



## تخمین رفتار یک حفاظ کامپوزیتی برای نوترون‌های حرارتی، با استفاده از شبکه عصبی

حیدری، سعید - عادل، روح الله\* - کاسه ساز، یاسر

پژوهشگاه علوم و فنون هسته‌ای، پژوهشکده راکتور و ایمنی هسته ای

### چکیده:

طراحی و ساخت حفاظ برای نوترون‌های حرارتی همواره یکی از نیازهای صنعت هسته‌ای بوده است. در این راستا، ساخت حفاظ‌های کامپوزیتی که بتوانند علاوه بر محدود کردن میزان نوترون حرارتی، میزان گامای ثانویه تولیدی را نیز کاهش دهد یکی از راهکارهای مطلوب است. برای طراحی چنین حفاظی نخست با استفاده از ابزار مونت کارلو تعدادی آزمایش شبیه‌سازی انجام شد که شامل بازه‌ای از تغییرات درصد افزودنی‌ها شامل  $WO_3$ ،  $B_4C$  و  $Al(OH)_3$  بودند. نتایج حاصل برای آموزش یک شبکه عصبی استفاده شد و صحت عملکرد این شبکه با استفاده از اطلاعات تجربی و همچنین انتخاب تصادفی چیدمان متفاوتی از اطلاعات شبیه‌سازی بررسی شد. شبکه عصبی بعنوان ابزار تخمین زنده عملکرد چنین حفاظی، می‌تواند موجب صرفه‌جویی در هزینه و زمان طراحی شود.

کلید واژه: حفاظ کامپوزیتی، نوترون حرارتی، گامای ثانویه، مونت کارلو، شبکه عصبی

## Using Neural Network to Estimate the Behavior of a Composite Shield for Thermal Neutrons

Heidary, Saeed- Adeli, Ruhollah\* - Kasesaz, Yaser

Nuclear Science and Technology Research Institute, Reactor and Nuclear Safety School

### Abstract:

Design and fabrication of shields for nuclear industry particularly in thermal neutron shielding, has been always the matter of consideration. Therefore, producing composite shields provide reduction in thermal neutrons and secondary gamma rays would be a resolution. In order to design such shields, Monte-Carlo technique was used to simulate several tests which include setting alterations in quantity of materials such as  $B_4C$ ,  $WO_3$  and  $Al(OH)_3$ . The results were utilized to train a Neural Network (NN). Afterwards the NN verification was performed by using both experimental and a random selection of the simulation data. The study shows that NN can be considered as an estimating toolkit in shieling performance assessment which provides higher cost and designing-time efficiency.

*Keywords: Composite shield, thermal neutron, secondary gamma, Monte-Carlo, neural networks.*



#### مقدمه:

در سال‌های اخیر استفاده از کامپوزیت‌ها در بحث حفاظ‌سازی تابش‌های هسته‌ای بسیار جدی شده است [۱]. به دلیل خواص ویژه‌ای که کامپوزیت‌ها در اختیار مهندسين قرار داده‌اند، استفاده از افزودنی‌های آلی و یا معدنی به سیستم‌های پلیمری بسیار رایج شده است [۲]. در یک مقایسه کمی از مقاومت تابشی مواد پلیمری، رزین اپوکسی در مقایسه با پلی‌استر و یا پلی‌اتیلن مقاومت تابشی به مراتب بالاتری دارد [۳، ۴]. ترکیب B<sub>4</sub>C در بحث حفاظ‌سازی باریکه نوترونی بسیار شناخته شده و پرکاربرد است. در بحث تضعیف گاما، تنگستن (W) به عنوان یک عنصر افزودنی مهم در تضعیف باریکه فوتونی، ویژگی‌های مطلوبی دارد. ضمن اینکه این عنصر دارای سطح مقطع جذب نوترونی قابل توجهی نیز است. در کنار استحکام مکانیکی ضعیف کامپوزیت‌های پلیمری، آتش‌گیری پلیمرها را می‌توان به عنوان مهمترین نقطه ضعف<sup>۱</sup> PMC<sup>۱</sup> ها در برابر MMC<sup>۲</sup> ها دانست. که در این مورد، تاثیر ATH<sup>۳</sup> بر بهبود خواص تاخیراندازی و افزایش LOI<sup>۴</sup> در سایر مطالعات به اثبات رسیده است [۵]. هدف از این کار تحقیقاتی استفاده از یک ابزار تخمین داده مانند شبکه عصبی برای بدست آوردن یک برآورد نسبی از عملکرد المان‌های تشکیل دهنده حفاظ و صرفه‌جویی در زمان و هزینه محاسبات است.

#### روش کار:

آزمایش تجربی - آنالیز نوترونی با بهره‌گیری از ستون حرارتی راکتور تحقیقاتی تهران صورت پذیرفت. در این کار تحقیقاتی، تاثیر حضور جاذب نوترونی B<sub>4</sub>C، افزایش ضخامت حفاظ، تاثیر حضور همزمان تاخیرانداز شعله و تضعیف - گرگامای حفاظ بر قدرت حفاظ‌سازی نوترونی مورد تحقیق و بررسی قرار گرفت. جدول ۱ مشخصات نمونه‌های کامپوزیتی تولیدی را نشان می‌دهد [۶]. یک پولک نیز به عنوان شاهد و به منظور تعیین شار مطلق نوترونی مورد پرتودهی قرار گرفت. به منظور حذف حداکثری اثر انباشت<sup>۵</sup>، نمونه‌ها در یک قاب کادمیومی با ضخامت ۱ mm از

<sup>1</sup> Polymeric Matrix Composite

<sup>2</sup> Metallic Matrix Composite

<sup>3</sup> Aluminum Tri-hydrate

<sup>4</sup> Limit Oxygen Index

<sup>5</sup> Build-up effect



کادمیوم قرار داده شدند که قادر است تمامی نوترون‌های حرارتی غیرموازی و به عقب پراکنده شده را حذف کند [۷]. پس از پرتودهی، با استفاده از آشکارساز نیمه رسانای <sup>۱</sup>HPGe مقدار فوتویک که معیاری از قدرت حفاظ‌سازی قطعه است، اندازه‌گیری شد.

**شبیه‌سازی** - در این تحقیق از کد MCNPX نسخه 2.6.0 [۸] جهت محاسبه بهره حفاظ‌سازی در برهم‌کنش ذرات نوترونی با ماده حفاظ استفاده شد. همانند کار تجربی، ترکیب رزین اپوکسی استفاده شده در تمامی شبیه‌سازی‌ها نسبت  $H/E=25\%$  تعریف شده است که در آن درصد‌های وزنی عناصر رزین اپوکسی با آنالیز <sup>۲</sup>CHN استخراج گردیده است. جدول ۲ نمایش‌گر ۱۴۴ چینش و ترکیب عملیاتی مختلف در شبیه‌سازی‌ها است که با بهره‌گیری از حلقه‌های تکرار در زبان برنامه نویسی فورترن <sup>۳</sup> و اجرای موازی آنها در کد شبیه‌سازی MCNPX انجام شده است.

جدول ۲- گستره متغیرهای مستقل در شبیه‌سازی‌ها

ATH (%)	WO <sub>3</sub> (%)	B <sub>4</sub> C (%)	ضخامت (cm)
۰	۰	۱	۰/۲
۱۰	۱۰	۳	۰/۴
۲۰	۲۰	۱۰	۰/۸
	۳۰	۱۵	۱
			۱/۵
			۲

جدول ۱- نمونه‌های کامپوزیتی تولیدی در آنالیز نوترونی

کد نمونه	ضخامت (cm)	ATH (wt%)	WO <sub>3</sub> (wt%)	B <sub>4</sub> C (wt%)
N0	۰/۲	-	-	-
N1	۰/۲	-	-	۱
N2	۰/۲	-	-	۳
N3	۰/۲	-	-	۵
N4	۰/۴	-	-	۳
N5	۰/۸	-	-	۳
N6	۰/۲	۱۰	۵	۳

<sup>۱</sup> High pure Germanium

<sup>۲</sup> Carbon-Hydrogen-Nitrogen Analysis

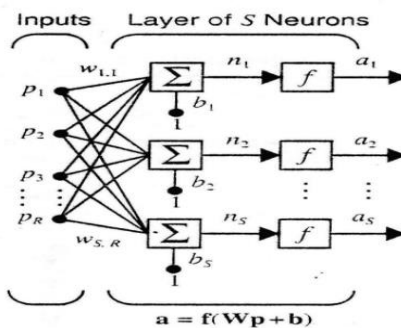
<sup>۳</sup> Fortran



شبکه عصبی - ایده شبکه عصبی با الهام از دستگاه عصبی انسان بعنوان یک پردازشگر موازی اطلاعات شکل گرفت. شبکه عصبی متداولی که برای مدل کردن رفتار یک سیستم غیر خطی یا فرایند برازش اطلاعات بکار می رود از سه لایه تشکیل شده و هر لایه (شکل ۱)، مجموعه‌ای است از تعدادی نرون که هر کدام با رابطه (۱) تعریف می شوند:

$$a = f(wp + b) \quad (1)$$

در این رابطه،  $a$ : خروجی نرون،  $f$ : تابع عملکرد (توابع غیرخطی مانند سیگموئید در لایه اول و دوم و توابع خطی در لایه خروجی)،  $w$ : بردار وزن،  $p$ : بردار ورودی و  $b$ : بردار بایاس است. منظور از آموزش شبکه عصبی، بکاربردن روشی برای تغییر بردارهای وزن و بایاس شبکه عصبی است تا نداشت مناسب بین بردار خروجی و هدف برقرار شود. در یادگیری با ناظر (یکی از روش‌های آموزش شبکه)، داده‌های آموزشی شبکه به زیر مجموعه‌ای از زوج‌های ورودی  $p_0$  و هدف  $t_0$  تقسیم می شوند،  $\{p_0, t_0\}$ . پارامترهای شبکه  $(w, b)$  در فرایند آموزش آنقدر تغییر می کنند تا یک نداشت بین بردارهای  $a$  و  $t$  (بردار هدف) و با تولید کمترین خطا ایجاد شود.



شکل ۱. شبکه عصبی تک لایه با  $S$  نرون [۹].

آموزش به روش اجرایی<sup>۱</sup>، یکی از روش‌های آموزش در یادگیری با ناظر است. در این حالت پارامترهای شبکه عصبی طوری تغییر می کنند که مقداری بهینه برای یک شاخص بنام شاخص اجرایی<sup>۲</sup> بدست آید. اگر این شاخص تابعی بنام  $F(x)$  باشد (همان تابع خطا)، بهینه سازی این شاخص یعنی، بدست آوردن مقداری از  $x$  که  $F(x)$  را

<sup>1</sup> Performance learning

<sup>2</sup> Performance index



کمینه کند. اگر فرض کنیم  $Q$  زوج ورودی-هدف تعریف شوند،  $a$  خروجی شبکه باشد و شاخص اجرایی شبکه، مربع میانگین خطا تعریف شود:

$$\begin{cases} \{p_1, t_1\}, \{p_2, t_2\}, \dots, \{p_Q, t_Q\} \\ F(x) = E(e^2) = E[(t - a)^2] \end{cases} \quad (2)$$

$E(e^2)$  میانگین مربع خطا (MSE) است و متداول‌ترین روش‌های مبتنی بر گرادینان برای کمینه‌سازی  $F(x)$  عبارتند از الگوریتم‌های تندترین شیب، روش نیوتون و روش گرادین تلفیقی یا توامان<sup>۱</sup> [۹]. در این تحقیق، اطلاعات مورد نیاز برای آموزش شبکه عصبی از ۱۴۴ برنامه شبیه‌سازی MCNP فراهم شده است. این بانک داده به سه بخش اطلاعات یادگیری (۸۰٪)، اعتبارسنجی (۱۰٪) و تست (۱۰٪) تقسیم شده‌اند. شبکه پرسپترون<sup>۲</sup> سه لایه شامل ۴ نورون ورودی، ۱۲ نورون میانی (بطور تقریبی یک دهم تعداد بردارهای داده) و دو نورون در خروجی است و از الگوریتم لونیبرگ-مارکوات جهت آموزش استفاده شد [۱۰]. ترکیب اطلاعات مورد نیاز برای آموزش شبکه در جدول ۲ ذکر شده است. شرط توقف آموزش، ۴۰ بار عدم کاهش متوالی خطای MSE برای اطلاعات اعتبارسنجی در نظر گرفته شد.

### نتایج:

نتایج شبکه عصبی درمقایسه با داده‌های تجربی و شبیه‌سازی در جدول ۳ ذکر شده است. برای درک بهتر عملکرد شبکه عصبی، میزان خطای شبکه در تخمین داده‌ها قید شده است. ورودی‌های شبکه شامل چهار مقدار ضخامت حفاظ و غلظت‌های  $WO_3$ ,  $B_4C$  و  $ATH$  لحاظ شد. خروجی شبکه شامل دو مقدار نسبت شارخروجی به ورودی نوترون و مقدار گامای ثانویه تولیدی از حفاظ است.

### بحث و نتیجه‌گیری:

در این تحقیق از یک شبکه عصبی آموزش داده‌شده با ۱۴۴ نمونه داده شبیه‌سازی، برای تخمین شارنسبی نوترون خروجی و گاما از یک حفاظ استفاده شد. برای تخمین کارایی شبکه، از داده‌های آزمون (مقایسه جدول ۲ و ۳)، که مقادیری

<sup>3</sup> Conjugate gradient

<sup>2</sup> Perceptron



تصادفی بینابین داده‌های آموزش شبکه هستند، استفاده شد. نتایج فوق توفیق شبکه عصبی را در تخمین قدرت حفاظ- سازی نشان می‌دهد. همچنین در این کار، مقدار خطای شبکه برای داده‌های تجربی ۲۰٪-۱۵، و برای داده‌های شبیه‌سازی ۲۰٪-۱۰ قابل ذکر است که بطور قطع ناشی از کمبود داده‌های آموزش است. با افزودن تعداد داده‌هایی که بتواند فضای خالی گام‌های جدول دوم را کامل کند می‌توان این نقیصه را جبران و خطای شبکه را کاهش داد.

جدول ۳- مقایسه داده‌های تجربی، شبیه‌سازی و شبکه عصبی

کد نمونه، شبهه سازی	B <sub>4</sub> C (wt%)	WO <sub>3</sub> (wt%)	ATH (wt%)	ضخامت (cm)	خطای خروجی گاما، شبکه عصبی (%)	خطای شار نسبی نوترون، خروجی شبکه عصبی (%)	خطای شار نسبی نوترون، خروجی شبکه عصبی (%)	کد نمونه، (جدول ۱)
					خروجی گاما، MCNPX	شار نسبی نوترون، MCNPX	شار نسبی نوترون، داده تجربی	
S0	۱۷	۲۵	۲	۰/۱	۱۰/۱۵	۱۷/۳۵	۱۹/۷۱	N0
					۰/۰۵۲۱	۰/۳۰۰۴	۰/۸۵۸۱	
S1	۵	۵	۱۰	۰/۳	۱۲/۳۵	۱۸/۱۵	۱۸/۸۳	N1
					۰/۰۲۵۹	۰/۳۹۹۹	۰/۷۴۹۹	
S2	۲	۰	۱۵	۰/۵	۱۴/۷۱	۱۵/۲۲	۱۹/۶۲	N2
					۰/۰۱۴۹	۰/۴۱۳۳	۰/۷۰۵۱	
S3	۲	۲۷	۴	۰/۶	۱۶/۱۲	۱۶/۱۳	۱۷/۹۲	N3
					۰/۰۱۶۵	۰/۳۱۲۹	۰/۵۰۰۸	
S4	۱۰	۰	۲۵	۰/۷	۱۶/۶۵	۱۵/۸۵	۱۸/۵۲	N4
					۰/۰۱۷۶	۰/۰۱۵۵	۰/۶۱۹۲	
S5	۱	۸	۱	۰/۹	۱۷/۲۶	۱۶/۵۶	۱۷/۴۵	N5
					$۸/۱۶ \times 10^{-۳}$	۰/۲۸۴۱	۰/۲۷۴۳	
S6	۱۱	۸	۲۰	۱/۱	۱۷/۳۷	۱۷/۱۹	۱۵/۰۴	N6
					$۸/۹۵ \times 10^{-۳}$	$۶/۲۴ \times 10^{-۲}$	۰/۶۸۳۷	
S7	۱۳	۰	۹	۱/۷	۱۸/۶۳	۱۶/۸۵		
					$۹/۰۹ \times 10^{-۶}$	$۴/۲۵ \times 10^{-۳}$		





بیست و چهارمین کنفرانس هسته‌ای ایران



۱۳ و ۲ اسفندماه - دانشگاه اصفهان  
P: ۱۳۶۶



مراجع:

1. Kim, J., J.H. Jun, and Y.J. Bae, *Epoxy resin composition for neutron shielding, and method for preparing the same*. 2014, Google Patents.
2. Paluvai, N.R., S. Mohanty, and S.K. Nayak, *Studies on thermal degradation and flame retardant behavior of the sisal fiber reinforced unsaturated polyester toughened epoxy nanocomposites*. Journal of Applied Polymer Science, 2015. **132**(24): p. 15.
3. Ginell, H.S.a.W.S., *Nuclear and Space Radiation Effects on Materials-Space Vehicle Design Criteria*. NASA-SP-8053, 1970.
4. Adeli, R., et al., *Nuclear characteristics of epoxy resin as a space environment neutron shielding*. Kerntechnik, 2017. **82**(1): p. 125-131.
5. Lee, M.K., et al., *Properties of B4C-PbO-Al(OH)3-epoxy nanocomposite prepared by ultrasonic dispersion approach for high temperature neutron shields*. Journal of Nuclear Materials, 2014. **445**: p. 63-71.
6. Adeli, R., S.P. Shirmardi, and S.J. Ahmadi, *Neutron Irradiation Tests on B4C/Epoxy Composite for neutron Shielding Application and the Parameters Assay*. Radiation Physics and Chemistry, 2016. **127**: p. 140-146.
7. Høgdahl, O., *Neutron absorption in pile neutron activation analysis*. 1962, Michigan. Univ., Ann Arbor. Michigan Memorial-Phoenix Project.
8. Pelowitz, D.B., ed. *MCNPX<sup>TM</sup> User's Manual - Version 2.6.0*, Los Alamos National Laboratory. April 2008.
9. Hagan, M.T., H.B. Demuth, and M.H. Beale, *Neural network design*. 1996, Boston: Pws.
10. Marquardt, D., *An Algorithm for Least-Squares Estimation of Nonlinear Parameters*. SIAM J. Appl. Math. , 1963. **11**: p. 431-441.