

Ứng dụng mạng nơtron nhân tạo vào nhận dạng xung nơtron/gamma cho đầu dò nhấp nháy EJ301

Phan Văn Chuân^{1,*}, Nguyễn Xuân Hải², Nguyễn Ngọc Anh², Phạm Xuân Hải², Mai Xuân Phong², Phạm Đình Khang³, Trương Văn Minh⁴, Dương Thanh Tài⁵, Lưu Thị Hoàng Duyên⁶



Use your smartphone to scan this QR code and download this article

¹Khoa Vật lý và Kỹ thuật Hạt nhân, Trường Đại học Đà Lạt, Đà Lạt, Lâm Đồng, Việt Nam

²Viện Nghiên cứu Hạt nhân Đà Lạt, Đà Lạt, Lâm Đồng, Việt Nam

³Viện Vật lý kỹ thuật, Trường Đại học Bách Khoa Hà Nội, Hà Nội, Việt Nam

⁴Khoa Sư phạm Khoa học Tự nhiên, Trường Đại học Đồng Nai, Đồng Nai, Việt Nam

⁵Khoa Điện Điện tử, Trường Đại học Sư Phạm kỹ Thuật - TP.HCM, TP-HCM, Việt Nam

⁶Trường Cao đẳng Kinh Tế - Kỹ Thuật Lâm Đồng, Đà Lạt, Lâm Đồng, Việt Nam

Liên hệ

Phan Văn Chuân, Khoa Vật lý và Kỹ thuật Hạt nhân, Trường Đại học Đà Lạt, Đà Lạt, Lâm Đồng, Việt Nam

Email: chuanpv@dlu.edu.vn

Lịch sử

- Ngày nhận: 11-01-2021
- Ngày chấp nhận: 14-4-2021
- Ngày đăng: 30-4-2021

DOI: 10.32508/stdjet.v4i2.803



Bản quyền

© ĐHQG Tp.HCM. Đây là bài báo công bố mở được phát hành theo các điều khoản của the Creative Commons Attribution 4.0 International license.



TÓM TẮT

Các detector nhấp nháy đo nơtron thường nhạy với cả bức xạ gamma. Vì vậy, nhận biết chính xác các xung do nơtron hay gamma tạo ra từ các detector này có vai trò quyết định độ tin cậy của kết quả đo bức xạ nơtron dùng detector nhấp nháy. Để nâng cao khả năng phân biệt dạng xung, nhiều kỹ thuật phân biệt dạng xung đã được nghiên cứu phát triển và ứng dụng. Trong nghiên cứu này, một cấu hình cơ bản của mạng nơtron nhân tạo (MNRNT) với số phần tử của mạng được thiết kế tối giản và tương ứng với các đặc điểm nhận dạng của xung nơtron và gamma thu được từ một detector nhấp nháy EJ-301. Nguyên tắc cực tiểu sai số đã được ứng dụng trong thiết kế, vì vậy mặc dù MNRNT có cấu hình tối thiểu nhưng vẫn không ảnh hưởng đến độ chính xác của kết quả nhận dạng. Thử nghiệm cho thấy với thiết kế như vậy, MNRNT có khả năng nhận diện chính xác cao hơn so với phương pháp tích phân diện tích (TPĐT). Với các xung đo trên nguồn ⁶⁰Co, MNRNT đã nhận diện chính xác đến 98,60% các xung trong vùng năng lượng tương đương 50 , 2000 keVee (keV electron equivalent), và đạt 95,59% với các xung trong vùng năng lượng thấp 50 , 150 keVee. Kết quả này cho thấy với các thiết bị đo bức xạ có phần cứng nhỏ, vẫn có thể ứng dụng được các phương pháp trí tuệ nhân tạo để nâng cao khả năng nhận diện và phân tích các sự kiện đo.

Từ khóa: Phân biệt dạng xung, mạng nơtron, ghi đo nơtron

MỞ ĐẦU

Nơtron là một trong những bức xạ có vai trò quan trọng trong khoa học công nghệ hạt nhân. Nhiều ứng dụng trên chùm nơtron đã được nghiên cứu và áp dụng như: kiểm tra chất lượng công trình xây dựng, kiểm tra chất lượng sản phẩm, phân tích kích hoạt, hay đo tiết diện tương tác của nơtron với hạt nhân trong nghiên cứu cơ bản,... là những nghiên cứu được tiến hành ở nhiều phòng thí nghiệm trên thế giới¹. Tuy nhiên, việc ghi đo nơtron không đơn giản như các loại bức xạ gamma, alpha hay beta, do luôn có bức xạ gamma phát kèm theo. Do đó, việc xác định chính xác tỉ lệ hoặc nhận diện được bức xạ gamma/nơtron phát ra từ nguồn luôn là yêu cầu trong các nghiên cứu và ứng dụng bức xạ nơtron.

Bức xạ nơtron/ gamma có thể được nhận dạng thông qua các đặc điểm về dạng của xung được tạo ra từ đầu dò. Đối với các đầu dò chứa khí, bức xạ gamma thường để lại năng lượng ít hơn nhiều so với nơtron, do đó có thể dựa vào biên độ xung để nhận dạng các xung gamma được đầu dò ghi nhận²⁻⁴. Đối với đầu dò nhấp nháy (ví dụ như đầu dò EJ-301), xung được tạo ra có hình dạng khác nhau đối với bức xạ gamma hay nơtron. Các xung do nơtron tạo ra có tỉ lệ thành phần phân rã chậm lớn hơn so với xung gamma, nên

phần đuôi xung nơtron sẽ kéo dài hơn so với xung gamma có cùng biên độ^{1,5-7}. Đã có nhiều nghiên cứu về nhận dạng nơtron/gamma dựa trên hình dạng xung cho các đầu dò nhấp nháy, được gọi chung là các phương pháp phân biệt dạng xung (PBDX)⁵⁻¹¹. Mặc dù đã có nhiều phương pháp nhưng hiệu quả phân biệt dạng xung trong vùng năng lượng thấp (< 150 keVee) của các phương pháp truyền thống như phân biệt ngưỡng, tích phân diện tích, thời gian vượt ngưỡng, độ dốc xung,... vẫn còn kém hiệu quả. Điều này do ba nguyên nhân chính: ở vùng biên độ xung thấp, tỉ lệ nhiễu điện tử so với biên độ cao hơn; số photon sinh ra trong chất nhấp nháy ít hơn dẫn đến sai số thống kê biên độ nhiều hơn và hiện tượng chống chấp xung ảnh hưởng lớn đến hình dạng xung trong vùng biên độ thấp. Do đó cần phải phát triển và ứng dụng các phương pháp nhận diện mới để cải thiện khả năng nhận diện các xung do nơtron/ gamma tạo ra ở vùng biên độ thấp.

Gần đây, mạng nơtron nhân tạo (MNRNT) đã được ứng dụng rất thành công trong các bài toán phân nhóm đối tượng, và đặc biệt hiệu quả đối với những đối tượng có các đặc điểm nhận dạng phức tạp¹². Mặc dù MNRNT đã được nghiên cứu ứng dụng vào nhận dạng xung nơtron/gamma¹³⁻¹⁶, nhưng các nghiên

Trích dẫn bài báo này: Chuân P V, Hải N X, Anh N N, Hải P X, Phong M X, Khang P D, Minh T V, Tài D T, Duyên L T H. **Ứng dụng mạng nơtron nhân tạo vào nhận dạng xung nơtron/gamma cho đầu dò nhấp nháy EJ301.** *Sci. Tech. Dev. J. - Eng. Tech.*; 4(2):910-919.

cứ này sử dụng các cấu hình mạng khác nhau, ví dụ như: trong nghiên cứu của C. Fu và cộng sự (2018)¹³ sử dụng 1 lớp ẩn với 50 nơon; E. Ronchi và cộng sự (2009) sử dụng cấu hình mạng 2 lớp ẩn (20 x 5 nơon)¹⁵ nên để có thể ứng dụng cần phải có các nghiên cứu đánh giá cụ thể. Các nghiên cứu ứng dụng mạng nơon để nhận dạng neutron/gamma hiện nay đang sử dụng mô hình MNRNT có kích thước lớn; các ứng dụng này cần một cấu hình phần cứng mạnh để thực hiện. Do đó, các đánh giá hiệu quả phân biệt dạng xung neutron/gamma nhằm cực tiểu cấu hình vẫn là những nghiên cứu hết sức có ý nghĩa.

Bài viết này trình bày những kết quả đạt được trong ứng dụng phương pháp MNRNT với cấu hình tối thiểu vào nhận dạng xung neutron/ gamma cho đầu dò nhấp nháy EJ-301. Cấu hình được thiết kế chỉ có 1 lớp ẩn gồm 15 nút và so sánh đồng thời với phương pháp tích phân diện tích (TPĐT). Cấu trúc dưới đây của bài viết gồm 4 phần. Phần phương pháp: trình bày phương pháp TPĐT, MNRNT và cách đánh giá; phần thực nghiệm: trình bày cấu hình thu nhận dữ liệu, xây dựng chương trình thực hiện thuật toán TPĐT và MNRNT; phần kết quả và thảo luận: trình bày các kết quả từ phương pháp TPĐT và MNRNT, so sánh và bình luận kết quả trên cùng tập xung neutron/gamma; và phần kết luận.

PHƯƠNG PHÁP

Phương pháp TPĐT

Về cơ bản, phương pháp TPĐT dựa vào phép so sánh tỉ lệ giữa thành phần phân rã chậm và nhanh^{7,10,17,18}. Do xung neutron có tỉ lệ thành phần phân rã chậm (phần đuôi xung) lớn hơn so với xung gamma, nên đặc điểm này được sử dụng như một tham số để nhận diện xung neutron/gamma. Trong phương pháp này, phần diện tích giữa xung đo với đường cơ sở được tính toán trên hai cửa sổ có chiều dài khác nhau được gọi là S_{total} và S_{tail} (xem Hình 1). Tỉ số S_{tail}/S_{total} được sử dụng làm tham số phân biệt xung neutron/gamma. Nhìn chung, hiệu quả phân biệt neutron/gamma phụ thuộc vào chiều dài của các cửa sổ để tính S_{total} và S_{tail} ^{7,10,18}. Trong mỗi hệ đo thực nghiệm, hiệu quả phân biệt neutron/gamma được tối ưu bằng cách thay đổi các điểm tính t_2 và t_3 như được mô tả trong Hình 1. Về cơ bản, phương pháp TPĐT cần thực hiện các bước tính toán như sau cho mỗi xung số hóa:

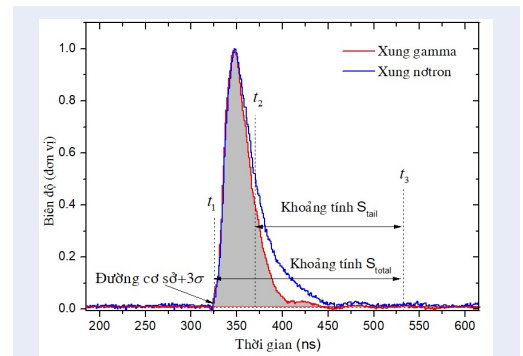
Bước 1. Tính giá trị đường cơ sở: đường cơ sở của mỗi xung được xác định bằng cách tính trung bình 100 mẫu đầu tiên trên tín hiệu số hóa (do trong nghiên cứu này tất cả số liệu số hóa của mỗi xung đều có 300 mẫu trước điểm bắt đầu của xung); đồng thời σ (là giá trị độ lệch chuẩn của đường cơ sở) cũng được xác định.

Bước 2. Xác định điểm khởi đầu của xung đo: t_1 được xác định là điểm mà ở đó giá trị của mẫu bắt đầu vượt qua giá trị $+3\sigma$ của đường cơ sở.

Bước 3. Tính S_{total} và S_{tail} : S_{total} là diện tích nằm giữa xung đo với đường cơ sở, được tính từ điểm bắt đầu của xung (t_1) đến điểm kết thúc xung (t_3); S_{tail} là diện tích nằm giữa xung đo với đường cơ sở, được tính từ điểm t_2 đến t_3 của xung. Trong nghiên cứu này, điểm t_2 và t_3 đã được tối ưu bằng cách cực đại hệ số phẩm chất hình ảnh (Figure of Merit - FoM) khi thay đổi t_2 và t_3 . Điểm tối ưu của t_2 và t_3 được xác định lần lượt là 25 ns và 180 ns sau đỉnh xung, giá trị này có thể thay đổi khi sử dụng các detector khác.

Bước 4. Tính tham số phân biệt: tỉ số S_{tail}/S_{total} được sử dụng làm tham số phân biệt xung neutron/gamma và được tính theo công thức sau:

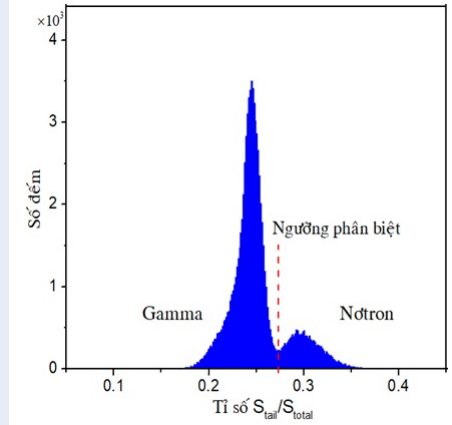
$$TSPBDX_{TPDT} = \frac{S_{tail}}{S_{total}} \quad (1)$$



Hình 1: Các điểm tính S_{total} và S_{tail} cho mỗi xung trong phương pháp TPĐT

Phương pháp MNRNT

Phương pháp MNRNT là một trong những ứng dụng trí tuệ nhân tạo để nhận dạng xung neutron/gamma^{13,15}. Về cơ bản MNRNT có chức năng như một hàm phi tuyến, với đầu vào là các đặc điểm được sử dụng như các tham số để nhận dạng và đầu ra là giá trị cho biết đối tượng thuộc nhóm nào¹². Để ứng dụng MNRNT trong nhận dạng xung neutron/gamma, MNRNT cần được cấu hình và tối ưu bằng quá trình huấn luyện thông qua một tập dữ liệu đã biết - gọi là “tập huấn luyện”. Dữ liệu huấn luyện gồm tập đầu vào mà mỗi phần tử là một đặc trưng cho một loại xung đã biết và một thẻ được gán giá trị tương ứng với các xung đó. MNRNT thường được huấn luyện theo kiểu có giám sát dựa trên một tập huấn luyện^{12,13,15}. Sau khi được tối ưu, MNRNT sẽ được sử dụng để phân nhóm cho các xung đo. Để



Hình 2: Phân bố thống kê S_{tail}/S_{total} trong phương pháp TPĐT với ngưỡng 100 keVee

phân nhóm các xung đo, đầu vào của MNRNT bao gồm các đặc điểm của xung được trích xuất tương tự như đầu vào của tập dữ liệu sử dụng để huấn luyện. Kết quả nhận được từ đầu ra của MNRNT là giá trị mà dựa vào đó có thể phân nhóm cho các xung.

Cấu trúc tổng quát của MNRNT sử dụng trong nghiên cứu này được trình bày trên Hình 3, bao gồm: lớp vào, một lớp ẩn và một lớp ra.

Lớp đầu vào có dạng $véc\ tơ\ X=[x_1, x_2, \dots, x_{112}]^T$, gồm các tham số đặc trưng của xung đo. Kích thước và các tham số đặc trưng của $véc\ tơ$ đầu vào sẽ ảnh hưởng đến hiệu quả nhận dạng xung. Để giảm kích thước đầu vào cho MNRNT, chỉ trích xuất các đặc điểm khác nhau rõ ràng giữa xung neutron và gamma. Hai ma trận trọng số W_1 và W_2 cùng với các $véc\ tơ$ ngưỡng b_1 và b_2 được sử dụng cho lớp vào và lớp ẩn. Hàm kích hoạt phi tuyến thông dụng tanh() được sử dụng để biến đổi các giá trị tính toán được từ lớp đầu vào cho lớp ẩn. Việc lựa chọn số lớp ẩn và số nơron ẩn là bài toán khó khăn trong các ứng dụng. Nếu số lớp và số nơron ẩn quá ít, mạng không có khả năng học hỏi để phân loại xung. Nhưng nếu số nơron quá lớn, khối lượng tính toán nhiều dẫn đến việc huấn luyện cho mạng mất rất nhiều thời gian. Trong nghiên cứu này, chúng tôi đã xây dựng MNRNT với một lớp ẩn và số nơron được tối ưu bằng cách khảo sát hiệu quả phân loại chính xác dựa trên một tập xung gamma (từ nguồn ^{60}Co). Mô hình MNRNT được tối ưu bằng cách sử dụng số nơron nhỏ ban đầu và tăng dần cho những lần khảo sát sau. Từ kết quả khảo sát, số nơron của lớp ẩn đã được chọn là 15, do tỉ lệ nhầm lẫn gần như không thay đổi khi tăng thêm số nơron. Ở lớp đầu ra, hàm kích hoạt phi tuyến tanh() sẽ biến đổi kết quả từ đầu ra của lớp ẩn làm kết quả cuối cùng. Kết

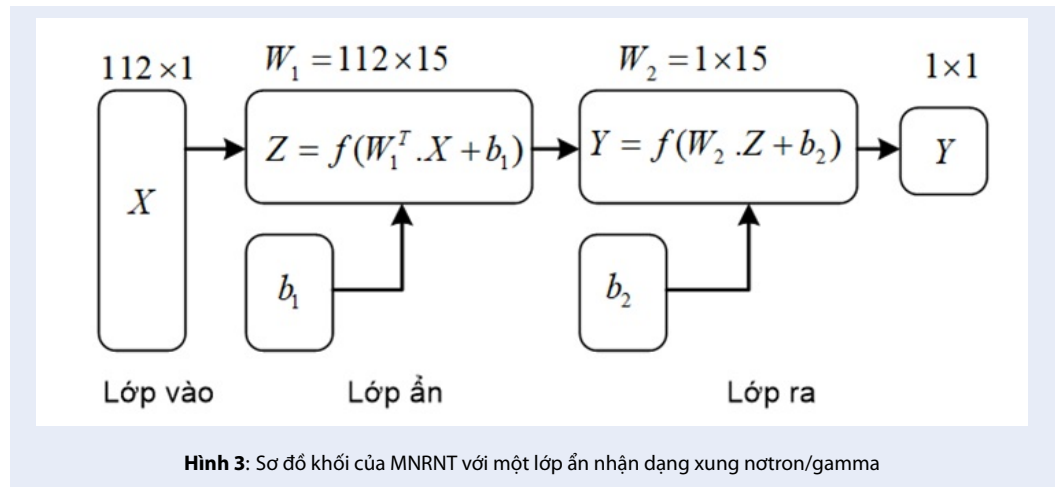
quả này được sử dụng như là tham số để phân nhóm cho các xung. Do chỉ sử dụng với mục đích phân biệt neutron/gamma và đánh giá khả năng ứng dụng trên các phần cứng có tài nguyên nhỏ nên MNRNT được xây dựng có một đầu ra duy nhất; giá trị của đầu ra được so sánh với một “ngưỡng phân biệt” để phân loại xung vào một trong hai nhóm: là gamma nếu giá trị nằm trong $[-1, 0]$; là neutron nếu giá trị nằm trong $(0, 1]$. Ngưỡng phân biệt tốt nhất cũng có thể được xác định thông qua đường đặc trưng vận hành (ROC-receiver operating curve) được trình bày trong mục “đánh giá”.

Dữ liệu $véc\ tơ$ đầu vào $X = [x_1, x_2, \dots, x_{112}]^T$ bao gồm các đặc trưng được trích xuất từ xung đo để nhận dạng xung đó là gamma hay neutron. Với các xung từ detector EJ-301 trong nghiên cứu này, hình dạng xung neutron và gamma khác nhau trong khoảng từ đỉnh đến 200 ns ở phần đuôi xung (xem Hình 1), nên vùng này được sử dụng làm khoảng nhận dạng xung (vùng PII) và để tính $véc\ tơ$ đầu vào cho MNRNT. Phần đầu của $véc\ tơ\ X$ gồm x_1, x_{100} là các mẫu thô trong vùng PII (với chu kỳ lấy mẫu 2 ns); phần thứ hai x_{101}, x_{110} gồm diện tích của các đoạn thu được bằng cách chia PII thành 10 đoạn bằng nhau (mỗi đoạn 20 ns) và tính diện tích tương ứng cho mỗi đoạn; phần thứ ba x_{111} là tỉ số giữa diện tích xung và biên độ của xung; phần thứ tư x_{112} là diện tích của đuôi xung.

Dữ liệu sử dụng huấn luyện mạng gồm hai tập: tập đầu vào gồm các $véc\ tơ$ đặc trưng $X_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{i112}]^T$, được xây dựng từ các xung neutron/gamma đã biết; tập đích gồm các thẻ T_i (được gán các giá trị: -1 cho xung gamma; 1 cho xung neutron); các thẻ này được sắp xếp tương ứng với $véc\ tơ\ X_i$ của xung đã biết trong tập vào. Kích thước của tập huấn luyện được lựa chọn phù hợp để mạng đạt được hiệu quả tốt, các nghiên cứu của B. Claudia và cộng sự (2013)¹⁹ đã chỉ ra mối liên hệ giữa số nơron trong lớp ẩn và kích thước tập huấn luyện. Với 15 nơron trong lớp ẩn được xây dựng cho MNRNT trong nghiên cứu này, chúng tôi đã lựa chọn kích thước của tập mẫu gồm 100.000 xung neutron và gamma với ngưỡng năng lượng 50 keVee. Trong đó: 50.000 xung gamma được chọn ngẫu nhiên từ tập xung đo trên nguồn ^{60}Co ; và 50.000 xung neutron được chọn ra từ phân loại TPĐT trên 250.000 xung đo từ nguồn ^{252}Cf . Các $véc\ tơ\ X_i$ và thẻ T_i tương ứng đã được sắp xếp ngẫu nhiên trong tập huấn luyện.

Đánh giá

Hiệu quả nhận dạng xung neutron và gamma của phương pháp TPĐT và MNRNT được đánh giá trên cùng một tập xung gamma thông qua tham số tỉ



lệ nhầm lẫn. Trong mỗi phương pháp, một giá trị ngưỡng cho đầu ra được chọn để phân loại các xung neutron/gamma thành hai nhóm. Giá trị của ngưỡng phân biệt được chọn sẽ ảnh hưởng rất lớn đến độ chính xác trong quá trình phân nhóm. Đối với phương pháp TPĐT, ngưỡng phân biệt được chọn bằng cách xác định điểm thấp nhất nằm giữa hai phân bố thống kê của S_{tail}/S_{total} (xem trong Hình 2). Đối với hệ đo thực nghiệm trong nghiên cứu này, giá trị ngưỡng đã được xác định là 0,27. Giá trị này có thể thay đổi đối với các hệ đo khác nhau. Ngưỡng phân biệt trong phương pháp MNRNT có thể được chọn là điểm 0 (điểm nằm giữa giá trị -1 và 1 của T_i trong quá trình huấn luyện). Tuy nhiên, ngưỡng này có thể thay đổi do quan hệ vào/ra của MNRNT không tuyến tính. Để đánh giá và chọn được ngưỡng phân biệt tốt nhất cho MNRNT, đường ROC dựa trên các tỉ lệ phân nhóm sai và đúng theo ngưỡng phân biệt đã được xây dựng^{13,20}. Giả sử phân bố tham số nhận dạng xung của tập neutron và gamma đối với một phương pháp có dạng như Hình 4 (a). Với một tập gồm các xung neutron và gamma khi sử dụng một ngưỡng để phân nhóm, một xung được nhận dạng sẽ thuộc một trong bốn kiểu sau:

- Xung neutron thực (TN) - trường hợp xung neutron được phân nhóm chính xác;
- Xung gamma thực (TG) - trường hợp xung gamma được phân nhóm chính xác;
- Xung neutron nhầm (FN) - trường hợp xung gamma nhưng được phân nhóm thành neutron;
- Xung gamma nhầm (FG) - trường hợp xung neutron nhưng được phân nhóm thành gamma.

Đường ROC trong trường hợp này mô tả mối quan hệ giữa hai tham số: tỉ lệ neutron được nhận dạng chính

xác (TNR) và tỉ lệ gamma bị nhận dạng nhầm thành neutron (FNR); được định nghĩa theo các phương trình (2).

$$TNR = \frac{TN}{TN + FG}; FNR = \frac{FN}{TG + FN} \quad (2)$$

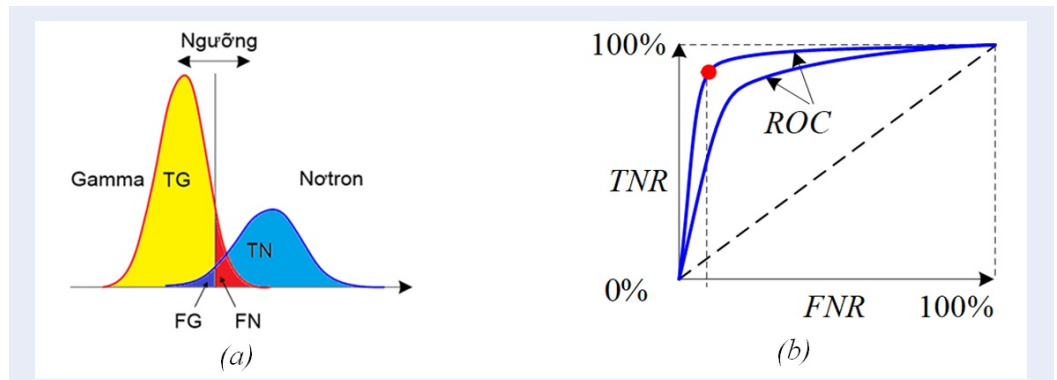
Tại mỗi ngưỡng phân biệt, giá trị của TNR và FNR được xác định theo phương trình (2). Tập hợp các cặp điểm này tạo thành một đường ROC có dạng như Hình 4 (b). Nói chung, nếu đường ROC bám sát trục TN trước khi đạt tới giới hạn 1 thì khả năng phân loại của phương pháp càng chính xác. Ngược lại, nếu đường ROC càng gần với đường thẳng nối điểm (0,0) với điểm (1,1) trên mặt phẳng đồ thị thì bị xem là không đáng tin cậy. Dựa trên đường ROC, có thể lựa chọn điểm cắt sao cho hiệu quả phân biệt neutron/gamma được tối ưu. Điểm tối ưu thường được chọn tương ứng với điểm gãy (phía trên góc bên trái) của đường ROC.

THỰC NGHIỆM

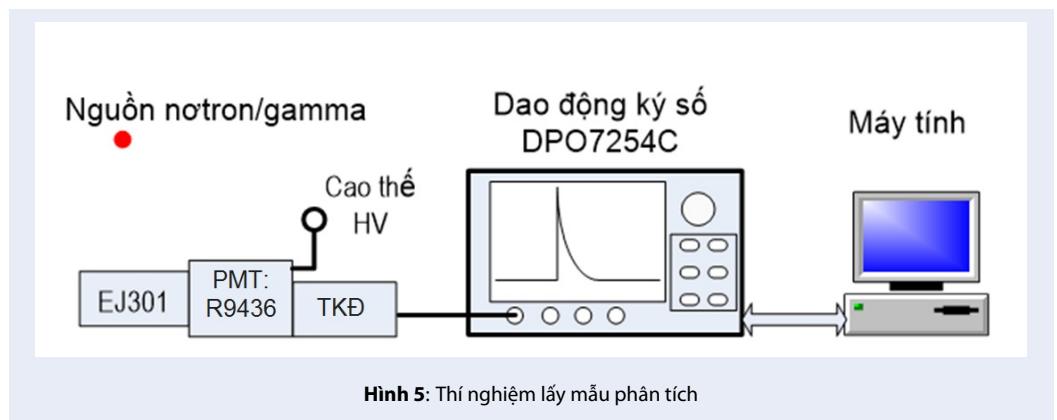
Thu nhận dữ liệu

Để đánh giá khả năng nhận diện xung neutron/gamma của MNRNT, chúng tôi sử dụng cấu hình thực nghiệm như trình bày trên Hình 5.

Thiết bị trong cấu hình thực nghiệm gồm: detector EJ-301 (gồm đầu nhấp nháy EJ-301 ghép nối với ống nhân quang điện R9436 của Hamamatsu và tiền khuếch đại (TKĐ))²¹; nguồn cao thế HV được thiết lập ở -1200 V; dao động ký kỹ thuật số DPO7254C cho phép ghi lại các xung dưới dạng số hóa có phân giải 8 bit và được thiết lập tốc độ lấy mẫu 1 GSPs. Mỗi xung số hóa gồm các mẫu được ghi lại dưới dạng mảng một chiều. Tập xung dữ liệu gồm tập hợp các xung số hóa được lưu trữ dưới dạng mảng hai chiều và được xử lý bằng các chương trình nhận dạng xung trên máy tính.



Hình 4: Đường cong ROC để lựa chọn ngưỡng phân biệt neutron/gamma



Hình 5: Thí nghiệm lấy mẫu phân tích

Các nguồn gamma ^{60}Co (47,96 kBq), ^{137}Cs (43,97 kBq) và ^{22}Na (94,47 kBq) được sử dụng trong nghiên cứu này cho mục đích chuẩn năng lượng cho hệ đo và tạo số liệu cho việc đánh giá hiệu quả phân biệt xung neutron/gamma. Nguồn neutron ^{252}Cf ($1,05 \times 10^7$ Bq) cũng được sử dụng để tạo số liệu huấn luyện cho mạng MNRNT và đánh giá hiệu quả phân biệt. Các tập mẫu sau đã được ghi nhận:

- Mẫu cho chuẩn năng lượng, gồm 03 tập tương ứng với 10^6 xung được lấy mẫu với nguồn ^{60}Co ; 106 xung được lấy mẫu với nguồn ^{137}Cs , và 10^6 xung được lấy mẫu với nguồn ^{22}Na .
- Mẫu tạo xung huấn luyện (tập A), gồm 2 tập con tương ứng với 5×10^4 xung được lấy mẫu với nguồn ^{60}Co ; 2×10^5 xung được lấy mẫu với nguồn ^{252}Cf .
- Mẫu đánh giá nhầm lẫn (tập B), gồm 1 tập tương ứng với 2×10^6 xung được lấy mẫu với nguồn ^{60}Co .
- Mẫu để thử nghiệm (tập C), gồm 5×10^4 xung được lấy mẫu với nguồn ^{60}Co và 2×10^5 xung được lấy mẫu với nguồn ^{252}Cf .

Mẫu để so sánh hai phương pháp TPĐT và MNRNT (tập D), gồm 10^6 xung được lấy mẫu với nguồn ^{252}Cf .

Tiền xử lý xung

Tất cả các xung được sử dụng trong nghiên cứu này đều được lọc giảm nhiễu tần số cao bằng cách làm trơn 5 điểm trước khi phân tích.

Tạo tập huấn luyện cho MNRNT

Tập huấn luyện cho MNRNT được xây dựng từ tập A thông qua một chương trình LabVIEW trên máy tính. Đầu tiên, chương trình xác định vị trí đỉnh của mỗi xung được tính. Tiếp theo, x_{i1} , x_{i100} được gán bằng giá trị các mẫu của xung thô tương ứng, bắt đầu từ đỉnh xung và cách nhau 2 mẫu. Điều này có nghĩa là nếu đánh dấu mẫu tại đỉnh xung là P_{i1} , thì: $x_{ik} = P_{i2k}$ (với $k = 1 \div 100$). Tiếp theo, $x_{i101} \div x_{i110}$ được gán bằng các giá trị diện tích của các đoạn xung liên tiếp mà mỗi đoạn xung có chiều dài 20 ns (20 mẫu trên xung đo cho mỗi đoạn và bắt đầu từ đỉnh xung). Giá trị của x_{i111} được gán bằng tỉ số giữa diện tích xung với biên độ của xung. Cuối cùng giá trị x_{i112} được gán là diện tích đuôi xung (diện tích được tính từ đỉnh

đến đuôi xung, trong khoảng 200 ns). Tập đích T cũng được xác định cùng với X, mỗi giá trị T_i được xác định tương ứng với *véc tơ* X_i . Khi chương trình tính toán trên các xung gamma của tập A, T_i được gán giá trị “-1”, và được gán giá trị “1” đối với các xung neutron. Việc xác định các xung neutron từ tập A được thực hiện bằng chương trình TPĐT với thuật toán đã trình bày trong phần phương pháp.

Chương trình

Chương trình thực hiện thuật toán cho phương pháp TPĐT và MNRNT được xây dựng trên phần mềm Matlab 2018. Trong đó, chương trình TPĐT được xây dựng trên Matlab-Simulink; chương trình MNRNT được xây dựng trên Neural Network Toolbox. MNRNT được xây dựng với 112 biến đầu vào, một lớp ẩn (15 nơon ẩn) và một biến đầu ra sử dụng các hàm kích hoạt tanh() (Hình 6). Việc huấn luyện với 100.000 dữ liệu học mất khoảng 14 phút khi sử dụng một máy tính với cấu hình CPU Xeon(R) E5 2689 – 2,6 GHz, 64 GB RAM.

KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN

Tỉ lệ phân loại chính xác các xung neutron, gamma theo các ngưỡng phân biệt khác nhau được trình bày trên Hình 7. Đồ thị cho thấy đường ROC bám sát bên trục TNR và đường giới hạn TNR=1. Tại ngưỡng phân biệt không, tỉ lệ nhận dạng chính xác các xung neutron đạt 93,2% và tỉ lệ đóng góp của các xung gamma sang vùng nhận dạng các xung neutron chỉ 1,4% (tương ứng 98,6% các xung gamma được nhận diện đúng).

Kết quả áp dụng TPĐT và MNRNT cho tập số liệu D được trình bày trên Hình 8. Đồ thị phân bố tham số phân biệt dạng xung (PBDX) theo năng lượng cho thấy cả hai phương pháp có phân tách rõ ràng đối với vùng năng lượng trên 150 keVee; trong khi vùng năng lượng thấp dưới 150 keVee, các điểm tham số PBDX phân bố chồng lấn nhau. Điều này cho thấy tỉ lệ nhầm lẫn khi phân nhóm chủ yếu nằm trong vùng năng lượng thấp. So sánh Hình 8(a) và (b) cũng cho thấy rõ ràng tỉ lệ nhầm lẫn của phương pháp TPĐT lớn hơn nhiều so với phương pháp MNRNT.

Kết quả phân nhóm của phương pháp TPĐT và MNRNT đối với tập gamma (tập B) được trình bày trên Hình 9. Tỉ lệ nhầm lẫn của xung gamma sang vùng nhận dạng của neutron chỉ 1,40 % đối với phương pháp MNRNT; trong khi phương pháp TPĐT tỉ lệ này lên đến 7,45%. Điều này cho thấy, phương pháp TPĐT có tỉ lệ phân nhóm sai lớn hơn phương pháp MNRNT cỡ 5,32 lần. Tỉ lệ phân nhóm chính xác của MNRNT trong nghiên cứu này cũng đạt được tương đương như kết quả 1,4% trong nghiên cứu của C. Fu và các cộng

sự¹³ và 1,28% trong nghiên cứu của E. Ronchi và các cộng sự¹⁵.

Bảng 1 trình bày kết quả khảo sát tỉ lệ nhầm lẫn trong các vùng năng lượng khác nhau với nguồn ²⁵²Cf. Trong vùng khảo sát từ 50÷950 keVee, tỉ lệ nhầm lẫn lớn nhất tại vùng năng lượng thấp (50÷150 keVee); tỉ lệ này đạt 23,84% đối với phương pháp TPĐT và 4,41% (tương ứng 95,59% các xung gamma được nhận diện đúng) đối với MNRNT; nếu tính tỉ lệ trong vùng năng lượng thấp – là vùng có hiệu quả phân nhóm neutron/gamma chưa cao đối với các phương pháp truyền thống thì MNRNT đã đạt hiệu quả gấp 5,4 lần so với phương pháp TPĐT. Kết quả trình bày trên Bảng 1 cũng cho thấy tỉ lệ phân nhóm nhầm theo năng lượng của phương pháp MNRNT đều nhỏ hơn so với phương pháp TPĐT trong toàn dải đã khảo sát.

KẾT LUẬN

Trong nghiên cứu này, một cấu hình mạng nơon nhân tạo (MNRNT) có thiết kế với cấu hình giản thiểu đã được ứng dụng thành công trong nhận dạng xung neutron/gamma cho detector nhấp nháy EJ-301. Cấu hình đã nhận dạng chính xác đến 98,6% các xung gamma ở ngưỡng năng lượng trên 50 keVee. Kết quả này cho thấy, có thể ứng dụng MNRNT vào các hệ đo bức xạ neutron với cấu hình phần cứng giới hạn.

Cần lưu ý rằng, các nghiên cứu này được tiến hành trên các nguồn phóng xạ có hoạt độ trung bình thấp nên hiệu ứng chống chập của các xung đã bị bỏ qua.

LỜI CẢM ƠN

Nghiên cứu này được tài trợ bởi Quỹ phát triển khoa học và công nghệ Quốc gia (NAFOSTED) trong đề tài mã số 103.04-2019.388.

XUNG ĐỘT LỢI ÍCH

Nhóm tác giả xin cam đoan rằng không có bất kỳ xung đột lợi ích nào trong công bố bài báo.

ĐÓNG GÓP CỦA TÁC GIẢ

Phan Văn Chuẩn đưa ý tưởng viết bài, xử lý số liệu, đánh giá kết quả và viết bản thảo.

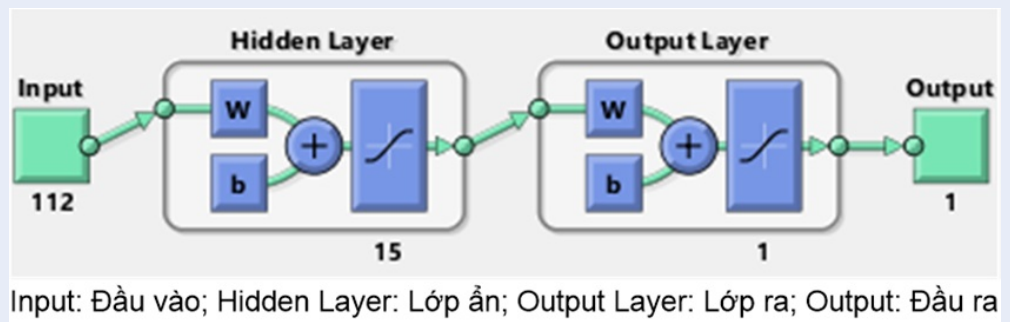
Nguyễn Xuân Hải tham gia vào việc đưa ra ý tưởng, phân tích kết quả và hiệu đính bản thảo.

Nguyễn Ngọc Anh xây dựng cấu hình thực nghiệm, thu thập bộ dữ liệu xung với các nguồn bức xạ sử dụng detector nhấp nháy EJ-301.

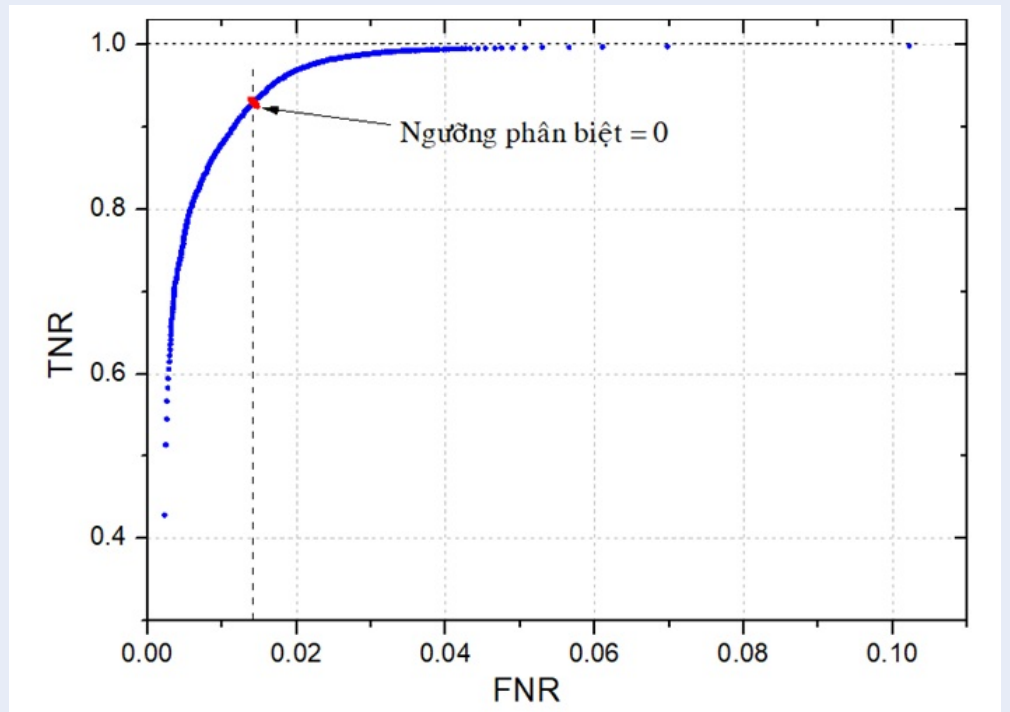
Phạm Xuân Hải xây dựng chương trình xử lý theo phương pháp TPĐT.

Mai Xuân Phong xây dựng chương trình xử lý theo phương pháp MNRNT.

Phạm Đình Khang tham gia xử lý dữ liệu và giải thích kết quả.



Hình 6: Chương trình MNRNT trong MatLab



Hình 7: Đường ROC thu được từ tập đánh giá của phương pháp MNRNT

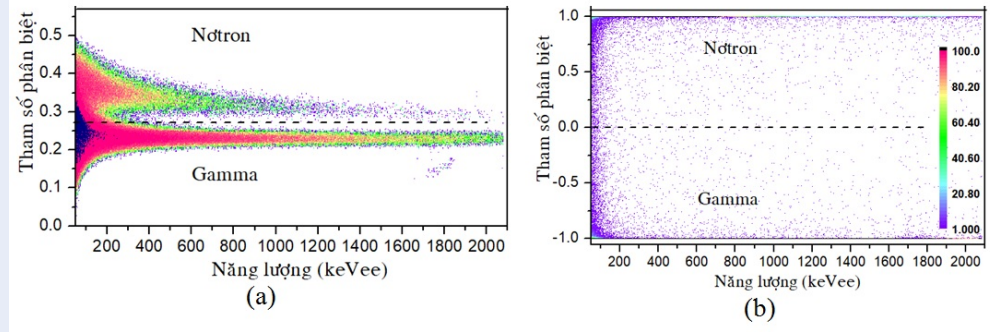
Trương Văn Minh xây dựng dữ liệu đầu vào cho chương trình MNRNT và phương pháp đánh giá.

Dương Thanh Tài tham gia xây dựng dữ liệu đầu vào cho chương trình MNRNT và TPĐT.

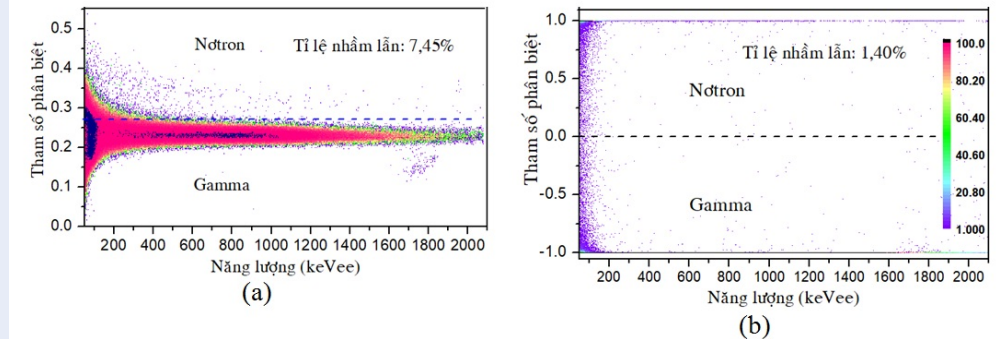
Lưu Thị Hoàng Duyên xử lý kết quả của phương pháp MNRNT.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Peurrung AJ. Recent developments in neutron detection. Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A. 2000;443:400–415. Available from: [https://doi.org/10.1016/S0168-9002\(99\)01165-1](https://doi.org/10.1016/S0168-9002(99)01165-1).
2. Knoll GF. Radiation Detection and Measurement, Third Edition. 2000;p. 816. PMID: 18081150. Available from: <https://doi.org/10.1002/hep.22108>.
3. Chandra R, Davatz G, Friederich H, Gendotti U, Murer D. Fast neutron detection with pressurized 4He scintillation detectors. J. Instrum. 2012;7. Available from: <https://doi.org/10.1088/1748-0221/7/03/C03035>.
4. Hawkes NP, Roberts NJ. Digital dual-parameter data acquisition for SP2 hydrogen-filled proportional counters. Radiat. Prot. Dosimetry. 2013;161:253–256. PMID: 24191120. Available from: <https://doi.org/10.1093/rpd/nct262>.
5. D'Mellow B, et al. Digital discrimination of neutrons and γ -rays in liquid scintillators using pulse gradient analysis. Nucl. Instruments Methods Phys. Res. Sect. A Accel. Spectrometers, Detect. Assoc. Equip. 2007;578(1):191–197. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.nima.2007.04.174>.
6. Marrone S, et al. Pulse shape analysis of liquid scintillators for neutron studies. Nucl. Instruments Methods Phys. Res. Sect. A Accel. Spectrometers, Detect. Assoc. Equip. 2002;490(1-2):299–307.



Hình 8: Phân bố tham số TPĐT theo năng lượng của xung khí đo trên nguồn ^{252}Cf : (a) Phương pháp TPĐT, (b) Phương pháp MNRNT



Hình 9: Phân bố tham số PBDX theo năng lượng của xung khí đo trên nguồn ^{60}Co : (a) Phương pháp TPĐT, (b) Phương pháp MNRNT

Bảng 1: Tỉ lệ nhầm lẫn khi đo trên nguồn ^{60}Co trong các vùng năng lượng từ 50 , 950 keVee

Vùng năng lượng (keVee)	Tỉ lệ nhầm lẫn (%)	
	TPĐT	MNRNT
50 - 150	23,84 ± 0,24	4,41 ± 0,04
150 - 250	11,18 ± 0,11	0,43 ± 0,01
250 - 350	5,69 ± 0,06	0,14 ± 0,01
350 - 450	2,23 ± 0,02	0,08 ± 0,01
450 - 550	1,34 ± 0,01	0,05 ± 0,01
550 - 650	0,62 ± 0,01	0,02 ± 0,01
650 - 750	0,33 ± 0,01	0,03 ± 0,01
750 - 850	0,19 ± 0,01	0,03 ± 0,01
850 - 950	0,15 ± 0,01	0,01 ± 0,01

7. Lang RF, et al. Improved pulse shape discrimination in EJ-301 liquid scintillators. *Nucl. Instruments Methods Phys. Res. Sect. A Accel. Spectrometers, Detect. Assoc. Equip.* 2017;856:26–31. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.nima.2017.02.090>.
8. Jastaniah SD, Sellin PJ. Digital pulse-shape algorithms for scintillation-based neutron detectors. *IEEE Trans. Nucl. Sci.* 2002;49(4):1824–1828. Available from: <https://doi.org/10.1109/TNS.2002.801674>.
9. Aryaeinejad R, et al. Development of a handheld device for simultaneous monitoring of fast neutrons and gamma rays. *IEEE Trans. Nucl. Sci.* 2002;49(4):1909–1913. Available from: <https://doi.org/10.1109/TNS.2002.801508>.
10. Sosa CS, Flaska M, Pozzi SA. Comparison of analog and digital pulse-shape-discrimination systems. *Nucl. Instruments Methods Phys. Res. Sect. A Accel. Spectrometers, Detect. Assoc. Equip.* 2016;826:72–79. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.nima.2016.03.088>.
11. TAKAKU D, et al. Development of Neutron-Gamma Discrimination Technique using Pattern-Recognition Method with Digital Signal Processing,” *Prog. Nucl. Sci. Technol.* 2011;1(0):210–213. Available from: <https://doi.org/10.15669/pnst.1.210>.
12. Schmidhuber J. Deep learning in neural networks: An overview. *Neural Networks.* 2015;61:85–117. PMID: 25462637. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2014.09.003>.
13. Fu C, et al. Artificial neural network algorithms for pulse shape discrimination and recovery of piled-up pulses in organic scintillators. *Ann. Nucl. Energy.* 2018;120:410–421. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.anucene.2018.05.054>.
14. Liu G, et al. An investigation of the digital discrimination of neutrons and γ rays with organic scintillation detectors using an artificial neural network,” *Nucl. Instruments Methods Phys. Res. Sect. A Accel. Spectrometers, Detect. Assoc. Equip.* 2009;607(3):620–628. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.nima.2009.06.027>.
15. Ronchi E, et al. An artificial neural network based neutron-gamma discrimination and pile-up rejection framework for the BC-501 liquid scintillation detector,” *Nucl. Instruments Methods Phys. Res. Sect. A Accel. Spectrometers, Detect. Assoc. Equip.* 2009;610(2):534–539. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.nima.2009.08.064>.
16. Gelfusa M, et al. Advanced pulse shape discrimination via machine learning for applications in thermonuclear fusion,” *Nucl. Instruments Methods Phys. Res. Sect. A Accel. Spectrometers, Detect. Assoc. Equip.* 2020;974(2019). Available from: <https://doi.org/10.1016/j.nima.2020.164198>.
17. Flaska M, et al. Influence of sampling properties of fast-waveform digitizers on neutron-gamma-ray, pulse-shape discrimination for organic scintillation detectors. *Nucl. Instruments Methods Phys. Res. Sect. A Accel. Spectrometers, Detect. Assoc. Equip.* 2013;729:456–462. Available from: 10.1016/j.nima.2013.07.008.
18. Guerrero C, et al. Analysis of the BC501A neutron detector signals using the true pulse shape. *Nucl. Instruments Methods Phys. Res. Sect. A Accel. Spectrometers, Detect. Assoc. Equip.* 2008;597(2-3):212–218. Available from: 10.1016/j.nima.2008.09.017.
19. Beleites C, et al. Sample size planning for classification models. *Analytica chimica acta*;760(2013):25–33. PMID: 23265730. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.aca.2012.11.007>.
20. Mazurowski MA, et al. Training neural network classifiers for medical decision making: The effects of imbalanced datasets on classification performance. *Neural networks.* 2008;21(2-3):427–436. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.neunet.2007.12.031>.
21. Chuan PV, et al. A scintillation detector configuration for pulse shape analysis. *Nucl. Eng. Technol.* 2018;50(8):1426–1432. Available from: <https://doi.org/10.1016/j.net.2018.07.009>.

Application of artificial neural network in neutron/gamma pulse shape discrimination for EJ301 scintillation detector

Phan Van Chuan^{1,*}, Nguyen Xuan Hai², Nguyen Ngoc Anh², Pham Xuan Hai², Mai Xuan Phong², Pham Dinh Khang³, Truong Van Minh⁴, Duong Thanh Tai⁵, Luu Thi Hoang Duyen⁶



Use your smartphone to scan this QR code and download this article

ABSTRACT

The scintillator detectors are sensitive to both neutron and gamma radiation. Therefore, right identification of the pulses which generated by neutrons or gamma ray from these detectors plays an important role in neutron measurement by using scintillator detector. In order to improve the ability to pulse shape discrimination (PSD), many PSD techniques have been studied, developed and applied. In this work, we use a basic configuration of a Fully connected Neural network (FcNet) where the number of elements of the network is minimum, and each element corresponds to identified specification of neutron or gamma pulses measured by using EJ-301 scintillator detector. The minimum of error principle has been applied for neuron network design; therefore, the accuracy of recognitions did not affect by this reduced network. The obtained results show that the identify accuracy of FcNet is higher than those of digital charge integration (DCI) method. Being tested using ⁶⁰Co radioactive source, it is shown that, with the application of the FcNet, the accuracy of the gamma pulses discrimination acquires 98.60% in the energy region from 50 to 2000 keV electron equivalent energy (keVee), and 95.59% in the energy region from 50 to 150 keVee. In general, the obtained results indicate that the artificial neural network method can be applied to build neutron/gamma spectrometers with limited hardware.

Key words: Pulse shape discrimination, neural network, neutron detection

¹Faculty of Physics and Nuclear Engineering, Dalat University, Da Lat, Viet Nam

²Nuclear Research Institute, Da Lat, Viet Nam

³Institute of Technical Physics, Trường Đại học Bách Khoa Hà Nội, Hà Nội, Vietnam

⁴Faculty of Natural Science Education, Dong Nai University, Bien Hoa, Vietnam

⁵Faculty of electronic, HCMC University of Technology and Education, Ho Chi Minh, Vietnam

⁶Technical and Economic College of Lam Dong, Da Lat, Vietnam

Correspondence

Phan Van Chuan, Faculty of Physics and Nuclear Engineering, Dalat University, Da Lat, Viet Nam

Email: chuanpv@dlu.edu.vn

History

- Received: 11-01-2021
- Accepted: 14-4-2021
- Published: 30-4-2021

DOI : 10.32508/stdjet.v4i2.803



Cite this article : Chuan P V, Hai N X, Anh N N, Hai P X, Phong M X, Khang P D, Minh T V, Tai D T, Duyen L T H. **Application of artificial neural network in neutron/gamma pulse shape discrimination for EJ301 scintillation detector.** *Sci. Tech. Dev. J. – Engineering and Technology*; 4(2):910-919.