



AUTARQUIA ASSOCIADA À UNIVERSIDADE  
DE SÃO PAULO

**APLICAÇÃO DA TÉCNICA DE REDES NEURAIS EM  
ESPECTROMETRIA E DOSIMETRIA DE NEUTRONS,  
UTILIZANDO ESFERAS DE BONNER E FOLHAS  
DE ATIVAÇÃO**

**CLÁUDIA CRISTINA BRAGA**

Tese apresentada como parte dos requisitos para obtenção do Grau de Doutor em Ciências na Área de Tecnologia Nuclear-Aplicações.

Orientador:  
Dr. Mauro da Silva Dias

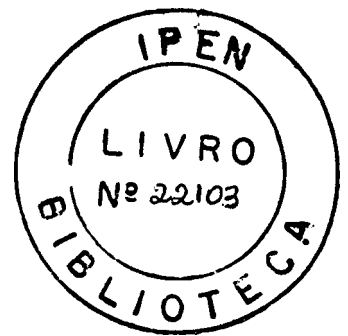
**São Paulo  
2001**

**INSTITUTO DE PESQUISAS ENERGÉTICAS E NUCLEARES**

**Autarquia associada à Universidade de São Paulo**

**APLICAÇÃO DA TÉCNICA DE REDES NEURAIIS EM ESPECTROMETRIA  
E DOSIMETRIA DE NEUTRONS, UTILIZANDO ESFERAS DE BONNER E  
FOLHAS DE ATIVAÇÃO**

**CLÁUDIA CRISTINA BRAGA**



**Tese apresentada como parte dos requisitos para  
obtenção do grau de Doutor em Ciências na Area  
de Tecnologia Nuclear - Aplicações.**

**Orientador:**

**Dr. Mauro da Silva Dias**

**São Paulo**

**2001**

“Com seu arsenal de pensamentos, o ser humano forja as armas pelas quais destrói a si mesmo; modela também os instrumentos com os quais constrói para si mansões celestiais de alegria, força e paz. Pela escolha acertada e pela aplicação verdadeira do pensamento, o ser humano ascende à perfeição divina. Pelo abuso e pela aplicação equivocada do pensamento, decai abaixo do nível animal. Entre estes dois extremos encontram-se as gradações de caráter, e o homem é seu mestre e artesão”.

James Allen  
("Como Pensa um Homem")

Aos meus pais, Celso e Guiomar.

À minha irmã, Lygia.

À minha prima, Wilzi.

Ao Sérgio.

## **AGRADECIMENTOS**

Ao meu orientador, Dr. Mauro da Silva Dias, pelo apoio, estímulo e ajuda durante todo o desenvolvimento deste trabalho.

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), pelo apoio financeiro.

Ao Instituto de Pesquisas Energéticas e Nucleares, na pessoa do Superintendente Dr. Cláudio Rodrigues, pela oportunidade e apoio para a realização deste trabalho.

À Dra. Marina Fallone Koskinas pela amizade e cooperação durante o desenvolvimento deste trabalho.

Ao Dr. Alberto Todo, pela inestimável ajuda na parte de Dosimetria.

Ao Dr. Homero Perez, pela grande ajuda na parte de Técnicas de Redes Neurais.

À Kátia, Gaianê, Aída e Denise pela amizade e carinho na convivência de todos estes anos.

Aos colegas, Franco, Vanderlei, Wilson e Mauro Takeda, pela amizade durante todo este tempo.

Ao Mário e ao Guilherme, pelo apoio na parte de informática.

A todos àqueles, mesmo não estando mais entre nós, que, com sua ajuda, contribuíram para que este trabalho pudesse ter chegado ao fim.

**APLICAÇÃO DA TÉCNICA DE REDES NEURAIS EM ESPECTROMETRIA E  
DOSIMETRIA DE NÊUTRONS, UTILIZANDO ESFERAS DE BONNER E FOLHAS  
DE ATIVAÇÃO**

**Cláudia Cristina Braga**

**RESUMO**

A técnica de redes neurais foi utilizada para deconvolução de espectros de nêutrons medidos pelo Espectrômetro de Esferas de Bonner e por Folhas de Ativação, utilizando várias reações induzidas por nêutrons. O presente trabalho utilizou o programa SNNS (*Stuttgart Neural Network Simulator*) como interface para a construção, treinamento e validação de uma rede neural do tipo MLP (*Multilayer Perceptron Network*). O algoritmo utilizado foi o de Retropropagação (*Back-Propagation*). O conjunto de Esferas de Bonner escolhido foi calibrado no *National Physical Laboratory*, da Inglaterra, e utiliza folhas de ativação de ouro como detectores de nêutrons térmicos. As funções-resposta destas esferas são definidas no intervalo de 0,0001 eV até 14 MeV, o conjunto de folhas de Ativação escolhido foi irradiado no reator de pesquisa IEA-R1 e medido no Laboratório de Metrologia Nuclear do IPEN-CNEN/SP. Foram investigados numericamente dois tipos de espectros: monoenergéticos e contínuos. O espectro deconvoluído foi comparado a um método convencional utilizando o programa SAND-II incorporado no sistema de dosimetria de nêutrons SAIPS. Os resultados obtidos foram bons, indicando que a Rede Neural pode ser considerada uma alternativa interessante entre as metodologias para deconvolução de espectros de nêutrons.

**APPLICATION OF NEURAL NETWORKS FOR UNFOLDING NEUTRON  
SPECTRA MEASURED BY MEANS OF BONNER SPHERES AND ACTIVATION  
FOILS.**

**Cláudia Cristina Braga**

**ABSTRACT**

A Neural Network structure has been used for unfolding neutron spectra measured by means of a Bonner Sphere Spectrometer (BSS) set and a foil activation set using several neutron induced reactions. The present work used the SNNS ("Stuttgart Neural Network Simulator") as the interface for designing, training and validation of a MultiLayer Perceptron network. The back-propagation algorithm was applied. The Bonner Sphere set chosen has been calibrated at the National Physical Laboratory, United Kingdom, and uses gold activation foils as thermal neutron detectors. The neutron energy covered by the response functions goes from 0.0001 eV to 14 MeV. The foil activation set chosen has been irradiated at the IEA-R1 research reactor and measured at the Nuclear Metrology Laboratory of IPEN-CNEN/SP. Two types of neutron spectra were numerically investigated: monoenergetic and continuous. The unfolded spectra were compared to a conventional method using code SAND-II as part of the neutron dosimetry system SAIPS. Good results were obtained, indicating that the Neural Network can be considered an interesting alternative among the neutron spectrum unfolding methodologies.

## SUMÁRIO

	Página
<b>1- INTRODUÇÃO .....</b>	<b>1</b>
1.1 Objetivo.....	4
1.2 Revisão da Literatura.....	4
<b>2 – FUNDAMENTOS TEÓRICOS.....</b>	<b>11</b>
2.1 Redes Neurais : Conceitos Básicos.....	11
2.1.1 Estrutura da Rede.....	11
2.1.2 Aprendizado.....	13
2.1.3 Programa Desenvolvido no Presente Trabalho: ALREPRO.....	16
2.1.4 Programa SNNS ( <i>Stuttgart Neural Network Simulator</i> ).....	23
2.1.4.1 Funções Utilizadas no SNNS.....	23
2.1.4.2 Parâmetro para término da simulação.....	25
2.2 Esferas de Bonner.....	25
2.3 Equivalente de Dose Ambiente: H' (10).....	28
2.4 Folhas de Ativação.....	30
<b>3 – METODOLOGIA.....</b>	<b>35</b>
3.1 Taxas de Reação.....	37
3.2 Saída da Rede.....	40
3.2.1 Espectros monoenergéticos.....	40
3.2.2 Espectros Contínuos.....	42
3.2.2.1 Espectros com Funções Conhecidas.....	44
3.2.2.2 Programa SAIPS.....	45
3.3 Folhas de Ativação.....	48
3.4 Rede para Equivalente de Dose Ambiente.....	49
3.5 Programa de Interface para Redes Neurais.....	51
<b>4 - RESULTADOS E DISCUSSÃO.....</b>	<b>53</b>
4.1 Ensaios Realizados com o Programa ALREPRO.....	53
4.1.1 Problema XOR.....	53
4.1.2. Esferas de Bonner com <sup>3</sup> He.....	56

4.2	Ensaio com o Programa SNNS.....	58
4.2.1	Comparação dos Resultados: ALREPRO e SNNS. ....	58
4.2.2	Ensaio Preliminares com o programa SNNS. ....	61
4.2.3	Esferas de Bonner com $^3\text{He}$ .....	63
4.2.3.1	Campos Monoenergéticos e com Duas Energias de Nêutrons.....	64
4.2.3.2	Campos com duas Energias de Nêutrons. ....	66
4.2.3.3	Feixes Monoenergéticos. ....	69
4.2.3.3.1	Resultados para Normalização Única.....	70
4.2.3.3.2	Resultados para Normalização Individual das Esferas. ....	74
4.2.4	Esferas de Bonner com folhas de $^{197}\text{Au}$ .....	75
4.2.4.1	Feixes Monoenergéticos. ....	76
4.2.4.2	Feixes Contínuos. ....	78
4.2.4.2.1	Fluência Integrada em Energia.....	79
4.2.4.2.2	Fluência por Energia.....	83
4.2.4.2.2.1	Resultados para Dados Experimentais.....	87
4.2.5	Redes Neurais para $\text{H}^*(10)$ .....	91
4.2.6	Redes Neurais com Folhas de Ativação. ....	93
4.2.6.1	Fluência Integrada em Energia.....	94
4.2.6.2	Fluência por unidade de Energia.....	96
4.2.6.2.1	Resultado para Dados Experimentais. ....	99
4.3	Comparação com Metodologia Convencional.....	101
4.4	Discussão dos Resultados.....	105
<b>5</b>	<b>CONCLUSÃO.....</b>	<b>108</b>
<b>APÊNDICE 1</b>	<b>.....</b>	<b>110</b>
<b>APÊNDICE 2</b>	<b>.....</b>	<b>116</b>
A.2.1	Terminologia Básica do SNNS.....	116
A.2.2	Funções Pré-Definidas no Programa SNNS.....	118
<b>APÊNDICE 3</b>	<b>.....</b>	<b>121</b>
A.3.1	Fluência e Taxa de Fluência de Nêutrons .....	121
A.3.2	Fluência em relação à energia.....	122
<b>APÊNDICE 4</b>	<b>.....</b>	<b>123</b>
<b>APÊNDICE 5</b>	<b>.....</b>	<b>127</b>
<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS</b>	<b>.....</b>	<b>129</b>

## 1- INTRODUÇÃO

Diversos sistemas para espectrometria de nêutrons têm sido desenvolvidos nas últimas décadas, de modo a determinar a energia e fluência de nêutrons em diferentes instalações e condições experimentais [1, 2, 3, 4]. Em geral, estes sistemas consistem de um ou mais detectores de nêutrons, acoplados a outros materiais ou detectores, de modo a fornecer uma resposta adequada para a faixa de energia de nêutron de interesse. Em muitos casos, esta resposta está ligada à fluência ou energia do nêutron de modo indireto, requerendo metodologias adequadas de deconvolução de espectro para obter os resultados desejados.

Dentre estes sistemas espectrométricos, pode-se destacar as folhas de ativação, com diferentes encapsulamentos [1] e o espectrômetro de Esferas de Bonner [1, 5]. Estes dois sistemas são capazes de determinar a energia do nêutron em uma ampla faixa de energia, desde a região térmica até vários MeV.

As folhas de ativação têm como vantagens serem de pequena dimensão, causando pouca perturbação no campo de nêutrons, principalmente junto ao núcleo de reatores, e serem capazes de medir altas taxas de fluência, porém tem a desvantagem de ser uma medida indireta, necessitando do valor da atividade das folhas para obter a fluência e o espectro desejados.

Por outro lado, o sistema de Esferas de Bonner pode ser utilizado como um espectrômetro, ou também como um dosímetro de nêutrons. Em sua concepção inicial [5], o espectrômetro de Bonner era constituído por um conjunto de esferas de polietileno, atuando como moderadores, onde se inseria um detector de cintilação de LiI, atuando como detector de nêutrons térmicos. Em concepções mais recentes, o detector de LiI tem sido substituído por um detector esférico de  $^3\text{He}$  [6,7] ou por folhas de ativação de  $^{197}\text{Au}$  [8].

A determinação do espectro de energias do feixe de nêutrons depende do conhecimento exato das funções de resposta do sistema. Para o caso das folhas de ativação, estas funções correspondem às curvas de seções de choque em função da energia, para cada uma das reações em questão. Para o caso das Esferas de Bonner, este conhecimento tem sido obtido por meio de cálculos teóricos, utilizando códigos computacionais, tais como: ANISIN [7] OU MCNP [6,8] e complementados com medidas experimentais, em campos de nêutrons monoenergéticos ou com espectro bem conhecido [9,10,11].

A partir das leituras de cada um dos detectores de nêutrons, das curvas de resposta do sistema e de um programa de deconvolução apropriado, obtém-se os espectros de energia, a fluência e a dose de nêutrons desejados.

A solução matemática do problema normalmente é representada por um sistema de equações integrais de Fredholm de primeira espécie [9]. Este sistema não apresenta solução única, uma vez que o número de detectores é usualmente menor que o número de grupos de energia adotado para o espectro de nêutrons. Assim, a deconvolução do espectro de nêutrons pode apresentar soluções

negativas ou oscilatórias, o que torna o resultado inadequado. Uma alternativa seria a adoção de uma outra metodologia de cálculo para a solução do problema.

Por outro lado, as técnicas de inteligência artificial, através da neurocomputação (redes neurais : ANN - Artificial Neural Network), tem-se tornado uma ferramenta poderosa para a solução de diversos problemas [12,13,14], e apresentam-se como uma alternativa interessante a ser estudada para este tipo de problema [4]. Como a maioria dos métodos estatísticos, as ANN's são capazes de processar grandes quantidades de dados. Além disso, fazem previsões que podem ser surpreendentemente exatas [13].

Normalmente, uma rede neural é desenvolvida utilizando-se um programa de computador, que também é utilizado como uma interface gráfica, que serve de ambiente para o estabelecimento da topologia da rede. Atualmente, existem diversos programas disponíveis comercialmente para este fim [15]. Entretanto, estes programas exigem que o usuário defina todos os parâmetros que serão utilizados na rede, tais como: número de dados de entrada e saída; tipo da função de ativação para cada elemento de processamento da rede; funções de erro; número de camadas da rede; número de elementos de processamento em cada camada da rede neural; valor da incerteza para o término do processo, entre outros. Cada um destes parâmetros influencia o resultado final, sendo específicos para cada caso, o que exige um estudo cuidadoso do problema em questão.

## **1.1 Objetivo.**

O objetivo do presente trabalho é desenvolver e aplicar a técnica de redes neurais na determinação dos valores de espectro de um campo de nêutrons para dois sistemas de medidas: o espectrômetro de Bonner e as folhas de ativação. Para o espectrômetro de Bonner pretende-se também desenvolver e aplicar a técnica de redes neurais na determinação de valores de dose de um campo de nêutrons.

A relevância do tema justifica-se em face da necessidade de técnicas alternativas e novas para a determinação desses parâmetros e pela facilidade que uma rede neural, uma vez desenvolvida, oferece para a obtenção rápida dos resultados desejados.

Os aspectos de originalidade do tema estão associados à utilização da técnica de redes neurais para a resolução deste tipo de problema, principalmente aqueles relacionados ao espectrômetro de Bonner. O desenvolvimento desta metodologia inclui um estudo cuidadoso da topologia da rede, de modo a obter a melhor exatidão, em termos de resolução de energia do nêutron e nos valores de dose.

## **1.2 Revisão da Literatura.**

A técnica de redes neurais é utilizada em distintas áreas nas mais diversas aplicações. Na área nuclear podemos citar o trabalho de Vigneron, Morel, Lépy e Martinez [16] que construíram uma rede neural que aplicada ao espectro gama

do U-235 enriquecido produz uma saída que se aproxima da fração exata de enriquecimento de urânio. A rede foi treinada com 65 espectros, 5 relativos ao espectro de Urânio-235 puro e 10 de cada amostra padrão de  $UO_2$  (Tabela 1-1).

Tabela 1-1 : Características dos padrões de  $UO_2$  [16].

Diâmetro (cm) x Altura (cm)	U-235 / (U-235 + U238) (g . g <sup>-1</sup> %)
1,30 x 2,00	0,7112
1,30 x 1,90	1,416
0,80 x 1,10	2,786
0,80 x 1,02	5,112
0,80 x 1,00	6,225
0,92 x 1,35	9,558

O algoritmo de retropropagação foi utilizado em dois modelos distintos de rede: um modelo contendo 6 neurônios de entrada, 3 na camada intermediária e 1 na camada de saída. Outro modelo contendo 3 neurônios na primeira camada, 5 na camada intermediária e 1 na camada de saída. A rede com estrutura 6:3:1 aprendeu mais rapidamente do que a rede com estrutura 3:5:1. Esta diferença pode ser explicada pela maior informação fornecida na entrada com 6 neurônios em comparação a entrada com 3 neurônios. A Tabela 1-2 apresenta os valores de enriquecimento de U-235 calculados pelas duas estruturas de rede em comparação ao valor certificado de enriquecimento.

Tabela 1-2: Valores de enriquecimento de U-235 . Comparação dos valores calculados pelas duas estruturas de redes neurais com valores certificados.

Enriquecimento Certificado	Estrutura de Rede: 3-5-1	Estrutura de Rede: 6-3-1
0,711	0,691-0,723	0,700 -0,720
1,416	1,394-1,426	1,406 -1,435
2,785	2,732-2,822	2,762-2,799
5,111	5,066-5,148	5,089-5,132
6,122	6,105-6,162	6,117 -6,133
9,548	9,531-9,570	9,541-9,550

Os estudos feitos demonstraram que a técnica de redes neurais é eficaz na predição do enriquecimento do U-235. Esta abordagem é útil quando se precisa de uma resposta rápida com boa exatidão. Não são feitas hipóteses espectrais e nenhum modelo matemático é adotado a priori. Uma rede neural adequada com conexões e pesos pode ser facilmente implementada usando um computador pessoal, comercial. Os bons resultados mostram que este tipo de análise pode ser considerado o método mais apropriado para estimar as concentrações de radionuclídeos em misturas sob condições experimentais bem definidas.

Outra aplicação da técnica de redes neurais pode ser encontrada no trabalho de Olmos, Dias, Perez e Garcia-Belmonte [17]. Eles utilizaram a técnica de redes neurais na análise de espectros. A rede foi treinada com espectros resultantes da exposição de um detector de NaI aos isótopos de Ba-133; Cs-137; Co-60; Mn-57; Na-22 e Cd-109 , mais um padrão adicional de *background* . Uma vez que a rede foi treinada com os isótopos de referência, foi apresentado a ela um espectro resultante da mistura destes isótopos. A resposta da rede consiste em um conjunto de coeficientes que indicam o número de vezes que um determinado isótopo aparece no espectro desconhecido, ou, a intensidade de detecção de um dado radioisótopo identificado em relação aquele espectro de calibração. Eles concluíram que a técnica de redes neurais pode ser considerada um novo método para analisar e quantificar os isótopos presentes em uma mistura desconhecida, a partir do espectro produzido por espectrômetros de baixa resolução. A identificação e quantificação dos isótopos existentes exigem, entretanto, que o conjunto de treinamento inclua todos os isótopos que compõem a amostra a ser analisada.

Ainda na área de espectrometria gama, pode-se citar o trabalho de Olmos, Dias, Perez, Rodellar, Aguayo, Bru, Garcia-Belmonte e Pablos [18]. Estes autores aplicaram a técnica de redes neurais para resolver o problema de identificação de radioisótopos utilizando o espectro de alturas de pulso, calibrado em energia. O método se baseia no fato de que o espectro de uma dada fonte, composta por um conjunto de radioisótopos, tem uma forma bem conhecida descrita pelos picos devido a cada componente, distribuídos de acordo com sua energia. A informação da fonte pode então ser representada por um vetor  $\underline{x}$  cuja  $i$ -ésima componente fornece a intensidade associada ao canal de energia  $i$ . Deste modo, pode-se caracterizar o conjunto em estudo por meio de um vetor de dimensão  $n$ , grande o suficiente para fornecer uma resolução adequada em energia. Valores típicos de  $n$  variam no intervalo de 1000 a 4000. Foi utilizado um vetor de dimensão 1024. Como teste, a rede neural deveria encontrar a intensidade da componente  $\underline{x}_i$ , em relação à intensidade de calibração. Os autores treinaram a rede com os seguintes isótopos: Na-22, Co-60, Ba-133, Cs-137 e Co-57. Foram apresentadas dez misturas à rede neural para efetuar a identificação e quantificação. Os resultados obtidos demonstraram que a técnica de redes neurais pode ser aplicada no problema de análise de espectros de radiação. Isto leva a um novo conceito em espectroscopia nuclear no sentido de que a forma inteira do espectro é considerada e não apenas os fopicos individuais.

Um outro artigo de interesse é o de Iguchi, Satoh, Takahashi e Nakazawa [19]. Este grupo de pesquisadores utilizou a técnica de redes neurais em dosimetria de nêutrons utilizando folhas de ativação. O desempenho da rede foi conferido por meio de análise de dados conhecidos para campos de nêutrons de reatores de fissão, incluindo um estudo da estrutura da rede neural mais adequada para esta aplicação. Os resultados foram também comparados com os

obtidos por um método convencional de ajuste de espectro de nêutrons. Eles mostraram que o ajuste efetuado pela técnica de redes neurais tem vantagens em relação aos métodos convencionais tanto na simplicidade computacional quanto na validade da solução obtida.

Na área de dosimetria de nêutrons há o trabalho de Fehrenbacher, Schutz, Hahn, Sprunck, Corde, Biersack e Wahl [14], que utilizaram a técnica de redes neurais para determinar o espectro de nêutrons a partir de medidas efetuadas com detectores de silício. Neste trabalho, a função-resposta de cada elemento é determinada por um modelo computacional considerando a interação do nêutron com as camadas do dosímetro e o subsequente transporte dos íons produzidos. A rede neural é treinada para um conjunto conhecido de espectros de nêutrons e então é aplicada a contagens obtidas em campos realistas de nêutrons. As contagens dos detectores foram calculadas para espectros realistas de nêutrons e normalizadas pelo seu valor máximo. Foram feitas modificações randômicas dos 91 espectros que compunham o conjunto original para se obter um conjunto suficientemente grande de espectros de treinamento. Três conjuntos foram construídos aplicando-se distribuições Gaussianas em torno do valor médio de fluência por unidade de energia de 50%, 75% e 100%. O conjunto completo, contendo 364 espectros, foi dividido em dois conjuntos, um de treinamento, com 273 espectros e outro de teste, com 91 espectros. A rede foi treinada com o algoritmo de *Back-Propagation*. Os melhores resultados foram obtidos com uma rede contendo 4 camadas de neurônios: 6:16:10:6. A entrada da rede consistiu de valores de contagem para os seis sensores e a saída da rede consistiu de 6 valores para a fluência de nêutrons :  $E \cdot \phi(E)$ . Os intervalos de energia para cada um dos seis neurônios da camada de saída foram:  $10^{-8}$  MeV até  $10^{-2}$  MeV;  $10^{-2}$  MeV até  $10^{-1}$  MeV;  $10^{-1}$  MeV até  $2 \times 10^{-1}$  MeV;  $2 \times 10^{-1}$  MeV até 1 MeV ; 1 MeV até 2

MeV e de 2 MeV até 10 MeV. Os valores de fluência em energia fornecidos pela rede foram utilizados para se calcular o equivalente de dose ambiente:  $H^*(10)$ . Para os 91 espectros utilizados no teste da rede, o desvio encontrado para a maioria dos valores de  $H^*(10)$  ficou em torno de 20% e no pior caso, em 35%. Foram utilizados quatro espectros realistas para a validação da rede: espectro rápido de reator e espectros rápidos de fontes radioativas. Destes, apenas para o espectro contendo alta proporção de nêutrons de baixa energia, a rede falhou. Isto ocorreu porque este tipo de espectro teve pouca representatividade nos arquivos de treinamento e teste da rede.

Na área de desenvolvimento de modelos para redes neurais, há o trabalho de MacKay [20]. Com base no algoritmo de aprendizado Bayesian ele introduziu um novo modelo adaptativo, a densidade da rede neural. Com este modelo de densidade é possível treinar uma rede neural *Multilayer Perceptron* (MLP) sem conhecer todos os seus valores de entrada. O caso intermediário, no qual algumas entradas são dadas para alguns exemplos, também pode ser resolvido por este método.

A utilização de redes neurais na área de classificação pode ser vista no artigo de Cao, Miller e Buckner [21]. Neste trabalho, o objetivo era determinar com precisão a dose equivalente em um campo de radiação contendo nêutrons e fótons. Para isto era preciso conhecer o número relativo de nêutrons em relação ao número de fótons e caracterizar a dependência em energia dos nêutrons. Sabe-se que a relação entre dose e dose equivalente começa a aumentar rapidamente por volta de 100 keV; assim, é necessário separar nêutrons de fótons para energias de nêutrons da ordem de 100 keV para medir a dose equivalente em um campo misto de radiação que inclui fótons e nêutrons. As

redes neurais conseguiram separar nêutrons e fótons com um erro de aproximadamente 5% para energias tão baixas quanto 100 keV. Estas redes utilizaram a amplitude de pulso e a informação do tempo de subida do pulso para obter a separação de fótons e nêutrons. A separação é obtida para nêutrons com energias entre 100 keV até vários MeV. Se a razão entre nêutrons e fótons é alterada por um fator de 10, o erro de classificação aumenta para aproximadamente 15% para as redes testadas. Os resultados obtidos neste trabalho demonstram a viabilidade de se utilizar a instrumentação comercial combinada com técnicas de inteligência artificial para desenvolver um detector prático que mede a dose equivalente em um campo misto de radiação com nêutrons e fótons.

## **2 - FUNDAMENTOS TEÓRICOS.**

Nos itens que seguem, são apresentados os termos básicos envolvidos na teoria de redes neurais, os quais foram utilizados no desenvolvimento do programa do presente trabalho. Também são apresentados o programa desenvolvido, denominado ALREPRO (Algoritmo de Retropropagação), o programa da Universidade de Stuttgart, o SNNS (*Stuttgart Neural Network Simulator*) [22], o espectrômetro de Bonner, o Equivalente de Dose Ambiente e as Folhas de Ativação.

### **2.1 Redes Neurais : Conceitos Básicos.**

As definições e equações apresentadas neste item podem ser encontradas nos livros de David Rumelhart [23]; Simon Haykin [24] e Yoh-Han Pao [25].

#### **2.1.1 Estrutura da Rede.**

Um esquema típico de rede neural é apresentado na Figura 2-1, onde são apresentadas as estruturas de camadas contendo os neurônios, também chamados de unidades de processamento. Um neurônio recebe um sinal de entrada. A partir deste valor adquire um estado de ativação, e utiliza esta ativação para processar um valor de saída.

As unidades de processamento, também chamadas de neurônios, podem ser classificadas em três categorias, dependendo de sua localização na rede. Os neurônios que constituem a primeira camada, a que recebe os dados de entrada, são chamados de unidades de entrada da rede. Os que constituem a camada intermediária, e não tem contato nem com os dados de entrada e nem com os de saída, são chamados de unidades escondidas ou da camada intermediária. Os neurônios que ficam na última camada e fornecem os valores resultantes do processamento da rede são chamados de unidades de saída.

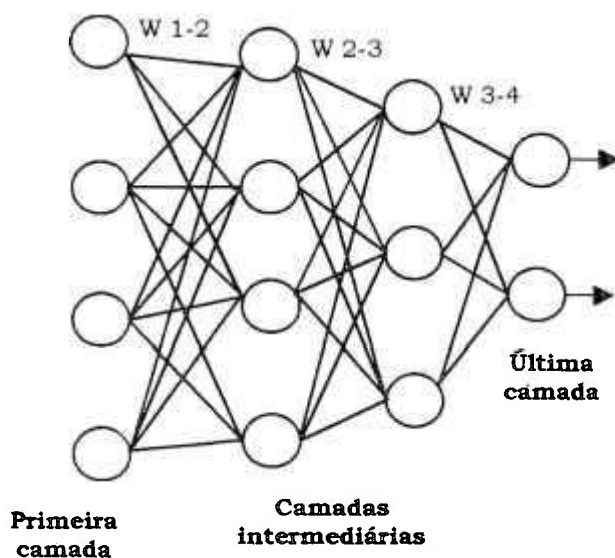
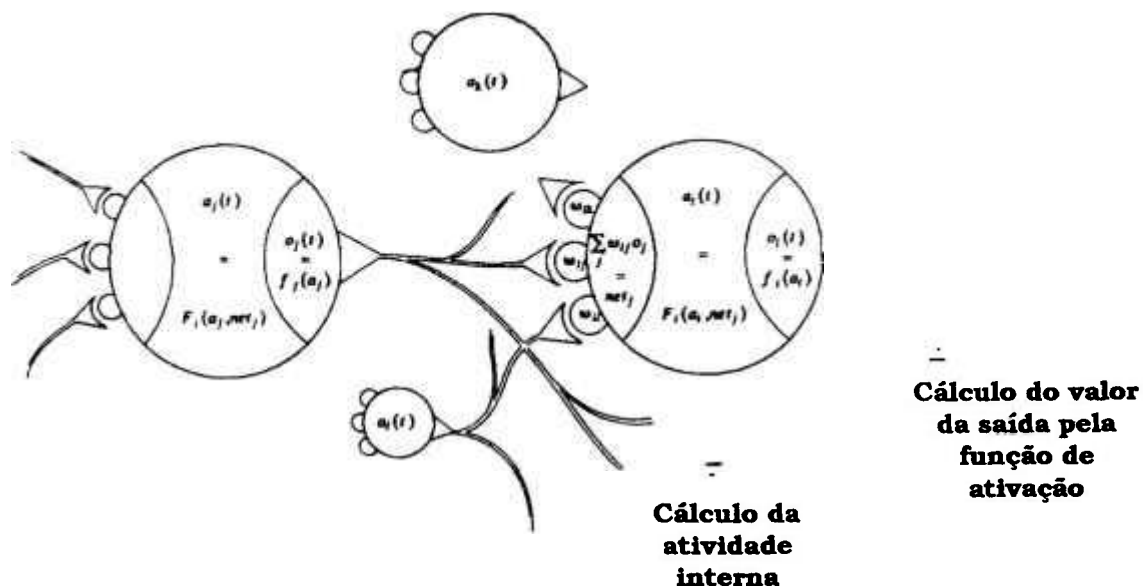


Figura 2-1: Exemplo de uma rede neural com 4 camadas de neurônios, onde os pesos da conexões são representados por W.

Um esquema dos processos que ocorrem em um neurônio é apresentado na Figura 2-2.



$a_i$  = atividade interna do neurônio  $i$ ;

$net_i$  = representa a soma de todos os pesos ( $w_{ij}$ ) e de todos os valores de entrada ( $o_i$ ) para o neurônio  $i$ ;

$F_i$  = representa a função que calcula a atividade interna do neurônio  $i$  na interação  $(n+1)$ .

Esta função varia de acordo com a atividade interna que o neurônio possui na interação anterior (interação  $n$ ) e os valores de entrada adquiridos na interação  $(n+1)$ :  $F(a_i, net_i)$ ;

$f_i$  = função de ativação utilizada no neurônio  $i$ . A função de ativação varia de acordo com a atividade interna do neurônio:  $f_i(a_i)$ .

Figura 2-2: Esquema dos processos efetuados em um neurônio: entrada de dados e cálculo da atividade interna, da função de ativação e da saída.

### 2.1.2 Aprendizado.

Uma rede neural tem como propriedade principal a habilidade de aprender a partir de estímulos externos e melhorar seu desempenho através do aprendizado. Este aprendizado ocorre por meio de um processo iterativo de ajustes aplicados aos seus pesos e valores de limiar. Idealmente, a rede neural adquire mais conhecimento após cada interação do processo de aprendizado.

Pode-se definir o aprendizado de uma rede neural como sendo um processo no qual os pesos sinápticos são adaptados por meio de um processo contínuo de estímulos. O tipo de aprendizado é determinado pela maneira na qual ocorre a variação dos parâmetros.

Esta definição do processo de aprendizado implica na seguinte seqüência de eventos: a rede neural é estimulada; a rede neural sofre variações como resultado dos estímulos; a rede neural responde de uma forma nova, devido as variações que ocorreram em sua estrutura interna.

Para ser específico, considere um par de sinais:  $x_j$  e  $v_k$  conectados por um peso sináptico  $w_{kj}$ , como mostrado na Figura 2-3.

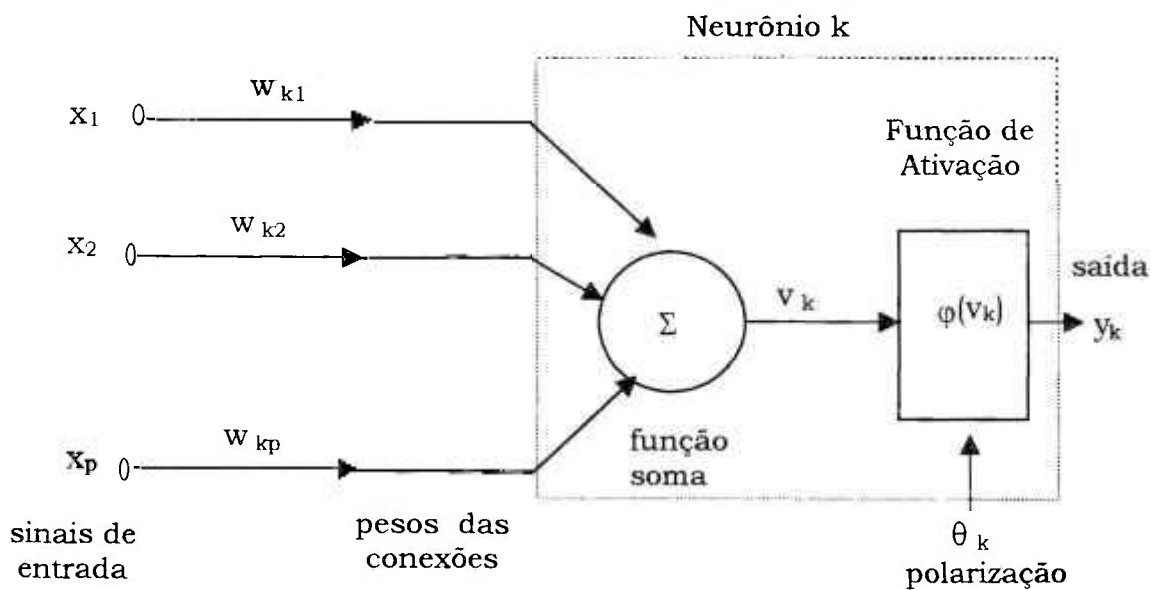


Figura 2-3: Modelo não linear de um neurônio.

O sinal  $x_j$  representa a saída do neurônio  $j$ , o sinal  $v_k$  representa a atividade interna do neurônio  $k$  e  $\varphi(v_k)$  representa a função de ativação do neurônio  $k$ .

O valor da atividade interna de um neurônio, em cada interação, é obtido pela combinação dos valores dos pesos e das entradas de todas as conexões que ele possui por meio da seguinte equação:

$$v_k(n) = \sum_j (w_{kj} x_j) - \theta_k \quad (2-1)$$

onde:  $j$  = índice dos neurônios da camada anterior a camada do neurônio  $k$ ;

$w_{kj}$  = valor do peso sináptico entre os neurônios  $k$  e  $j$  ;

$x_j$  = valor da saída do neurônio  $j$  na interação  $n$ ;

$\theta_k$  = polarização do neurônio  $k$ .

Seja  $w_{kj}(n)$  o valor do peso sináptico  $w_{kj}$  no tempo  $t=n$ . Neste instante, um ajuste  $\Delta w_{kj}(n)$  é aplicado ao peso sináptico  $w_{kj}(n)$ , resultando no valor atualizado:  $w_{kj}(n+1)$ . Podemos então escrever:

$$w_{kj}(n+1) = w_{kj}(n) + \Delta w_{kj}(n) \quad (2-2)$$

onde :  $w_{kj}(n)$  = valor do peso sináptico  $w_{kj}$  na interação  $n$

$w_{kj}(n+1)$  = valor do peso sináptico  $w_{kj}$  na interação  $(n+1)$

$\Delta w_{kj}(n)$  = valor do ajuste do peso sináptico  $w_{kj}$

A equação anterior sintetiza as regras implícitas na definição do processo de aprendizado. Em particular, o ajuste  $\Delta w_{kj}(n)$  é calculado como um resultado da estimulação, e o valor atualizado,  $w_{kj}(n+1)$ , define a mudança na rede neural como um resultado deste estímulo.

Um conjunto de regras bem definidas para a solução de um problema de aprendizado é chamado de algoritmo de aprendizado. Não existe um algoritmo único para o projeto de redes neurais. Pelo contrário, existe um conjunto de ferramentas representado por uma grande variedade de algoritmos, cada um oferecendo vantagens próprias. Basicamente, os algoritmos de aprendizado diferem entre si no modo pelo qual é formulado o ajuste  $\Delta w_{kj}$  do peso sináptico  $w_{kj}$ .

### **2.1.3 Programa Desenvolvido no Presente Trabalho: ALREPRO.**

Para o desenvolvimento do programa foi escolhida a linguagem Q-Basic que permite a utilização de matrizes de grande dimensão, possibilitando o uso de um número maior de parâmetros.

Uma cópia deste programa é apresentada no Apêndice 1. O algoritmo escolhido foi o de Retropropagação, e as equações utilizadas foram baseadas nas apresentadas na referência [24], que apresenta o algoritmo em maior detalhe.

As principais características do algoritmo de Retropropagação são:

1. O modelo de cada neurônio inclui uma não-linearidade no sinal de saída.

Esta não-linearidade pode ser representada por uma função não-linear, por exemplo, tangente hiperbólica ou sigmóide.

2. A rede contém uma ou mais camadas intermediárias.

Cada neurônio da camada intermediária e da camada de saída realiza dois cálculos:

- o valor de saída, através da função não-linear contínua.
- a estimativa do gradiente, primeira derivada da função de ativação utilizada. Este valor é necessário na etapa de retropropagação através da rede.

3. a rede exibe um alto grau de conexão, determinada pelas sinapses (ligações) entre os neurônios.

O processo chamado de uma interação compreende o fluxo de dois sinais:

- o sinal que se propaga pela rede a partir da primeira camada até os neurônios da camada de saída;
- o sinal erro que se propaga a partir da última camada em direção a primeira camada.

O cálculo de uma interação tem início a partir da leitura dos valores iniciais para os neurônios de entrada (normalmente estes valores são representados pela letra  $x$ ). Os pesos iniciais de cada sinapse são números randômicos normalmente restritos a um intervalo que vai de  $-2$  até  $+2$  ou de  $-3$  até  $+3$  (a escolha deste intervalo é para evitar a saturação da função de ativação sigmóide).

A partir dos valores de entrada e dos pesos iniciais, é calculada a atividade interna para cada neurônio da primeira camada, de acordo com a equação 2-3. O nível de atividade interna de um neurônio  $j$ , ( $v_j$ ) é calculado por:

$$v_j(n) = \sum_{i=0}^p w_{ji}(n) y_i(n) \quad (2-3)$$

onde:  $w_{j0} = \theta_j$  = polarização aplicada ao neurônio  $j$ ;

$y_0 = -1$  = entrada fixa;

$w_{ji}$  = peso sináptico entre os neurônios  $j$  e  $i$ . Onde  $i$  representa um neurônio da camada anterior aquela onde está o neurônio  $j$ .

$y_j(n)$  = função sinal na saída do neurônio  $j$  na interação  $n$ . Esta função está relacionada ao valor da atividade interna do neurônio  $j$ .

$$y_j(n) = \varphi_j(v_j(n)) \quad (2-4)$$

Obs: Para a primeira interação, este valor é representado pela variável  $x_i$ , lida a partir dos dados de entrada.

Com a função de ativação calcula-se a saída destes neurônios que vai ser o valor de entrada para os neurônios da segunda camada.

Utilizou-se nos cálculos, a função sigmóide, representada por:

$$y_j = \frac{1}{1 + \exp(-v_j)} \quad (2-5)$$

onde:  $v_j$  = nível de atividade interna do neurônio  $j$ .  
 $y_j$  = saída do neurônio  $j$ .

Esta função é apresentada na Figura 2-4.

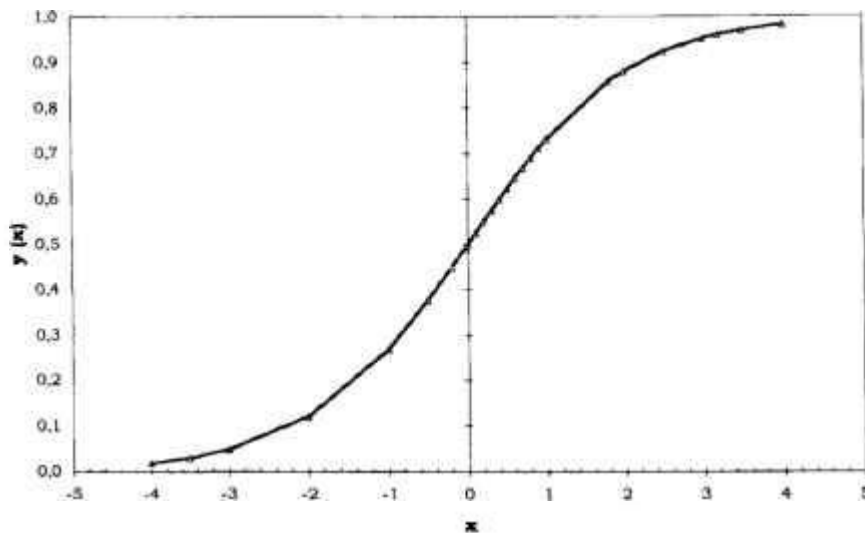


Figura 2-4: Representação gráfica da função sigmóide.

O cálculo é repetido na segunda camada, na terceira, e assim sucessivamente, até se atingir os neurônios da última camada, cujo valor de saída é o resultado da rede neural. Este resultado é comparado com o resultado desejado. A diferença entre eles é o erro da interação.

O erro no neurônio  $j$ , pertencente a última camada da rede, na interação  $n$  pode ser representado pela equação:

$$e_j(n) = d_j(n) - y_j(n) \quad (2-6)$$

onde:

$e_j(n)$  = erro na interação  $n$ ;

$d_j(n)$  = valor de saída desejado na interação  $n$ ;

$y_j(n)$  = valor calculado pela rede na interação  $n$ .

Tendo este valor para todos os neurônios da última camada calcula-se o erro quadrático médio da interação. Se o seu valor for maior do que o desejado pelo usuário, ocorre uma nova interação, caso contrário, o programa termina.

No caso de uma nova interação, os valores dos erros de cada neurônio da última camada são utilizados para fazer o ajuste necessário nos pesos das sinapses de forma a minimizar o erro da próxima interação.

O algoritmo de Retropropagação aplica uma correção  $\Delta w_{ji}(n)$  no peso sináptico  $w_{ji}(n)$ , dada por:

$$\Delta w_{ji}(n) = \eta \delta_j(n) y_i(n) \quad (2-7)$$

onde:

$\eta$  = taxa de aprendizado da rede. Quanto maior o seu valor, maior a mudança nos pesos.

$\delta_j(n)$  = função erro associada ao neurônio  $j$  na interação  $n$ .

$y_i(n)$  = sinal de saída do neurônio  $i$  na interação  $n$ .

Se  $j$  for um neurônio da camada de saída:

$$\delta_j(n) = e_j(n) \varphi'_j(v_j(n)) \quad (2-8)$$

onde :

$e_j(n)$  = valor do erro para o neurônio  $j$  da camada de saída;

$\varphi'_j(v_j(n))$  = primeira derivada da função de ativação não-linear.

Se  $j$  for um neurônio da camada intermediária:

$$\delta_j(n) = \left( \sum_k \delta_k(n) w_{kj}(n) \right) \varphi'_j(v_j(n)) \quad (2-9)$$

onde:

$\delta_k(n)$  = função erro do  $k$ -ésimo neurônio pertencente a camada imediatamente posterior a camada  $j$  na interação  $n$ .

$w_{kj}(n)$  = peso sináptico da conexão entre os neurônios  $k$  e  $j$  na interação  $n$ .

$\varphi'_j(v_j(n))$  = primeira derivada da função de ativação, para o neurônio  $j$ , na interação  $n$ .

Para a função de ativação sigmóide, a primeira derivada pode ser escrita como:

$$\varphi'(v_j(n)) = \varphi_j(n) (1 - \varphi_j(n)) \quad (2-10)$$

onde:

$\varphi_j(n)$  = valor da função de ativação para o neurônio  $j$  na interação  $n$ .

A correção dos pesos sinápticos flui da última camada em direção a camada inicial da rede. A consideração da propagação deste sinal é o que dá nome ao algoritmo : Retropropagação (*Backpropagation*).

Terminada a etapa de ajuste de todos os pesos, o processo de cálculo tem início, no que é chamada de uma nova interação.

O algoritmo de Retropropagação possui uma variação da equação que faz a correção dos pesos sinápticos após cada interação. Esta equação, 2-11, foi desenvolvida com base em observações acerca da estabilidade da convergência no algoritmo em função do valor atribuído a taxa de aprendizado da rede ( $\eta$ ). O valor da taxa de aprendizado da rede ( $\eta$ ) é a constante de proporcionalidade que determina o valor da alteração dos pesos sinápticos: quanto maior o seu valor, maior a variação no valor do peso entre as interações. Esta constante determina assim a velocidade do processo de aprendizado. Entretanto, se o seu valor for muito alto, começa a ocorrer oscilação nos valores dos pesos, tornando o processo de aprendizado instável. Para corrigir este problema, foi introduzido um parâmetro, chamado de termo de momento, representado pela letra  $\alpha$ , para estabilizar a rede e permitir uma convergência rápida dos cálculos. Este parâmetro foi introduzido na equação que calcula a alteração dos pesos sinápticos entre duas interações, da seguinte forma:

$$\Delta w_{ji}(n+1) = \eta \cdot \delta_j(n+1) \cdot y_i(n+1) + \alpha \cdot \Delta w_{ji}(n) \quad (2-11)$$

onde:

$\eta$  = taxa de aprendizado da rede;

$\delta_j(n+1)$  = função erro associada ao neurônio  $j$  na interação  $(n+1)$ ;

$y_i$  = sinal de saída do neurônio  $i$  localizado em uma camada anterior a camada do neurônio  $j$ ;

$\alpha$  = termo de momento;

$\Delta w_{ji}(n)$  = variação no valor do peso da conexão entre os neurônios  $j$  e  $i$  na interação anterior ( $n$ ).

#### **2.1.4 Programa SNNS (*Stuttgart Neural Network Simulator*).**

O programa SNNS (*Stuttgart Neural Network Simulator*) [22] utiliza um ambiente simples e flexível para manutenção e treinamento de redes neurais, fornecendo uma maneira adequada de visualizar o seu desempenho na aprendizagem, validação e teste.

As definições utilizadas no programa, os tipos de arquivos utilizados bem como os critérios utilizados para o término da simulação são apresentados no Apêndice 2.

##### **2.1.4.1 Funções Utilizadas no SNNS.**

As unidades de processamento, também chamadas de neurônios, são classificadas em três tipos no programa SNNS: unidades de entrada, unidades escondidas ou intermediárias e unidades de saída.

O SNNS possui um conjunto de funções para iniciar e atualizar uma rede neural bem como um conjunto de funções para realizar o aprendizado da rede. São 30 tipos de funções de aprendizado, 22 funções de inicialização e 23 funções de atualização. A escolha de cada uma destas funções está relacionada diretamente ao tipo da rede construída para o problema ensaiado.

As funções de aprendizado representam os algoritmos de treinamento. No desenvolvimento deste trabalho, foi utilizado o algoritmo de *Back-propagation*.

As funções de inicialização são utilizadas para iniciar os componentes (neurônios) da rede. A escolha desta função depende da estrutura da rede e do algoritmo de treinamento utilizado. O algoritmo de *Back-propagation*, por exemplo, não funciona adequadamente se todos os seus pesos iniciais forem inicializados com o mesmo valor. Nas redes construídas neste trabalho foi utilizada a função de inicialização *Randomize Weights*, que inicializa todos os pesos e a polarização com valores aleatórios distribuídos em um certo intervalo  $[\alpha, \beta]$ , sendo que  $\alpha < \beta$ .

As funções de atualização estabelecem uma ordem seqüencial específica para realizar as operações de cálculo nos neurônios que compõem a rede. Esta ordem depende da topologia da rede e tem grande influência no resultado de um ciclo de propagação. Como cada rede tem características específicas, é muito importante escolher a função de atualização que melhor se adapta a rede para obter o comportamento desejado da rede neural. Nas redes construídas neste trabalho foi utilizada a função de atualização *Topological Order*, que é a função mais adequada para as redes nas quais o sinal de entrada flui da primeira camada em direção a última camada de neurônios. A ativação de cada neurônio segue uma ordem topológica que é dada pela própria topologia da rede. Isto significa que a primeira camada processada é a da entrada. A próxima camada é a primeira camada intermediária e a última é a camada de saída. Um ciclo de aprendizado é definido quando o sinal passou por todos os neurônios da rede.

As demais funções do programa SNNS são apresentadas no Apêndice 2.

#### 2.1.4.2 Parâmetro para término da simulação.

O programa SNNS faz, a cada ciclo completo de interação do treinamento, um cálculo comparando os valores de saída da rede com os valores desejados. Este cálculo de averiguação do estado da simulação é chamado de SSE, e é apresentado na equação 2-12.

$$SSE = \sum_j \sum_i (t_{ji} - \Theta_{ji})^2 \quad [2-12]$$

onde:

j = número de conjuntos de treinamento

i = número de neurônios na saída da rede

t<sub>ji</sub> = saída desejada para o neurônio i

Θ<sub>ji</sub> = saída calculada, na iteração atual, para o neurônio i.

## 2.2 Esferas de Bonner.

O espectrômetro de Bonner é constituído por esferas de polietileno, que atuam como moderadores de nêutrons, e têm em seu interior detectores de nêutrons térmicos. Elas são identificadas de acordo com o valor do seu diâmetro expresso em polegadas. Para fazer medidas com um conjunto de esferas de Bonner a resposta de cada esfera deve ser conhecida em função da energia do nêutron. A Figura 2-5 apresenta um exemplo dos gráficos da função resposta em função da energia para as esferas de 3", 5" e 10" .

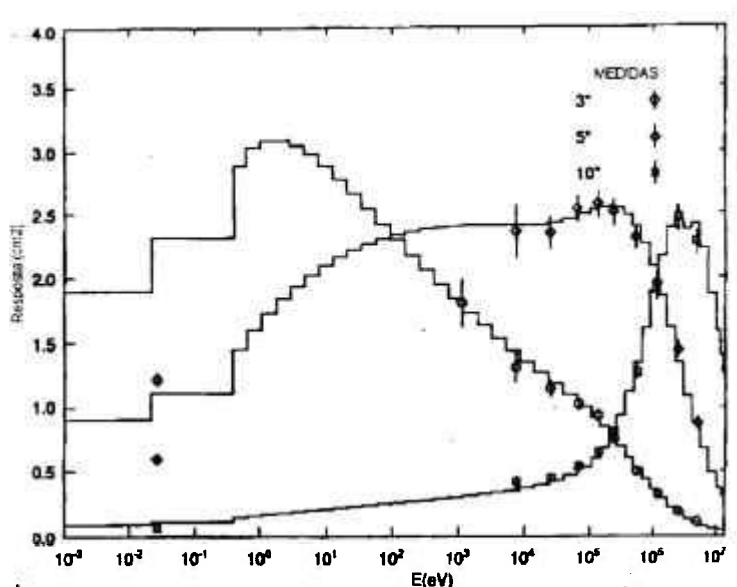


Figura 2-5: Funções-Resposta para as Esferas de Bonner com  $^3\text{He}$  de 3'' , 5'' e 10'' [7].

Pela Figura 2-5 pode-se observar que as esferas de menor diâmetro são mais sensíveis a nêutrons de baixa energia, enquanto que as de maior diâmetro são mais sensíveis a nêutrons de maior energia.

A curva de função-resposta para a esfera de 10'' possui uma forma similar a curva de dose equivalente por nêutron em função da energia, o que é útil quando se deseja medir o equivalente de dose devido a nêutrons com um espectro desconhecido ou com energia variável. Devido a similaridade entre as duas curvas, a eficiência do detector é alta para aqueles nêutrons cuja importância biológica é alta e baixa para nêutrons que fornecem pouca dose. Portanto, a contagem total do detector em um espectro polienergético automaticamente incluirá os fatores de peso adequados para todas as energias e dará uma medida significativa da dose combinada devido a todos os nêutrons. Além disso, a geometria esférica do detector fornece uma resposta razoavelmente independente da direção do feixe de nêutrons. A esfera de Bonner é um

instrumento de monitoração que pode fornecer uma estimativa realista de dose de nêutrons em uma ampla faixa de energia, desde energias térmicas até MeV [1].

As primeiras esferas de Bonner possuíam como detector central detectores cintiladores de iodeto de lítio-6 ( $^6\text{LiI}$ ). Estes detectores foram substituídos por contadores proporcionais esféricos de  $^3\text{He}$ , para minimizar a resposta do detector a fótons gama. Atualmente são utilizadas folhas de ativação,  $^{197}\text{Au}$ , no lugar dos contadores proporcionais. Elas não necessitam de uma eletrônica associada, como os contadores proporcionais, o que facilita sua utilização.

Neste trabalho utilizamos dois conjuntos de esferas de Bonner do NPL (*National Physical Laboratory*, Inglaterra) [7, 8]. Um conjunto contendo 9 esferas com o detector central de  $^3\text{He}$ , com os diâmetros: 3", 3,5", 4", 5", 6", 8", 10", 12" e 15" e outro com 10 esferas com o detector central composto por folhas de  $^{197}\text{Au}$ , com os diâmetros : 2", 2,5", 3", 3,5", 4", 5", 6", 8", 10" e 12". A Figura 2-6 apresenta um esquema de uma esfera de Bonner com o detector proporcional esférico de  $^3\text{He}$  no seu interior.

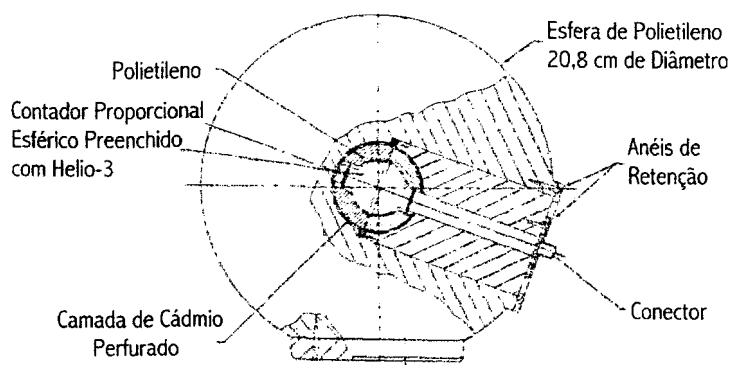


Figura 2-6: Esquema de uma Esfera de Bonner com detector central de  $^3\text{He}$  [1].

### 2.3 Equivalente de Dose Ambiente: $H^*(10)$ .

O espectrômetro de Bonner pode ser utilizado para estimar a dose de um campo de nêutrons mas, para isto é necessário utilizar fatores de conversão, uma vez que não existe uma relação fundamental entre a probabilidade de detecção do nêutron no centro da esfera e a intensidade da dose entregue pelo nêutron em um meio biológico.

No desenvolvimento deste trabalho foi calculado o Equivalente de Dose Ambiente, que faz parte de um novo sistema operacional de grandezas de dose equivalente para monitoração da radiação, introduzido pelo ICRU (*International Commission on Radiation Units and Measurements*). Neste novo sistema operacional, o equivalente de dose ambiente é apropriado para ser utilizado na monitoração da radiação fortemente penetrante em uma determinada área ou no meio ambiente [29].

A quantidade  $H^*(10)$  é dada por:

$$H^*(10) = \sum_{i=1}^n \phi(E_i)h(E_i)\Delta E_i \quad (2-13)$$

onde :

$\phi(E)$  = fluência de nêutrons em função da energia;

$h(E)$  = fator de conversão de fluência de nêutrons para dose de nêutrons;

$\Delta E$  = intervalo de energia

Assim, para estimar a quantidade  $H^*(10)$  é preciso encontrar os valores do fator de conversão de fluência de nêutrons para dose de nêutrons nos intervalos de energia desejados e calcular a soma pela equação 2-13.

A Figura 2-7 apresenta a variação do fator de conversão  $h(E)$  em função da energia do nêutron. A Tabela 2-1 apresenta alguns valores para o fator de conversão  $h(E)$  em unidades de  $\mu\text{Sv}\cdot\text{cm}^2$  para nêutrons monoenergéticos, incidentes na esfera da ICRU [30].

⊙

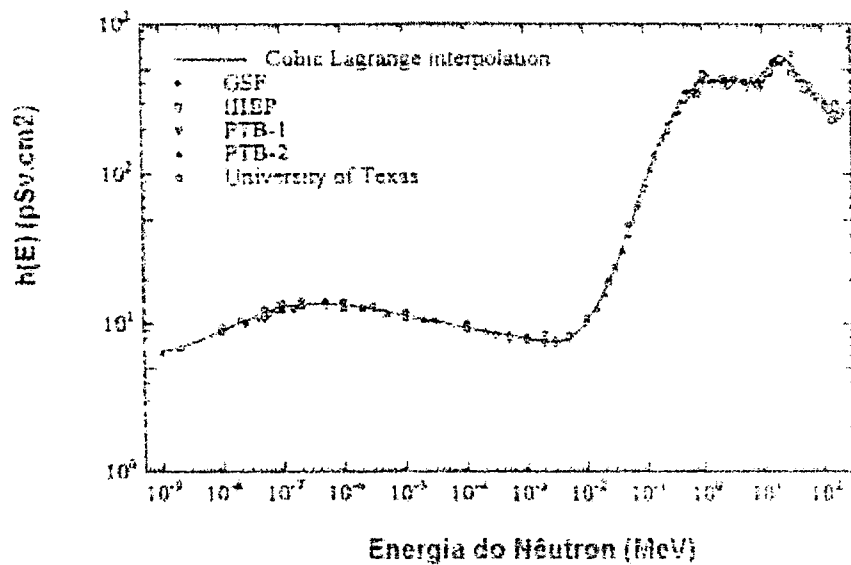


Figura 2-7: Coeficientes de conversão obtidos em vários Institutos de pesquisa para o equivalente de dose ambiente para nêutrons [30].

Tabela 2-1: Valores do coeficiente de conversão  $h(E)$  em função da energia do nêutron [30].

Energia (MeV)	$h(E)$ ( $10^{-12}$ Sv. $\text{cm}^2$ )	Energia (MeV)	$h(E)$ ( $10^{-12}$ Sv. $\text{cm}^2$ )
$1,00 \times 10^{-09}$	6,60	$7,00 \times 10^{-01}$	375,0
$1,00 \times 10^{-08}$	9,00	$9,00 \times 10^{-01}$	400,0
$2,53 \times 10^{-08}$	10,6	$1,00 \times 10^{+00}$	416,0
$1,00 \times 10^{-07}$	12,9	$1,20 \times 10^{+00}$	425,0
$2,00 \times 10^{-07}$	13,5	$2,00 \times 10^{+00}$	420,0
$5,00 \times 10^{-07}$	13,6	$3,00 \times 10^{+00}$	412,0
$1,00 \times 10^{-06}$	13,3	$4,00 \times 10^{+00}$	408,0
$2,00 \times 10^{-06}$	12,9	$5,00 \times 10^{+00}$	405,0
$5,00 \times 10^{-06}$	12,0	$6,00 \times 10^{+00}$	400,0
$1,00 \times 10^{-05}$	11,3	$7,00 \times 10^{+00}$	405,0
$2,00 \times 10^{-05}$	10,6	$8,00 \times 10^{+00}$	409,0
$5,00 \times 10^{-05}$	9,90	$9,00 \times 10^{+00}$	420,0
$1,00 \times 10^{-04}$	9,40	$1,00 \times 10^{+01}$	440,0
$2,00 \times 10^{-04}$	8,90	$1,20 \times 10^{+01}$	480,0
$5,00 \times 10^{-04}$	8,30	$1,40 \times 10^{+01}$	520,0
$1,00 \times 10^{-03}$	7,90	$1,50 \times 10^{+01}$	540,0
$2,00 \times 10^{-03}$	7,70	$1,60 \times 10^{+01}$	555,0
$5,00 \times 10^{-03}$	8,00	$1,80 \times 10^{+01}$	570,0
$1,00 \times 10^{-02}$	10,5	$2,00 \times 10^{+01}$	600,0
$2,00 \times 10^{-02}$	16,6	$3,00 \times 10^{+01}$	515,0
$3,00 \times 10^{-02}$	23,7	$5,00 \times 10^{+01}$	400,0
$5,00 \times 10^{-02}$	41,1	$7,50 \times 10^{+01}$	330,0
$7,00 \times 10^{-02}$	60,0	$1,00 \times 10^{+02}$	285,0
$1,00 \times 10^{-01}$	88,0	$1,25 \times 10^{+02}$	260,0
$1,50 \times 10^{-01}$	132,0	$1,50 \times 10^{+02}$	245,0
$2,00 \times 10^{-01}$	170,0	$1,75 \times 10^{+02}$	250,0
$3,00 \times 10^{-01}$	233,0	$2,01 \times 10^{+02}$	260,0
$5,00 \times 10^{-01}$	322,0		

#### 2.4 Folhas de Ativação.

As folhas de ativação são constituídas por materiais que se tornam radioativos por meio de interações com nêutrons. Estas folhas são expostas a um fluxo de nêutrons por um certo período de tempo, após o qual são removidas e sua radioatividade induzida é medida. As radiações medidas podem então ser utilizadas para obter informações acerca da distribuição em número e energia dos nêutrons no campo original. A forma mais comum destes detectores é uma folha fina ou um fio de diâmetro pequeno.

Considerando-se que a irradiação da folha a um fluxo de nêutrons ocorreu por um tempo  $t_0$ , a atividade induzida nesta folha,  $A_0$ , é dada por:

$$A_0 = A_\infty (1 - e^{-\lambda t_0}) \quad (2-14)$$

onde:  $A_\infty$  = Atividade Saturada

$$A_\infty = N \int_{E_1}^{E_2} \sigma(E) \Phi(E) dE$$

$N$  = número de átomos alvo por  $\text{cm}^3$ ;

$\sigma$  = secção de choque microscópica;

$\Phi(E)$  = taxa de fluência de nêutrons;

$\lambda$  = constante de decaimento;

$E_1$  e  $E_2$  = energias que delimitam o intervalo de sensibilidade das folhas;

$t_0$  = tempo de irradiação da folha.

Após a exposição a um fluxo de nêutron, a folha é transferida para um contador apropriado para que a sua atividade seja medida. Como a atividade decai continuamente, é necessário que se considere cuidadosamente todos os tempos envolvidos desde o instante em que a folha é colocada no campo de nêutrons. Se a contagem é efetuada no intervalo de tempo entre  $t_1$  e  $t_2$ , o número de contagens,  $C$ , representado pela área cinza na Figura 2-8, é calculado pela equação 2-15:

$$C = \varepsilon \int_{t_1}^{t_2} A_0 e^{-\lambda t} dt + B \quad (2-15)$$

ou

$$C = \varepsilon \frac{A_0}{\lambda} (e^{-\lambda t_1} - e^{-\lambda t_2}) + B \quad (2-16)$$

onde:  $\epsilon$  = eficiência total do detector

$B$  = número de contagens da radiação de fundo no intervalo de tempo  
( $t_2 - t_1$ ).

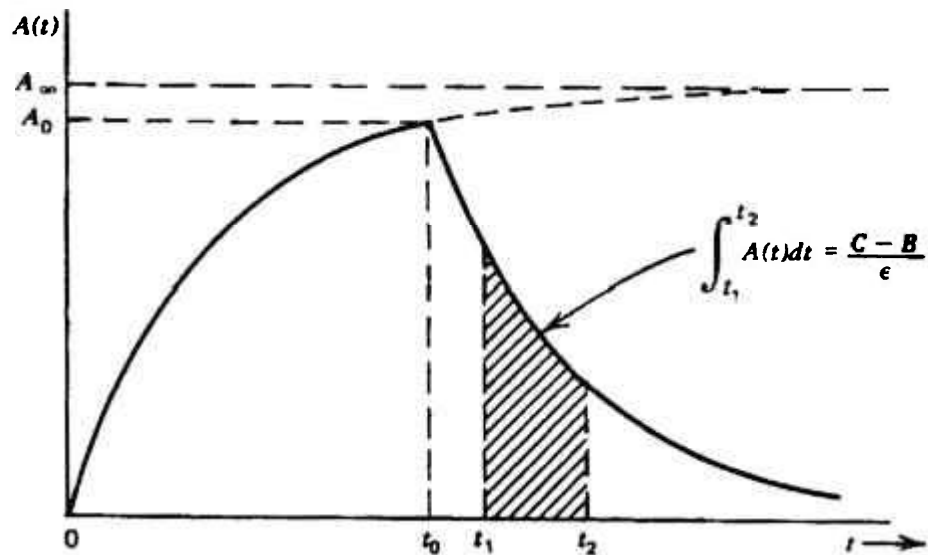


Figura 2-8 : Atividade de uma folha de ativação após a exposição a um fluxo de nêutrons durante o tempo  $t_0$ . O número de contagens é proporcional à área sob a curva de decaimento entre  $t_1$  e  $t_2$ .

Combinando as equações (2-14) e (2-16), a atividade saturada,  $A_\infty$ , pode ser encontrada pela equação 2-17:

$$A_\infty = \frac{\lambda(C - B)}{\epsilon(1 - e^{-\lambda t_1})(e^{-\lambda t_1} - e^{-\lambda t_2})} \quad (2-17)$$

As folhas de ativação possuem as vantagens de serem pequenas, insensíveis a radiação gama e não necessitarem de módulos eletrônicos acoplados durante a irradiação no fluxo neutrônico. São muito utilizadas para

mapear a variação espacial de fluxos de nêutrons estacionários em núcleo de reatores onde as condições extremas de temperatura, pressão e espaço limitado dificultam a utilização de outros tipos de detectores.

Sabe-se que para muitos materiais utilizados neste método de ativação a seção de choque para a maioria das reações com nêutrons é maior para nêutrons na região térmica do que nas regiões epitérmicas e rápidas. Entretanto, o método de ativação pode ser utilizado para medidas de feixes de nêutrons epitérmicos e rápidos pelo uso de materiais adequados. Estes materiais apresentam uma energia limiar para a reação com nêutrons, ou seja, apenas nêutrons com uma energia maior do que este limiar serão capazes de produzir uma reação na folha. A Tabela 2-2 apresenta alguns materiais que são utilizados como detectores de ativação de limiar.

Tabela 2-2 : Materiais utilizados como detectores de ativação de limiar.

Material	Reação de Interesse	Meia-Vida	Energia $\gamma$ (MeV)	Energia de Limiar (MeV)
F	$^{19}\text{F}(n,2n)^{18}\text{F}$	109,7 min	0,511	11,6
Mg	$^{24}\text{Mn}(n,p)^{24}\text{Na}$	15 h	1,368	6,0
Al	$^{27}\text{Al}(n,\alpha)^{24}\text{Na}$	15 h	1,368	4,9
Al	$^{27}\text{Al}(n,p)^{27}\text{Mg}$	9,46 min	0,84-1,01	3,8
Fe	$^{56}\text{Fe}(n,p)^{56}\text{Mn}$	2,56 h	0,84	4,9
Co	$^{59}\text{Co}(n,\alpha)^{56}\text{Mn}$	2,56 h	0,84	5,2
Ni	$^{58}\text{Ni}(n,2n)^{57}\text{Ni}$	36 h	1,37	13,0
Ni	$^{58}\text{Ni}(n,p)^{58}\text{Co}$	71,6 dias	0,81	1,9
Cu	$^{63}\text{Cu}(n,2n)^{62}\text{Cu}$	9,8 min	0,511	11,9
Cu	$^{65}\text{Cu}(n,2n)^{64}\text{Cu}$	12,7 h	0,511	11,9
Zn	$^{64}\text{Zn}(n,p)^{64}\text{Cu}$	12,7 h	0,511	2,0
In	$^{115}\text{In}(n,n)^{115\text{m}}\text{In}$	4,5 h	0,335	0,5
I	$^{127}\text{I}(n,2n)^{126}\text{I}$	13 dias	0,667	9,3
Au	$^{197}\text{Au}(n,2n)^{196}\text{Au}$	6,18 dias	0,33-0,35	8,6

Para reações de captura radiativa de nêutrons, é comum utilizar o Cádmiu como filtro de nêutrons térmicos. Desse modo, a irradiação é feita com um par de folhas: uma nua e a outra revestida com Cádmiu. A primeira é sensível a nêutrons de todas as energias e a segunda apenas a nêutrons epitérmicos e rápidos.

Expondo um conjunto de folhas de ativação a um campo de nêutrons, cada material responderá a nêutrons de energias diferentes. Conhecendo-se as curvas de suas seções de choque e tendo os valores de suas atividades induzidas pode-se fazer a deconvolução da distribuição de energia dos nêutrons por meio de programas computacionais adequados, desenvolvidos para esta finalidade.

### 3 - METODOLOGIA

No desenvolvimento deste trabalho foram utilizados dois tipos de detectores de neutrons: esferas de Bonner e folhas de ativação.

Foram utilizados dados referentes a dois conjuntos de esferas de Bonner pertencentes ao *National Physical Laboratory* (NPL), Inglaterra. Estes conjuntos foram calibrados em campos monoenergéticos de nêutrons em uma ampla faixa de energia e diferem entre si no detector central de nêutrons térmicos: um conjunto contém 13 esferas com  $^3\text{He}$  e o outro conjunto contém 10 esferas com folhas de  $^{197}\text{Au}$ .

O trabalho foi iniciado com o conjunto de esferas de Bonner com  $^3\text{He}$ , para o qual havia dados disponíveis de funções-resposta. Este conjunto foi utilizado para espectros monoenergéticos e com duas energias de nêutrons. Os valores de função-resposta para o conjunto de esferas de Bonner com folhas de  $^{197}\text{Au}$  foram obtidos do NPL, por meio de uma comunicação pessoal. Estes dados foram utilizados no desenvolvimento de redes para campos monoenergéticos e contínuos.

Na construção de redes para espectros contínuos deu-se preferência ao conjunto de esferas que possui folhas de  $^{197}\text{Au}$ , uma vez que são elas as mais utilizadas atualmente. A metodologia utilizada para o cálculo da taxa de reação

das esferas de Bonner com folhas de  $^{197}\text{Au}$ , submetidas a campos contínuos de nêutrons, é apresentada no item 3.1.

A utilização das redes neurais exige que os dados de entrada e de saída sejam normalizados de acordo com o intervalo de definição da função de ativação utilizada nos cálculos efetuados pela rede. Neste trabalho utilizamos a função de ativação sigmóide, apresentada no item 2.1.3, que é definida no intervalo de -2 até +2, na abscissa, e no intervalo de 0 até +1, na ordenada. Assim, os valores calculados para a entrada da rede, taxas de reação ou atividade, foram normalizados por uma reta entre -2 e +2 e os valores de saída da rede foram normalizados por uma reta entre 0 e +1.

As redes construídas neste trabalho apresentaram quatro tipos de saídas: conjuntos de *zeros e uns*, valores de letargia, valores normalizados de fluência de nêutrons integradas em um intervalo de energia e valores normalizados de fluência de nêutrons por unidade de energia.

A definição de letargia, bem como a equação utilizada para o seu cálculo, é apresentada no item 3.2.1. As equações utilizadas no cálculo da fluência de nêutrons integrada em um intervalo de energia especificado e da fluência para os espectros contínuos considerados são apresentadas no item 3.2.2. A metodologia utilizada para a obtenção dos dados utilizados no treinamento da rede construída para as folhas de ativação é apresentada no item 3.3. A forma utilizada para calcular os valores do equivalente de dose ambiente a partir dos valores de fluência do espectro de nêutrons é apresentada no item 3.4. No item 3.5 está descrito uma forma de se utilizar uma rede, já treinada, para a obtenção de valores de fluência, de fluência de nêutrons integrada em um intervalo de

energia especificado ou de equivalente de dose a partir de dados experimentais de uma forma rápida, sem ser preciso utilizar a interface na qual a rede foi construída.

### 3.1 Taxas de Reação.

O tratamento dos dados utilizados nos ensaios com o conjunto de esferas de Bonner com folhas de  $^{197}\text{Au}$ , consistiu na escolha das condições para se efetuar o cálculo da taxa de reação para cada esfera a partir da equação 3-1, obtida da literatura [9]:

$$C_i = \sum_{g=1}^n \phi_g(E) R_{i,g}(E) \Delta E \quad (3-1)$$

onde :

$C_i$  = taxa de reação da i-ésima esfera de Bonner

$g$  = grupo de energia

$\phi_g$  = taxa de fluência de nêutrons no intervalo de energia do g-ésimo grupo de energia

$R_{i,g}$  = valor da função resposta da i-ésima esfera de Bonner para o g-ésimo grupo de energia ( $\Delta E_g$ )

$\Delta E$  = valor do intervalo de energia em torno da g-ésima energia E

O conjunto de esferas de Bonner com folhas  $^{197}\text{Au}$  era composto por 10 esferas com os seguintes diâmetros: 2", 2,5", 3", 3,5", 4", 5", 6", 8", 10" e 12. Os cálculos para obter os valores das taxas de reações para cada uma destas esferas foram feitos com a equação 3-1, que utiliza o valor da fluência de nêutrons em

um intervalo de energia especificado. Os valores de fluência foram delimitados às energias nas quais as funções-resposta das esferas utilizadas eram definidas, neste caso, 52 intervalos de energia.

Os valores de funções-resposta para o conjunto de esferas de Bonner com folhas de  $^{197}\text{Au}$  foram obtidos por meio de uma comunicação pessoal [31]. Estes valores são definidos para 52 energias no intervalo de  $7,943 \times 10^{-10}$  MeV até 12,59 MeV. Um gráfico das funções-resposta das 10 esferas em função da energia é apresentado na Figura 3-1.

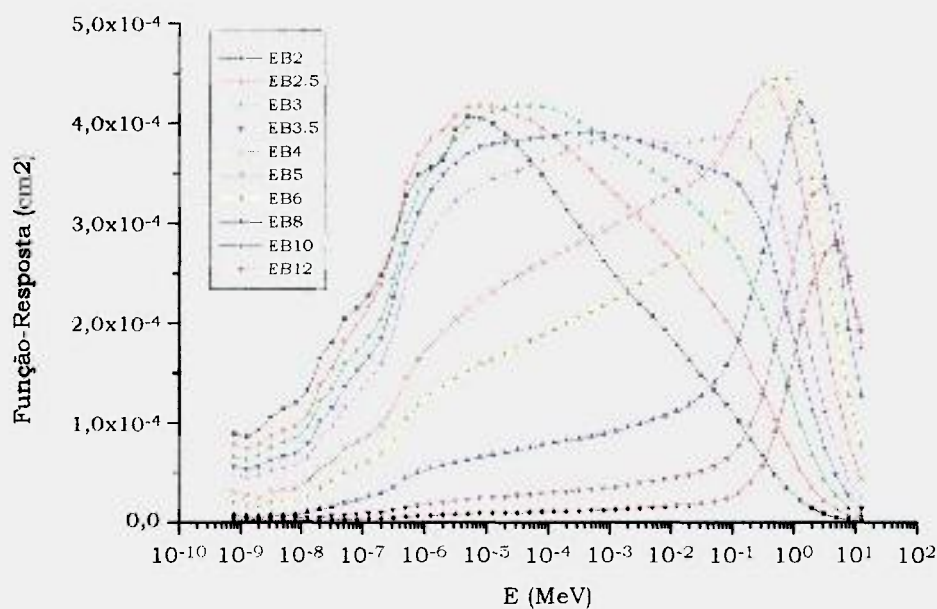


Figura 3-1 : Funções-Resposta para o conjunto de 10 esferas de Bonner com folhas de  $^{197}\text{Au}$  como elemento central de detecção de nêutrons.

Nos cálculos de taxa de reação, a função resposta definida para uma energia  $E_i$  foi considerada constante no intervalo  $E_i + (E_{i+1} - E_i)/2$  e  $E_i - (E_i - E_{i-1})/2$ .

As esferas de Bonner com  $^3\text{He}$  foram utilizadas na fase inicial do trabalho com campos de nêutrons monoenergéticos, com duas energias de nêutrons ou campos mistos. Para estes tipos de espectros de nêutrons, a taxa de reação de cada esfera coincide com o valor da função-resposta para a energia correspondente do feixe de nêutrons monoenergético ou uma combinação de funções-resposta para campos com duas energias de nêutrons.

Os valores de funções-resposta, para este conjunto de esferas, são definidos para 46 energias no intervalo de  $1,0 \times 10^{-9}$  MeV até 14 MeV [7]. Um gráfico das funções-resposta para 9 esferas do conjunto, em função da energia, é apresentado na Figura 3-2.

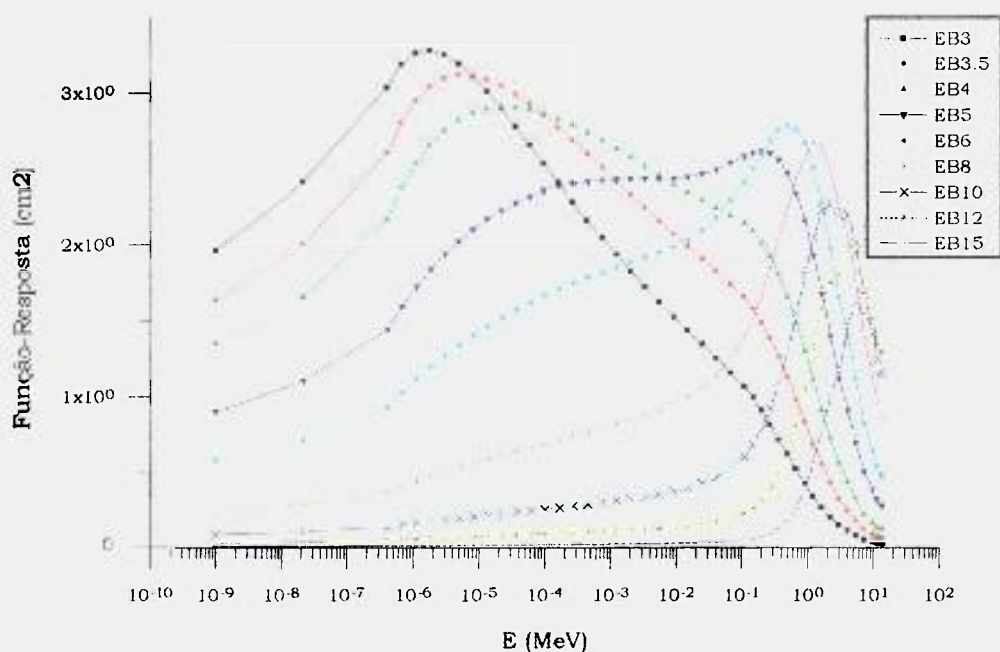


Figura 3-2 : Funções-Resposta para 9 esferas de Bonner com  $^3\text{He}$  como elemento central de detecção de nêutrons.

Pode-se perceber, a partir das curvas de funções-resposta da Figura 3-1 e Figura 3-2, que as esferas com menor diâmetro são mais sensíveis a nêutrons

térmicos enquanto que as de maior diâmetro são mais sensíveis a nêutrons rápidos.

### **3.2 Saída da Rede.**

Tendo em vista o objetivo do presente trabalho, fornecer uma metodologia alternativa para a deconvolução de espectro de nêutrons, é desejável construir uma rede que apresente valores de fluência de nêutrons, ou valores relacionados a esta grandeza, a partir de medidas efetuadas com o sistema de esferas de Bonner ou com folhas de Ativação. As grandezas utilizadas como saída das redes construídas são apresentadas no item 3.2.1, para feixes monoenergéticos, e no item 3.2.2, para feixes contínuos.

#### **3.2.1 Espectros monoenergéticos.**

As redes construídas neste trabalho para campos monoenergéticos de nêutrons apresentam dois tipos de saídas: conjuntos de *zeros e uns* ou valores de letargia.

As combinações de *zeros e uns* surgem da utilização dos valores normalizados de fluência integrada em um intervalo de energia especificado, como saída da rede. Para feixes monoenergéticos a fluência total do feixe ocorre em um único valor de energia, assim, as outras energias ficam com valores iguais a zero.

Para as esferas com  $^3\text{He}$ , foi feita uma rede inicial que possuía os valores de letargia como saída da rede. A utilização da letargia surgiu da necessidade de se cobrir o intervalo de variação em energia das funções-resposta destas esferas : $10^{-9}$  eV até 14 MeV. A letargia ( $\xi$ ) foi calculada com a seguinte equação [32]:

$$\xi = \ln \left( \frac{E_{\max}}{E} \right) \quad (3-2)$$

onde:

$E_{\max}$  = energia máxima do conjunto de valores utilizados.

$E$  = energia na qual se quer obter o valor de letargia

O teste da rede monoenergética construída para as esferas de Bonner com  $^{197}\text{Au}$ , pela falta de dados experimentais, foi feito com valores obtidos pela aplicação de uma flutuação gaussiana [26] em torno dos valores de taxa de reação utilizados no treinamento da rede, em 8 energias selecionadas. As energias escolhidas para o teste da rede foram:  $E_1 = 3,162 \times 10^{-9}$  MeV,  $E_2 = 1,995 \times 10^{-8}$  MeV,  $E_3 = 3,162 \times 10^{-7}$  MeV,  $E_4 = 3,162 \times 10^{-6}$  MeV,  $E_5 = 7,943 \times 10^{-5}$  MeV,  $E_6 = 1,995 \times 10^{-3}$  MeV,  $E_7 = 1,259 \times 10^{-2}$  MeV e  $E_8 = 1,259$  MeV.

Os valores do arquivo de teste foram obtidos com a utilização da equação 3-3 [26], para gerar uma distribuição Gaussiana em torno de cada energia.

$$y = \left( \sum_{i=1}^{12} \zeta_i \right) - 6 \quad (3-3)$$

onde:

$\zeta$  = números aleatórios uniformes.

### 3.2.2 Espectros Contínuos.

Foram construídos dois tipos de redes para as esferas de Bonner submetidas a espectros contínuos de nêutrons. Estas redes diferem no valor fornecido como saída: uma apresenta valores normalizados de fluência de nêutrons integrada em um intervalo de energia especificado e outra apresenta valores normalizados de fluência por unidade de energia.

As redes foram construídas de modo que cada neurônio na última camada representasse um valor de energia no qual as funções-resposta das esferas de Bonner com folhas de  $^{197}\text{Au}$  são definidas. Assim, pode-se obter os valores de fluência para o número máximo de valores de energia disponíveis, o que melhora a precisão do espectro final obtido com a rede.

Para feixes contínuos os valores normalizados de fluência de nêutrons integrada em um intervalo de energia especificado, identificados pelo símbolo  $\phi$ , foram calculados com a equação 3-4:

$$\phi(E) = \left( \frac{\Phi(E_i) \Delta E_i}{\sum_i \Phi(E_i) \Delta E_i} \right) \quad (3-4)$$

onde :  $\Phi(E_i)$  = fluência de nêutrons por unidade de energia, calculada na energia  $E_i$  ;

$\Delta E_i$  = intervalo de energia em torno da energia  $E_i$

$i$  = índice que vai de 1 até 52 (número total de valores de energia)

Os intervalos  $\Delta E_i$  foram construídos em torno do valor médio de  $E_i$ , de acordo com a equação 3.5. O esquema apresentado na Figura 3-3 permite uma visualização do intervalo utilizado.

$$\Delta E_i = \left( \frac{E_i - E_{i-1}}{2} \right) + \left( \frac{E_{i+1} - E_i}{2} \right) \quad (3-5)$$

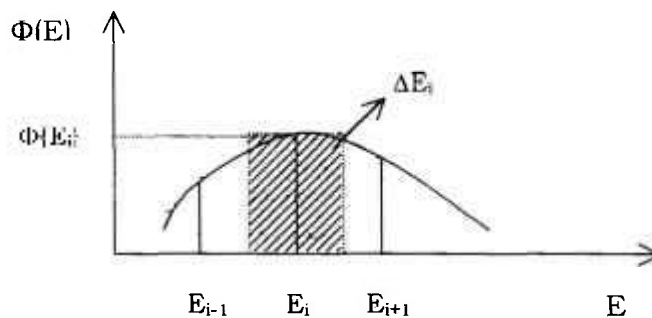


Figura 3-3: Representação dos intervalos,  $\Delta E_i$ , utilizados para o cálculo da fração de área normalizada correspondente a cada energia  $E_i$ .

A construção dos arquivos de treinamento das redes exigia o conhecimento da fluência por unidade de energia do espectro de nêutrons nos intervalos de energia para os quais existiam valores de funções-resposta para as esferas de Bonner. Isto foi necessário para se calcular os valores de taxa de reação para as esferas de acordo com a equação 3.1 e para se obter os valores de treinamento para a saída da rede em fluência integrada em um intervalo de energia especificado ou em fluência por unidade de energia.

Foram adotados dois métodos para se obter os valores de fluência por unidade de energia nas energias desejadas: a utilização de espectros com funções

analíticas conhecidas como Maxwell, Watt e  $1/E$  e a utilização do programa SAIPS [27].

Os itens 3.2.2.1, 3.2.2.2 apresentam as metodologias utilizadas para calcular os valores de fluência por unidade de energia para os espectros considerados.

### **3.2.2.1 Espectros com Funções Conhecidas.**

O valor da fluência por unidade de energia, para cada um dos 52 valores de energia onde as funções-resposta das esferas eram definidas, foi calculado para os espectros mais conhecidos como: Watt, Maxwell,  $1/E$  e combinações destes espectros em várias energias de corte. Foram utilizados 25 espectros. O arquivo de treinamento da rede foi construído com 21 espectros e o de teste com 3 espectros.

As funções analíticas utilizadas, com as respectivas energias de corte, são apresentadas na Tabela 3-1. O intervalo de energia utilizado variou de  $7,94 \times 10^{-10}$  MeV até 12,59 MeV.

A partir dos valores de fluência por unidade de energia e dos valores de funções-resposta para as 52 energias, foram calculadas a taxa de reação, para cada uma das esferas com a equação 3-1, e a fluência integrada em um intervalo de energia especificado, com a equação 3-4. Os valores de taxa de reação foram normalizados por uma reta com valor mínimo igual a -2 e valor máximo igual a +2. Os 52 valores de fluência integrada em um intervalo de energia especificado

não necessitaram de uma normalização uma vez que a equação 3-4 fornece valores já normalizados no intervalo entre zero e +1.

Tabela 3.1: Funções Analíticas dos espectros utilizados para calcular os valores de Taxa de Reação para as esferas de Bonner.

Espectros Contínuos	Energia de corte (MeV)
Watt : $0,484 e^{-E} \sinh (2E)^{1/2}$	Não se aplica
Maxwell: $1,5918 \times 10^{15} E e^{-39870000E}$	Não se aplica
$1/E: 0,03858/E$	Não se aplica
$1/E + Watt$	$E1 = 5 \times 10^{-2}$
$1/E + Watt$	$E1 = 5 \times 10^{-1}$
Maxwell + $1/E + Watt$	$E1 = 5 \times 10^{-8}$ e $E2 = 0,5$
Maxwell + $1/E + Watt$	$E1 = 6 \times 10^{-7}$ e $E2 = 0,5$
Maxwell + $1/E + Watt$	$E1 = 4 \times 10^{-7}$ e $E2 = 0,5$
Maxwell + $1/E + Watt$	$E1 = 3 \times 10^{-7}$ e $E2 = 0,5$
Maxwell + $1/E + Watt$	$E1 = 2 \times 10^{-7}$ e $E2 = 0,5$
Maxwell + $1/E + Watt$	$E1 = 1,4 \times 10^{-7}$ e $E2 = 0,5$
$1/E + monoenergético$	$E1 = 2 \times 10^{-3}$
$1/E + monoenergético$	$E1 = 2 \times 10^{-2}$
$1/E + monoenergético$	$E1 = 2,0 \times 10^{-1}$
$1/E + monoenergético$	$E1 = 5,0 \times 10^{-1}$
$1/E + monoenergético$	$E1 = 1,2$
$1/E + monoenergético$	$E1 = 2,0$
$1/E + monoenergético$	$E1 = 2,8$
$1/E + monoenergético$	$E1 = 5,0$
$1/E + monoenergético$	$E1 = 12,0$
Acelerador	Não se aplica
Teste 1 : $1/E + Watt$	$E1 = 1 \times 10^{-1}$
Teste 2: Maxwell + $1/E + Watt$	$E1 = 5 \times 10^{-7}$ e $E2 = 0,5$
Teste 3 : $1/E + Monoenergético$	$E1 = 2,5 \times 10^{-1}$

### 3.2.2.2 Programa SAIPS.

O programa SAIPS foi utilizado para fornecer valores de fluência por unidade de energia para 23 espectros de nêutrons da biblioteca SANDLIB. O programa selecionado do SAIPS foi o SAND-II [28], que apresenta 621 valores de fluência em sua saída. Estes valores foram colapsados em 52 energias nas quais as funções-resposta das esferas são definidas. Com a equação 3-1 foram calculados os valores de taxa de reação para o conjunto de 10 esferas de Bonner

com folhas de  $^{197}\text{Au}$  no seu interior. Os valores do logaritmo da taxa de reação foram normalizados por uma reta com valor mínimo igual a -2 e valor máximo igual a +2. Os 52 valores de fluência por unidade de energia foram normalizados para uma área total do espectro unitária e o logaritmo destes valores foi normalizado por uma reta com valor mínimo igual a zero e valor máximo igual a +1.

Os espectros utilizados são apresentados na Tabela 3-2. Os espectros utilizados para teste da rede estão em itálico. A representação gráfica destes espectros é apresentada no Apêndice 4.

Os valores de taxa de reação foram calculados com a equação 3-1 nos 52 valores de energia para os quais as funções-resposta deste conjunto de esferas são definidas. A normalização dos valores de taxa de reação para o conjunto de 10 esferas de Bonner foi feita individualmente para cada esfera. Esta normalização foi feita ajustando-se os valores do logaritmo da taxa de reação, para cada uma das esferas, em uma reta com valor máximo igual a +2 e valor mínimo igual a -2.

A rede construída para estes espectros apresentou como saída os valores do logaritmo da fluência, normalizados por uma reta com valor máximo igual a +1 e valor mínimo igual a zero.

Tabela 3-2: Espectros da Biblioteca SANDLIB utilizados com o programa SAIPS para fornecer os valores de fluência desejados.

Espectros Utilizados	Identificação: Número do espectro na biblioteca
Fissão	1
Inverso : 1/E	6
1/E + Watt ( $E_c=0,5$ MeV)	7
Maxwell (20°C)	8
Maxwell + 1/E + Watt ( $E_{c1}=5 \times 10^{-8}$ MeV) e ( $E_{c2}=0,5$ MeV)	11
Térmico fora do equilíbrio + 1/E + Watt	20
Térmico fora do equilíbrio + 1/E + Watt + Pico de Fusão	23
Maxwell ( $1 \times 10^8$ °C) + 1/E + Watt	24
Maxwell ( $1 \times 10^8$ °C) + 1/E + Watt + 70% Fusão	28
3% Fusão + Térmico (E abaixo de 1 keV)	29
3% Fusão + E (E abaixo de 1 keV)	30
30 % Fusão + Térmico abaixo de $5 \times 10^{-5}$ MeV	32
ZPR-6 + E abaixo de 1,4 keV + Fissão acima de 0,9 MeV	33
EBR HOLE 1+ Fissão abaixo de 0,05 MeV e acima de 3 MeV.	36
GTR + fissão abaixo de 0,5 MeV e acima de 9 MeV.	42
Fissão + térmico abaixo de 2 keV + fissão acima de 15 MeV.	45
EBRI-VW + térmico abaixo de 0,02 MeV	46
EBRI + E abaixo de 0,02 MeV + Fissão acima de 5,25 MeV.	47
Térmico abaixo de 0,2 MeV + Fissão acima de 14 MeV.	49
Fermi + Térmico abaixo de 0,2195 eV + Fissão acima de 8,895 MeV	52
Térmico + ETR ( $E_c=0,0915$ ) + Fissão ( $E_c=8,895$ MeV)	53
<i>Espectro do Reator de Godiva</i>	5
<i>Maxwell (<math>1 \times 10^8</math> °C) + 3% Fusão</i>	25
<i>ZPR-6 + Térmico abaixo de 1,4 keV + Fissão acima de 0,9 MeV</i>	34

### 3.3 Folhas de Ativação

No caso das folhas de ativação os valores das atividades e da fluência foram obtidos com a utilização do programa SAND-II [28] que integra o programa de gerenciamento SAIPS [27].

Foram utilizadas 15 reações de ativação, escolhidas de acordo com o conjunto para o qual havia dados experimentais obtidos no Laboratório de Metrologia Nuclear do IPEN, com irradiações efetuadas no reator IEA-R1:

$^{58}\text{Ni} (n,p) ^{58}\text{Co}$ ;  $^{232}\text{Th} (n, \gamma) ^{233}\text{Th}$ ;  $^{238}\text{U} (n, \gamma) ^{239}\text{U}$ ;  $^{238}\text{U} (n, \gamma) ^{239}\text{U}$ ;  $^{197}\text{Au} (n,\gamma) ^{198}\text{Au}$ ;  $^{197}\text{Au} (n, \gamma) ^{198}\text{Au}$ ;  $^{59}\text{Co} (n, \gamma) ^{60}\text{Co}$ ;  $^{59}\text{Co} (n, \gamma) ^{60}\text{Co}$ ;  $^{63}\text{Cu} (n, \gamma) ^{64}\text{Cu}$ ;  $^{46}\text{Ti} (n,p) ^{46}\text{Sc}$ ;  $^{47}\text{Ti} (n,p) ^{47}\text{Sc}$ ;  $^{48}\text{Ti} (n,p) ^{48}\text{Sc}$ ;  $^{27}\text{Al} (n,A) ^{24}\text{Na}$ ;  $^{55}\text{Mn} (n, \gamma) ^{56}\text{Mn}$ ;  $^{24}\text{Mg} (n,p) ^{24}\text{Na}$ .

Foram utilizados 22 espectros da biblioteca SANDLIB, apresentados na Tabela 3-3. Os 2 espectros escolhidos para o teste da rede estão em itálico. A representação gráfica destes espectros é apresentada no Apêndice 4.

Foram construídos dois tipos de redes para as folhas de ativação que diferem no valor fornecido como saída: uma apresenta valores normalizados de fluência de nêutrons integrada em um intervalo de energia especificado e outra apresenta valores normalizados de fluência por unidade de energia.

Tabela 3-3: Espectros da Biblioteca SANDLIB utilizados no programa SAIPS para calcular as atividades das folhas utilizadas nos arquivos da rede.

Espectros Utilizados	Nº do Espectro na SANDLIB
EBRI + E abaixo de 0,02 MeV + Fissão acima de 5,25 MeV.	47
EBRI-VW + térmico abaixo de 0,02 MeV	46
ECEL CORE + Godiva abaixo de 0,00926 eV + Fissão acima de 3 MeV.	59
Térmico + ETR ( $E_c=0,0915$ ) + Fissão ( $E_c=8,895$ MeV)	53
Fissão + Térmico abaixo de 2 keV + fissão acima de 15 MeV.	45
Fermi + Térmico abaixo de 0,2195 eV + Fissão acima de 8,895 MeV	52
Fissão	1
30 % Fusão + Térmico abaixo de $5 \times 10^{-5}$ MeV	32
3% Fusão + E (E abaixo de 1 keV)	30
3% Fusão + Térmico (E abaixo de 1 keV)	29
GTR + fissão abaixo de 0,5 MeV e acima de 9 MeV.	42
Inverso (1/E)	6
1/E + Watt ( $E_c=0,5$ MeV)	7
Maxwell + 1/E ( $E_c=2 \times 10^{-7}$ MeV) + Watt ( $E_c=0,5$ MeV)	13
Maxwell ( $1 \times 10^8$ °C) + 1/E + Watt +70% Fusão	28
Maxwell ( $1 \times 10^8$ °C) + 1/E +Watt	24
Térmico fora do equilíbrio + 1/E + Watt + Pico de Fusão	23
Térmico fora do equilíbrio + 1/E + Watt	20
Térmico abaixo de 0,2 MeV + Fissão acima de 14 MeV	49
ZPR-6 + E abaixo de 1,4 keV+Fissão acima de 0,9 MeV	33
30% de Fusão + E abaixo $5 \times 10^{-5}$ MeV	31
Espectro do Reator de Godiva	5

### 3.4 Rede para Equivalente de Dose Ambiente.

A proteção radiológica de trabalhadores e de indivíduos do público normalmente utiliza dois tipos de grandezas: as grandezas de proteção e as grandezas operacionais. O ICRU (*International Commission on Radiation Units and Measurements*) desenvolveu grandezas operacionais para medidas de exposição à radiação externa, para monitoração de áreas e de pessoas. Uma das quantidades operacionais, definida pelo ICRU, para a monitoração de áreas é o equivalente de dose ambiente,  $H^*(10)$ , apresentado no item 2.3 [30].

A metodologia normalmente utilizada para se obter o valor do equivalente de dose ambiente exige o conhecimento da fluência do espectro de nêutrons para poder se aplicar os valores de conversão de fluência para dose, equação 2-13. Para agilizar este processo, de acordo com um dos objetivos do presente trabalho, foi construída uma rede que fornece, a partir da apresentação das medidas efetuadas por um conjunto de esferas de Bonner, o valor do equivalente de dose ambiente, sem que seja preciso conhecer os valores de fluência para o espectro de nêutrons considerado.

Na construção da rede para a obtenção do equivalente de dose ambiente, foram utilizados 27 espectros da biblioteca SANDLIB com o programa SAIPS. Os 621 valores de fluência por unidade de energia, fornecidos pelo programa, foram colapsados em 52. Os valores do fator de conversão de fluência para equivalente de dose, Tabela 2-1, foram interpolados para estes 52 valores de energia. Utilizando-se a equação 2-3 foram calculados os valores para o equivalente de dose para os 27 espectros correspondentes. Os logaritmos destes valores foram ajustados por uma reta, com valor mínimo igual a zero e valor máximo igual a +1. Os valores de taxa de reação para as esferas foram calculados com a equação (3-1) utilizando os valores de fluência por unidade de energia para cada um destes 27 espectros. O logaritmo da taxa de reação para cada um destes espectros foi normalizado individualmente para cada uma das 10 esferas por uma reta com valor mínimo igual a -2 e valor máximo igual a +2.

Foram utilizados 27 espectros da Biblioteca SANDLIB, a saber: 1, 5, 7, 8, 11, 12, 13, 20, 23, 24, 28, 29, 32, 33, 36, 45, 46, 47, 49, 52 e 53. Os espectros 6, 25, 30, 34, 42 e 59 foram utilizados para teste da rede. Estes espectros, já

apresentados nas Tabela 3-2 e Tabela 3-3, têm sua representação gráfica apresentada no Apêndice 4.

### **3.5 Programa de Interface para Redes Neurais.**

Uma vez treinada, a rede neural grava os valores das conexões entre os neurônios, os pesos, em forma de matrizes entre duas camadas adjacentes.

A partir dos valores de entrada e dos pesos correspondentes, é calculada a atividade interna para cada neurônio da primeira camada, de acordo com a equação 2-3. A seguir, é utilizada a função de ativação, equação (2-5), para calcular a saída destes neurônios. Os valores obtidos como saída dos neurônios da primeira camada correspondem aos valores de entrada para os neurônios da segunda camada. Estes valores juntamente com os pesos associados às conexões entre os neurônios da primeira e segunda camada são utilizados para o cálculo da atividade interna dos neurônios da segunda camada, utilizando a equação (2-3). A saída de cada um destes neurônios é obtida com o uso da equação 2-5. Este procedimento se repete até que seja alcançada a última camada de neurônios, cuja saída coincide com a resposta da rede neural.

A implementação deste processo de cálculo, sempre fluindo da primeira camada em direção à última, a partir da leitura de dados de entrada, e das matrizes dos pesos, permite obter os resultados de uma rede, já treinada, para qualquer conjunto de dados experimentais desde que compatível com os utilizados no treinamento da rede.

O programa desenvolvido para obter os valores de saída de uma rede, já treinada, a partir de dados experimentais, é apresentado no Apêndice 5. Este programa foi denominado PTESTE.

## **4 - RESULTADOS E DISCUSSÃO.**

Os resultados obtidos no desenvolvimento do trabalho são apresentados a seguir. Inicialmente, apresenta-se resultados para o programa ALREPRO, para o SNNS em diferentes condições de espectro para as esferas de Bonner, para equivalente de dose ambiente e finalmente para folhas de ativação. A discussão dos resultados é apresentada no item 4.4.

### **4.1 Ensaaios Realizados com o Programa ALREPRO.**

#### **4.1.1 Problema XOR.**

Os primeiros ensaios do programa ALREPRO foram feitos com o problema XOR (*exclusive-or*) que exige a utilização de camadas intermediárias. A simulação deste problema utiliza dois neurônios na primeira camada da rede; uma camada intermediária e apenas um neurônio na camada de saída. O problema consiste na apresentação de quatro entradas distintas de pares formados pelos números zero e um. Se a entrada possuir um número ímpar de números 1, a saída da rede é 1. Caso contrário, a saída é 0, como apresentado na Tabela 4-1. O esquema da estrutura de rede utilizada é apresentado na Figura 4-1.

Tabela 4-1: Valores de entrada e de saída para o problema XOR.

Entrada (x1)	Entrada (x2)	Saída desejada
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	0

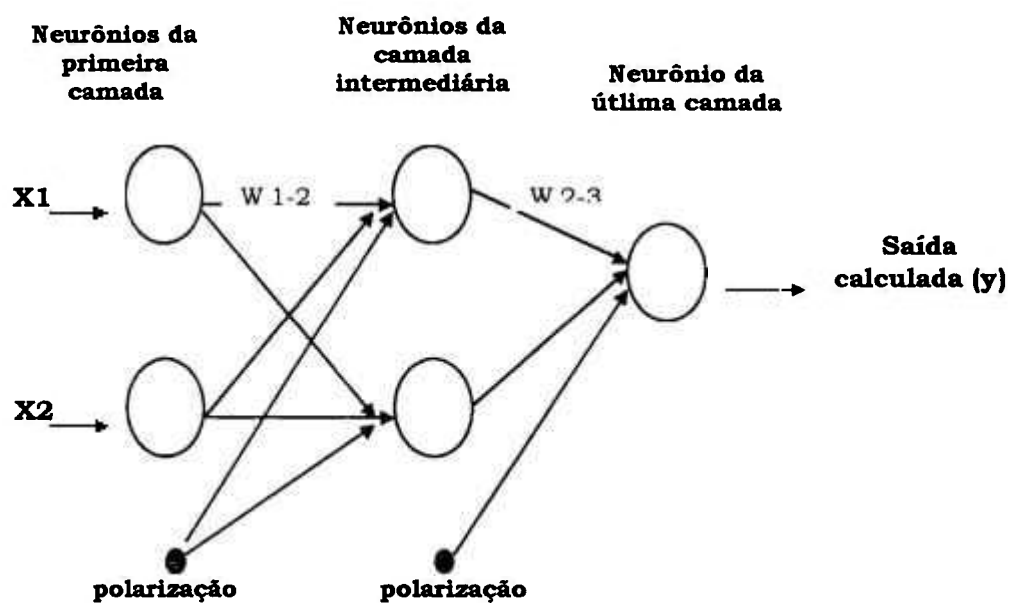


Figura 4-1: Esquema da estrutura da rede utilizada para a solução do problema XOR nos testes realizados.

Parâmetros utilizados no treinamento da rede:

- taxa de aprendizado da rede ( $\eta$ ) = 0,8;
- termo de momento ( $\alpha$ ) = 0,35;
- polarização ( $\theta$ ) = -3,8.

O conjunto de dados utilizado para o treinamento da rede é apresentado na Tabela 4-2.

Tabela 4-2: Conjunto de dados utilizado para o treinamento da rede.

Valor da entrada (x1)	Valor da entrada (x2)	Saída desejada (y <sub>d</sub> )
0	1	1
1	1	0
1	0	1
0	0	0

Um dos resultados obtidos com o programa ALREPRO para este problema é apresentado nas Tabela 4-3.

Tabela 4-3 : Valores obtidos nos testes do problema XOR com o programa ALREPRO.

Entrada x1	Entrada x2	Saída desejada	Saída calculada
0,01	0,03	0,0	0,02
0,015	1,2	1,0	0,99
1,1	0,98	0,0	0,02
1,14	0,09	1,0	0,99

Em termos de número de interações até a convergência do problema, foram feitos testes com valores entre 30.000 e 100.000 interações. Percebeu-se que se os valores da taxa de aprendizado e do termo de momento estiverem balanceados, o valor obtido para o resultado em torno de 30.000 interações se manteve quase inalterado mesmo para 100.000 interações. Em todas estas interações o erro quadrático médio final foi menor do que 0,01.

De forma geral, estes testes iniciais serviram para verificar que os valores iniciais dos parâmetros do algoritmo de Retropropagação (taxa de aprendizado da rede, termo de momento, polarização) influenciam na convergência e na estabilidade dos cálculos efetuados pela rede.

#### 4.1.2. Esferas de Bonner com $^3\text{He}$ .

O ensaio realizado com as esferas de Bonner consistiu na apresentação de um arquivo de entrada contendo valores de funções-resposta para um conjunto de esferas de Bonner e de um arquivo de saída contendo os valores de letargia correspondentes.

O programa ALREPRO foi utilizado para treinar uma rede que apresentasse na saída um valor de letargia quando a entrada fosse o valor das funções-resposta correspondentes.

O conjunto de dados utilizado foi obtido da referência [7]. O treinamento da rede foi feito com a apresentação de 34 valores de funções-resposta para um conjunto de sete esferas de: 3, 4, 5, 6, 7, 8 e 10 polegadas, sendo que a saída era o correspondente valor de letargia ( $\xi$ ). As funções-resposta utilizadas foram definidas para o intervalo de  $10^{-3}$  eV até  $10^7$  eV. O teste da rede foi feito com 12 valores de funções-resposta.

O esquema da estrutura de rede utilizada é apresentado na Figura 4-2. Foram utilizadas três camadas de neurônios. A primeira camada possui 7 neurônios, a segunda 5 e a última 1 neurônio.

Os valores utilizados para a taxa de aprendizado da rede ( $\eta$ ), para o termo de momento ( $\alpha$ ) e polarização ( $\theta$ ) foram:  $\eta = 0,82$ ,  $\alpha = 0,56$  e  $\theta = -3,80$ . Os resultados apresentados foram obtidos após 50.000 interações. O desvio médio quadrático estipulado para o término do programa foi de 0,004.

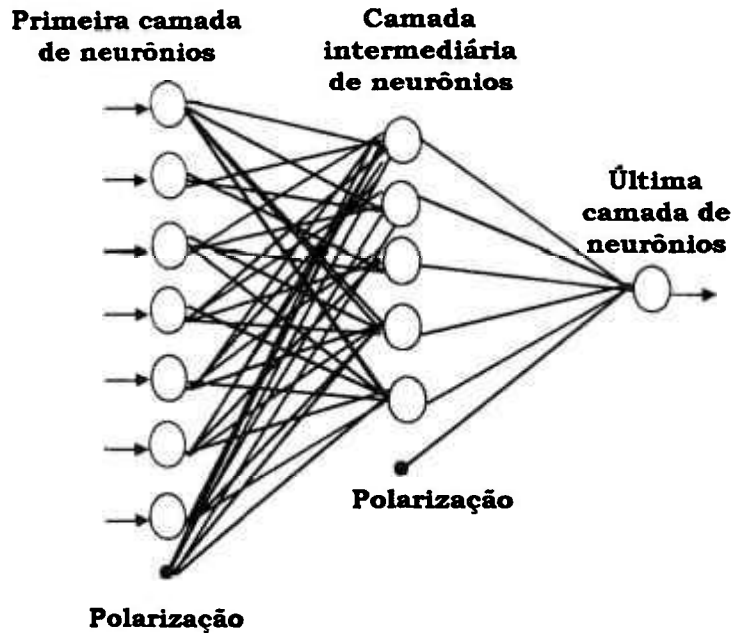


Figura 4-2: Esquema da rede utilizada com o programa desenvolvido no ensaio do problema das Esferas de Bonner com  $^3\text{He}$ .

Os resultados são apresentados na Tabela 4-4. De forma geral, a rede reproduz bem a maioria dos resultados. Nas simulações efetuadas pôde-se distinguir dois grupos de resultados: um que melhora os valores para letargias baixas e outro que melhora os valores para letargias altas. Estes dois conjuntos de resposta da rede foram obtidos para a mesma estrutura da rede, mesma taxa de aprendizado e mesmo termo de momento. A única diferença nas duas simulações foi o conjunto de valores iniciais dos pesos. Ou seja, os valores iniciais dos pesos influenciam a convergência do processo de treinamento.

Tabela 4-4: Resultados em letargia para as funções-resposta do conjunto de sete esferas de Bonner.

Função Resposta 3 <sup>o</sup>	Função Resposta 4 <sup>o</sup>	Função Resposta 5 <sup>o</sup>	Função Resposta 6 <sup>o</sup>	Função Resposta 7 <sup>o</sup>	Função Resposta 8 <sup>o</sup>	Função Resposta 10 <sup>o</sup>	Letargia Desejada	Letargia Calculada (1 <sup>a</sup> simulação)	Letargia Calculada (2 <sup>a</sup> simulação)
2,4083	1,657	1,0979	0,70711	0,44512	0,27517	0,10107	20,2713	20,5992	22,1979
3,2597	2,5265	1,7202	1,1121	0,699	0,43113	0,15774	15,8365	16,3107	16,2402
3,1036	2,8618	2,1019	1,4005	0,8898	0,55063	0,20159	14,3364	14,3645	14,1537
2,6509	2,8817	2,3164	1,6181	1,0518	0,65748	0,24205	12,3365	12,3489	12,3578
2,4033	2,8228	2,377	1,7068	1,1264	0,70965	0,26263	11,3365	11,2396	11,3348
2,1619	2,7352	2,4127	1,7838	1,1979	0,76198	0,28404	10,3365	10,3476	10,4143
1,5272	2,3964	2,4342	1,9839	1,422	0,94253	0,36482	7,3368	7,4180	7,5354
0,81071	1,9153	2,5993	2,6837	2,3492	1,8411	0,91243	3,9365	4,0335	3,9118
0,42045	1,2927	2,1539	2,667	2,7772	2,5836	1,8013	2,7365	2,4512	2,8938
0,25912	0,9028	1,6712	2,2752	2,595	2,644	2,2247	2,1365	1,7875	2,1830
0,074949	0,31634	0,6968	1,1136	1,4806	1,7545	2,0042	0,9365	0,8657	0,9403
0,035801	0,1607	0,37664	0,63771	0,89527	1,1175	1,4107	0,3365	0,9989	0,2918

## 4.2 Ensaios com o Programa SNNS.

Nos ensaios realizados, neste trabalho, com o programa SNNS [22], utilizou-se as seguintes condições :

- algoritmo de aprendizado: função de Retropropagação (*Back-Propagation*) [23, 24, 25];
- função de inicialização da rede: Pesos Aleatórios (*Randomize-Weights*);
- função de atualização da rede : Ordem Topológica (*Topological Order*).

### 4.2.1 Comparação dos Resultados: ALREPRO e SNNS.

Na etapa preliminar de utilização do SNNS foi feita uma comparação entre os resultados apresentados por redes construídas pelo SNNS e pelo programa desenvolvido no presente trabalho, denominado ALREPRO (Algoritmo de Retropropagação), para ambiente DOS. Estas redes possuíam a mesma estrutura de camadas, o mesmo número de neurônios em cada camada e os mesmos parâmetros de aprendizado.

O problema ensaiado consistiu na apresentação de um arquivo de treinamento contendo 34 valores de funções-resposta para um conjunto de 7 esferas de Bonner de: 3, 4, 5, 6, 7, 8 e 10 polegadas, e os valores correspondentes de letargia. Os programas foram utilizados para treinar uma rede, de modo a apresentar na saída um determinado valor de letargia, correspondente à função-resposta dada como entrada. O conjunto de dados

utilizado foi retirado da referência [7], que fornece valores de funções-resposta no intervalo de  $10^{-9}$  MeV até 14 MeV. O teste da rede foi feito com um arquivo contendo 12 valores de funções-resposta.

A rede utilizada nos dois programas, possuía três camadas de neurônios. A primeira camada possuía 7 neurônios, a segunda 5 e a última apenas um neurônio. O esquema da estrutura de rede utilizada é apresentado na Figura 4-3.

Os valores utilizados para a taxa de aprendizado da rede ( $\eta$ ) e para o termo de momento ( $\alpha$ ) foram:  $\eta = 0,82$  e  $\alpha = 0,56$ . O algoritmo utilizado, nos dois programas, foi o de Retropropagação. Os resultados apresentados foram obtidos após 50.000 interações. A soma dos quadrados dos desvios (SSE) estipulada para o término do programa foi de 0,004.

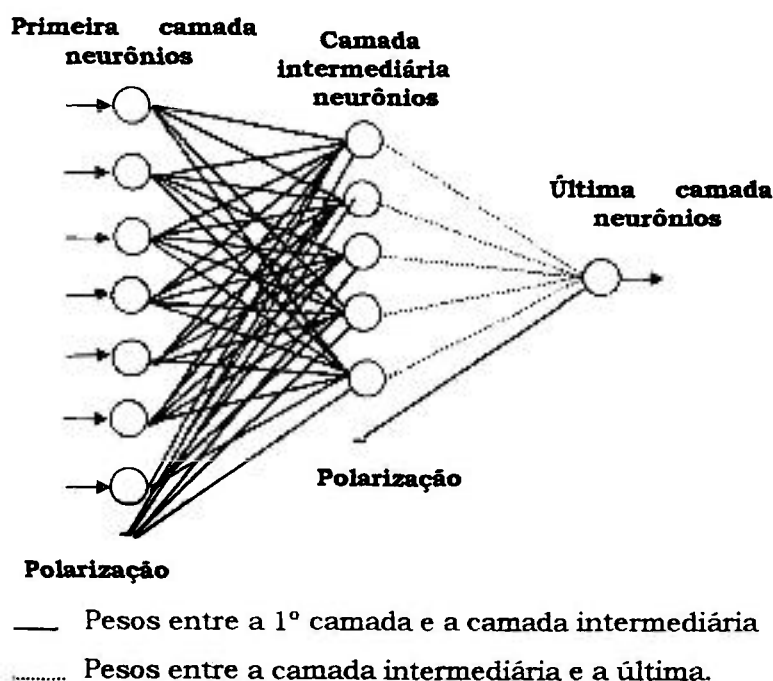


Figura 4-3: Esquema da rede utilizada com o programa SNNS no ensaio do problema das Esferas de Bonner com  $^3\text{He}$ .

Na Tabela 4-5, são apresentados os resultados obtidos para duas simulações com o programa ALREPRO. A resposta é variável em função dos valores iniciais (aleatórios) associados aos pesos. Um conjunto de resultados fica mais próximo do desejado enquanto o outro fica mais próximo dos resultados obtidos com o programa SNNS.

Tabela 4-5: Comparação dos Resultados obtidos com o Programa Desenvolvido e com o SNNS para o problema das funções-resposta das esferas de Bonner. São utilizados:  $\eta = 0,82$  e  $\alpha = 0,56$ .

Letargia Desejada	Letargia ALREPRO (1ª simulação)	Letargia ALREPRO (2ª simulação)	Letargia SNNS
20,2713	20,5992	22,1979	22,9436
16,3364	16,3107	16,2402	16,4397
14,3364	14,3645	14,1537	14,4481
12,3365	12,3489	12,3578	12,4313
11,3365	11,2396	11,3348	11,4224
10,3365	10,3476	10,4143	10,4203
7,3368	7,4180	7,5354	7,3822
3,9365	4,0335	3,9118	3,8373
2,7365	2,4512	2,8938	3,0077
2,1365	1,7875	2,1830	1,9219
0,9365	0,8657	0,9403	0,9121
0,3365	0,9989	0,2918	0,2717

A proximidade dos resultados obtidos pelos dois programas para estes ensaios sugere que a solução obtida com o programa desenvolvido no presente trabalho, o programa ALREPRO, não foi uma solução particular, e sim uma solução geral.

Os resultados apresentados pelos dois programas ficam próximos da solução desejada para o problema ensaiado. Tendo em vista que o programa

desenvolvido no presente trabalho, em ambiente DOS, possui uma limitação de memória que impede a utilização de arquivos de treinamento com a dimensão exigida para a continuação dos ensaios seguintes, optou-se por utilizar, no desenvolvimento do trabalho, o programa SNNS.

Deve-se ressaltar que o desenvolvimento do programa serviu para se ter um conhecimento melhor da técnica de redes neurais, permitindo uma utilização adequada dos parâmetros e das funções utilizadas na construção, treinamento, teste e validação de uma rede neural.

#### **4.2.2 Ensaios Preliminares com o programa SNNS.**

Uma vez que o programa SNNS foi escolhido para a continuação do trabalho, foram realizados alguns testes de sensibilidade, na simulação do mesmo problema do item 4.2.1, para aumentar a familiaridade com o mesmo. Nestes testes foram avaliadas as influências do intervalo de variação dos pesos, dos valores da taxa de aprendizado da rede e do termo de momento no resultado final fornecido pela rede. Os resultados de alguns destes testes de sensibilidade são apresentados nas Tabela 4-6 e Tabela 4-7.

A Tabela 4-6 apresenta a influência do intervalo de variação dos pesos das conexões ( $w_{ij}$ ) nos resultados do programa SNNS, para o problema das funções-resposta das esferas de Bonner. São utilizados:  $\eta = 0,82$  e  $\alpha = 0,56$ .

A Tabela 4-7 apresenta a influência da variação da taxa de aprendizado da rede e do termo de momento nos resultados do SNNS. Os pesos variam entre  $-2$  e  $+2$ .

Tabela 4-6: Influência do intervalo de variação dos pesos das conexões ( $w_{ij}$ ) nos resultados obtidos com o programa SNNS.

Letargia ( $\xi$ ) Desejada	Letargia Calculada $-1 \leq w_{ij} \leq +1$	Letargia Calculada $-2 \leq w_{ij} \leq +2$	Letargia Calculada $-3 \leq w_{ij} \leq +3$
20,2713	22,9436	23,0100	22,4310
16,3364	16,4397	16,4362	16,7717
14,3364	14,4481	14,375	14,5250
12,3365	12,4313	12,4226	12,6315
11,3365	11,4224	11,4698	11,5663
10,3365	10,4203	10,4726	10,4864
7,3368	7,3822	7,4439	7,5271
3,9365	3,8373	3,9862	4,2820
① 2,7365	3,0077	1,95257	2,2813
2,1365	1,9219	2,3184	3,1121
0,9365	0,9121	1,0355	1,2883
0,3365	0,2717	0,2399	0,1093

Tabela 4-7: Resultados do SNNS em termos da variação da taxa de aprendizado da rede ( $\eta$ ) e do termo de momento ( $\alpha$ ).

Letargia Desejada	Letargia Calculada $\eta = 0,82$ e $\alpha = 0,56$	Letargia Calculada $\eta = 0,7$ e $\alpha = 0,6$
20,2713	23,0100	22,8705
16,3364	16,4362	16,3465
14,3364	14,375	14,3458
12,3365	12,4226	12,3065
11,3365	11,4698	11,3530
10,3365	10,4726	10,3895
7,3368	7,4439	7,3023
3,9365	3,9862	3,8026
2,7365	1,95257	2,725
2,1365	2,3184	2,0988
0,9365	1,0355	1,0388
0,3365	0,2399	0,2584

Dos resultados apresentados na Tabela 4-6, percebe-se que a variação dos valores dos pesos em um intervalo menor (entre  $-1$  e  $+1$ ) produz uma resposta da rede mais próxima da desejada para valores de baixa letargia. Para valores de alta letargia praticamente não há muita influência na escolha do intervalo de variação dos pesos em relação a resposta fornecida pela rede.

A Tabela 4-7 apresenta uma pequena variação nos resultados com valores distintos para os parâmetros de taxa de aprendizado e termo de momento da rede. Uma relação mais próxima entre os valores de  $\eta$  e  $\alpha$ , para este problema, fornece resultados mais próximos dos desejados.

#### **4.2.3 Esferas de Bonner com $^3\text{He}$ .**

Após os testes de sensibilidade efetuados com o programa SNNS, item 4.2.2, realizou-se os primeiros ensaios utilizando os valores de taxa de reação para o conjunto de esferas de Bonner com  $^3\text{He}$ . Estes ensaios tiveram por objetivo verificar a habilidade da rede em discriminar os conjuntos de taxa de reação das esferas e verificar qual a complexidade exigida pela mesma: quantas camadas, quantas interações até a convergência, o número de neurônios em cada camada, etc., de modo a apresentar um resultado compatível com o esperado.

Nestes ensaios foram considerados três tipos de campos de nêutrons: feixes monoenergéticos juntamente com feixes contendo duas energias de nêutrons, campos contendo apenas nêutrons com duas energias e campos monoenergéticos.

O arquivo de treinamento da rede, em todas estas simulações, consistiu de valores de taxa de reação e de conjuntos de zeros, meio e um, representando a fração de nêutrons de uma dada energia correspondente ao feixe total. Estas simulações preliminares são apresentadas em maiores detalhes nos itens a seguir.

Os valores de funções-resposta, para este conjunto de esferas, em todos os ensaios realizados neste trabalho, foram retirados da referência [7] onde estão definidos para o intervalo de  $1,0 \times 10^{-9}$  MeV até 14 MeV.

#### **4.2.3.1 Campos Monoenergéticos e com Duas Energias de Nêutrons.**

Neste ensaio foram utilizadas 7 esferas de Bonner : 3, 4, 5, 6, 7, 8 e 10 polegadas, submetidas a espectros contendo nêutrons monoenergéticos e nêutrons com duas energias. Considerou-se uma fluência unitária de nêutrons para estes dois feixes.

O arquivo utilizado para este ensaio compreendeu um total de 479 linhas, resultantes da combinação das 46 energias para os quais têm-se os valores de funções resposta [7] para gerar campos com duas energias quaisquer nos seis intervalos de saída possíveis, mais os seis campos monoenergéticos. Este conjunto de dados foi dividido em um arquivo de treinamento da rede com 379 linhas e um arquivo para o teste da rede com 100 linhas. Todos estes dados foram normalizados por uma reta, de acordo com o intervalo de resposta da função de ativação utilizada, a função sigmóide. Esta função admite valores de entrada entre -2 e +2 e fornece valores de saída entre *zero e um*.

O arquivo de treinamento foi construído com valores de taxa de reação e com valores de frações de nêutrons de uma dada energia em relação ao feixe total. Foram escolhidas seis energias, a saber :  $1,0 \times 10^{-5}$  MeV ;  $1,0 \times 10^{-4}$  MeV;  $1,0 \times 10^{-3}$  MeV;  $1,0 \times 10^{-2}$  MeV;  $1,0 \times 10^{-1}$  MeV e 1 MeV. O interesse era saber se havia nêutrons com estas energias e em qual combinação, para uma fluência total de nêutrons unitária. Assim, o valor zero no neurônio de saída indica que não há nêutrons com a energia correspondente a este neurônio; o valor 0,5 indica que 50% dos nêutrons do feixe possuem uma energia correspondente a do neurônio e o valor 1,0 indica que 100% dos nêutrons do feixe possuem a energia associada ao neurônio de saída correspondente.

O cálculo da taxa de reação para cada esfera foi feito de acordo com o item 3.1, considerando uma fluência total unitária de nêutrons.

A configuração da rede que apresentou os melhores resultados utilizou 4 camadas: 7 neurônios na primeira camada, 13 neurônios na primeira camada intermediária, 11 neurônios na segunda camada intermediária e 6 neurônios na camada de saída. Um esquema desta rede é apresentado na Figura 4-4.

Os valores utilizados para a taxa de aprendizado da rede ( $\eta$ ) e para o termo de momento ( $\alpha$ ) foram:  $\eta = 0,15$  ;  $\alpha = 0,3$  .O maior acerto da rede foi de 90% e ocorreu após 400.000 interações.

Este ensaio serviu para avaliar a habilidade da rede em discriminar valores de taxa de reações próximos representando situações diferentes do espectro de nêutrons. Também se pôde verificar o grau de complexidade exigido pela rede neural para se obter uma concordância de 90% entre os resultados

calculados e os esperados. A complexidade da rede tem relação direta com o arquivo de treinamento utilizado.

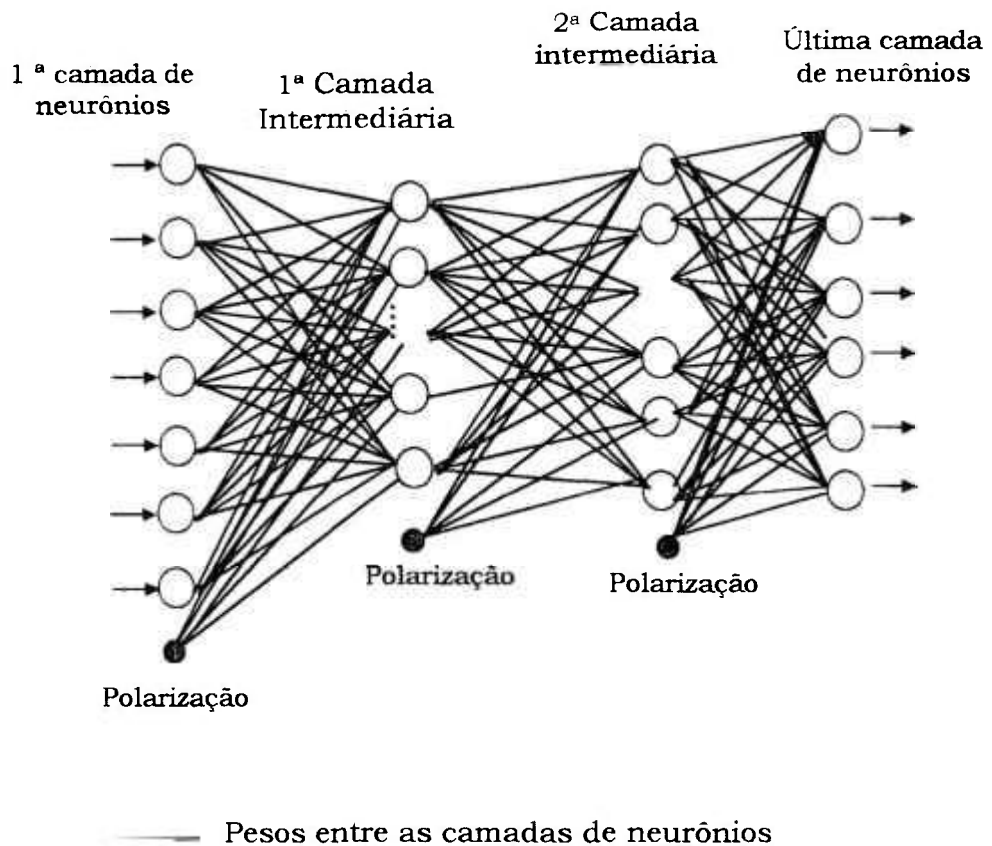


Figura 4-4: Esquema da rede utilizada para determinar valores indicadores de fluência de nêutrons, em seis intervalos de energia, a partir de valores de taxa de reação para um conjunto de 7 esferas de Bonner.

#### 4.2.3.2 Campos com duas Energias de Nêutrons.

A partir dos resultados obtidos no ensaio descrito no item 4.2.3.1 verificou-se a necessidade de melhorar o arquivo de treinamento. Procurou-se melhorar a caracterização do espectro de nêutrons aumentando-se o número de esferas de Bonner. O novo conjunto de treinamento foi construído com valores de

taxa de reação para 13 esferas de Bonner, a saber: nua; 3"; 3.5"; 4"; 4,5" ; 5" ; 6"; 7"; 8"; 10";12";15" e 18". Foram utilizados apenas campos de nêutrons com duas energias, para reduzir o arquivo de treinamento.

O cálculo da taxa de reação foi feito de acordo com o item 3.1, para uma fluência total unitária de nêutrons, para todos os espectros utilizados.

A rede construída possuía 11 neurônios na última camada, cada um correspondendo a uma das 11 energias escolhidas:  $6,83 \times 10^{-7}$  MeV,  $1,13 \times 10^{-6}$  MeV,  $1,37 \times 10^{-5}$  MeV,  $6,14 \times 10^{-5}$  MeV,  $1,01 \times 10^{-4}$  MeV,  $1,23 \times 10^{-3}$  MeV,  $1,5 \times 10^{-2}$  MeV,  $6,74 \times 10^{-2}$  MeV,  $1,11 \times 10^{-1}$  MeV, 1,22 MeV e 10 MeV.

O conjunto de saída é composto por 11 números que variam entre 0 e 0,5. O valor zero significa que não há nêutrons da energia correspondente e o valor meio corresponde a existência de nêutrons desta energia representando 50% do feixe binário.

O arquivo utilizado para o treinamento da rede foi construído para conter todas as possibilidades de valores de taxa de reação para as 13 esferas de Bonner submetidas a espectros de nêutrons resultantes de combinações das 11 energias em conjuntos de dois.

A rede construída, Figura 4-5, possuía três camadas de neurônios: primeira camada com 13 neurônios, camada intermediária com 34 neurônios e última camada com 11 neurônios.

Os parâmetros de treinamento utilizados foram: taxa de aprendizado igual a 0,16 e termo de momento igual a 0,02.

A rede convergiu após 200.000 interações com um valor de SSE final de 0,00546. O índice de acertos no conjunto de validação foi de 100% .

Apesar do ensaio realizado com feixes de duas energias ter apresentado bons resultados, a linha do nosso trabalho foi alterada para o estudo de feixes monoenergéticos e contínuos, que são casos mais realistas de campos de nêutrons.

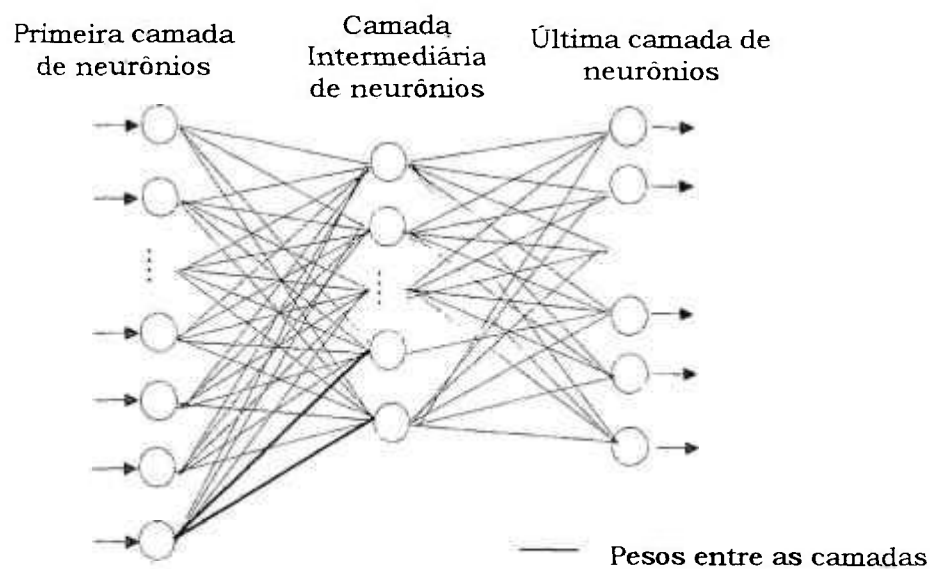


Figura 4-5: Esquema da rede utilizada nos ensaios com o programa SNNS e as esferas de  $^3\text{He}$  para feixes de duas energias. A rede possui 13 neurônios na primeira camada, 34 na camada intermediária e 11 na última camada.

#### 4.2.3.3 Feixes Monoenergéticos.

Foi utilizado um conjunto de 9 esferas: 3", 3,5", 4", 5", 6", 8", 10", 12" e 15", submetidas a feixes monoenergéticos de nêutrons.

Os valores da taxa de reação para as esferas coincidem com os valores de funções-resposta para cada uma das energias do feixe monoenergético.

A rede foi construída com valores de taxa de reação como entrada. O conjunto de saída é composto por 46 números que variam entre 0 e 1. Cada um destes números representa uma energia na qual a função-resposta das esferas é definida. O valor zero significa que não há nêutrons da energia correspondente e o valor *um* indica que 100% dos nêutrons do feixe possuem a energia correspondente.

O arquivo utilizado para o treinamento da rede foi construído de modo a resultar em uma rede que pudesse ser testada com valores experimentais de taxa de reação para um conjunto de 9 esferas de Bonner submetidas a campos monoenergéticos.

No arquivo de treinamento, o maior valor de função-resposta corresponde a 3,276 e o menor valor a 0,005897.

Os dados experimentais para a construção do arquivo de teste da rede foram obtidos da referência [11] e são apresentados na Tabela 4-8. O conjunto de dados experimentais possui o valor máximo de 2,716 para a função-resposta e o valor mínimo de 0,0215.

Tabela 4-8: Valores experimentais de taxa de reação para um conjunto de 9 esferas de Bonner submetidas a campos de nêutrons monoenergéticos [11].

Energia (MeV)	3	3,5	4	5	6	8	10	12	15
$8,15 \times 10^{-03}$	1,275	1,949	2,31	2,348	2,027	0,9534	0,4089	0,1569	**
$2,74 \times 10^{-02}$	1,136	1,693	2,103	2,358	2,088	1,052	0,4325	**	**
$7,10 \times 10^{-02}$	1,021	1,622	2,068	2,545	2,367	1,232	0,524	0,1938	**
$1,44 \times 10^{-01}$	0,9299	1,57	2,062	2,615	2,599	1,468	0,6406	0,2472	0,0489
$2,50 \times 10^{-01}$	0,747	1,377	1,893	2,538	2,683	1,705	0,7981	0,328	0,0681
$5,65 \times 10^{-01}$	0,4873	0,9773	1,459	2,315	2,701	2,151	1,26	0,5933	0,1531
1,20	0,3079	0,6819	1,079	1,956	2,579	2,641	1,908	1,164	0,4345
2,50	0,1721	0,4058	0,6947	1,44	2,092	2,716	2,472	1,879	1,025
5,00	0,0922	0,2183	0,3813	0,8601	1,365	2,114	2,279	2,12	1,549
$1,48 \times 10^{+01}$	0,0215	0,0571	0,1097	0,2751	0,5078	0,9823	1,282	1,431	1,42

\*\* Valores não medidos.

Foram construídas duas redes para este conjunto de esferas: uma para treinar valores de funções-resposta normalizados em conjunto para todas as esferas e outra para treinar valores de funções-resposta normalizados para cada esfera individualmente. O objetivo era verificar se havia alguma influência significativa da forma de normalização dos dados nos resultados fornecidos pela rede treinada. Os resultados são apresentados nos itens 4.2.3.3.1 e 4.2.3.3.2.

#### 4.2.3.3.1 Resultados para Normalização Única.

A normalização dos dados foi feita considerando-os parte de um único conjunto o qual foi normalizado por uma reta tendo como valores mínimo e máximo, respectivamente, -2 e +2. O conjunto de dados experimentais foi

normalizado utilizando-se os coeficientes da reta de normalização dos dados utilizados no treinamento da rede.

A rede construída possuía três camadas de neurônios:

- primeira camada: 9 neurônios
- camada intermediária: 40 neurônios
- última camada: 46 neurônios

Como parâmetros de treinamento foram utilizados taxa de aprendizado igual a 0,32 e termo de momento igual a 0,1. Após 200.000 interações o SSE atingiu o valor de 0,0075.

Foram construídos três arquivos para o teste da rede, um contendo os valores de funções-resposta apresentados no artigo [11] sem considerar o erro experimental, outro considerando os valores com o erro superior e outro contendo os valores com o erro inferior. Os resultados fornecidos pela rede para as 10 energias apresentadas nos testes são apresentados nas Tabela 4-9.

Pode-se perceber que a rede responde bem aos dados experimentais, acertando duas energias nas quais não há medidas para todas as esferas do conjunto. Este resultado reflete uma característica da rede neural, ou seja, a sua habilidade para conseguir suprir a falta de um, ou mais, dados no conjunto de medidas.

Tabela 4-9: Resultados fornecidos pela rede para três conjuntos de teste contendo valores experimentais de funções-resposta para o conjunto de 9 esferas de Bonner.

Energia do Feixe Monoenergético (MeV)	Energia fornecida pela Rede Neural (MeV)		
	A	B	C
0,144	0,131 - 0,176	0,176 - 0,238	0,131 - 0,176
0,250	0,238 - 0,321	0,238 - 0,321	0,238 - 0,321
0,565	0,433 - 0,585	0,433 - 0,585	0,433 - 0,585
1,2	1,07 - 1,44	1,07 - 1,44	1,07 - 1,44
2,45	1,94 - 2,62	1,44 - 1,94	1,94 - 2,62
5,0	3,54 - 4,78	3,54 - 4,78	3,54 - 4,78
14,8 *	8,7 - 10,8	8,7 - 10,8	10,8 - 12,6
0,00815**	0,0199 - 0,0328	0,00163 - 0,00269	0,0199 - 0,0328
0,0274**	0,0199 - 0,0328	0,0328 - 0,0541	0,0199 - 0,0328
0,071**	0,0541 - 0,0892	0,0541 - 0,0892	0,0541 - 0,0892

\*Este valor de energia está acima do maior valor utilizado para as funções-resposta no arquivo de treinamento da rede.

\*\* Estes valores de energia correspondem a dados experimentais nos quais há falta de valores para as esferas de maior diâmetro. Os valores que não foram medidos foram associados a zero.

A - Função - Resposta da ref. [11].

B - Função-Resposta da ref.[11] adicionando o erro.

C - Função-Resposta da ref.[11] subtraindo o erro.

Os valores experimentais foram inseridos no conjunto de funções-resposta das esferas de Bonner utilizadas no treinamento da rede, conforme mostra a Figura 4-6. Nesta figura, pode-se perceber que os valores medidos para as funções-resposta para as energias de  $8,15 \times 10^{-3}$  MeV,  $2,74 \times 10^{-2}$  MeV e 14,8 MeV são equivalentes às funções-resposta calculadas em outras energias para as esferas correspondentes. Por exemplo, a função-resposta medida para a esfera de 3 polegadas na energia de  $8,15 \times 10^{-3}$  MeV corresponde à função-resposta da esfera de 3 polegadas calculada para a energia de aproximadamente  $2 \times 10^{-2}$  MeV. A função-resposta para a esfera de 3 polegadas para a energia de  $2,74 \times 10^{-2}$  MeV corresponde à função-resposta medida para a esfera de 3 polegadas para a energia de aproximadamente  $5 \times 10^{-2}$  MeV. O mesmo ocorre para a medida

experimental associada à energia de 14,8 MeV que corresponde a função-resposta teórica correspondente na energia de aproximadamente 10 MeV para a esfera de 4 polegadas. Estas correspondências explicam a resposta da rede para as energias de  $8,15 \times 10^{-3}$  MeV e 14,8 MeV. Mesmo assim, a rede conseguiu acertar a energia para a medida experimental de  $2,74 \times 10^{-2}$  MeV.

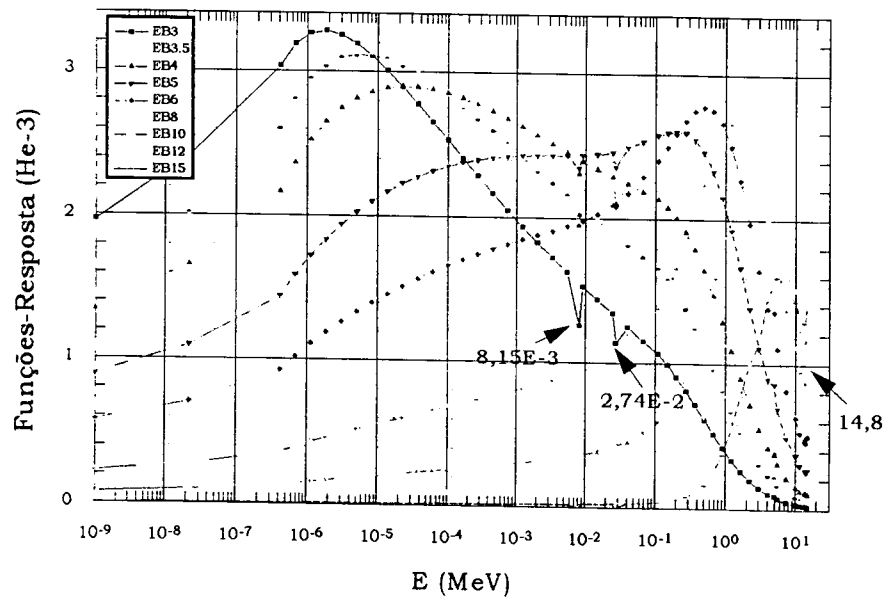


Figura 4-6: Funções-resposta experimentais superpostas ao conjunto de funções-resposta utilizado no treinamento da rede.

Foi realizada uma simulação onde os valores experimentais desconhecidos foram associados ao valor unitário. O objetivo era verificar se havia alguma melhora nos resultados apresentados pela rede em função desta associação. Entretanto, os resultados apresentados pela nova rede permaneceram praticamente inalterados em relação aos obtidos com a rede treinada com o valor zero para representar o valor desconhecido dos dados experimentais (Tabela 4-9). Esta substituição demonstrou que se a rede estiver bem treinada, com um arquivo de treinamento representativo para o problema ensaiado, ela consegue

acertar a resposta para a energia do feixe mesmo se uma das medidas estiver faltando ou estiver incorreta.

#### **4.2.3.3.2 Resultados para Normalização Individual das Esferas.**

Com o objetivo de melhorar os resultados apresentados pela rede para o conjunto de dados experimentais, modificou-se a forma de normalização do conjunto de dados de entrada da rede.

A normalização dos dados foi feita para cada esfera, ajustando todos os seus valores de funções-resposta por uma reta tendo como valores mínimo e máximo, respectivamente, -2 e +2. O conjunto de dados experimentais foi normalizado individualmente, utilizando-se os coeficientes das 10 retas de normalização dos dados utilizados no treinamento da rede, obtidos na normalização dos dados de cada esfera em particular.

A rede construída possuía três camadas de neurônios:

- primeira camada: 9 neurônios.
- camada intermediária: 38 neurônios.
- última camada: 46 neurônios.

Como parâmetros de treinamento foram utilizados taxa de aprendizado igual a 0,25 e termo de momento igual a 0,07. Após 200.000 interações o SSE atingiu o valor de 0,01181.

Foi construído um arquivo para o teste da rede, contendo os valores de funções-resposta apresentados no artigo [11]. Não foram considerados os erros das medidas, já que isto praticamente não apresentou uma diferença significativa nos resultados da rede.

A forma de normalização não apresentou uma diferença significativa nos resultados, em relação aos valores da Tabela 4-9, provavelmente, porque as curvas de funções-resposta das esferas de Bonner apresentam um perfil similar em função da energia do nêutron.

#### **4.2.4 Esferas de Bonner com folhas de $^{197}\text{Au}$ .**

Este conjunto do NPL é composto por 10 esferas com os seguintes diâmetros: 2", 2,5", 3", 3,5", 4", 5", 6", 8", 10" e 12". Elas possuem no seu interior folhas de  $^{197}\text{Au}$  como detectores de nêutrons térmicos. Os valores de funções-resposta, para este conjunto de esferas, foram obtidos por meio de uma comunicação pessoal [31] e são definidos para 52 energias no intervalo de  $7,943 \times 10^{-10}$  MeV até 12,59 MeV.

Foram considerados dois tipos de campos de nêutrons para este conjunto de esferas: monoenergéticos e contínuos.

As taxas de reações foram calculadas por meio da equação 3-1.

No item 4.2.4.1 são apresentados os resultados para feixes monoenergéticos e no item 4.2.4.2 os resultados para feixes contínuos. Foram

construídas duas redes para campos contínuos de nêutrons que diferem entre si no valor apresentado como saída: uma fornece valores normalizados de fluência de nêutrons integrada em um intervalo de energia especificado, item 4.2.4.2.1, e outra fornece valores normalizados de fluência por unidade de energia, item 4.2.4.2.2.

#### **4.2.4.1 Feixes Monoenergéticos.**

O arquivo utilizado para o treinamento da rede possuía 52 conjuntos de funções-resposta e valores normalizados de fluência integrada em um intervalo de energia especificado.

Estrutura da rede:

- 10 neurônios na primeira camada.
- 50 neurônios na camada intermediária.
- 52 neurônios na última camada.

Parâmetros de treinamento:

- taxa de aprendizado = 0,1
- termo de momento = 0,06

A rede convergiu após 200.000 interações com um valor de SSE final de 0,00856. Todos os valores de energia foram reproduzidos com exatidão. Como o conjunto de treinamento continha todas as energias disponíveis, qualquer energia de teste poderia, em princípio, ser reproduzida. Entretanto, para representar melhor as condições experimentais das contagens dos detectores, foi

simulada uma distribuição estatística em torno dos valores apresentados no treinamento da rede.

O arquivo de treinamento da rede neural contém 52 linhas de feixes de nêutrons monoenergéticos com energias variando de  $7,943 \times 10^{-10}$  MeV até 12,59 MeV. O teste da rede foi feito utilizando-se uma flutuação gaussiana em torno dos valores originais de taxa de reação, para o conjunto de 10 esferas de Bonner, em 8 energias selecionadas, conforme descrito no item 3.2.

Os resultados obtidos para o teste da rede para uma dispersão com distribuição Normal de 10% em torno dos valores utilizados no treinamento da rede são apresentados na Figura 4-7. Foram feitos 100 conjuntos e o resultado ideal seria uma intensidade de 100 em cada uma das 8 energias utilizadas. Observa-se um alargamento nos picos correspondentes às energias desejadas para o nêutron, porém o valor da centróide concorda com o valor de energia esperado.

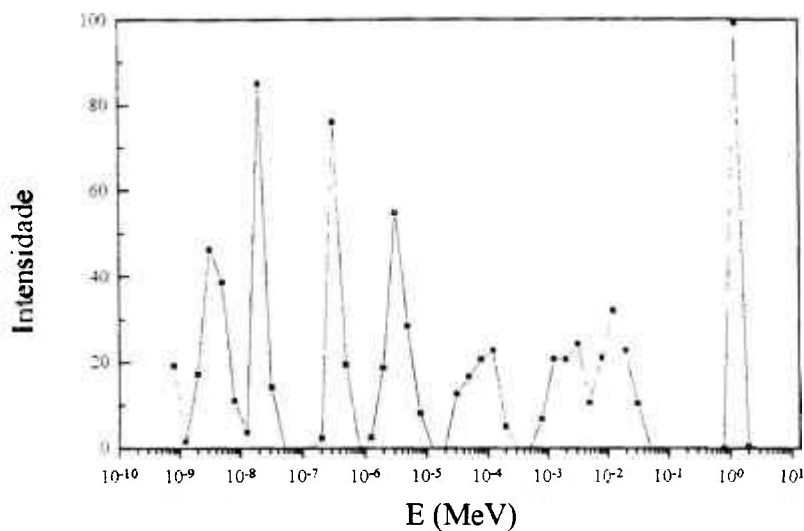


Figura 4-7: Intensidades fornecidas pela rede para 100 arquivos com uma flutuação de 10% em torno dos valores originais de taxa de reação para feixes de nêutrons monoenergéticos em 8 energias escolhidas.

#### 4.2.4.2 Feixes Contínuos.

Foram construídas redes para esferas de Bonner submetidas a espectros contínuos de nêutrons com duas grandezas como saída: fluência integrada em um intervalo de energia especificado e fluência por unidade de energia.

O item 4.2.4.2.1 apresenta os resultados obtidos com a rede que fornece, na saída, valores normalizados de fluência de nêutrons integrada em um intervalo de energia. O item 4.2.4.2.2 apresenta os resultados da rede que apresenta valores de fluência por unidade de energia como saída.

#### **4.2.4.2.1 Fluência Integrada em Energia.**

O arquivo utilizado para o treinamento da rede foi construído com 21 espectros contínuos. Foram utilizados os espectros de Watt, Maxwell,  $1/E$  e combinações destes para gerar o arquivo de treinamento da rede. O intervalo de energia foi discretizado em 52 valores, para coincidir com os valores disponíveis de funções-resposta para as esferas de Bonner.

A saída da rede é composta por 52 valores normalizados de fluência integrada em energia, para cada um dos 21 espectros.

O conjunto de validação consistiu na apresentação de espectros contínuos similares aos utilizados no treinamento, resultantes da combinação dos espectros de Watt, Maxwell e  $1/E$ .

A normalização dos dados foi feita de dois modos distintos:

- considerando todos os valores de taxa de reação para todas as esferas como um conjunto único;
- considerando os valores de taxa de reação para cada esfera individualmente.

A – Normalização única dos valores de taxa de reação.

Estrutura da rede:

- 10 neurônios na primeira camada;
- 50 neurônios na camada intermediária

- 52 neurônios na última camada.

Parâmetros de treinamento:

- taxa de aprendizado = 0,1

- termo de momento = 0,08

A rede convergiu após 160.000 interações com um valor de SSE final de 0,03.

As Figuras 4-8, 4-9 e 4-10 mostram a comparação de um espectro de nêutrons não utilizado no treinamento com a resposta da rede neural.

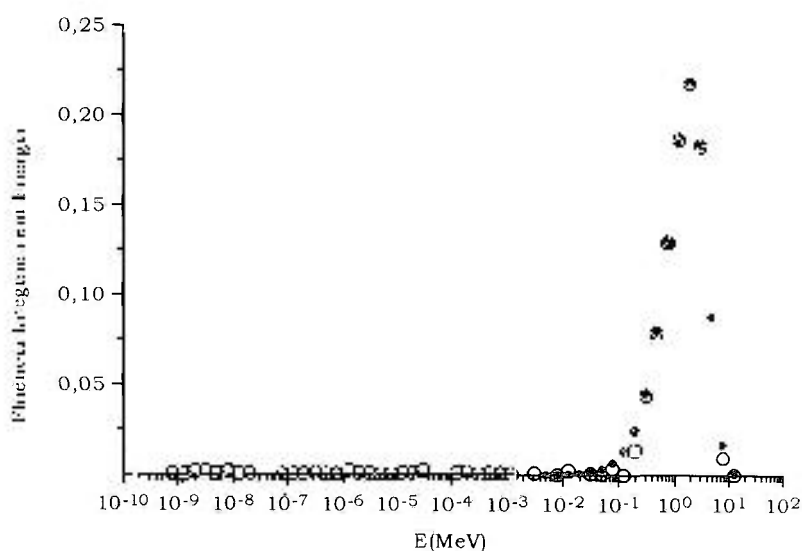


Figura 4-8: Espectro de teste 1:  $1/E + \text{Watt}$  ( $E_c=0,1$  MeV). Comparação de um espectro de nêutrons esperado (pontos) com a resposta da rede neural (círculos).

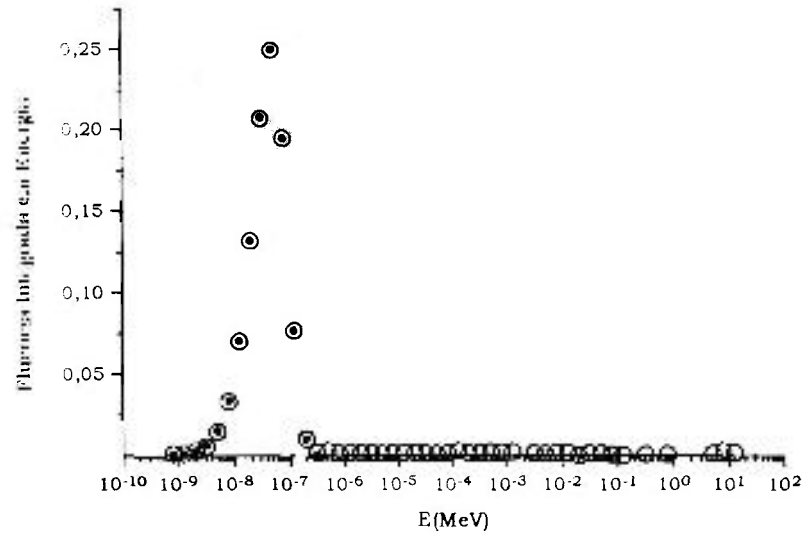


Figura 4-9: Espectro de teste 2: Maxwell +  $1/E$  + Watt ( $E_{c1}=5 \times 10^{-7}$  MeV e  $E_{c2} = 0,5$  MeV). Comparação de um espectro de nêutrons esperado (pontos) com a resposta da rede neural (círculos).

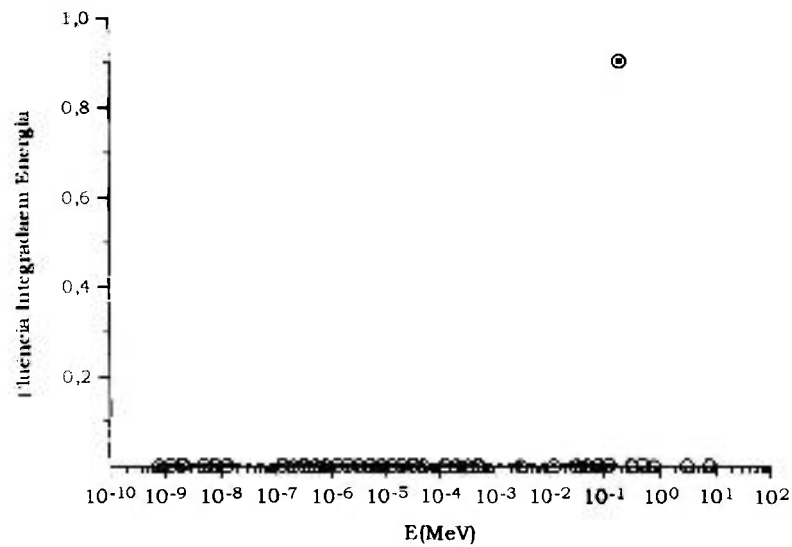


Figura 4-10: Espectro de teste 3:  $1/E$  + monoenergético ( $E_c=2,5 \times 10^{-1}$  MeV). Comparação de um espectro de nêutrons esperado (pontos) com a resposta da rede neural (círculos).

Os resultados apresentados pela rede para os espectros de teste coincidiram com os resultados esperados, demonstrando que a técnica de redes neurais pode ser utilizada para a deconvolução de um dado espectro de nêutrons desde que o arquivo de treinamento seja representativo para o mesmo. Entretanto, a saída da rede, por motivos de normalização, apresenta valores de fluência integrada em um intervalo de energia especificado, para cada um dos 52 valores de energia utilizados. Se há interesse em se conhecer a forma do espectro é necessário utilizar outra grandeza como saída da rede. Para isto foi construída uma nova rede onde o conjunto de saída é composto por valores de fluência por unidade de energia. Deve-se ressaltar que a escolha da fluência integrada em um intervalo de energia especificado para a saída da rede ocorreu porque foi a forma mais simples encontrada para normalizar os valores de fluência de cada espectro no intervalo que a rede exige para os dados de saída, entre 0 e +1.

Foi feita uma outra rede para este mesmo conjunto de esferas, com os mesmos conjuntos de treinamento e de teste, onde a normalização dos dados de entrada da rede, os valores de taxa de reação, foi feita individualmente para cada esfera. O objetivo era verificar se para este conjunto de esferas, há alguma diferença significativa nos resultados em razão da forma de normalização. Os parâmetros utilizados e os resultados são apresentados no item a seguir.

B – Normalização individual dos valores de taxa de reação para cada uma das esferas.

Estrutura da rede:

- 10 neurônios na primeira camada;
- 40 neurônios na camada intermediária

- 52 neurônios na última camada.

Parâmetros de treinamento:

- taxa de aprendizado = 0,1

- termo de momento = 0,08

A rede convergiu após 300.000 interações com um valor de SSE final de 0,01177.

Para este conjunto de esferas de Bonner e para o conjunto de espectros utilizados no treinamento da rede onde a fluência foi calculada por meio de equações conhecidas, praticamente não há diferença na forma de normalização das taxas de reação das esferas. Os resultados apresentados pelas duas redes construídas, uma com normalização única de todo o conjunto de taxas de reação e outra com uma normalização individual para cada esfera, são muito semelhantes para os espectros de teste, de maneira similar ao que ocorreu com a rede de esferas de Bonner com o detector central de  $^3\text{He}$ . Aparentemente, não há uma diferença significativa entre as funções-resposta para este conjunto de esferas com folhas de  $^{197}\text{Au}$  que influa no tratamento efetuado com o valor da taxa de reação das esferas.

#### **4.2.4.2.2 Fluência por Energia.**

Foi construída uma rede que apresentasse valores de fluência por unidade de energia na sua saída. O objetivo de se construir esta rede foi obter, além dos valores de fluência por unidade de energia para os 52 intervalos desejados, a

forma do espectro de nêutrons. Os dados de entrada são valores de taxa de reação para o conjunto de 10 esferas de Bonner com folhas de  $^{197}\text{Au}$  no seu interior. O logaritmo destes valores foi ajustado por uma reta com valor mínimo igual a -2 e valor máximo igual a +2. O logaritmo da taxa de reação foi utilizado com o objetivo de diferenciar os conjuntos de dados de entrada para cada um dos espectros e obter a convergência da rede. Os valores de taxa de reação para todas as 10 esferas e para todos os espectros utilizados se concentram em um intervalo com valor mínimo da ordem de  $1 \times 10^{-6}$  e valor máximo da ordem de  $1 \times 10^{-4}$ . Posteriormente verificou-se que o problema de convergência estava associado ao conjunto de dados de saída da rede: os valores de fluência por unidade de energia apresentavam uma flutuação grande desde a faixa de eV até MeV. Quando foi utilizado o logaritmo destes valores antes de se fazer a normalização por uma reta com valor mínimo igual a zero e valor máximo igual a +1 a rede convergiu. Como o arquivo de treinamento estava construído com o logaritmo dos valores da taxa de reação manteve-se esta forma de normalização para os dados de entrada uma vez que a rede havia convergido.

Para a construção desta rede foram utilizados 24 espectros da biblioteca SANDLIB do programa SAIPS. A utilização dos espectros do programa SAIPS teve o objetivo de diversificar o universo de espectros apresentados à rede, ampliando a variedade que foi conseguida com a utilização de funções analíticas e suas combinações para a rede anterior. O arquivo de treinamento ficou com 21 espectros e o de teste com 3 espectros.

Estrutura da rede:

- primeira camada: 10 neurônios
- segunda camada: 40 neurônios

- última camada: 52 neurônios

Parâmetros de Treinamento:

- taxa de aprendizado = 0,3
- termo de momento=0,14

A rede convergiu após 130.000 interações, com um SSE final igual a 0,00057. Os resultados são apresentados nas Figuras 4-11, 4-12 e 4-13.

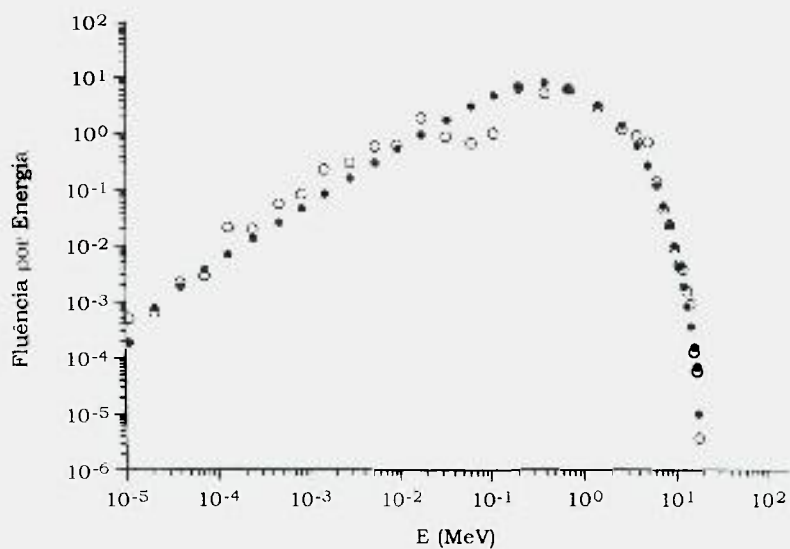


Figura 4-11: Resultados fornecidos pela rede (círculos) e resultados desejados (pontos), para o espectro de teste número 5 da biblioteca SANDLIB, ou espectro do reator de Godiva.

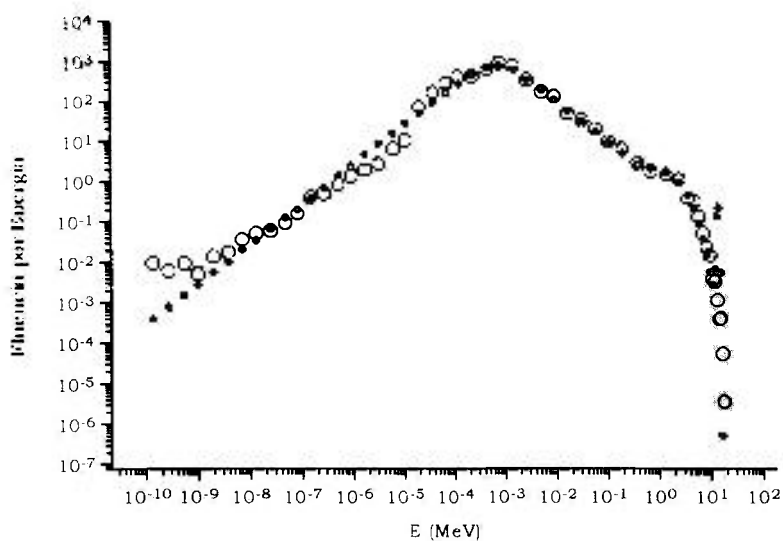


Figura 4-12: Resultados fornecidos pela rede (círculos) e resultados desejados (curva cheia), para o espectro de teste número 25 da biblioteca SANDLIB.

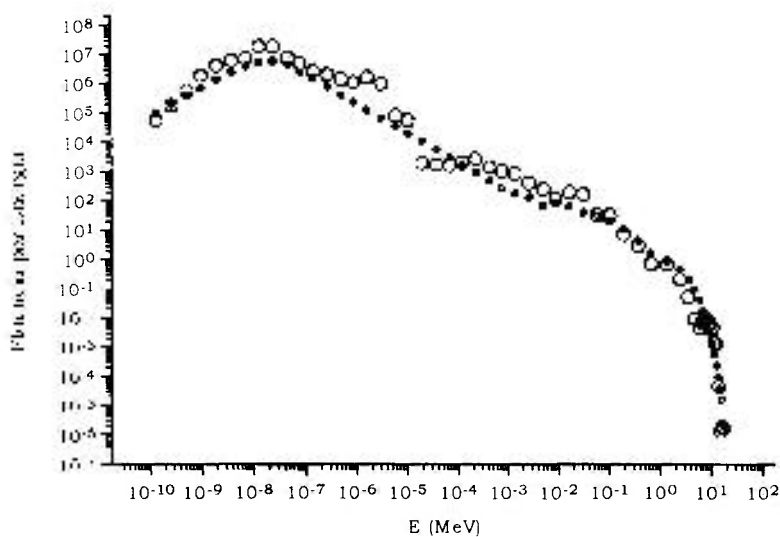


Figura 4-13: Resultados fornecidos pela rede (círculos) e resultados desejados (curva cheia), para o espectro de teste número 34 da biblioteca SANDLIB.

Mesmo com a utilização do programa SAIPS, que propiciou um universo mais diferenciado de espectros, a resposta da rede, em relação aos espectros utilizados no seu teste e que ela não conhecia, apresentou uma boa concordância com os resultados esperados, tanto em intensidade de fluência por unidade de energia quanto na forma do espectro de nêutrons. Deve-se ressaltar que a escolha dos espectros de teste foi aleatória entre os espectros disponíveis, fato que ressalta a capacidade de generalização da rede, o que permite a sua utilização como uma técnica alternativa de deconvolução de espectros, já que a única coisa que se precisa para alimentá-la são valores de taxa de reação para o conjunto de esferas utilizado.

#### **4.2.4.2.2.1 Resultados para Dados Experimentais.**

A rede treinada, apresentada no item 4.2.4.2.2 foi utilizada para fornecer o espectro de nêutrons de dois conjuntos de dados experimentais.

Os conjuntos de dados experimentais utilizados para o teste das redes construídas para as taxas de reação das esferas de Bonner foram obtidos por meio de correspondência pessoal [31]. Estes conjuntos de dados, apresentados na Tabela 4-10, contêm duas medidas de espectros efetuadas com esferas de Bonner contendo folhas de  $^{197}\text{Au}$  dentro das instalações de um acelerador linear.

Tabela 4-10: Valores de taxa de reação de dois espectros experimentais de nêutrons medidos dentro das instalações de um acelerador linear [31].

Esfera	Espectro 1	Espectro 2
2"	0,2148	0,08773
2,5"	0,3265	0,11317
3"	0,4568	0,13649
3,5"	0,5668	0,15342
4"	0,6548	0,16119
5"	0,736	0,15349
6"	0,7004	0,13381
8"	0,4727	0,07698
10"	0,2594	0,03734
12"	0,1460	0,01744

Os valores de taxa de reação utilizados no treinamento da rede são valores normalizados para uma fluência unitária de nêutrons. Uma vez que os valores experimentais refletem espectros reais de nêutrons, não normalizados, foi preciso encontrar um método para fazer a normalização das taxas de reações medidas.

Os dois espectros foram normalizados por meio de uma constante que corresponde à média, no intervalo de 1,0 eV até 5,0 MeV, da soma das funções-resposta das esferas de 3,5" e de 10". Este intervalo corresponde a uma região aproximadamente constante, no intervalo de energia escolhido, de função-resposta para a soma efetuada. Considerando que o valor medido para um espectro qualquer corresponde a um múltiplo (fluência) desta constante, foi feita a soma das taxas medidas para as esferas de 3,5 e de 10 polegadas para cada um dos dois espectros e dividiu-se o valor encontrado pela constante. O número obtido representa o fator de normalização para cada espectro. A constante encontrada teve o valor de  $4,113 \times 10^{-4}$ .

Os valores medidos experimentalmente para as esferas de 3,5 e 10 polegadas foram somados para cada um dos espectros experimentais. Os valores obtidos foram divididos pela constante de normalização. Para o primeiro espectro, o fator de normalização obtido foi de  $2,009 \times 10^3$ . Este valor foi utilizado para dividir todos os valores de taxa de reação medidos experimentalmente para o primeiro espectro. Para o segundo espectro, o fator de normalização obtido foi de  $4,638 \times 10^2$ . Todos os valores de taxa de reação associados ao segundo espectro foram divididos por este fator.

Após a normalização dos dois espectros experimentais, foi aplicada a função logarítmica e só depois foi feita a normalização da rede para que os dados ficassem no intervalo de  $-2$  até  $+2$ . Este procedimento foi igual ao realizado com os dados utilizados no treinamento da rede.

Os resultados são apresentados nas Figura 4-14 e Figura 4-15.

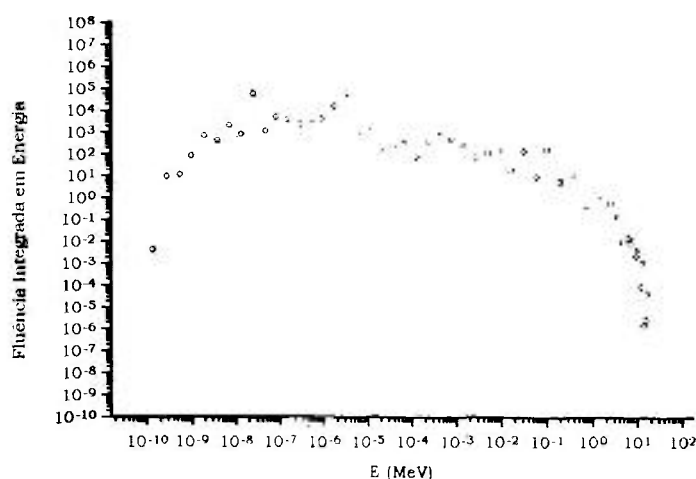


Figura 4-14: Primeiro conjunto de medidas. Resultados da rede treinada com as taxas de reação calculadas por uma planilha de cálculos a partir de valores de fluência fornecidos pelo programa SAIPS.

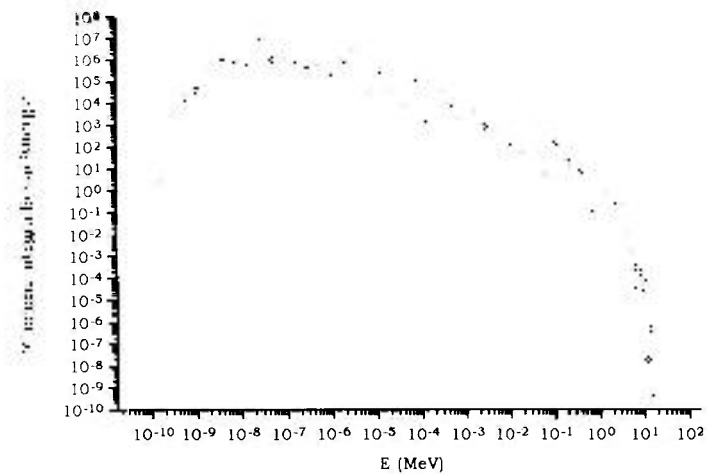


Figura 4-15: Segundo conjunto de medidas. Resultados da rede treinada com as taxas de reação calculadas por uma planilha de cálculos a partir de valores de fluência fornecidos pelo programa SAIPS.

Pode-se observar que o espectro experimental apresentado na Figura 4-15 possui uma fluência de nêutrons na região térmica maior do que o espectro da Figura 4-14. Isto concorda com os valores medidos para as taxas de reação, apresentados na Tabela 4-10. Pode-se notar que os valores para as esferas de maior diâmetro, mais sensíveis a nêutrons rápidos, são maiores para o primeiro conjunto de medidas do que para o segundo, chegando a ordem de 100 vezes para a esfera de 12". Para as esferas de menor diâmetro, mais sensíveis a nêutrons térmicos, a diferença entre as medidas para os dois espectros é da ordem de 10 vezes. Uma comparação destas medidas permite concluir que o segundo espectro possui uma maior fluência de nêutrons térmicos do que rápidos em relação ao primeiro espectro, o que concorda com os perfis apresentados pela rede para os dois conjuntos de medidas.

#### 4.2.5 Redes Neurais para H\*(10).

Os valores de fluência fornecidos pelo programa SAIPS foram agrupados em 52 intervalos de energia para os 27 espectros utilizados na rede construída para fluência com o conjunto de 10 esferas de Bonner com  $^{197}\text{Au}$ .

Os valores do fator de conversão de fluência para o equivalente de dose ambiente, Tabela 2-1 foram ajustados por meio de interpolações às energias para as quais as funções-resposta das esferas eram definidas. Por meio de uma planilha de cálculo foram obtidos os valores para o equivalente de dose e as respectivas taxas de reação para cada um dos 27 espectros utilizados. Com estes dados foi construída uma rede tendo como dados de entrada os valores de taxa de reação para o conjunto de 10 esferas de Bonner e como saída o valor do equivalente de dose correspondente ao espectro utilizado. O arquivo de treinamento consistiu de 21 conjuntos e o arquivo de teste ficou com 6 conjuntos.

##### Estrutura da rede:

- primeira camada: 10 neurônios
- segunda camada: 2 neurônios
- última camada: 1 neurônio.

##### Parâmetros de Treinamento:

- taxa de aprendizado = 0,1
- termo de momento=0,08

A rede convergiu após 100.000 interações, com um SSE final igual a 0,0005. Os resultados obtidos para os 6 espectros de teste são apresentados na Tabela 4-11. Nesta Tabela, os valores esperados para o equivalente de dose ambiente foram calculados com a equação 2-13.

Tabela 4-11: Comparação dos Valores Esperados e os Apresentados pela rede para o Equivalente de Dose para 6 espectros da Biblioteca SANDLIB.

Número do Espectro na Biblioteca SANDLIB.	Equivalente de Dose Esperado ( $10^{-12}$ Sv)	Equivalente de Dose fornecido pela rede ( $10^{-12}$ Sv)
6	77,95	78,72
25	220,58	215,41
30	329,72	336,39
34	146,98	142,93
42	385,37	401,86
59	167,79	158,91

Os valores fornecidos pela rede concordam razoavelmente com os valores esperados para o equivalente de dose ambiente. Os espectros mais rápidos, como os de número 25, 30 e 42 apresentam um valor maior para o equivalente de dose em relação aos espectros com uma porcentagem maior de nêutrons térmicos e epitérmicos: 3, 34 e 59, de acordo com o comportamento dos valores do coeficiente de conversão:  $h(E)$ .

Deve-se ressaltar que a utilização desta rede permite a obtenção de uma forma rápida dos valores do equivalente de dose para qualquer espectro de nêutrons necessitando para isso apenas dos valores experimentais das taxas de reação para o conjunto de esferas de Bonner com folhas de  $^{197}\text{Au}$ . O único cuidado que se precisa observar é normalizar os valores medidos de acordo com a normalização efetuada com os valores utilizados no treinamento da rede.

#### 4.2.6 Redes Neurais com Folhas de Ativação.

Uma vez que a técnica de redes neurais apresentou bons resultados para a deconvolução do espectro de nêutrons a partir de medidas efetuadas com o espectrômetro de Bonner, foram iniciados os testes com o outro sistema de medidas de interesse neste trabalho: as folhas de ativação.

Foi utilizado um conjunto de 15 folhas de ativação como detectores de nêutrons:  $^{58}\text{Ni}$  (n,p)  $^{58}\text{Co}$ ;  $^{232}\text{Th}$  (n,  $\gamma$ )  $^{233}\text{Th}$ ;  $^{238}\text{U}$  (n,  $\gamma$ )  $^{239}\text{U}$ ;  $^{238}\text{U}$  (n,  $\gamma$ )  $^{239}\text{U}$ ;  $^{197}\text{Au}$  (n, $\gamma$ )  $^{198}\text{Au}$ ;  $^{197}\text{Au}$  (n,  $\gamma$ )  $^{198}\text{Au}$ ;  $^{59}\text{Co}$  (n,  $\gamma$ )  $^{60}\text{Co}$ ;  $^{59}\text{Co}$  (n,  $\gamma$ )  $^{60}\text{Co}$ ;  $^{63}\text{Cu}$  (n,  $\gamma$ )  $^{64}\text{Cu}$ ;  $^{46}\text{Ti}$  (n,p)  $^{46}\text{Sc}$ ;  $^{47}\text{Ti}$  (n,p)  $^{47}\text{Sc}$ ;  $^{48}\text{Ti}$  (n,p)  $^{48}\text{Sc}$ ;  $^{27}\text{Al}$  (n, $\alpha$ )  $^{24}\text{Na}$ ;  $^{55}\text{Mn}$  (n,  $\gamma$ )  $^{56}\text{Mn}$ ;  $^{24}\text{Mg}$  (n,p)  $^{24}\text{Na}$ .

O procedimento adotado na construção das redes para as folhas de ativação seguiu o utilizado para as esferas de Bonner. A primeira rede construída para feixes contínuos apresentou valores de fluência integrada em um intervalo de energia especificado como valores de saída.

Os dados de atividade para cada uma das folhas submetidas a 22 espectros nêutrons, bem como os valores de fluência, para os intervalos de energia desejados, foram obtidos com o uso do programa SAIPS.

#### **4.2.6.1 Fluência Integrada em Energia.**

A normalização das atividades foi feita individualmente para cada folha. Como os valores de atividade variam em um grande intervalo foi utilizado o logaritmo da atividade, normalizado entre -2 e +2, como entrada para a rede. A rede possui 53 neurônios na sua camada de saída. Cada um destes neurônios fornece um valor normalizado de fluência de nêutrons integrada em um intervalo de energia especificado, para cada um dos 22 espectros.

Estrutura da rede:

- 15 neurônios na primeira camada;
- 40 neurônios na camada intermediária
- 53 neurônios na última camada.

Parâmetros de treinamento:

- taxa de aprendizado = 0,2
- termo de momento = 0,08

A rede convergiu após 100.000 interações com um valor de SSE final de 0,00261. Os resultados obtidos para o conjunto de teste da rede são apresentados nas Figuras 4-16 e 4-17.

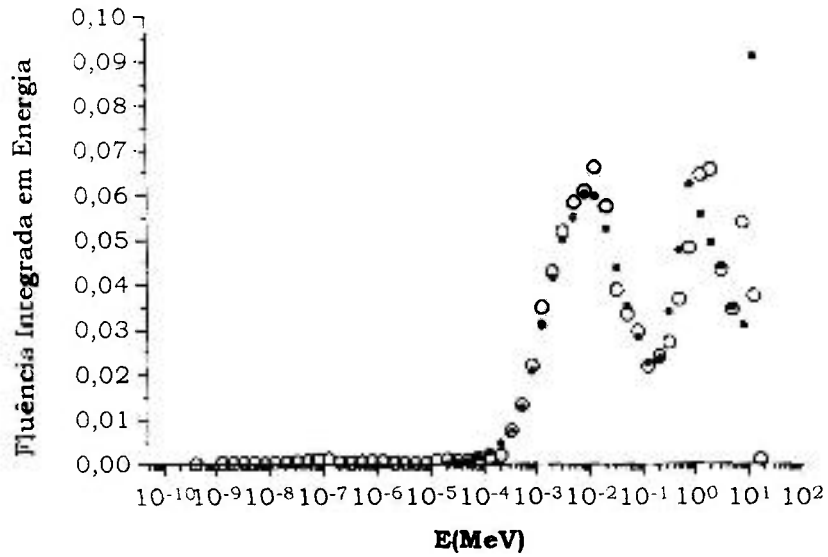


Figura 4-16: Resultados fornecidos pela rede (círculos) e resultados desejados (pontos), para o espectro de teste número 31 da biblioteca SANDLIB.

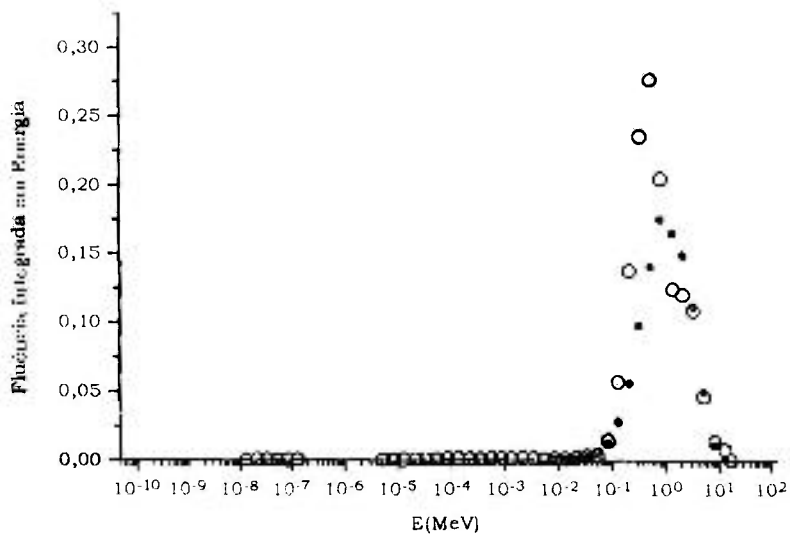


Figura 4-17: Resultados fornecidos pela rede (círculos) e resultados desejados (pontos), para o espectro de teste número 5 da biblioteca SANDLIB.

Pelas Figuras 4-16 e 4-17 pode-se perceber que a rede fornece bons resultados em relação aos esperados, a exceção da intensidade na região de 1 MeV que ficou acima do valor esperado para o espectro da Figura 4-17. A rede acerta a forma dos dois espectros embora eles sejam bem diferentes entre si. Isto é um fato relevante que indica que ela consegue generalizar os resultados, o que permite uma confiança na sua utilização para a deconvolução de espectros de nêutrons desconhecidos. Deve-se ressaltar que é preciso, como foi dito para o conjunto de esferas de Bonner, adequar os valores de atividades experimentais à normalização utilizada para os valores de atividades utilizados no treinamento da rede para se obter um resultado consistente.

#### **4.2.6.2 Fluência por unidade de Energia.**

Para se obter a forma do espectro de nêutrons foi construída uma rede que apresentasse valores de fluência por unidade de energia em sua saída.

A normalização das atividades foi feita individualmente para cada folha. Como os valores de atividade variam em um grande intervalo foi utilizado o logaritmo da Atividade, normalizado entre -2 e +2, como entrada para a rede.

A saída da rede é composta por 53 valores de fluência. Estes valores correspondem ao logaritmo da fluência, normalizado entre zero e +1, para cada um dos 22 espectros.

Estrutura da rede:

- 15 neurônios na primeira camada;
- 40 neurônios na camada intermediária

- 53 neurônios na última camada.

Parâmetros de treinamento:

- taxa de aprendizado = 0,2
- termo de momento = 0,1

A rede convergiu após 150.000 interações com um valor de SSE final de 0,0053. Os resultados obtidos para o conjunto de teste da rede são apresentados nas Figuras 4-18 e 4-19. O resultado fornecido pela rede para o conjunto de medidas experimentais é apresentado no item 4.2.6.2.1.

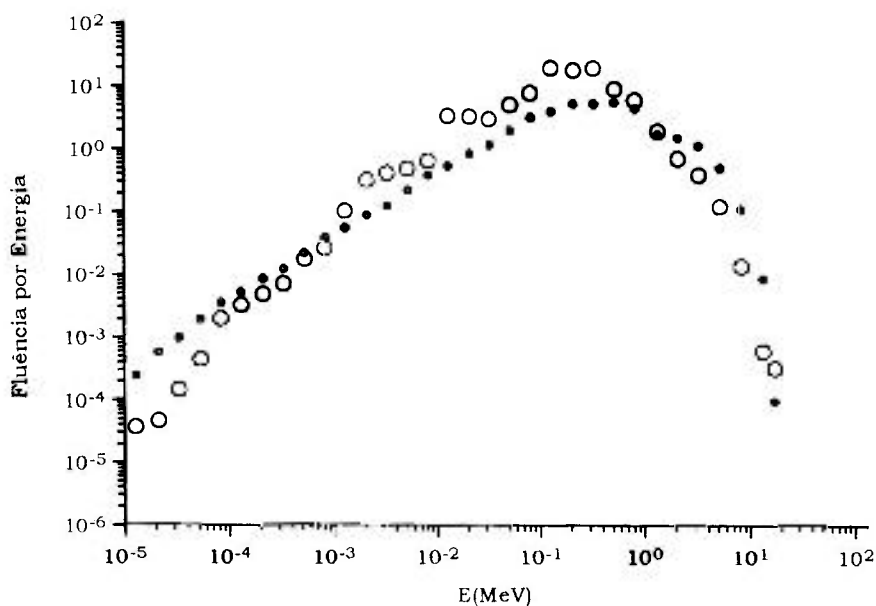


Figura 4-18: Resultados fornecidos pela rede (círculos) e resultados desejados (pontos), para o espectro de teste número 5 da biblioteca SANDLIB.

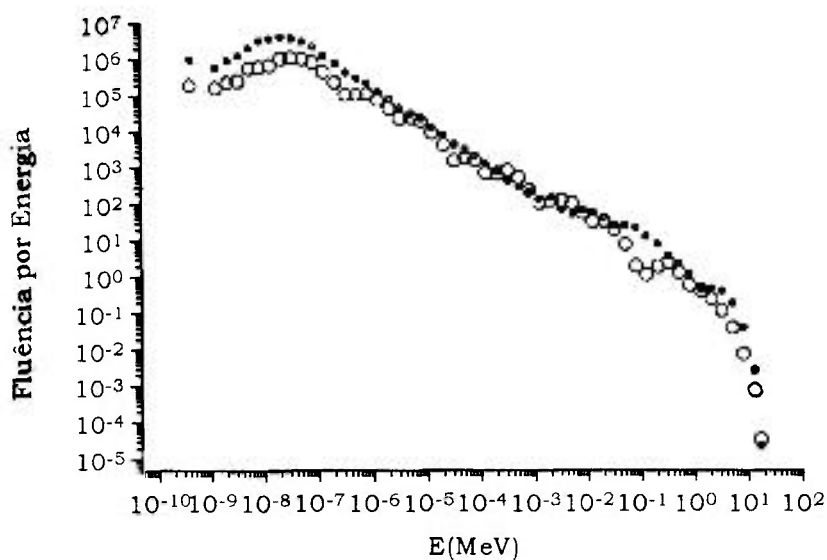


Figura 4-19: Resultados fornecidos pela rede (círculos) e resultados desejados (pontos), para o espectro de teste número 34 da biblioteca SANDLIB.

Os resultados apresentados na Figuras 4-18 e 4-19 mostram uma boa concordância entre os resultados fornecidos pela rede e os resultados esperados, tanto na intensidade quanto na forma do espectro de nêutrons. Uma vez que os dois espectros de teste são bem diferentes entre si pode-se concluir que a rede está conseguindo generalizar os seus resultados o que permite a sua utilização como uma técnica alternativa para a deconvolução de espectros de nêutrons.

Uma vez que a rede esteja treinada, a única coisa que se precisa fazer para obter os valores de fluência por unidade de energia é apresentar os valores de atividade medidos normalizados de acordo com a normalização utilizada no conjunto de treinamento da rede.

#### 4.2.6.2.1 Resultado para Dados Experimentais.

O conjunto de dados experimentais, utilizado para o teste da rede construída para as folhas de ativação, foi obtido no Laboratório de Metrologia Nuclear do IPEN, com irradiações efetuadas no reator IEA-R1. As irradiações foram efetuadas próximas ao núcleo do reator, durante 2 horas a uma potência de 2 MW. Os valores experimentais são apresentados na Tabela 4-12. As amostras indicadas por "Cádmio", foram revestidas com 0,5 mm de Cádmio

Tabela 4-12: Valores das atividades saturadas medidas no reator IEA-R1 para as folhas de ativação.

Reação	Atividade Medida
$^{58}\text{Ni} (n,p) ^{58}\text{Co}$ - cádmio	$1,804 \times 10^{-13}$
$^{232}\text{Th} (n, \gamma) ^{233}\text{Th}$	$1,00 \times 10^{-10}$
$^{238}\text{U} (n, \gamma) ^{239}\text{U}$ - cádmio	$5,564 \times 10^{-11}$
$^{238}\text{U} (n, \gamma) ^{239}\text{U}$	$8,422 \times 10^{-11}$
$^{197}\text{Au} (n, \gamma) ^{198}\text{Au}$	$1,817 \times 10^{-9}$
$^{197}\text{Au} (n, \gamma) ^{198}\text{Au}$ - cádmio	$4,66 \times 10^{-10}$
$^{59}\text{Co} (n, \gamma) ^{60}\text{Co}$	$4,72 \times 10^{-10}$
$^{59}\text{Co} (n, \gamma) ^{60}\text{Co}$ - cádmio	$2,105 \times 10^{-11}$
$^{63}\text{Cu} (n, \gamma) ^{64}\text{Cu}$ - cádmio	$1,599 \times 10^{-12}$
$^{46}\text{Ti} (n,p) ^{46}\text{Sc}$ - cádmio	$2,639 \times 10^{-14}$
$^{47}\text{Ti} (n,p) ^{47}\text{Sc}$ -cádmio	$2,996 \times 10^{-14}$
$^{48}\text{Ti} (n,p) ^{48}\text{Sc}$ - cádmio	$5,173 \times 10^{-16}$
$^{27}\text{Al} (n,A) ^{24}\text{Na}$ - cádmio	$2,283 \times 10^{-15}$
$^{55}\text{Mn} (n, \gamma) ^{56}\text{Mn}$ - cádmio	$4,554 \times 10^{-12}$
$^{24}\text{Mg} (n,p) ^{24}\text{Na}$ - cádmio	$1,195 \times 10^{-15}$

Os valores de atividade foram normalizados por meio de uma constante que corresponde à média da soma das atividades para a reação de  $^{48}\text{Ti} (n,p) ^{48}\text{Sc}$ , a qual possui uma atividade aproximadamente constante para todos os espectros utilizados.

Considerando que o valor medido para um espectro qualquer corresponde a um múltiplo (fluência) desta constante, divide-se a atividade medida experimentalmente para a reação escolhida, pela constante. O número obtido representa o fator de normalização para este espectro.

A constante encontrada teve o valor de  $5,1988 \times 10^{-15}$ . Para o espectro experimental, o fator de normalização obtido foi de  $9,9503 \times 10^{-2}$ . Após a normalização do espectro experimental, foi aplicada a normalização da rede no logaritmo das atividades para que os dados ficassem no intervalo de  $-2$  até  $+2$ . O resultado é apresentado na Figura 4-20.

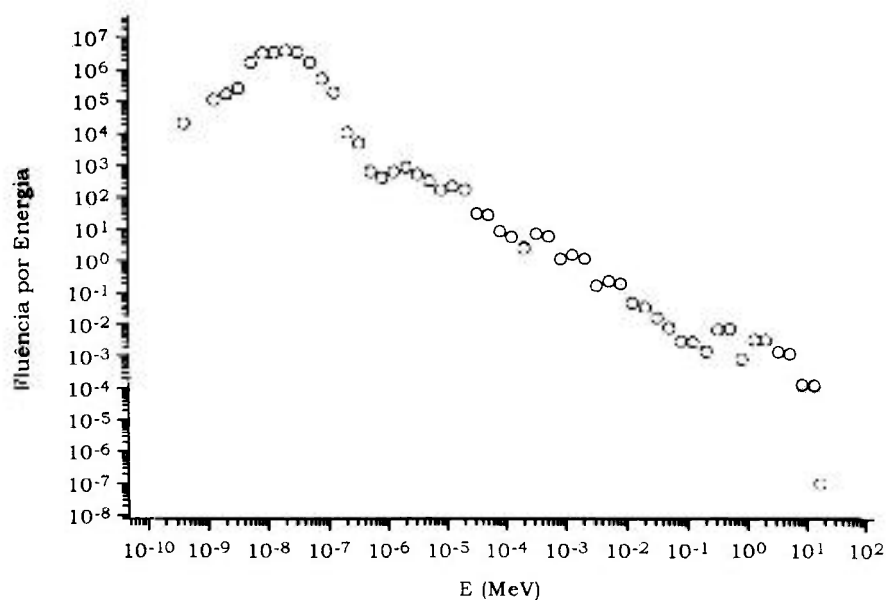


Figura 4-20: Resultado fornecido pela rede para o conjunto de dados experimentais utilizando folhas de ativação.

O espectro fornecido pela rede tem a forma de uma Maxwelliana, depois uma parte moderada e a forma de Watt no seu final, o que é consistente com o

espectro de um reator. As flutuações nos valores experimentais podem ser uma possível causa das flutuações apresentadas pela rede nos valores de fluência. Para averiguar o resultado fornecido pela rede foi feita uma comparação deste resultado com o fornecido por um método tradicional de deconvolução. O método escolhido para a comparação foi o programa de deconvolução SAIPS. Os resultados obtidos com este método são apresentados no item a seguir.

#### **4.3 Comparação com Metodologia Convencional.**

Os resultados obtidos por meio de redes neurais para espectros contínuos foram comparados com aqueles seguindo uma metodologia convencional. Para isto foi utilizado o sistema SAIPS [28] de gerenciamento de programas de deconvolução de espectros de nêutrons. Este sistema incorpora diversas bibliotecas de secções de choque para reações induzidas por nêutrons.

Nesta comparação, utilizou-se um dos programas, que fazem parte do sistema SAIPS, mais conhecidos de deconvolução de espectros de nêutrons: o SAND-II, desenvolvido pelo *Oak Ridge National Laboratory* [29]. O SAND-II realiza a deconvolução partindo de um espectro inicial (a priori). O sucesso do resultado depende da proximidade deste espectro inicial com relação ao espectro real.

Calculou-se o espectro de nêutrons fornecido pelo programa SAND-II para os mesmos dados de entrada do espectro de teste apresentado na Figura 4-20, utilizando diferentes espectros a priori.

Os resultados do programa SAND-II, para o conjunto de dados experimentais medidos no reator de pesquisa IEA-R1, já utilizados no item

4.7.2.1, são apresentados nas Figuras 4-21 e 4-22 para dois espectros distintos escolhidos para o início da simulação.

A Figura 4-23 apresenta uma comparação entre os resultados fornecidos pela rede e um dos resultados fornecido pelo SAIPS para o conjunto de dados experimentais.

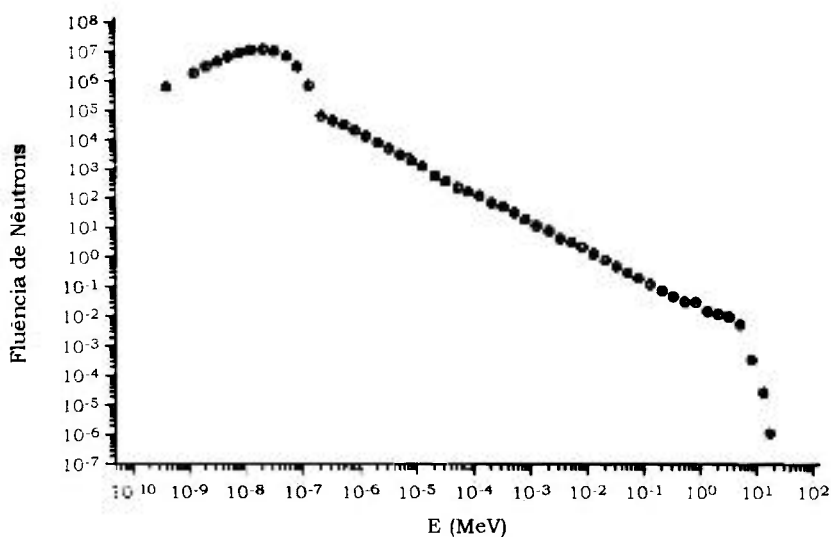


Figura 4-21: Resultados fornecidos pelo programa SAND-II para o conjunto de dados experimental, a partir do espectro número 13 da Biblioteca SANDLIB.

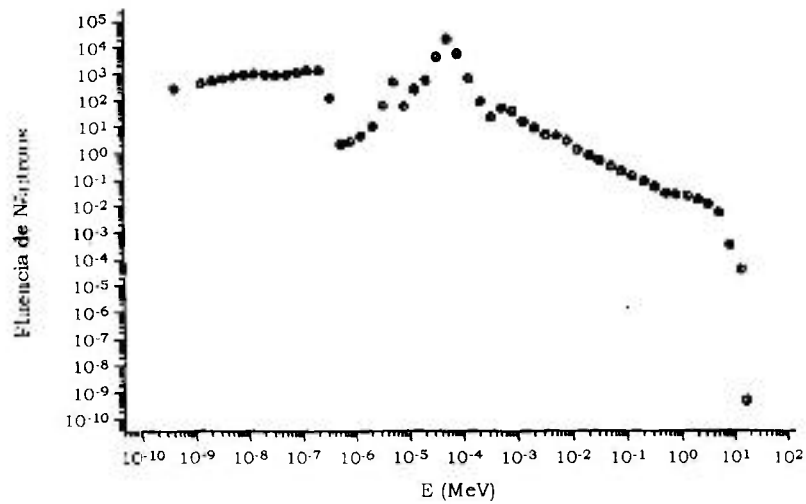


Figura 4-22: Resultados fornecidos pelo programa SAND-II para o conjunto de dados experimental, a partir do espectro número 23 da Biblioteca SANDLIB.

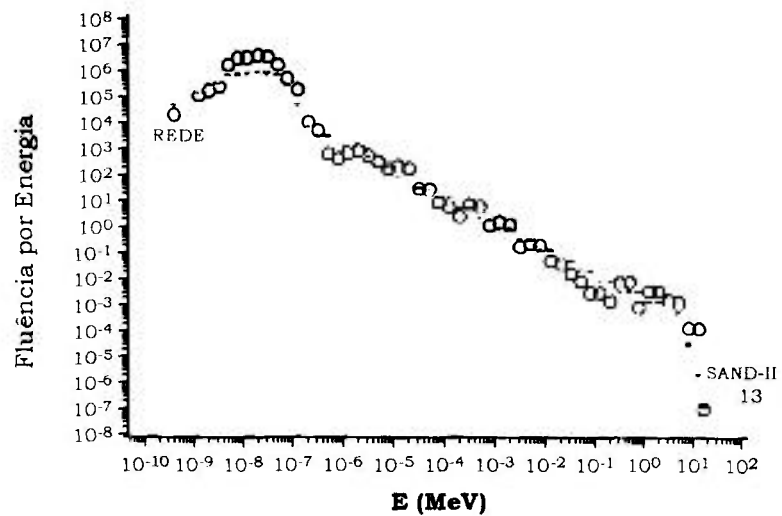


Figura 4-23: Comparação entre os resultados do programa SAND-II (pontos) e da rede para o conjunto de dados experimental. É apresentado o resultado para o SAND-II com o espectro inicial número 13 da biblioteca SANDLIB.

Observou-se que, quando o espectro inicial é próximo do esperado o resultado é satisfatório, conforme resultado apresentado na Figura 4-21. Entretanto, para espectros a priori muito diferentes do espectro real o programa SAND-II gera resultados muito discrepantes dos esperados, conforme apresentado na Figura 4-22. Para o caso das redes neurais isto não ocorre, uma vez que uma grande variedade de espectros é apresentada durante o processo de treinamento e eventualmente um ou mais deles serão semelhantes ao espectro real.

A Figura 4-23 apresenta uma comparação entre os resultados obtidos por um programa consagrado de deconvolução de espectro de nêutrons, o SAND-II, e os resultados fornecidos pela Técnica de Redes Neurais. Observa-se uma boa concordância entre as duas metodologias, o que permite afirmar que a Técnica de Redes Neurais é uma ferramenta adequada para se fazer a deconvolução de um espectro de nêutrons.

#### 4.4 Discussão dos Resultados.

O programa desenvolvido no presente trabalho, ALREPRO, apresentou bons resultados. A linguagem escolhida para o seu desenvolvimento não permitiu a utilização de matrizes com a dimensão exigida para continuação do trabalho proposto. Entretanto, deve-se ressaltar que o seu desenvolvimento forneceu base para a técnica de redes neurais, o que permitiu uma adaptação rápida ao programa escolhido para a continuação do trabalho, o *Stuttgart Neural Network Simulator* (SNNS).

Das redes construídas neste trabalho com o programa SNNS deve-se ressaltar, para o sistema de esferas de Bonner, as que utilizaram campos de nêutrons monoenergéticos e campos de nêutrons contínuos, as quais simulam situações mais realistas de feixes de nêutrons. Estas redes apresentaram bons resultados tanto em termos de fluência integrada em energia quanto em fluência por unidade de energia.

A rede construída para as esferas com  $^3\text{He}$ , com campos monoenergéticos, pôde ser comparada com dados experimentais, com bons resultados em termos de fluência por unidade de energia, inclusive predizendo corretamente o resultado para algumas energias onde não havia medidas para todas as esferas do conjunto.

A rede construída para as esferas com folhas de  $^{197}\text{Au}$ , com campos monoenergéticos, em razão da escassez de dados experimentais, foi testada com

um arquivo obtido com uma dispersão gaussiana nos dados utilizados no treinamento. O índice de acerto da rede foi bom, para as oito energias escolhidas.

Para os espectros contínuos, foram utilizados dois sistemas de medidas, um conjunto de 10 esferas de Bonner com folhas de Au e um conjunto de 15 folhas de ativação. Para estes dois sistemas existiam medidas experimentais, as quais foram utilizadas para se fazer a validação das redes.

Para os dois sistemas de medidas utilizados neste trabalho, foram construídas redes para feixes contínuos com duas saídas distintas: uma com valores de fluência de nêutrons integrada em energia e outra com valores de fluência por unidade de energia. As redes apresentam bons resultados para os espectros testados, tanto em intensidade quanto na forma do espectro, confirmando a possibilidade de sua utilização como uma técnica alternativa para a deconvolução do espectro de nêutrons.

A comparação dos resultados da rede, para a deconvolução de um espectro experimental, com resultados fornecidos por um método tradicional, foi feita para a rede construída para as folhas de ativação com saída em fluência por unidade de energia. Esta comparação permitiu verificar a independência da rede, uma vez treinada, na determinação de um espectro experimental. O método tradicional utilizado apresenta uma forte dependência do espectro inicial escolhido para a deconvolução.

A determinação do equivalente de dose ambiental resultante da exposição a um dado espectro foi conseguida pela multiplicação dos valores de fluência fornecidos pela rede pelo fator de conversão associado à energia correspondente.

A rede foi treinada para apresentar o valor do equivalente de dose a partir dos valores medidos de taxa de reação para o conjunto de 10 esferas de Bonner com folhas de  $^{197}\text{Au}$ . A única exigência para se utilizar a rede já treinada é normalizar os valores de taxa de reação medidos de acordo com a normalização efetuada nos valores utilizados no treinamento da rede. Os resultados obtidos utilizando as redes neurais apresentaram um excelente acordo em relação aos valores esperados, para todos os espectros de teste. Isto é um aspecto relevante, uma vez que o valor do equivalente de dose é uma informação de grande importância em medidas com um espectrômetro de Esferas de Bonner.

## 5 - CONCLUSÃO

O objetivo proposto para este trabalho, desenvolver e aplicar a técnica de redes neurais na determinação dos valores de fluência e dose de um campo de nêutrons, para as esferas de Bonner e as Folhas de Ativação, foi atingido. A técnica de redes neurais se mostrou adequada no desenvolvimento de uma metodologia alternativa para a deconvolução de um espectro de nêutrons para os dois sistemas de medidas utilizados neste trabalho. Em particular, os resultados para as redes neurais treinadas com saída em dose apresentaram excelente acordo com os resultados esperados.

Uma das vantagens das redes neurais é que, uma vez desenvolvida, possibilitam a obtenção de forma simples e rápida das informações de espectro e ou dose de nêutrons no campo de interesse. Outra vantagem é que se forem treinadas de modo adequado fornecem resultados que independem de um espectro a priori. Outro aspecto é que as redes dão resultados de uma forma direta sem necessidade de processos iterativos.

Uma limitação das esferas de Bonner é que suas curvas de resposta se sobrepõem parcialmente nas regiões de baixa e alta energia limitando o seu poder de resolução em energia. Por outro lado as grandes dimensões das esferas possibilitam uma alta sensibilidade na detecção de nêutrons possibilitando medidas em baixas taxas de fluência, principalmente quando são utilizados detectores ativos como os de  $^3\text{He}$ .

Com relação as folhas de ativação, as curvas de respostas que estão relacionadas com as secções de choque para as reações nucleares induzidas por nêutrons, possuem variações mais acentuadas para diferentes energias resultando em um melhor poder de resolução. Por outro lado, por causa de suas dimensões, as folhas de ativação só podem ser utilizadas em campos de nêutrons com alta taxa de fluência.

Este trabalho foi o passo inicial para uma nova abordagem na área de deconvolução de espectros de nêutrons, principalmente na utilização de espectrômetros de Bonner. Os resultados obtidos neste trabalho permitem uma grande confiança na técnica de redes neurais como uma alternativa para os métodos de deconvolução existentes.

A eficiência da técnica de redes neurais está associada ao universo do seu conjunto de treinamento. Quanto maior a variedade de espectros utilizados melhor será a resposta da rede. Uma sugestão para trabalhos futuros é aumentar o conjunto de treinamento utilizado neste trabalho, para ampliar o conjunto de espectros de nêutrons onde se possa utilizar as redes e se ter mais precisão nos espectros deconvoluídos por ela.

Uma linha de trabalho interessante seria também a medida de espectros de nêutrons nos aceleradores Ciclotron do IPEN, utilizando Esferas de Bonner ou Folhas de Ativação. Estes valores podem ser fornecidos à rede treinada para se obter a deconvolução do espectro medido. Nesta mesma linha de trabalho, podem ser efetuadas medidas de espectro de nêutrons no reator IEA-R1 utilizando folhas de ativação para diversas reações, que abrangem as regiões de energias correspondentes a nêutrons térmicos, epitérmicos e rápidos.

## APÊNDICE 1

### Programa desenvolvido: ALREPRO (Algoritmo de Retropropagação)

```

10 REM PROGRA ALRETRO.BAS - PROGRAMA DE REDES NEURAIIS COM O
20 REM ***** ALGORITMO DE RETROPROPAGACAO ("BACK-PROPAGATION")***
25 REM
30 REM OS PESOS SÃO ATUALIZADOS APÓS A LEITURA DE CADA PAR DE ENTRADA
40 REM NO CONJUNTO DE DADOS INICIAIS.
45 REM
50 REM 15/07/98
60 REM EQUACOES COM POLARIZACAO NA SUBROTINA BACK
65 REM O VALOR DA POLARIZACAO E FORNECIDO PELO USUARIO
66 REM
67 REM NC = NUMERO DE CAMADAS DE NEURONIOS: VALOR MINIMO=3
68 REM ETA= TAXA DE APRENDIZADO
69 REM ALFA = TERMO DE MOMENTO
70 REM RMS = VALOR DO ERRO DEFINIDO PELO USUARIO PARA O TERMINO DO PROGRAMA
71 REM NT = NUMERO TOTAL DE CONJUNTOS DE TREINAMENTO
72 REM INTER = NUMERO DE INTERACOES EFETUADAS PELO PROGRAMA
73 REM NINTF = NUMERO DE INTERACOES, DEFINIDO PELO USUARIO, PARA TERMINO DO
74 REM PROGRAMA
75 REM
76 REM ***** INICIALIZACAO DAS VARIAVEIS : LEITURA DOS DADOS *****
80 REM DIM YC(45, 4, 15), IC(4, 15), DELTA(45, 4, 15), NI(15)
100 DIM W(4, 15, 45), DW(4, 15, 45), ERRO(45, 4, 15)
110 DIM ATIVA(4, 15), X(45, 15), Y(45, 4, 15)
120 INPS = "C:\BRAGA\QB\DATA\LETAR734.DAT"
130 OUTS = "C:\BRAGA\QB\DATA\LETAR734.OUT"
132 PESOIS = "C:\BRAGA\QB\DATA\PESINICI.OUT"
135 WEITS = "C:\BRAGA\QB\DATA\PESOFIN.OUT"
136 VNTS = "C:\BRAGA\QB\DATA\VALTN.OUT"
140 OPEN "I", #2, INPS
150 OPEN "O", #3, OUTS
152 OPEN "O", #5, PESOIS
155 OPEN "O", #7, WEITS
156 OPEN "O", #8, VNTS
160 INPUT #2, NC, ETA, ALFA, RMS, NT, NINTF, POLAR
170 PRINT #3, USING "NC:## ETA:##.## ALFA: ##.##"; NC; ETA; ALFA
180 PRINT #3, USING "RMS: ##.##### NT: ##### NINTF: #####"; RMS; NT; NINTF
190 PRINT #3, USING "POLARIZACAO: ##.##"; POLAR
200 FOR L = 1 TO NC
220 INPUT #2, NI(L)
230 REM LEITURA DO NUMERO DE NEURONIOS EM CADA CAMADA:
240 PRINT #3, USING "#### "; NI(L)
260 NEXT L
270 REM LEITURA DOS DADOS DE ENTRADA, MATRIZ X(I,K) ONDE:
275 REM I= VARIA DE 1 ATE O NUMERO DE CONJUNTOS DE TREINAMENTO(NT)
278 REM K = VARIA DE 1 ATE O NUMERO DE NEURONIOS NA PRIMEIRA
279 REM CAMADA: NI (1)
280 FOR I = 1 TO NT
300 FOR K = 1 TO NI(1)
320 INPUT #2, X(I, K)
360 NEXT K
361 NEXT I
362 REM NORMALIZACAO DOS DADOS DE ENTRADA PELA EQUACAO:
363 REM Xmaximo = A* X maior + B
364 REM Xminimo = A*Xmenor + B

```

```

365 REM ONDE XMAXIMO E XMINIMO * OS LIMITES DO INTERVALO DA FUNCAO
366 REM DE ATIVACAO UTILIZADA:NO NOSSO CASO, FUNCAO SIGMOIDE@-2,+2)
367 REM
383 MAIORX = X(1, 1)
384 MENORX = X(1, 1)
385 FOR I = 1 TO NT
386 K1 = NI(1) - 1
387 FOR K = 1 TO K1
397 IF MAIORX < X(I, K) THEN
      MAIORX = X(I, K)
      ELSEIF MENORX > X(I, K) THEN
      MENORX = X(I, K)
      END IF
410 NEXT K
411 NEXT I
412 AX = 4 / (MAIORX - MENORX)
413 BX = 2 - (AX * MAIORX)
414 PRINT #8, USING "AX:###.####"; AX
415 PRINT #8, USING "BX:###.####"; BX
425 REM OBTENCAO DOS VALORES NORMALIZADOS , MATRIZ X(I,K)
430 FOR I = 1 TO NT
431 FOR K = 1 TO NI(1)
432 VTX = X(I, K)
436 IF K = NI(1) THEN
      X(I, K) = VTX
      ELSE X(I, K) = AX * VTX + BX
439 END IF
440 NEXT K
441 NEXT I
446 REM LEITURA DOS VALORES DE SAIDA DESEJADOS: Y(I,J,K) ONDE:
447 REM I = NUMERO DO PAR DE ENTRADA,
448 REM J = NUMERO DA CAMADA DOS NEURONIOS DE SAIDA(NC)
449 REM K= NUMERO DO NEURONIO DENTRO DA CAMADA DE SAIDA
457 FOR I = 1 TO NT
458 FOR K = 1 TO NI(NC)
459 INPUT #2, Y(I, NC, K)
480 NEXT K
481 NEXT I
483 REM NORMALIZACAO DOS VALORES DE ENTRADA: Y
484 REM DE ACORDO COM A EQUACAO: YMAXIMO=A*YMAIOR+B
485 REM YMINIMO=A*YMENOR+B
486 REM ONDE YMAXIMO E YMINIMO * OS LIMITES DO INTERVALO DA FUNCAO
487 REM DE ATIVACAO UTILIZADA: NO NOSSO CASO, FUNCAO SIGMOIDE@0,+1)
488 REM
490 MAIORY = Y(1, NC, 1)
491 MENORY = Y(1, NC, 1)
492 PRINT #8, USING "MAIORY:###.####"; MAIORY
493 PRINT #8, USING "MENORY:###.####"; MENORY
504 FOR I = 1 TO NT
505 FOR K = 1 TO NI(NC)
506 IF MAIORY < Y(I, NC, K) THEN
      MAIORY = Y(I, NC, K)
      ELSEIF MENORY > Y(I, NC, K) THEN
      MENORY = Y(I, NC, K)
      END IF
520 NEXT K
521 NEXT I
522 AY = 1 / (MAIORY - MENORY)
523 BY = 1 - (AY * MAIORY)
524 PRINT #8, USING "AY:###.####"; AY
525 PRINT #8, USING "BY:###.####"; BY
526 FOR I = 1 TO NT
527 FOR K = 1 TO NI(NC)
528 VTY = Y(I, NC, K)
530 Y(I, NC, K) = AY * VTY + BY
532 NEXT K
533 NEXT I
534 PRINT #3, USING "MAIORX:###.####"; MAIORX
535 PRINT #3, USING "MENORX:###.####"; MENORX
536 PRINT #3, USING "MAIORY:#####.####"; MAIORY
537 PRINT #3, USING "MENORY:#####.####"; MENORY
539 REM INICIALIZACAO DOS PESOS INICIAIS: DEVEM SER RANDOMICOS
540 REM NO INTERVALO DE -3 ATE +3 OU -2 ATE +2
541 REM NOTACAO: MATRIZ W(I,J,K) ONDE:

```

```

542 REM I = INDICE DA CAMADA ONDE ESTA O NEURONIO J:
543 REM J = INDICE DO NEURONIO QUE RECEBE A ENTRADA DA CAMADA ANTERIOR
544 REM      (J-1)
545 REM K = INDICE DO NEURONIO DA CAMADA (J-1) QUE ESTA CONECTADO AO NEURONIO J
546 REM
547 REM A POLARIZACAO FOI INTRODUZIDA COMO UMA ENTRADA A MAIS, INDICE 3 NA
548 REM MATRIZ X(I,3) E COMO K=3 NA MATRIZ W(I,J,K).
549 FOR I = 2 TO NC
550 IA = I - 1
560 IF I = NC THEN NF = NI(1) ELSE NF = NI(I) - 1
600 FOR J = 1 TO NF
620 FOR K = 1 TO NI(IA)
625 RANDOMIZE (-1)
640 IF K = NI(IA) THEN
      W(I, J, K) = POLAR
      ELSE
      W(I, J, K) = RND(1) * 4 - 2
655 END IF
660 DW(I, J, K) = 0
680 NEXT K
700 NEXT J
720 NEXT I
730 PRINT #5, "VALORES INICIAIS DOS PESOS:"
740 FOR I = 1 TO NC
760 IA = I - 1
780 IF I = NC THEN NF = NI(I) ELSE NF = NI(I) - 1
820 FOR J = 1 TO NF
840 FOR K = 1 TO NI(IA)
860 PRINT #5, USING "####.####"; W(I, J, K)
880 NEXT K
900 NEXT J
920 NEXT I
940 FOR I = 1 TO NT
960 NP = NC - 1
980 FOR J = 2 TO NP
1000 K = NI(J)
1020 YC(I, J, K) = -1
1040 NEXT J
1060 NEXT I
1065 REM ****TERMINO DA LEITURA E INICIALIZACAO DAS VARIAVEIS ****
1070 REM
1075 REM
1080 REM ***INICIO DAS INTERAÇÕES : PROGRAMA PRINCIPAL****
1090 REM
1092 REM
1093 REM
1094 REM INTER = CONTROLA O NUMERO DE INTERACOES ATE OCORRER:
1095 REM      ERRO MENOR DO QUE RMS OU O TOTAL DE INTERACOES(NINTF)
1096 REM IEXT= CONTROLA A LEITURA DO CONJUNTO DE ENTRADA
1097 REM NT = TAMANHO DO CONJUNTO DE ENTRADA ( OU NUMERO DE EXEMPLOS)
1098 REM
1099 REM
1100 INTER = 0
1120 FOR IIT = 1 TO NINTF
1140 INTER = INTER + 1
1160 IATIV = 0
1180 ICALD = 0
1200 IBACK = 0
1220 FOR IEXT = 1 TO NT
1240 GOSUB 5555
1260 GOSUB 6666
1280 GOSUB 7777
1300 NEXT IEXT
1320 GOSUB 8888
1340 IF INTER = NINTF THEN PRINT #3, USING "ERRO:###.#####"; EW
1360 IF EW <= RMS THEN GOTO 1422
1380 GOSUB 9280
1400 NEXT IIT
1422 PRINT #3, USING "ERRO:###.#####"; EW
1440 PRINT #3, USING "NUMERO TOTAL DE INTERACOES: #####"; INTER
1450 PRINT #3, "RESULTADOS DO TREINAMENTO:"
1451 FOR I = 1 TO NT
1452 FOR K = 1 TO NI(NC)
1453 VTYC = YC(I, NC, K)

```

```

1455 YC(I, NC, K) = (VTYC - BY) / AY
1456 NEXT K
1457 NEXT I
1480 FOR I = 1 TO NT
1500 FOR K = 1 TO NI(NC)
1520 PRINT #3, USING " YC(I, NC, K):#####.#####"; YC(I, NC, K)
1540 NEXT K
1560 NEXT I
1580 PRINT #7, "VALORES FINAIS DOS PESOS:"
1600 FOR J = 2 TO NC
1620 J1 = J - 1
1640 IF J = NC THEN NNP = NI(J) ELSE NNP = NI(J) - 1
1660 FOR K = 1 TO NNP
1680 FOR K1 = 1 TO NI(J1)
1700 PRINT #7, USING "#####.#####"; W(J, K, K1)
1720 NEXT K1
1740 NEXT K
1760 NEXT J
1780 GOSUB 9999
1800 END
1805 REM
1810 REM
1815 REM
1820 REM SUBROTINA ATIVACAO : CALCULA AS ATIVIDADES INTERNAS DE
1840 REM  CADA NEURONIO A PARTIR DA SEGUNDA CAMADA
5555 IATIV = IATIV + 1
5560 I = IATIV
5580 FOR J = 2 TO NC
5600 J1 = J - 1
5620 IF J = NC THEN NAA = NI(J) ELSE NAA = NI(J) - 1
5640 FOR K = 1 TO NAA
5660 ATIVA(J, K) = 0
5680 FOR KLA = 1 TO NI(J1)
5700 IF J1 = 1 THEN ATIVA(J, K) = W(J, K, KLA) * X(I, KLA) + ATIVA(J, K) ELSE
5720 ATIVA(J, K) = W(J, K, KLA) * YC(I, J1, KLA) + ATIVA(J, K)
5740 NEXT KLA
5760 RSOMA = 1 + EXP(-ATIVA(J, K))
5780 YC(I, J, K) = 1 / RSOMA
5800 PDYC(J, K) = YC(I, J, K) * (1 - YC(I, J, K))
5820 NEXT K
5840 NEXT J
5860 REM**** CALCULO DO ERRO E DO GRADIENTE PARA A ULTIMA CAMADA ****
5880 J = NC
6000 FOR K = 1 TO NI(J)
6020 ERRO(I, J, K) = Y(I, J, K) - YC(I, J, K)
6040 DELTA(I, J, K) = PDYC(J, K) * ERRO(I, J, K)
6060 NEXT K
6080 RETURN
6100 END
6120 REM ** SUBROTINA CALDELTA: CALCULA OS GRADIENTES LOCAIS (DELTAS)
6140 REM PARA AS CAMADAS INTERMEDIARIAS***
6666 ICALD = ICALD + 1
6680 I = ICALD
6700 NH = NC - 2
6720 FOR IN = 1 TO NH
6740 J = NC - IN
6760 JCP = J + 1
6780 SOMADELT = 0
6800 NAC = NI(J) - 1
6820 IF JCP = NC THEN NAD = NI(JCP) ELSE NAD = NI(JCP) - 1
6840 FOR K = 1 TO NAC
6860 FOR K1 = 1 TO NAD
6880 SOMADELT = SOMADELT + DELTA(I, JCP, K1) * W(JCP, K1, K)
6900 NEXT K1
6920 DELTA(I, J, K) = SOMADELT * PDYC(J, K)
6940 NEXT K
6960 NEXT IN
6980 RETURN
7000 END
7020 REM SUBROTINA BACK: CALCULA OS NOVOS VALORES DO PESO * CADA LINHA
7040 REM DAMATRIZ DE ENTRADA TER SIDO LIDA:****
7777 IBACK = IBACK + 1
7780 I = IBACK
7800 FOR J = 2 TO NC

```

```

7820 JCA = J - 1
7840 IF J = NC THEN NAF = NI(J) ELSE NAF = NI(J) - 1
7860 NAG = NI(JCA) - 1
7880 FOR K = 1 TO NAF
7900 FOR KA = 1 TO NAG
7920 IF JCA = 1 THEN DW(J, K, KA) = ALFA * DW(J, K, KA) + ETA * DELTA(I, J, K) * X(I, KA) ELSE
7940 DW(J, K, KA) = ALFA * DW(J, K, KA) + ETA * DELTA(I, J, K) * YC(I, JCA, KA)
7960 W(J, K, KA) = W(J, K, KA) + DW(J, K, KA)
7980 NEXT KA
8000 NEXT K
8020 NEXT J
8040 RETURN
8060 END
8080 REM SUBROTINA ERROTOT: CALCULA O ERRO * A LEITURA DE CADA EXEMPLO! ***
8888 EW = 0
9000 FOR I = 1 TO NT
9020 J = NC
9040 FOR K = 1 TO NI(J)
9060 EW = (ERRO(I, J, K)) ^ 2 + EW
9080 NEXT K
9100 NEXT I
9120 EW = SQR(EW / NT)
9140 PRINT , USING "ERRO EW: ###.###"; EW
9160 RETURN
9180 END
9200 REM SUBROTINA TROCA: FAZ UMA ALTERACAO NAS LINHAS DE ENTRADA DE DADOS
9220 REM PARA O PROGRAMA. * ALTERADAS A ORDEM DAS VARIÁVEIS X E Y LIDAS
9240 REM NO ARQUIVO REPOL.DAT
9260 REM
9280 DIM MTX(40, 15), MTY(40, 9, 15)
9300 FOR I = 1 TO NT
9320 IF I = NT THEN J = 1 ELSE J = I + 1
9340 FOR K = 1 TO NI(I)
9360 MTX(J, K) = X(I, K)
9380 NEXT K
9400 NEXT I
9420 FOR I = 1 TO NT
9440 IF I = NT THEN J = 1 ELSE J = I + 1
9460 FOR L = 1 TO NI(NC)
9480 MTY(J, NC, L) = Y(I, NC, L)
9500 NEXT L
9520 NEXT I
9540 FOR I = 1 TO NT
9560 FOR K = 1 TO NI(1)
9580 X(I, K) = MTX(I, K)
9600 NEXT K
9620 NEXT I
9640 FOR I = 1 TO NT
9660 FOR K1 = 1 TO NI(NC)
9680 Y(I, NC, K1) = MTY(I, NC, K1)
9700 NEXT K1
9720 NEXT I
9740 RETURN
9760 END
9780 REM SUBROTINA TESTE
9799 INPS = "C:\BRAGA\QB\DATA\LETAR734.TST"
10000 OUTS = "C:\BRAGA\QB\DATA\LETST734.OUT"
10020 OPEN "I", #1, INPS
10040 OPEN "O", #4, OUTS
10060 INPUT #1, NTT, ALIMIT1, ALIMIT2, ALIMIT3
10070 INTER1 = 0
10071 INTER2 = 0
10072 INTER3 = 0
10100 FOR I = 1 TO NTT
10120 FOR K = 1 TO NI(1)
10140 INPUT #1, X(I, K)
10180 NEXT K
10190 NEXT I
10191 REM NORMALIZACAO DOS DADOS DE ENTRADA PARA O TESTE
10192 MAIORXT = X(1, 1)
10193 MENORXT = X(1, 1)
10194 FOR I = 1 TO NTT
10195 K1 = NI(1) - 1
10200 FOR K = 1 TO K1

```

```

10206 IF MAIORXT < X(I, K) THEN
10207     MAIORXT = X(I, K)
10208 ELSEIF MENORXT > X(I, K) THEN
10209     MENORXT = X(I, K)
10210 END IF
10212 NEXT K
10213 NEXT I
10214 AXT = 4 / (MAIORXT - MENORXT)
10215 BXT = 2 - (AXT * MAIORXT)
10216 PRINT #8, USING "AXT: ###.###"; AXT
10218 PRINT #8, USING "BXT: ###.###"; BXT
10219 PRINT #8, "VALORES DE ENTRADA PARA O TESTE (X) NORMALIZADOS"
10220 FOR I = 1 TO NTT
10222 FOR K = 1 TO NI(1)
10223 VTTX = X(I, K)
10225 IF K = NI(1) THEN
10226     X(I, K) = VTTX
10227 ELSE X(I, K) = AXT * VTTX + BXT
10228 END IF
10233 PRINT #8, USING "###.#####"; X(I, K)
10234 NEXT K
10235 NEXT I
10236 PRINT #4, USING "MAIORXT:####.#####"; MAIORXT
10237 PRINT #4, USING "MENORXT:###.#####"; MENORXT
10238 PRINT #4, "RESULTADOS CALCULADOS PARA O TESTE: "
10239 FOR I = 1 TO NTT
10240 FOR J = 2 TO NC
10260 J1 = J - 1
10280 IF J = NC THEN NAA = NI(J) ELSE NAA = NI(J) - 1
10300 FOR K = 1 TO NAA
10320 ATIVA(J, K) = 0
10340 FOR KLA = 1 TO NI(J1)
10360 IF J1 = 1 THEN ATIVA(J, K) = W(J, K, KLA) * X(I, KLA) + ATIVA(J, K) ELSE
10380 ATIVA(J, K) = W(J, K, KLA) * YC(I, J1, KLA) + ATIVA(J, K)
10400 NEXT KLA
10420 RSOMA = 1 + EXP(-ATIVA(J, K))
10440 YC(I, J, K) = 1 / RSOMA
10460 NEXT K
10480 NEXT J
10500 NEXT I
10501 FOR I = 1 TO NTT
10502 FOR K = 1 TO NI(NC)
10503 VTTY = YC(I, NC, K)
10505 YC(I, NC, K) = (VTTY - BY) / AY
10510 IF YC(I, NC, K) <= ALIMIT1 THEN
10511     INTER1 = INTER1 + 1
10512 ELSEIF YC(I, NC, K) <= ALIMIT2 THEN
10513     INTER2 = INTER2 + 1
10514 ELSE INTER3 = INTER3 + 1
10520 END IF
10599 NEXT K
10600 NEXT I
10610 FOR I = 1 TO NTT
10620 FOR K = 1 TO NI(NC)
10630 PRINT #4, USING "Y( I , NC , K):#####.#####"; YC(I, NC, K)
10640 NEXT K
10645 PRINT #4,
10650 NEXT I
10655 PRINT #4,
10660 PRINT #4, USING "INTER1= :#####"; INTER1
10661 PRINT #4, USING "INTER2= :#####"; INTER2
10662 PRINT #4, USING "INTER3= :#####"; INTER3
10700 RETURN
10800 END

```

## APÊNDICE 2

### Programa SNNS.

#### A.2.1 - Terminologia Básica do SNNS

Conexões: ligação de uma unidade fonte para uma outra unidade destino e sempre única para essas unidades. Não são permitidas conexões redundantes. Cada conexão tem um peso associado. Este peso representa o efeito da saída da unidade anterior na unidade sucessora. O peso pode ser negativo (inibitório) ou positivo (excitatório) e consiste de um valor real de ponto flutuante com 9 dígitos de precisão.

##### A) Modos de atualização.

São os métodos utilizados para obter os valores de ativação dos neurônios de uma rede. O SNNS possui 5 modos de atualização. O primeiro deles é assíncrono sendo os demais síncronos. Uma atualização síncrona é aquela cujas unidades conseguem acessar as novas saídas de seus predecessores apenas se estes foram ativados anteriormente.

Síncrono: os estados de ativação de todas unidades são alterados simultaneamente.

Permutação aleatória: os estados de ativação das unidades são alterados seqüencialmente. A ordem é aleatória, mas apenas uma unidade é selecionada em cada passo.

Random: a ordem de atualização é definida pelo gerador de números aleatórios.

Serial: a ordem é determinada pelo número interno da unidade.

Topological: as unidades são ordenadas pela sua topologia, fazendo a propagação natural da atividade da entrada para saída.

#### B) Aprendizagem das redes neurais.

A aprendizagem consiste da modificação dos pesos da rede para adaptá-la a um conjunto de padrões. As formas de aprendizagem geralmente são baseadas na regra de Hebb que determina que a ligação entre duas unidades é forte se as duas estão ativas ao mesmo tempo.

#### C) Generalização.

É a capacidade da rede classificar dados nunca antes vistos. Para melhorar a generalização, os dados que alimentam uma rede são geralmente divididos em: conjunto de treinamento (usado durante a fase de treinamento), conjunto de validação (usado para determinar a performance da rede com padrões que não foram utilizados durante treinamento) e conjunto de teste (checagem da performance global da rede).

O treinamento deve parar quando for obtido um erro mínimo de validação. Para tal, o SNNS pode realizar um ciclo de validação a cada ciclo de treinamento.

### A.2.2- Funções Pré-Definidas no Programa SNNS.

O programa SNNS possui três tipos de funções: de Aprendizado, de Inicialização e de Atualização da rede.

A Tabela A.2-1 apresenta as funções de aprendizado pré-definidas no SNNS.

Tabela A.2-1 – Funções de aprendizado fornecidas pelo SNNS.

Função	Descrição
ART1	Algoritmo de aprendizagem ART1
ART2	Algoritmo de aprendizagem ART2
ARTMAP	Algoritmo de aprendizagem ARTMAP
BBPTT	<i>Batch-Backpropagation para redes recursivas</i>
BPTT	<i>Backpropagation para rede recursiva</i>
<i>Backpercolation</i>	<i>Back percolation 1 (Mark Jurik)</i>
<i>BackpropBatch</i>	<i>Backpropagation para treinamento batch</i>
<i>BackpropMomentum</i>	<i>Backpropagation com termo momento</i>
<i>BackpropWeightDecay</i>	<i>Backpropagation com Weight Decay</i>
CC	<i>Algoritmo Cascade Correlation</i>
<i>Cunterpropagation</i>	<i>Counterpropagation (Robert Hetch-Nielsen)</i>
<i>Dynamic_LVQ</i>	Algoritmo LVQ com alocação de unidade dinâmica
<i>Hebbian</i>	Regra de aprendizagem Hebbian
<i>JE_PP</i>	<i>Backpropagation para redes Jordan-Elman</i>
<i>JE_PP_Momentum</i>	<i>BackpropMomentum para redes Jordan-Elman</i>
<i>JE_Quickprop</i>	<i>Quickprop para redes Jordan-Elman</i>
<i>JE_Rprop</i>	<i>Rprop para redes Jordan-Elman</i>
<i>Kohonen</i>	<i>Mapas Self Organizing de Kohonen</i>
<i>Monte-Carlo</i>	Aprendizagem Monte Carlo
<i>Pruning FeedForward</i>	<i>Algoritmos de Pruning</i>
<i>QPTT</i>	<i>Quickprop para redes recursivas</i>
<i>Quickprop</i>	<i>Quickprop (Scott Fahlman)</i>
RCC	<i>Cascade Correlation para redes recursivas</i>
<i>RM-delta</i>	<i>Delta Rule de Rumelhart-McClelland</i>
<i>RadialBasisLearning</i>	<i>Radial BasisFunctions modificadas</i>
<i>RBF-DDA</i>	<i>Aprendizagem Resilient Propagation</i>
<i>SimAnn_SS_error</i>	<i>Simulated Annealing com cálculo SSE</i>
<i>SimAnn_WTA_error</i>	<i>Simulated Annealing com cálculo WTA</i>
<i>Std_Backpropagation</i>	<i>"Vanilla" Backpropagation</i>
<i>TimeDelayBackprop</i>	<i>Backpropagation para TDNNs (Alex Waibel)</i>

Para trabalhar com vários modelos de redes neurais e algoritmos de aprendizado (funções de aprendizado), são necessárias funções diferentes para iniciar os componentes de uma rede. O algoritmo de *Back-propagation*, por exemplo, não funciona adequadamente se todos os seus pesos iniciais forem inicializados com o mesmo valor. As Funções de Inicialização pré-definidas no SNNS são apresentadas na Tabela A.2-2.

Tabela A.2-2 – Funções de inicialização pré-definidas no SNNS.

Função	Rede
<i>ART1_Stable</i>	ART1
<i>ART1_Synchronous</i>	ART1
<i>ART2_Stable</i>	ART2
<i>ART2_Synchronous</i>	ART2
<i>ARTMAP_Stable</i>	ARTMAP
<i>ARTMAP_synchronous</i>	ART1
<i>Auto_Synchronous</i>	Memória Auto associativa
<i>BAM_Order</i>	Bidirecional Associative Memory
<i>BPTT_Order</i>	Backpropagation-Through-Time
<i>CC_Order</i>	Cascade-Correlation
<i>Cunterpropagation</i>	Counterpropagation
<i>Dynamic_LVQ</i>	Dynamic-Learning-Vector-Quantization
<i>Hopfield_Fixed_Act</i>	Hopfield
<i>Hopfield_Synchronous</i>	Hopfield
<i>JE_PP_Order</i>	Jordan-Elman
<i>JE_PP_Special</i>	Jordan-Elman
<i>Kohonen_Order</i>	Self-Organizing Maps (SOMS)
<i>RCC_Order</i>	Cascade-Correlation recursivas
<i>Random_Order</i>	qualquer
<i>Random_Permutation</i>	qualquer
<i>Serial_Order</i>	qualquer
<i>TimeDelay_Order</i>	Time-Delay
<i>Topological_Order</i>	qualquer

As Funções de Atualização de uma rede estabelecem uma ordem seqüencial específica para realizar as operações de cálculo nos neurônios que compõem a rede. Esta ordem depende da topologia da rede e tem grande influência no resultado de um ciclo de propagação. Como cada rede tem características específicas, é muito importante escolher a função de atualização que melhor se adapta a rede para obter o comportamento desejado da rede neural. As funções de atualização pré-definidas no SNNS são apresentadas na Tabela A.2-3.

Tabela A.2-3 - Funções de atualização pré-definidas no SNNS.

Função	Rede
<i>ART1_Stable</i>	<i>ART1</i>
<i>ART1_Synchronous</i>	<i>ART1</i>
<i>ART2_Stable</i>	<i>ART2</i>
<i>ART2_Synchronous</i>	<i>ART2</i>
<i>ARTMAP_Stable</i>	<i>ARTMAP</i>
<i>ARTMAP_synchronous</i>	<i>ART1</i>
<i>Auto_Synchronous</i>	Memória Auto associativa
<i>BAM_Order</i>	<i>Bidirecional Associative Memory</i>
<i>BPTT_Order</i>	<i>Backpropagation-Through-Time</i>
<i>CC_Order</i>	<i>Cascade-Correlation</i>
<i>Cunterpropagation</i>	<i>Counterpropagation</i>
<i>Dynamic_LVQ</i>	<i>Dynamic-Learning-Vector-Quantization</i>
<i>Hopfield_Fixed_Act</i>	<i>Hopfield</i>
<i>Hopfield_Synchronous</i>	<i>Hopfield</i>
<i>JE_PP_Order</i>	<i>Jordan-Elman</i>
<i>JE_PP_Special</i>	<i>Jordan-Elman</i>
<i>Kohonen_Order</i>	<i>Self-Organizing Maps (SOMS)</i>
<i>RCC_Order</i>	<i>Cascade-Correlation recursivas</i>
<i>Random_Order</i>	qualquer
<i>Random_Permutation</i>	qualquer
<i>Serial_Order</i>	qualquer
<i>TimeDelay_Order</i>	<i>Time-Delay</i>
<i>Topological_Order</i>	qualquer

## APÊNDICE 3

### Conceitos Básicos.

#### A.3.1- Fluência e Taxa de Fluência de Nêutrons

De acordo com a ICRU REPORT-60 [33] a fluência,  $\Phi$ , é o quociente do número de partículas incidentes sobre uma esfera de seção de área  $da$ , conforme representado pela equação A.3-1, sua unidade é  $m^{-2}$ .

$$\Phi = \frac{dN}{da} \quad [A.3-1]$$

onde :  $dN$  = número de partículas

$da$  = seção de área de uma esfera

A taxa de fluência,  $\dot{\Phi}$ , é o quociente da variação da fluência em um intervalo de tempo  $dt$ , conforme apresentado na equação A.3-2, sua unidade é o  $m^{-2} s^{-1}$ .

$$\dot{\Phi} = \frac{d\Phi}{dt} \quad [A.3-2]$$

onde :  $d\Phi$  = variação da fluência

$dt$  = intervalo de tempo

**A.3.2- Fluência em relação à energia.**

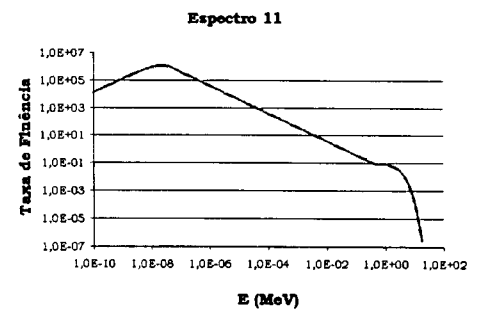
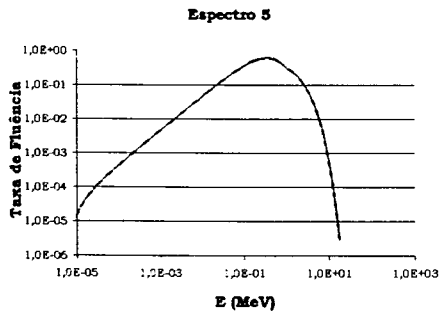
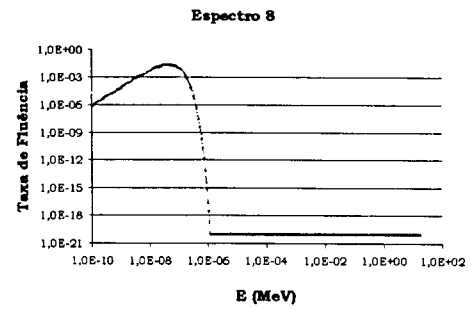
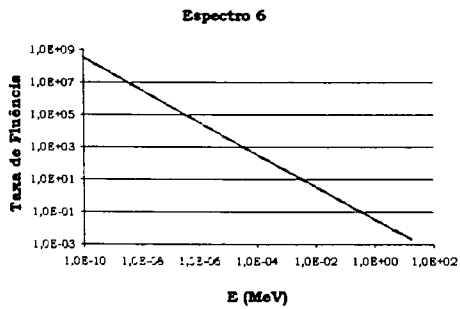
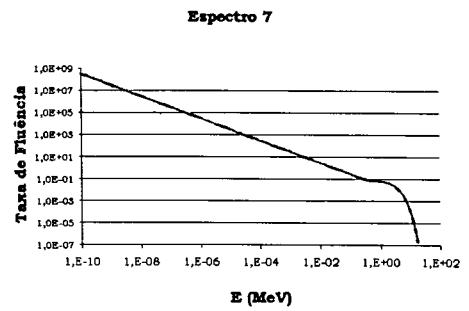
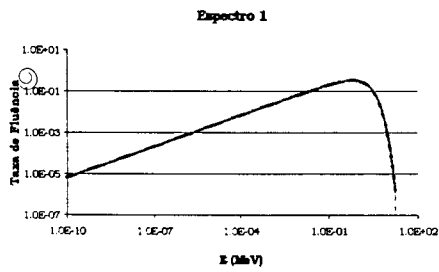
A caracterização de um campo de radiação pode exigir a distribuição da fluência em termos da energia da partícula. A distribuição da fluência em relação a energia da partícula,  $\Phi_E$ , é dada pela equação A.3-3, sua unidade é o  $m^{-2} J^{-1}$ .

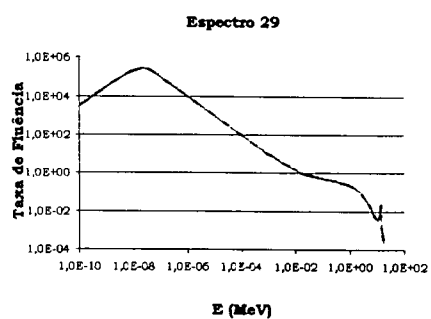
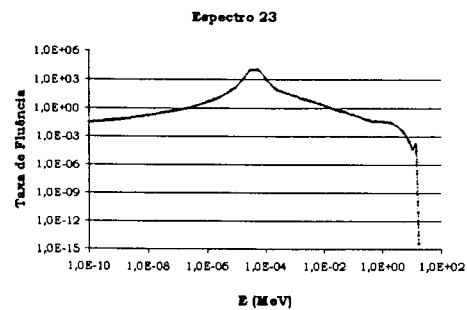
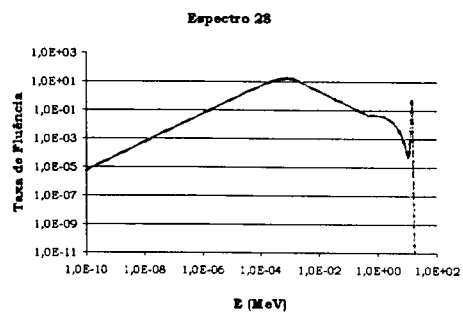
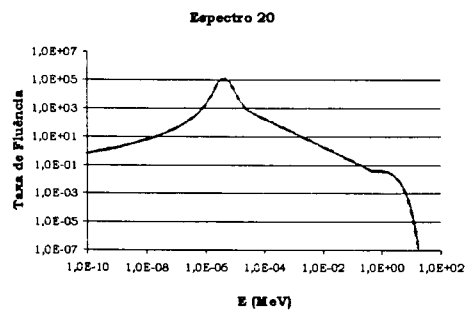
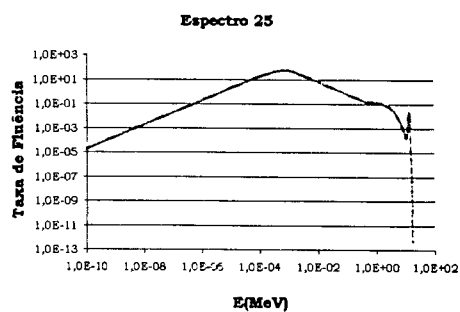
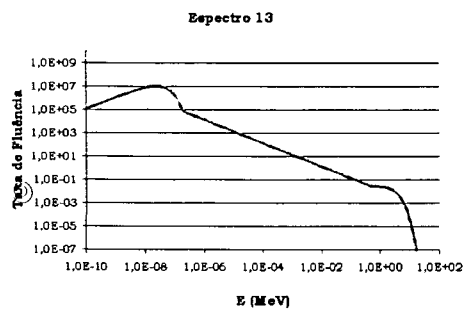
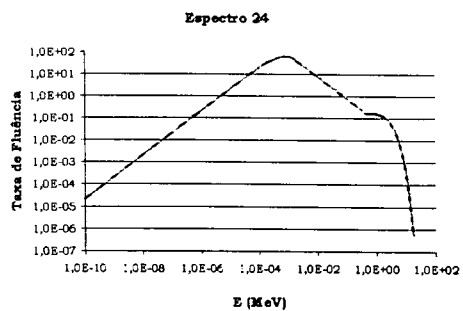
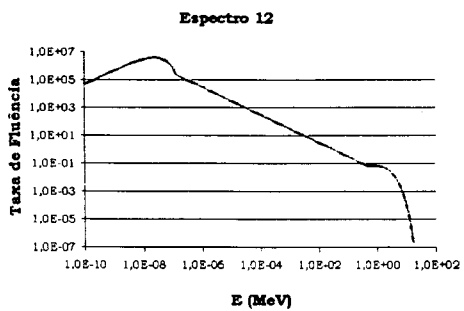
$$\Phi_E = \frac{d\Phi}{dE} \quad (A.3-3)$$

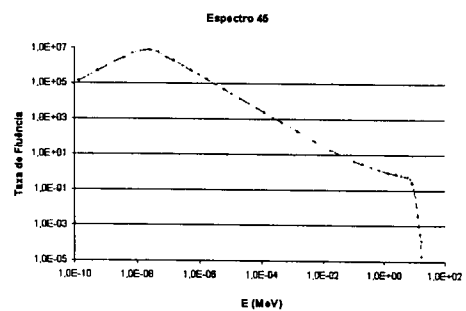
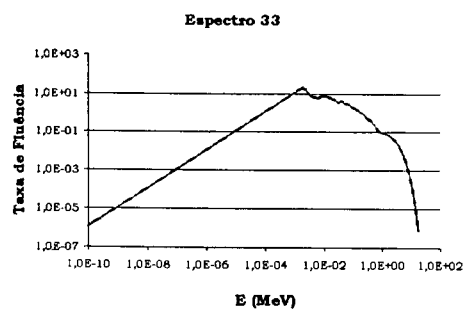
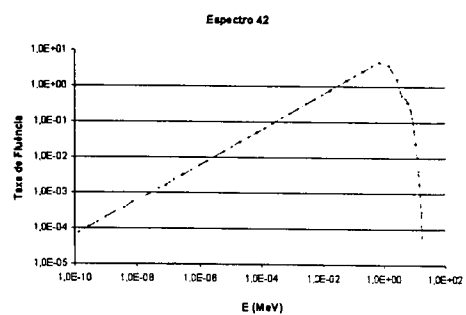
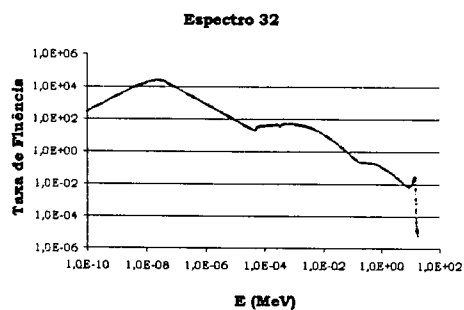
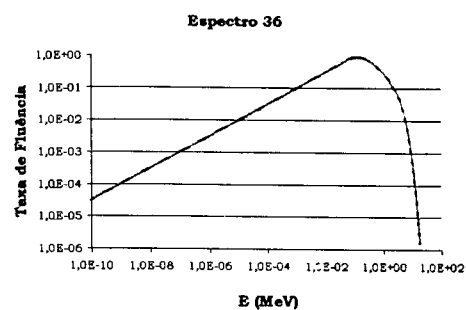
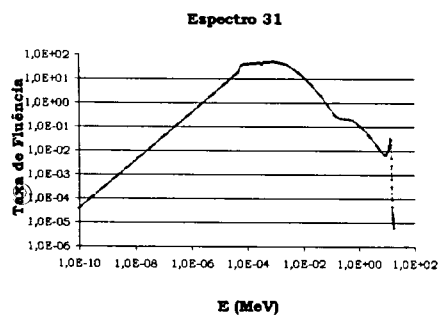
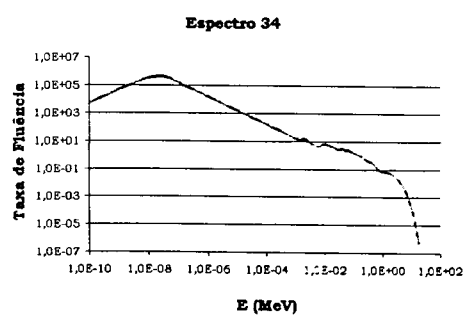
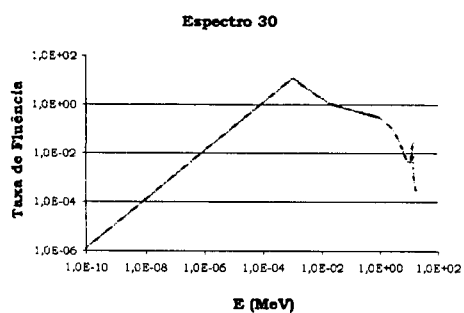
onde :  $d\Phi$  = fluência de partículas com energia entre  $E$  e  $E+dE$ .

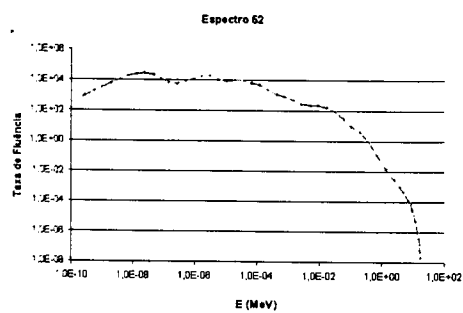
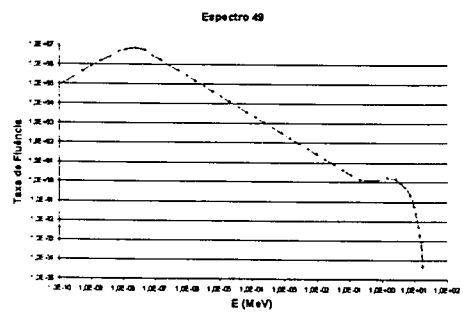
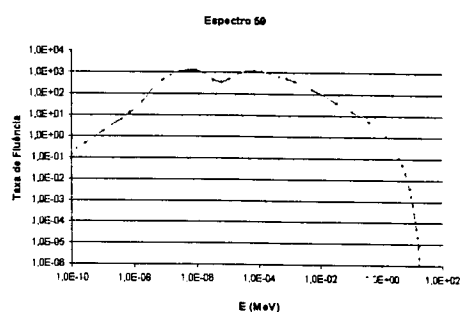
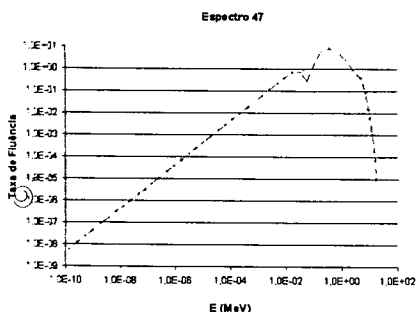
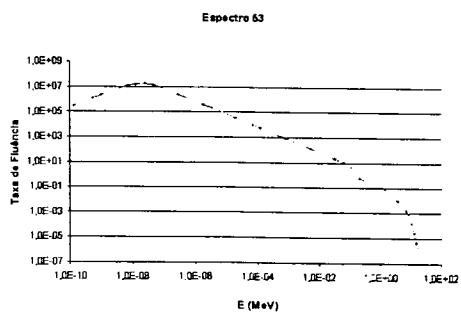
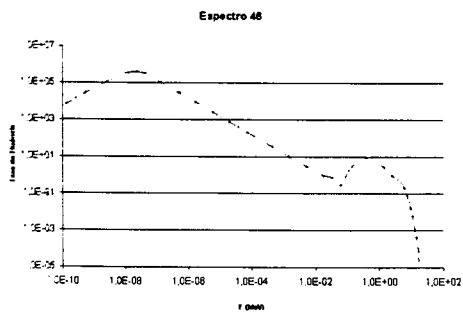
## APÊNDICE 4

**Espectros da Biblioteca SANDLIB utilizados no treinamento das redes deste trabalho.**









## APÊNDICE 5

### Programa de implementação da rede: PTESTE.BAS.

```

9000 REM PROGRAMA PTESTE.BAS (27/07/98)
9100 REM ESTE PROGRAMA UTILIZA O ARQUIVO DE PESOS FINAIS (WEITS) OBTIDOS
9200 REM NO FINAL DO TREINAMENTO DE UMA REDE NEURAL COMO OTIMOS
9300 REM PARA ENCONTRAR OS RESULTADOS DA REDE PARA UM CONJUNTO DE DADOS DE 9785 REM
TESTE.
9400 REM
9500 DIM NI(40), XTL(40, 15), X(40, 15), ATIVA(9, 15)
9600 DIM YC(40, 9, 15), YTC(40, 9, 15), W(9, 15, 9)
9700 INPS = "C:\BRAGA\QB\DATA\GRAMA.TST"
9900 WEITS = "C:\BRAGA\QB\DATA\PEFINAL.OUT"
10000 OUTS = "C:\BRAGA\QB\DATA\GRAMATST.OUT"
10020 OPEN "I", #1, INPS
10030 OPEN "I", #2, WEITS
10040 OPEN "O", #4, OUTS
10045 INPUT #1, NTT, ALIMIT1, ALIMIT2, ALIMIT3
10047 INPUT #1, NC
10049 FOR I = 1 TO NC
10050 INPUT #1, NI(I)
10054 NEXT I
10055 REM LEITURA DOS COEFICIENTES DE NORMALIZACAO DOS VALORES DE SAIDA:
10056 REM AY E BY GRAVADOS NO ARQUIVO PEFINAL.OUT *****
10057 INPUT #2, AY
10058 INPUT #2, BY
10059 REM LEITURA DOS PESOS DO ARQUIVO PEFINAL.OUT
10060 FOR J = 2 TO NC
10061 J1 = J - 1
10062 IF J = NC THEN NNP = NI(J) ELSE NNP = NI(J) - 1
10063 FOR K = 1 TO NNP
10064 FOR K1 = 1 TO NI(J1)
10065 INPUT #2, W(J, K, K1)
10067 NEXT K1
10068 NEXT K
10069 NEXT J
10070 INTER1 = 0
10071 INTER2 = 0
10072 INTER3 = 0
10100 FOR I = 1 TO NTT
10120 FOR K = 1 TO NI(1)
10140 INPUT #1, XTL(I, K)
10180 NEXT K
10190 NEXT I
10191 REM NORMALIZACAO DOS DADOS DE ENTRADA PARA O TESTE
10192 MAIORXT = XTL(1, 1)
10193 MENORXT = XTL(1, 1)
10194 FOR I = 1 TO NTT
10195 K1 = NI(1) - 1
10205 FOR K = 1 TO K1
10206 IF MAIORXT < XTL(I, K) THEN
10207     MAIORXT = XTL(I, K)
10208 ELSEIF MENORXT > XTL(I, K) THEN
10209     MENORXT = XTL(I, K)
10210 END IF
10212 NEXT K
10213 NEXT I

```

```

10214 AXT = 4 / (MAIORXT - MENORXT)
10215 BXT = 2 - (AXT * MAIORXT)
10218 PRINT #4, USING "AXT: #####.#####"; AXT
10219 PRINT #4, USING "BXT: #####.#####"; BXT
10220 FOR I = 1 TO NTT
10222 FOR K = 1 TO NI(1)
10225 IF K = NI(1) THEN
10226     X(I, K) = XTL(I, K)
10227 ELSE X(I, K) = AXT * XTL(I, K) + BXT
10228 END IF
10229 NEXT K
10230 NEXT I
10238 PRINT #4, "RESULTADOS CALCULADOS PARA O TESTE: "
10239 FOR I = 1 TO NTT
10240 FOR J = 2 TO NC
10260 J1 = J - 1
10280 IF J = NC THEN NAA = NI(J) ELSE NAA = NI(J) - 1
10300 FOR K = 1 TO NAA
10320 ATIVA(J, K) = 0
10340 FOR KLA = 1 TO NI(J1)
10360 IF J1 = 1 THEN
10361     ATIVA(J, K) = W(J, K, KLA) * X(I, KLA) + ATIVA(J, K)
10362 ELSE ATIVA(J, K) = W(J, K, KLA) * YC(I, J1, KLA) + ATIVA(J, K)
10370 END IF
10400 NEXT KLA
10420 RSOMA = 1 + EXP(-ATIVA(J, K))
10440 YC(I, J, K) = 1 / RSOMA
10450 PRINT #4, USING "YC( I , NC , K):#####.#####"; YC(I, J, K)
10460 NEXT K
10480 NEXT J
10500 NEXT I
10501 FOR I = 1 TO NTT
10502 FOR K = 1 TO NI(NC)
10503 YTC(I, NC, K) = (YC(I, NC, K) - BY) / AY
10510 IF YTC(I, NC, K) <= ALIMIT1 THEN
10511     INTER1 = INTER1 + 1
10512 ELSEIF YTC(I, NC, K) <= ALIMIT2 THEN
10513     INTER2 = INTER2 + 1
10514 ELSE INTER3 = INTER3 + 1
10520 END IF
10599 NEXT K
10600 NEXT I
10610 FOR I = 1 TO NTT
10620 FOR K = 1 TO NI(NC)
10630 PRINT #4, USING "Y( I , NC , K):#####.#####"; YTC(I, NC, K)
10640 NEXT K
10645 PRINT #4,
10650 NEXT I
10655 PRINT #4,
10660 PRINT #4, USING "INTER1= .#####"; INTER1
10661 PRINT #4, USING "INTER2= .#####"; INTER2
10662 PRINT #4, USING "INTER3= .#####"; INTER3
10800 END

```

**REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS**

- 1 KNOLL, G. F. ***Nuclear Radiation and Measurement***, - John Wiley & Sons, 1989.
- 2 DIAS, M.S. Desenvolvimento ***e aplicação de um detector para a medida absoluta da taxa de fluência de nêutrons na região de MeV***. São Paulo: 1988. Tese (Doutoramento)- Instituto de Pesquisas Energéticas e Nucleares.
- 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, 645-648 (1986).
- 4 FEHRENBACHER, G., BOIERSACK, J.P., CORDES, E. and WAHL, W. Response of Converter Semiconductor Detectors to Neutron Radiation. ***Radiat. Meas.*** 28(1-6), 429-434 (1997).
- 5 BRAMBLETT, R.L., EWING, R.I. and BONNER, T.W., *Nucl. Instrum. Meth.* 9,1 (1960).
- 6 WIEGEL, B., ALEVRA, A. V. and SIEBERT, B.R.L. ***Calculations of the Response Functions of Bonner Spheres with a Spherical <sup>3</sup>He Proportional Counter using a Realistic Detector Model***. Report PTB-N-21, Braunschweig (1994).

- 7 THOMAS, D.J. ***Use of the program ANISN to calculate response functions for a Bonner Sphere set with a  $^3\text{He}$  detector.*** Report RSA(EXT) 31, National Physical Laboratory, (1992).
- 8 THOMAS, D.J., National Physical Laboratory, Comunicação Pessoal, 1996.
- 9 FRATIN, L. ***Dosimetria de Nêutrons.*** São Paulo, 1993. Tese (Doutoramento)-Universidade de São Paulo.
- 10 ALEVRA, A. V., COSACK, M., HUNT, J.B., THOMAS, D.J. and SCHRAUBE, H. Experimental determination of the response of four Bonner Sphere sets to monoenergetic neutrons. ***Radiat. Prot. Dosim.*** Vol. 23, p. 293, 1988.
- 11 ALEVRA, A.V., COSACK, M., HUNT, J.B., THOMAS, D.J. and SCHRAUBE, H. Experimental determination of the response of four Bonner Sphere sets to monoenergetic neutrons II. ***Radiat. Prot. Dosim.*** Vol.40, n.2, pp.91-102 (1992).
- 12 DALTRO, T.F.L ***Desenvolvimento de uma nova metodologia para o cálculo de dose em dosimetria fotográfica.*** São Paulo:1994. Dissertação (Mestrado) - Instituto de Pesquisas Energéticas e Nucleares.
- 13 PATNAIK, L.M. and MOHAN, K.J. Neural network simulators on multiprocessor systems. ***Proc. Workshop on Parallel Processing,*** Trombay, India, February 7-9, 1990, p. SEA-23.

- 14 FEHRENBACHER, G.; SCHUTZ, R.; HAHN, K.; SPRUNCK, M.; CORDES, E.; BIRSACK, J.P. and WAHL, W. Proposal of a new method for neutron dosimetry based on spectral information obtained by application of artificial neural networks. *Radiat. Prot. Dosim.* 83(4), 293-301 (1999).
- 15 **Commercial software** packages for NN simulation, W. Sarle (maintainer)  
Endereço Internet: URL: <ftp://ftp.sas.com/pub/neural/FAQ6.html>, 1997.
- 16 VIGNERON, V.; MOREL, J.; LÉPY, M.C. ; MARTINEZ, J.M. Statistical modelling of neural networks in  $\gamma$ -spectrometry. *Nuclear Instruments & Methods in Physics Research A* , 369 , p. 642-647, 1996.
- 17 OLMOS, P. ; DIAZ, J.C. ; PEREZ, J.M. ; GARCIA-BELMONTE, G. Application of neural network techniques in gamma spectroscopy. *Nuclear Instruments & Methods in Physics Research A* , 312 , p. 167-173, 1992.
- 18 OLMOS, P.; DIAZ, J.C.; PEREZ, J.M.; GOMEZ, P. ; RODELLAR, V. ; AGUAYO, P.; BRU, A. ; GARCIA-BELMONTE, G.; de PABLOS, J.L. A new approach to automatic radiation spectrum analysis. *IEEE Transactions on Nuclear Science*, vol.38, n.4, august 1991.
- 19 IGUCHI, T. ; SATOH, S.; TAKAHASHI, H.; NAKAZAWA, M. Application of neural network to neutron dosimetry using activation foils. *Hoshashe*, vol.21, n.3, 1995.
- 20 MacKAY, D.J.C. Bayesian neural networks and density networks. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A* 354 (1995) 73-80.
- 21 CAO, Z.; MILLER, L.F.; BUCKNER, M. Implementation of dynamic bias for neutron-photon pulse shape discrimination by using neural network

- classifiers. ***Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A*** 416 (1998) 438 –445.
- 22 SNNS: *Stuttgart Neural Network Simulator*. User Manual, Version 4.2. University of Stuttgart – Institute for Parallel and Distributed High Performance Systems (IPVR).
- 23 RUMELHART, D. E. , McCLELLAND, J. and the PDP Research Groups. ***Parallel Distributed Processing - Explorations in the microstructure of Cognition - Foundations*** . Massachusetts Institute of Technology, 1986, vol. 1.
- 24 HAYKIN, S. ***Neural Networks - A comprehensive Foundation***. Macmillan College Publishing Company, Inc. New York, 1994.
- 25 PAO, YOH-HAN. ***Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks*** . Addison-Wesley Publishing Company, Inc. 1989.
- 26 DIAS, S. M.; KOSKINAS, F. M. ***Apl.Radiat. Isot.*** vol.46, n.9, 1995.
- 27 BERZONIS, M.A., BONDARS, Kh.Ya., NIEDRITIS, A.M. SAIPS, Neutron Dosimetry System, Manual for users and programmers. P. Stuchki Latvian State University, Riga, 1987.
- 28 SAND, *RSIC Computer Code Collection*. Oak Ridge National Laboratory.

- 29 ALEINIKOV, V.E., KRYLOV, A .R., TIMOSHENKO, G. N. Neutron Dose Equivalent Determination in the energy range from thermal to high energy neutrons. *Radiat. Prot. Dosim.* vol.30, n.4, pp.267-269 (1990).
- 30 ICRU REPORT 57, ***Conversion Coefficients for use in Radiological Protection Against External Radiation*** – International Commission on Radiation Units and Measurements , 1998.
- 31 THOMAS, D. J. , Comunicação Pessoal , 2000.
- 32 LAMARSH, J.R. ***Introduction to Nuclear Reactor Theory***. Massachusetts: Addison-Wesley Publishing Company, Inc., 1965.
- 33 ICRU REPORT 60, ***Fundamental Quantities and Units for Ionizing Radiation*** –International Commission on Radiation Units and Measurements, 1998.