



استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در تولید سطح مقاطع ماکروسکوپی برای محاسبات قلب رآکتور VVER-۱۰۰۰

جواد وثوقی^{*}، ناصر وثوقی^{id}، علی اکبر صالحی^{id}

گروه مهندسی هسته‌ای، دانشکده مهندسی انرژی، دانشگاه صنعتی شریف، صندوق پستی: ۱۱۱۴-۱۴۵۶۵، تهران - ایران

*Email: javadvosoughi@energy.sharif.edu

مقاله پژوهشی

تاریخ دریافت مقاله: ۱۴۰۲/۳/۱۷ تاریخ بازنگری مقاله: ۱۴۰۲/۵/۲۹ تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۲/۶/۵

چکیده

برای انجام محاسبات نوترونی قلب رآکتور، هزینه اصلی محاسبات مربوط به محاسبات سلولی جهت تولید سطح مقاطع ماکروسکوپی در مجتمع‌های سوخت می‌باشد. توسعه و استفاده از کتابخانه سطح مقاطع ماکروسکوپی با توجه به نوع قلب رآکتور و هندسه آنها روش اصلی کاهش هزینه محاسبات می‌باشد. در بعضی مسائل برای انجام تحلیل‌های خاص برای رآکتور کتابخانه‌ای وجود ندارد و بنابراین لازم است محاسبات سلولی انجام شود. بررسی نوین نوترونی نوسان مجتمع‌های سوخت و یا توزیع نامتقارن سیال اطراف یک مجتمع سوخت در اثر خمش، از این دست مسائل هستند. در این پژوهش برای قلب یک رآکتور VVER-۱۰۰۰ به جای انجام محاسبات سلولی در حجم بالا، با استفاده از یک شبکه عصبی مصنوعی زمان انجام محاسبات کاهش محسوسی یافت. در محاسبات بحرانی برای ابتدای سیکل زمان محاسبات از ۴۲ دقیقه با ۳۲ هسته محاسباتی به ۱/۳ دقیقه با یک هسته محاسباتی کاهش یافت. همچنین نتایج از دقت قابل قبول برخوردار بود به طوری که اختلاف اسید بوریک بحرانی با به‌کارگیری شبکه عصبی در مقایسه با انجام محاسبات سلولی به عنوان مرجع کمتر از ۱ درصد و اختلاف توان کمتر از ۵ درصد به‌دست آمد.

کلیدواژه‌ها: شبکه عصبی مصنوعی، سطح مقاطع ماکروسکوپی، محاسبات نوترونی

Using an artificial neural network in the generation of macroscopic cross-sections for the VVER-1000 reactor core calculations

J. Vosoughi*, N. Vosoughi, A.K. Salehi

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

Research Article

Received: 7.6.2023, Revised: 20.8.2023, Accepted: 27.8.2023

Abstract

When performing reactor core neutron calculations, the main cost lies in cell calculations to generate macroscopic cross-sections of fuel assemblies (FAs). The development and utilization of a cross-section library based on the reactor type is the primary procedure to reduce calculation costs. In some cases, when there is no library available for specific analyses, it becomes necessary to conduct cell calculations. Examples of such cases include investigating FAs vibration neutron noise or coolant asymmetric distribution around FAs due to bowing. In this study, an Artificial Neural Network (ANN) was used instead of high-volume cell calculations to significantly reduce the time required for calculations in the VVER-1000 reactor. For criticality calculations at Beginning of Cycle (BOC), the calculation time was reduced from 42 minutes using 32 computational cores to just 1.3 minutes. Additionally, the results achieved were of acceptable accuracy, with the difference in the critical boric acid value obtained using ANN compared to cell calculation as a reference being less than 1%, and the power difference being less than 5%.

Keywords: Artificial neural network, Macroscopic cross-sections, Neutron calculations



۱. مقدمه

یکی از جنبه‌های اصلی طراحی قلب رآکتور هسته‌ای در کنار جنبه‌های ایمنی، متالوژی و غیره، مدل‌سازی و تحلیل نوترونی قلب رآکتور می‌باشد. به صورت عملی یکی از نتایج تحلیل محاسبات نوترونی، تعیین چیدمان مطلوب سوخت‌گذاری در قلب رآکتور و همچنین تعیین طول سیکل بهره‌برداری می‌باشد. به صورت کلی برای انجام محاسبات نوترونی، با استفاده از داده‌های خام آزمایشگاهی سطح مقطع $^{1}_{\text{ENDF}}$ و تولید سطح مقاطع ماکروسکوپی چند گروهی (۶۹ گروه، ۱۲۸ گروه، ...)، برای مجتمع‌های سوخت با مواد و هندسه مشخص، سطح مقاطع ماکروسکوپی چند گروهی با روش‌های همگن‌سازی فضایی محاسبه می‌شود. سپس بر اساس سطح مقاطع محاسبه شده و با حل معادلات پخش چندگروهی، توزیع شار و توان در قلب رآکتور تعیین می‌گردد. البته این محاسبات نیازمند یک مدل ترموهیدرولیکی مناسب برای قلب رآکتور می‌باشد تا براساس آن توزیع دما در سوخت و سیال خنک‌کننده تعیین گردد و بر مبنای آن، سطح مقاطع ماکروسکوپی استخراج گردد [۱].

بنابراین برای مدل‌سازی و انجام محاسبات نوترونی قلب رآکتور، یک کد محاسبات سلولی جهت تولید سطح مقاطع ماکروسکوپی در مجتمع‌های سوخت و همچنین یک کد محاسبات قلب رآکتور جهت حل معادلات پخش چندگروهی در کنار یک مدل ترموهیدرولیکی لازم است. به عنوان مثال همبسته‌سازی کد محاسبات سلولی CASMO [۲] و محاسبات قلب SIMULATE [۳] و یا محاسبات سلولی DRAGON و محاسبات قلب DONJON [۴] امکان مدل‌سازی نوترونی قلب رآکتور را فراهم می‌کند. همچنین از کدهای RELAP5 و یا COBRA نیز جهت مدل ترموهیدرولیکی بهره گرفته می‌شود [۵]. به طور کلی در الگوریتم انجام محاسبات نوترونی قلب رآکتور، ابتدا باید چیدمان مجتمع‌های سوخت شامل نوع، موقعیت قرارگیری و همچنین مصرف سوخت^۱ اولیه هر کدام از آنها در ارتفاع‌های مختلف (لایه) در قلب رآکتور مشخص باشد. برای شروع محاسبات حدس اولیه برای دمای مجتمع‌های سوخت و خنک‌کننده در لایه‌های مختلف در نظر گرفته می‌شود [۱]. ترکیب ایزوتوپی در هر سوخت در لایه‌های مختلف براساس مصرف سوخت تعیین می‌گردد. معمولاً ترکیب ایزوتوپی متناظر با مصرف سوخت از کتابخانه‌های توسعه داده شده تعیین می‌گردد و یا از کدهای محاسبات مصرف سوخت استفاده می‌شود [۶]. موارد عنوان شده به همراه هندسه سوخت جهت

تولید سطح مقاطع ماکروسکوپی برای هر لایه از هر مجتمع سوخت به عنوان ورودی در کنار کتابخانه سطح مقاطع ماکروسکوپی به کد محاسبات سلولی داده می‌شود. در مرحله بعد سطح مقاطع ماکروسکوپی تولید شده، جهت انجام محاسبات نوترونی در اختیار کد محاسبات قلب رآکتور قرار می‌گیرد. براساس توزیع توان محاسبه شده و با استفاده از مدل ترموهیدرولیکی، دمای سوخت و خنک‌کننده برای هر لایه از مجتمع‌های سوخت محاسبه می‌گردد. اگر دمای جدید با دمای قبلی اختلاف داشته باشد، براساس دماهای جدید، محاسبات سلولی مجدداً انجام خواهد شد و سطح مقاطع ماکروسکوپی جدید برای انجام محاسبات قلب رآکتور در اختیار کد محاسبات قلب رآکتور قرار می‌گیرد. سپس براساس توزیع توان به دست آمده، دماهای جدید توسط مدل ترموهیدرولیکی محاسبه می‌شود. این حلقه محاسبات تا زمان هم‌گرایی دمای سوخت و خنک‌کننده در همه لایه‌ها ادامه پیدا خواهد کرد. در شکل ۱ فلوچارت الگوریتم محاسبات آورده شده است [۱].

الگوریتم مذکور با اضافه شدن محاسبات بحرانیت (میل به کنترل و اسید بوریک) و همچنین محاسبات مصرف سوخت عملاً مدل کاملی از رفتار قلب رآکتور در طول بهره‌برداری از آن در یک سیکل را ارائه خواهد داد. به طوری که اگر الگوریتم فوق در یک حلقه بزرگتر قرار گیرد با حدس اولیه برای اسید بوریک و تغییر آن در جهت راکتیویته صفر، محاسبات بحرانیت انجام خواهد شد. همچنین این مجموعه با قرارگیری در حلقه محاسبات مصرف سوخت کل سیکل بهره‌برداری از قلب رآکتور را مدل‌سازی خواهد کرد.

با توجه به تعداد مجتمع‌های سوخت داخل قلب رآکتور و تعداد مش‌ها در راستای ارتفاع، هزینه اصلی محاسبات فوق مربوط به انجام محاسبات سلولی می‌باشد. حال که این تعداد محاسبات باید تا هم‌گرایی دمایی انجام شود. یکی از راه‌های کاهش هزینه محاسبات استفاده از ضریب همبستگی^۳ بین پارامترهای دخیل می‌باشد. به عنوان مثال می‌توان با در اختیار داشتن شیب تغییرات سطح مقاطع برحسب دما، سطح مقاطع ماکروسکوپی در دمای جدید را محاسبه نمود و از تکرار محاسبات سلولی در هر دما جلوگیری کرد [۷]. راه جایگزین دیگر به جای انجام تعداد زیادی محاسبات سلولی، استفاده از کتابخانه سطح مقاطع ماکروسکوپی است که براساس تعدادی نقاط در دماهای مختلف سوخت و سیال، مصرف سوخت، غلظت اسید بوریک و سایر پارامترهای دخیل و همبستگی آنها تهیه شده است. این کتابخانه‌ها با توجه به نوع رآکتور و هندسه آنها متفاوت است [۸].

1. Evaluated Nuclear Data File

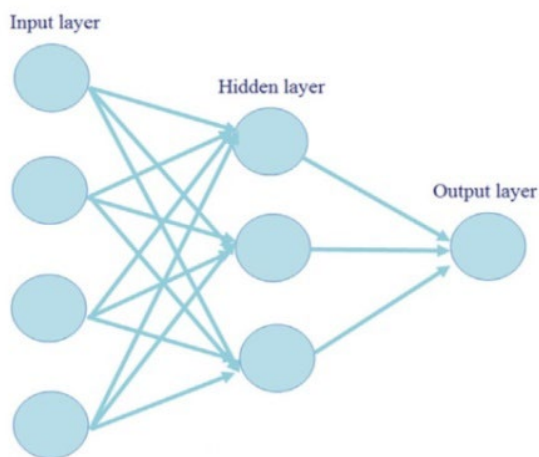
2. Burnup

3. Correlation Coefficient

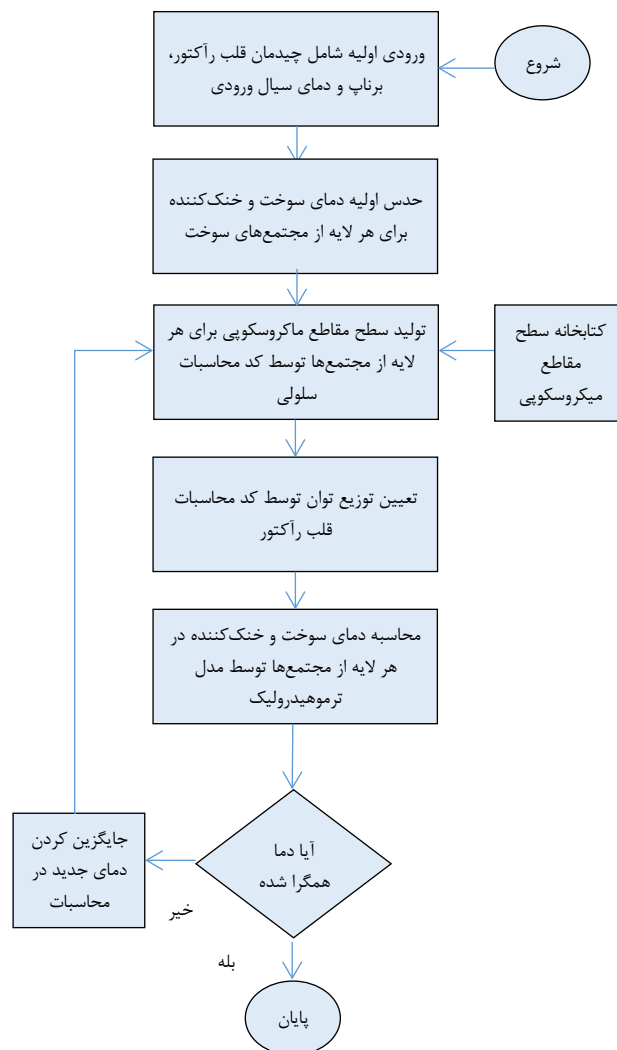


شبکه عصبی مصنوعی برای کد محاسبات قلب به روش نودال برای رآکتور LWR^3 [۱۳] و همچنین بهینه‌سازی داده‌های آموزش مرتبط در این خصوص براساس یادگیری ژرف [۱۴] در سال ۲۰۲۱ ارائه شده است. در پژوهش مشابه دیگر نیز سطح مقاطع ماکروسکوپی مورد نیاز محاسبات قلب رآکتور LWR براساس شبکه عصبی به منظور کاهش زمان محاسبات مدل‌سازی شده است [۱۵].

در پژوهش حاضر سعی شده است تا برای قلب رآکتور $VVER-1000$ نوعی، به جای انجام محاسبات سلولی در حجم بالا برای مسائل خاص، با استفاده از یک شبکه عصبی و آموزش آن براساس داده‌های محاسبات سلولی در حالت‌های تصادفی از پیکربندی‌های محتمل سیستم، زمان انجام این نوع محاسبات را در کنار دقت قابل قبول کاهش داد. شبکه عصبی مصنوعی با الهام از نرون عصبی، ورودی‌های متعددی را با اعمال وزن دریافت می‌کند و سپس با یک تابع تحریک مناسب، یک خروجی می‌دهد [۱۶]. شبکه عصبی در طول آموزش، وزن‌ها خود را به منظور رسیدن به مقدار مطلوب به‌روزرسانی می‌کند تا نگاهی از ورودی به خروجی مسئله ارائه دهد. یک MLP^4 ترکیب لایه‌ای از شبکه عصبی شامل لایه ورودی، لایه‌های مخفی و لایه خروجی می‌باشد. در شکل ۲ شمایی از یک MLP ارائه شده است. الگوریتم آموزش این شبکه از نوع خطای پس‌انتشار می‌باشد تا براساس آن تغییر وزن‌های شبکه به سمتی پیش برود که اختلاف بین خروجی شبکه با مقدار واقعی آن کاهش یابد [۱۶].



شکل ۲. شمایی از یک MLP .



شکل ۱. الگوریتم محاسبات قلب رآکتور.

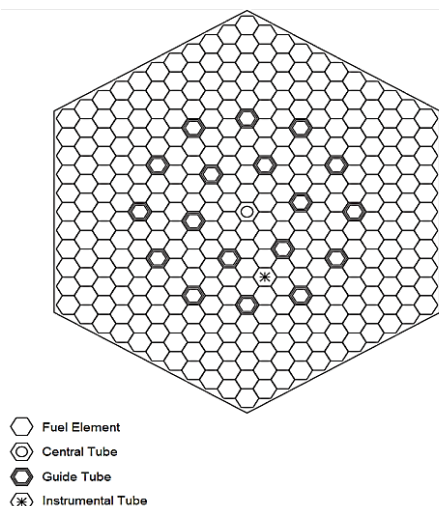
در بعضی مسائل برای انجام تحلیل‌های خاص برای رآکتور نوعی کتابخانه‌ای وجود ندارد و بنابراین لازم است محاسبات سلولی انجام شود. به عنوان مثال انجام محاسبات در تعداد گروه مشخص انرژی برای رآکتور خاص، بررسی نوین نوترونی نوسان مجتمع‌های سوخت [۹] و یا توزیع نامتقارن سیال اطراف یک مجتمع سوخت در اثر خمش [۱۰]، از این دست مسائل هستند [۱۱]. بنابراین در این موارد با توجه به حجم و زمان‌بر بودن انجام محاسبات سلولی، باید روش مناسب جایگزین گردد.

استفاده از ابزار شبکه عصبی مصنوعی^۱ یکی از روش‌های جایگزین می‌باشد. از پژوهش‌های انجام شده در این خصوص در سال‌های اخیر می‌توان به روش محاسبه سطح مقاطع بر اساس یادگیری ماشین برای رآکتورهای $HTGR^2$ در سال ۲۰۲۰ اشاره نمود [۱۲]. تولید سطح مقاطع ماکروسکوپی با استفاده از

3. Light Water Reactor
4. Multi-Layer Perceptron
5. Error Back Propagation

1. Artificial Neural Network
2. High-Temperature Gas-cooled Reactor





شکل ۳. نمایی از مجتمع سوخت رآکتور VVER-۱۰۰۰.

خروجی محاسبات برای هر دسته داده نیز سطح مقاطع ماکروسکوپی لازم برای انجام محاسبات قلب رآکتور شامل سطح مقطع ترابرد، جذب، شکافت، بهره شکافت در دو گروه انرژی، پراکندگی گروه یک به دو برای آن دسته داده می‌باشد. لازم به ذکر است که انجام این محاسبات برای تولید داده‌های آموزش شبکه عصبی روی یک کلاستر ۳۲ هسته حدود ۲۱ ساعت زمان برده است.

در ادامه این ۵۰۰۰۰ دسته داده شامل ۱۲ ورودی از اطلاعات لازم از پیکربندی‌های مختلف و تصادفی سوخت برای انجام محاسبات سلولی و ۹ خروجی شامل سطح مقاطع ماکروسکوپی لازم برای انجام محاسبات قلب، جهت آموزش شبکه در اختیار یک ساختار MLP، ۳ لایه به صورت شکل ۴ قرار گرفت. ساختار این شبکه عصبی به صورت ۱۲ ورودی، ۳۶ نرون در لایه مخفی اول، ۱۸ نرون در لایه مخفی دوم و در نهایت ۹ خروجی طراحی شده است. لازم به ذکر است که به این منظور از ابزار شبکه عصبی نرم‌افزار متلب استفاده شده است که در آن ۷۰٪ داده‌ها برای آموزش، ۱۵٪ برای تست و ۱۵٪ برای اعتبارسنجی در نظر گرفته شده است.

پس از آموزش شبکه فوق میانگین مربعات خطا^۱ در آموزش این شبکه از مرتبه ۷-۱۰ به دست آمده و همچنین میزان رگرسیون ۹/۹۹۹ حاصل شد.

۳. بررسی عملکرد شبکه عصبی

برای بررسی عملکرد خروجی شبکه عصبی مورد استفاده، تعداد ۱۰۰ دسته داده به صورت تصادفی انتخاب گردید.

در ادامه این مقاله در بخش ۲ تولید داده‌های آموزش شبکه عصبی و همچنین ساختار شبکه عصبی مورد نظر بحث می‌شود. در بخش ۳ عملکرد خروجی شبکه عصبی بررسی می‌گردد. پس از آن در بخش ۴ محاسبات بحرانیات برای یک رآکتور VVER-۱۰۰۰ انجام می‌شود و نتایج آن مورد راستی‌آزمایی قرار می‌گیرد. در نهایت در بخش ۵ جمع‌بندی ارائه می‌گردد.

۲. آموزش شبکه عصبی

همان‌طور که عنوان شد در بعضی مسائل برای انجام تحلیل‌های خاص برای رآکتور نوعی کتابخانه‌ای وجود ندارد و بنابراین لازم است محاسبات سلولی انجام شود. به عنوان مثال انجام محاسبات در تعداد گروه مشخص انرژی برای رآکتور خاص، بررسی نویز نوترونی نوسان مجتمع‌های سوخت و یا توزیع نامتقارن سیال اطراف یک مجتمع سوخت در اثر خمش، از این دست مسائل هستند. با توجه به حجم محاسبات سلولی عنوان شده در مدل‌سازی قلب رآکتور روشی که برای کاهش زمان محاسبات همراه با دقت قابل قبول در این پژوهش در نظر گرفته شده است، طراحی و آموزش یک شبکه عصبی و به کارگیری آن در محاسبات نوترونی الگوریتم شکل ۱ به جای اجرای کد محاسبات سلولی است.

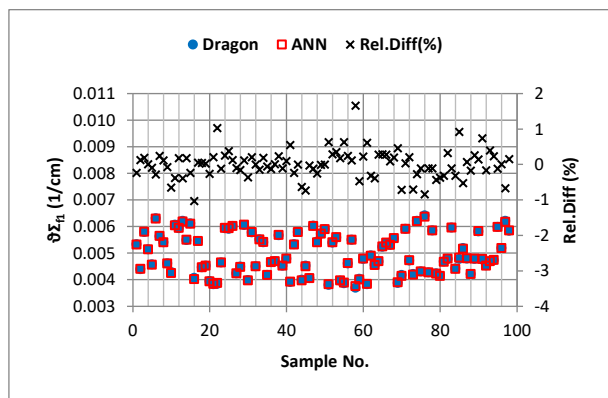
برای تولید داده‌های آموزش شبکه عصبی، ابتدا ۵۰۰۰۰ دسته داده تصادفی شامل ۱۲ مشخصه: نوع سوخت، موقعیت سوخت، مصرف سوخت، غلظت اسید بوریک، توزیع آب در هر وجه سوخت (۶ وجه)، دمای سوخت و دمای خنک‌کننده در بازه شرایط کاری رآکتور VVER-۱۰۰۰ انتخاب شد.

همان‌طور که در مقدمه اشاره شد معمولاً ترکیب ایزوتوپی متناظر با مصرف سوخت سوخت از کتابخانه‌های توسعه داده شده تعیین می‌گردد. به عبارتی با در اختیار داشتن مصرف سوخت با استفاده از کتابخانه متناظر، ترکیب ایزوتوپی آن جهت انجام محاسبات سلولی تعیین می‌شود [۶]. در شکل ۳ نمایی از هندسه مجتمع سوخت VVER-۱۰۰۰ نشان داده شده است [۱۷]. این سوخت شامل ۳۱۱ میله سوخت UO₂، ۱۸ کانال هادی، ۱ حفره مرکزی و ۱ کانال اندازه‌گیری می‌باشد.

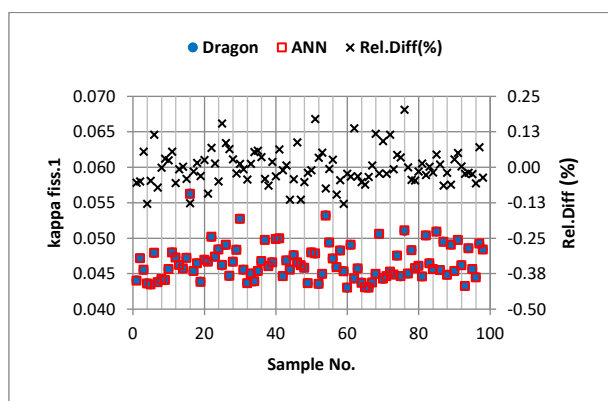
براساس اطلاعات هر دسته داده، سطح مقاطع ماکروسکوپی متناظر با پیکربندی آن دسته داده، توسط کد محاسبات سلولی DRAGON محاسبه گردید. کد DRAGON یک کد محاسبات سلولی شامل مجموعه‌ای از روش‌های شبیه‌سازی رفتار نوترونی میله و یا مجتمع سوخت رآکتور هسته‌ای می‌باشد که اولین نسخه آن در سال ۱۹۹۱ توسط Alain Hebert و همکاران در دانشگاه صنعتی مونترال کانادا توسعه داده شد [۱۸].

1. Mean Squared Error

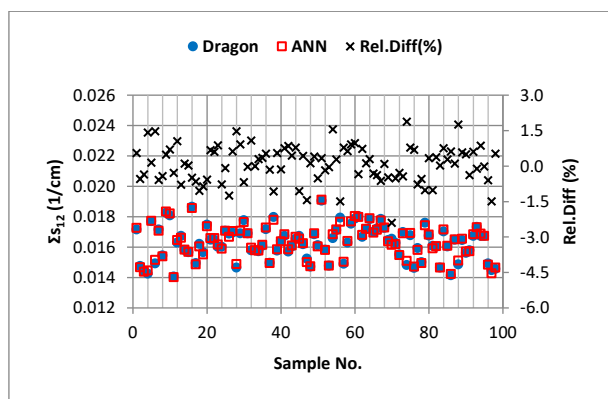




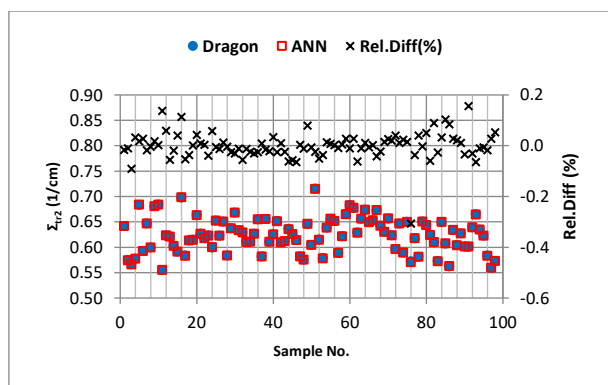
شکل ۷. سطح مقطع ماکروسکوپی شکافت در گروه ۱.



شکل ۸. بهره شکافت در گروه ۱.



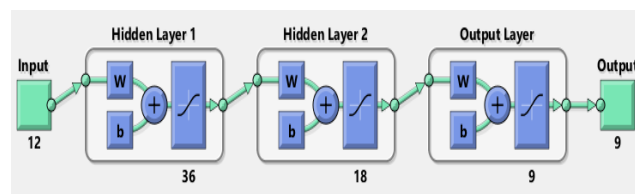
شکل ۹. سطح مقطع ماکروسکوپی پراکندگی از گروه ۱ به ۲.



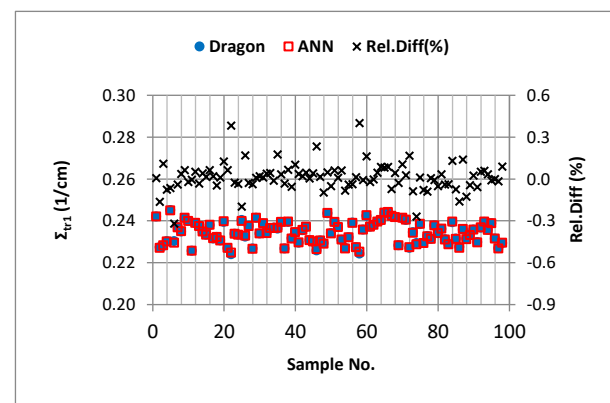
شکل ۱۰. سطح مقطع ماکروسکوپی ترابرد در گروه ۲.

پیگیری مربوط به ورودی ۱۲ تایی هر دسته در اختیار کد DRAGON به عنوان مرجع محاسبات و همچنین شبکه عصبی قرار گرفت. در نهایت ۹ خروجی حاصل از محاسبات DRAGON و خروجی شبکه عصبی با هم مقایسه گردید. شکل‌های ۵ تا ۱۳ سطح مقاطع ماکروسکوپی محاسبه شده توسط کد DRAGON، خروجی شبکه و همچنین اختلاف نسبی آنها را نشان می‌دهد.

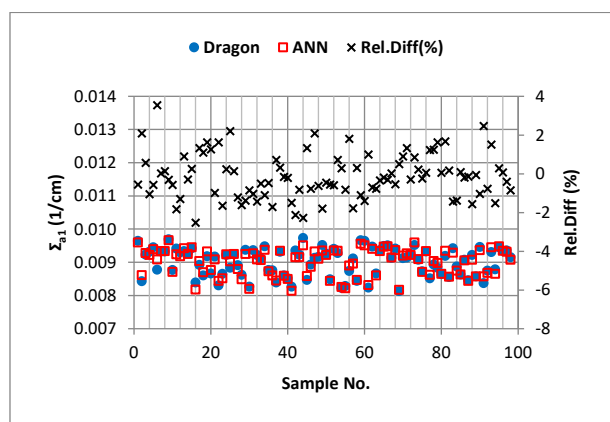
همچنین در جدول ۱ بیشینه و میانگین اختلاف در هر یک از خروجی‌های شبکه عصبی و محاسبات DRAGON برای ۱۰۰ دسته داده تصادفی ارائه شده است.



شکل ۴. ساختار MLP مورد استفاده برای تولید سطح مقاطع ماکروسکوپی.



شکل ۵. سطح مقطع ماکروسکوپی ترابرد در گروه ۱.



شکل ۶. سطح مقطع ماکروسکوپی جذب در گروه ۱.



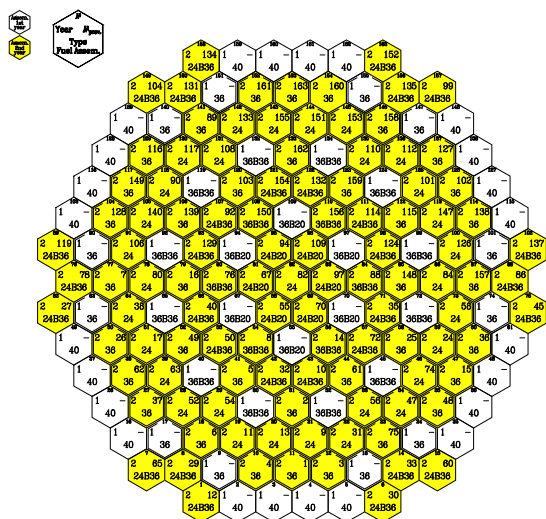
همان‌طور که در جدول ۱ مشاهده می‌شود میانگین خطا در همه کمیت‌ها کمتر از ۱ درصد می‌باشد به غیر از سطح مقطع جذب گروه ۱ که ۱/۲ درصد است. همچنین بیشینه خطا نیز مربوط به سطح مقطع جذب گروه ۱ با ۳/۵ درصد می‌باشد.

همان‌طور که عنوان شد میانگین مربعات خطا در آموزش این شبکه از مرتبه 10^{-7} می‌باشد که برایند از اختلاف خروجی‌های شبکه با مقدار واقعی آن است. اما مطابق شکل ۶ و جدول ۱ پارامتر جذب گروه ۱ بیشترین اختلاف را در بین خروجی‌های شبکه دارد که با توجه به الگوریتم آموزش MLP این خطا قابل تفکیک از خطای شبکه نیست [۱۶].

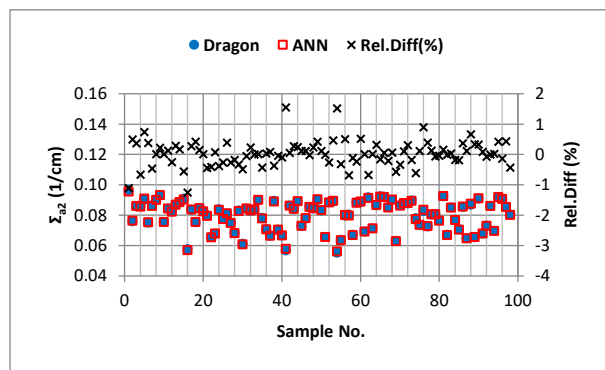
با توجه به نتایج خروجی شبکه و مقایسه آن با محاسبات کد DRAGON می‌توان نتیجه‌گیری کرد که شبکه عصبی موردنظر در تعیین سطح مقاطع ماکروسکوپی از دقت قابل‌قبولی برخوردار می‌باشد.

۴. راستی‌آزمایی محاسبات بحرانیت

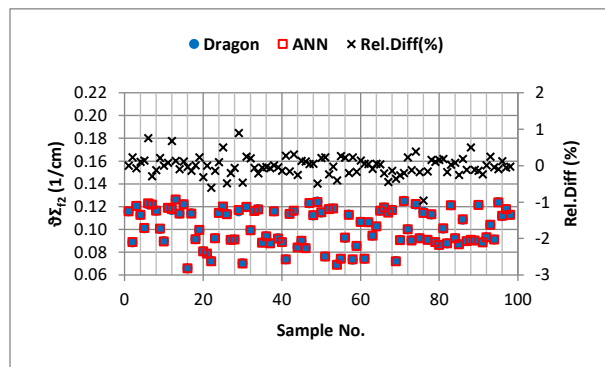
در ادامه از شبکه عصبی که در بخش قبلی آموزش دیده است، برای محاسبات بحرانیت برای قلب رآکتور VVER-۱۰۰۰ استفاده شده است. برای انجام محاسبات بحرانیت، با یک حدس اولیه برای اسید بوریک الگوریتم ارائه شده بخش ۱ تا هم‌گرایی دمایی اجرا می‌شود. پس از تولید سطح مقاطع ماکروسکوپی و پس از آن انجام محاسبات قلب رآکتور، اگر ضریب تکثیر مخالف ۱ باشد، محاسبات با تصحیح اسید بوریک مجدداً تکرار می‌شود و تا بحرانی شدن رآکتور ادامه می‌یابد. به این منظور چیدمان نوعی قلب رآکتور VVER-۱۰۰۰ مطابق با شکل ۱۴ با در نظر گرفتن ۱۰ لایه در ارتفاع در نظر گرفته شده است [۱۷].



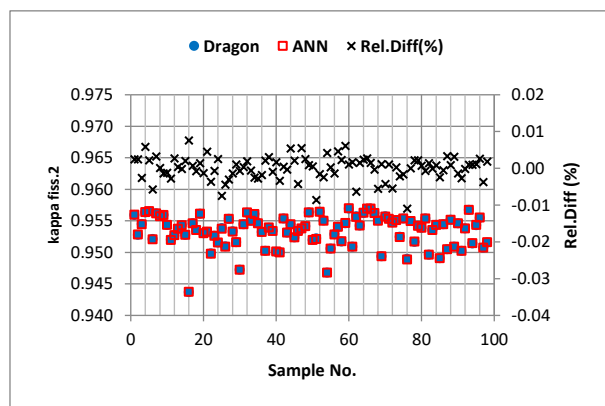
شکل ۱۴. چیدمان نوعی رآکتور VVER-۱۰۰۰.



شکل ۱۱. سطح مقطع ماکروسکوپی جذب در گروه ۲.



شکل ۱۲. سطح مقطع ماکروسکوپی شکافت در گروه ۲.

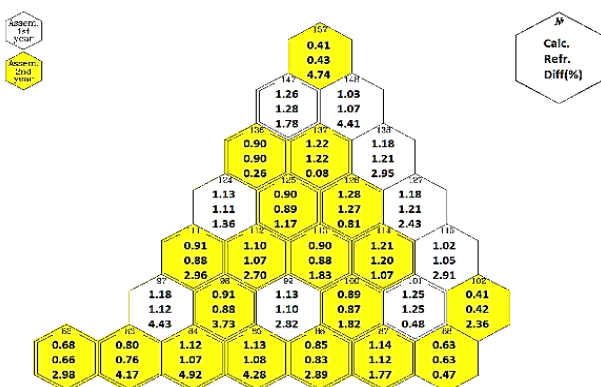


شکل ۱۳. بهره شکافت در گروه ۲.

جدول ۱. میانگین و بیشینه اختلاف محاسبه شده سطح مقاطع ماکروسکوپی توسط کد DRAGON و خروجی شبکه عصبی

کمیت	میانگین اختلاف (%)	بیشینه اختلاف (%)
Σ_{tr1} (1/cm)	۰/۰۹	۰/۳۹
Σ_{a1} (1/cm)	۱/۲۳	۳/۵۴
Σ_{f1} (1/cm)	۰/۴۵	۱/۶۵
kappa fiss.۱	۰/۰۵	۰/۲۰
Σ_{s12} (1/cm)	۰/۷۹	۲/۶۲
Σ_{tr2} (1/cm)	۰/۰۵	۰/۴۷
Σ_{a2} (1/cm)	۰/۳۹	۱/۵۴
Σ_{f2} (1/cm)	۰/۲۴	۰/۹۵
kappa fiss.۲	۰/۰۱	۰/۰۱





شکل ۱۵. توزیع توان نسبی.

مطابق شکل ۱۵ بیشینه اختلاف توان نسبی ۴/۹ درصد و میانگین آن ۲/۴ می‌باشد. این اختلاف در توزیع توان ناشی از اختلاف خروجی شبکه عصبی با مقدار واقعی آن در جذب گروه ۱ می‌باشد. برآیند اختلاف خروجی‌های شبکه با مقدار واقعی آن در کمیت اسیدبوریک بحرانی (معادل ضریب تکثیر) با اختلاف کمتر از ۱ درصد (۸۴ PCM) به‌دست آمده است.

با توجه به بررسی‌های صورت گرفته به‌کارگیری یک شبکه عصبی به‌جای انجام محاسبات سلولی از دقت قابل قبولی برخوردار است. بنابراین در مسائلی که برای انجام تحلیل‌های خاص برای رآکتور نوعی کتابخانه‌ای وجود ندارد و با توجه به نوع مسئله لازم است حجم بسیار بالایی از محاسبات سلولی انجام شود، آموزش و به‌کارگیری یک شبکه عصبی می‌تواند هزینه محاسبات را کاهش دهد.

۵. جمع‌بندی

در این پژوهش با به‌کارگیری یک شبکه عصبی مصنوعی برای تولید سطح مقاطع ماکروسکوپی به‌جای انجام محاسبات سلولی در محاسبات نوترونی زمان انجام محاسبات کاهش محسوسی پیدا کرد و در عین حال نتایج از دقت قابل قبولی برخوردار بود. به طوری که میانگین خطا در همه کمیت‌ها کمتر از ۱ درصد می‌باشد به غیر از سطح مقطع جذب گروه ۱ که ۱/۲ درصد بود. همچنین بیشینه خطا نیز مربوط به سطح مقطع جذب گروه ۱ با ۳/۵ درصد می‌باشد. همچنین برای محاسبات بحرانی برای رآکتور VVER-۱۰۰۰، اختلاف اسید بوریک بحرانی با به‌کارگیری شبکه عصبی در مقایسه با انجام محاسبات سلولی به عنوان مرجع کمتر از ۱ درصد و بیشینه اختلاف توان کمتر از ۵ درصد به‌دست آمد. همچنین زمان این محاسبات از ۴۲ دقیقه با ۳۲ هسته محاسباتی به ۱/۳ دقیقه با یک هسته محاسباتی کاهش یافت. بنابراین در مسائلی که برای انجام تحلیل‌های

در محاسبات بحرانی برای تعیین غلظت اسید بوریک بحرانی در ابتدای سیکل چیدمان مذکور، سطح مقاطع ماکروسکوپی هم با استفاده از کد محاسبات سلولی DRAGON و هم با استفاده از شبکه عصبی مذکور انجام شد. لازم به‌ذکر است برای انجام محاسبات قلب رآکتور از کد PARCS استفاده شده است که یک کد محاسبات قلب رآکتور است که اولین نسخه آن در سال ۱۹۹۸ و در دانشگاه Purdue توسعه داده شده است [۸]. این کد توانایی انجام محاسبات سه بعدی قلب رآکتور در حالت‌های پایا و وابسته به زمان را دارد. همچنین برای مدل ترموهیدرولیکی محاسبات از کد COBRA استفاده شده است [۱۹]. از پارامترهای اصلی ورودی این کد توزیع توان تولیدی ناشی از شکافت، دما و دبی سیال ورودی است. همچنین از پارامترهای اصلی خروجی این کد توزیع دمای سیال، چگالی سیال، دمای میله سوخت می‌باشد. در جدول ۲ غلظت اسید بوریک بحرانی و زمان محاسبات ارائه شده است.

همان‌گونه در جدول ۲ ارائه شده است اختلاف اسید بوریک بحرانی با به‌کارگیری شبکه عصبی در مقایسه با انجام محاسبات سلولی به عنوان مرجع کمتر از ۱ درصد می‌باشد. به عبارت دیگر اگر اسید بوریک بحرانی ۷/۱۶ gr/Kg (معادل ضریب تکثیر ۱) در محاسبات شبکه عصبی اعمال شود، ضریب تکثیر در این حالت ۰/۹۹۹۱۶ به‌دست خواهد آمد. که اختلاف معادل ۸۴ PCM را نشان می‌دهد.

همچنین زمان محاسبات در انجام محاسبات سلولی نیز از ۴۲ دقیقه با محاسبات موازی روی کلاستر ۳۲ هسته‌ای به ۱/۳ دقیقه در به‌کارگیری از شبکه عصبی مذکور کاهش پیدا کرده است. در شکل ۱۵ توزیع توان نسبی حاصل از تولید سطح مقاطع ماکروسکوپی با انجام محاسبات سلولی و تولیدی توسط شبکه عصبی آورده شده است.

جدول ۲. محاسبات بحرانی

اختلاف نسبی	اسید بوریک بحرانی	زمان محاسبات	
		با استفاده از محاسبات سلولی	با استفاده از شبکه عصبی
-	۷/۱۶ gr/Kg	۱۲۶۳ دقیقه	۱/۳ دقیقه
		با ۳۲ هسته محاسباتی	با ۱ هسته محاسباتی
۰/۸۱٪	۷/۱۰ gr/Kg	۱/۳	۱/۳



10. Vosoughi J, Vosoughi N, Salehi AA. Development of a calculation model to simulate the effect of bowing of the VVER-1000 reactor fuel assembly on power distribution. *Annals of Nuclear Energy*. 2023.
11. Berger J, Mühle A, Haendel K. Empiric Calculation of the Power Increase Caused by Fuel Assembly Bowing in Siemens/KWU-PWR. *Nuclear Science and Engineering*. 2020.
12. Li Z, Sun J, Wei C, Sui Z, Qian X. A new Cross-section calculation method in HTGR engineering simulator system based on Machine learning methods. *Annals of Nuclear Energy*. 2020.
13. Dzianisau S, Choe J, Cherezov A, Lee D. Macroscopic Cross-Section Generation for Nodal Code RAST-K Using Artificial Neural. *Transactions of the Korean Nuclear Society Virtual Autumn Meetin*. 2021.
14. Dzianisau S, Korawit D. Optimization of Training Dataset Size for Predicting Homogenized Macroscopic CrossSections using Deep Neural Network. *Transactions of the Korean Nuclear Society Virtual Autumn Meeting*. 2021.
15. Szames E, Ammar K, Tomatis D, Martinez J. Few-group cross sections modeling by artificial neural networks. *EPJ Web of Conferences*. 2021.
16. Haykin S. Neural Network Comprehensive Foundation. *Prentice Hall*. 2009.
17. Final Safety Analysis *Report of BNPP-1*. 2014.
18. Marleu G. Dragon Theory Manual. *Ecole Polytechnique de Montreal*. 2001.
19. COBRA-EN code system for Thermal-Hydraulic Transient Analysis of Light Water Reactor Fuel Assemblies and Core. *Oak Ridge National Laboratory*. 2001.

خاص برای رآکتور نوعی کتابخانه‌ای وجود ندارد و با توجه به نوع مسئله لازم است حجم بسیار بالایی از محاسبات سلولی انجام شود، آموزش و به‌کارگیری یک شبکه عصبی می‌تواند هزینه محاسبات را به طور محسوسی کاهش دهد به طوری که نتایج از دقت مطلوبی برخوردار باشد.

مراجع

1. Duderstadt J, Hamilton L. Nuclear Reactor Analysis. *John Wiley & Sons*. 1976.
2. CASMO5 A Fuel Assembly Burn-up Program User's Manual. *Studsvik Scandpower*. 2016.
3. SIMULATE-3 Advanced Three-Dimensional Two-Group Reactor Analysis Code User's Manual. *Studsvik Scandpower*. 2005.
4. Hébert A. DRAGON5 and DONJON5 the contribution of École Polytechnique de Montréal to the SALOME platform. *Annals of Nuclear Energy*. 2015.
5. Avramova M. Developments in thermal-hydraulic sub-channel modeling for whole core multi-physics simulations. *Nuclear Engineering and Design*. 2020.
6. Spent nuclear fuel assay data for isotopic validation. *Nuclear Energy Agency*. 2011.
7. Li Y, Gao S, Cao L, Shen W. Analysis, PWR few-group constants parameterization. *Progress in Nuclear Energy*. 2016.
8. Downar T. PARCS v3.0 U.S. NRC Core Neutronics Simulator. *University of Michigan*. 2009.
9. Chionis D, Dokhane A. Development and verification of a methodology for neutron noise response to fuel assembly vibrations. *Annals of Nuclear Energy*. 2020.

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

وٹوقی، جواد، وٹوقی، ناصر، صالحی، علی‌اکبر. (۱۴۰۴)، استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در تولید سطح مقاطع ماکروسکوپی برای محاسبات قلب رآکتور VVER-۱۰۰۰. *مجله علوم، مهندسی و فناوری هسته‌ای*، ۱۱(۱)، ۲۸-۲۱. DOI: <https://doi.org/10.24200/nst.2023.1593>

Url: https://jonsat.nstri.ir/article_1593.html

