

# بازیابی طیف گامای آشکارساز سوسوزن پلاستیک با شبکه عصبی مصنوعی

حشمتی جنت مقام، خشایار؛ قلعه، نیما؛ ایزدی نجف آبادی، رضا؛

گروه فیزیک، دانشکده علوم، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران

## چکیده

در آشکارسازهای سوسوزن آلی، به علت چگالی و عدد اتمی پایین، پراکندگی کامپتون، پدیده‌ی غالب است و قله تمام‌انرژی، مانند آنچه در سوسوزنهای غیرآلی وجود دارد، دیده نمی‌شود. لذا استخراج اطلاعات انرژی پرتوی گاما از طیف ارتفاع پالس این آشکارسازها نیازمند الگوریتم‌هایی است که به برنامه‌های بازیابی معروف هستند. در این مطالعه، بازیابی طیف سوسوزن پلاستیک با استفاده از ابزار شبکه عصبی مصنوعی نرم‌افزار متلب انجام شده است. به همین منظور، ماتریس پاسخ آشکارساز سوسوزن پلاستیک برای ۱۴۵ گروه انرژی و در ۵۱۲ کانال ارتفاع پالس، با استفاده از کد محاسباتی MCNPX تولید شده است. نتایج نشان می‌دهند که خطای نسبی بازیابی طیف با استفاده از ابزار شبکه عصبی کمتر از ۳/۸ درصد است.

واژه‌های کلیدی: بازیابی طیف، تابش گاما، سوسوزن پلاستیک، شبکه عصبی مصنوعی، نرم‌افزار متلب.

## Gamma-ray energy spectrum unfolding of plastic scintillators using artificial neural network

Heshmati Jannat Magham, Khashayar; Ghal-Eh, Nima; Izadi Najafabadi, Reza;

Department of Physics, School of Science, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran

## Abstract

*In organic scintillation detectors, the Compton scattering is dominated due to their low density and atomic number, and therefore, the full-energy peak is not observed as it is in inorganic scintillators. The gamma-ray energy information in these scintillators require so-called unfolding programs. In this study, the unfolding of plastic scintillator spectrum has been undertaken using the artificial neural networks tools of MATLAB. To this purpose, the response matrix of the plastic scintillator has been generated for 145 energy groups and in 512 pulse-height channels using the MCNPX2.6 code. The results confirm that the relative error in the gamma-ray energy unfolding with neural networks is less than 3.8%.*

**Keywords:** Spectrum unfolding, Gamma-ray, Plastic scintillator, Matrix operations, Artificial neural network.

PACS No. 28

## ۱- مقدمه

آن‌ها می‌شود. این الکترون‌ها، جمع‌آوری و سپس برای تحلیل به صورت یک تپ ولتاژ درمی‌آیند. از مهم‌ترین انواع آشکارسازها می‌توان به آشکارسازهای گازی، سوسوزن و نیمه هادی اشاره کرد. سوسوزن‌ها موادی هستند (جامد، مایع و گاز) که وقتی در معرض تابش یوننده قرار می‌گیرند، تولید نور مرئی (یا نزدیک به مرئی) می‌کنند. از این خاصیت سوسوزن‌ها،

آشکارسازهای هسته‌ای ساختارهای متنوعی دارند ولی اساس کار آن‌ها بدین صورت است که تابش وارد آشکارساز می‌شود و با ماده داخل آن برهم‌کنش می‌کند و بخشی یا تمام انرژی خود را در آن نهشت می‌کند. انرژی ذخیره شده به صورت مستقیم و یا غیر مستقیم، باعث کنده شدن الکترون‌های اتمی محیط (یونش) و یا برانگیختگی

در آشکارسازهای سوسوزن برای طیف‌سنجی تابش‌های یونیزان استفاده می‌شود. دو گروه اصلی از سوسوزن‌ها، سوسوزن‌های غیرآلی و آلی هستند. بیشتر سوسوزن‌های غیرآلی، بلورهای فلزات قلیایی می‌باشند، به ویژه یدورهای قلیایی که مقدار کمی از یک ناخالصی را در بر دارند. سوسوزن‌های آلی نیز ساختار مولکولی هیدروکربنی دارند. یکی از مهم‌ترین تفاوت‌های این دو نوع سوسوزن، تفاوت در چگالی و عدد اتمی آنها است. عدد اتمی بالاتر در سوسوزن‌های غیرآلی به این معنا است که پدیده فوتوالکتریک با احتمال بیشتری انجام می‌شود و در نتیجه در طیف بدست آمده از آشکارساز، قله‌های مربوط به این پدیده، نمایان خواهند بود. ولی در سوسوزن‌های آلی که چگالی و عدد اتمی کمتری دارند، پدیده‌ی غالب، کامپتون است و در طیف آشکارساز، تنها پیوستار کامپتون نمایان خواهند بود.

در بسیاری از کاربردها، امکان ساخت و بکارگیری سوسوزن‌های غیرآلی با ابعاد بزرگ وجود ندارد (مانند درگاه‌های بازرسی که معمولاً مساحت نسبتاً زیادی را باید پوشش دهند) لذا به‌ناچار باید از سوسوزن‌های آلی که بهره آشکارسازی کمتری نیز دارند، استفاده کرد. برای این منظور لازم است ابزار محاسباتی مناسب برای استخراج طیف انرژی پرتوی گاما را در اختیار داشت. برای رسیدن به نتایج مناسب، در این موارد از روش بازیابی طیف استفاده می‌شود. لازم به ذکر است که هرچند فرایند بازیابی، در زمینه اندازه‌گیری پرتوها، از اهمیت بالایی برخوردار است، از این ابزار محاسباتی عمدتاً برای رسیدن به طیف چشمه‌های نوترونی استفاده شده است.

## ۲- مواد و روش‌ها

### ۲-۱- بازیابی طیف

در تمام مطالعات انجام شده بر روی بازیابی طیف انرژی چشمه‌های نوترونی که توسط پژوهشگران مختلف در این حوزه انجام شده است، فرض می‌شود که داده‌های آشکارسازی به‌دست‌آمده (یا همان پاسخ سوسوزن آلی)، از یک چشمه نوترونی با طیف انرژی  $S(E)$  به صورت تابع  $N(E')$  باشد. در این صورت می‌توان نوشت:

$$N(E') = \int_E R(E, E')S(E)dE \quad (1)$$

که  $R(E, E')$  تابع پاسخ آشکارساز نامیده می‌شود و عبارت است از پاسخ آشکارساز وقتی در معرض تابش نوترونی که با انرژی  $E$  از چشمه گسیل شده و انرژی بین  $E'$  تا  $E' + dE'$  در آشکارساز ثبت کرده است [۱]. فرآیند رسیدن به تابع مجهول  $S(E)$  در معادله ۱ از طریق تولید ماتریس محاسباتی  $R(E, E')$  و نیز داشتن مقادیر شبیه‌سازی  $N(E')$  از ورودی، بازیابی نامیده می‌شود [۱]. از جمله روش‌های بازیابی که توسعه داده شده‌اند می‌توان به روش کمترین مربعات (کدهای FERDOR، FORIST و RADAK)، شبکه عصبی و نیز روش مشتقی (کد FLYSPEC)، اشاره نمود [۱]. در این مطالعه، از روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی برای بازیابی طیف انرژی گاما استفاده شده است.

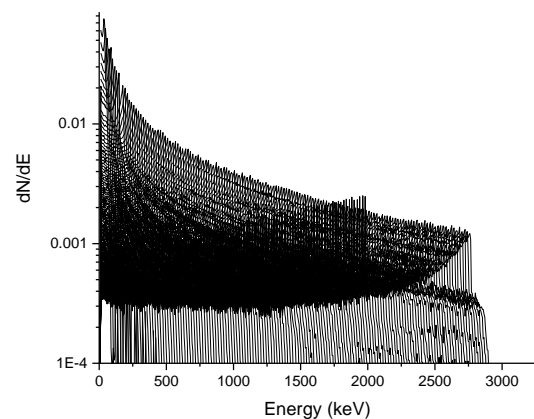
### ۲-۲- بازیابی طیف با شبکه‌ی عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی که از سیستم‌های طبیعی و زیست‌شناختی الهام گرفته شده است به عنوان یک ابزار محاسباتی شناخته می‌شود و در بحث هوش محاسباتی جای می‌گیرد. می‌توان با الگو گرفتن از این شبکه‌ها، شبکه عصبی مصنوعی را تشکیل داد. این شبکه از لایه‌هایی از نورون‌ها که هسته‌های پردازشی شبکه هستند تشکیل شده و هر شبکه حداقل دارای دو لایه است. لایه ورودی، اطلاعات را دریافت می‌کند و لایه انتهایی نیز نتیجه را پیش‌بینی می‌کند [۲ و ۳]. نورون‌های هر لایه به وسیله کننال‌هایی به نورون‌های لایه‌ی بعدی متصل می‌شوند که به هر کدام از این کانال‌ها، یک عدد به نام وزن نسبت داده می‌شود. داده‌های ورودی در وزن‌ها ضرب می‌شوند و نتیجه به لایه‌ی بعدی منتقل می‌شود. هر کدام از نورون‌ها دارای یک مقدار عددی به نام بایاس هستند که به داده‌ی رسیده به آن‌ها اضافه می‌شود. مقدار بدست آمده وارد یک تابع آستانه‌ای به نام تابع فعال‌کننده می‌شود. حاصل تابع مشخص می‌کند که نورون مرتبط با آن فعال خواهد شد یا خیر. نورون فعال شده، اطلاعات را توسط کننال‌ها به نورون‌های لایه‌ی بعدی منتقل می‌کند. با این روش، اطلاعات درون شبکه منتشر می‌شود که به آن روش انتشار رو به جلو می‌گویند. در لایه‌ی خروجی، نورونی که دارای بالاترین مقدار است خروجی را مشخص می‌کند. برای آموزش شبکه به همراه ورودی، خروجی مطلوب نیز به شبکه داده می‌شود. خروجی پیش‌بینی شده با خروجی مطلوب مقایسه می‌شود تا میزان خطای

شبکه مشخص شود (روش کمترین مربعات خطا). اطلاعات بدست آمده، در طول شبکه به سمت عقب منتشر می‌شود، که به انتشار رو به عقب معروف است. بر اساس این اطلاعات، وزن‌های موجود در شبکه اصلاح می‌شود.

## ۳-۲- تشکیل شبکه‌ی عصبی مصنوعی برای بازیابی طیف

به کمک طیف‌های کتابخانه‌ای تک انرژی تولید شده توسط کد MCNPX و ابزار شبکه عصبی نرم‌افزار MATLAB نسخه‌ی R2020a، سعی شده است تا طیف گامای سوسوزن پلاستیک بازیابی شود [۵ و ۴]. آشکارساز شبیه‌سازی شده، یک آشکارساز سوسوزن پلاستیک (با فرمول شیمیایی  $C_{11}H_{11}$ ) استوانه‌ای با ابعاد ۲ در ۲ اینچی (۵/۰۸ سانتی‌متر) می‌باشد که دارای روکش آلومینیومی با ضخامت ۳ میلی‌متر است (چگالی سوسوزن  $\frac{g}{cm^3}$  ۱/۰۳۲۰ و چگالی آلومینیوم  $\frac{g}{cm^3}$  ۲/۶۰۸۹ در نظر گرفته شده است). هم‌چنین چشمه گاما به صورت نقطه‌ای در نظر گرفته شده و در فاصله‌ی ۰/۶۲cm از آشکارساز قرار دارد. ماتریس پاسخ شامل ۱۴۵ پاسخ آشکارساز به طیف‌های تک انرژی گاما (تالی F8) در بازه انرژی ۱۲۰keV تا ۳۰۰۰keV است که برای ورودی شبکه استفاده شده است (شکل ۱). هر طیف نیز دارای ۵۱۲ کانال (گروه انرژی) می‌باشد. بازه‌ی انرژی صفر تا ۳۰۰۰keV به ۱۲ گروه انرژی (فاصله‌ی انرژی ۲۵۰keV) تقسیم شده است.



شکل ۱: پاسخ آشکارساز سوسوزن پلاستیک به ۱۴۵ چشمه گاما تک انرژی (ماتریس پاسخ).

به ازای هر کدام از ۱۴۵ ورودی، خروجی متناظر با این ۱۲ گروه انرژی، آماده شده است که به عنوان خروجی وارد شبکه می‌شود.

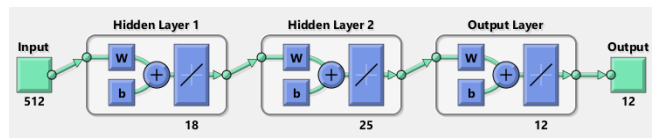
در ورودی برنامه‌ی MCNPX نوشته شده، آشکارساز با توجه به اندازه و مواد تشکیل دهنده‌ی آن در کنار یک چشمه‌ی نقطه‌ای (با مشخصات و فاصله‌ی اشاره شده) در نظر گرفته شد (شکل ۲). به کمک کارت‌های `vec` و `dir` که مربوط به مشخصات چشمه هستند، تابش چشمه به صورت باریکه و به سمت آشکارساز در نظر گرفته شد. فضای اطراف چیدمان آزمایش نیز خلاء قرار گرفت.



شکل ۲: نمایی از قرارگیری آشکارساز و چشمه‌ی نقطه‌ای که به کمک نرم‌افزار `xming` رسم شده است.

به منظور سهولت در استفاده از متغیرهای شبکه عصبی، از روش کد (و نه از بسته `nntool`) در نرم‌افزار متلب برای تشکیل و تمرین شبکه‌ی عصبی کمک گرفته شده است. کد اولیه به کمک پنجره‌ی `nftool` قابل دسترسی است. برای استفاده‌ی بهتر از کد شبکه‌ی عصبی نرم‌افزار متلب باید در قسمت `Create a Fitting Network` برای ساخت شبکه به جای استفاده از `fitnet` از تابع `newff` بهره برد. به کمک این تابع می‌توان توابع انتقال بیشتری که در نرم‌افزار متلب موجوداند (مانند `satlin`, `satlins`, `radbas` و نظایر آن‌ها) را فراخوانی کرد (در شبکه عصبی مصنوعی پژوهش حاضر از تابع آموزش `trainlm` استفاده شده است). تعداد لایه‌ها و نورون‌های هر لایه و توابع انتقال، بر اساس آزمون و خطا تعیین شده‌اند. شبکه عصبی ساخته شده دارای ۳ لایه یعنی دو لایه‌ی پنهان و یک لایه‌ی خروجی می‌باشد (شکل ۳). لایه‌ی خروجی دارای ۱۲ نورون است که متناظر با ۱۲ گروه انرژی داده‌های خروجی می‌باشند. لایه‌ی اول دارای ۱۸ و لایه‌ی دوم دارای ۲۵

نورون است. همچنین در تمام لایه‌ها از تابع انتقال purelin استفاده شده است.



شکل ۳: طرحی کلی از ساختار شبکه‌ی عصبی تشکیل شده.

طیف‌هایی که برای بازیابی از آن‌ها استفاده شده، طیف‌هایی هستند که از برهم‌نهی طیف گاماها تک انرژی و برای امتحان کردن شبکه عصبی مصنوعی به صورت دستی ایجاد شده‌اند. در صورت تولید کتابخانه طیف‌های تک‌انرژی با لحاظ نمودن ترابرد نور، می‌توان طیف‌های تجربی را بازیابی نمود.

#### ۴- نتیجه‌گیری

تا به امروز بازیابی طیف در بیشتر مطالعات برای طیف‌های نوترونی صورت گرفته است. ولی در این مطالعه، بازیابی برای طیف انرژی گاما انجام شده بنابراین امکان مقایسه مستقیم بین این دو نوع وجود ندارد. در مقالات متعددی از شبکه عصبی برای بازیابی طیف انرژی نوترون استفاده شده است. تعداد لایه‌ها و تعداد نورون‌های هر لایه، هم‌چنین نوع تابع به کار رفته در هر تابع به واسطه‌ی آزمون و خطا بدست می‌آید. با تکرار این آزمون و خطا، به همراه داده‌های بیشتر، امکان رسیدن به یک شبکه عصبی کارآمدتر بیشتر می‌شود. هم‌چنین با استفاده از یک زبان برنامه نویسی کارآمدتر (مانند پایتون) به جای متلب که برنامه‌ای سنگین محسوب می‌شود، می‌توان با سیستم‌های نه چندان قوی نیز از تعداد داده‌های بیشتری برای آموزش شبکه استفاده کرد و با کاهش بازه‌ی انرژی، دقت شبکه را بالا برد.

#### مرجع‌ها

- [۱] Koochi-Fayegh, R., Green, S., M.C., 2001. A comparison of neutron spectrum unfolding codes used with a miniature NE213 detector. Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A, 460, pp.391-400.
- [۲] Cao, Ch., Gan, Q., Song, J., Long, P., Wu, B., Wu, Y., 2020. A two-step neutron spectrum unfolding method for fission reactors based on artificial neural network. Annals of Nuclear Energy 139 (2020) 107219.
- [۳] Ghaemifard, M., Ghal-Eh, N., Izadi Najafabadi, R., R. Vega-Carrillo, H., 2020. Angular distribution of scattered neutrons as a tool for soil moisture measurement: A feasibility study. Applied Radiation and Isotopes, 160, p.p.109131.
- [۴] Lee, P., Dang, J., Kim, H., Kwon, H., 2020. Unfolding Plastic Detector Responses to White and Mono-energetic Neutrons Based on Artificial Neural Networks. Journal of the Korean Physical Society, Vol. 75, No. 11, December 2019, pp. 878~881.
- [۵] Sahiner, H., Liu, X., 2020. Gamma spectral analysis by artificial neural network coupled with Monte Carlo simulations. Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment, 953, p.163062.

#### ۳- بحث و نتایج

شبکه‌ی آموزش دیده شده، توسط ۷ طیف انرژی مجهول، مورد آزمایش قرار گرفت (۲ طیف گاما تک انرژی، ۳ طیف گاما دو انرژی و ۲ طیف گاما ۳ انرژی). خطای نسبی کلی بدست آمده از ۷ طیف انرژی، برابر با ۳/۸ درصد و مقدار رگرسیون کلی بدست‌آمده برای داده‌ها نیز ۰/۹۸ است. در جدول ۱ نتایج بازیابی دو طیف به همراه درصد خطای نسبی آن‌ها قابل مشاهده است. با صفر در نظر گرفتن مقادیر بازیابی کوچک‌تر از ۰/۰۳، نتایج قابل قبولی بدست می‌آیند.

جدول ۱: نتایج بدست آمده برای دو طیف، یکی متشکل از انرژی‌های ۳۶۰ و ۲۱۲۰ keV و دیگری با انرژی‌های ۲۲۰ و ۶۷۰ و ۱۲۰۰ keV به ترتیب با خطای کلی نسبی ۱/۲ و ۲/۹ درصد. مقادیر به ۱ بهنجار شده‌اند. واحد گروه‌های انرژی keV است. مقادیر منفی یا خیلی کوچک، جزو داده‌های پرت بازیابی محسوب می‌شوند.

گروه انرژی	طیف با دو انرژی گاما			طیف با سه انرژی گاما		
	مقادیر اصلی	مقادیر بازیابی	خطای نسبی (درصد)	مقادیر اصلی	مقادیر بازیابی	خطای نسبی (درصد)
۱۲۵	۰	-۰/۰۰۵۵	-	۰/۳۳۳۳	۰/۳۲۴۲	۲/۷۴
۳۷۵	۰/۲۵	۰/۲۵۱۳	۰/۵۳	۰	۰/۱۴۵	-
۶۲۵	۰	۰/۰۰۸۲	-	۰/۳۳۳۳	۰/۳۲۴۳	۲/۷۱
۸۷۵	۰	-۰/۰۱۴۷	-	۰	۰/۰۰۶۸	-
۱۱۲۵	۰	۰/۰۲۴۷	-	۰/۳۳۳۴	۰/۳۴۴۲	۳/۲۶
۱۳۷۵	۰	-۰/۰۱۱۶	-	۰	-۰/۰۱۲۹	-
۱۶۲۵	۰	-۰/۰۱۶۷	-	۰	-۰/۰۰۲۹	-
۱۸۷۵	۰	۰/۰۰۶۸	-	۰	-۰/۰۰۴۵	-
۲۱۲۵	۰/۷۵	۰/۷۶۴۰	۱/۸۶	۰	۰/۰۰۸۰	-
۲۳۷۵	۰	-۰/۰۲۲۸	-	۰	-۰/۰۰۱۷	-
۲۶۲۵	۰	۰/۰۲۲۱	-	۰	۰/۰۰۴۵	-
۲۸۷۵	۰	-۰/۰۰۵۹	-	۰	-۰/۰۰۴۵	-