

شناسایی چشمه نویز نوترون در قلب راکتور با بهره‌گیری ANN و شبیه‌ساز DYN-ACNEM

جواد وثوقی، ناصر وثوقی^{*1}

گروه مهندسی هسته‌ای، دانشکده مهندسی انرژی، دانشگاه صنعتی شریف، ۸۶۳۹-۱۱۳۶۵، تهران - ایران

چکیده

در این پژوهش با در اختیار داشتن نویز نوترونی آشکارسازها، موقعیت، شدت و فرکانس چشمه نویز در قلب راکتور شناسایی می‌شود. جهت شناسایی مشخصات چشمه نویز از شبکه عصبی مصنوعی (ANN) استفاده شده‌است. برای تولید داده‌های آموزش شبکه عصبی از شبیه‌ساز DYN-ACNEM بهره‌گرفته شده‌است که به روش نودال بسط شار جریان متوسط، هر مجتمع سوخت یک مش در نظر گرفته می‌شود. این انتخاب باعث کاهش هزینه محاسبات در تولید داده آموزش برای شبکه عصبی و رسیدن به جواب مطلوب شده است. از این شبیه‌ساز برای توزیع نویز به این دلیل استفاده شده‌است که در شناسایی چشمه نویز باید این واقعیت را در نظر داشت که آشکارسازها در قلب پراکنده هستند. بنابراین توزیع واقعی نویز تنها در مکان‌های گسسته آشکارسازها اندازه‌گیری می‌شود. همچنین در برخی مسائل ابعاد چشمه نویز در حدود ابعاد مجتمع سوخت می‌باشد. با بهره‌گیری از موارد ذکر شده، مشخصات چشمه نویز نظیر موقعیت، شدت و فرکانس آن با دقت قابل قبولی در مقایسه با کارهای مشابه شناسایی شده‌است.

کلیدواژگان: نویز نوترون، شناسایی چشمه، شبکه عصبی

Neutron noise source unfolding in reactor core using ANN and DYN-ACNEM simulator

Javad Vosoughi, Naser Vosoughi *

Department of Energy Engineering, Sharif University of Technology, P.O.B. 11365-8639, Tehran, Iran.

Abstract

In this study, the location, intensity and frequency of the noise source in the reactor core are identified by the neutron noise of detectors. An Artificial Neural Network (ANN) has been utilized to unfold the characteristics of the noise source. The DYN-ACNEM simulator has been used to generate neural network training data. The method of this simulator is Average Current Nodal Expansion, and each fuel assembly has been considered as a node. This choice reduces the cost of calculations to achieve the desired response. Due to the detectors are scatter in the core, this simulator has been used for detection of noise source. Thus, the actual distribution of noise is measured only in the discrete detectors locations. Also, in some problems, the dimensions of the noise source are the order of the fuel assembly dimensions. Results of applying MLP with a simple structure compared to similar works show that our simulation has a reasonable accuracy for unfolding the characteristics of the noise source such as its location, strength and frequency.

Keywords: Neutron Noise, Source Unfolding, Artificial Neuron Network

* Email: nvosoughi@sharif.edu

۱. مقدمه

نویز نوترونی بصورت اختلاف بین شار نوترونی وابسته به زمان و مقدار حالت پایا آن تعریف می‌گردد. از این کمیت می‌توان در پایش وضعیت و تشخیص شرایط غیرعادی قلب راکتور بهره‌گرفت [۱]. به عبارت دیگر با داشتن نویز نوترون در قلب راکتور که توسط آشکارسازها اندازه‌گیری می‌شود می‌توان علت این نوسانات را پیدا کرد. در واقع در اینجا مسئله اصلی شناسایی چشمه نویز در قلب راکتور است. یکی از چشمه‌های نویز راکتور قدرت، جاذب با قدرت متغیر است. به عنوان مثال مجتمع سوختی که به درستی در جای خود قرار نگرفته است، بارگذاری اشتباه دو مجتمع سوخت در چیدمان یک سیکل راکتور و یا حتی مجتمع سوختی که دچار خرابی شده است در این دسته قرار می‌گیرند [۲].

برای شناسایی چشمه نویز باید توزیع نویز نوترون در راکتور مشخص باشد. بنابراین ضروریست ابتدا نویز نوترون در راکتور شبیه‌سازی شود. در آنالیز نویز نوترونی معادلات در حوزه فرکانس حل می‌شوند [۳]. این امر سبب می‌شود که در معادلات متغیرهای مسئله به متغیرهای فضایی تقلیل یابد. به عبارت دیگر بجای حل معادله وابسته به زمان و مکان، بعد از گرفتن تبدیل فوریه، یک معادله وابسته به زمان با فرکانس متغیر حل خواهد شد.

از روش‌های مختلفی برای شبیه‌سازی نویز نوترون در قلب راکتور استفاده شده است [۴-۷]. اما اگر ابعاد چشمه نویز در حدود مجتمع سوخت باشد استفاده از روش‌ها مبتنی بر مش بزرگ هزینه محاسبات را کاهش می‌دهد [۷]. از طرفی دیگر آشکار سازهای نوترونی در قلب راکتور پراکنده هستند بنابراین در واقعیت نویز نوترونی در همه‌جای قلب راکتور قابل اندازه‌گیری نمی‌شود بنابراین استفاده از روشی که هر مجتمع سوخت یک مش در نظر گرفته شود منطقی به نظر می‌رسد [۸].

یکی از روش‌های بکارگرفته شده در شناسایی چشمه نویز استفاده از ANN^۱ می‌باشد [۹]. اما با توجه به حالت بسیار زیادی که برای چشمه وجود دارد، هزینه محاسبات برای تولید داده‌های آموزش مورد نیاز شبکه عصبی توسط شبیه‌ساز زیاد است. با توجه به تعداد داده‌های آموزش هزینه محاسباتی جهت آموزش ANN نیز افزایش می‌یابد. هر چند راه حل جایگزین می‌تواند تغییر در شبکه عصبی و بهینه کردن آن باشد [۱۰] اما با توجه به این که آشکار سازها بصورت پراکنده در قلب راکتور وجود دارند استفاده از یک شبیه ساز نویز نوترون با مش بزرگ می‌تواند هزینه محاسبات را با داشتن دقت قابل قبول کاهش دهد.

در این پژوهش جهت شناسایی چشمه نویز جاذب با قدرت متغیر از ANN بهره گرفته می‌شود. منظور از شناسایی چشمه تعیین موقعیت آن (شماره مجتمع سوخت دارای چشمه)، قدرت این چشمه که در واقع همان اختلال در سطح مقطع جذب آن است و فرکانس چشمه نویز می‌باشد. همچنین برای تولید داده‌های آموزش ANN از شبیه ساز نویز نوترون DYN-ACNEM^۲ که به روش نودال بسط شار، برای هندسه شش گوش که هر مجتمع سوخت را یک مش در نظر می‌گیرد، استفاده شده است.

در ادامه مقاله در بخش ۲ مروری بر معادلات نویز نوترون خواهد شد. در بخش ۳ در خصوص راکتور IAEA-2D و موقعیت آشکارسازها توضیح داده می‌شود. در بخش ۴ شبیه سازی نویز نوترون جهت تولید داده‌های آموزش برای شبکه عصبی و در قسمت ۵ آموزش شبکه عصبی توضیح خواهد شد. در قسمت ۶ نتایج شناسایی چشمه نویز مورد بحث قرار خواهد گرفت و در بخش ۷ جمع‌بندی مباحث ارائه خواهد شد.

۲. معادلات نویز نوترون

نویز در این پژوهش از معادلات نویز نوترون دوگروهی با تقریب مرتبه اول برای بدست آوردن توزیع آن استفاده شده است. شکل کلی معادلات نویز نوترون با در نظر گرفتن اختلال در سطح مقطع جذب، شکافت و پراکندگی بصورت معادله ۱ است [۳].

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

1 Artificial Neuron Network

2 Dynamic Average Current Nodal Expansion Method

که ماتریس‌ها و بردارهای داده شده در معادله ۱ بصورت زیر تعریف می‌شوند:

$$\bar{D}(\vec{r}) = \begin{bmatrix} D_1(\vec{r}) & 0 \\ 0 & D_2(\vec{r}) \end{bmatrix} \quad (۲)$$

$$\bar{\Sigma}_{dyn}(\vec{r}, \omega) = \begin{bmatrix} -\Sigma_1(\vec{r}, \omega) & \frac{v\Sigma_{f,2}(\vec{r})}{k_{eff}}(1 - \frac{i\omega\beta_{eff}}{i\omega+\lambda}) \\ \Sigma_{s,1\rightarrow 2}(\vec{r}, \omega) & -(\Sigma_{a,2}(\vec{r}) + \frac{i\omega}{v_2}) \end{bmatrix} \quad (۳)$$

$$\bar{\phi}_{s,1\rightarrow 2}(\vec{r}) = \begin{bmatrix} \phi_1(\vec{r}) \\ -\phi_1(\vec{r}) \end{bmatrix} \quad (۴)$$

$$\bar{\phi}_a(\vec{r}) = \begin{bmatrix} \phi_1(\vec{r}) & 0 \\ 0 & \phi_2(\vec{r}) \end{bmatrix} \quad (۵)$$

$$\bar{\phi}_f(\vec{r}, \omega) = \begin{bmatrix} -\phi_1(\vec{r})(1 - \frac{i\omega\beta_{eff}}{i\omega+\lambda}) & -\phi_2(\vec{r})(1 - \frac{i\omega\beta_{eff}}{i\omega+\lambda}) \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (۶)$$

که در معادله ۳، $\Sigma_1(\vec{r}, \omega)$ بصورت رابطه زیر تعریف می‌شود:

$$\Sigma_1(\vec{r}, \omega) = (\Sigma_{R,1}(\vec{r}) + \frac{i\omega}{v_1} - \frac{v\Sigma_{f,1}(\vec{r})}{k_{eff}})(1 - \frac{i\omega\beta_{eff}}{i\omega+\lambda}) \quad (۷)$$

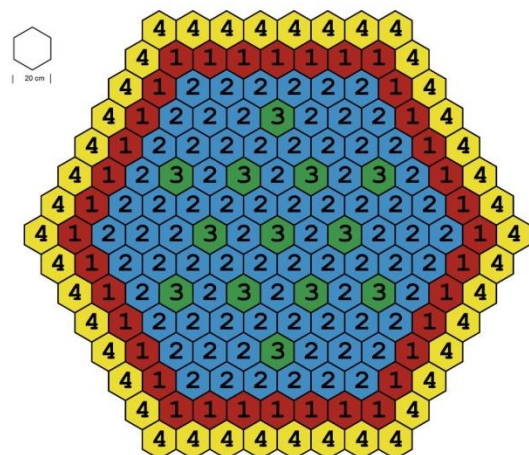
سمت چپ معادله ۱ شامل عبارتهای مربوط به فرار، جذب و پراکندگی است. سمت راست این معادله، چشمه نوین نوترونی را نشان می‌دهد که در حالت کلی می‌تواند ناشی از تغییرات سطح مقطع‌های ماکروسکوپی جذب، شکافت و پراکندگی باشد. در ACNEM برای حل معادلات فوق از گسسته سازی بر اساس نودال بسط شار جریان متوسط استفاده می‌شود که هر مجتمع سوخت را یک مش در نظر می‌گیرد. در خصوص این شبیه‌ساز در مطالعه قبلی ما در مقاله سال ۲۰۱۸ به جزئیات بحث شده است [۸].

۳. مشخصات اصلی راکتور IAEA-2D

راکتور IAEA-2D، یک مسئله آزمون آژانس بین‌المللی انرژی اتمی است که در سال ۱۹۷۷ ارائه شد. در شکل ۱، آرایش مجتمع‌های سوخت در قلب راکتور IAEA-2D نشان داده شده است [۱۱]. همچنین شماره موجود در هر یک از مجتمع‌ها بیانگر شماره ماده است که مشخصات آنها در جدول ۱ داده شده است.

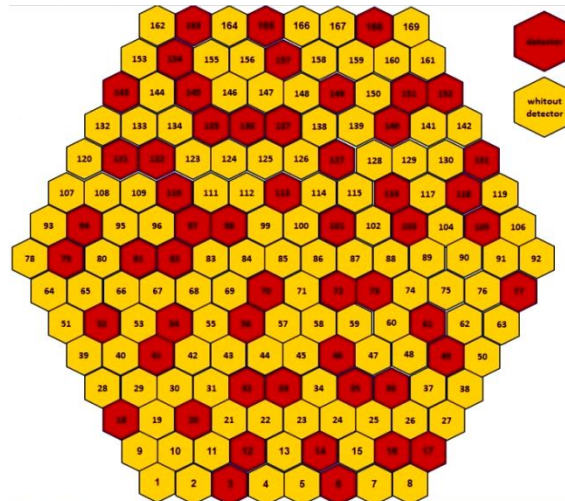
جدول ۱. مشخصات قلب راکتور و بازتابنده IAEA-2D

| M4 | M3 | M2 | M1 | ثابت‌های گروهی |
|------|-------|-------|-------|------------------------------------|
| ۱/۵ | ۱/۵ | ۱/۵ | ۱/۵ | D1 (cm) |
| ۰/۴ | ۰/۴ | ۰/۴ | ۰/۴ | D2 (cm) |
| ۰/۰ | ۰/۰ | ۰/۰ | ۰/۰ | $v\Sigma_{f,1}$ (cm-1) |
| ۰/۰ | ۰/۱۳۵ | ۰/۱۳۵ | ۰/۱۳۵ | $v\Sigma_{f,2}$ (cm-1) |
| ۰/۰۴ | ۰/۰۳ | ۰/۰۳ | ۰/۰۳ | $\Sigma_{R,1}$ (cm-1) |
| ۰/۰۱ | ۰/۱۳ | ۰/۰۸۵ | ۰/۰۸ | $\Sigma_{R,2}$ (cm-1) |
| ۰/۰۴ | ۰/۰۲ | ۰/۰۲ | ۰/۰۲ | $\Sigma_{S,1\rightarrow 2}$ (cm-1) |



شکل ۱. شکل هندسی مسئله آزمون IAEA-2D

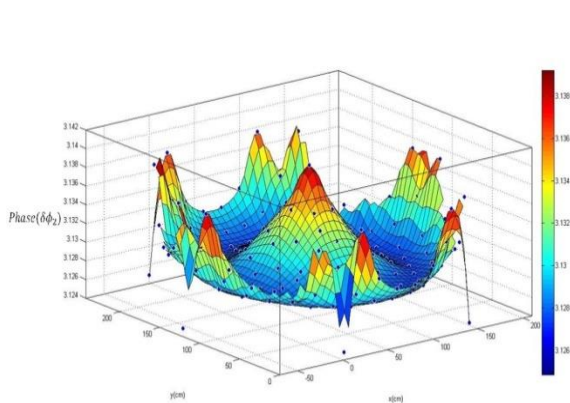
این راکتور دارای ۱۶۹ مجتمع سوخت است که با توجه به شباهت این راکتور با راکتور VVER-1000 (۱۶۳ مجتمع سوخت)، آشکارسازها در موقعیت ۵۴ مجتمع سوخت در نظر گرفته شده‌است [۹]. چیدمان آشکارسازها مطابق شکل ۲ و به رنگ قرمز در نظر گرفته شده است



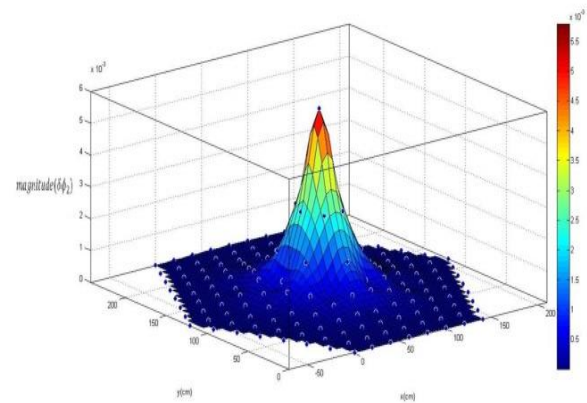
شکل ۲. چیدمان مفروض برای آشکارسازها در IAEA-2D

۴. شبیه‌سازی نويز نوترون در قلب راکتور

همانطور که قبلاً ذکر شد، برای تولید داده‌های مورد نیاز جهت آموزش شبکه عصبی به منظور شناسایی چشمه نويز، از شبیه ساز DYN-ACNEM که به روش نودال بسط شار جریان متوسط است، استفاده می‌شود. در شبیه‌سازی مسئله مورد نظر شرط مرزی آزاد در نظر گرفته می‌شود. از آنجایی که در این شبیه‌ساز معادلات تقریب مرتبه اول نويز نوترون حل می‌گردد، انتخاب مقادیر اختلال بعنوان شدت چشمه نويز باید بگونه‌ای باشد تا از جملات مرتبه دوم $(\delta\Sigma \delta\phi)$ بتوان صرف نظر نمود تا معادله ۱ برآورده شود [۱]. بنابراین در مقادیر کوچک شدت چشمه نويز $(\delta\Sigma_a \ll \Sigma_a)$ تقریب مرتبه اول صادق است. در مرتبه‌های بالاتر اختلال جهت صرف نظر کردن از جملات مرتبه دوم، مقدار $\delta\phi$ تعیین کننده است و به نوع مسئله بستگی دارد که برای مقادیر بالای $\delta\phi$ منجر به واگرایی در شبیه‌سازی می‌گردد. به این منظور برای اینکه تمامی حالت‌های ممکن برای چشمه جاذب با قدرت متغیر برای آموزش در نظر گرفته شود، شبیه‌سازی برای ۱۰۰۰۰۰ چشمه نويز تصادفی صورت انجام می‌شود. به عبارتی دیگر در هر شبیه‌سازی موقیت چشمه در قلب راکتور در مجتمع‌های سوخت، شدت چشمه و فرکانس بصورت تصادفی انتخاب گردید. در این مسئله بخصوص بدلیل مقدار پایین $\delta\phi$ [۸] شدت چشمه‌های انتخابی در مرتبه‌های بالاتر به واگرایی منجر نمی‌شوند. که خروجی شبیه ساز ۱۶۹ اندازه ۱ و ۱۶۹ فاز ۲ متناظر با هر مجتمع سوخت است. به عنوان نمونه در شکل ۳ و ۴ اندازه و فاز نويز نوترون در قلب راکتور نشان داده شده است.



شکل ۴. فاز نویز نوترونی ناشی از چشمه واقع در مجتمع مرکزی قلب راکتور



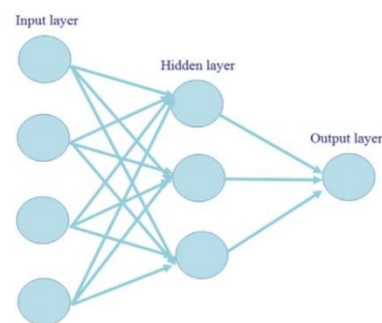
شکل ۳. دامنه نویز نوترونی ناشی از چشمه واقع در مجتمع مرکزی قلب راکتور

نکته بسیار مهم در تعیین ویژگی‌های چشمه این است که برای شناسایی چشمه نویز فقط از اطلاعات مجتمع‌های سوخت دارای آشکار ساز می‌توان استفاده کرد. به عبارت دیگر از ۱۶۹ جفت داده دامنه و فاز نویز نوترون تنها باید از اطلاعات ۵۴ جفت داده برای آموزش شبکه عصبی استفاده شود.

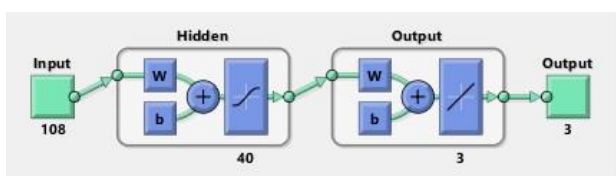
۵. آموزش شبکه عصبی

در ادامه برای شناسایی چشمه نویز در قلب راکتور از ساختار شبکه عصبی بصورت MLP^1 استفاده می‌شود. ANN با الهام از نرون عصبی، ورودی‌های متعددی را با اعمال وزن دریافت می‌کند و سپس با یک تابع تحریک متناسب، یک خروجی می‌دهد. ANN در طول آموزش، وزن‌ها خود را به منظور رسیدن به مقدار مطلوب بروزرسانی می‌کند تا نگاهی از ورودی به خروجی مسئله ارائه دهد. یک MLP ترکیب لایه‌ای از ANN شامل لایه ورودی، لایه‌های مخفی و لایه خروجی می‌باشد [۱۲]. در شکل ۵ شمایی از یک MLP ارائه شده است.

تعداد ورودی شبکه عصبی ۱۰۸ پارامتر است که شامل ۵۴ قسمت حقیقی^۲ و ۵۴ قسمت موهومی^۳ برای نویز آشکار سازها می‌باشد. همچنین تعداد خروجی شبکه عصبی ۳ پارامتر شامل موقعیت چشمه نویز (شماره مجتمع سوخت)، شدت چشمه و فرکانس آن است. ساختار شبکه عصبی بکار گرفته شده در شکل ۶ آورده شده است. برای آموزش شبکه، اطلاعات توزیع نویز ۵۴ آشکارساز برای ۱۰۰۰۰۰ چشمه تصادفی شبیه‌سازی شده است که در اختیار شبکه قرار می‌گیرد. شبکه بوسیله این داده‌ها وزن‌های خود را بروزرسانی می‌کند و این عمل تا رسیدن به خطای مطلوب ادامه خواهد داشت.



شکل ۵. ساختار MLP با یک لایه مخفی

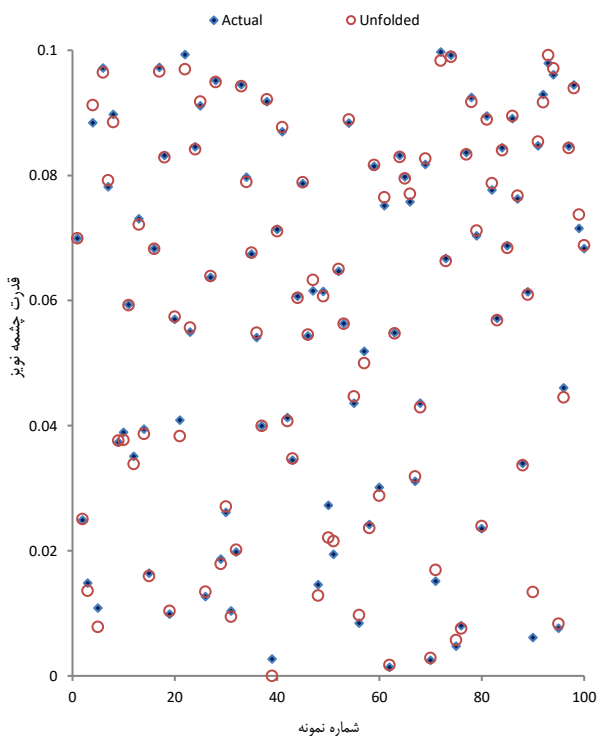


شکل ۶. ساختار شبکه عصبی بکارگرفته شده در شناسایی چشمه نویز

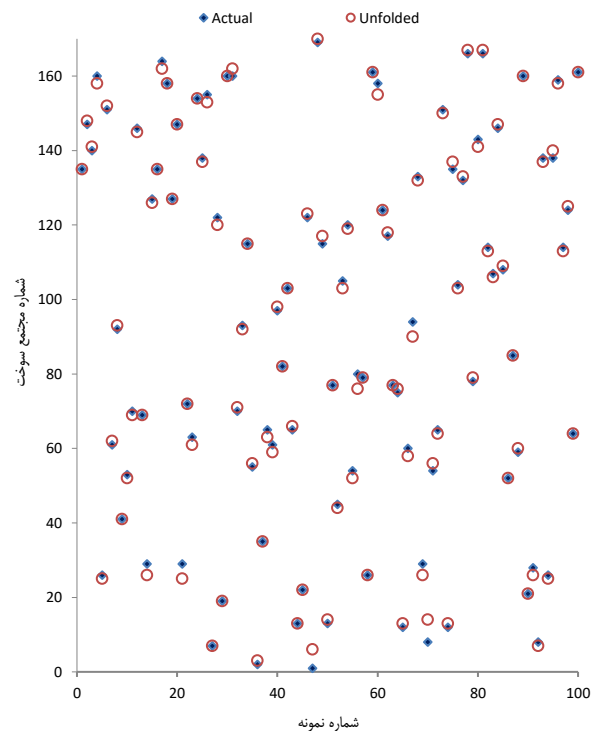
1 Multi-Layer Perceptron
2 Real part
3 Imaginary part

۶. نتایج شناسایی

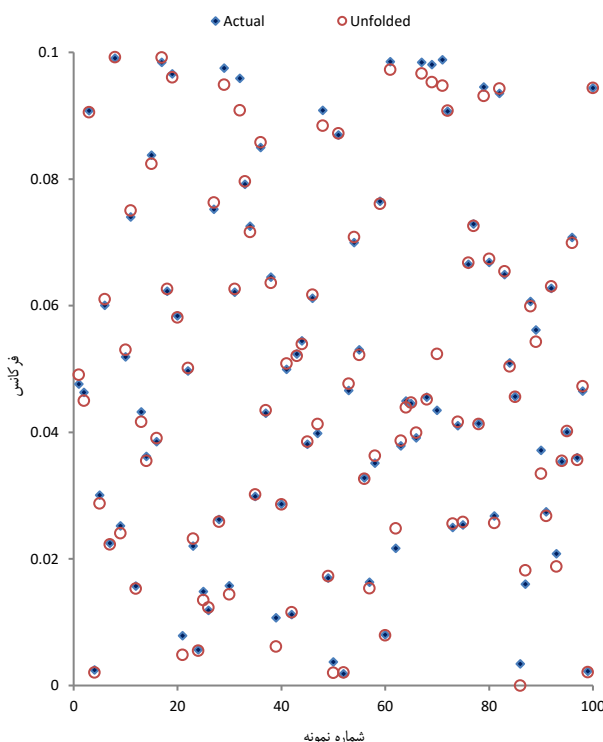
هدف اصلی این پژوهش این است که با در اختیار داشتن نويز آشکارسازها، موقعیت، شدت و فرکانس چشمه نويز در قلب راکتور شناسایی گردد. بنابراین برای رسیدن به این امر از شبکه‌ای در قسمت قبل آموزش داده شده است استفاده می‌شود. برای بررسی نتایج شناسایی ویژگی‌های چشمه توسط شبکه و مقدار واقعی این ویژگی‌ها، ۱۰۰ داده نويز آشکارساز بصورت تصادفی انتخاب می‌گردد. سپس ویژگی‌های چشمه که توسط شبکه شناسایی شده با مقدار واقعی مورد مقایسه قرار می‌گیرد. شکل ۷ موقعیت چشمه نويز شناسایی شده برای ۱۰۰ داده آشکار سازی شده آورده شده است. در شکل ۸ شدت چشمه نويز شناسایی شده با مقدار واقعی مقایسه گردیده است. همچنین در شکل ۹ فرکانس شناسایی شده برای چشمه نويز ارائه شده است.



شکل ۸. مقایسه بین شدت چشمه شناسایی شده و شدت واقعی آن



شکل ۷. مقایسه بین موقعیت چشمه شناسایی شده و موقعیت واقعی آن



شکل ۹. مقایسه بین فرکانس چشمه شناسایی شده و فرکانس واقعی آن

برای این ۱۰۰ داده تصادفی، در جدول ۲ میانگین اختلاف مشخصات چشمه که توسط شبکه شناسایی شده با مقدار واقعی آن آورده شده است. میانگین اختلاف در تعیین فرکانس چشمه 0.00025 ، برای قدرت چشمه 0.00029 و برای تعیین شماره مجتمع سوخت دارای چشمه 0.19 می‌باشد.

جدول ۲ میانگین اختلاف در مشخصات شناسایی شده برای چشمه نويز در ۱۰۰ داده تصادفی

| فرکانس چشمه نويز | قدرت چشمه نويز | شماره مجتمع سوخت دارای چشمه نويز | میانگین اختلاف |
|------------------|----------------|----------------------------------|-----------------|
| 0.00025 | 0.00029 | 0.19 | ۱۰۰ داده تصادفی |

بنابراین با این واقعیت که آشکارسازها در قلب پراکنده هستند و توزیع واقعی نويز تنها در مکان‌های گسسته آشکارسازها اندازه‌گیری می‌شود و همچنین وجود چشمه‌هایی در ابعاد مجتمع سوخت، با استفاده از یک MLP با ساختار ساده با کاهش هزینه محاسبات جهت تولید داده‌های آموزش، مشخصات چشمه نويز در مقایسه با گزارش‌های مشابه [۹-۱۰] با دقت قابل قبولی شناسایی شده‌است.

۷. جمع‌بندی

در این پژوهش سعی گردید با داشتن نويز آشکارسازها، موقعیت، شدت و فرکانس چشمه نويز در قلب راکتور شناسایی گردد. برای شناسایی مشخصات چشمه نويز از ANN استفاده گردید. برای تولید داده‌های آموزش شبکه عصبی از شبیه ساز DYN-ACNEM بهره گرفته شده‌است که به روش نودال بسط شار جریان متوسط، هر مجتمع سوخت را مش در نظر می‌گیرد. این انتخاب باعث کاهش هزینه محاسبات تولید داده‌های آموزش برای شبکه شده. بنابراین استفاده از یک ساختار MLP ساده را برای رسیدن به جواب مطلوب میسر می‌کند. این انتخاب شبیه ساز برای توزیع نويز از این جهت انجام شده‌است که در شناسایی چشمه نويز باید این واقعیت را در نظر داشت که آشکارسازها در قلب پراکنده هستند. بنابراین توزیع واقعی نويز تنها در مکان‌های گسسته آشکارسازها اندازه‌گیری



می‌شود. همچنین در برخی مسائل ابعاد چشمه نویز در حدود ابعاد مجتمع سوخت می‌باشد. بنابراین با بهره‌گیری از موارد ذکر شده، مشخصات چشمه نویز نظیر موقعیت، شدت و فرکانس آن در مقایسه با کارهای مشابه با دقت قابل قبولی شناسایی گردید.

۸. فهرست علائم

| | |
|--|---|
| نویز نوترونی گروه انرژی $\bar{\Gamma}$ ام در موقعیت r و فرکانس ω | $\delta\phi_i(\bar{r}, \omega)$ |
| اختلال در سطح مقطع پراکندگی از گروه i به j در موقعیت r فرکانس ω | $\delta\Sigma_{s,i \rightarrow j}(\bar{r}, \omega)$ |
| اختلال در سطح مقطع جذب گروه انرژی i در موقعیت r و فرکانس ω | $\delta\Sigma_{a,i}(\bar{r}, \omega)$ |
| اختلال در سطح مقطع شکافت گروه i در موقعیت r و فرکانس ω | $\delta\Sigma_{f,i}(\bar{r}, \omega)$ |
| ضریب پخش گروه انرژی i در موقعیت r | $D_i(\bar{r})$ |
| شار نوترونی حالت پایا در انرژی i در موقعیت r | $\Phi_i(\bar{r})$ |
| ضریب تکثیر موثر | k_{eff} |
| کسر نووترون‌های تاخیری موثر | β_{eff} |
| ثابت واپاشی هسته‌های پیشرو | λ |
| سطح مقطع برداشت از گروه انرژی i در موقعیت r | $\Sigma_{R,i}(\bar{r})$ |
| سطح مقطع شکافت در گروه انرژی i در موقعیت r | $\Sigma_{f,i}(\bar{r})$ |
| سطح مقطع پراکندگی از گروه i به j در موقعیت r | $\Sigma_{s,i \rightarrow j}(\bar{r})$ |

۹. مراجع

- [1] I. Pázsit, *Transport Theory and Stochastic Process*, Sweden: Department of Nuclear Engineering, Chalmers University of Technology, 2007.
- [2] M. Williams, *Random Processes in Nuclear Reactors* Pergamon Press, Oxford, 1974.
- [3] C. Demaziere and I. Pázsit, *Power reactor noise*, Sweden: Department of nuclear engineering Chalmers University of Technology, 2008.
- [4] H. Malmir, N. Vosoughi and E. Zahedinejad, "Development of a 2-D 2-group neutron noise simulator for hexagonal geometries," *Ann. Nucl. Energy* 37, p. 1089–1100., 2010.
- [5] C. Demazière, "Development of a 2-D 2-group neutron noise simulator," *Ann. Nucl. Energy* 31, p. 647–680., 2004.
- [6] S. A. Hosseini and N. Vosoughi, "Neutron noise simulation by GFEM and unstructured triangle elements," *Nucl. Eng. Des* 253, p. 238–258., 2012.
- [7] V. Larsson, C. Demazière, I. Pázsit and H. Tran, "Neutron noise calculations using the Analytical Nodal Method and comparisons with analytical solutions," *Ann. Nucl. Energy* 38, p. 808–816., 2011.
- [8] S. A. Hosseini, N. Vosoughi and J. Vosoughi, "Neutron noise simulation using ACNEM in the hexagonal geometry," *Annals of Nuclear Energy* 113, pp. 246-255, 2018.
- [9] S. A. Hosseini and N. Vosoughi, "Noise source reconstruction using ANN and hybrid methods in VVER-1000 reactor core," *Progress in Nuclear Energy* 71, pp. 232-247, 2014.
- [10] I. Esmaili and S. A. Hosseini, "Neutron noise source reconstruction using the Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) in VVER-100 reactor cor," *Annals of nuclear Energy* 105, pp. 36-44, 2017.
- [11] A. Hébert, "solution of the diffusion equation in hexagonal geometry," *Annals of Nuclear Energy* 35, pp. 363-376, 2008.
- [12] S. Haykin, *Neural Network Comprehensive Foundation*, Prentice Hall, 2009.