
Reconstrucción de Espectros de Neutrones Mediante Redes Neuronales

**Héctor René Vega-Carrillo^{1,2,3}, Víctor Martín Hernández-Dávila^{1,2}
y Eduardo Manzanares-Acuña^{1,3},**
Cuerpo Académico de Radiobiología
Unidades Académicas: ¹Estudios Nucleares, ²Ingeniería Eléctrica, ³Matemáticas
Universidad Autónoma de Zacatecas
Apdo. Postal 336, 98000 Zacatecas, Zac. México
Buzón electrónico: rvega@cantera.reduaz.mx

María Pilar Iñiguez de la Torre, Roberto Méndez y Francisco Palacios
Departamento de Física Teórica, Atómica, Molecular y Nuclear
Universidad de Valladolid, España.

Raquel Barquero
Hospital Universitario Río Hortega, Valladolid, España

Resumen

Se ha utilizado una red neuronal para reconstruir los espectros de neutrones a partir de las tasas de conteo de los detectores del sistema espectrométrico de Esferas de Bonner. Un conjunto de 56 espectros de neutrones se seleccionó para calcular las tasas de conteo que producirían en un sistema de Esferas de Bonner, con estos datos y los espectros se entrenó la red neuronal. Para probar el desempeño de la red se utilizaron 12 espectros, 6 fueron tomados del grupo utilizado para el entrenamiento, 3 se obtuvieron de funciones matemáticas y los otros 3 corresponden a espectros reales. Al comparar los espectros originales de los reconstruidos por la red encontramos que nuestra red tiene un pobre desempeño al reconstruir espectros monoenergéticos, esto lo atribuimos a las características de los espectros utilizados para el entrenamiento de la red neuronal, sin embargo para los otros grupos de espectros los resultados de la red son congruentes con los esperados.

1. INTRODUCCIÓN

1.1. Dosimetría de Campos Neutrónicos.

La exposición ocupacional en campos neutrónicos se realiza principalmente por medio de sistemas pasivos de detección como los dosímetros albedo, detectores de trazas del

tipo CR-39 o los que utilizan emulsiones, detectores de trazas de fisión o dosímetros de película con convertidores, como el cadmio.[1]

La eficiencia de detección de estos sistemas depende fuertemente de la energía de los neutrones incidentes, así por ejemplo los dosímetros albedo tienen una buena respuesta ante los neutrones de baja energía, como los epitérmicos y los térmicos,[2] mientras que los detectores de trazas tienen una buena respuesta a los neutrones rápidos.[3]

Los dosímetros se calibran mediante un campo de neutrones que por lo regular difiere del campo de neutrones donde los dosímetros se utilizan, consecuentemente la dosis estimada no corresponde con la dosis recibida.[4] De acuerdo a las recomendaciones del ICRP, la introducción de la dosis personal equivalente $H_p(10)$ requiere del empleo de dosímetros personales con una mayor eficiencia en la detección de neutrones.[5]

Los dosímetros de neutrones también se diseñan como sistemas de varios componentes, con dos o más detectores que al tener diferentes respuestas ante la energía de los neutrones ofrecen un valor de dosis que se aproxima a la dosis recibida.[1]

Con los dosímetros de varios componentes la dosis se determina de dos formas, en la primera se utilizan las cuentas integrales del detector del dosímetro y la dosis se deriva ponderando las cuentas por un número correspondiente a cada uno de los componentes.[6] En la segunda, las cuentas integrales se utilizan para determinar el espectro de los neutrones. Éste, se multiplica por los coeficientes de fluencia a dosis y se puede obtener la dosis ambiental equivalente $H^*(10)$, la dosis personal equivalente $H_p(10)$ o cualquier otro tipo de dosis.[7] Uno de los instrumentos que opera bajo este esquema es el sistema espectrométrico de Esferas de Bonner, también conocido como multiesferas, que permite obtener el espectro de los neutrones desde térmicos hasta 20 MeV.[8,9]

El sistema espectrométrico de Esferas de Bonner consiste en un detector de neutrones térmicos que se coloca en forma alternada en el centro de esferas de polietileno cuyos diámetros son de 2, 3, 5, 8, 10 y 12 pulgadas.[10] Con el fin de incrementar la respuesta a los neutrones de alta energía se han realizado diversos trabajos donde el sistema ha sido modificado agregando capas de materiales pesados a las esferas.[11-13]

Los inconvenientes de utilizar las Esferas de Bonner son: El peso de todo el sistema, el tiempo para obtener las cuentas integrales puede llegar a ser largo dependiendo de la intensidad del campo de neutrones y la necesidad de utilizar un procedimiento de reconstrucción del espectro a partir de las cuentas obtenidas.

La relación entre la matriz de respuesta del sistema espectrométrico, las tasas de conteo del detector dentro de las esferas y el espectro de neutrones se da a través de

la ecuación integro-diferencial de Fredholm de primer tipo. La versión discreta de esta ecuación es,

$$C_j = \sum_{i=1}^N R_{i,j} \Phi_i \quad j = 1, 2, \dots, m, \quad (1)$$

donde C_j es la tasa de conteo del j -ésimo detector, $R_{i,j}$ es la matriz de respuesta del j -ésimo detector a neutrones en el i -ésimo intervalo de energía, Φ_i es la fluencia de neutrones en el i -ésimo intervalo de energía y m es el número de esferas del sistema espectrométrico.[14]

El sistema de ecuaciones (1) es un sistema mal condicionado que tiene un número infinito de soluciones. Para reconstruir el espectro, $\Phi(E)$, se emplean varios procedimientos como: métodos Monte Carlo[15], métodos de regularización[16], métodos de parametrización e iterativos[17]. Estos métodos presentan diferentes dificultades que han motivado el desarrollo de procesos complementarios dentro de estos métodos.[14, 18, 19]

Recientemente se han intentado otros procedimientos novedosos para el proceso de reconstrucción de espectros basados en la máxima entropía,[21] algoritmos genéticos[22, 23] y redes neuronales[1, 4, 24]. Éstos, no han sido ampliamente utilizados, en particular el uso de redes neuronales ofrece algunas dificultades cuando se utiliza en la reconstrucción de campos de neutrones reales, por lo que se ha sugerido realizar una mayor cantidad de trabajos tendientes a validar el método.[24]

1.2. Redes Neuronales

Las redes neuronales son estructuras de elementos de procesamiento interconectadas entre sí que se utilizan para el reconocimiento de patrones, para lo cual utilizan un proceso de aprendizaje y optimización. Tales conceptos han sido derivados de los hechos científicos obtenidos del estudio del cerebro. Las redes neuronales simulan una estructura computacional en paralelo interconectada con varios elementos individuales de procesamiento denominados neuronas. Matemáticamente un modelo de red neuronal tiene las siguientes características:

- Una variable de estado v_k esta asociada con cada nodo k
- Un peso sináptico w_{kj} esta asociado con cada enlace (kj) entre dos nodos k y j
- Un sesgo θ_k esta asociado con cada nodo k .
- Una función de activación $f_k(v_k, w_{kj}, \theta_k, (k, j))$ es definida para cada nodo k . Ésta determina el estado del nodo como una función de su sesgo, de los pesos de los enlaces de entrada y de los estados de los nodos conectados a él por esos enlaces. Los pesos w_{kj} y los sesgos θ_k son números reales.

Los nodos se denominan neuronas, los enlaces se llaman sinapsis y los sesgos se conocen como umbrales de activación. La función de activación puede ser una función escalón discontinua o una función Sigmoide. Esta estructura con varias capas se conoce como el Perceptrón de multicapas.[1, 4, 24]

Entre las características de las redes neuronales está la habilidad de la red para aprender del entorno y de mejorar su funcionalidad a través del aprendizaje. El mejoramiento de su funcionalidad es función del tiempo y se determina a partir de cierta medida establecida *a priori*. Una red neuronal aprende mediante un proceso iterativo de ajustes aplicados a los pesos sinápticos y a los umbrales de activación.[24]

Al conjunto de reglas para la solución de problemas de aprendizaje se conoce como el algoritmo de aprendizaje. Para el diseño de redes neuronales no existe un único algoritmo de aprendizaje, básicamente los algoritmos de aprendizaje difieren entre ellos en la forma en la cual se formule el peso sináptico.[1, 24]

El objetivo de este trabajo es utilizar las redes neuronales para reconstruir espectros de neutrones a partir de las tasas de conteo de un sistema espectrométrico de Esferas de Bonner.

2. MATERIALES Y MÉTODOS

Mediante el código Monte Carlo MCNP 4C^[25] un total de 56 espectros de neutrones fueron convertidos de su estructura de energía original, de térmicos a 435 MeV con 55 intervalos de energía[26] y de térmicos a 630 MeV con 60 intervalos de energía[27] a la distribución de energía del código de reconstrucción BUNKIUT, de térmicos a 400 MeV con 31 intervalos de energía.[10,14] Originalmente los espectros están tabulados como espectros por unidad de letargia y normalizados a 1 neutrón, por lo que primero se convirtieron a espectros en energía, los espectros resultantes se insertaron en el código MCNP 4C como término fuente y se simuló el transporte de los neutrones a una distancia de 10 cm en el vacío. Los espectros resultantes se renormalizaron a 1 neutrón y para cada espectro se calcularon las tasas de conteo que producirían en un sistema espectrométrico de Esferas de Bonner utilizando la matriz de respuesta UTA4.[10,14] Las tasas de conteo y los espectros de neutrones que las producen se emplearon como las entradas y las salidas durante el entrenamiento de la red.

La red se estructuró con 7 datos de entrada, una por cada esfera Bonner, dos capas de neuronas: una capa oculta con 56 neuronas y otra de salida con 31 neuronas, una por cada intervalo de clase en la energía del espectro de neutrones. La selección de la capa oculta se realizó con base al trabajo de Braga y Dias[24]. En la figura 1 se muestra el esquema de la red neuronal utilizada. El entrenamiento se realizó mediante la regla de Levenberg-Marquardt[28] y se repitió hasta que el error estándar fue $1E(-6)$ que se logró después de $3E(5)$ iteraciones. El entrenamiento se realizó en una

computadora personal con 192 MB de RAM y con un procesador Pentium III de 500 MHz. El tiempo de máquina para el entrenamiento fue de aproximadamente 30 horas.

En la selección de los espectros para el entrenamiento de la red se procuró seleccionar los casos más diversos. Para probar la red se utilizaron 12 espectros, 6 de ellos fueron seleccionados al azar del grupo utilizado para el entrenamiento, los otros 6 fueron espectros no utilizados para el entrenamiento. De este último grupo, tres son espectros con una distribución continua y los otros tres corresponden a espectros reales.

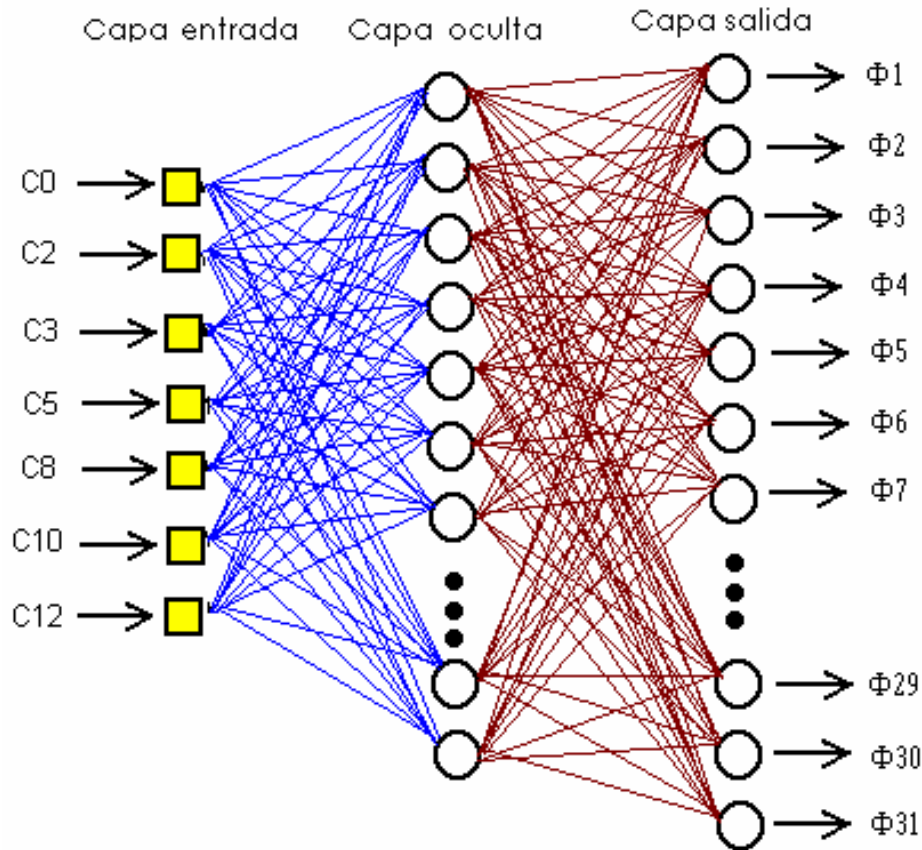


Figura 1. Perceptrón de multicapas

Los espectros con distribución continua se incluyen como término fuente en el código MCNP y los utilizados fueron el de fisión de Watt, $W(E)$, el espectro de Evaporación $E_v(E)$ y el de Fusión $F(E)$, donde E representa la energía en MeV. Éstos se expresan mediante las siguientes funciones,

$$W(E) = 0.4527 \text{ Exp} \left[-\frac{E}{0.965} \right] \text{ Senh} \left[\sqrt{2.29 E} \right], \quad (2)$$

$$E_v(E) = 0.6014 E \text{ Exp} \left[-\frac{E}{1.2895} \right], \quad (3)$$

$$F(E) = 1.6789 \text{ Exp} \left[-\left(\frac{E - 14.076}{0.3361} \right)^2 \right]. \quad (4)$$

3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Del conjunto de espectros utilizados durante el entrenamiento y durante la fase de prueba de la red hemos seleccionado dos casos para mostrar el desempeño de las redes neuronales para reconstruir los espectros. En las figuras 2 y 3 se muestra el desempeño de la red neuronal para dos espectros que fueron utilizados en la fase del entrenamiento de la red. En la figura 2 se muestran los espectros, original y el reconstruido mediante la red neuronal, de los neutrones del $^{241}\text{AmBe}$. El espectro reconstruido es idéntico al espectro original. En la figura 3 se muestran los espectros, original y el reconstruido mediante la red neuronal, de los neutrones de los rayos cósmicos a 3.4 km de altura. Aún a pesar que este último espectro se utilizó durante la etapa de entrenamiento, el espectro reconstruido presenta algunas diferencias respecto al espectro original, no obstante la diferencia entre ambos espectros es menor al 0.5 % que no es significativa y de este grupo de espectros de prueba este caso fue el peor.

De la fase de prueba de la red donde se utilizaron espectros de neutrones que se representan mediante una función continua mostramos en las figuras 4 y 5 el mejor y el peor caso obtenido. En la figura 4 se muestra el espectro de fisión de Watt y el reconstruido con la red neuronal. El espectro reconstruido se asemeja al original con una diferencia menor al 1%. En la figura 5 se muestra el peor caso que es el espectro de fusión. Como se puede observar en la figura 5 el espectro real es monoenergético, sin embargo el espectro reconstruido muestra un espectro más complicado con varios “picos” monoenergéticos.

Del tercer grupo de espectros de prueba, que no se utilizaron en la fase de entrenamiento, seleccionamos 3 espectros que corresponden a casos reales. En las figuras 6 y 7 se muestran los resultados obtenidos. En la figura 6 se muestran los espectros, reconstruido con la red y el original, de los neutrones producidos en un Microtrón, de esta figura se observa que el espectro reconstruido se asemeja en el comportamiento general al espectro verdadero, lo mismo ocurre con el espectro de neutrones del reactor nuclear Caorso que se traza en la figura 7.

En términos generales los resultados obtenidos son diferentes a los reportados por Braga y Dias^[24] ya que ellos reportan buenos resultados en la reconstrucción de espectros monoenergéticos y malos resultados con espectros con una distribución más amplia. Aquí, hemos observado el caso contrario ya que obtuvimos malos resultados con los espectros monoenergéticos. La explicación de esta diferencia la atribuimos a

que en el grupo de espectros utilizados para el entrenamiento no incluimos ningún espectro monoenergético, por lo tanto la red no “reconoce” este tipo de espectros. Sin embargo, al comparar los resultados de este trabajo con los reportados por Fehrenbacher *et al.*^[1] y Cordes *et al.*^[4] encontramos que son similares, aún a pesar de que la red que ellos utilizan es distinta a la utilizada en este trabajo. Encontramos que el conjunto de espectros que ellos utilizaron para el entrenamiento de su red tiene las mismas características generales que el conjunto de espectros que hemos utilizado.

Al comparar los resultados de esta investigación con los resultados obtenidos mediante el uso de Algoritmos Genéticos^[22, 23], los resultados obtenidos con redes neuronales reconstruyen más fielmente los espectros y tienen una mejor resolución que los que se obtienen con Algoritmos Genéticos.

4. CONCLUSIONES

Se ha utilizado un método novedoso, basado en redes neuronales, para reconstruir los espectros de neutrones a partir de las tasas de conteo de los detectores de un sistema espectrométrico de Esferas de Bonner.

Al comparar los resultados obtenidos con los pocos que se han publicado, encontramos que la calidad de los espectros reconstruidos está fuertemente influenciado por el grupo de espectros utilizados durante el proceso de entrenamiento de la red.

Encontramos la misma calidad de resultados que los reportados aún a pesar que las arquitecturas de las redes son diferentes por lo tanto el diseño de la red aparentemente tiene una influencia secundaria y es más determinante los datos utilizados durante la etapa de entrenamiento. Sin embargo consideramos que es necesario realizar una mayor cantidad de trabajos en forma sistemática para establecer para un mismo conjunto de datos de entrenamiento el efecto que tiene la arquitectura de la red.

Los resultados que hemos obtenido son alentadores ya que de contar con un mejor entrenamiento de la red se puede realizar el proceso de reconstrucción de espectros de una forma directa y sin los inconvenientes que presentan los métodos que actualmente se utilizan en la espectrometría de neutrones con Esferas de Bonner. Sin embargo, es necesario realizar más investigación con esta tecnología para llegar a conocer las condiciones que debe tener una red para que arroje mejores resultados en la solución de problemas mal condicionados.

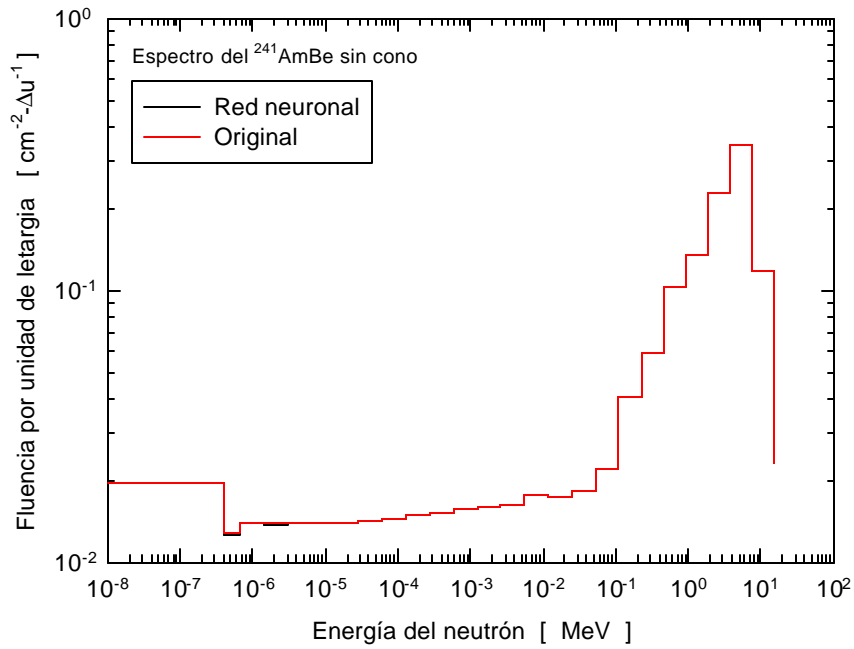


Figura 2. Comparación entre los espectros, original y reconstruido, de una fuente de $^{241}\text{AmBe}$.

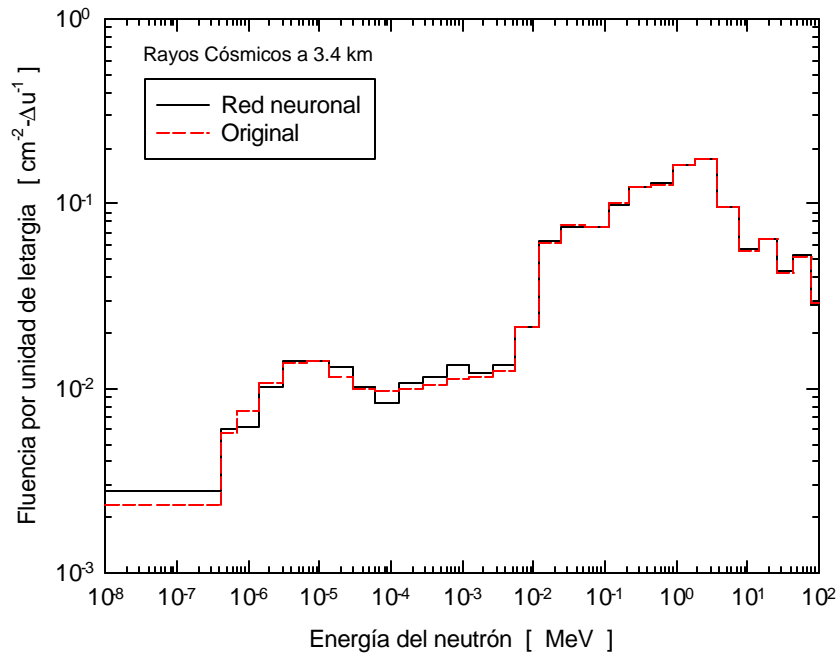


Figura 3. Comparación entre los espectros, original y reconstruido, de los neutrones cósmicos.

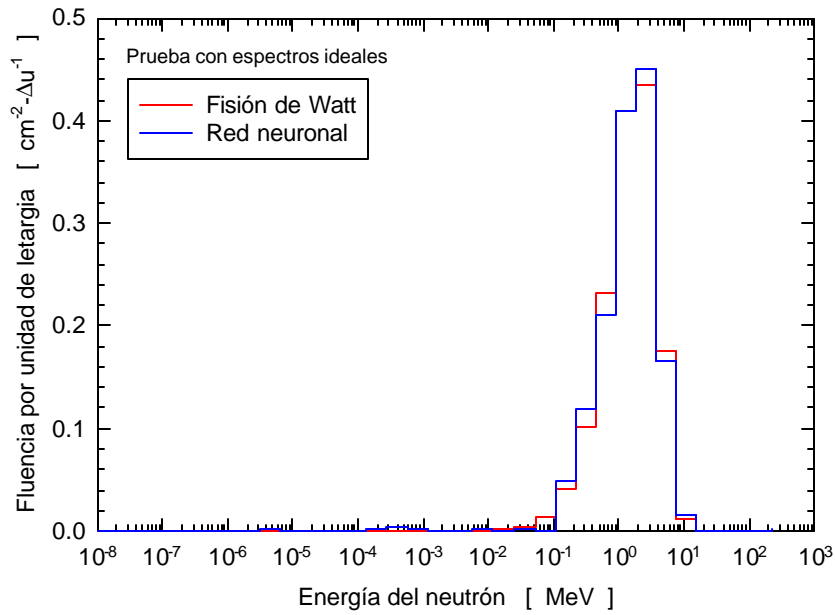


Figura 4. Comparación entre los espectros, original y reconstruido, de los neutrones de fisión.

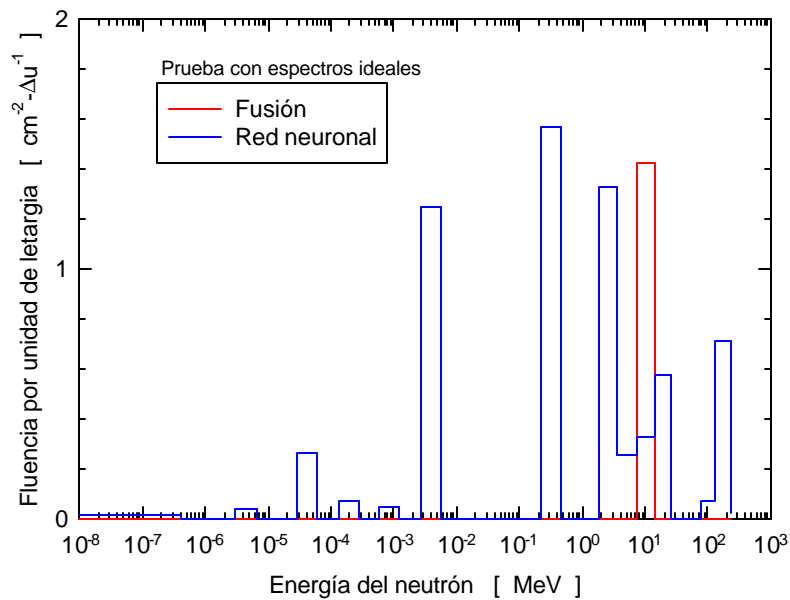


Figura 5. Comparación entre los espectros, original y reconstruido, de los neutrones de fusión.

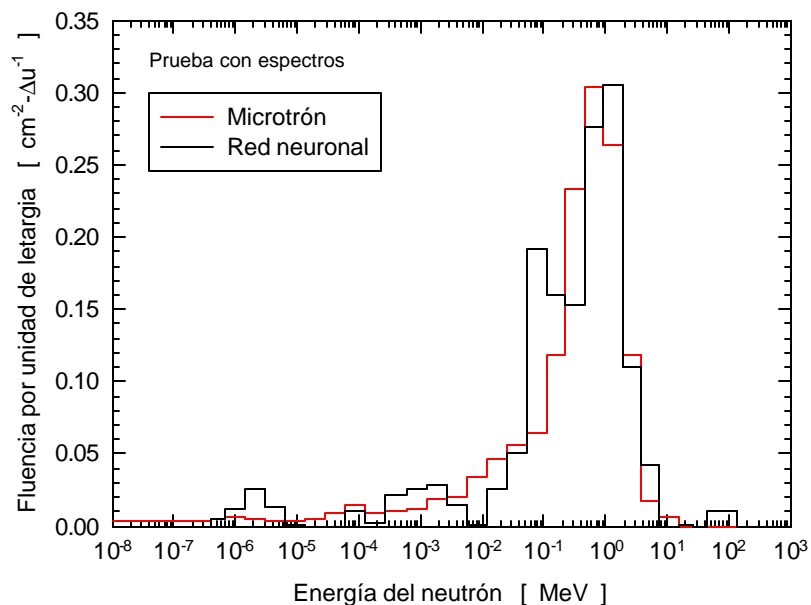


Figura 6. Comparación entre los espectros, original y reconstruido, de los neutrones producidos en un Microtrón.

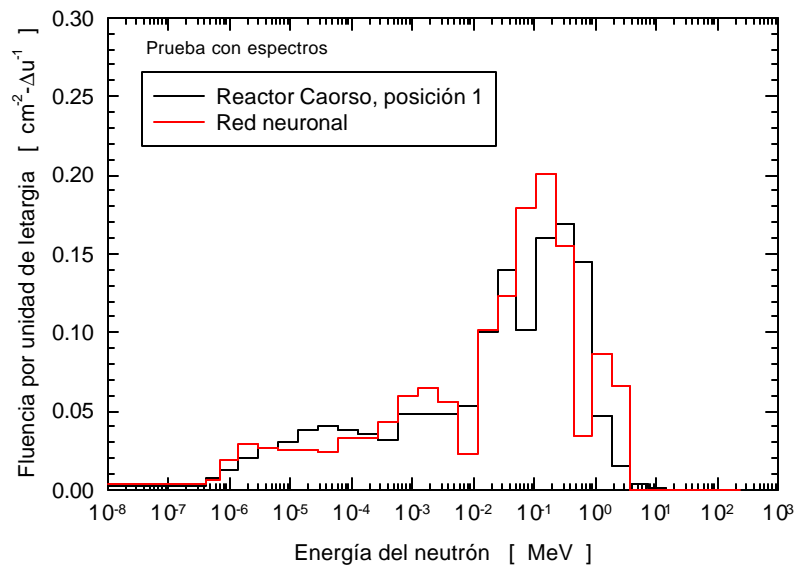


Figura 7. Comparación entre los espectros, original y reconstruido, del reactor nuclear Caorso.

REFERENCIAS

1. Fehrenbacher, G., Schutz, R., Hahn, K., Sprunck, M., Cordes, E., Biersack, J.P. and Wahl, W., "Proposal of a new method for neutron dosimetry based on information obtained by application of artificial neural networks", *Radiat. Prot. Dosim.* **83**, p. 293-301 (1999).
2. Piesch, E. and Burgkhardt, B., "Albedo dosimetry system for routine personnel monitoring", *Radiat. Prot. Dosim.* **23**, p. 117-120 (1988).
3. Bartlett, D.T., Steele, J.D. and Stubberfield, D.R., "Development of a single element neutron personal dosimeter for thermal, epithermal and fast neutrons", *Nucl. Tracks* **12**, p. 645-648 (1986).
4. Cordes, E., Fehrenbacher, G., Schutz, R., Sprunck, M., Hahn, K., Hofmann, R., Biersack, J.P. and Wahl, W., "An approach to unfold the response of a multi-element system using an artificial neural network", *IEEE Trans. Nucl. Sci.*, **45**, p. 1464-1469 (1998).
5. Harvey, J.R., Tanner, R.J., Alberts, W.G., Bartlett, D.T., Piesch, E.K.A. and Schraube, H., "The present status of etched track neutron dosimetry in Europe and the contribution of CENDOS and EURADOS", *Radiat. Prot. Dosim.*, **70**, p. 127-132 (1997).
6. Alberts, W.G., Dorschel, B. and Siebert, B.R.L., "Methodological studies on the optimization of multi-element dosimeters in neutron fields", *Radiat. Prot. Dosim.*, **70**, p. 117-120 (1997).
7. ICRU. ICRU Report 66: "Methods for routine monitoring", *Journal of the ICRU*, **1**(3), p. 35-52 (2001).
8. Barquero, R., Méndez, R., Iñiguez, M.P., Vega-Carrillo, H.R. and Voytchev, M., "Thermoluminescence measurements of neutron dose around a medical linac", *Radiat. Prot. Dosim.*, **101**, p. 493-496 (2002).
9. Barquero, R., Méndez, R., Iñiguez, M.P. y Vega-Carrillo, H.R., "Dosimetría neutrónica en un acelerador lineal de radioterapia", *Radioprotección*, **34**, p. 52-56 (2002).
10. Vega-Carrillo, H.R., "TLD pairs, as thermal neutron detector, in neutron multisphere spectrometry", *Radiat. Meas.*, **35**, p. 251-254 (2002).
11. Hsu, H.H., Alvar, K.R. and Vasilik, D.G., "A new Bonner-sphere set for high energy neutron measurements: Monte Carlo simulation", *IEEE Trans. Nucl. Sci.*, **41**, p. 938-940 (1994).
12. Sannikov, A.V., Mares, V. and Schraube, H., "High energy response functions of Bonner spectrometers", *Radiat. Prot. Dosim.*, **70**, p. 291-294 (1997).
13. Aroua, A., Grecescu, M., Pretre, S. and Valley, J.-F., "Improved neutron spectrometer based on Bonner spheres", *Radiat. Prot. Dosim.*, **70**, p. 285-289 (1997).
14. Vega-Carrillo, H.R. and Iñiguez, M.P., "Catalogue to select the initial guess spectrum during unfolding", *Nucl. Instrum. Meth. Phys. Res. A* **476**, p. 270-272 (2002).

15. Lindemann, L. and Zech, G., "Unfolding by weighting Monte Carlo events", *Nucl. Instrum. Meth. Phys. Res. A* **354**, p. 516-521 (1995).
16. Routti, J.T. and Sandberg, J.V., "General purpose unfolding program LOUHI78 with linear and non-linear regularizations", *Comp. Phys. Comm.*, **21**, p. 119-144 (1980).
17. ICRU. ICRU Report 66: "Neutron field characterization", *Journal of the ICRU*, **1**(3), p. 27-33 (2001).
18. Vega-Carrillo, H.R., Manzanera-Acuña, E., Becerra-Ferreiro, A.M. and Carrillo-Núñez, A., "Neutron and gamma-ray spectra of $^{239}\text{PuBe}$ and $^{241}\text{AmBe}$ ", *Appl. Radiat. Isot.*, **57**, p. 167-170 (2002).
19. García-Domínguez, E., Miramontes-de León, G., Vega-Carrillo, H.R. and McBride, L.E., "Noniterative unfolding algorithm for neutron spectrum measurements with Bonner spheres", *IEEE Trans. Nucl. Sci.*, **46**, p. 28-35 (1999).
20. Sweezy, J., Hertel, N.E. and Veinot, K., "BUMS-Bonner sphere unfolding made simple: An HTML based multisphere neutron spectrometer unfolding package", *Nucl. Instrum. Meth. Phys. Res. A* **476**, p. 263-269 (2002).
21. Reginatto, M., Goldhagen, P. and Neumann, S., "Spectrum unfolding sensitivity analysis and propagation of uncertainties with the maximum entropy deconvolution code MAXED", *Nucl. Instrum. Meth. Phys. Res. A* **476**, p. 242-246 (2002).
22. Freeman, D.W., Edwards, D.R. and Bolon, A.E., "Genetic algorithms-A new technique for solving the neutron spectrum unfolding problem", *Nucl. Instrum. Meth. Phys. Res. A*, **425** p. 549-576 (1999).
23. Mukherjee, B., "A high-resolution neutron spectra unfolding method using the Genetic Algorithm technique", *Nucl. Instrum. Meth. Phys. Res. A* , **476**, p. 247-251 (2002).
24. Braga, C.C. and Dias, M.S., "Application of neural networks for unfolding neutron spectra measured by means of Bonner spheres", *Nucl. Instrum. Meth. Phys. Res. A*, **476**, p. 252-255 (2002).
25. Briesmeister, J.F. (editor), *MCNPTM A general Monte Carlo N-particle transport code*, Los Alamos National Laboratory Report LA-13709-M (2000).
26. IAEA. *Compendium of neutron spectra and detector responses for radiation protection purposes*. International Atomic Energy Agency Technical Reports Series No. **318**. Vienna (1990).
27. IAEA. *Compendium of neutron spectra and detector responses for radiation protection purposes: Supplement to Technical Reports Series No. 318*. International Atomic Energy Agency Technical Report Series No. **403**. Vienna (2001).
28. Haykin, S. *Neural Networks: A comprehensive foundation*, Prentice Hall Inc., New Jersey USA (1999).