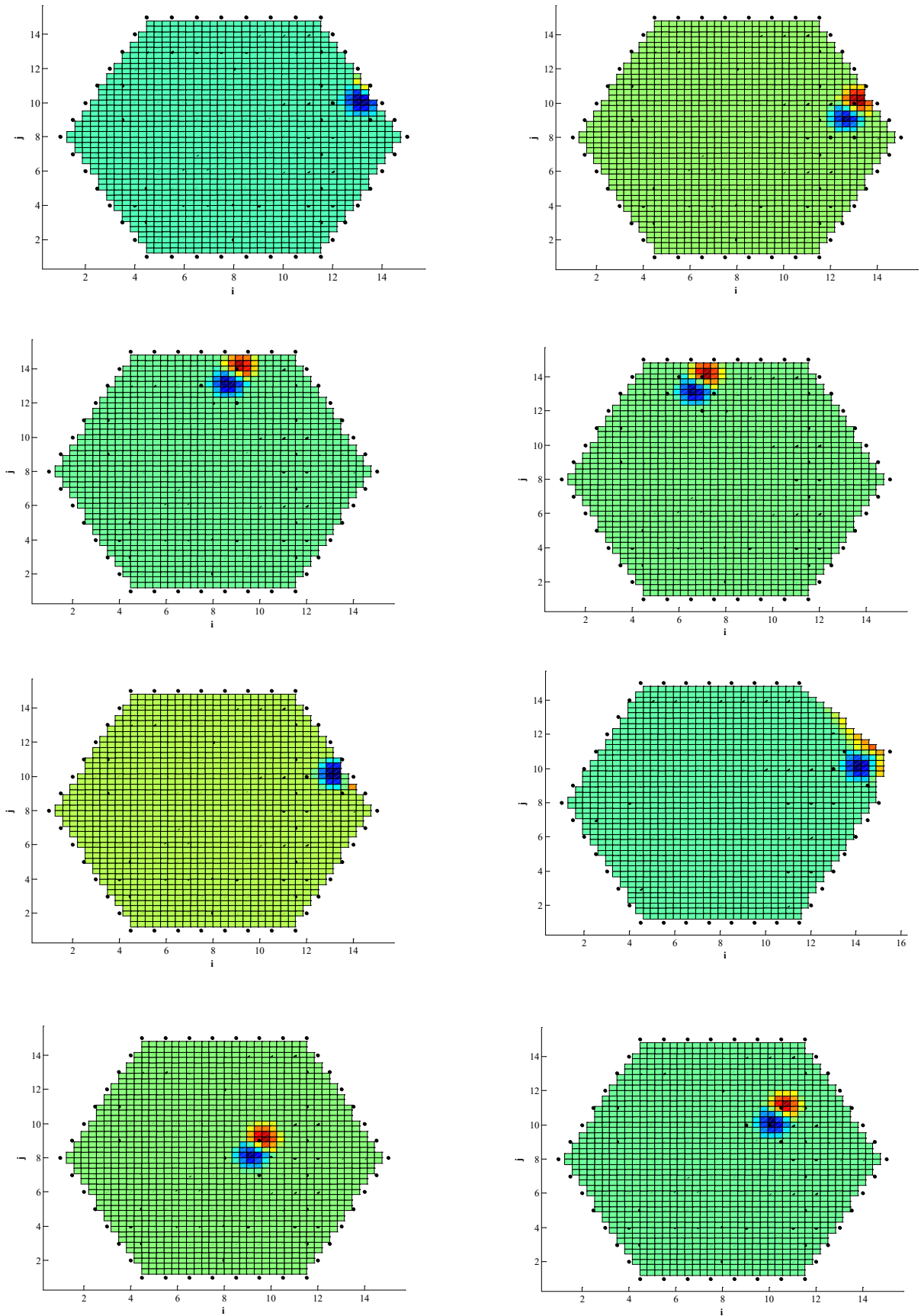
شبکه عصبی مصنوعی طراحی شده برای شناسایی موقعیت چشمه نوپز نوترونی از نوع جاذب با قدرت متغیر کارآمد بود و مطابق شکل ۹ نتایج آن حدود ۱٪ خطا با مقادیر مطلوب دارند. مطابق جدول ۱ نمونه‌ای از داده‌های آزمون مربوط به این شبکه عصبی قابل مشاهده است و همچنین شکل ۱۱ نیز خروجی‌های این شبکه با خروجی‌های مطلوب نمونه داده‌های آزمون را نشان می‌دهد.





شکل ۱۱. مقایسه خروجی‌های شبکه عصبی (سمت راست) مربوط به شناسایی موقعیت‌های چشمه نويز از نوع جاذب با قدرت متغیر، با خروجی‌های مطلوب (سمت چپ) داده‌های نمونه (به ترتیب از بالا به پایین مربوط به چهار داده اول جدول ۱).





شکل ۱۲. مقایسه خروجی‌های شبکه عصبی (سمت راست) مربوط به شناسایی موقعیت مجتمع‌های سوخت به‌اشتباه بارگذاری‌شده، با خروجی‌های مطلوب (سمت چپ) داده‌های نمونه (به ترتیب از بالا به پایین مربوط به چهار داده اول جدول ۲).



مراجع

- Hosseini S.A, Vosoughi N, Vosoughi J. Neutron noise simulation using ACNEM in the hexagonal geometry. *Annals of Nuclear Energy*. 2018;113:246-255.
- Dizaji D.N, Kolali A, Vosoughi N. Simulation of Neutron Noise Due to Inadvertent Loading of Two Adjacent Fuel Assemblies in the Core of Bushehr Reactor and Thermal-Hydraulic Analysis by Single Heating Channel Method. *26th Iran Nuclear Conference*. 2020 [In Persian].
- Hosseini S.A, Vosoughi N. On a various noise source reconstruction algorithms in VVER-1000 reactor core. *Nuclear Engineering and Design*. 2013;261:132-143.
- Allison C, Balabanov E, D'auria F.S, Jankowski M, Misak J, Camargo C.M, Salvatores S, Snell V. Accident analysis for nuclear power plants with pressurized water reactors. *IAEA*. 2003.
- Hosseini S.A, Vosoughi N. Noise source reconstruction using ANN and hybrid methods in VVER-1000 reactor core. *Progress in Nuclear Energy*. 2014;71:232-247.
- Tayefi S, Pazirandeh A, Saadi M.K. Time-frequency analysis of non-stationary neutron noise in a small modular nuclear reactor. *Annals of Nuclear Energy*. 2020;136:107009.
- Durrant A, Leontidis G, Kollias S. 3D convolutional and recurrent neural networks for reactor perturbation unfolding and anomaly detection. *EPJ Nuclear Sciences & Technologies*. 2019.
- Kolali A, Naghavi Dizaji D, Vosoughi N. Development of the SH3-ACNEM Simulator Program in order to Solving the Forward and Adjoint neutron Diffusion Equation for Hexagonal Geometry Reactor Cores. *Journal of Nuclear Science and Technology*. 2024;106(4):103-110. [In Persian]. doi.org/10.24200/nst.2023.436.1298.
- Haykin S. Neural networks: a comprehensive foundation. *Prentice-Hall. Inc*. 2007.
- Yegnanarayana B. Artificial Neural Networks. *New Delhi: Rajkamal Electric Press*. 2005.

پس از آن شبکه عصبی با دو لایه مخفی برای شناسایی موقعیت مجتمع‌های سوخت مجاور هم آموزش داده شد و توانمندی شبکه جهت شناسایی اثبات شد. همان‌طور که از جدول ۲ و شکل ۱۲ مشخص است، شبکه با خطای حدود ۳٪ قادر به این شناسایی است.

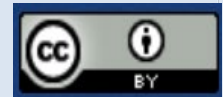
از جمله عوامل مؤثر در خطای شبکه‌های عصبی مصنوعی طراحی شده در این پژوهش، می‌توان به خطای موجود در داده‌های آموزشی اشاره کرد. این داده‌ها از شبیه‌ساز نوین نوترونی به دست آمده‌اند که به دلیل استفاده از روش نودال بسط شار مرتبه بالا، خطای نسبی نزدیک به ۳٪ دارند. همچنین از آنجایی که از داده‌های سیکل اول کاری رآکتور بوشهر استفاده شده است، بنابراین خیلی از مجتمع‌های سوخت فرسایش^۱ و غنای یکسان داشته‌اند که در نتیجه باعث محدود شدن تعداد داده‌های شبیه‌سازی بارگذاری اشتباه مجتمع‌های سوخت مجاور هم برای آموزش و آزمون شبکه و همچنین محدودیت در پوشش کل قلب شده است. بنابراین در صورت استفاده از داده‌های سیکل‌های سوخت بعدی انتظار می‌رود که شبکه‌های عصبی دقیق‌تر آموزش داده شوند.

۵. فهرست علائم

| | |
|-----------------|---------------------------------------|
| $\delta\phi$ | نویز نوترونی در گروه انرژی سریع |
| $\delta\phi_c$ | نویز نوترونی در گروه انرژی حرارتی |
| ν_1 | سرعت نوترون‌های گروه انرژی سریع |
| $\Sigma_{R,1}$ | سطح مقطع ماکروسکوپی برداشت نوترون |
| Σ_f | سطح مقطع ماکروسکوپی شکافت نوترون |
| Σ_a | سطح مقطع ماکروسکوپی جذب نوترون |
| $\phi(\vec{r})$ | توزیع شار نوترونی در حالت بدون اختلال |
| λ | ثابت واپاشی هسته‌ای |
| β_{eff} | کسر مؤثر نوترون‌های تأخیری |
| \vec{r} | اندیس مکان |
| D | ضریب پخش نوترون |
| ω | فرکانس |

COPYRIGHTS

©2021 The author(s). This is an open access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution (CC BY 4.0), which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, as long as the original authors and source are cited. No permission is required from the authors or the publishers.



استناد به این مقاله

کلی، علی، نقوی دیزجی، داود، رضانی، ایمان، ترابی میرزایی، احسان، وثوقی، ناصر. (۱۴۰۳). شناسایی بارگذاری و بهره‌برداری اشتباه از یک مجتمع سوخت در موقعیت نامناسب و در ابتدای سیکل سوخت رآکتور بوشهر با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی. *مجله علوم، مهندسی و فناوری هسته‌ای*، ۱۰(۴)، ۱-۱۰.

Url: https://jonsat.nstri.ir/article_1647.html .DOI: <https://doi.org/10.24200/nst.2024.1647>

1. Burn Up

