

Espectrometría y Dosimetría Neutrónica con Redes Neuronales y Esferas Bonner: Un Estudio para Reducir el Número de Esferas

J. Guadalupe Espinoza-García¹⁻³, Ma. del R. Martínez-Blanco¹⁻³, Ana A. León-Pérez¹⁻³, Cruz F. Hernández-Pérez¹⁻³, Víctor H. Castañeda-Miranda¹⁻³, Luis O. Solís-Sánchez¹⁻³, Rodrigo Castañeda-Miranda¹⁻³, Hector Rene Vega-Carrillo⁴, Roberto Méndez⁵, Eduardo Gallego⁶, Marco A. de Sousa Lacerda⁷, José M Ortiz-Rodríguez¹⁻³

Universidad Autónoma de Zacatecas
Av. Ramón López Velarde 801, Col. Centro 98000, Zacatecas, México.

¹Centro de Investigación e Innovación Tecnológica Industrial (CIITI)

²Laboratorio de Innovación y Desarrollo Tecnológico en Inteligencia Artificial (LIDTIA)

³Unidad Académica de Ingeniería Eléctrica

⁴Unidad Académica de Estudios Nucleares (UAEN)

⁵Laboratorio de Patrones Neutrónicos del Departamento de Metrología de Radiaciones Ionizantes del Centro de Investigaciones Energéticas, Medioambientales y Tecnológicas (CIEMAT)
Avda. Complutense, 22, 28040, Madrid, España

⁶Departamento de Ingeniería Nuclear de la Universidad Politécnica de Madrid
ETSI Industriales, C. José Gutiérrez Abascal, 2, 28006, Madrid España

⁷Centro de Investigación de Tecnología Nuclear de la Comisión Nacional de Energía Nuclear (CDTN-CNEN), Av. Presidente Antonio Carlos, 6627, Pampulha, CEP: 31270-901, Belo Horizonte, MG, Brazil

RESUMEN

Para la espectrometría y dosimetría de neutrones el Sistema Espectrométrico de Esferas Bonner ha sido el sistema más usado, sin embargo, el número, tamaño y peso de las esferas que componen al sistema, la necesidad de utilizar un código de reconstrucción y los largos periodos de tiempo empleados para realizar las mediciones, son algunos de los inconvenientes que este sistema presenta. Para la reconstrucción de los espectros se han usado diferentes técnicas como las redes neuronales artificiales de propagación inversa. El objetivo de este trabajo fue reducir el número de esferas Bonner y usar las rapidezces de conteo en una red

neuronal de propagación inversa, optimizada por medio de la metodología de diseño robusto, para reconstruir los espectros de neutrones. Para el diseño de la red neuronal (RN) se usaron los espectros de neutrones del OIEA y la matriz de respuesta de las esferas Bonner con detector de ${}^6\text{Li}(\text{Eu})$. Se comparó el desempeño de la red usando 7 esferas Bonner que se comparó con el caso donde solo se usan 2 esferas y 1 esfera. Las topologías de red se entrenaron 36 veces para cada caso manteniendo constante el error objetivo ($1\text{E}(-3)$), el algoritmo de entrenamiento fue *trainscg* y la metodología de diseño robusto para determinar las mejores arquitecturas de red. Con éstas, se compararon los mejores y peores resultados. Se encontró que los resultados que se obtienen usando 7 esferas son semejantes a los obtenidos con la esfera de 5 in, sin embargo aún se encuentra en una etapa de análisis de información.

Palabras clave: Espectrometría de neutrones; esferas Bonner, redes neuronales artificiales, optimización.

1.- INTRODUCCIÓN

1.1. Espectrometría y dosimetría de neutrones

El termino espectrometría de radiación puede ser usada para describir la medición de la intensidad de un campo de radiación con respecto a la energía, la frecuencia o momento. La distribución de la intensidad con uno de los parámetros se conoce comúnmente como el "espectro". Una segunda cantidad es la variación de la intensidad de estas radiaciones como una función del ángulo de incidencia sobre un cuerpo situado en el campo de radiación es referido como "dosis" (Reyes-Alfaro et al., 2014). En la espectrometría neutrónica un notable desarrollo se produce con la introducción del método basado en el Sistema Espectrométrico de Esferas de Bonner (SEEB) (Ortiz-Rodríguez, Martínez-Blanco & Vega-Carrillo, 2009), mismo que fue uno de los primeros empleados y que aún sigue siendo de los más utilizados (Ortiz-Rodríguez *et al*, 2013) este 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 (Vega-Carrillo, Hernández-Dávila & Manzanares-Acuña, 2003), estas tienen la desventaja de su peso y periodos largos de medición.

1.2. RNA en la espectrometría y dosimetría de neutrones

Se ha propuesto la utilización de redes neuronales artificiales para reconstruir el espectro de neutrones. La importancia de la red backpropagation consiste en su capacidad de autoadaptar los pesos de las neuronas de las capas intermedias para aprender la relación que existe entre un conjunto de patrones de entrada y sus salidas correspondientes. Es importante la capacidad de generalización, facilidad de dar salidas satisfactorias a entradas que el sistema no ha visto nunca en su fase de entrenamiento. (Valencia Reyes, Yáñez Márquez, & Sánchez Fernández, 2006) La red debe encontrar una representación interna que le permita generar las salidas deseadas cuando se le dan entradas de entrenamiento, y que pueda aplicar, además, a entradas no presentadas durante la etapa de aprendizaje para clasificarlas.

1.3 Metodología de Diseño Robusto de Redes Neuronales Artificiales.

En el año 2006 se propone el Diseño Robusto de Redes Neuronales Artificiales (Ortiz-Rodríguez *et al.*, 2006), que implicó el uso de una técnica sistemática y experimental, empleando la metodología de diseño robusto de Taguchi, la cual ofrece beneficios potenciales en el diseño de redes neuronales artificiales. El tamaño y los parámetros de entrenamiento de las RNA tienen un efecto crítico en su desempeño. El método de diseño de experimentos de Taguchi, siendo un método paralelo ofrece beneficios considerables en tiempo y precisión cuando se compara con el método ensayo y error (Reyes-Alfaro, Ortiz-Rodríguez & Vega-carrillo, 2014).

Este trabajo tuvo por objeto la determinación de si es posible reducir el número de esferas Bonner para la espectrometría de neutrones a través de la Metodología de Diseño Robusto de Redes Neuronales Artificiales.

2. MATERIALES Y MÉTODOS

Para este trabajo de investigación se realizó el llenado de 4 veces el arreglo ortogonal correspondiente al arreglo ortogonal de la Metodología de Diseño Robusto de Redes Neuronales Artificiales (MDRRNA), como se muestra en la tabla la cual representa el trabajo realizado para esta etapa en la cual se define la cantidad de neuronas a usar, se entrena 36 veces para el llenado del arreglo ortogonal, posteriormente se hizo la selección de las mejores arquitecturas a través del software estadístico JMP y se entrenó para elegir la mejor inicialización aleatoria de pesos sinápticos. Se aplican pruebas estadísticas como la Chi-cuadrada y la correlación. La MDRRNA (Ortiz-Rodríguez *et al.*, 2013) mostrada en la figura contiene 4 divisiones notorias, La etapa de planeación, etapa de experimentación, etapa de validación y etapa de confirmación, mostrados en la Figura 1.

ETAPA1: DISEÑO

La etapa de diseño que contiene los primeros 3 apartados de la figura 1 consiste en lo siguiente, realizar la obtención de los parámetros de diseño de la red, como lo son el número de capas en la red, de neuronas por capa, el momento la tasa de aprendizaje, se seleccionó para este ejercicio como se muestra en la Tabla 1, valores de 10, 12 y 14 número de neuronas por capa, lo anterior se utiliza para definir un rango hacia adelante y otro hacia atrás de igual se varió la tasa de aprendizaje y el momento, buscando una topología que permita la solución del problema planteado.

Tabla 1.- Variables de diseño y sus niveles

Niveles de las variables de diseño				
Var. Diseño	Nivel 1	Nivel 2	Nivel 3	
A	10	12	14	Neuronas en capa 1
B	0	12	14	Neuronas en capa 2
C	0,001	0,1	0,3	Tasa de aprendizaje
D	0,001	0,05	0,1	Momento

Después se hace una selección de las variables no controlables de la red tales como la inicialización aleatoria de los pesos sinápticos, la relación de los datos de entrada con entrenamiento- prueba y la generación de los conjuntos de información de entrenamiento prueba. Se llama MDDRNA debido a que la metodología es robusta a estas variables de ruido. Se utilizó el 60% y 80% para el conjunto de entrenamiento mostrado en la Tabla 2.

Tabla 2.- Variables de ruido y sus niveles

Niveles de las variables de ruido			
Vars. Ruido	Nivel 1	Nivel 2	
U	Conjunto 1	Conjunto 2	Conjunto inicial aleatorio de pesos
V	6:4	8:2	Relación tamaño de datos Entrenamiento-Prueba
W	Entren1-Prueba1	Entren2-Prueba2	Solución Conjunto Entrenamiento-Prueba

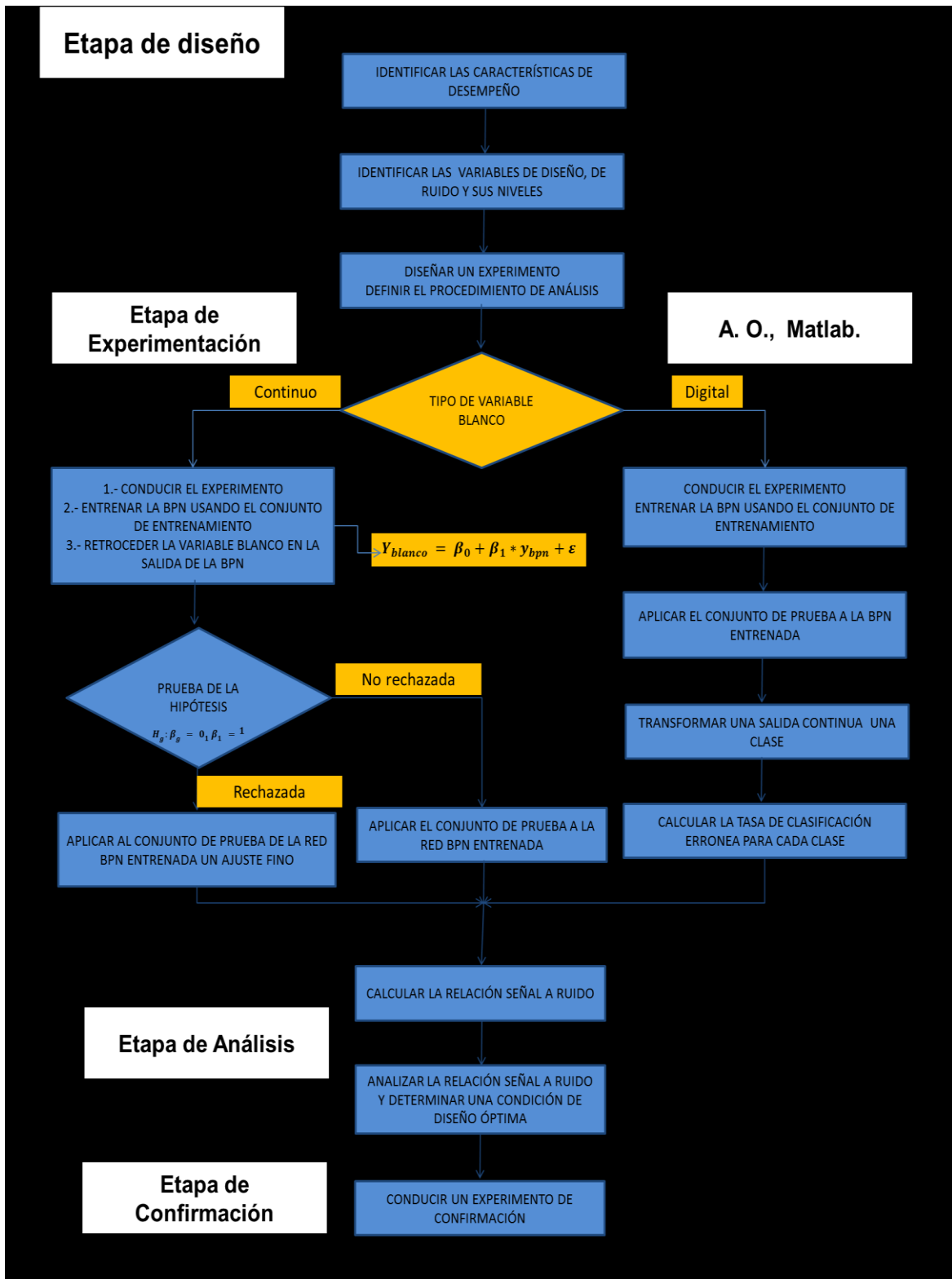


Figura1: Algoritmo para el diseño robusto de redes neuronales artificiales

ETAPA 2: EXPERIMENTACIÓN

Esta comprende el cuadrado del esquema en la figura , y se muestra en la tabla el formato para la parte de la etapa de experimentación en la cual se concentra una cantidad de 36 entrenamientos los cuales usan el conjunto de parámetros determinados en la etapa anterior así como una función de transferencia de entrada aplicada a las capas de entrada e intermedias **logsig**; mientras que en la capa de salida se presenta la información a través de la función **Purelin**, utilizando el algoritmo de entrenamiento de gradiente conjugado **Trainscg**. La implementación de lo anterior se hace con el programa de computo **MDRRNA_2_14**. Al inicializar el programa se muestra una interfaz con instrucciones sencillas de usar, las cuales son elegidas acorde a la necesidad del usuario. Esta etapa se contiene el principio de la metodología Taguchi en el arreglo ortogonal que se encuentra en la Tabla 3 que se trabaja como sigue: De los parámetros de diseño para el primer caso se toman las variables 1111 además de un error de tolerancia a la red y con ellas se entrena la red y se pone su error cuadrático medio en la casilla 1 de la columna G1y así se llena la tabla completa que se pasa a la etapa de análisis.

Tabla 3.- Experimento Taguchi para la determinación de parámetros de redes neuronales aplicadas a espectrometría y dosimetría de neutrones.

R17										
X	Neuronas en capa 1	Neuronas en capa 2	Tasa de aprendizaje	Momento	G1	G2	G3	G4	Media de Y	Relación S/R
					U=1	U=1	U=2	U=2		
					V=1	V=2	V=1	V=2		
					W=2	W=1	W=1	W=2		
Exp-1111	10	0	0,001	0,001	MSE					
Exp-1222	10	12	0,1	0,05						
Exp-1333	10	14	0,3	0,1						
Exp-2123	12	0	0,1	0,1						
Exp-2231	12	12	0,3	0,001						
Exp-2312	12	14	0,001	0,05						
Exp-3132	14	0	0,3	0,05						
Exp-3213	14	12	0,001	0,1						
Exp-3321	14	14	0,1	0,001						

ETAPA 3: ANÁLISIS

Esta etapa comprende el cálculo de la relación señal a ruido y el análisis de esta y determinar una condición de diseño optima Una vez completados los 36 entrenamientos con convergencia, para cada caso de las diferentes cantidades de mediciones de esferas, se traslada esa información a un software estadístico el cual nos arroja la relación señal a ruido y la mediana, parámetros que usa internamente para producir las posibles mejores topologías de red. El software arroja 3 perfiles diferentes: normal, deseable y deseable maximizado, de los cuales se obtienen 2 topologías diferentes.

ETAPA 4: CONFIRMACIÓN

De perfiles anteriores se reentrenaron cuatro ocasiones para obtener la mejor inicialización de pesos en la red, parámetro que puede afectar de manera considerable el desempeño global de la red. Se aplican pruebas estadísticas de Chi-cuadrada, Correlación, para la elección de la mejor topología. Con lo que se concluye la etapa 4 que consiste en conducir un experimento de confirmación.

3.- RESULTADOS

Se realizó el llenado de el arreglo ortogonal de con el software MDRRNA_2_14. Y se pasó al software estadístico JMP para realizar la obtención de la relación S/N tal como se muestra en la figura 2.

	Sc 1	Sc 2	Momento	T.A.	Pattern	Y--	Y+-	Y+-	Y++	Mean Y	SN Ratio Y
1	10	0	0,001	0,001	---	0,00020774	0,00020384	0,00016421	0,00018921	0,00019125	-19,770425
2	10	12	0,05	0,1	-000	0,00041651	0,00016265	0,00012832	0,00020691	0,0002286	-5,8813321
3	10	14	0,1	0,3	+++	0,00014957	0,00053999	0,00016978	0,0001039	0,00024081	-3,3853348
4	12	0	0,1	0,1	0-0+	0,00022407	0,00013931	0,00021381	0,00030552	0,00022068	-10,522386
5	12	12	0,001	0,3	00+-	0,00026799	0,00024211	0,00023783	0,00029622	0,00026104	-19,7493
6	12	14	0,05	0,001	0+-0	0,00017402	0,00016974	0,0001357	0,00028577	0,00018631	-10,772495
7	14	0	0,05	0,3	++0	0,00018948	0,00019632	0,00027641	0,00015794	0,00020504	-12,37535
8	14	12	0,1	0,001	+0+	0,00017097	0,00022199	0,00023896	0,00021328	0,0002113	-17,334263
9	14	14	0,001	0,1	++0-	0,00022904	0,0001518	0,00018456	0,00029268	0,00021452	-11,183316

Figura 2: experimentacion e analisis estadistico con JMP

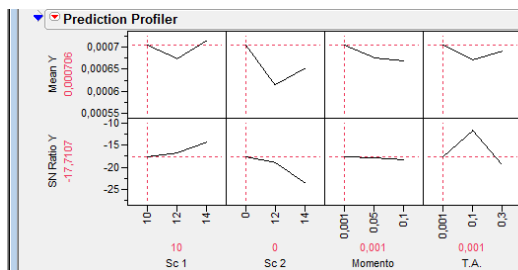


Figura 3: perfil normal en JMP

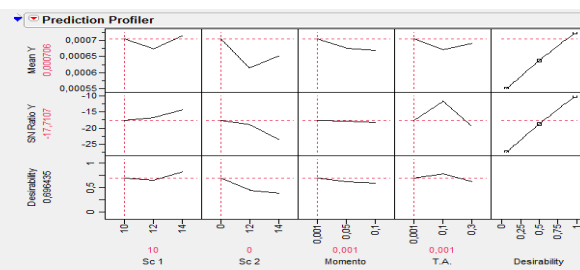


Figura 4: perfil deseable en JMP

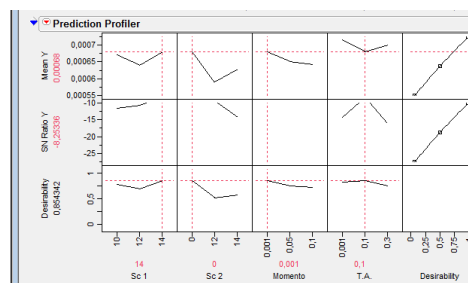


Figura 5: perfil maximizado en JMP

Se extrajo el perfil normal del JMP mostrado en la Figura 3, el cual contiene la primera de las posibles mejores arquitecturas de red, de igual manera se obtuvo el perfil deseado mostrado en la Figura 4, que coincidió con la arquitectura anterior del perfil normal, también se obtuvo un perfil maximizado mostrado en la Figura 5, en el cual nos arrojó una arquitectura diferente, a la primera Lo anterior se hizo para cada grupo de 7, 2 y 1 esfera correspondientemente. Mientras que en la etapa de confirmación se rentrenaron estas arquitecturas y se eligió la mejor en base a las pruebas estadísticas Correlación y Chi-cuadrada. En la Tabla 4 se muestran los parámetros característicos de cada topología de red para cada uno de los casos entrenados, según su número de datos para entradas. Se ha obtenido la correlación de los desempeños de la red por espectro de energía la cual se muestra en la figura 6, es una comparación de las correlaciones de red para la mejor topología de 7 esferas, una esfera de 5 in, 2 esferas de 5 y 8 in y la de la esfera de 8 in respectivamente. Además al realizar la prueba Chi-cuadrada se arrojaron algunos datos que se salen de los márgenes estadísticos como lo son el correspondiente al espectro 22, 25; se eliminaron de la gráfica para que no afecte la visión de la gran totalidad de los casos, la figura 7 muestra la prueba Chi-cuadrada.

Tabla 4: arquitecturas finales de red

Característica	Caso1	Caso2	Caso 3	Caso 4
Número de entradas	7	2	1	1
Tamaños de esferas (in)	0,2,3,5,8,10, 12	5, 8	5	8
Neuronas en capa 1	10	10	10	10
Neuronas en capa 2	0	0	0	12
Tasa de aprendizaje	0.001	0.001	0.001	0.1
Momento	0.001	0.001	0.001	0.001
Error alcanzado	1.5e-4	4,00E-04	5,00E-04	4.2e-4
Tiempo de entrenamiento (seg)	56.1362	19.8249	0.299449	1.62063
Desempeño de la red	0.000196455	0.000537816	0.000657509	0.000532465
Correlación máxima	0.981295	0.942764	0.8374	0.164833
Chi-cuadrada mínima	0.0273374	0.257979	0.290998	0.938637

Se obtuvo además el mejor espectro que arroja el sistema con diferente cantidad de esferas, donde el encontrado en color negro es el esperado por el compendio de la OIEA el cual se encuentra en la misma forma que los arrojados a la red, descritos a su vez por la leyenda de la Figura 8. De igual manera se obtuvo el peor caso para la obtención del espectro mostrado en la figura 9, el cual muestra discrepancia de los niveles de energía de fluencia de neutrones a lo largo de los espectros. En la Figura 10 se muestra el caso de la mejor respuesta de las 15 dosis ya mencionadas, que se obtienen al entrenar la red, en la figura se muestra que la trayectoria de las 15 dosis de respuesta de la red para cada una de las topologías según su número de entradas. En la figura 11 se aprecia la peor respuesta en dosis de la red de 7 esferas y se observa que la gran mayoría de las dosis diverge de la dosis de 7 esferas.

4.- DISCUSIÓN

Se utilizó el software MDRRNA el cual permitió un análisis de la posible reducción de Esferas Bonner a través de la Metodología de Diseño Robusto de Redes Neuronales Artificiales, después se introdujo la información para su análisis estadístico al software JMP el cual ayudó a realizar la elección de las mejores topologías. A continuación se realizaron pruebas de correlación y Chi-cuadrada para verificar si era posible o no la reducción de esferas para la espectrometría y dosimetría neutrónica, y se presentan resultados alentadores, sin embargo aún se encuentra en una etapa de análisis de resultados.

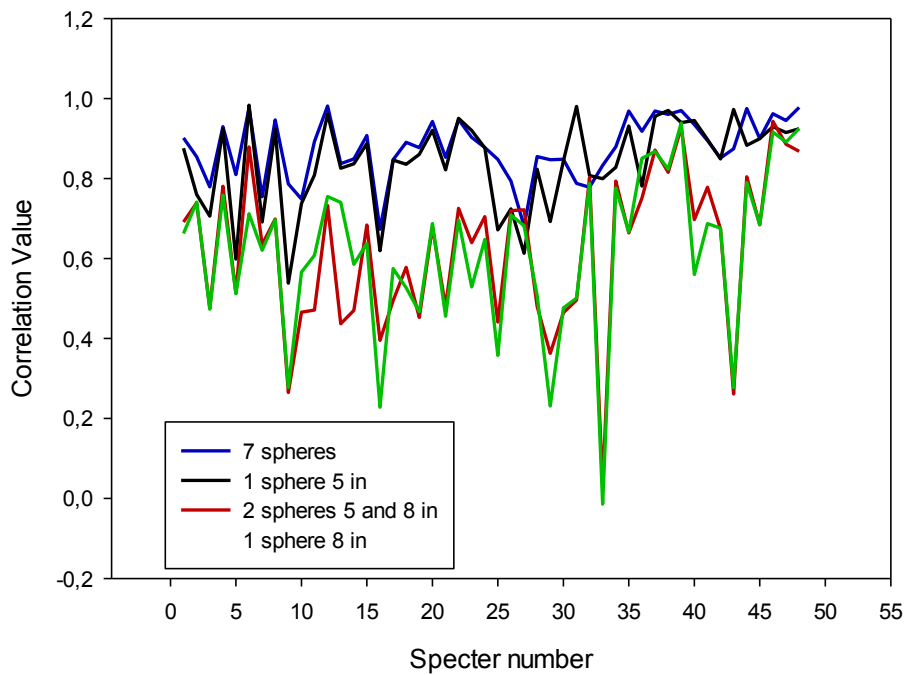


Figura 6.-Prueba de correlación para las 4 mejores arquitecturas de red

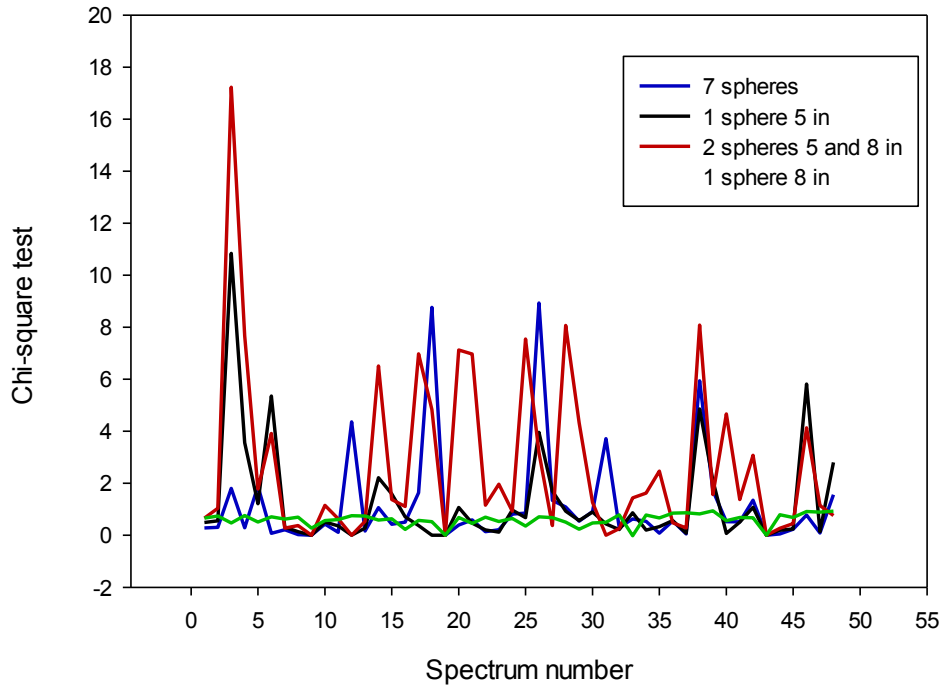


Figura 7.-Prueba de Chi-Cuadrada para las 4 mejores arquitecturas de red

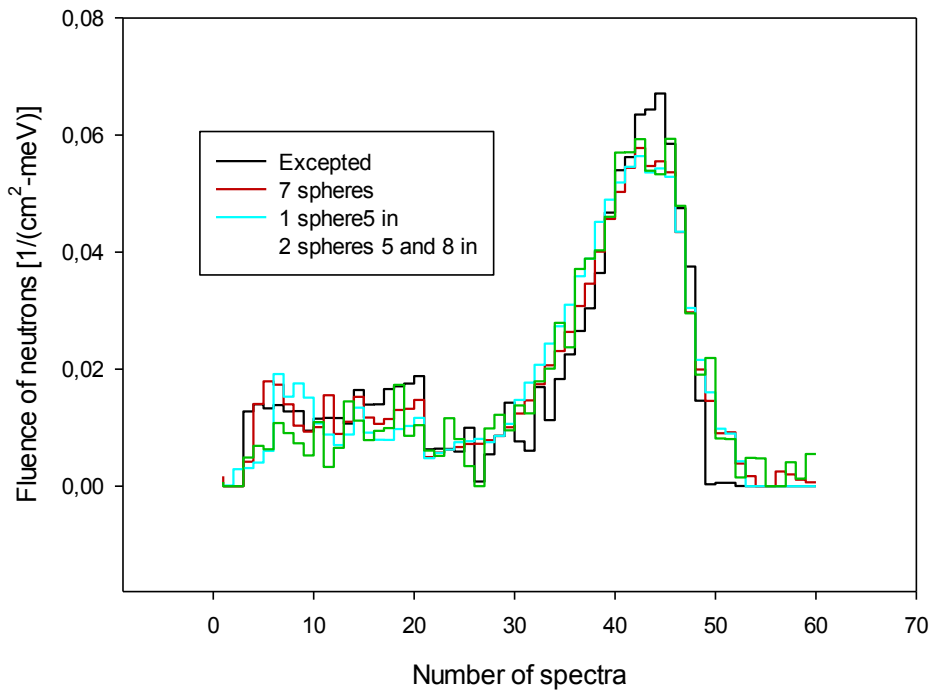


Figura 8.- Mejor espectro obtenido.

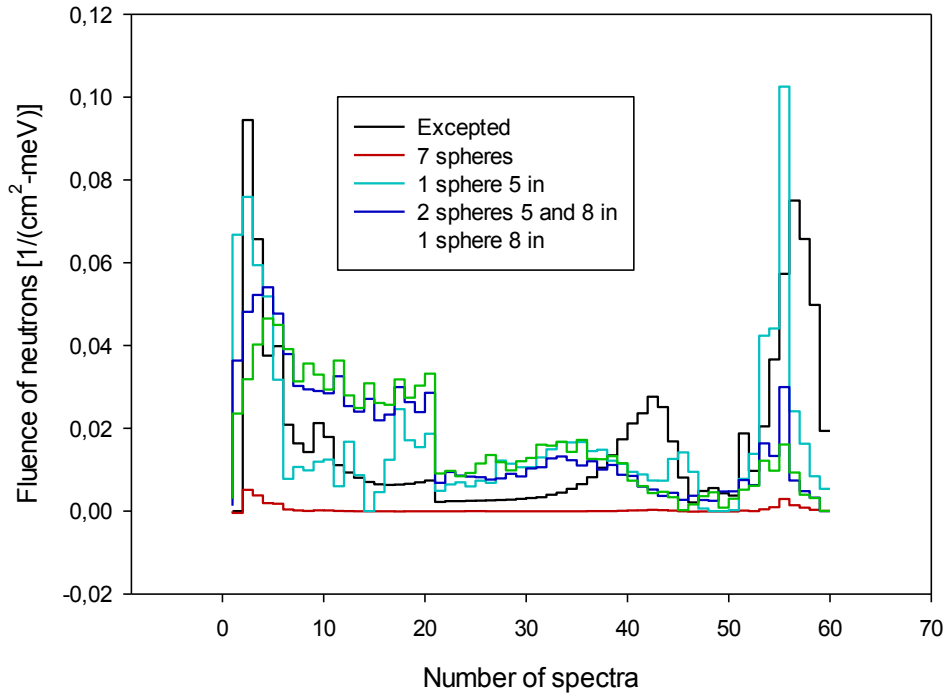


Figura 9. Peor espectro obtenido.

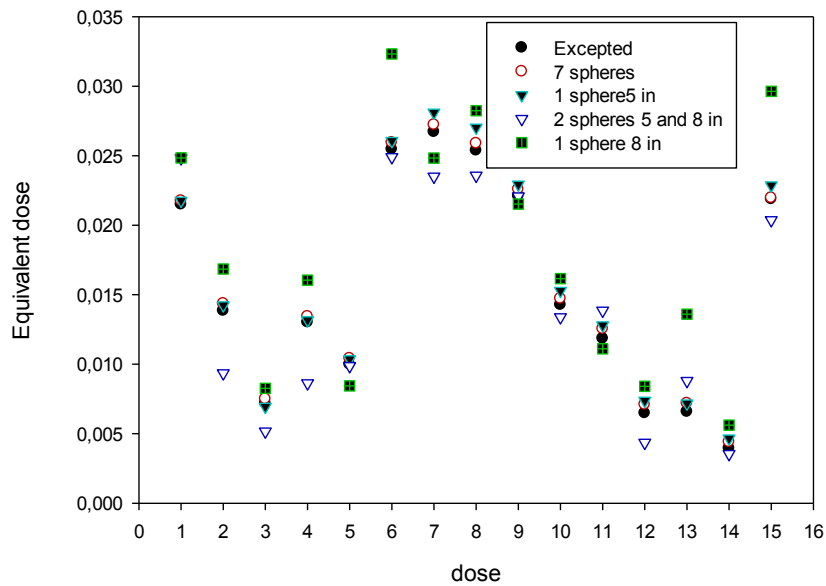


Figura 10.-Mejor dosis obtenida

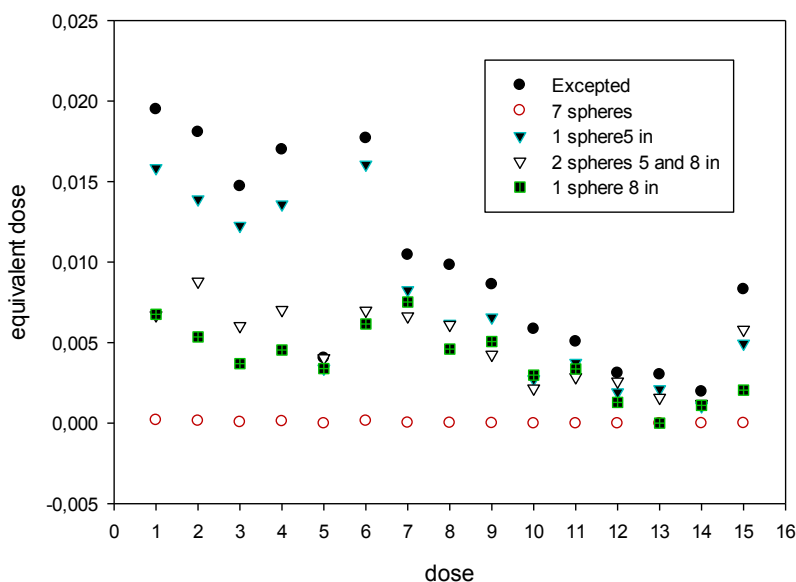


Figura 11.-Peor dosis obtenida

5.- CONCLUSIONES

En base a la prueba de correlación puede apreciar que tienen un comportamiento no muy semejante, la topología obtenida en la red de 7 esferas que ya ha sido usado para validar la herramienta de MDRRNA para su uso la espectrometría y dosimetría neutrónica, con respecto a la topología arrojada por la red con las mediciones realizadas por la esfera de 5 pulgadas como datos de entrada, de igual manera los casos de 8 pulgadas y el de 2 esferas 5 y 8 pulgadas respectivamente, divergen de la respuesta de 7 pulgadas. Cabe mencionar que en la prueba de Chi-cuadrada se apreció que no todos los espectros y dosis convergieron más se eliminaron de la gráfica los picos más destacados para poder observar los datos de los valores bajos que son la gran mayoría, dado que esos valores distorsionan la visualización del gráfico. Los datos mostrados aún son preliminares ya que se encuentra aún en la etapa de análisis de resultados.

Agradecimientos

Este trabajo fue parcialmente financiado por el Fondo de Investigación para la Educación bajo contrato 241771, por fondos Mixtos SEP-CONACYT bajo contrato ZAC-C03-2015-26357-4 y por PROSOFT bajo contrato 201513723. El primero, tercero y cuarto autor agradecen la beca de Licenciatura con número de becario 23240, 23241 y 23238 respectivamente, recibido por Fondo Sectorial de Investigación para la Educación bajo contrato 241771. El segundo y quinto autor agradecen a la beca de Doctorado con número de becario 23386 y 23385 respectivamente, recibido por Fondo Sectorial de Investigación para la Educación bajo contrato 241771.

REFERENCIAS

- Martínez-Blanco MR, Ortiz-Rodríguez JM & Vega-Carrillo HR. (2006). *Espectrometría de neutrones y cálculo de dosis equivalentes, aplicando la metodología de diseño robusto de redes neuronales artificiales*. Memorias del Encuentro de Investigación en Ingeniería Eléctrica (ENINVIE 2006): 301-306.
- Martínez-Blanco MR, Ortiz-Rodríguez JM & Vega-Carrillo HR. (2009). *Espectrometría y dosimetría de neutrones usando NSDAAN*. Proceedings of the XI International Symposium and XXI National Congress on Solid State Dosimetry. Pp. 1-13.
- Ortiz-Rodríguez JM, Martínez-Blanco MR, Gallego E & Vega-Carrillo HR. (2009). *Redes Neuronales Evolutivas: Una nueva alternativa para la espectrometría de neutrones*. Proceedings of the XI International Symposium and XXI National Congress on Solid State Dosimetry. Pp. 1-13.
- Ortiz-rodríguez JM, Vega-Carrillo HR, Viramontes JMC & Martínez-Blanco MR. (2013). *ROBUST DESIGN OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS ROBUST DESIGN OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS METHODOLOGY IN NEUTRON SPECTROMETRY METHODOLOGY IN NEUTRON SPECTROMETRY*. INTECH Open Access Publisher.
- Ortiz-Rodríguez JM, Martínez-Blanco MR & Vega-Carrillo HR. (2006). *Diseño Robusto de Redes Neuronales Artificiales*. Memorias del Encuentro de Investigación en Ingeniería Eléctrica (ENINVIE 2006): 295-300
- Reyes-Alfaro A, Ortiz-Rodríguez JM, Reyes-Haro A, Castañeda-Miranda R, Solis-Sánchez LO & Vega-Carrillo HR. (2014). *Optimización de Redes Neuronales Artificiales para la reconstrucción del espectro de neutrones y sus dosis equivalentes*. Proceedings of the ISSSD 2014: 475-494.
- Valencia Reyes MA, Yáñez Márquez C & Sánchez Fernández LP. [En línea]. *Algoritmo Backpropagation para Redes Neuronales: Conceptos y aplicaciones*. <<http://www.repositoriodigital.ipn.mx/handle/123456789/8628>>. (2006). Instituto Politécnico Nacional. [Consulta: Febrero 2016].
- Vega-Carrillo HR, Hernández-Dávila VM, Manzanares-Acuña E. (2003). *Reconstrucción de Espectros de Neutrones Mediante Redes Neuronales*. Memorias del XIV Congreso Anual de la SNM/XXI Reunión Anual de la SMSR. Pp. 1-12.