



SISTEMA DE MÚLTIPLOS DETECTORES DE NaI(Tl) PARA MEDIDA DE CONTAMINAÇÃO RADIOATIVA EM SUPERFÍCIES URBANAS

Marcos Cesar Ferreira Moreira

Tese de Doutorado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Nuclear, COPPE, da Universidade Federal do Rio de Janeiro, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Doutor em Engenharia Nuclear.

Orientadores: Roberto Schirru

Claudio de Carvalho Conti

Rio de Janeiro

Junho de 2013

SISTEMA DE MÚLTIPLOS DETECTORES DE NaI(Tl) PARA MEDIDA DE
CONTAMINAÇÃO RADIOATIVA EM SUPERFÍCIES URBANAS

Marcos Cesar Ferreira Moreira

TESE SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO INSTITUTO ALBERTO LUIZ
COIMBRA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA DE ENGENHARIA (COPPE) DA
UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE DOS
REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE DOUTOR EM
CIÊNCIAS EM ENGENHARIA NUCLEAR.

Examinada por:

Prof. Roberto Schirru, D.Sc.

Prof. Claudio de Carvalho Conti, D.Sc.

Prof. José Antonio Carlos Canedo Medeiros, D.Sc.

Prof. Ademir Xavier da Silva, D.Sc.

Prof. Evaldo Simões da Fonseca, D.Sc.

Prof. Walsan Wagner Pereira, D.Sc.

RIO DE JANEIRO, RJ - BRASIL

JUNHO DE 2013

Moreira, Marcos Cesar Ferreira

Sistema de Múltiplos Detectores de NaI(Tl) para Medida de Contaminação Radioativa em superfícies Urbanas / Marcos Cesar Ferreira Moreira. – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2012.

XIII, 91 p.: il.; 29,7 cm.

Orientadores: Roberto Schirru

Claudio de Carvalho Conti

Tese (doutorado) – UFRJ/ COPPE/ Programa de Engenharia Nuclear, 2013.

Referencias Bibliográficas: p. 73-77.

1. Contaminação Radioativa. 2. Acidentes radiológicos. 3. Redes Neurais Artificiais. 4. Método de Monte Carlo. I. Schirru, Roberto *et al.* II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Engenharia Nuclear. III. Título.

À minha mulher e às minhas filhas.

À minha mãe e à minha família.

AGRADECIMENTOS

Ao Instituto de Radioproteção e Dosimetria (IRD), na pessoa de sua diretora, Dra. Dejanira da Costa Lauria, pela oportunidade de realização deste trabalho.

Ao amigo Luiz Fernando de Carvalho Conti pelo incentivo e pelo conhecimento técnico transmitido.

À Universidade Federal do Rio de Janeiro (UFRJ), por meio de seus professores, pelo conhecimento científico adquirido para a realização deste trabalho.

Ao professor Roberto Schirru pela orientação científica deste trabalho e por sua paciência com um aluno em trabalho de tese.

Ao professor Claudio de Carvalho Conti pela orientação científica deste trabalho, pelo seu imprescindível envolvimento e pela proposta inicial deste trabalho.

Ao pessoal do Laboratório de Nêutrons do IRD pela operação e manutenção do cluster de computadores de alto desempenho onde foram feitas as simulações.

Aos amigos do IRD por sua incondicional torcida.

Resumo da Tese apresentada à COPPE/UFRJ como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Doutor em Ciências (D.Sc.)

SISTEMA DE MÚLTIPLOS DETECTORES DE NaI(TL) PARA MEDIDA DE CONTAMINAÇÃO RADIOATIVA EM SUPERFÍCIES URBANAS

Marcos Cesar Ferreira Moreira

Junho/2013

Orientadores: Roberto Schirru

Claudio de Carvalho Conti

Programa: Engenharia Nuclear

Propõe-se, neste trabalho, o uso de um arranjo de múltiplos detectores de NaI(Tl) para avaliar a contaminação radioativa em ambientes urbanos após uma eventual emergência radiológica, combinando o uso do Método de Monte Carlo (MC) e de Redes Neurais Artificiais (RNA). O estudo se baseou em um cenário urbano simples composto de uma rua típica com uma parede de cada lado. Foi usado um arranjo de quatro detectores de NaI(Tl) blindados com chumbo. Os dados correspondentes à resposta dos detectores para as energias de 662, 1250 e 2615 keV foram obtidos através de simulação com MC e usados para treinar diversas RNA. Dois conjuntos adicionais de dados foram produzidos para testar o desempenho das RNA. Estudos adicionais foram realizados para simplificar a geometria do arranjo experimental em função do número de detectores e da espessura da blindagem. O desempenho das RNA foi testado em toda a faixa de energia de interesse, de 50 a 3000 keV. Os resultados demonstraram que algumas das RNA treinadas e testadas são capazes de determinar a contaminação nas superfícies estudadas, para valores de contaminação dentro da faixa de treinamento. O arranjo experimental pode ser simplificado para três detectores sem prejuízo da resposta do sistema. A extensão do trabalho para toda a faixa de energia demonstrou que o uso de uma RNA adequadamente escolhida, com dados obtidos por simulação de MC para um arranjo de múltiplos detectores de NaI(Tl), pode determinar adequadamente os valores de contaminação em superfícies urbanas.

Abstract of Thesis presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Doctor of Science (D.Sc.)

NAI(TL) MULTIPLE-DETECTOR SYSTEM FOR RADIOACTIVE
CONTAMINATION ASSESSMENT IN URBAN SURFACES

Marcos Cesar Ferreira Moreira

June/2013

Advisors: Roberto Schirru

Claudio de Carvalho Conti

Program: Nuclear Engineering

A multiple NaI(Tl) detectors layout combined with the use of Monte Carlo (MC) calculations and artificial neural networks (ANNs) is proposed to assess the radioactive contamination of an urban environment after an eventual radiological emergency. The study was based on a simple urban scenario composed of the ground surface of a typical street with a wall on each side. A layout of four NaI(Tl) detectors was used, and the data corresponding to the response of the detectors for the energies of 662, 1250 and 2615 keV were obtained by the Monte Carlo method and used to train several ANNs. Two additional sets of data were produced to test the performance of the ANNs. Additional studies were performed to simplify the geometry of the experimental arrangement according to the number of detectors and the thickness of the shielding. The performance of the ANNs was further tested across the energy range of interest, 50 - 3000 keV. The results demonstrated that some of the trained and tested RNAs were able to determine contamination in the urban surfaces for contamination values within the training range. Results also showed that the experimental layout can be simplified to three detectors without prejudice to the system response. The extent of the work to the entire energy range had shown that the use of an appropriately selected RNA, trained with data obtained by MC simulation for a multiple NaI (Tl) detectors array can properly determine values for contamination in urban surfaces.

SUMÁRIO

SUMÁRIO	VIII
LISTA DE FIGURAS	X
LISTA DE TABELAS	XII
LISTA DE SIGLAS E ABREVIACÕES	XIII
CAPÍTULO I.....	1
1. Introdução	1
CAPÍTULO II	12
2. Fundamentos teóricos.....	12
2.1. <i>Revisão bibliográfica</i>	12
2.2. <i>Interação da radiação com a matéria</i>	15
2.2.1. O Efeito Fotoelétrico	15
2.2.2. O Efeito Compton	16
2.2.3. A produção de pares	16
2.2.4. Coeficiente de Atenuação linear da radiação γ	17
2.2.5. O principio de detecção da radiação γ e o detector de NaI(Tl)	17
2.3. <i>Método de Monte Carlo – introdução ao código MCNP5</i>	19
2.4. <i>Redes Neurais Artificiais</i>	19
2.4.1. O neurônio artificial	21
2.4.2. As redes feedforward e as redes recorrentes	24
2.4.3. O processo de treinamento das redes neurais.....	24
2.4.4. Algoritmos de aprendizado	25
CAPÍTULO III.....	29
3. Metodologia.....	29
3.1. <i>Arranjo de detectores e a geometria simulada na fase de demonstração de conceito e de extensão para toda a faixa de energia</i>	29
3.2. <i>Otimização do arranjo experimental</i>	31
3.3. <i>Extensão do trabalho para a faixa de energia de interesse</i>	32
3.4. <i>Descrição das geometrias propostas usando o MCNP5</i>	33
3.5. <i>As redes neurais artificiais testadas</i>	42

3.6. <i>Obtenção dos conjuntos de dados de treinamento e de produção</i>	46
CAPÍTULO IV	50
4. Resultados	50
4.1. <i>Primeira fase - Demonstração de conceito – Escolha da topologia das redes neurais e seus parâmetros</i>	50
4.2. <i>Segunda fase - Estudo de otimização do arranjo de detectores em relação ao número de detectores e em relação à espessura da blindagem proposta ..</i>	52
4.3. <i>Terceira fase - Verificação da resposta do sistema proposto em relação a faixa de energia de 50 keV a 3000 keV</i>	56
CAPÍTULO V	60
5. Análise e discussão dos resultados	60
5.1. <i>Escolha da topologia mais adequada para a rede neural artificial</i>	60
5.2. <i>Otimização do arranjo de detectores em relação ao número de detectores e em relação à espessura da blindagem proposta</i>	64
5.3. <i>Verificação da resposta do sistema proposto em relação à faixa de energia de 50 keV a 3000 keV</i>	69
CAPÍTULO VI	71
6. Conclusões	71
REFERÊNCIAS	73
ANEXO A	78
ANEXO B	80

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 – Modelo matemático do neurônio de McCulloch-Pitts.	22
Figura 2.2 – Gráfico da regra de funcionamento do neurônio de McCulloch-Pitts.	22
Figura 2.3 – Representação esquemática de um neurônio k genérico.	23
Figura 2.4 – Exemplos de funções usadas como funções de ativação nas redes neurais.	24
Figura 3.1 – Arranjo experimental mostrando a disposição em cruz dos detectores em um ambiente urbano simples.	29
Figura 3.2 – Arranjo experimental dos 4 detectores de NaI(Tl) a 1 m de altura do solo. No item (a) é mostrado o arranjo dos quatro detectores, no item (b) é mostrado o diagrama da blindagem dos detectores voltados para as paredes e no item (c) é mostrado o diagrama para os detectores voltados para o solo.	31
Figura 3.3 – Visão esquemática do arranjo de três detectores de NaI(Tl). A figura (a) apresenta uma vista de topo de um corte do arranjo e a figura (b) apresenta a vista de um corte vertical do arranjo, paralelo às paredes do ambiente.	32
Figura 3.4 – Espectros obtidos com o Método de Monte Carlo para fótons com energia de 662 keV. O eixo vertical mostra o número de fótons de uma determinada energia que alcança o detector normalizado por fóton emitido da fonte-superfície.	46
Figura 3.5 – Espectros obtidos com o Método de Monte Carlo para fótons com energia de 1252 keV. O eixo vertical mostra o número de fótons de uma determinada energia que alcança o detector normalizado por fóton emitido da fonte-superfície.	47
Figura 3.6 – Espectros obtidos com o Método de Monte Carlo para fótons com energia de 2615 keV. O eixo vertical mostra o número de fótons de uma determinada energia que alcança o detector normalizado por fóton emitido da fonte-superfície.	47
Figura 3.7 – Número de fótons normalizado que atingiram o detector em função da contaminação de uma parede de 5 m x 10 m.	48
Figura 3.8 – Número de fótons normalizado que atingiram o detector em função da contaminação do solo com 10 x 10 m.	49

Figura 5.1 – Diferença absoluta dos valores obtidos com o MCNP5 para contaminação das superfícies e os valores obtidos pela topologia RNA 14 para a energia de 662 keV, para os dois conjuntos de dados de produção.....	62
Figura 5.2 – Diferenças absolutas dos valores obtidos com o MCNP5 para contaminação das superfícies e os valores obtidos pela RNA 14 para a energia de 662, 1252 e 2615 keV, para o conjunto de dados de treinamento.....	63
Figura 5.3 – Espectro de energia dos fótons com energia de 662 keV que atingiram os 3 detectores, no arranjo em forma de T invertido e blindagem de chumbo 2,5 cm.	64
Figura 5.4 – Espectro de energia dos fótons com energia de 662 keV que atingiram os 3 detectores, no arranjo em forma de T invertido e blindagem de chumbo 5,0 cm.	65
Figura 5.5 – Espectro de energia dos fótons com energia de 662 keV que atingiram os 3 detectores, no arranjo em forma de T invertido e blindagem de chumbo 7,5 cm.	66
Figura 5.6 – Espectro de energia dos fótons com energia de 662 keV que atingiram os 3 detectores, no arranjo em forma de T invertido e blindagem de chumbo 10,0 cm.	67

LISTA DE TABELAS

Tabela 4.1 – Arquitetura das redes neurais artificiais, tempo de treinamento e erros médios quadráticos.....	50
Tabela 4.2 – Valores de R2, r2 e coeficiente de correlação para as redes estudadas.....	51
Tabela 4.3 – Valores de R2, r2 e coeficiente de correlação para as topologias de RNA 7, 11, 14 e 15, usando o conjunto de dados de treinamento e os dois conjuntos de dados de produção.....	52
Tabela 4.4 – Valores de R2, r2 e coeficiente de correlação para as topologias de RNA 14 usando o conjunto de dados de treinamento e os dois conjuntos de dados de produção para as energias de 662 keV, 1252 keV e 2615 keV..	52
Tabela 4.5 – Valores de R2, r2 e coeficiente de correlação para as quatro faixas de espessura de blindagem de 2,5 cm, 5 cm, 7,5 cm e 10 cm usando a topologia 14 de RNA para os conjuntos de dados de treinamento e para os dois conjuntos de dados de produção para as energia de 662 keV, dentro e fora da faixa de valores de treinamento, para um arranjo de três detectores em forma de T invertido.....	55
Tabela 4.6 – Valores de R2, r2 e coeficiente de correlação para as quatro faixas de espessura de blindagem de 2,5 cm, 5 cm, 7,5 cm e 10 cm usando a topologia 14 de RNA para o conjunto de dados de treinamento e para os dois conjuntos de dados de produção para as energia de 3000 keV, dentro e fora da faixa de valores de treinamento, para um arranjo de três detectores em forma de T invertido.....	56
Tabela 4.7 – Valores de R2, r2 e coeficiente de correlação r, usando a topologia 14 de RNA para o conjunto de dados de treinamento e para os dois conjuntos de dados de produção para as energias 50 a 3000 keV, dentro e fora da faixa de valores de treinamento, para o arranjo original de quatro detectores...	58
Tabela 4.8 – Valores de R2, r2 e coeficiente de correlação r, usando a topologia 14 de RNA para o conjunto de dados de treinamento e para os dois conjuntos de dados de produção para as energias 100 a 500 keV, dentro e fora da faixa de valores de treinamento, para o arranjo original de quatro detectores, com critério de parada modificado.....	59

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

ANN:	<i>Artificial Neural Network</i>
CNEN:	Comissão Nacional de Energia Nuclear
COPPE:	Coordenação dos Programas de Pós-Graduação em Engenharia
EGS:	Código de Monte Carlo (<i>Electron Gamma Shower</i>)
eV:	elétron-volt
Ge(Li):	Detector de Germânio dopado com Lítio
HPGe :	Detector semiconductor Hiperpuro de Germânio (<i>High-Purity Germanium</i>)
IAEA:	Agência Internacional de Energia Atômica (<i>International Atomic Energy Agency – IAEA</i>)
ICRU:	International Commission on Radiation Units
IRD:	Instituto de Radioproteção e Dosimetria
MC:	Monte Carlo
MCNP5:	<i>Monte Carlo N-Particle Code</i> : Código de computador para transporte de nêutron e fóton
MLP:	<i>Multi Layer Perceptron</i>
NaI(Tl):	Detector cintilador de iodeto de sódio dopado com tálio
NORM:	<i>Naturally Occurring Radioactive Material</i>
PEN:	Programa de Engenharia Nuclear
RAM:	<i>Random Access Memory</i>
RNA:	Rede Neural Artificial
UFRJ:	Universidade Federal do Rio de Janeiro

CAPÍTULO I

1. INTRODUÇÃO

A determinação da contaminação de superfícies urbanas por materiais radioativos após uma liberação intencional ou após um acidente radiológico ou nuclear é um estudo complexo e, por muitas vezes, baseado em modelos de dispersão atmosférica e na deposição dos elementos radioativos liberados nas diversas superfícies urbanas, tais como muros, paredes, telhados, vegetação, etc., de acordo com as condições meteorológicas e com as condições geográficas locais. Alguns trabalhos de Conti, et al. (Ge Detectors calibration procedure at IRD/CNEN for in situ measurements., 1999) (Conti, et al., 2000), Jacob, et al. (Jacob, et al., 1986) e Sachett (Sachett, 2002) propõem técnicas de medidas *in situ* associadas a modelos matemáticos para avaliar a dose em um dado ponto do espaço devido à contaminação em superfícies urbanas planas. Em vários destes trabalhos a técnica de simulação usando o método de Monte Carlo foi aplicada para calcular a fluência de fótons¹ em um determinado ponto no espaço, para calcular a quantidade desses fótons que interagem com o detector, ou para obter valores simulados para comparar com valores obtidos experimentalmente. As técnicas usadas atualmente para realização de medidas de contaminação em ambientes urbanos usam um único detector e a geometria da fonte utilizada para simular a superfície urbana é aproximada por um semi-espaço infinito², com correção por um fator de geometria que leva em conta a geometria finita da fonte (Moreira, 1990). A distribuição dos elementos radioativos em um ambiente urbano, após uma eventual contaminação, pode ser classificada como uma deposição superficial recente ou como uma distribuição que varia em função da profundidade. A distribuição dos elementos radioativos que naturalmente existem no meio ambiente é considerada uma distribuição homogênea no semi-espaço infinito (Jacob, et al., 1986) (Moreira, 1990).

O emprego de um único detector implica em uma percepção unidimensional de um problema espacial, ou seja, a contaminação radioativa que se espalha por todas as superfícies de um ambiente urbano ou semiurbano é percebida pelo sistema sem nenhuma informação de sua origem. O emprego de um único detector também não

¹ Fluência de fótons é o quociente do número de fótons incidentes por unidade de área em uma esfera, integrado no tempo. (ICRU - International Commission on Radiation Units and Measurements, 2011)

² Semi-espaço infinito é a parte do espaço geométrico que resulta da divisão do espaço infinito por um plano horizontal. Pode ser chamado de semi-espaço inferior.

permite a obtenção de informação sobre o ângulo de incidência ou sobre a posição de origem de um determinado fóton que interage com a área sensível do detector.

A determinação da dose a que uma população estaria exposta após a contaminação de superfícies urbanas ou semiurbanas, depende fortemente da distribuição dessa contaminação nas diversas superfícies. A determinação da contaminação nessas superfícies só poderia ser obtida diretamente no campo por medidas estáticas realizadas com detectores usando uma blindagem direcional para a área de interesse ou ainda por coleta de amostra (ex.: esfregaço) e posterior análise em laboratório. Esses métodos implicam em uma grande quantidade de amostras ou de medidas, uma vez que não se pode inferir nenhum comportamento específico para a contaminação de uma dada superfície.

Para a obtenção de estimativas de valores de contaminação para avaliação da taxa de dose a que a população está sujeita, utilizam-se modelos de dispersão atmosférica dos elementos radioativos em grandes áreas no meio ambiente e/ou medidas de contaminação através de técnicas de medidas em laboratório ou de medidas *in situ*. Esses valores obtidos ou calculados são relativos somente à contaminação no solo.

Após a contaminação de áreas urbanas devido à dispersão de elementos radioativos no meio ambiente, como, por exemplo, uma eventual liberação de elementos de fissão e ativação por uma usina de geração termonuclear em caso de acidente, ocorrerá uma deposição desses elementos nas diversas superfícies urbanas.

As técnicas atualmente utilizadas para realização de medida *in situ* de elementos radioativos em superfícies urbanas utilizam-se de um único detector de HPGe (germânio hiperpuro) ou de NaI(Tl) (Iodeto de Sódio ativado com Tálcio) e consideram uma distribuição espacial homogênea do elemento radioativo por toda a área a ser avaliada. Não existem ainda modelos analíticos de dispersão atmosférica dos elementos radioativos para determinar a contaminação em cada uma das superfícies urbanas. Se existissem, esses modelos teriam de levar em conta todas as particularidades de relevo, as condições meteorológicas locais, a orientação do local a ser medido em relação à fonte de liberação, bem como, a arquitetura local e os possíveis objetos que contribuiriam para aumentar ou diminuir a deposição de elementos radioativos em um determinado local. Seria ainda necessário um conhecimento preciso das características

das superfícies a serem avaliadas com relação a sua capacidade de retenção dos materiais radioativos, por exemplo. Além de todo este conhecimento não estar disponível com este nível de detalhe, e mesmo que fosse possível obtê-lo, seria necessária ainda a existência de um modelo matemático extremamente complexo para determinar o quanto de material radioativo ficou retido em cada uma das superfícies em cada local avaliado.

A metodologia proposta neste estudo combina basicamente três técnicas: 1) A espectrometria γ *in situ*, estática ou realizada durante o deslocamento em uma determinada área usando um veículo; 2) O uso do método de Monte Carlo para obtenção dos dados de calibração e treinamento de redes neurais, e; 3) O uso de redes neurais artificiais previamente treinadas para determinar os valores de contaminação em cada uma das superfícies de estudo.

A espectrometria γ *in situ*, considerando a bibliografia existente desde 1972 (Beck, et al., 1972), vem mostrando ser uma técnica adequada para a rápida caracterização de áreas com relação à presença de elementos radioativos que ocorrem naturalmente no meio ambiente (NORM³), como também com relação aos elementos radioativos de fissão e ativação⁴ que podem, eventualmente, ser liberados em um acidente em uma usina nuclear ou dispersos de alguma forma no meio ambiente.

Pode-se citar como exemplo a deposição de elementos de fissão e ativação em todo o mundo após a realização de testes nucleares na superfície, conhecida como *fallout* (Bunzl, et al., 1988). A Comissão Internacional de Unidades e Medidas de Radiação (*International Commission on Radiation Units & Measurements*), reconhecendo a crescente importância das técnicas de medida *in situ* para a rápida caracterização de áreas quanto à contaminação radioativa, preparou em 1994 um relatório, conhecido como *ICRU report 53* que serve de base para a espectrometria γ de forma geral e, particularmente, para as medidas *in situ*, ou seja, realizadas próximas ao local contaminado ou da fonte radioativa (ICRU - International Commission on Radiation Units and Measurements, 1994).

³ NORM, do inglês Naturally Occurring Radioactive Materials, se refere aos elementos radioativos que são encontrados na natureza.

⁴ Elementos radioativos de fissão e ativação são os elementos gerados durante o processo de fissão de um átomo ou de ativação de um átomo.

Para uma adequada caracterização do solo é preciso conhecer, ou pelo menos estimar, a distribuição vertical dos elementos radioativos no solo no local a ser caracterizado ou medido. A distribuição dos elementos radioativos pode ser observada com alguns perfis diferentes e são descritas como: homogeneamente distribuída para os elementos naturais (NORM); superficialmente distribuída para os elementos recentemente liberados, quando ainda não houve tempo para a migração desses elementos para o solo; e como uma distribuição vertical decrescente variando inversamente com uma exponencial em função da profundidade para as deposições do tipo *fallout* (Jacob, et al., 1986). Mais recentemente, alguns trabalhos explicam a distribuição de elementos radioativos com o uso da equação de convecção-difusão, como é o caso dos estudos de Toso (Toso, et al., 2001) e Al-Masri (Al-Masri, 2006).

Neste trabalho de tese foi estudado inicialmente o uso de quatro detectores do tipo cintilador de NaI(Tl), dispostos dois a dois em dois eixos e voltados para direções opostas e o emprego de blindagens de chumbo assimétricas. Considerou-se uma superfície urbana simples composta de uma rua modelo de 10 m de largura, incluindo as calçadas, com paredes de 5m de altura de cada lado. Os detectores foram posicionados de forma que a eficiência de detecção de um determinado detector seja muito maior na direção da área a ser medida por aquele detector. Considerando que foi utilizado um projeto assimétrico de blindagem, os detectores passaram a apresentar eficiência de detecção⁵ diferentes em função do ângulo de incidência do fóton, permitindo uma abordagem tridimensional do problema em estudo. Em outras palavras, o uso das blindagens de chumbo assimétricas teve como objetivo reforçar as características de dependência angular da eficiência de detecção dos detectores empregados (Moreira, 1990).

A calibração dos detectores e obtenção dos dados para treinamento da rede neural artificial foi realizado através de simulação usando o Método de Monte Carlo (MC), considerado um método amplamente testado para simular o transporte de fótons em diversos meios e muito usado para simular geometrias complexas, como pode ser observado nos trabalhos de Salinas (Salinas, et al., 2006) (Salinas, 2006), Hendricks et al (Hendricks, et al., 2002) e Rieppo et al (Rieppo, et al., 1978).

⁵ Eficiência de detecção é a capacidade de um detector de registrar a radiação. (Tauhata, et al., 2003)

Diversas topologias diferentes de Redes Neurais Artificiais (RNA) foram treinadas e testadas com os dados obtidos pelo método de Monte Carlo para a determinação da resposta de cada um dos detectores de NaI(Tl) com relação aos fótons emitidos de cada uma das superfícies avaliadas, permitindo a determinação da contaminação em cada superfície. Considerou-se que a quantidade de fótons que atinge um determinado detector é resultado de uma combinação de diferentes concentrações do elemento radioativo em cada uma das três superfícies analisadas (muros e solo), e que só a avaliação das quantidades de fótons que atingiram individualmente cada um dos quatro detectores assimetricamente blindados pode, de forma integrada e após um processo de aprendizado pelas RNA, determinar a concentração do elemento radioativo em cada uma dessas superfícies.

Os dados obtidos e os resultados calculados com este método, integrados com sistemas de informações geográficas e com sistemas de comunicação de dados adequados, forneceriam em tempo real informação para a estimativa de taxa de equivalente de dose ambiente nos ambientes urbanos avaliados e, conseqüentemente, para a tomada de decisão sobre medidas a serem adotadas para a proteção da população em consequência de uma liberação radioativa, que provoque a contaminação do ambiente urbano.

O sistema proposto neste trabalho para obtenção dos valores de contaminação nas diversas superfícies através do uso combinado de RNA treinadas para determinar a resposta de vários detectores de NaI(Tl) permite obter não só os valores de contaminação no solo, como também os valores de contaminação nas superfícies verticais (muros e paredes), contribuindo para uma avaliação mais precisa da taxa de equivalente de dose ambiente da população. Estes valores de taxa de dose são usados na tomada de decisões para a adoção de medidas de proteção após um acidente ou incidente com contaminação radioativa conforme previsto em Regulamento Técnico da Comissão Nacional de Energia Nuclear (CNEN - Comissão Nacional de Energia Nuclear, 2011) e em Posição Regulatória da Comissão Nacional de Energia Nuclear (CNEN - Comissão Nacional de Energia Nuclear, 2011).

O uso de um sistema de múltiplos detectores do tipo NaI(Tl) para medidas de contaminação em superfícies urbanas contribuirá, de forma importante, para o cálculo mais preciso do equivalente de dose ambiente nesses ambientes urbanos, pois permitirá

o conhecimento mais preciso da distribuição espacial da contaminação após uma eventual liberação de material radioativo. Nos trabalhos de Salinas (2006) e Salinas et al. (2006) fica evidente que o conhecimento da distribuição da contaminação, ou seja da origem dos fótons, em relação ao ponto onde será realizado o cálculo do equivalente de dose ambiente aumenta de forma considerável a exatidão deste valor.

Pode-se considerar, baseado na literatura disponível, que este é o primeiro trabalho que propõe o uso de um sistema simples de múltiplos detectores de NaI(Tl) para determinar em tempo real a distribuição espacial de contaminação radioativa após uma eventual liberação para o meio ambiente de material radioativo, como consequência de um acidente radiológico.

Não existe na literatura nenhuma referência ao emprego de diversos detectores de radiação γ para a determinação do ângulo de incidência ou da origem de um fóton, e nem de seu uso para a determinação da contaminação em superfícies urbanas verticais, tais como muros e paredes. Tampouco existem registros sobre o uso de redes neurais artificiais para a determinação da resposta conjunta de vários detectores de radiação γ à contaminação presente em superfícies urbanas após uma eventual contaminação radioativa.

O desenvolvimento deste trabalho foi dividido em três fases bem definidas: a primeira fase, onde foi realizada a demonstração de conceito usando um arranjo experimental de quatro detectores com blindagem de chumbo assimétrica com 5 cm de espessura e uma geometria espacial simples para simular o ambiente a ser avaliado e se trabalhou com fótons de três energias de 662 keV, 1252 keV e 2615 keV; a segunda fase do trabalho, onde foi estudada a simplificação do arranjo experimental com diminuição do número de detectores para três e o impacto da variação da espessura da blindagem assimétrica utilizada na resposta das RNA; e, por último, a terceira fase, onde estendeu-se o estudo a toda faixa de energia de interesse, que no caso em questão, é de 50 keV a 3000 MeV

A primeira fase do trabalho apresenta a demonstração de conceito desta Tese, com a descrição do arranjo experimental usado, do tipo de superfície urbana considerada no trabalho, bem como dos conjuntos de dados obtidos com o Método de Monte Carlo e também foi discutida a escolha da topologia de rede neural artificial que,

uma vez treinada, melhor estimaria a contaminação nas superfícies urbanas. Observou-se que mais de uma RNA foi capaz de determinar adequadamente a contaminação nas superfícies, na faixa de valores treinados. Os resultados obtidos nesta fase do trabalho foram publicados no periódico *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research – Section A*, com o título “*A new NaI(Tl) four-detector layout for field contamination assessment using artificial neural networks and the Monte Carlo method for system calibration*” (Moreira, et al., 2010)

Na segunda fase do trabalho, que tratou da otimização dos parâmetros de blindagem e simplificação do arranjo experimental, foram testados o uso de três detectores com modificações na geometria de blindagem de 5 cm de espessura e no arranjo dos detectores, além de ter sido estudado o impacto da variação de espessura da blindagem de 2,5 cm a 10 cm nos resultados e no treinamento das RNA. Para a verificação da simplificação do arranjo, foi simulada uma geometria com três detectores de NaI(Tl) dispostos em forma de um T invertido com blindagem cilíndrica em torno de cada um dos três detectores, com o topo do detector (área sensível) sem blindagem voltado para cada uma das áreas de interesse, um para cada parede e um para o solo. Para este caso só foi usada a energia de 662 keV, uma vez que, verificada a possibilidade de se usar três detectores, essa configuração seria testada em toda a faixa de energia de interesse em uma fase posterior do trabalho. Para o estudo de avaliação do impacto da variação da espessura da blindagem no resultado obtido com as redes neurais, foi usado o arranjo experimental simulado com três detectores com variação da espessura de blindagem de 2,5 a 10 cm. Tanto para a simulação de três detectores, quanto para o estudo de variação de espessura novos conjuntos de dados para treinamento da RNA foram gerados. Nesta fase, a rede neural artificial usada foi a RNA com topologia WARD, com três camadas internas, onde cada camada interliga os neurônios de entrada aos neurônios de saída, que foi a RNA selecionada na primeira fase do trabalho com os melhores resultados. Os resultados desta fase do trabalho foram apresentado na reunião técnica da Agência Internacional de Energia Atômica (IAEA) - “*Technical Meeting on In-situ Methods for Characterization of Contaminated Sites*” - em Julho de 2010 (Moreira, et al., 2010).

A extensão do estudo para a faixa de energia de interesse, que neste caso é de 50 a 3000 keV foi tratada na última fase do trabalho. A faixa de energia escolhida levou em

conta a energia dos fótons mais abundantes emitidos pelos elementos radioativos de fissão e ativação esperados nas liberações eventuais de uma usina nuclear e também os fótons mais abundantes dos elementos radioativos naturais das séries do U e Th, além do ^{40}K . Esta faixa de energia foi baseada no fato de que a maior parte dos elementos radioativos, esperados após uma eventual liberação, ter sua origem na fissão do ^{235}U e o seu decaimento se dar por emissão de partícula β . Segundo Knoll (Knoll, 1979), a faixa de energia onde ocorre a maioria das emissões de raios γ com origem em decaimento β vai de 0 a 2,8 MeV. A energia do fóton emitido pelo decaimento do ^{40}K é de 1,5 MeV e as energias dos fótons com maior abundância emitidos pelos elementos das séries do U e do Th estarem na faixa de 0,20 a 2.6 MeV (Lovborg, et al., 1975). Para este estudo e para a obtenção dos conjuntos de dados, a faixa de energia de interesse de 0 a 3000 keV foi dividida em intervalos de energia de 50 keV até a energia de 250 keV e em intervalos de 250 keV para o restante da faixa, com cada intervalo representado pela energia mais alta da faixa. Para cada uma desses intervalos, foi obtido um conjunto de dados de treinamento, um segundo conjunto de dados de produção com dados no mesmo intervalo do conjunto de treinamento e outro conjunto de dados de produção com dados dentro e fora do intervalo de dados de treinamento.

O objetivo deste trabalho é o estudo e a proposição de um sistema múltiplo de detectores de NaI(Tl) para avaliar a concentração espacial de elementos radioativos em diversas superfícies urbanas e semiurbanas em tempo real, baseado em redes neurais artificiais. O Método de Monte Carlo, para a simulação do transporte de fótons em diversos meios, foi usado para a obtenção dos conjuntos de dados de treinamento e de produção das RNA.

O sistema proposto poderá ser empregado na monitoração baseada em veículos terrestres em ambientes urbanos e semiurbanos após uma eventual contaminação devido à liberação de material radioativo no meio ambiente, como consequência de um acidente radiológico ou nuclear, tais como os que ocorreram em Chernobyl em 1986 (Wheeler, 1987), em Goiânia em 1987 (Moreira, 1990) e em Fukushima em 2011 (Akahane, et al., 2012).

Este sistema, em conjuntos com os modelos de cálculo de fatores de blindagem e de cálculo de dose em ambientes urbanos e semiurbanos (Salinas, 2006), seria usado

para o cálculo em tempo real de valores de taxa de dose a que os indivíduos do público estariam sujeitos devido à exposição à radiação e posterior cálculo de dose efetiva.

Para a realização deste estudo foi necessário:

- Elaborar o modelo de um ambiente urbano simples para uso no programa de simulação MCNP5 (X-5 Monte Carlo Team - LANL, 2003), com diversos valores de contaminação nas superfícies do ambiente estudado, representando diversas situações que seriam encontradas. Estes dados foram usados para o treinamento das RNA;
- Modelar os sistemas de detecção com quatro e com três detectores de NaI(Tl), incluindo os dados de espessura de paredes do detector e dos materiais empregados em sua construção;
- Modelar os sistemas de blindagem assimétrica, com diferentes espessuras para otimização do método;
- Selecionar energias de fótons que representassem as energias dos elementos radioativos que são normalmente encontrados no meio ambiente após liberações acidentais e que também representem os elementos radioativos que ocorrem naturalmente no meio ambiente.
- Obter conjuntos de dados para treinamento das RNA, e posteriormente os conjuntos de dados de produção, usando os diferentes valores de energia dos fótons incidentes que representem a faixa de energia de interesse de 0 a 3 MeV. Inicialmente, escolheu-se os valores de energia de 662 keV, energia dos fótons mais abundantes do isótopo ^{137}Cs , de 1252 keV que representa a média dos valores das energias dos dois fótons mais abundantes do ^{60}Co e de 2615 keV, relativa aos fótons mais abundantes do ^{208}Tl (JRC-ITU, 2012) (Lederer, et al., 1967).
- Definir, treinar e avaliar um conjunto de redes neurais para seleção da rede mais adequada para estimar a contaminação nas diferentes superfícies urbanas e semiurbanas.
- Estudar a simplificação do sistema proposto com relação ao número de detectores empregados e com relação à espessura da blindagem empregada;

- Estender o estudo inicial para a faixa de energia de interesse de 0 a 3000 MeV.

O Capítulo II apresenta uma revisão bibliográfica e trata dos fundamentos teóricos usados neste trabalho, que são: os princípios básicos da espectrometria γ , o Método de Monte Carlo para simulação do transporte de fótons e nêutrons e a teoria de redes neurais artificiais.

O Capítulo III descreve o sistema de detectores propostos com três e quatro detectores, e descreve as diversas fases do trabalho, onde se trata da demonstração de conceito, simplificação do arranjo de detectores e avaliação da variação da espessura da blindagem, e da extensão da faixa de energia para toda a faixa de interesse. Ainda neste capítulo está descrito a modelagem utilizada no programa MCNP5, com uma descrição detalhada dos arquivos de entrada do MCNP5. Para finalizar, são apresentadas as diversas topologias das redes neurais escolhidas e a motivação para a escolha dessas topologias.

O Capítulo IV apresenta os resultados obtidos nas diversas fases do trabalho, com ênfase na verificação da linearidade de resposta do sistema a diferentes valores de concentração de elementos radioativos em superfícies, na escolha e obtenção dos conjuntos de dados que foram utilizados para o treinamento e teste das RNA, e na escolha dos parâmetros que foram usados para avaliar a topologia mais adequada para a determinação dos valores de contaminação.

No Capítulo V é feita a discussão e avaliação dos resultados apresentados. Inicialmente se discute a comprovação da linearidade da resposta do sistema a variações do número de fótons emitidos de cada superfície urbana. Os parâmetros R^2 , r^2 e o coeficiente de correlação são analisados para cada uma das topologias redes neurais artificiais, e são apontadas as topologias que mais apropriadamente calculam os resultados de concentração nas superfícies. Neste capítulo são feitas, ainda, as considerações sobre a possibilidade de uso de um sistema mais simples de detectores com a avaliação dos resultados para o arranjo de três detectores e a avaliação do impacto da variação de espessura da blindagem de Chumbo. Finalmente, são discutidos os resultados da extensão de todo o estudo para toda a faixa de energia (0 a 3 MeV).

No Capítulo VI são apresentadas as conclusões obtidas nas três fases do trabalho e as recomendações para futuros trabalhos.

O Anexo A apresenta um dos arquivos utilizados como arquivo de entrada para o código MCNP5, onde podemos observar os dados de geometria da fonte, do ambiente simulado, do arranjo de detectores, dos materiais de cada um desses compartimentos e do termo. Neste arquivo toda a parede direita ($y = 499$) foi contaminada com $10^9 \gamma.m^{-2}$.

O Anexo B apresenta um arquivo de saída do programa MCNP5, com os resultados dos fótons que atingem cada um dos detectores em função da energia para o arquivo apresentado no Anexo A.

CAPÍTULO II

2. FUNDAMENTOS TEÓRICOS

2.1. Revisão bibliográfica

O uso de detectores do tipo cintiladores, como os de iodeto de sódio ativado com tálio (NaI(Tl)), e do tipo semicondutores, como os de germânio dopado com lítio (GeLi) ou germânio hiperpuro (HPGe) para a realização de medidas de espectrometria γ diretamente no local contaminado, chamada de espectrometria γ *in situ*, foi introduzido por Beck et al. em 1972 (Beck, et al., 1972). Seu estudo propõe uma metodologia para estimar de forma rápida a concentração de elementos radioativos no solo e a contribuição dessa contaminação para a taxa de equivalente de dose ambiente.

Na metodologia proposta por Beck et al., a contaminação no solo foi modelada como um semi-espaço infinito. Para o cálculo da fluência total de fótons a 1 m de altura do solo, onde se posicionava o detector, era necessário que se conhecesse ou presumisse a distribuição do elemento radioativo no solo. Neste trabalho a distribuição de elementos radioativos naturais que ocorrem no meio ambiente, conhecidos como NORM, foi considerada como sendo homogeneamente distribuída em relação à profundidade, ou seja, a concentração do elemento não variava com a profundidade. A concentração dos elementos radioativos artificiais foi considerada como sendo exponencialmente decrescente com a profundidade (Moreira, 1990) (Jacob, et al., 1987) (Winkelmann, et al., 1988) (Amaral, et al., 1991). Nos casos em que a contaminação acabou de ocorrer por dispersão atmosférica, foi considerado que o material radioativo estava depositado na superfície do solo, como uma fonte planar.

Em 2002, Sachett, em sua tese de doutorado (Sachett, 2002), determinou a taxa de kerma⁶ no ar em localidades da região das areias monazíticas de Guarapari – ES, usando uma unidade móvel com um arranjo de dois detectores de grande volume (4l) de NaI(Tl). Neste trabalho, foi usado o Método de Monte Carlo para obter as curvas de resposta em função da energia dos fótons incidentes e para obter os fatores de conversão da resposta do detector para o valor da taxa de kerma no ar. A metodologia empregada

⁶ Taxa de kerma no ar é a soma das energias cinéticas iniciais de todas as partículas carregadas liberadas no ar pela radiação ionizante sem carga em um elemento com massa dm. (ICRU - International Commission on Radiation Units and Measurements, 2011).

para obtenção dos fatores de conversão e da resposta dos detectores está descrita por Conti et al. em sua tese de Doutorado (Conti, 1999), com o uso amplo do Método de Monte Carlo.

O relatório ICRU 53 (ICRU - International Commission on Radiation Units and Measurements, 1994), elaborado a partir do reconhecimento da crescente importância das medidas para determinação da contaminação de elementos radioativos após uma eventual liberação em um acidente, cobre os princípios básicos da espectrometria γ e da espectrometria gama *in situ*, discutindo as incertezas e o cálculo da eficiência de detecção para esses casos. O ICRU 53 trata ainda do uso da espectrometria γ em aeronaves para o mapeamento da distribuição de elementos radioativos naturais em grandes áreas e depois estende esta discussão para os elementos de fissão, possivelmente encontrados após a liberação em um acidente, como os de Chernobyl em 1986, Goiânia em 1987 e mais recentemente de Fukushima em 2011.

Em 2006, Salinas et al. publicaram dois trabalhos sobre a determinação de densidade efetiva e coeficiente de atenuação de massa em materiais de construção no Brasil e também sobre a determinação de fator de blindagem da radiação γ em construções tipicamente brasileiras (Salinas, et al., 2006) (Salinas, et al., 2006) (Salinas, 2006). Nestes trabalhos foram discutidos os fatores que influenciam as doses que a população está exposta em consequência de contaminação de superfícies urbanas. Ficou claro que o conhecimento preciso das características das construções tinha um papel determinante no cálculo da dose dentro das construções. Este trabalho explicita a importância do conhecimento das características dos materiais de construção e também da geometria da fonte.

Baseado nos trabalhos de Salinas et al., 2006, Moreira et al. (2010) propuseram o uso de um arranjo de quatro detectores para a avaliação da contaminação em ambientes urbanos, baseado no uso de redes neurais artificiais e simulação do transporte de fótons no ar usando o Método de Monte Carlo. Foram testadas diversas topologias diferentes de redes neurais artificiais para as energias de 662 keV, 1252 keV e 2615 keV. Concluindo-se que o uso de redes neurais artificiais previamente treinadas a partir de conjuntos de dados obtidos com o Método de Monte Carlo é adequado para determinar a contaminação em um ambiente urbano simples composto de três superfícies.

Um desdobramento do trabalho citado acima foi apresentado por Moreira et al (Moreira, et al., 2010) no “Technical Meeting on In-situ Methods for Characterization of Contaminated Sites” realizado pela International Atomic Energy Agency em Julho de 2010. Neste trabalho foi estudada a otimização do arranjo de detectores e também da geometria da blindagem. Um arranjo de três detectores em forma de T invertido foi proposto e testado. Foram ainda testadas diferentes espessuras de blindagens para o arranjo proposto no trabalho anterior com valores de 2,5 cm, 5 cm, 7,5 cm e 10 cm. Os conjuntos de dados para treinamento da rede neural artificial previamente escolhida no trabalho anterior foram também obtidos através de simulação do transporte de fótons com o Método de Monte Carlo. Neste trabalho concluiu-se que o arranjo de três detectores foi capaz de determinar adequadamente a contaminação em cada uma das superfícies. As configurações do arranjo de detectores com blindagem de chumbo de 5 cm e 7,5 cm de espessura mostraram resultados melhores.

Recentemente, Sinclair et al. e Saull et al. (Sinclair, et al., 2009) (Saull, et al., 2012) realizaram trabalhos usando um arranjo múltiplos de detectores em camadas para identificação da origem de uma fonte radioativa em um ambiente urbano dentro de uma edificação, e para suporte às ações de remediação de uma área após um incidente com contaminação. O trabalho se baseia na avaliação da mudança na forma do espectro Compton da radiação gama obtido devido à posição ou à distribuição de um elemento radioativo no cenário estudado. Nos dois trabalhos é usado um arranjo com cerca de cem detectores de radiação γ do tipo cintiladores dispostos em camadas de detecção direta dos fótons γ e de detecção dos fótons espalhados

Em 2010, Salgado et al. (Salgado, et al., 2009) propuseram uma nova metodologia para a identificação do regime de fluxo e fração em uma mistura de água, gás e óleo em sistemas multifásicos. O trabalho se baseou na avaliação da distribuição de energia dos espectros de duas fontes radioativas em dois detectores de NaI(Tl), estudando o feixe de fótons transmitido e o feixe de fótons espalhado ao atravessar um tubo com um sistema multifásico. O Código de Monte Carlo MCNP-X foi usado para simular todo o sistema e obter os dados de radiação transmitida e espalhada e uma rede neural artificial foi usada para inferir o comportamento do sistema para diversas misturas de água, gás e óleo e para diferentes regimes de fluxo em um tubo.

2.2. Interação da radiação com a matéria

Este trabalho estuda a contaminação de superfícies urbanas após uma eventual liberação de material radioativo no meio ambiente. O sistema proposto neste trabalho utiliza detectores de radiação γ do tipo cintilador de NaI(Tl) para quantificar a presença de elementos radioativos em superfícies urbanas. Para uma adequada compreensão dos fenômenos envolvidos na detecção de radiações γ , descreveremos a seguir os mecanismos de interação da radiação γ com a matéria, o coeficiente de atenuação linear da radiação γ , o princípio de detecção da radiação γ e o detector de NaI(Tl).

A radiação γ , é uma radiação indiretamente ionizante, com característica de uma onda eletromagnética, sem carga elétrica e com massa de repouso igual a zero. Devido a ausência de carga e de massa de repouso, as radiações γ podem penetrar em um determinado meio, por exemplo, o ar por grandes distâncias antes que a primeira interação com a matéria ocorra. Embora sejam conhecidos diversos processos de interação da radiação γ com a matéria, somente três desses processos são de maior importância na detecção dos fótons: o efeito Compton, o efeito fotoelétrico, e a produção de pares. No efeito fotoelétrico a energia do fóton incidente é totalmente absorvida pela matéria, no efeito Compton o fóton deixa parte de sua energia e é desviado de sua trajetória com a energia restante. Na produção de pares, a energia do fóton também é totalmente absorvida pela matéria com a emissão de um par elétron-pósitron (Knoll, 1979) (Tauhata, et al., 2003).

2.2.1. O Efeito Fotoelétrico

Neste processo de interação do fóton com um átomo do meio, toda a energia do fóton é absorvida pelo átomo e liberada através da ejeção de um elétron das camadas de valência química mais internas e de maior energia de ligação. O elétron desta camada é ejetado com uma energia cinética E_{e^-} equivalente à diferença entre a energia do fóton incidente $h\nu$ e a energia de ligação E_l da camada de onde o elétron foi retirado.

$$E_{e^-} = h\nu - E_l$$

Após a ejeção do elétron da sua camada de valência, uma lacuna é imediatamente criada naquela camada que pode ser preenchida por um elétron livre do meio ou pela captura de um elétron de outra camada de valência. Neste eventual

processo de captura de um elétron de uma camada de valência com energia de ligação mais baixa pode se observar a emissão de raios-X característicos. Eventualmente, um elétron Auger pode ser emitido do núcleo do átomo como forma de liberar a energia de excitação do átomo.

O efeito fotoelétrico é predominante para fótons de baixa energia e para materiais de número atômico elevado.

2.2.2. O Efeito Compton

Este efeito, também conhecido como espalhamento Compton, ocorre entre o fóton incidente e um elétron do meio, chamado de elétron de recuo. Este é o tipo de interação predominante entre um fóton incidente e a matéria. No efeito Compton, o fóton incidente transfere parte de sua energia a um elétron do material e é desviado de sua trajetória original por determinado ângulo de espalhamento. Quanto maior o ângulo de espalhamento, maior a fração de energia transferida do fóton para o elétron de recuo.

A energia do fóton espalhado $h\nu'$ pode ser obtida pela aplicação das equações de conservação de momento e de energia em função do ângulo de espalhamento θ e da energia $h\nu$ do fóton incidente. E energia de repouso do elétron é m_0c^2 que equivale a 511 keV, onde c é a velocidade da luz e m_0 a massa de repouso do elétron. A equação que descreve a energia do fóton espalhado (Knoll, 1979) é:

$$h\nu' = \frac{h\nu}{1 + \frac{h\nu}{m_0c^2} (1 - \cos\theta)}$$

2.2.3. A produção de pares

Nas energias superiores a 1022 keV, equivalente a duas vezes a energia de repouso de um elétron, começa-se a observar o efeito de produção de pares. Este efeito é predominante para fótons com altas energias e ocorre quando esses fótons passam perto de núcleos de átomos com elevado número atômico e interagem com o forte campo elétrico nuclear. O fóton incidente é totalmente absorvido e é criado um par elétron-pósitron com a energia cinética excedente do fóton (Tauhata, et al., 2003), conforme:

$$\gamma \rightarrow e^{-} + e^{+} + \text{energia cinética}$$

A energia cinética das duas partículas é transferida para o meio. O pósitron e um elétron do meio interagem e se aniquilam, dando origem a dois fótons com energia de 511 keV. Esses fótons originados podem interagir com o meio ou então atravessá-lo. Este fenômeno pode ser percebido em espectros de radiação γ e são chamados de picos de simples e de duplo escape. Eles aparecem nos espectros gerados pelo Método de Monte Carlo para os fótons com energia de 2615 keV.

2.2.4. Coeficiente de Atenuação linear da radiação γ

A radiação γ não possui massa e nem carga elétrica e se propaga em forma de onda eletromagnética, sendo, portanto, muito penetrante. Quando um feixe de fótons (raios X ou γ) atinge a matéria uma fração desse feixe é espalhada, outra fração é absorvida, de acordo com os processos descritos anteriormente e, outra fração do feixe incidente atravessa a matéria sem interagir e sem perder energia. Observa-se que a fração do feixe que atravessa o meio sem interagir decai exponencialmente, e é descrita pela equação (Tauhata, et al., 2003) abaixo:

$$I = I_0 \times e^{-\mu x}$$

Onde:

I – Intensidade do feixe de fótons transmitido;

I_0 – Intensidade inicial do feixe de fótons;

μ – coeficiente de atenuação linear; e

x – distância do fóton emitido ao detector.

2.2.5. O princípio de detecção da radiação γ e o detector de NaI(Tl)

A detecção de uma partícula é baseada na interação deste com a área sensível de um detector e na conversão da energia depositada pelo fóton no detector em um pulso elétrico, para que seja possível determinar também a energia do fóton incidente. Nos detectores de radiação a quantidade dos pulsos elétricos produzidos pela radiação incidente é usada para determinar o número de fótons que foi emitido pela fonte radioativa. A quantidade de carga, amplitude do pulso elétrico produzido ou a quantidade de luz produzida nos diferentes tipos de detectores deve fornecer informação

sobre a quantidade de energia da radiação incidente. Alguns detectores não fornecem informações sobre a energia da radiação incidente, como é o caso dos detectores a gás do tipo do tipo Geiger Müller onde a quantidade de carga elétrica gerada é sempre a mesma, independente da energia da radiação incidente.

Os detectores do tipo cintilador ainda são, mesmo com o advento dos detectores do tipo semicondutores, os mais usados para a detecção e espectroscopia da radiação γ . Os detectores cintiladores, onde o processo fundamental de produção de luz é a fluorescência, são classificados em orgânicos, como o antraceno, e inorgânicos como o NaI(Tl), CsI e o LaBr₃. Os orgânicos tem uma resposta bem rápida à radiação incidente, mas emitem uma quantidade baixa de luz, sendo os mais indicados para detecção da radiação β e de nêutrons rápidos, em função da presença do hidrogênio na sua composição. Os detectores cintiladores inorgânicos emitem uma maior quantidade de luz linearmente proporcional à energia da radiação incidente, mas apresentam uma resposta mais lenta. Esses detectores são considerados os mais indicados para a detecção da radiação γ , em função de seu número atômico maior.

Knoll (Knoll, 1979) nos ensina que os detectores do tipo cintiladores devem possuir as seguintes propriedades:

- Alta eficiência de conversão da energia cinética das partículas carregadas devido à interação da radiação γ com o cristal cintilador em luz detectável;
- A quantidade de luz produzida deve ser proporcional à energia da radiação γ depositada no detector na maior faixa de energia possível, ou ao menos na faixa de energia de interesse de alguns keV até 3 MeV;
- O cristal cintilador deve ser transparente, permitindo a coleta adequada da luz produzida;
- O tempo de decaimento da cintilação induzida deve ser pequeno para permitir que pulsos elétricos rápidos possam ser produzidos ao se coletar a luz;

Os detectores de NaI(Tl), que usam o processo de cintilação para detectar a radiação γ , escolhidos para uso neste trabalho, atendem adequadamente a maior parte dos critérios acima e podem ser facilmente obtidos comercialmente nas geometrias simuladas. Podemos citar ainda os detectores de Brometo de Lantânio (LaBr₃) e de

Iodeto de Césio (CsI) que poderiam ser usados e usam os mesmos processos para a detecção da radiação γ , ou seja cintilação.

2.3. Método de Monte Carlo – introdução ao código MCNP5

O método de Monte Carlo é um método estatístico que usa números aleatórios ou pseudoaleatórios para realizar simulações estatísticas de um determinado fenômeno físico. Este método é particularmente indicado em situações onde não é possível se obter a solução analítica para um determinado problema físico, ou que a sua solução implica em uma modelagem matemática complexa. No caso em estudo, as frações de contaminação depositadas em cada superfície após uma eventual liberação de materiais radioativos no meio ambiente dependeria de conhecimento prévio de condições micro climáticas locais, das características de cada um dos materiais de revestimento de cada superfície onde se deseja obter a informação de contaminação e ainda do modelo de dispersão atmosférica e de deposição, entre outros. Como dito anteriormente, não encontramos na literatura modelos analíticos que descrevam esse cenário com o nível de detalhe necessário para determinar a contaminação em cada uma das superfícies, mesmo considerando a simplicidade do cenário deste estudo.

O Método de Monte Carlo se baseia em leis de probabilidade e estatística para estudar um determinado fenômeno físico, enquanto que o método determinístico consiste na solução de um sistema de equações diferenciais, após a discretização das variáveis. Para que seja possível realizar a simulação de um determinado processo físico, o único requisito é que o fenômeno possa ser descrito por funções de probabilidade. No caso do transporte de radiação, podemos entender o processo físico como sendo a propagação de um conjunto de partículas cuja direção e energia são modificadas aleatoriamente após cada colisão. O valor médio do comportamento dessas partículas representa a densidade de partículas e corresponde à solução determinística da equação de Boltzman (Kremer, 2005).

2.4. Redes Neurais Artificiais

As redes neurais artificiais podem ser entendidas como um sistema computacional baseado no funcionamento dos neurônios do cérebro humano. Na solução de problemas baseada em redes neurais artificiais, composta de neurônios artificiais, não existe uma apresentação formal do problema físico a ser resolvido pelo

sistema computacional. Em vez disso, um conjunto de dados de entrada e saída é apresentado a essa rede neural artificial para que ela aprenda o padrão deste conjunto de dados. As redes neurais artificiais simulam o funcionamento do cérebro humano, se reorganizando e aprendendo de acordo com a experiência adquirida pelos exemplos a que a rede é exposta.

De acordo com Haykin (Haykin, 1999) uma rede neural artificial é um complexo sistema de processamento paralelo distribuído feito de unidades simples de processamento, com uma propensão natural a armazenar o conhecimento adquirido e torná-lo disponível para uso. As redes neurais artificiais se assemelham ao cérebro humano em dois aspectos:

- O conhecimento é adquirido pela exposição da rede ao meio ambiente através de um processo de aprendizado;
- As forças de conexão entre os neurônios são usadas para armazenar o conhecimento adquirido.

As primeiras pesquisas para o desenvolvimento de um modelo computacional baseado no comportamento dos neurônios do cérebro humano começaram por volta de 1940. Em 1943 McCulloch e Pitts (McCulloch, et al., 1943) elaboram e apresentaram um modelo matemático simples para o neurônio. Essa pesquisa tinha como foco entender como o cérebro humano era capaz de produzir estruturas baseado no uso de muitas células interconectadas, os neurônios.

Donald Hebb (Hebb, 1949) desenvolveu a Teoria do Aprendizado Neural, publicada no livro *The Organization of Behavior: A Neuropsychological Theory*. Hebb baseou sua teoria na observação das ligações sinápticas⁷ entre os neurônios e apresentou o seu postulado de aprendizagem para as redes neurais, que diz que a eficiência de uma sinapse variável entre dois neurônios é aumentada pela ativação repetida de um neurônio, causada pelo neurônio ligado por aquela sinapse.

Em 1958 Rosenblatt introduziu o conceito de perceptron (Rosenblatt, 1958) que adicionava ao modelo de McCulloch-Pitts uma série de preprocessadores com a função de associação e com capacidade de detectar determinados padrões, ou seja, era capaz de

⁷ Ligações sinápticas são estruturas funcional e estruturalmente elementares que mediam a interação entre os neurônios. (Haykin, 1999)

resolver problemas simples de classificação de padrões. O perceptron é considerado a primeira RNA descrita por um algoritmo computacional. Este trabalho acabou por dar origem ao livro publicado em 1962 (Rosenblatt, 1962).

Em 1959, Widrow apresentou um trabalho sobre elemento linear adaptativo conhecido como ADALINE (Widrow, 1959), constituído de uma rede neural artificial de uma camada, que deu origem ao primeiro uso de um sistema computacional baseado em RNA. Este desenvolvimento foi baseado no trabalho inicial de McCulloch e Pitts. O ADALINE foi usado em um filtro adaptativo digital para eliminação de ecos em telefonia.

Em 1982, Hopfield apresentou o modelo de rede adaptativa para memórias associativas (Hopfield, 1982), baseado na capacidade do cérebro humano de lembrar por associação. Um determinado item previamente armazenado pode ser recuperado através da apresentação de uma parte ou de uma aproximação do conteúdo completo.

Em 1986 surgiram as redes MLP – *Multi Layer Perceptron* e o algoritmo de treinamento e aprendizado de retropropagação – *backpropagation* (Rumelhart, et al., 1986). As redes MLP são RNA que apresentam diversas camadas de neurônios interligadas, sendo uma das mais comuns à rede de três camadas: Uma camada de neurônios de entrada, uma camada de neurônios de saída e uma camada intermediária de neurônios, ou escondida.

Em 1999, em segunda edição, o Prof. Simon Haykin publicou o seu livro *Neural Networks – A Comprehensive Foundation*, que, pelo amplo e profundo tratamento que dá a este tema, passou a servir de base teórica para grande dos estudos sobre redes neurais artificiais.

2.4.1. O neurônio artificial

A unidade básica de processamento de uma rede neural artificial é neurônio artificial. O primeiro modelo matemático do Neurônio foi elaborado por McCulloch-Pitts. Neste modelo, o neurônio executa uma determinada função lógica e é composto por diversas conexões lógicas de entrada que transmitem exclusivamente zeros ou uns. Essas conexões não possuem peso e podem ser do tipo excitatórias x_i ou inibitória y_j . O neurônio possui um limiar θ a partir do qual uma saída é produzida (Fig. 2.1).

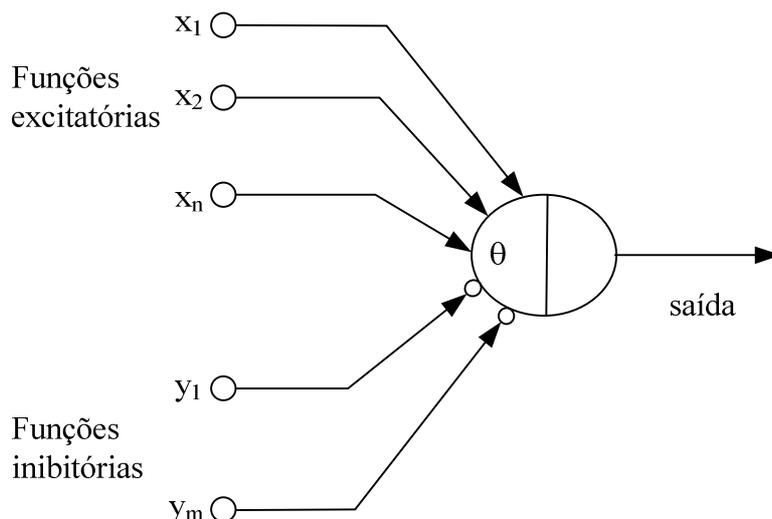


Figura 2.1 – Modelo matemático do neurônio de McCulloch-Pitts.

A regra de funcionamento deste neurônio se baseia nos valores de entrada e saída das i conexões excitatórias e das j conexões inibitórias e no valor do limiar. Caso alguma conexão inibitória apresente valor igual a um, a saída é inibida. Caso contrário, avalia-se o somatório das conexões excitatórias e compara-se com o valor de limiar θ . Se $\sum x_i \geq \theta$ então a saída é igual a 1, o que equivale ao disparo do neurônio. Caso contrário, se $\sum x_i < \theta$ então a saída é igual a 0 (Figura 2.2).

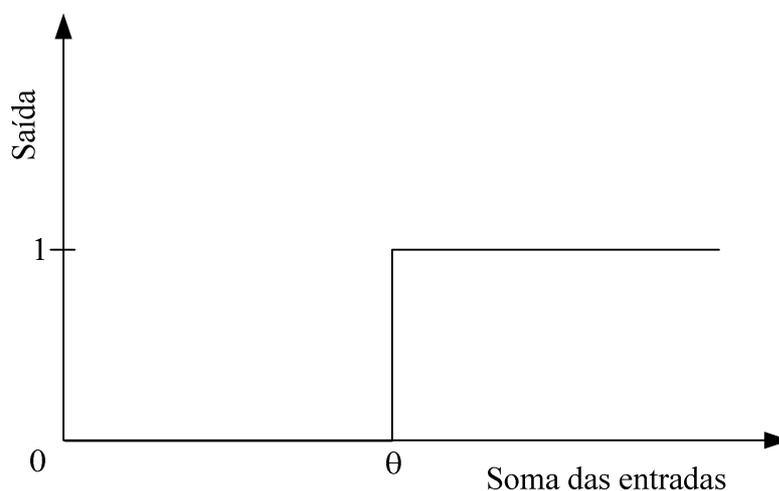


Figura 2.2 – Gráfico da regra de funcionamento do neurônio de McCulloch-Pitts.

As principais partes de um neurônio genérico de uma rede neural artificial são: as conexões de entrada ou sinapses com pesos associados de modo a reforçar ou diminuir a importância daquela sinapse no disparo do neurônio, a junção somadora das entradas e uma função de ativação da saída. Na figura 2.3 vemos uma representação

esquemática deste neurônio. O limiar ou bias, como descrito anteriormente, pode ser representado como uma entrada de valor igual a 1 e um peso para aumentar ou diminuir a importância das somas das entradas na ativação ou disparo do neurônio.

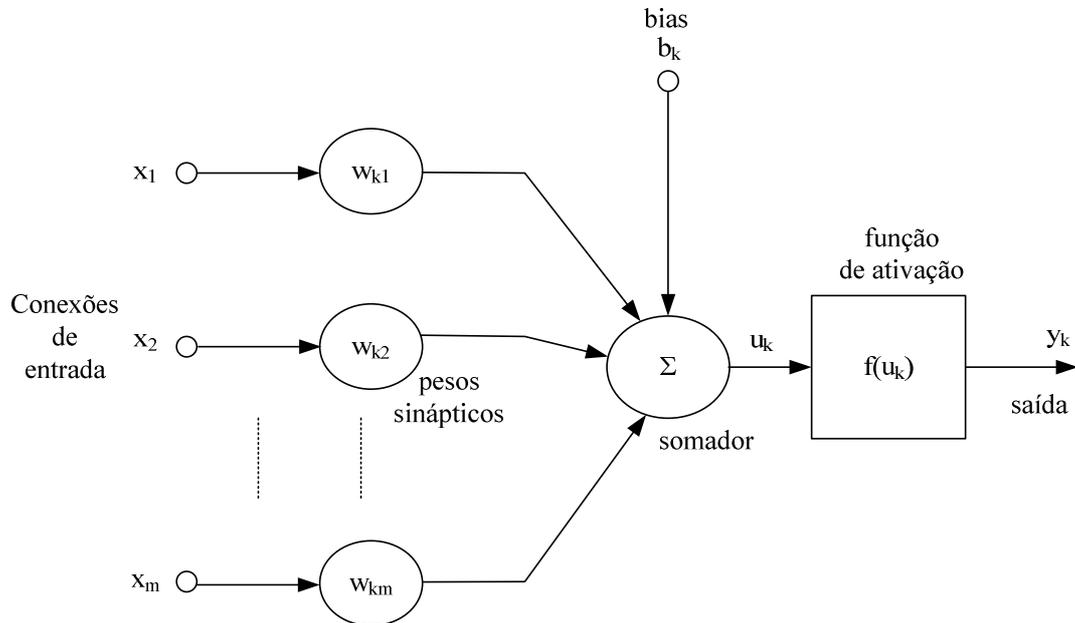


Figura 2.3 – Representação esquemática de um neurônio k genérico.

Baseado no esquema da figura 2.3, podemos expressar a saída do y_k do neurônio k com função de ativação $f(u_k)$, com i entradas x_i , onde a bias b_k é também considerada uma entrada como:

$$y_k = f(u_k) = f(\sum_i x_i \cdot w_{ki})$$

No modelo proposto por McCulloch-Pitts, a função de ativação era a função degrau, que assumia valores zero ou um. Na maioria dos casos é necessário o uso de funções um pouco mais complexas, tais como: linear, sigmoide ou logística, gaussiana, entre outras. A função gaussiana, por exemplo, reforça o aprendizado na região central dos valores dos conjuntos de dados. A função sigmoide adiciona alguma não linearidade à função linear (Figura 2.4). O neurônio de McCulloch-Pitts com uma função de ativação não linear é conhecido como *perceptron*.

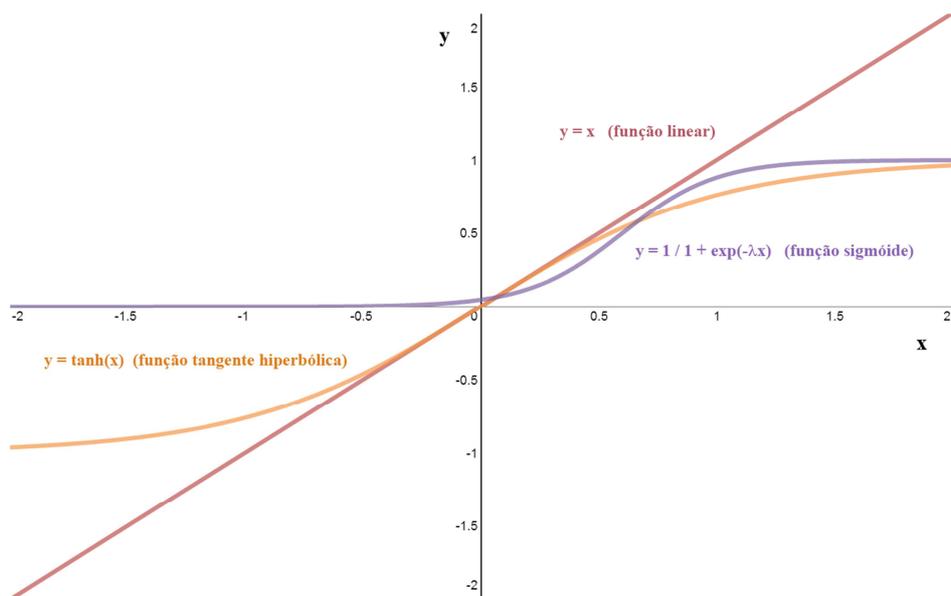


Figura 2.1 – Exemplos de funções usadas como funções de ativação nas redes neurais.

2.4.2. As redes *feedforward* e as redes recorrentes

Existem basicamente dois modelos para as redes neurais artificiais: as redes diretas ou do tipo *feedforward*, onde o fluxo de dados é sempre em direção aos neurônios de saída da RNA e as redes do tipo *feedback* ou recorrentes, onde parte do valor de saída, ou de ativação, do neurônio é reinserido como uma das entradas da rede neural. As redes diretas ou do tipo *feedforward* podem ser compostas de somente uma camada de neurônios ou de múltiplas camadas, com uma camada de entrada, com o número de neurônios igual à dimensão do vetor de entrada, uma ou mais camadas de neurônios internos, também citadas como escondidas ou ocultas, responsável pela percepção das características do conjunto de dados, e por uma camada de neurônios de saída, em um número igual à dimensão do vetor de saída.

2.4.3. O processo de treinamento das redes neurais

Existem dois modelos de treinamento das redes neurais artificiais. O aprendizado supervisionado e o aprendizado não supervisionado.

No aprendizado supervisionado a rede é previamente treinada através da apresentação de exemplos de dados de entrada e saída. Este modo de treinamento produz RNA com capacidade de classificar padrões, fazer previsões e até tomar

decisões baseadas em padrões diferentes daqueles que foram apresentados durante a fase de treinamento. Essencialmente, elas fornecem a resposta mais adequada baseada nos padrões apresentados e aprendidos. Durante o aprendizado supervisionado de uma rede neuronal artificial é apresentado para a rede neural um número grande de dados corretos de classificação ou previsão para que ela aprenda os padrões de classificação ou previsão.

As redes neurais com aprendizado não supervisionado são capazes de classificar padrões em categorias sem que tenham sido previamente apresentados casos reais ou corretos. Neste caso, as redes neurais artificiais classificam os padrões através de agrupamento por proximidade em um espaço n dimensional, onde n é o número de entradas. É necessário que se informe o número de categorias para a rede, que então fará o agrupamento nestas categorias. Nem sempre se obtém êxito em separar os dados no número de categorias informado. (Kohonen, 1982)

2.4.4. Algoritmos de aprendizado

O aprendizado consiste na atribuição de pesos às ligações sinápticas com valores apropriados, para produzir o conjunto de saídas desejadas consistentes com o intervalo de erro estabelecido (Freman, et al., 1992). Desta forma, o processo de aprendizado consiste na obtenção de um conjunto de pesos baseado na aplicação de uma regra que defina esta aprendizagem – algoritmo de aprendizado (Masson, et al., 1990). O conceito de aprendizado para redes neurais artificiais é definido por Carbonell como a habilidade de realização de novas tarefas que não foram apresentadas anteriormente, ou melhorar o resultado para outras que já haviam sido apresentadas, como resultado do processo de aprendizado (Carbonell, 1990).

Levando em conta que o conhecimento das redes neurais está armazenado nas suas sinapses, o processo de aprendizagem consiste da alteração dos pesos dessas sinapses. Na fase de aprendizado, uma parte do conjunto de dados deve ser separada para o treinamento e outra para verificação e testes. A apresentação do conjunto de dados à rede neural durante a fase de treinamento deve ser feita repetidamente e de modo aleatório para que a rede não “decore” os dados. A correção dos pesos pode ser feita a cada apresentação de um exemplo, usando o conjunto de dados de verificação, ou então ao fim da apresentação de todo o conjunto de dados que se chama de ciclo ou época.

Existem vários algoritmos para o aprendizado das redes neurais, que diferem na forma como o peso de cada sinapse é alterado. Para as redes com aprendizado supervisionado, a regra básica ou algoritmo para o aprendizado das redes neuronais é a regra de Hebb e as demais podem ser consideradas como variações desta primeira, tal como a regra Delta.

Regra de Hebb

A regra de Hebb, descrita no livro “The organization of Behavior” de 1949 (Hebb, 1949) está baseada na ideia de que, como já dito, a eficiência de uma sinapse variável entre dois neurônios é aumentada pela ativação repetida de um neurônio, causada pelo neurônio ligado por aquela sinapse, ou seja, “ Se um neurônio B é repetidamente estimulado por outro neurônio A, ao mesmo tempo em que ele está ativo, ele ficará mais sensível aos estímulos de A, e a conexão sináptica de A para B será mais eficiente. Deste modo, A achará mais fácil estimular B para produzir uma saída.”

Hebb teorizou que a área da junção entre o axônio de um neurônio e o dendrito do neurônio seguinte, a sinapse, aumenta. Este conceito está presente em vários modelos de redes neurais. (Hebb, 1949)

A variação do peso sináptico w_{ij} entre os neurônios i e j é dada por

$$w_{ij} = \lambda a_i a_j,$$

onde λ representa a taxa de aprendizado, e a_i e a_j representam as ativações dos neurônios i e j .

Regra delta generalizada

A regra Delta é baseada na aprendizagem por correção de erro. Nesta regra, o sinal de saída y_k de um neurônio k é comparado à resposta desejada d_k no mesmo instante n produzindo o sinal de erro e_k . Desta forma, podemos dizer que:

$$e_k = d_k - y_k.$$

Uma vez obtido esse sinal de erro, os ajustes são obtidos através da minimização de uma função de erro ou de custo E , descrita como:

$$E = \frac{1}{2} e_k^2.$$

A minimização da função E foi apresentada por Widrow e é referida como regra Delta (Adaptative switching circuits, 1960). Em síntese, a regra Delta pode ser descrita como um ajuste feito a um peso sináptico proporcional ao valor do erro observado entre a saída obtida e desejada.

Na equação abaixo, que descreve como é ajustado o peso w após $n+1$ épocas decorridas, observa-se como o fator de aprendizado η é usado no cálculo do peso.

$$w(n+1) = \eta \cdot \Delta w(n) + w(n),$$

onde $\Delta w(n)$ é o resultado da minimização da função E .

Retropropagação

Durante muito tempo não existia um algoritmo eficiente para treinar RNA de múltiplas camadas. As redes com uma única camada eram limitadas nos problemas que poderiam representar. O algoritmo de retropropagação dos erros fez ressurgir o interesse pelas redes neurais artificiais (Masson, et al., 1990). A descoberta por vários autores de um eficiente método para o treinamento de redes neurais artificiais multicamada foi determinante na retomada do uso das RNA como uma ferramenta matemática para a solução de diversos problemas (Rumelhart, et al., 1986) (McClelland, et al., 1988). Esse método foi chamado de Retropropagação da Regra Delta Generalizada. As RNAs treinadas na retropropagação de erros se mostraram adequadas para resolver problemas em diversas áreas. O objetivo ao se treinar uma rede neural artificial multicamada é obter um balanço entre a memorização e a generalização, que são respectivamente a capacidade de responder precisamente aos padrões apresentados e a capacidade de responder adequadamente a padrões similares àqueles apresentados na fase de treinamento (Fausett, 1994).

O treinamento de RNA multicamadas usando o algoritmo de retropropagação de erros envolve duas etapas bem distintas: a apresentação do conjunto de dados à RNA repetidamente e de forma aleatória, incluindo o cálculo dos pesos sinápticos até o neurônio de saída, e a etapa da retropropagação dos erros desde o neurônio de saída até

o neurônio de entrada, através de todas as camadas com o consequente reajuste dos pesos baseados na retropropagação.

Através da retropropagação, as camadas ocultas na redes neurais artificiais multicamadas são encadeadas com as camadas anteriores e com as subsequentes, com todos os neurônios da rede tendo os seus pesos modificados com base no valor mínimo obtido para a função custo para todo o espaço de valores de peso.

CAPÍTULO III

3. METODOLOGIA

A seguir será apresentada a metodologia utilizada para teste e otimização do sistema proposto de múltiplos detectores de NaI(Tl) para medidas de contaminação radioativa em superfícies urbanas, incluindo a escolha inicial do arranjo de detectores, a geometria do ambiente urbano usada, a otimização do arranjo experimental com relação ao número de detectores e com relação à espessura da blindagem usada, a extensão do estudo à faixa de energia de interesse, a descrição dessas diferentes geometrias representadas no código MCNP5, e a escolha das topologias das diversas redes neurais artificiais a serem usadas neste estudo.

3.1. Arranjo de detectores e a geometria simulada na fase de demonstração de conceito e de extensão para toda a faixa de energia

Neste trabalho foi estudada a contaminação usando uma geometria simples para simular um ambiente urbano, composta de uma rua típica de 10 m de largura (incluindo as calçadas) e um muro de 5 m de altura de cada lado (Figura 3.1). A extensão da rua e dos muros usados no problema foi de 10 m para a superfície das paredes e da rua.

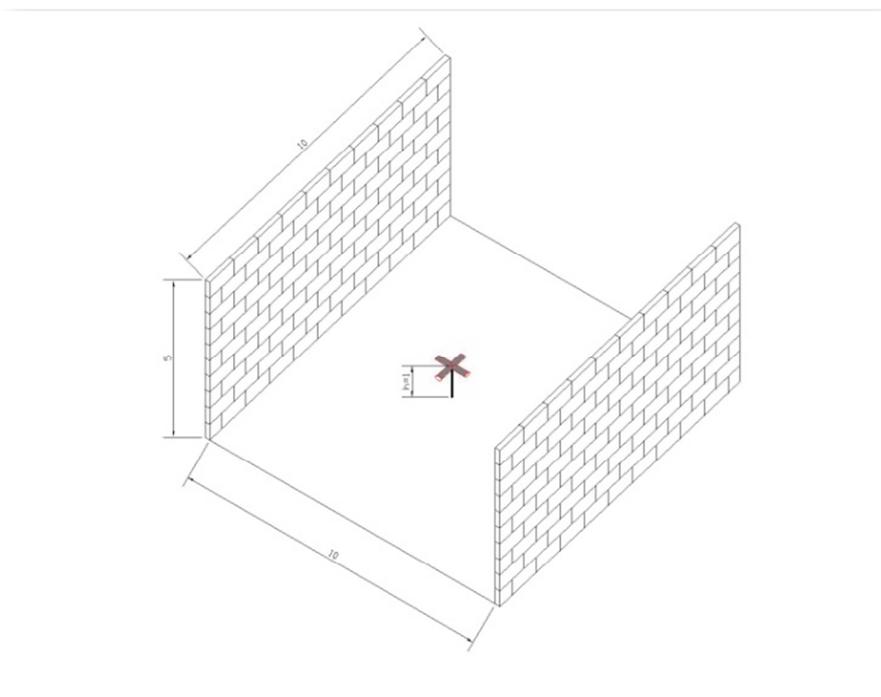


Figura 3.1 – Arranjo experimental mostrando a disposição em cruz dos detectores em um ambiente urbano simples.

Esses valores foram escolhidos levando em conta que somente uma pequena contribuição dos fótons que atingem o detector tem sua origem em distâncias superiores a 10 m para a energia de 662 keV (Moreira, 1990). Considerando o coeficiente de atenuação linear para o ar seco e para a energia de 2,5 MeV igual a aproximadamente $2.5 \times 10^{-3} \text{ m}^{-1}$, baseado nos valores de densidade do ar igual a $1,2041 \times 10^3 \text{ g.m}^{-3}$ (ISO - International Organization for Standardization, 1975) e do coeficiente de atenuação de massa de $2 \times 10^{-6} \text{ m}^2.\text{g}^{-1}$ (Hubbell, et al., 2004), a atenuação do feixe de fótons com energia de 2.5 MeV originados a 10 m ou mais de distância, calculado pela equação para atenuação linear de um feixe de fótons, é de cerca de 2 %.

O arranjo inicialmente proposto foi testado na primeira fase do trabalho para as energias de 662 keV, 1252 keV e 2615 keV, que são representativas da faixa de interesse para medidas de radiação gama e características dos seguintes elementos radioativos: ^{137}Cs , ^{60}Co (energia média dos dois fótons com maior abundância com energias de 1173 keV e 1332 keV) e do ^{208}Tl . Este arranjo experimental dos detectores-alvo em forma de cruz é mostrado na Figura 3.2(a). A área em cinza representa a blindagem de chumbo. Foi colocado um detector voltado para cada uma das paredes com uma blindagem cilíndrica de 5 cm de chumbo como na Figura 3.2(b). A região voltada para a parede não foi blindada. Outros dois detectores foram colocados com blindagem semicilíndrica combinada com dois paralelepípedos como na Figura 3.2(c). A região desses detectores voltada para o solo não foi blindada. O projeto da geometria de blindagem do arranjo de quatro detectores teve como principal objetivo aumentar o número de fótons que atingem o detector-alvo, originados na superfície para a qual está orientado e, ainda, diminuir a influência dos fótons originados nas outras superfícies que também atingem este detector. Para isto, os detectores que estão orientados para as paredes receberam blindagens cilíndricas de chumbo com 5 cm de espessura de parede. Os topos desses detectores ficaram sem nenhuma blindagem, como pode ser visto nas Figuras 3.2(a) e 3.2(b), para permitir a maior eficiência para os fótons oriundos nas paredes. Os dois detectores cuja área de interesse é o solo receberam uma blindagem semicilíndrica, em forma de U com a parte aberta da blindagem voltada para o solo, como pode ser visto nas Figuras 3.2(a) e 3.2(c).

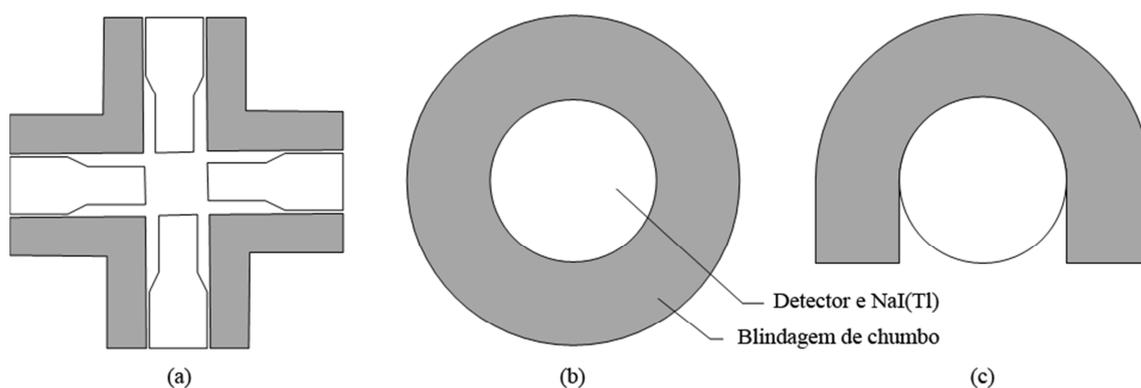


Figura 3.2 – Arranjo experimental dos 4 detectores de NaI(Tl) a 1 m de altura do solo. No item (a) é mostrado o arranjo dos quatro detectores, no item (b) é mostrado o diagrama da blindagem dos detectores voltados para as paredes e no item (c) é mostrado o diagrama para os detectores voltados para o solo.

3.2. Otimização do arranjo experimental

O objetivo desta fase do trabalho é a avaliação de diferentes arranjos com relação à facilidade de manuseio e diminuição de peso. Para esta avaliação, propôs-se a redução do número de detectores para três e a variação da espessura da blindagem de chumbo para os valores de 2,5 cm, 5 cm, 7,5 cm e 10 cm. Em todos os casos estudados, todo o processo de obtenção dos conjuntos de dados para treinamento e verificação das RNA e o treinamento das RNA foi refeito.

Para o estudo da simplificação do número de detectores, um novo arranjo de 3 detectores o em forma de um T invertido foi simulado usando o MCNP5, onde um detector ficou voltado para cada parede e um terceiro detector ficou voltado para o solo.

O arranjo em forma de T invertido está representado esquematicamente na Figura 3.3 (a), onde se tem uma vista de um corte paralelo ao plano do solo (vista de topo), e na Figura 3.3 (b), onde se mostra a vista de um corte paralelo ao plano das paredes (Moreira, et al., 2010).

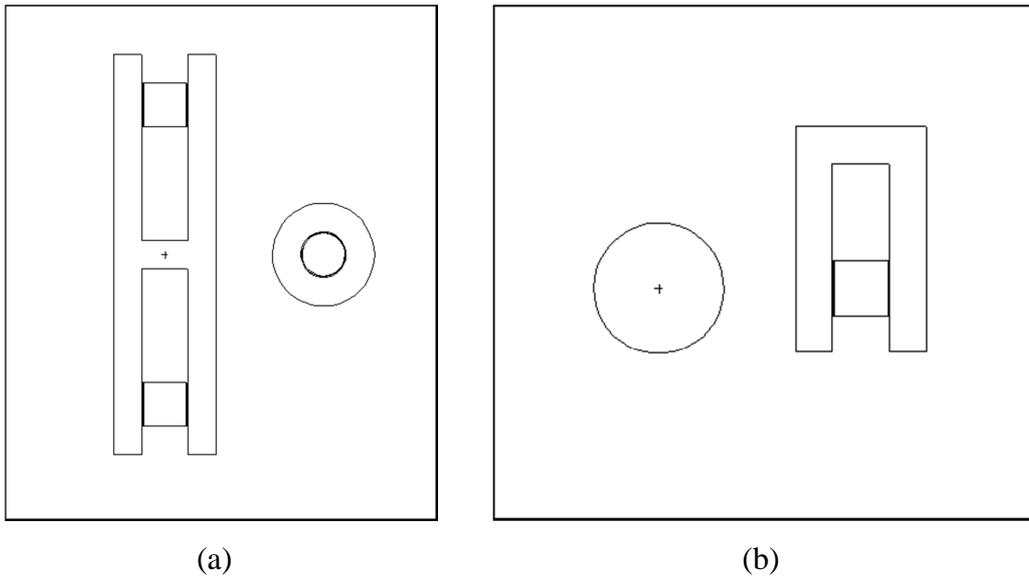


Figura 3.3 – Visão esquemática do arranjo de três detectores de NaI(Tl). A figura (a) apresenta uma vista de topo de um corte do arranjo e a figura (b) apresenta a vista de um corte vertical do arranjo, paralelo às paredes do ambiente.

Como no caso do arranjo inicial, o arranjo foi projetado com o objetivo de aumentar o número de fótons que atingiam os detectores oriundos das direções não blindadas de cada um dos detectores e, diminuir a contribuição dos fótons oriundos das outras áreas.

3.3. Extensão do trabalho para a faixa de energia de interesse

Para que fosse demonstrada a adequação da metodologia proposta para a determinação da contaminação em ambientes urbanos, foi necessário que os testes iniciais feitos para as energias γ de 662 keV, 1252 keV e 2615 keV fossem estendidos para toda a faixa de energia de interesse. Essa faixa de interesse foi considerada como de 0 a 3000 keV. Essa faixa foi subdividida em intervalos de 50 keV até a energia de 250 keV e em intervalos de 250 keV para o restante da faixa de energia. Cada intervalo de energia foi representada pela energia mais alta deste intervalo. Essa extensa faixa de energia leva em conta desde os valores mínimos de energia de cerca de 10 eV para que a radiação γ seja considerada como suficiente para produzir ionizações em materiais típicos (Knoll, 1979).

A escolha do valor superior da faixa de energia de interesse levou em conta os elementos radioativos das séries do U e do Th, e o ^{40}K , que são normalmente

encontrados no meio ambiente devido às suas meias-vidas⁸ extremamente longas (mais de um bilhão de anos), e os elementos de fissão e ativação que podem ser encontrados no meio ambiente após uma liberação ou dispersão de elementos radioativos devido a um eventual acidente radiológico.

A maior parte dos elementos radioativos, esperados após uma eventual liberação tem sua origem na fissão do ^{235}U , chamados de fragmentos de fissão. Esses fragmentos são muito instáveis, com seu núcleo possuindo excesso de nêutrons, e o seu decaimento se dar por emissão de partícula β . Segundo Knoll (Knoll, 1979), a faixa de energia onde ocorre a maioria das emissões de raios γ com origem em decaimento β vai de 0 a 2,8 MeV. A energia do fóton emitido pelo decaimento do ^{40}K é de 1,5 MeV e as energias dos fótons com maior abundância emitidos pelos elementos das séries do U e do Th estarem na faixa de 0,20 a 2,6 MeV (Lovborg, et al., 1975). Desta forma, a faixa de energia de 0 a 3 MeV inclui os fótons dos elementos radioativos que se desejaria medir.

Nesta fase do trabalho, foi usado o arranjo inicial de 4 detectores para determinar a contaminação em cada uma das superfícies simuladas. Analogamente às fases anteriores, para cada um dos intervalos de energia escolhidos para testar a resposta do arranjo experimental, foi obtido um conjunto de dados de treinamento, e dois conjuntos de dados de produção. O primeiro conjunto de dados de produção foi produzido com valores aleatórios de concentração em cada uma das três superfícies dentro da faixa de valores usada para os dados de treinamento. O segundo conjunto de dados também foi produzido com valores aleatórios de concentração em cada uma das três superfícies, porém com dados dentro e fora da faixa de valores usada para o conjunto de dados de treinamento.

3.4. Descrição das geometrias propostas usando o MCNP5

Para a obtenção de um conjunto de dados para treinamento das redes neurais artificiais, usou-se o Código MCNP5 – Monte Carlo N-Particle Code criado pelo Los Alamos National Laboratory (X-5 Monte Carlo Team - LANL, 2003) (Kalos, et al.,

⁸ Meia-vida de um elemento radioativo é o intervalo de tempo necessário para que a metade dos átomos de um elemento radioativo decaiam. (Tauhata, et al., 2003)

1986) (Rubinstein, 1981). As técnicas de Monte Carlo simulam o transporte de fótons ou partículas, acompanhando suas trajetórias individuais, com base nos processos de interação destes com a matéria. Esta técnica usa a geração de números pseudoaleatórios para simular a distribuição probabilística observada nos diferentes processos físicos envolvidos. Devido às grandes dimensões dos ambientes simulados e da dimensão relativamente pequena dos detectores-alvos, é necessária a simulação de um grande número de histórias para que se obtenha um número de fótons que atinge o detector com um erro associado aceitável (Rubinstein, 1981) (Salinas, 2006) (Salinas, et al., 2006). O MCNP5 trata o caminho percorrido pela partícula ou pelo fóton desde a sua origem até o detector-alvo como sendo uma história.

Este código computacional é amplamente utilizado nos cálculos de transporte de fótons (Jacob, et al., 1987) e partículas, além de permitir o tratamento de geometrias bastante complexas, em três dimensões, incluindo a geometria proposta neste trabalho. Ele se torna uma ferramenta extremamente poderosa, sendo bastante flexível em suas opções de entrada de dados, permitindo o estudo de uma larga faixa de energia de partículas e de fótons, sendo assim adequado a esse estudo (Salinas, et al., 2006) (Salinas, 2006). O MCNP5 permite o estudo de fótons com energias desde 1 KeV até 100 GeV. Em alguns casos, dependendo da geometria da fonte, o número de partículas que atingem o alvo é baixo, com conseqüente baixa estatística de fótons que atingem o detector, acarretando uma grande flutuação estatística.

No caso deste estudo o número de fótons que atingiram os alvos foi baixo, na ordem de 1×10^3 para uma contaminação de 1×10^9 fótons em uma das paredes com erro de cerca de 15%. Para minimizar a flutuação estatística e diminuir o erro associado, além de permitir um tempo de processamento razoável para cada caso simulado, a superfície fonte foi dividida em 8 partes com contaminação de 1×10^9 fótons em cada uma, obtendo um valor total de 8×10^9 fótons em cada superfície.

Os tempos de processamento para cada caso com 1×10^9 histórias acompanhadas foi de cerca de 22 h com o uso de um microcomputador com processador Intel Core2 Quad 9550 de 2,83 GHz e 4 Gbytes de memória RAM. Este tempo foi diminuído para cerca de 1 hora de processamento quando se usava o cluster de computação de alto desempenho do Instituto de Radioproteção e Dosimetria, composto por 20 computadores com processador AMD Athlon de 2,4 GHz e 2 Gbytes de memória RAM.

O MCNP5 representa o ambiente simulado através da combinação de superfícies matemáticas simples, tais como: a superfície de um plano, a superfície cônica, a superfície esférica, a superfície cilíndrica, a superfície cilíndrico-elíptica, a superfície elíptica, e a superfície hiperbolóide. Uma determinada célula é definida através da combinação de algumas dessas superfícies com os operadores: união, interseção e complemento. O MCNP5 define ainda o sentido da superfície a ser usada como positiva e negativa. A parte positiva da superfície planar fica no sentido crescente do seu eixo de suporte. Na superfície cilíndrica, a parte positiva é a parte exterior à superfície cilíndrica. Por exemplo, o arquivo de entrada abaixo define uma célula cilíndrica composta da união da região negativa da região cilíndrica infinita *cx 5* limitada pela parte positiva de um plano *px -500* e pela parte negativa do plano *px 500*, que interceptam o eixo de suporte do cilindro infinito.

```

c slab surfaces
  1 px 500
  2 px -500
  3 cx 5
c cell cards
  1 1 1 -3 -1 2
c end

```

Em um arquivo genérico de entrada do MCNP5, a notação *px a* representa um plano infinito paralelo ao plano formado pelos eixos *y* e *z*, cortando o eixo *x* em *a*, portanto, a notação *px 500* representa um plano infinito paralelo ao plano formado pelos eixos *y* e *z*, que corta o eixo *x* em 500. As notações *py b* e *pz c*, analogamente, são planos paralelos aos planos formados pelos eixos *x* e *z* cortando o eixo *y* em *b*, e pelos planos *x* e *y*, cortando o eixo *z* em *c*.

A notação *cx d* define uma superfície cilíndrica infinita em torno do eixo de suporte *x* com raio igual a *d*. As notações *cy* e *cz* descrevem esse mesmo tipo de superfície com eixo de suporte *y* e *z*, respectivamente. A notação *c/z e f g* define também uma superfície cilíndrica infinita com eixo de suporte paralelo a *z*, passando pelo ponto *x = e*, *y = f* e raio da superfície cilíndrica igual a *g*. O mesmo vale para *c/x* e *c/y*, analogamente.

As outras superfícies representáveis no MCNP5 não são usadas nos problemas estudados neste trabalho. Ainda é possível usar células que realizam transformações de coordenadas, permitindo que superfícies que não sejam paralelas aos eixos cartesianos sejam representadas.

Desta forma, para a utilização do código MCNP5, é necessária a preparação de um arquivo de entrada que reflita todos os elementos geométricos presentes no problema a ser simulado, bem como seus aspectos físicos, como densidade dos materiais, geometria e posição e tipo de radiação do termo fonte, geometria e posição dos alvos, etc. O arquivo apresentado e explicado em detalhes abaixo reflete um dos casos estudados que é o arranjo experimental com 4 detectores apresentado na figura 3.2 e uma geometria simples para simular o ambiente urbano conforme proposto no item 3.1, com uma parede contaminada com 1×10^9 fótons com energia de 662 keV. Todas as definições apresentadas sobre a preparação de arquivos estão baseadas nos manuais do MCNP5 (X-5 Monte Carlo Team - LANL, 2003).

O arquivo é composto de cartões (linhas) que representam as células ou figuras geométricas, de cartões que representam as superfícies geométricas usadas para delimitar as células, e de cartões de dados tais como: densidade do material, definição do termo fonte, energia e tipo da radiação entre outros.

Para tornar mais simples a explicação da preparação deste arquivo, a parte do arquivo relativa aos cartões de superfícies será explicada em primeiro lugar, pois estas superfícies são usadas para compor as células.

```

c slab surfaces
 1 px 500
 2 px -500
 3 py 500
 4 py -500
 5 pz 400
 6 pz -100
10 cx 3.75 $ raio detector NaI
11 cx 3.85 $ raio externo casca de Al
13 px 30 $ face externa do detector 1
14 px 22.5 $ face interna do detector 1
15 px -30 $ face externa do detector 2
16 px -22.5 $ face interna do detector 2
20 cy 3.75 $ raio detector NaI
21 cy 3.85 $ raio externo casca de Al
23 py 30 $ face externa do detector 3
24 py 22.5 $ face interna do detector 3
25 py -30 $ face externa do detector 4
26 py -22.5 $ face interna do detector 4
30 cx 4 $ chumbo - cilindro
31 cx 9 $ chumbo - cilindro
32 cy 4 $ chumbo - cilindro
33 cy 9 $ chumbo - cilindro
34 py 9 $ chumbo
35 px -4 $ chumbo
36 py -9 $ chumbo
37 px 4 $ chumbo
38 pz -5 $ chumbo
39 pz 5 $ chumbo
40 px 35 $ chumbo
41 px -35 $ chumbo
42 py 35 $ chumbo
43 py -35 $ chumbo

```

```

44 pz 0          $ chumbo
45 py 9          $ chumbo
46 py 4          $ chumbo
47 py -4         $ chumbo
48 pz -4         $ chumbo
c end

```

A linha número 1 representa um plano que corta o eixo x no ponto igual a 500 cm. A linha número 2 descreve um plano que corta o eixo x em -500 cm. As linhas 3 e 4 descrevem planos que cortam o eixo y em 500 cm e -500 cm e as linhas 5 e 6 descrevem planos que cortam o eixo z em 400 cm e -100 cm. O centro do arranjo de detectores está na origem dos eixos. As linhas 10, 11, 20 e 21 delimitam os cilindros de 3,75 cm e 3,85 cm de raio que simulam o detector de NaI(Tl) e o seu invólucro de alumínio. Esses cilindros são delimitados pelos planos descritos nas linhas 13, 14, 15 e 16 para os detectores orientados na direção do eixo x e pelos planos descritos nas linhas 23, 24, 25 e 26 para os cilindros orientados na direção do eixo y. As linhas 30, 31, 32 e 33 delimitam os cilindros de chumbo que são usados como blindagem de 5 cm. As linhas de 34 a 48 representam planos nas posições indicadas nos respectivos eixos.

A próxima parte do arquivo de dados, apresentado abaixo, representa as células que compõem o arranjo de quatro detectores de NaI(Tl), bem como a blindagem utilizada nesse arranjo e as superfícies contaminadas.

```

c23456789 4 NaI(Tl) em ambiente urbano - parede lateral cilindro
c cell cards
 1 1 -3.7      -13 -10 14
 2 1 -3.7      15 -10 -16
 3 1 -3.7      -23 -20 24
 4 1 -3.7      25 -20 -26
11 2 -2.702    (-13 10 -11 14) #1
12 2 -2.702    (15 10 -11 -16) #2
13 2 -2.702    (-23 20 -21 24) #3
14 2 -2.702    (25 20 -21 -26) #4
15 3 -11.34    (37 -40 -31 30 44):(-44 48 -34 46 37 -40)
                :(-44 48 36 -47 37 -40)
16 3 -11.34    (-35 41 -31 30 44):(-44 48 -34 46 -35 41)
                :(-44 48 36 -47 -35 41)
17 3 -11.34    34 -42 -33 32
18 3 -11.34    43 -36 -33 32
100 4 -1.205e-3 (-1 2 -3 4 -5 6)#1#2#3#4#11#12#13#14#15#16#17#18
101 0          1:-2:3:-4:5:-6
c end

```

As linhas 1, 2, 3 e 4, representado as células 1, 2, 3 e 4 respectivamente, descrevem o volume ativo dos quatro detectores com densidade de 3.7 g.cm^{-3} , correspondente à densidade do NaI(Tl). As linhas 11, 12, 13 e 14 representam os invólucros de alumínio dos detectores. Estes invólucros não são áreas ativas de detecção de fótons, ou seja, não são áreas onde as interações dos fótons com a matéria serão registradas. As linhas 15 e 16 representam as blindagens assimétricas que ficariam

posicionadas voltadas para o solo na direção do deslocamento, com densidade equivalente à do chumbo. Essas blindagens tem uma forma de U invertido. A parte voltada para o solo fica completamente sem blindagem. Nas linhas 17 e 18 estão definidas as blindagens cilíndricas orientadas na direção do eixo x voltadas para as paredes com densidade equivalente à do chumbo. As partes sensíveis dos detectores que ficam voltadas para as paredes não são blindadas. A linha 100 representa todo o espaço simulado exceto os arranjos dos detectores de NaI(Tl), os invólucros dos detectores e a blindagem em formato de cruz com densidade equivalente à do ar. A linha 101 define os limites do ambiente do experimento simulado. Isto implica em que os fótons que forem emitidos para fora do ambiente do experimento simulado não serão mais acompanhados.

A parte final dos arquivos de entrada apresenta as dimensões do termo fonte e a quantidade de fótons que serão acompanhados, os cartões de tipo de material, o tipo de radiação cujo transporte será simulado e define as células onde serão registradas as interações.

```

mode p
c cell and surfaces parameter
imp:p 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 0
c source card
sdef x=d1 z=d2 y=499 erg=0.662 wgt=1 par=2
si1 -499 499
sp1 0 1
si2 -99 399
sp2 0 1
c material card
m1 011000 0.5 053000 0.5 $ NaI
m2 013000 1 $ AL
m3 082000 1 $ Pb
m4 008000 0.30 007000 0.70 $ ar
c tally
f8:p 1 2 3 4
e8 0 .01 99i 1.01
nps 1e9

```

A primeira linha especifica o tipo de radiação a ser simulada, a letra *p* é usada para o acompanhamento do transporte de fótons somente. A próxima linha define a importância relativa de cada célula. Todas as células têm importância igual, exceto a área que está fora da geometria do problema, cuja importância é zero. A seguir, temos as células que definem a geometria da fonte, a energia do fóton (erg), o peso inicial do fóton (wgt), ou seja, se é desejado que o fóton fosse multiplicado por algum fator de peso, e o tipo de radiação. Neste caso, os valores de x, y e z significam que a fonte

estará em $y=499$ cm, ou seja, na parede, com a distância x variando de -499 cm a 499 cm e z variando -99 cm a 399 cm, com peso inicial igual a 1 e energia igual a $0,662$ keV.

Em seguida, temos os cartões de material onde os tipos de materiais usados nestes problemas são listados. O primeiro cartão descreve o material do detector o iodeto de Sódio. No cartão aparece o número atômico (Z) do iodo ($Z=11$) e do sódio ($Z=53$) e também as quantidades relativas de cada um de 0,5. Os dois cartões de material seguintes descrevem o alumínio ($Z=13$) e o chumbo ($Z=82$). O último cartão de material descreve o ar, com uma composição de 30% oxigênio ($Z=8$) e 70 % de nitrogênio ($Z=7$).

Os cartões de registros (*tally cards*) começam com o cartão *fp8* que define o tipo de radiação com p para o fóton e que os registros devem ser feitos para interações que ocorram nas células 1, 2, 3 e 4, correspondente aos quatro detectores. O cartão *e8* determina a conversão dos fótons em energia depositada, começando em zero até $1,01$ MeV com intervalos de $0,01$ MeV para cada faixa onde será feito o registro. O último cartão determina o número de fótons, ou seja, as histórias que serão acompanhadas pelo MCNP5.

Para o estudo de otimização do número de detectores, o arquivo de entrada de dados do MCNP5 foi modificado para simular o arranjo de três detectores, mostrado na figura 3.3. Os cartões de células e de superfícies para este arranjo de detectores são mostrados abaixo.

```
c23456789 3 NaI(TL) em ambiente urbano - Q1 parede lateral cilindro
c cell cards
  1 1 -3.7 -13 -10 14
  3 1 -3.7 -23 -20 24
  4 1 -3.7 25 -20 -26
 11 2 -2.702 (-13 10 -11 14) #1
 13 2 -2.702 (-23 20 -21 24) #3
 14 2 -2.702 (25 20 -21 -26) #4
 15 3 -11.34 (-31 30 -37 40):(-37 -30 36)
 17 3 -11.34 (43 -42 -33 32):(15 -32 -16)
100 4 -1.205e-3 (-1 2 -3 4 -5 6)#1#3#4#11#13#14#15#17
101 0 1:-2:3:-4:5:-6
c end

c slab surfaces
  1 px 500
  2 px -500
  3 py 500
  4 py -500
  5 pz 400
  6 pz -100
 10 c/z 28 0 3.75 $ raio detector NaI
 11 c/z 28 0 3.85 $ raio externo casca de AL
```

```

13 pz 3.75 $ face externa do detector 1
14 pz -3.75 $ face interna do detector 1
15 py -2.5
16 py 2.5
20 cy 3.75 $ raio detector NaI
21 cy 3.85 $ raio externo casca de Al
23 py 30 $ face externa do detector 3
24 py 22.5 $ face interna do detector 3
25 py -30 $ face externa do detector 4
26 py -22.5 $ face interna do detector 4
30 c/z 28 0 4 $ chumbo - cilindro
31 c/z 28 0 9 $ chumbo
32 cy 4 $ chumbo
33 cy 9 $ chumbo
36 pz 17.25
37 pz 22.25 $ chumbo
38 pz -5 $ chumbo
39 pz 5 $ chumbo
40 pz -8.75 $ chumbo
42 py 35 $ chumbo
43 py -35 $ chumbo
44 pz 0 $ chumbo
45 py 9 $ chumbo
48 pz -4 $ chumbo
c end

c data cards
mode p
c cell and surfaces parameter
imp:p 1 1 1 1 1 1 1 1 1 0

```

A principal diferença deste arranjo está na supressão de um detector e na reorientação do detector que ficou orientado na direção do eixo z com a parte sensível voltada para o solo e sem blindagem. As linhas 10, 11, 30 e 31 mostram os cilindros que são as bases para o detector, para o invólucro de alumínio do detector e para a blindagem de Chumbo, devidamente orientadas na direção do eixo z. Neste caso, as blindagens usadas nos três detectores foram iguais, variando somente a orientação, com um detector voltado para cada parede e um detector voltado para o solo. No bloco de células nota-se a diminuição do número de detectores.

Devido às restrições no número de casos ou de histórias que o MCNP5 pode simular e acompanhar e, levando em conta que o ambiente simulado é de grandes dimensões acarretando um número reduzido de fótons que atinge as áreas sensíveis dos detectores, adotou-se a estratégia de subdividir a área contaminada (termo fonte) em oito áreas, realizando a simulação separadamente para cada uma delas com 1×10^9 fótons e depois somando as contribuições para reconstruir a área total da fonte. Pode-se verificar nos arquivos abaixo a modificação que foi feita nos arquivos para rodar cada um dos casos com a área contaminada subdividida. As áreas subdivididas do solo e das paredes são simétricas duas a duas, implicando em que só foram necessárias quatro simulações para o solo e quatro para cada parede. Os resultados para as paredes também são simétricos, bastando realizar a simulação para uma das paredes. Os cartões dos

termos fontes dos quatro arquivos referentes à subdivisão do solo em quatro partes são apresentados abaixo como exemplo. Esta subdivisão teve como objetivo o aumento do número de casos que se poderia simular para cada superfície. Quanto maior o número de histórias, menor o erro do código para simular a geometria.

Arquivo com os cartões de termo fonte do 1º quarto do solo que representa a porção (um quarto) do solo que vai de -5 m até -2,5 m.

```
c source card
sdef x=d1 z=-99 y=d2 erg=0.662 wgt=1 par=2
si1 -499 -250
sp1 0 1
si2 0 499
sp2 0 1
```

Arquivo com os cartões de termo fonte do 2º quarto do solo, que representa a porção do solo (um quarto) que vai de -2,5 m até a origem.

```
c source card
sdef x=d1 z=-99 y=d2 erg=0.662 wgt=1 par=2
si1 -250 0
sp1 0 1
si2 0 499
sp2 0 1
```

Arquivo com os cartões de termo fonte do 3º quarto do solo, que representa a porção do solo (um quarto) que vai da origem até 2,5 m.

```
c source card
sdef x=d1 z=-99 y=d2 erg=0.662 wgt=1 par=2
si1 0 250
sp1 0 1
si2 0 499
sp2 0 1
```

Arquivo do 4º quarto do solo, que representa a porção do solo (um quarto) que vai de 2,5 m até 5 m.

```
c source card
sdef x=d1 z=-99 y=d2 erg=0.662 wgt=1 par=2
si1 250 499
sp1 0 1
si2 0 499
sp2 0 1
```

A seguir são apresentados dois exemplos de arquivos para as energia de 50 keV até 3 MeV, em intervalos de 50 keV. A única diferença entre os arquivos é o valor da energia do fóton, que aparece na terceira linha do arquivo apresentado abaixo. No exemplo 1 a energia é de 50 keV e no segundo exemplo 500 keV.

Exemplo 1

```
c tally
f8:p 1 2 3 4
e8 0 .05 99i 1.01
nps 1e9
```

Exemplo 2

```
c tally
f8:p 1 2 3 4
e8 0 .50 99i 1.01
nps 1e9
```

3.5. As redes neurais artificiais testadas

Para treinamento das redes neurais, o código que será usado neste trabalho é o NeuroShell II (Ward Systems Group Inc., 1993). Através do uso de redes neurais artificiais, o código simula a capacidade humana de resolver problemas complexos de classificação e de estimativa de valores usando experiências anteriores. O código NeuroShell II implementa vários tipos de redes neurais artificiais baseadas no algoritmo de aprendizado de retropropagação do erro ou *backpropagation* (Fausett, 1994), como é conhecido. As redes baseadas nesse algoritmo possuem uma boa capacidade de generalização para muitos problemas. Esta capacidade as tornou as mais usadas em aplicações de redes neurais artificiais.

O código NeuroShell II (Ward Systems Group Inc., 1993) permite o uso de várias arquiteturas de redes baseadas no aprendizado *backpropagation*. As redes consideradas padrão para este tipo de aprendizado são as redes *feedforward* completamente conectadas em que o neurônio da camada seguinte é conectado ao da antecessora, com 1, 2 ou 3 camadas de neurônios escondidos, que também são conhecidas como camadas internas. Esse tipo de rede, com somente uma camada de neurônios escondida ou interna, tem se mostrado bastante adequada para a solução de grande parte dos problemas, desde que seja usado o número adequado de neurônios na camada escondida (Fausett, 1994) (Ward Systems Group Inc., 1993).

Outro tipo de rede, as redes WARD (Ward Systems Group Inc., 1993), se baseiam em uma estrutura de rede neurais artificiais com duas ou mais camadas de neurônios escondidos, em que cada camada escondida possui uma diferente função de ativação. As camadas com diferentes funções de ativação podem ser usadas para mapear determinadas características em regiões diferentes dos dados de entrada. Um exemplo encontrado no manual do NeuroShell é o uso de uma função Gaussiana como função de ativação em uma camada para responder às características da região central dos dados e

uma outra camada com uso da função Gaussiana complementar para responder às regiões iniciais e finais dos dados de entrada. Estas topologias de redes neurais artificiais têm sido usadas com sucesso para problemas de detecção de características de conjunto de dados (Ward Systems Group Inc., 1993).

O código NeuroShell oferece ainda a possibilidade de uso de arquiteturas de redes com aprendizado não supervisionado, probabilística, de regressão linear e polinomial. Nenhuma dessas arquiteturas acima e também a arquitetura de redes recorrentes parece ser adequada, do ponto de vista do fenômeno físico, para modelar o problema que se deseja resolver.

Para a primeira fase deste trabalho selecionamos as redes *feed forward* padrão com uma ou mais camadas de neurônios escondidas e as redes WARD como as candidatas mais promissoras para a solução do problema.

Dois parâmetros importantes durante a fase de aprendizado da rede são a taxa de aprendizado η e o fator de momento α . Esses valores são ajustados experimentalmente. O ajuste de peso $\Delta w(n)$ é obtido pela regra delta após $n+1$ épocas decorridas.

Por fim o código permite a escolha de diversos critérios de parada, tais como: valor mínimo do erro médio quadrático, números de épocas decorridas desde o último valor mínimo do erro médio quadrático, épocas de aprendizado etc. Neste caso, foram escolhidos os valores de erro médio quadrático de 10^{-7} e de número de épocas decorridas desde a ocorrência do último erro médio quadrático de 10^5 simultaneamente, ou seja, o que ocorresse primeiro. O ajuste dos critérios de parada é experimental e deve ser tal que permita que a rede seja adequadamente treinada.

O erro médio quadrático é uma medida estatística de comparação entre os valores que a rede está obtendo e aqueles fornecidos para o treinamento. O erro de cada observação é elevado ao quadrado para se aumentar a importância dos valores de erro maiores e para cancelar o efeito de valores negativos. O valor deste erro médio é obtido após o cálculo de todos os erros de uma época de treinamento.

A escolha do número de épocas decorridas desde a última ocorrência do último erro médio quadrático se justifica pela não modificação do erro médio quadrático

mesmo depois de a rede ser submetida a 10^5 vezes a todos os dados de treinamento para ajustes dos pesos dos neurônios.

Para a fase inicial do trabalho foram usadas RNA com quatro neurônios de entrada e três de saída com funções de ativação tangente hiperbólica e logística, respectivamente. Essas funções de ativação dos neurônios de entrada e saída são as definidas inicialmente pelo código NeuroShell II. Os neurônios da camada de entrada representam o número de fótons que atingem cada um dos detectores e os neurônios de saída representam a contaminação em cada uma das três superfícies estudadas.

No caso das redes *feedforward* simples, ou seja, com somente uma camada escondida, foram usados os valores de 20, 50 e 100 neurônios na camada escondida e função de ativação logística para todos os casos. Mais uma vez, a função de ativação logística é a função inicialmente recomendada pelo código para a camada escondida, com valor inicial de 20 neurônios, aumentando-se para 50 neurônios escondidos e depois para 100 neurônios. Não existe nenhuma regra para a escolha desses valores. O aumento do número de neurônios aumenta de forma considerável os tempos de processamento, podendo chegar a 5 ou 6 horas para os critérios de parada escolhidos. No caso das redes *feedforward* com duas camadas escondidas, o número de neurônios usados nas camadas intermediárias foi de 10, 20 e 40 com função de ativação logística. Para as redes *feedforward* com três camadas escondidas foram usados os valores de 7, 20 e 40 neurônios por camada e função de ativação logística.

Nas redes WARD com duas camadas, usou-se valores de 10, 20 e 40 com funções de ativação gaussiana e gaussiana complementar, recomendadas inicialmente pelo código, para as camadas escondidas. Para a arquitetura com três camadas, os valores foram 7, 20 e 40 e as funções de ativação gaussiana, gaussiana complementar e tangente hiperbólica, recomendadas inicialmente pelo código. No caso das redes WARD com uma ligação direta com os neurônios de saída foram usados os valores de 10, 20 e 40 para as camadas intermediárias e as funções de ativação gaussiana e gaussiana complementar, recomendadas inicialmente pelo código.

Os valores escolhidos para número de neurônios por camada levaram em conta os valores pré-definidos pelo código e foram dobrados (aproximadamente) para os casos subsequentes. Foram estudados três casos para cada topologia. Após algumas

observações iniciais notou-se que o valor padrão de taxa de aprendizado levava a uma demorada redução do erro quadrático médio, passando-se a usar o valor de 0,5, com o cuidado de aumentar o valor do fator de momento para que houvesse uma suavização na atribuição de valores ao peso.

Foram usados 20% dos dados de entrada escolhidos aleatoriamente pelo código para a composição dos conjuntos de aprendizado e calibração. Os dados foram apresentados aleatoriamente à rede, uma vez que não seria desejado nenhum aprendizado que levasse em conta a ordem de apresentação dos valores anteriores, como no caso de rede que são treinadas para responder problemas que envolvam séries temporais.

Para a seleção da topologia de rede neural artificial mais adequada e avaliação dos resultados obtidos, foram selecionados os seguintes parâmetros: R^2 , r^2 e o coeficiente de correlação. O parâmetro R^2 , coeficiente de múltiplas determinações, é um indicador estatístico normalmente aplicado à análise por regressões múltiplas. Esse valor compara a exatidão do valor do modelo à exatidão de outro modelo cujo valor previsto é a média de todos os valores e é definido como:

$$R^2 = 1 - (\sum(y - \hat{y})^2 / \sum(y - \bar{y})^2),$$

onde \hat{y} é o valor obtido, y é o valor real e \bar{y} é o valor médio.

O coeficiente de correlação foi usado para medir o quanto os valores obtidos para cada topologia de rede neural artificial variam com relação aos valores de referência obtidos com o MCNP5. Este coeficiente é definido como:

$$r = (n \sum y\hat{y} - \sum y \sum \hat{y}) / (n \sum y^2 - \sum y^2)^{\frac{1}{2}} \times (n \sum \hat{y}^2 - \sum \hat{y}^2)^{\frac{1}{2}},$$

onde n é o tamanho de cada conjunto de dados.

O parâmetro r^2 é simplesmente o quadrado do coeficiente de correlação, também referido como coeficiente da determinação. Este coeficiente é uma medida da proporção da variabilidade em uma variável que é explicada pela variabilidade da outra.

3.6. Obtenção dos conjuntos de dados de treinamento e de produção

Os espectros obtidos, através do uso do código MCNP5, para fótons originados das paredes, para as energias de 662, 1252 e 2615 keV são mostrados na figura 3.4, 3.5 e 3.6. O gráfico mostra o número normalizado de fótons por energia que atinge o detector-alvo em relação aos fótons monoenergéticos que são originados da superfície de estudo.

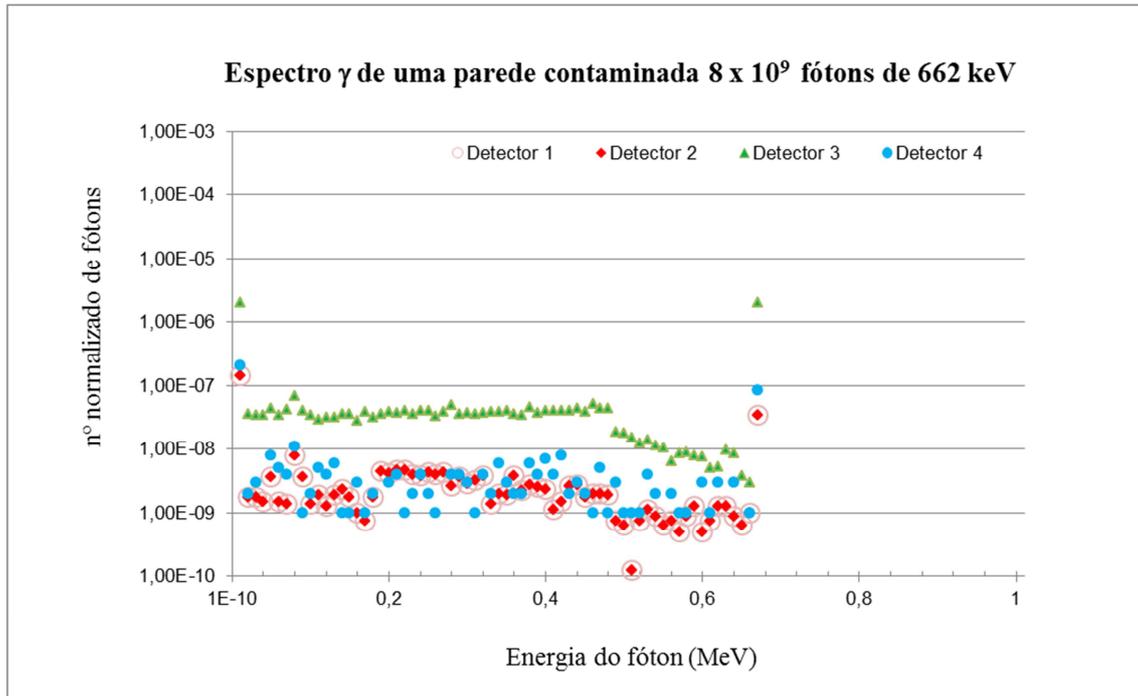


Figura 3.4 – Espectros obtidos com o Método de Monte Carlo para fótons com energia de 662 keV. O eixo vertical mostra o número de fótons de uma determinada energia que alcança o detector normalizado por fóton emitido da fonte-superfície.

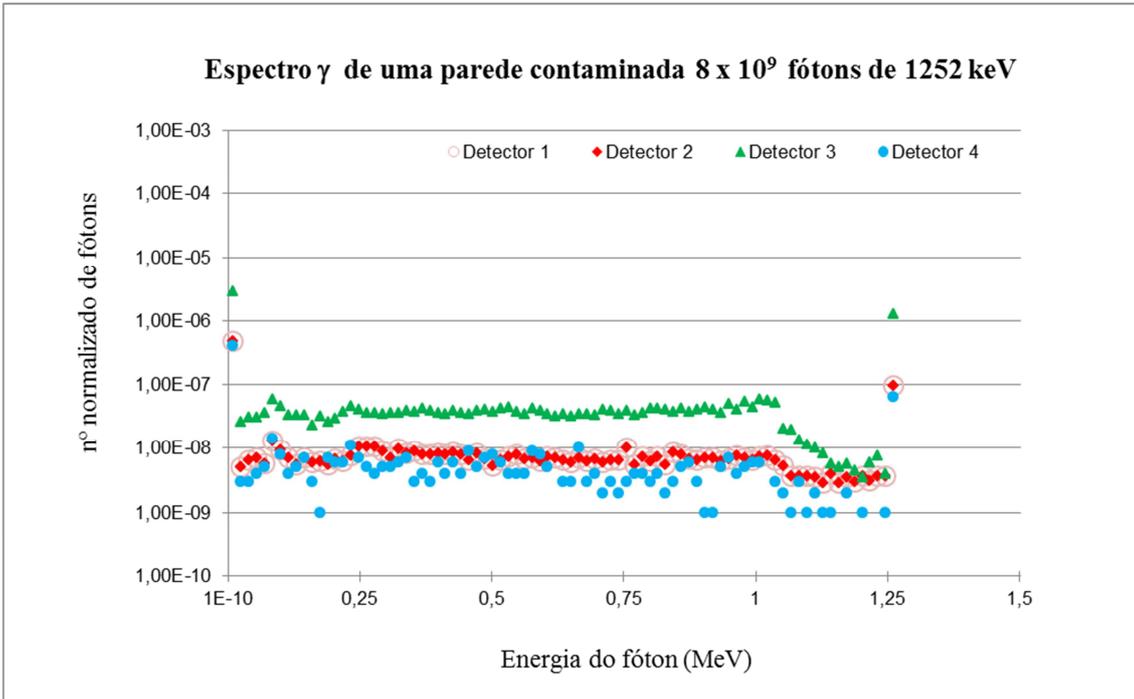


Figura 3.5 – Espectros obtidos com o Método de Monte Carlo para fótons com energia de 1252 keV. O eixo vertical mostra o número de fótons de uma determinada energia que alcança o detector normalizado por fóton emitido da fonte-superfície.

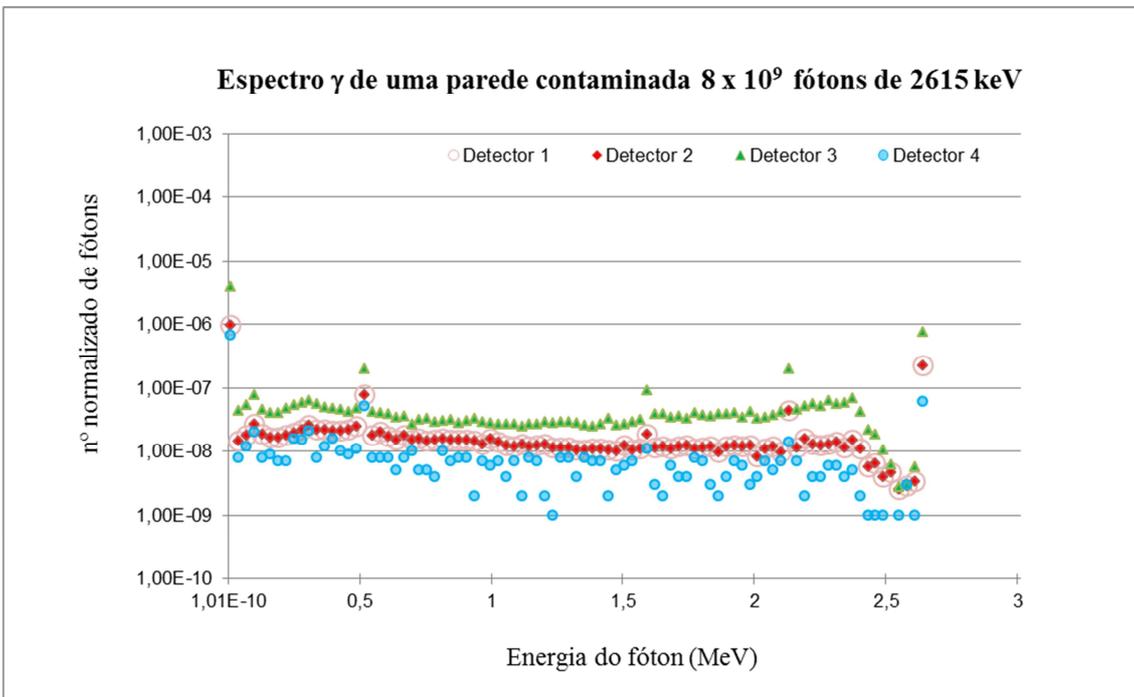


Figura 3.6 – Espectros obtidos com o Método de Monte Carlo para fótons com energia de 2615 keV. O eixo vertical mostra o número de fótons de uma determinada energia que alcança o detector normalizado por fóton emitido da fonte-superfície.

Foi construído um gráfico mostrando a relação entre diferentes valores de histórias (número de fótons que são liberados de uma fonte e acompanhados pelo MCNP5) e o número de fótons, normalizado por fótons emitidos da fonte, que atingiram o detector-alvo, para as paredes e para o solo, respectivamente (Figura 3.4 a e b) para os seguintes números de histórias; 10^5 , 10^6 , 10^7 , 10^8 , 10^9 e 8×10^9 . Houve uma grande flutuação estatística para os valores mais baixos de histórias, cerca de 50% para 1×10^6 histórias. Esta pobre estatística de contagem explica o valor nulo para o número de fótons que atingem os detectores na figura 3.6 para 10^5 histórias.

Observa-se na figura 3.7 que o número de fótons normalizado que atingia o alvo (detector) era praticamente constante para todos os valores testados, mostrando que é adequada a presunção de proporcionalidade deste valor em função da contaminação da superfície. Com base nesta observação, e com o objetivo de manter os erros associados ao transporte de fótons realizado pelo método de Monte Carlo inferiores a 2% e também manter os tempos de processamento de algumas poucas horas, em todas as simulações foram usados os valores de 10^9 histórias. Para obter resultados estatísticos ainda melhores as superfícies foram subdivididas em 8 partes para obtenção dos valores padrão do número de fótons que atinge cada alvo devido à contaminação de cada uma das superfícies.

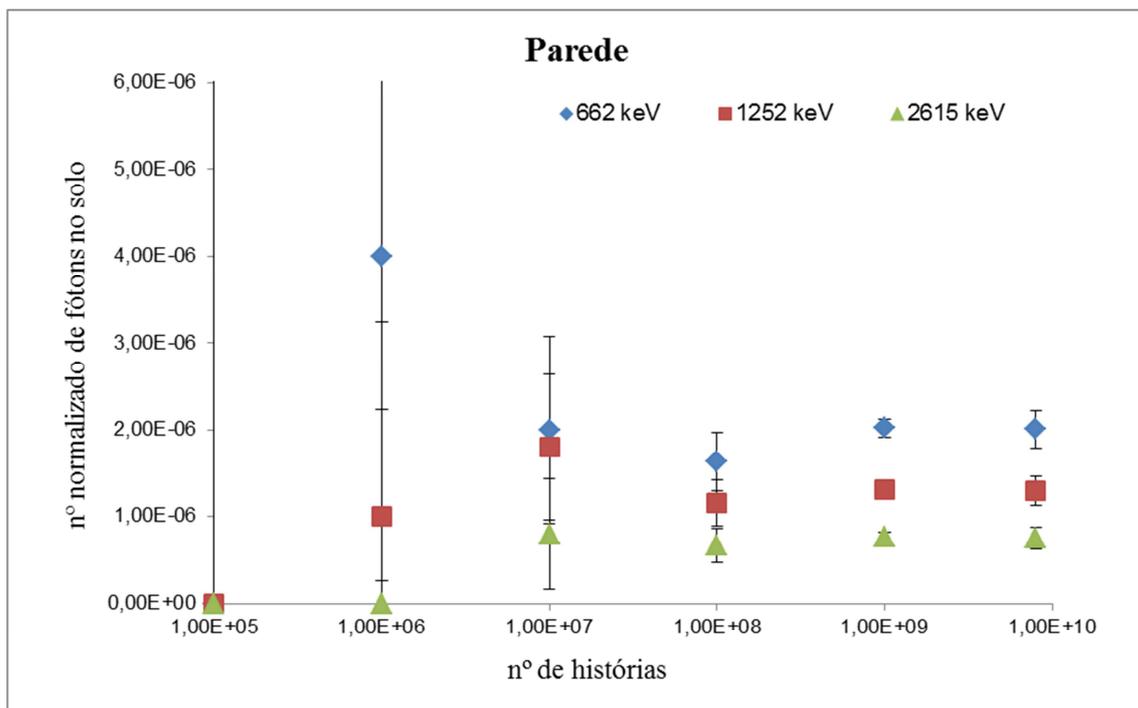


Figura 3.7 – Número de fótons normalizado que atingiram o detector em função da contaminação de uma parede de 5 m x 10 m.

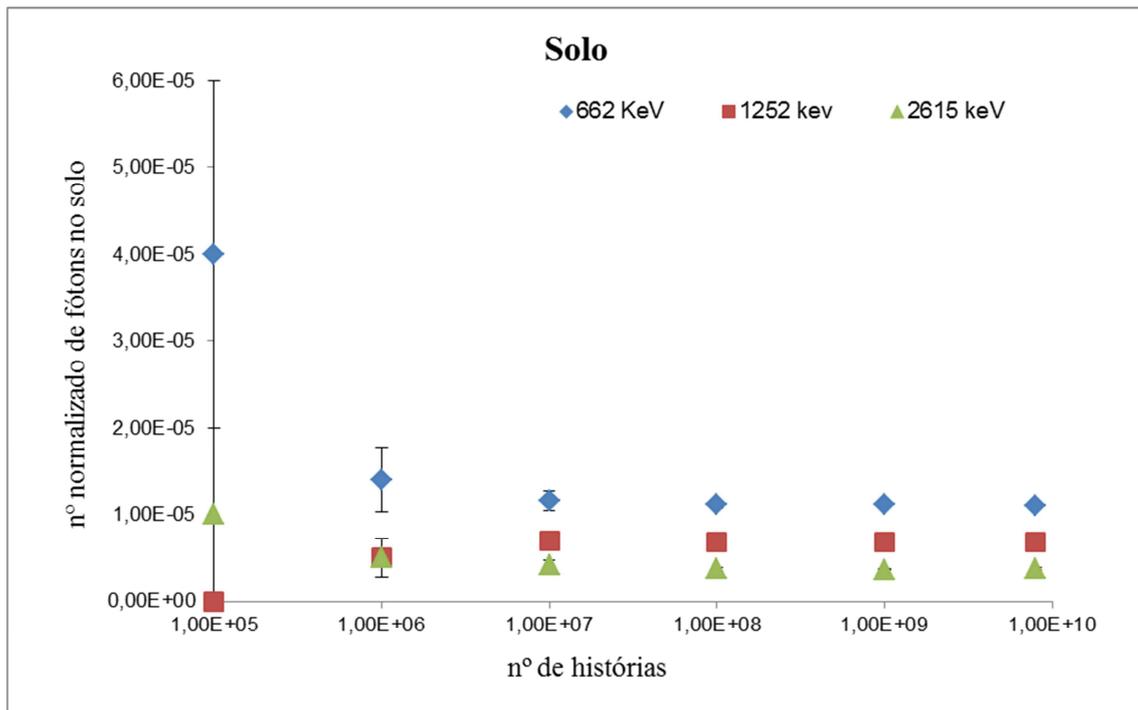


Figura 3.8 – Número de fótons normalizado que atingiram o detector em função da contaminação do solo com 10 x 10 m.

Esta estratégia permitiu que fosse gerado um grande número de combinações de valores de contaminação nas três superfícies de estudo. Neste de estudo, usaram-se os valores de contaminação para cada uma das superfícies: 0 (sem contaminação), 10^7 , 5×10^7 , 10^8 , 5×10^8 , 10^9 e 5×10^9 fótons. Valores de contaminação inferiores a 10^7 fótons não foram usados, uma vez que na demonstração da linearidade de resposta dos detectores de NaI(Tl) em função da quantidades de fótons acompanhados, os erros terem chegados a cerca de 50%.

O conjunto de treinamento foi composto, dessa forma, por 343 vetores de entrada e saída. O vetor de entrada é composto de quatro elementos, que representam os fótons que atingiram a área sensível do detector e o cada vetor de saída é composto de 3 elementos que representam a contaminação em cada uma das superfícies estudadas. A relação, ou proporcionalidade, entre os vetores de entrada e saída foi obtida com base no valor normalizado de fótons que atingiram cada um dos detectores para o valor de contaminação de cada uma das superfícies de 8×10^9 fótons ou histórias a serem acompanhadas, multiplicado pelo número de fótons usado em cada caso. Os valores escolhidos produziram um conjunto de 343 vetores de entrada e de saída.

CAPÍTULO IV

4. RESULTADOS

4.1. Primeira fase - Demonstração de conceito – Escolha da topologia das redes neurais e seus parâmetros

O objetivo desta fase do trabalho foi a demonstração inicial de viabilidade do uso de redes neurais artificiais para resolver o problema de contaminação de diversas superfícies, foram usados somente fótons com a energia específica de 662 keV como representativo de todo o espectro de energia e posteriormente avaliou-se a performance da rede escolhida para as energias de 1252 e 2615 keV.

Para testar a rede foram produzidos, ainda, dois conjuntos de 30 vetores de entrada e de saída como conjunto de produção. O primeiro foi gerado com valores pseudoaleatórios na faixa de $10^7 \gamma.m^{-2}$ a $5 \times 10^9 \gamma.m^{-2}$ para cada superfície e o segundo de 0 a $10^{10} \gamma.m^{-2}$ para cada superfície. Os critérios de parada do treinamento estão descritos na metodologia e nas tabelas de resultados.

Na tabela 4.1 são apresentadas as 18 redes estudadas com os seus respectivos parâmetros: número de neurônios por camada, função de ativação por camada, erro médio quadrático e o tempo de treinamento.

Tabela 4.1 – Arquitetura das redes neurais artificiais, tempo de treinamento e erros médios quadráticos.

	Camada 1	Camada 2 ^(a)	Camada 3 ^(a)	Camada 4 ^(a)	Camada 5	Erro ^(b)
Caso 1^(c)	tanh 4	logística 20	logística 3			1,00E-07
Caso 2	tanh 4	logística 50	logística 3			2,0E-07
Caso 3	tanh 4	logística 100	logística 3			1,00E-07
Caso 4	tanh 4	logística 10	logística 10	logística 3		1,60E-06
Caso 5	tanh 4	logística 20	logística 20	logística 3		1,50E-01
Caso 6	tanh 4	logística 7	logística 7	logística 7	logística 3	1,40E-06
Caso 7^(c)	tanh 4	logística 20	logística 20	logística 20	logística 3	1,00E-07
Caso 8^(c)	tanh 4	logística 40	logística 40	logística 3		1,00E-07
Caso 9^(c)	tanh 4	logística 40	logística 40	logística 40	logística 3	1,00E-07
Caso 10	tanh 4	Gaussiana 10	Gaussiana 10	logística 3		2,40E-05
Caso 11^(c)	tanh 4	Gaussiana 20	Gaussiana 20	logística 3		1,00E-07
Caso 12	tanh 4	Gaussiana 40	Gaussiana 40	logística 3		1,00E-07
Caso 13	tanh 4	Gaussiana 7	Gaussiana 7	tanh 7	logística 3	7,00E-07
Caso 14^(c)	tanh 4	Gaussiana 20	Gaussiana 20	tanh 20	logística 3	7,00E-07
Caso 15	tanh 4	Gaussiana 40	Gaussiana 40	tanh 40	logística 3	7,00E-07
Caso 16	tanh 4	Gaussiana 10	Gaussiana 10	Jump	logística 3	5,00E-07
Caso 17	tanh 4	Gaussiana 20	Gaussiana 20	Jump	logística 3	3,00E-07
Caso 18	tanh 4	Gaussiana 40	Gaussiana 40	Jump	logística 3	4,00E-07

(a) Casos 1 a 9 – RNA feed forward, Casos 10 a 18 – RNA WARD Momentum = 0.6 Taxa de aprendizado = 0.5

(b) Erro médio quadrático

(c) Treinamento interrompido pelo critério do erro médio quadrático ou quando ocorrem 10^5 épocas antes do último menor erro médio quadrático.

A tabela 4.2 apresenta os valores de R^2 , r^2 e coeficiente de correlação para o conjunto de dados de treinamento, respectivamente.

Tabela 4.2 – Valores de R^2 , r^2 e coeficiente de correlação para as redes estudadas.

	R^2			r^2			Coeficiente de Correlação		
	Parede		Solo	Parede		Solo	Parede		Solo
	Esquerda	Direita		Esquerda	Direita		Esquerda	Direita	
Caso 1	0,0000	0,0000	0,0000	0,0426	0,0239	0,0884	0,2064	0,1546	0,2974
Caso 2	1,0000	1,0000	1,0000						
Caso 3	1,0000	1,0000	1,0000						
Caso 4	1,0000	1,0000	1,0000						
Caso 5	1,0000	1,0000	1,0000						
Caso 6	0,0000	0,0000	0,0000	0,1887	0,1833	0,1019	0,4344	0,4282	0,3191
Caso 7	1,0000	1,0000	1,0000						
Caso 8	0,0000	0,0000	0,0000	0,2015	0,2163	0,0740	0,4488	0,4650	0,2720
Caso 9	0,0000	0,0000	0,0000	0,1889	0,1820	0,0195	0,4346	0,4267	0,1396
Caso 10	0,9999	0,9998	0,9999	0,9999	0,9998	0,9999	0,9999	0,9999	1,0000
Caso 11	1,0000	1,0000	1,0000						
Caso 12	0,0000	0,0000	0,0000	0,0011	0,0009	0,0009	0,0326	0,0304	0,0305
Caso 13	1,0000	1,0000	1,0000						
Caso 14	1,0000	1,0000	1,0000						
Caso 15	1,0000	1,0000	1,0000						
Caso 16	1,0000	1,0000	1,0000						
Caso 17	0,0000	0,0000	0,0000	0,2063	0,2259	0,1459	0,4542	0,4752	0,3819
Caso 18	0,0000	0,0000	0,0000	0,1656	0,1596	0,0009	0,4069	0,3995	0,0305

Critério de parada – Erro médio quadrático $< 10^{-7}$ ou número de épocas $> 10^5$ após a ocorrência do menor erro médio quadrático.

Com base na tabela 4.1, observa-se que as topologias de redes 1, 7, 8, 9, 11, 14 e 15 tiveram seu treinamento interrompido pelo critério de erro médio quadrático alcançado. A partir dos dados da tabela 4.2, observa-se que as topologias de rede 2, 3, 4, 5, 7, 11, 13, 14, 15 e 16 mostram os maiores valores para R^2 , r^2 e coeficiente de correlação. A interseção desses dois conjuntos de topologias foi considerada como sendo o conjunto das redes que apresentaram os melhores resultados para o caso de estudo e foram então avaliadas com o uso dos outros dois conjuntos de dados de produção, que não foram utilizados durante o treinamento. Desta forma, a tabela 4.3 apresenta os valores de R^2 , r^2 e coeficiente de correlação para o conjunto de dados de treinamento e para os conjuntos de dados de produção para as topologias de RNA 7, 11, 14 e 15, respectivamente.

Tabela 4.3 – Valores de R^2 , r^2 e coeficiente de correlação para as topologias de RNA 7, 11, 14 e 15, usando o conjunto de dados de treinamento e os dois conjuntos de dados de produção.

		R^2			r^2			Coeficiente de correlação		
		Parede		Solo	Parede		Solo	Parede		Solo
		Esquerda	Direita		Esquerda	Direita		Esquerda	Direita	
Conjunto de treinamento	Caso 7	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
	Caso 11	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
	Caso 14	1,0000	1,0000	1,0000						
	Caso 15	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
Conjunto de produção (dentro da faixa treinada)	Caso 7	0,9986	0,9993	0,9984	0,9991	0,9995	0,9996	0,9995	0,9998	0,9998
	Caso 11	0,4952	0,9871	0,9969	0,7331	0,9882	0,9988	0,8562	0,9941	0,9994
	Caso 14	0,9999	0,9998	0,9994	0,9999	0,9999	0,9999	1,0000	1,0000	0,9999
	Caso 15	0,8043	0,9814	0,9775	0,8535	0,9819	0,9937	0,9239	0,9909	0,9969
Conjunto de produção (dentro e fora da faixa treinada)	Caso 7	0,0000	0,0762	0,3275	0,7433	0,6507	0,9042	0,8621	0,8066	0,9509
	Caso 11	0,1036	0,0765	0,0464	0,3374	0,3222	0,6569	0,5808	0,5676	0,8105
	Caso 14	0,1146	0,0725	0,0464	0,3479	0,2798	0,6527	0,5898	0,5290	0,8079
	Caso 15	0,1056	0,0764	0,0464	0,3593	0,3129	0,6568	0,5994	0,5593	0,8104

Critério de parada – Erro médio quadrático $< 10^{-7}$ ou número de épocas $> 10^5$ após a ocorrência do menor erro médio quadrático.

A tabela 4.4 apresenta os valores de R^2 , r^2 e coeficiente de correlação para as topologias de RNA 14, usando o conjunto de dados de treinamento e os dois conjuntos de dados de produção para as energias de 662 keV, 1252 keV e 2615 keV.

Tabela 4.4 – Valores de R^2 , r^2 e coeficiente de correlação para as topologias de RNA 14 usando o conjunto de dados de treinamento e os dois conjuntos de dados de produção para as energias de 662 keV, 1252 keV e 2615 keV.

		R^2			r^2			Coeficiente de correlação			
		Energia	Parede		Solo	Parede		Solo	Parede		Solo
			Esquerda	Direita		Esquerda	Direita		Esquerda	Direita	
Conjunto de treinamento	662 keV	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	
	1252 keV	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	
	2615 keV	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	
Conjunto de produção (dentro da faixa treinada)	662 keV	0,9999	0,9998	0,9994	0,9999	0,9999	0,9999	1,0000	1,0000	0,9999	
	1252 keV	0,9998	0,9997	0,9995	0,9999	0,9999	0,9998	0,9999	0,9999	0,9999	
	2615 keV	0,9997	0,9998	0,9998	0,9999	0,9999	1,0000	0,9999	1,0000	1,0000	
Conjunto de produção (dentro e fora da faixa treinada)	662 keV	0,1146	0,0725	0,0464	0,3479	0,2798	0,6527	0,5898	0,5290	0,8079	
	1252 keV	0,0444	0,0511	0,0000	0,1756	0,1525	0,6921	0,4190	0,3906	0,8319	
	2615 keV	0,0000	0,2006	0,0543	0,5034	0,2924	0,3168	0,7095	0,5407	0,5628	

Critério de parada – Erro médio quadrático $< 10^{-7}$ ou número de épocas $> 10^5$ após a ocorrência do menor erro médio quadrático.

4.2. Segunda fase - Estudo de otimização do arranjo de detectores em relação ao número de detectores e em relação à espessura da blindagem proposta

O objetivo desta fase do trabalho foi o estudo da otimização do arranjo de detectores com a possível redução do número de detectores usado no arranjo experimental de quatro para três detectores. Nesta fase foi ainda realizado o estudo do

impacto da variação da espessura da blindagem de chumbo dos detectores no treinamento e emprego das redes neurais no sistema proposto.

A redução do número de detectores implica diretamente na diminuição de uma ordem do vetor de entrada, simplificando a rede neural artificial a ser treinada.

A variação da espessura da blindagem em torno dos detectores teve a intenção de verificar qual seria a blindagem mais simples e leve que permitiria que a RNA escolhida como mais adequada na fase anterior do trabalho fosse ainda capaz de aprender, e depois estimar adequadamente a contaminação em cada uma das três superfícies estudadas.

A geometria de três detectores utilizada está descrita no capítulo 3, e consiste de um arranjo em forma de T invertido envolto por uma blindagem cilíndrica. Este arranjo permitiu que cada um dos três detectores tivesse a sua maior área não blindada (O topo do detector), voltada para a superfície de interesse. No arranjo em T invertido, um detector foi posicionado voltado para o solo e cada um dos outros dois detectores voltado para uma das superfícies laterais (paredes). As simulações dos espectros de energia para cada um dos detectores foram realizadas inicialmente com a energia de 662 keV e depois validadas para a energia de 3000 keV, a maior energia da faixa de energia de 50 a 3000 keV, considerada como a faixa de interesse para o problema estudado.

Nesta fase, foram realizadas, ainda, simulações da resposta em energia dos detectores para espessuras da blindagem cilíndrica de chumbo de 2,5 cm, 5 cm, 7,5 cm e 10 cm para a energia de 662 keV. Os resultados obtidos foram verificados com a realização de simulações da resposta desses arranjos para a energia de 3000 keV. O uso desta energia permitiu que fosse verificado se espessuras menores de blindagem de chumbo ainda permitiriam uma diferenciação perceptível pela RNA no número de fótons que atingiria cada um dos três detectores.

Os conjuntos de dados de treinamento, como na primeira fase do estudo possuíam 343 vetores de entrada e de saída, com os mesmos valores de contaminação usados anteriormente em cada uma das três superfícies de: 0 (sem contaminação), 10^7 , 5×10^7 , 10^8 , 5×10^8 , 10^9 e 5×10^9 fótons. Como na fase anterior, foram obtidos mais dois conjuntos de dados com 30 vetores de entrada e de saída para teste e validação da RNA. O primeiro desses dois conjuntos com dados na mesma faixa de dados do conjunto de

treinamento de $10^7 \gamma.m^{-2}$ a $5 \times 10^9 \gamma.m^{-2}$ para cada superfície e o segundo conjunto de dados com valores na faixa de 0 a $10^{10} \gamma.m^{-2}$ para cada superfície. Este conjunto possui valores dentro e fora da faixa de dados para qual a rede foi treinada. Este conjunto é usado para testar a capacidade da rede de extrapolar o seu aprendizado para valores fora da faixa de valores treinados.

Nesta fase do estudo foi usada uma RNA com topologia do tipo WARD, já descrita anteriormente, com três neurônios nas camadas de entrada e de saída, correspondendo à dimensão dos vetores de entrada e saída. O vetor de entrada representa o número de fótons que atinge cada um dos três detectores e o vetor de saída representa os valores de contaminação em cada uma das superfícies estudadas. A topologia de RNA usada foi a número 14 da tabela 4.1, escolhida como uma das que apresentou melhores resultados para o arranjo com 4 detectores. Essa RNA possui 3 camadas internas (ou escondidas) com 20 neurônios em cada uma delas, com uso das funções Gaussiana, Gaussiana complementar e tangente hiperbólica nas suas camadas internas. Os neurônios de entrada e saída usaram a função tangente hiperbólica, com o único objetivo de normalizar os dados de entrada. A função sigmoide poderia ser usada com resultados equivalentes.

A tabela 4.5 apresenta os resultados para as 4 diferentes espessuras da blindagem de chumbo: 2,5 cm, 5 cm, 7,5 cm e 10 cm para a energia de 662 keV. Como na primeira fase do trabalho, os critérios de parada do treinamento da RNA foram o erro médio quadrático menor que 10^{-7} ou o número máximo de épocas decorridas desde o menor erro médio quadrático alcançado ser superior a 10^5 épocas.

Os mesmos parâmetros foram usados nesta fase do trabalho para avaliar o impacto da redução do número de detectores e da variação da espessura da blindagem: R^2 , r^2 , e o coeficiente de correlação.

Tabela 4.5 – Valores de R^2 , r^2 e coeficiente de correlação para as quatro faixas de espessura de blindagem de 2,5 cm, 5 cm, 7,5 cm e 10 cm usando a topologia 14 de RNA para os conjuntos de dados de treinamento e para os dois conjuntos de dados de produção para as energia de 662 keV, dentro e fora da faixa de valores de treinamento, para um arranjo de três detectores em forma de T invertido.

		Blindagem de 2,5 cm			Blindagem de 5 cm			Blindagem de 7,5 cm			Blindagem de 10 cm		
		Parede esquerda	Parede direita	Solo	Parede esquerda	Parede direita	Solo	Parede esquerda	Parede direita	Solo	Parede esquerda	Parede direita	Solo
Conjunto de dados de Treinamento	R^2	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
	r^2	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
	r	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
Conjunto de dados na faixa de treinamento	R^2	0,9992	0,9376	0,9996	0,9840	0,9984	0,9988	0,9834	0,9901	0,9983	0,9534	0,9892	0,9979
	r^2	0,9934	0,9581	0,9998	0,9853	0,9987	0,9991	0,9907	0,9953	0,9994	0,9776	0,9952	0,9992
	r	0,9967	0,9788	0,9999	0,9926	0,9994	0,9996	0,9954	0,9976	0,9997	0,9887	0,9976	0,99960
Conjunto de dados fora da faixa de treinamento	R^2	0,0000	0,0000	0,0950	0,0000	0,0678	0,0220	0,14760	0,0393	0,1719	0,0000	0,0000	0,0019
	r^2	0,3779	0,0195	0,1843	0,2,6220	0,02602	0,4004	0,6822	0,4103	0,4338	0,4172	0,5205	0,0459
	r	0,61480	0,1395	0,4293	0,5,121	0,5101	0,6328	0,8260	0,6405	0,6586	0,6459	0,7215	0,0677

Critério de parada – Erro médio quadrático $< 10^{-7}$ ou número de épocas $> 10^3$ após a ocorrência do menor erro médio quadrático.

Podemos perceber através dos dados apresentados na tabela 4.5 que a RNA escolhida mostra valores melhores para as geometrias de blindagem com espessuras de 5 cm e 7,5 cm para os conjuntos de dados de treinamento e de produção com valores dentro da faixa de valores treinados para a energia de 662 keV, mas em todos os casos estudados os valores estão muito próximos da unidade mostrando concordância entre os valores simulados e os valores calculados pela RNA escolhida. Para o conjunto de dados de produção com valores dentro e fora da faixa de valores treinados, não foi observada nenhuma correlação.

Tabela 4.6 – Valores de R^2 , r^2 e coeficiente de correlação para as quatro faixas de espessura de blindagem de 2,5 cm, 5 cm, 7,5 cm e 10 cm usando a topologia 14 de RNA para o conjunto de dados de treinamento e para os dois conjuntos de dados de produção para as energia de 3000 keV, dentro e fora da faixa de valores de treinamento, para um arranjo de três detectores em forma de T invertido.

		Blindagem de 2,5 cm			Blindagem de 5 cm			Blindagem de 7,5 cm			Blindagem de 10 cm		
		Parede esquerda	Parede direita	Solo	Parede esquerda	Parede direita	Solo	Parede esquerda	Parede direita	Solo	Parede esquerda	Parede direita	Solo
Conjunto de dados de Treinamento	R^2	0,9999	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	0,9999	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
	r^2	0,9999	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	0,9999	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
	r	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
Conjunto de dados na faixa de treinamento	R^2	0,9972	0,9983	1,0000	0,9989	0,9993	0,9998	0,9991	0,9994	0,9995	1,0000	1,0000	0,9995
	r^2	0,9988	0,9988	1,0000	0,9995	0,9999	0,9999	0,9996	0,9997	0,9999	1,0000	1,0000	0,9998
	r	0,9994	0,9994	1,0000	0,9997	0,9999	0,9999	0,9998	0,9998	0,9999	1,0000	1,0000	0,9999
Conjunto de dados fora da faixa de treinamento	R^2	0,2286	0,0392	0,0975	0,0000	0,0207	0,0650	0,0426	0,0666	0,0677	0,0500	0,0409	0,2352
	r^2	0,3738	0,3797	0,3423	0,3202	0,3117	0,3905	0,3481	0,2671	0,2648	0,1403	0,3130	0,5380
	r	0,6114	0,6162	0,5851	0,5658	0,5583	0,6249	0,5900	0,5169	0,5146	0,3745	0,5595	0,7335

Critério de parada – Erro médio quadrático $< 10^{-7}$ ou número de épocas $> 10^5$ após a ocorrência do menor erro médio quadrático.

A tabela 4.6 apresenta os valores de R^2 , r^2 e coeficiente de correlação para as 4 diferentes espessuras da blindagem de chumbo: 2,5 cm, 5 cm, 7,5 cm e 10 cm para a energia de 3000 keV.

Nesta tabela, percebe-se que a RNA escolhida mostra valores levemente melhores para a geometria de blindagem com espessura de 10 cm para os conjuntos de dados de treinamento e de produção com valores dentro da faixa de valores treinados para a energia de 3000 keV. Como no caso apresentado na tabela 4.5 os valores estão muito próximos da unidade mostrando concordância entre os valores simulados e os valores calculados pela RNA escolhida. Novamente, os valores observados para o conjunto de dados de produção com valores dentro e fora da faixa de valores treinados, não mostraram nenhuma correlação.

4.3. Terceira fase - Verificação da resposta do sistema proposto em relação a faixa de energia de 50 keV a 3000 keV

Na terceira fase deste estudo, foram obtidos simulações da resposta dos detectores para toda a faixa de energia de interesse, que é de 0 a 3000 keV. Nesta fase do estudo, foram obtidas simulações da resposta em energia para o arranjo inicialmente

proposto com 4 detectores em forma de cruz. A RNA treinada para a determinação da contaminação em cada uma das superfícies foi a de topologia 14. Trata-se de uma rede neural artificial com três camadas internas ou escondidas do tipo WARD, conforme já foi descrito, cada uma delas com 20 neurônios. Esta rede foi a que apresentou melhores resultados na primeira fase do trabalho.

A faixa de energia de 50 a 3000 keV foi assimetricamente dividida, com um número maior de faixas na área de baixa energia. Os detectores de NaI(Tl) apresentam uma curva de resposta irregular na faixa de 50 a 100 keV (Knoll, 1979), apresentando um ponto de máximo nesta faixa. Para energias acima de 100 keV a curva de resposta do detector em função da energia fica mais regular podendo se ajustar a esta curva de resposta um polinômio de segundo ou maior grau. A faixa de energia foi dividida em: 50, 100, 150, 200, 250, 500, 750, 1000, 1250, 1500, 1750, 2000, 2250, 2500, 2750 e 3000 keV. Para cada uma dessas energias representativas de uma faixa de energia, foram obtidas simulações da resposta em energia dos detectores para a construção dos três conjuntos de dados: um de treinamento e dois de produção. Todos os conjuntos de dados obtidos foram usados para o treinamento e testes da RNA para cada uma das energias.

A tabela 4.7 apresenta valores de R^2 , r^2 e coeficiente de correlação r para a topologia 14 de RNA, apresentando esses valores para o conjunto de dados de treinamento e para os dois conjuntos de dados de produção para todas as energias estudadas na faixa de 50 a 3000 keV.

Nesta tabela pode se observar que os valores de R^2 , r^2 e coeficiente de correlação r para os dados de treinamento foram rigorosamente igual a 1, evidenciando que a rede neural artificial foi devidamente treinada para esses valores.

Os valores de R^2 , r^2 e coeficiente de correlação r para o conjunto de treinamento com valores dentro e fora da faixa de valores usada no conjunto de dados de treinamento, de uma forma geral, foram muito baixos, indicando que mesmo a RNA escolhida como mais adequada não é capaz de extrapolar a determinação da contaminação fora de uma faixa de valores previamente conhecida pela rede.

Para o conjunto de dados de produção com valores na mesma faixa de valores do conjunto de dados de treinamento, a maior parte dos coeficientes ficou muito próxima

da unidade ou mesmo igual a um. A exceção ocorreu para as energias de 100, 150 e 500 keV. Para estas energias, os valores de R^2 ficaram muito baixos, com valores de até 0,2534. Os valores de r^2 foram até de 0,6932.

Tabela 4.7 – Valores de R^2 , r^2 e coeficiente de correlação r , usando a topologia 14 de RNA para o conjunto de dados de treinamento e para os dois conjuntos de dados de produção para as energias 50 a 3000 keV, dentro e fora da faixa de valores de treinamento, para o arranjo original de quatro detectores.

Energia(keV)	Parede esquerda			Parede direita			Solo		
	R^2	r^2	r	R^2	r^2	r	R^2	r^2	r
50	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
100	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
150	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
200	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
500	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
750	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
1000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
1250	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
1500	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
1750	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
2000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
2250	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
2500	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
2750	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
3000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
50	0,9996	0,9998	0,9999	0,9997	0,9999	0,9999	0,9995	0,9998	0,9999
100	0,7122	0,9007	0,9491	0,2534	0,6932	0,8326	0,8693	0,9525	0,9759
150	0,6566	0,8982	0,9477	0,7921	0,9506	0,9750	0,7154	0,9456	0,9724
200	0,9999	1,0000	1,0000	0,9998	0,9999	1,0000	0,9997	0,9998	0,9999
500	0,3804	0,8607	0,9277	0,7328	0,8962	0,9467	0,8103	0,9485	0,9739
750	0,9998	0,9998	0,9999	0,9998	0,9999	0,9999	0,9995	0,9998	0,9999
1000	0,9998	0,9999	1,0000	0,9996	0,9998	0,9999	0,9994	0,9997	0,9999
1250	0,9996	0,9997	0,9998	0,9996	0,9998	0,9999	0,9986	0,9996	0,9998
1500	0,9996	0,9998	0,9999	0,9995	0,9997	0,9999	0,9992	0,9997	0,9999
1750	0,9998	0,9999	0,9999	0,9998	0,9998	0,9999	0,9994	0,9997	0,9999
2000	0,9998	0,9999	0,9999	0,9999	0,9999	1,0000	0,9992	0,9997	0,9999
2250	0,9998	0,9998	0,9999	0,9997	0,9999	0,9999	0,9991	0,9998	0,9999
2500	0,9999	0,9999	1,0000	0,9998	0,9999	0,9999	0,9990	0,9998	0,9999
2750	1,0000	1,0000	1,0000	0,9999	0,9999	1,0000	0,9994	0,9998	0,9999
3000	0,9999	1,0000	1,0000	0,9998	0,9999	0,9999	0,9992	0,9998	0,9999
50	0,9474	0,9721	0,9860	0,7890	0,9251	0,9618	0,9822	0,9867	0,9933
100	0,0000	0,3797	0,6162	0,0000	0,0200	0,1413	0,9190	0,9687	0,9842
150	0,0000	0,5655	0,7520	0,2670	0,6096	0,7807	0,9980	0,9982	0,9991
200	0,8353	0,9044	0,9510	0,9395	0,9775	0,9887	0,9765	0,9892	0,9946
500	0,0000	0,4152	0,6444	0,0000	0,4089	0,6394	0,9360	0,9690	0,9844
750	0,1523	0,3034	0,5509	0,0000	0,3635	0,6029	0,4252	0,5626	0,7501
1000	0,5162	0,7415	0,8611	0,0123	0,6278	0,7923	0,9362	0,9686	0,9842
1250	0,0000	0,3408	0,5838	0,0000	0,3586	0,5988	0,0559	0,5359	0,7321
1500	0,3484	0,5113	0,7150	0,0000	0,4225	0,6500	0,1032	0,5193	0,7206
1750	0,0636	0,2181	0,4670	0,0568	0,4245	0,6516	0,0000	0,5665	0,7527
2000	0,0596	0,2750	0,5244	0,1738	0,4202	0,6482	0,0776	0,5305	0,7283
2250	0,0000	0,4030	0,6348	0,0229	0,2407	0,4906	0,1895	0,3972	0,6302
2500	0,0111	0,3916	0,6258	0,0465	0,2635	0,5133	0,0744	0,3559	0,5965
2750	0,0344	0,2632	0,5130	0,0171	0,2980	0,5459	0,0307	0,3875	0,6225
3000	0,0000	0,0399	0,1997	0,0000	0,0819	0,2863	0,0000	0,0700	0,2646

Critério de parada – Erro médio quadrático $< 10^{-7}$ ou número de épocas $> 10^5$ após a ocorrência do menor erro médio quadrático.

Um estudo adicional foi realizado com a modificação do critério de parada para o valor de erro médio quadrático $< 10^{-5}$ ou número de épocas decorridas desde o último menor valor de erro médio quadrático $> 10^4$. Esta modificação teve como objetivo a investigação de um possível *over-training* ou *over-fitting* para essas energias. Os valores de R^2 , r^2 e coeficiente de correlação r para as energias de 100, 150 e 500 keV com os novos critérios de parada são apresentados na tabela 4.8. Os valores de R^2 para o conjunto de dados de produção com valores na mesma faixa de valores do conjunto de dados de treinamento foram maiores que 0,999. Os valores de r^2 , nessas mesmas condições também foram maiores que 0,999.

Tabela 4.8 – Valores de R^2 , r^2 e coeficiente de correlação r , usando a topologia 14 de RNA para o conjunto de dados de treinamento e para os dois conjuntos de dados de produção para as energias 100 a 500 keV, dentro e fora da faixa de valores de treinamento, para o arranjo original de quatro detectores, com critério de parada modificado.

Energia (keV)	Parede esquerda			Parede direita			Solo			
	R^2	r^2	r	R^2	r^2	r	R^2	r^2	r	
Conjunto de dados de treinamento	100	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	
	150	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	
	500	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	
Conjunto de dados de treinamento (dentro da faixa de dados treinada)	100	0,9997	0,9999	0,9999	0,9994	0,9997	0,9998	0,9993	0,9997	0,9999
	150	0,9996	0,9998	0,9999	0,9993	0,9994	0,9997	0,9990	0,9996	0,9998
	500	0,9992	0,9997	0,9998	0,9994	0,9998	0,9999	0,9993	0,9996	0,9998
Conjunto de dados de treinamento (dentro e fora da faixa de dados treinada)	100	0,0351	0,1360	0,3688	0,0000	0,1608	0,4010	0,0000	0,4752	0,6893
	150	0,0716	0,2676	0,5173	0,0787	0,3034	0,5508	0,0578	0,2975	0,5455
	500	0,1088	0,1933	0,4397	0,0426	0,2304	0,4800	0,0127	0,4364	0,6606

Critério de parada – Erro médio quadrático $< 10^{-5}$ ou número de épocas $> 10^4$ após a ocorrência do menor erro médio quadrático.

CAPÍTULO V

5. ANÁLISE E DISCUSSÃO DOS RESULTADOS

Em todos os casos estudados até agora as redes neurais artificiais, quando submetidas a conjunto de dados não usados na fase de treinamento, mas na mesma faixa de valores, demonstram capacidade de determinar adequadamente os valores de contaminação nas três superfícies urbanas estudadas: solo e paredes.

Neste trabalho, como citado nos capítulos de Metodologia e de Resultados, os critérios de parada escolhidos foram o erro médio quadrático menor do que 10^{-7} , para permitir a obtenção de maior precisão na determinação dos valores pela RNA e o número máximo de épocas de treinamento igual a 10^5 , para impedir o treinamento em excesso, conhecido como *over-training*.

Este treinamento em excesso, ou *over-training*, se caracteriza pela completa especialização da rede neural artificial no conjunto de dados de treinamento. Este problema aparece quando o treinamento é extremamente extenso e com critérios de parada muito restritivos, ou quando a rede tem capacidade muito acima da necessária para resolver o problema apresentado e consegue praticamente decorar os casos que são apresentados. Uma RNA treinada em excesso começa a responder com precisão aos dados de treinamento, mas perde a sua capacidade de generalização para os dados que não foram apresentados durante a fase de treinamento, mesmo que estes estejam na mesma faixa de valores dos dados usados para o treinamento. Valores de R^2 próximos à unidade para os dados de treinamento e distantes da unidade para os conjuntos de dados de produção são uma boa indicação de treinamento em excesso, embora os valores de r^2 e do coeficiente de correlação não sejam sempre tão baixos. Como fatores determinantes para evitar o *over-training*, cita-se a correta escolha da topologia da rede a ser usada e dos critérios de parada para o treinamento dessas redes.

5.1. Escolha da topologia mais adequada para a rede neural artificial

Os dados apresentados na tabela 4.2 mostram que 10 redes neurais artificiais apresentaram valores para R^2 , r^2 e coeficientes de correlação iguais a 1 para o conjunto de dados de treinamento. As redes com topologias identificadas como caso 7, caso 11,

caso 14 e caso 15 são as que apresentaram, além disso, os menores valores para os erros quadráticos médios.

Os dois conjuntos de dados de produção foram apresentados para essas quatro redes neurais artificiais para a validação do treinamento. O primeiro conjunto de dados de produção foi obtido com valores de fótons na superfície contaminada no intervalo de treinamento = $[10^7, 5 \times 10^9]$. O segundo conjunto de dados de produção foi obtido com valores de fótons na superfície contaminada no intervalo de dados = $[0, 10^{10}]$, portanto com valores fora do intervalo de valores treinados.

A tabela 4.3 mostra os valores R^2 , r^2 e do coeficiente de correlação para os dados de contaminação e os obtidos pela rede para os três conjuntos de dados. Os valores desses parâmetros para as redes 7, 11, 14 e 15, muito próximos ou iguais a unidade, para os conjuntos de dados de treinamento e o de produção com valores no dentro mostram que os dados simulados e os calculados pela rede estão fortemente correlacionados para estas redes. Os resultados para o conjunto de produção com dados fora do intervalo de valores de treinamento, por outro lado, mostram que não existe correlação entre os dados simulados pelo Método de Monte Carlo e os dados obtidos pela rede para nenhuma dos quatro casos.

A figura 5.1 mostra os gráficos das diferenças absolutas dos valores de contaminação para as paredes e para o solo e os valores obtidos pela rede respectivamente para o conjunto de dados de produção dentro do intervalo de treinamento e o conjunto de dados de produção com valores dentro e fora do intervalo de treinamento, para a rede 14, que apresentou os valores de R^2 e r^2 mais próximos de 1.

Com base no gráfico superior da figura 5.1 observa-se esta RNA conseguiu com bastante precisão (diferenças na ordem de 2%) determinar os valores de contaminação nas três superfícies. Não foi obtida uma boa correlação entre os dados simulados e os determinados pela rede para o conjunto de dados com valores fora do intervalo de valores treinados.

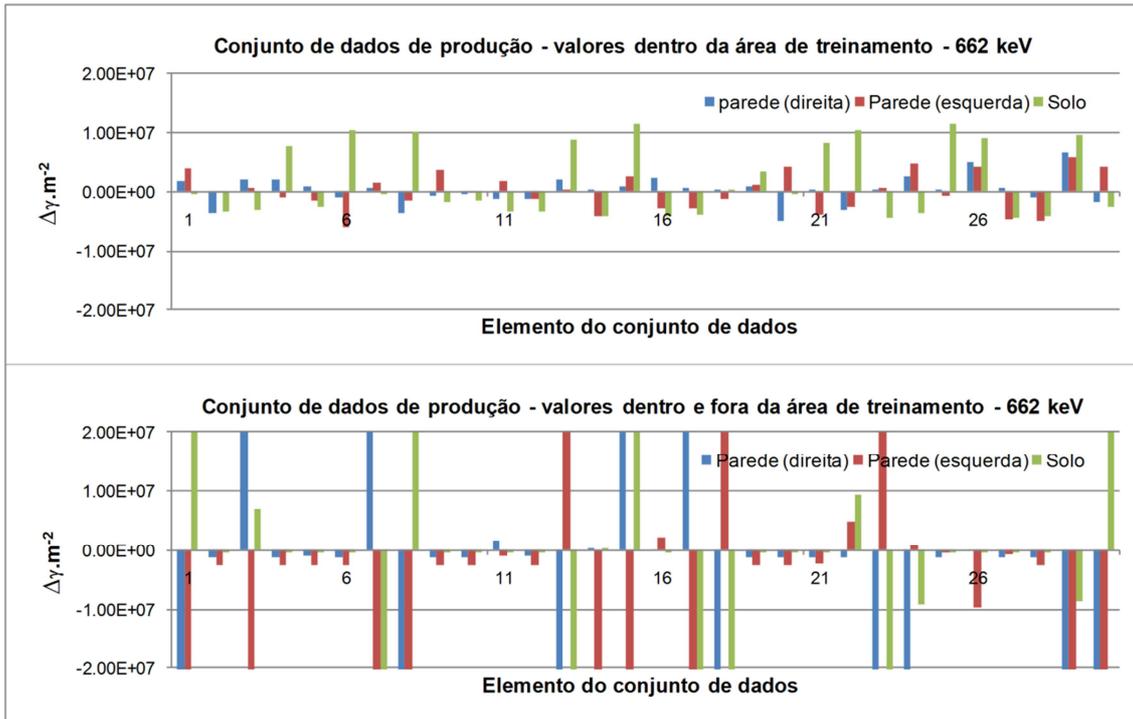


Figura 5.1 – Diferença absoluta dos valores obtidos com o MCNP5 para contaminação das superfícies e os valores obtidos pela topologia RNA 14 para a energia de 662 keV, para os dois conjuntos de dados de produção.

A figura 5.2 mostra os gráficos das diferenças absolutas dos valores de contaminação para as paredes e para o solo e os valores obtidos pela rede para o conjunto de dados de treinamento para as energias de 662, 1252 e 2615 keV, para a rede neural artificial 14.

Observa-se, a partir das figuras 5.1 e 5.2, que diversas combinações de valores de contaminação para cada uma das três superfícies foram aprendidas adequadamente pela rede neural artificial 14 para o conjunto de dados de treinamento e para o primeiro conjunto de dados de produção. As diferenças relativas entre os valores obtidos pela rede e os valores simulados pelo MCNP5 ficaram na faixa de 1%.

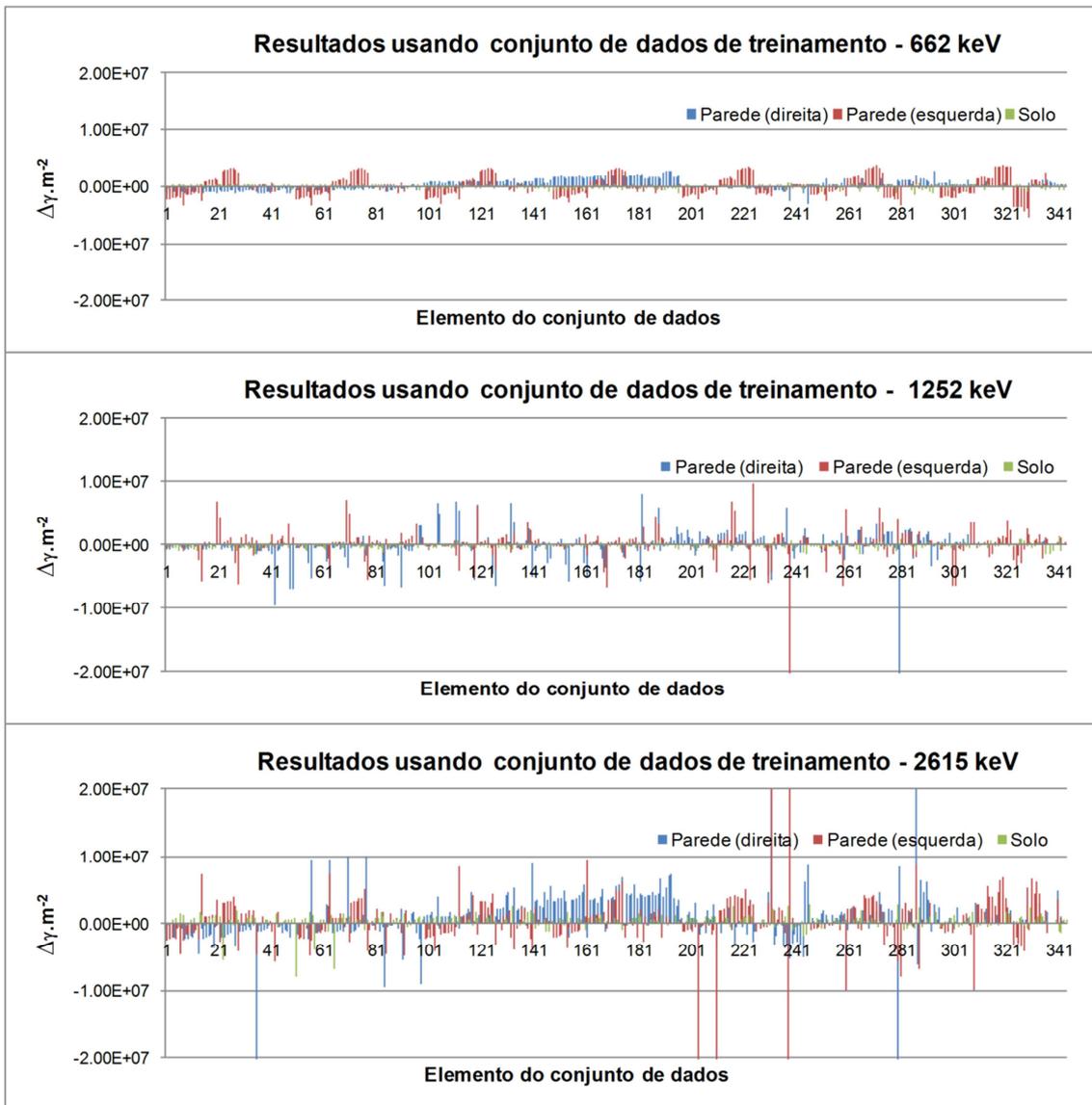


Figura 5.2 – Diferenças absolutas dos valores obtidos com o MCNP5 para contaminação das superfícies e os valores obtidos pela RNA 14 para a energia de 662, 1252 e 2615 keV, para o conjunto de dados de treinamento.

Para as energias de 662 keV e 1252 keV, a figura 5.2 mostra diferenças absolutas muito pequenas entre os dados calculados pela RNA e aqueles obtidos com MCNP5. Para a energia de 2615 keV, nota-se a ocorrência de valores mais altos para a diferença absoluta, indicando, possivelmente, a necessidade de avaliar o uso de redes neurais artificiais diferentes para diferentes faixas de energia.

5.2. Otimização do arranjo de detectores em relação ao número de detectores e em relação à espessura da blindagem proposta

As figuras 5.3, 5.4, 5.5 e 5.6 apresentam os espectros de energia dos fótons que atingiram os detectores, obtidos através de simulação usando o Método de Monte Carlo, usados para treinar a rede neural artificial usada para estudar o impacto da variação de espessura da blindagem e da redução do número de detectores no arranjo experimental.

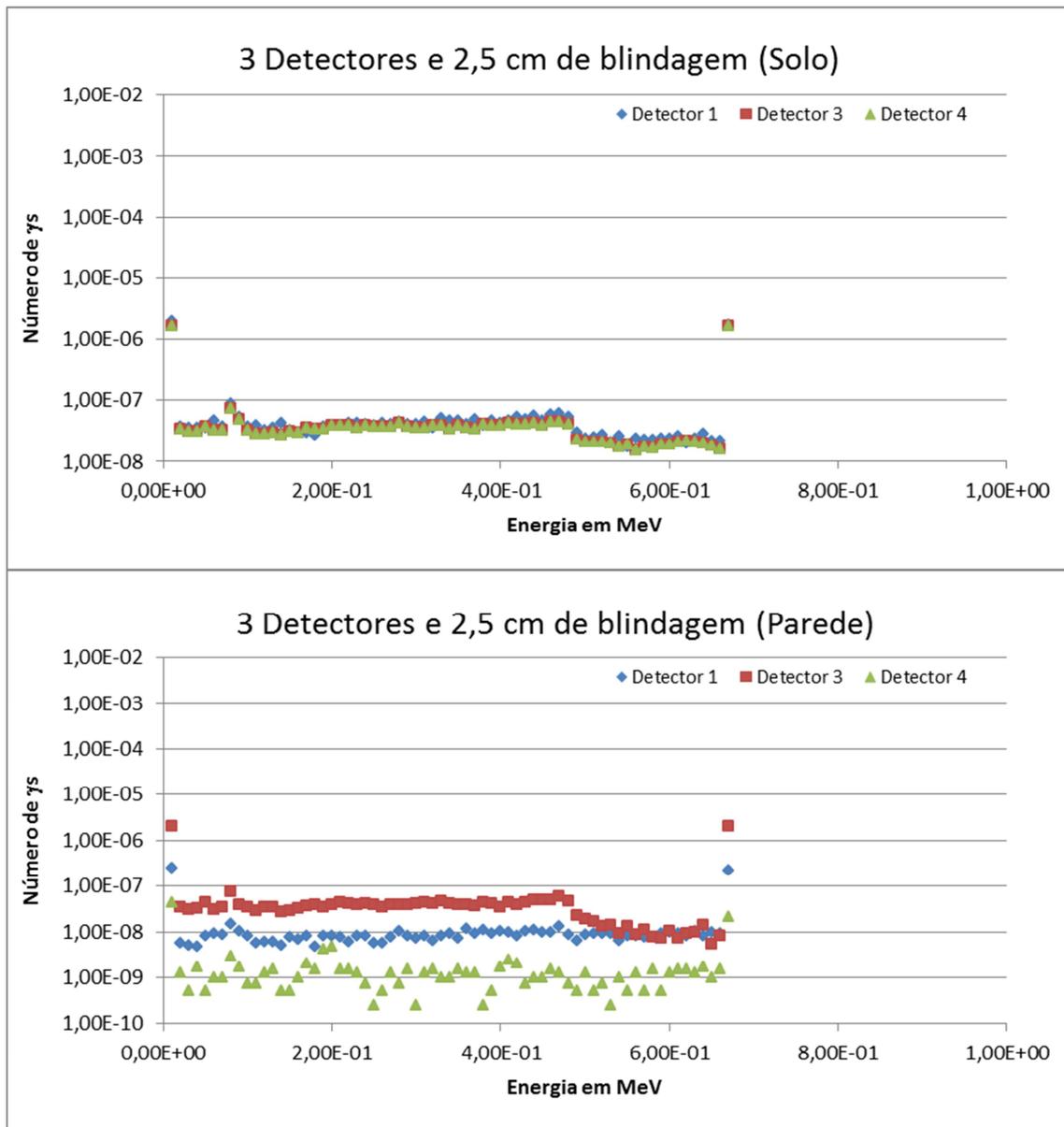


Figura 5.3 – Espectro de energia dos fótons com energia de 662 keV que atingiram os 3 detectores, no arranjo em forma de T invertido e blindagem de chumbo 2,5 cm.

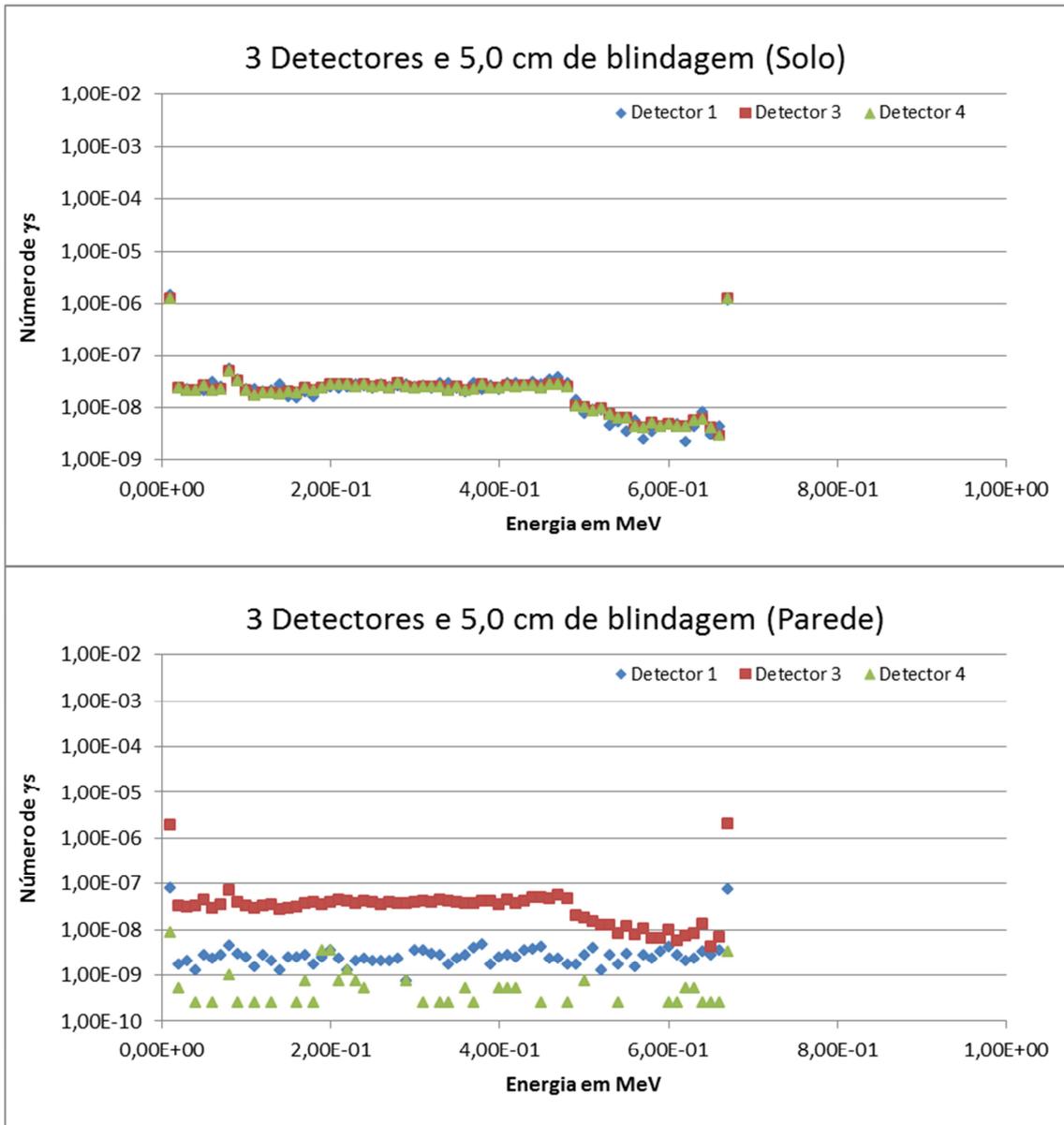


Figura 5.4 – Espectro de energia dos fótons com energia de 662 keV que atingiram os 3 detectores, no arranjo em forma de T invertido e blindagem de chumbo 5,0 cm.

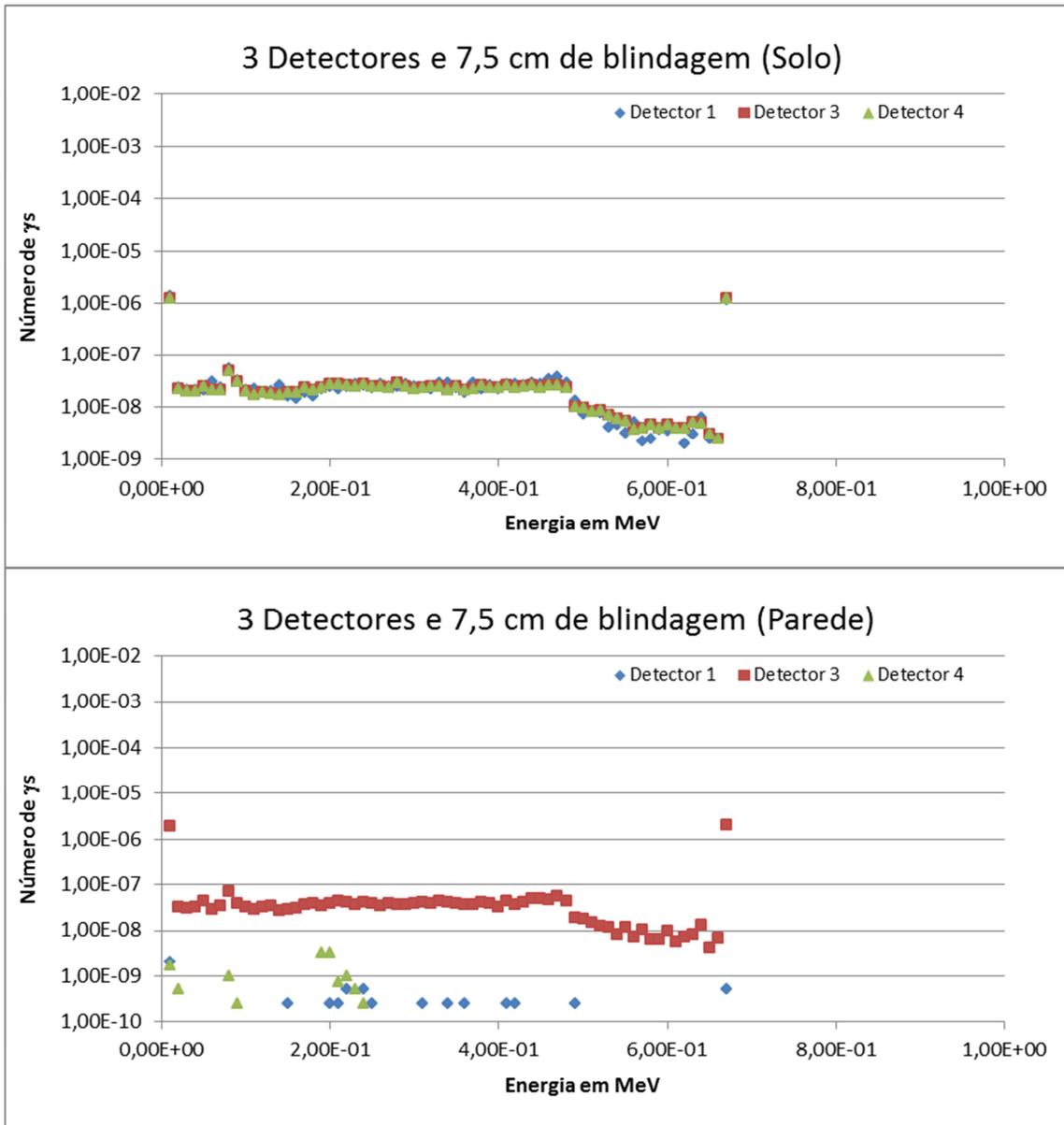


Figura 5.5 – Espectro de energia dos fótons com energia de 662 keV que atingiram os 3 detectores, no arranjo em forma de T invertido e blindagem de chumbo 7,5 cm.

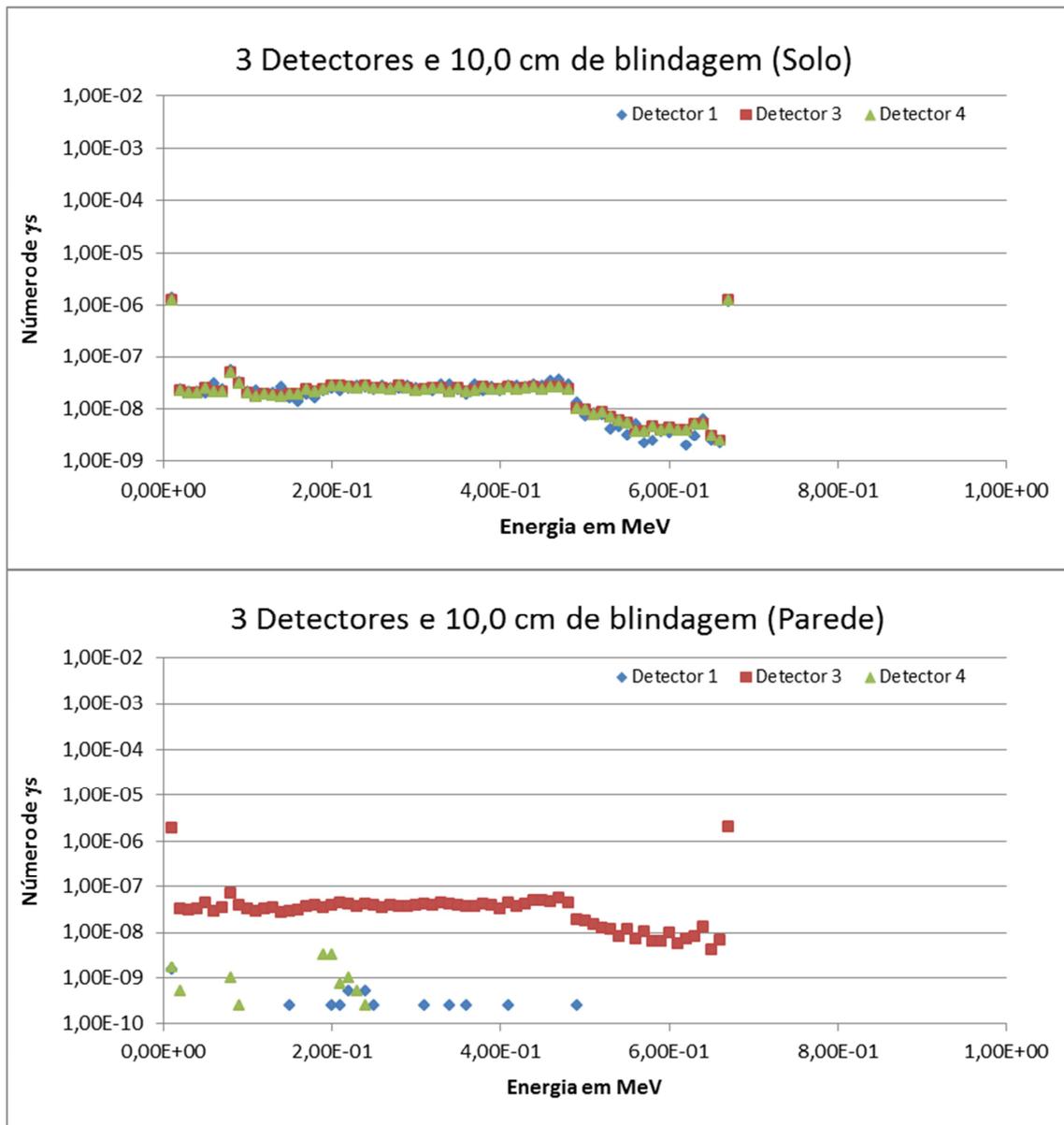


Figura 5.6 – Espectro de energia dos fótons com energia de 662 keV que atingiram os 3 detectores, no arranjo em forma de T invertido e blindagem de chumbo 10,0 cm.

Observa-se nos gráficos das figuras 5.3, 5.4, 5.5 e 5.6 a separação entre os espectros dos fótons que atingiram cada um dos detectores para as espessuras de blindagem de chumbo estudadas.

Os dados apresentados na tabela 4.5 mostram que o arranjo com três detectores de NaI(Tl) com geometria de blindagem de chumbo com 5 cm de espessura obteve valores de R^2 , r^2 e coeficiente de correlação iguais a unidade para o conjunto de dados de treinamento. Para o conjunto de dados de produção com valores dentro da faixa de valores treinados, os valores obtidos para R^2 , r^2 e coeficiente de correlação estão muito

próximos da unidade. Para o conjunto de dados de produção com valores dentro e fora da faixa de valores treinados, os valores de R^2 , r^2 e coeficiente de correlação observados foram muito baixos ou mesmo zero, evidenciando a inexistência de correlação entre os valores simulados e os valores calculados pela RNA para esse conjunto de dados.

A tabela 4.5 também mostra que as geometrias de blindagem com diferentes espessuras de chumbo, variando de 2,5 cm a 10 cm não produzem impacto significativo nos valores de R^2 , r^2 e coeficiente de correlação.

Para os conjuntos de dados de treinamento e de produção com valores dentro da faixa de valores treinados, os valores obtidos foram muito próximos da unidade, com valores melhores para as geometrias de 5cm e 7,5 cm de espessura para energia de 662 keV. Os resultados de R^2 , r^2 e do coeficiente de correlação mostram que o treinamento da RNA foi adequado e permite a determinação de valores de contaminação nas diferentes superfícies fortemente correlacionados aos valores apresentados à RNA para treinamento, evidenciando a adequação da sua aplicação para a determinação de valores de contaminação nas superfícies urbanas estudadas.

Para o conjunto de dados de produção com valores dentro e fora da faixa de valores treinados, os valores de R^2 , r^2 e coeficiente de correlação foram muito baixos e, em alguns casos, próximos a zero, o que demonstra mais uma vez que as RNAs não conseguem determinar de forma satisfatória os valores de contaminação fora da faixa de valores para os quais ela foi treinada.

A tabela 4.6 nos mostra o mesmo tipo de comportamento observado para a energia de 662 keV, agora para a energia de 3000 keV. A RNA treinada mostrou que consegue determinar e reproduzir adequadamente os valores de contaminação nas superfícies urbanas quando os valores de contaminação estão dentro da sua faixa de treinamento. E de forma análoga à faixa de energia de 662 keV, a RNA escolhida não consegue generalizar, ou seja, determinar adequadamente os valores de contaminação fora de sua faixa de treinamento.

Destaca-se que, como nos outros casos estudados até agora, as RNAs, quando submetidas a conjunto de dados não usados na fase de treinamento, mas na mesma faixa de valores, demonstram adequada capacidade de determinar os valores de contaminação nas três superfícies. Um treinamento exaustivo da rede tende a causar um fenômeno

chamado de *over-training*, que ocorre quando a rede se especializa no conjunto de dados de treinamento e começa a responder com precisão a estes dados de treinamento, mas perde a sua capacidade de generalização, ou seja, a RNA não consegue determinar adequadamente dados que está dentro da faixa de valores do conjunto de dados de treinamento. Dentro da faixa de dados de treinamento, espera-se que a rede sempre seja capaz de determinar os dados com precisão. No caso de *over-training*, as redes não conseguem determinar de forma adequada os dados que não foram apresentados durante a fase de treinamento.

5.3. Verificação da resposta do sistema proposto em relação à faixa de energia de 50 keV a 3000 keV

Na tabela 4.7 observou-se que algumas das redes neurais artificiais treinadas apresentaram valores de R^2 relativamente baixos para o conjunto de dados de produção com valores no mesmo intervalo do conjunto de dados de treinamento. Isso ocorreu para as energias de 100, 150 e 500 keV. Todos os valores de R^2 para o conjunto de dados de treinamento foram iguais a unidade. Conforme descrito no início deste capítulo, esta combinação de valores indicava fortemente a ocorrência de treinamento em excesso para essas redes. Os critérios de parada usados foram de erro médio quadrático $< 10^{-7}$ ou a apresentação do conjunto de dados de treinamento por 10^5 sem que houvesse redução do erro médio quadrático.

Para investigar se a rede havia sido treinada em excesso, os critérios de interrupção do treinamento foram modificados para valores menos restritivos para o erro médio quadrático menor 10^{-5} e para 10^4 o número de vezes que o conjunto de dados seria apresentado à rede neuronal antes que houvesse redução no erro médio quadrático.

Esta estratégia se mostrou adequada. Na tabela 4.8 observam-se os valores de R^2 , r^2 e do coeficiente de correlação para as energias de 100, 150 e 500 keV para o conjunto de dados de treinamento e para o primeiro conjunto de dados de produção próximos à unidade para as redes neurais artificiais treinadas com os novos critérios de parada de treinamento. Dessa forma, ficou claro que a RNA 14 foi treinada em excesso para essas energias, pois o treinamento com valores menos restritivos mostrou resultados para R^2 , r^2 e coeficiente de correlação próximos à unidade.

Durante esta fase do estudo, ficou provado que a rede escolhida como a mais indicada para determinar os valores de contaminação em um cenário urbano simples composto de três superfícies contaminadas conseguiu determinar, de forma adequada,

os valores de contaminação em cada uma das superfícies citadas em todo o intervalo de energia de interesse de poucos keV a 3000 keV.

CAPÍTULO VI

6. CONCLUSÕES

O uso de redes neurais artificiais, combinado ao uso de simulações do transporte de fótons em um ambiente urbano usando o Método de Monte Carlo, provou ser uma ferramenta eficiente para a determinação da resposta de detectores de radiação γ do tipo cintilador de NaI(Tl), em situações de contaminação de superfícies urbanas onde não é possível construir um modelo matemático que possa determinar esses valores de contaminação, ou que a construção desse modelo matemático dependa de parâmetros não disponíveis.

O sistema de múltiplos detectores de NaI(Tl), usando a técnica descrita nesse trabalho, se mostrou adequado para a determinação da contaminação espacial de superfícies urbanas e semiurbanas.

Algumas redes neurais artificiais determinaram adequadamente os valores de contaminação referentes ao conjunto de dados de treinamento e também ao conjunto de dados com valores diferentes dos treinados, mas dentro do mesmo intervalo usado no conjunto de dados de treinamento.

No intervalo de valores dos dados de treinamento, duas topologias de redes neurais artificiais estudadas (casos 7 e 14) podem ser usadas para calcular dos valores de contaminação de superfície baseado no número de fótons que atinge cada um dos detectores-alvo.

Os resultados mostraram que o problema é de fato complexo e que a extrapolação do uso dessas redes neurais artificiais para fora da faixa de dados treinada não pode ser verificada. Desta forma, o conjunto de dados de treinamento deve ser escolhido para representar adequadamente a faixa de valores de contaminação com que se quer trabalhar, evitando o problema de extrapolação da rede.

O arranjo de três detectores de 3"×3" de NaI(Tl) em forma de T invertido, usando a metodologia proposta neste estudo para determinar os valores de contaminação nas superfícies, mostrou-se também eficiente à determinação da contaminação espacial em um ambiente urbano simples.

O estudo da variação da espessura da blindagem demonstrou que a rede neural artificial escolhida (caso 14) pode ser usada para determinar a contaminação nas superfícies usando qualquer uma das 4 geometrias de blindagem de chumbo (2,5 cm, 5 cm, 7,5 cm e 10 cm de espessura). Os arranjos com geometrias de blindagem com espessura de 5 cm e 7,5 cm mostraram resultados melhores para a energia de 662 keV, e a blindagem com espessura de 10 cm mostrou resultados melhores para a energia de 3000 keV. Todas as espessuras estudadas podem ser usadas no arranjo experimental com resultados adequados.

Os resultados obtidos na fase de verificação da solução proposta demonstraram que a rede neural artificial escolhida pode ser usada para determinar os valores de contaminação em um cenário urbano simples composto de três superfícies contaminadas, contribuindo para aumentar a exatidão dos cálculos de dose a que a população estaria sujeita em caso de uma eventual liberação de elementos radioativos no meio ambiente devido a um eventual acidente radiológico ou a uma emergência nuclear com liberação de material radioativo.

É importante e desejável o estudo de cenários urbanos mais complexos, com a devida seleção de redes neurais artificiais para cada caso, como uma continuação natural do atual trabalho.

Uma extensão desse trabalho poderia considerar superfícies urbanas com geometrias variáveis. As dimensões dos cenários urbanos estudados, tais como distância dos detectores às superfícies urbanas contaminadas e as próprias dimensões dessas superfícies, poderiam ser consideradas como variáveis de entrada para a rede neural a ser treinada. A utilização de sensores de distância para mapear o ambiente onde está sendo feita a medida permitiria a utilização dos parâmetros adequados a cada cenário, aumentando a exatidão da determinação da contaminação das superfícies urbanas. Este tipo de abordagem do problema permitiria uma ampla utilização da metodologia proposta nesta tese.

REFERÊNCIAS

- Adaptative switching circuits*. **Widrow, B. e Hoff, M. E. 1960.** New York : IRE, 1960. IRE Wescon.
- Akahane, K., et al. 2012.** The Fukushima Nuclear Power Plant accident and exposures in the environment. *The Environmentalist*, 2012. 2012, Vol. 32(2).
- Al-Masri, M.S. 2006.** Vertical distribution and inventories of ¹³⁷Cs in the Syrian soils of the eastern Mediterranean region. *Journal of Environmental Radioactivity*. 2006, Vol. 56(2).
- Amaral, E. C. S., et al. 1991.** Distribution of ¹³⁷Cs in Soils Due to the Goiania Accident and Decisions for Remedial Action During the Recovery Phase. *Health Physics*. 1991, Vol. 60 n. 1.
- Beck, H. L., De Campo, J. e Gogolak, C. 1972.** *In situ Ge (Li) and NaI (Tl) gamma-ray spectrometry*. New York : US Atomic Energy Commission Report HASL-258, 1972.
- Bunzl, K. e Kracke, W. 1988.** Cumulative deposition of ¹³⁷Cs, ²³⁸Pu, ²³⁹⁺²⁴⁰Pu and ²⁴¹Am from global fallout in soils from forest, grassland and arable land in Bavaria (FRG). *Journal of Environmental Radioactivity*. 1988, Vol. 8(1).
- Carbonell, Jaime G. 1990.** Introduction : Paradigms for Machine Learning. [A. do livro] *Machine Learning: Paradigms and Methods*. Carbonell, Jaime G. New York : Elsevier North-Holland, 1990.
- CNEN - Comissão Nacional de Energia Nuclear. 2011.** Diretrizes Básicas de Proteção Radiológica. Rio de Janeiro : CNEN, 2011. Norma CNEN-NN-3.01:2011.
- . **2011.** Medidas de Proteção e Critérios de Intervenção. Rio de Janeiro : CNEN, 2011. Posição Regulatória CNEN 3.01/006:2011.
- Conti, C. C., et al. 2000.** Air Kerma Above Environmental Radiometric Calibration Facility For field Equipmant. *V Encontro Nacional de Aplicações Nucleares*. 2000.
- Conti, Claudio C. 1999.** *Medida de kerma no ar e determinação de coeficientes de conversão para dose devido à radiação gama ambiental*. COPPE, Universidade Federal do Rio de Janeiro. Rio de Janeiro : COPPE - UFRJ, 1999. Tese de Doutorado.

- Fausett, L V. 1994.** *Fundamentals of Neural Networks`Architetur, Algorithms and Applications.* s.l. : Prentice Hall, 1994.
- Freman, James A. e Skapura, David M. 1992.** *Neural Networks Algorithms, Applications and Programming Techniques.* [ed.] Addelfon-Wesley Publishing Company. 1992.
- Ge Detectors calibration procedure at IRD/CNEN for in situ measurements.* **Conti, C., et al. 1999.** Rio de Janeiro : s.n., 1999.
- Haykin, S. 1999.** *Neural Networks - A Comprehensive Foundation.* 2. Hamilton : Pearson Prentice Hall, 1999.
- Hebb, D. O. 1949.** *The Organization of Behavior: A Neuropsychological Theory.* s.l. : John Wiley & Sons, 1949.
- Hendricks, P. H. G. M., Mau, M. e Meijer, R. J. 2002.** MCNP Modelling of Scintillation-Detector Gamma-Ray Spectra From Natural Nuclides. *Applied Radiation and Isotopes.* 2002, Vol. 57, pp. 449-457.
- Hopfield, J. J. 1982.** Neural Networks and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America.* 1982. Vol. 79, pp. 2254-2258.
- Hubbell, J. H. e Seltzer, S. M. 2004.** *Tables of X-Ray Mass Attenuation Coefficients and Mass Energy-Absorption Coefficients (version 1.4).* Gaithersburg : National Institute of Standards and Technology, 2004.
- ICRU - International Commission on Radiation Units and Measurements. 1994.** ICRU Report 53 - Gamma-ray Spectrometry in the Environment. 1994.
- **. 2011.** ICRU REPORT No. 85 - FUNDAMENTAL QUANTITIES AND UNITS FOR IONIZING RADIATION (Revised). *Journal of the ICRU.* 2011, Vol. 11 No. 1.
- ISO - International Organization for Standardization. 1975.** Standard Atmosphere. 1975. ISO 2533:1975 .
- Jacob, P. e Meckbach, R. 1987.** Shielding Factors and External Dose Evaluation. *Radiation Protection Dosimetry.* 1987, Vols. 21, n.1-3, pp. 79-85.
- Jacob, P., Meckbach, R. e Müller, H. M. 1987.** Reduction of External Exposure from Deposited Chernobyl Activity by run-off, weathering Street Cleaning and Migration in the Soil. *Radiation Protection and Dosimetry.* 1987, Vol. 21, pp. 51-57.

- Jacob, Peter e Paretzke, Herwig G. 1986.** Gamma-ray exposure from contaminated soil. *Nuclear Science and Engineering*. 1986, Vol. 93.
- JRC-ITU. 2012.** *Karlsruhe Nuclide Chart*. [ed.] J. Maggill, et al. 8. Karlsruhe : Nucleonica, 2012.
- Kalos, M. H. e Whitlock, P. A. 1986.** *Monte Carlo Methods*. New York : Wiley - Interscience publication, 1986.
- Knoll, Glenn F. 1979.** *Radiation Detection and Measurement*. New York : John Wiley and Sons Inc., 1979. ISBN 0-471-49545-X.
- Kohonen, Teuvo. 1982.** Self-Organized Formation of Topologically Correct Features Map. *Biological Cybernetics*. 1982, Vol. 43.
- Kremer, G. M. 2005.** *Uma Introdução à Equação de Boltzmann*. São Paulo : Editora da Universidade de São Paulo, 2005.
- Lederer, M., Hollander, J. e Perlman, I. 1967.** *Table of Nuclides*. s.l. : John Wiley & Sons Inc., 1967.
- Lovborg, L. e Kirkegaard, P. 1975.** *Numerical Evaluation of the Natural Gamma Radiation Field at Aerial Surveys Heights*. Research Establishment - RISO, Danish Atomic Energy Commission. 1975. ISBN 82 550 0338 9.
- Masson, Egill e Wang, Yih-Jeou. 1990.** Introduction to Computation and Learning in Artificial Neural Networks. *European Journal of Operational Research*. 1990, Vol. 47.
- McClelland, J. L. e Rumelhart, D. E. . 1988.** *Explorations in parallel distributed processing: A handbook of models, programs, and exercises*. Boston : MIT Press, 1988.
- McCulloch, W. S. e Pitts, W. 1943.** A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*. 1943, pp. 115-133.
- Moreira, M. C. F. 1990.** Radiological Survey of Goiania by a mobile unit. [ed.] Michael T. Ryan. *Health Physics - The Radiation Safety Journal* The Ra. 1990, Vol. 60, pp. 001-002.
- Moreira, M. C. F., Conti, C. C. e Schirru, R. 2010.** A new NaI(Tl) four-detector layout for field contamination assessment using neural networks and Monte Carlo method for system calibration. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research. Section A, Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*. 2010, Vol. 621, pp. 302-309.

- Moreira, M. C. F., Conti, C. C. e Schirru, R. 2010.** An optimized NaI(Tl) method for the determination of the spatial contamination of urban areas. *Technical Meeting on In-situ Methods for Characterization of Contaminated Sites*. [Online] 5 de July de 2010. [Citado em: 11 de Dezembro de 2012.] <http://www-pub.iaea.org/iaeameetings/38924/Technical-Meeting-on-In-situ-Methods-for-Characterization-of-Contaminated-Sites>.
- Moreira, Marcos C. F. 1990.** Padronização de um método para espectrometria gama in situ com detector de Germânio. *Dissertação de Mestrado, M.Sc.* Rio de Janeiro, RJ, Brasil : COPPE - UFRJ, 1990.
- Rieppo, R e Vanska, R. 1978.** Efficiency Calibration of a 4" x 4" face-type NaI(Tl) double crystal gamma-ray spectrometer. *Nuclear Instruments and Methods*. 1978, Vol. 155, Issue 3, pp. 459-465.
- Rosenblatt, F. 1962.** *Principles of Neurodynamics*. Washington D.C. : Spartan Books., 1962.
- . **1958.** *The Perceptron: A Probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain*. Cornell Aeronautical Laboratory. 1958. pp. 386-408, *Psychological Review*, v.65.
- Rubinstein, R. Y. 1981.** *Simulation and the Monte Carlo Method*. New York : John Wiley & Sons, Inc., 1981.
- Rumelhart, D. E., Geoffrey, E. H. e Williams, R. J. 1986.** Learning Internal Representations by Error Propagation. [ed.] D. E. Rumelhart, J. L. McClelland e PDP research group. *Parallel distributed processing: Explorations in the microstructure of cognition*. 1986, Vol. 1: Foundations.
- Sachett, I. A. 2002.** *Caracterização da radiação gama ambiental em área urbana usando uma unidade móvel de rastreamento*. Instituto de Biologia Roberto Alcântara Gomes, Universidade do Estado do Rio de Janeiro. Rio de Janeiro : s.n., 2002. Tese de Doutorado.
- Salgado, C. M., et al. 2009.** Prediction of volume fractions in three-phase flows using nuclear technique and artificial neural network. *Applied Radiation and Isotopes*. 2009, Vol. 69, pp. 1812-1818.
- Salinas, I. C. P., Conti, C. C. e Lopes, R. T. 2006.** Effective Density and Mass Attenuation Coefficient for Building Material in Brazil. *Applied Radiation and Isotopes*. 2006, Vol. 64, pp. 13-18.

- Salinas, Isabel C. P. 2006.** Determinação dos fatores de blindagem para construções tipicamente brasileiras. [ed.] UFRJ - COPPE. *Tese de Doutorado, D.Sc.* Rio de Janeiro, RJ, Brasil : s.n., 2006.
- Saull, P. R. B., et al. 2012.** First Demonstration of a Compton Gamma Imager Based on Silicon Photomultipliers. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research. Section A, Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment.* 2012, Vol. 679, pp. 89-96.
- Sinclair, L. E., et al. 2009.** Simulations of a Scintillator Compton Gamma Imager for Safety and Security. *IEEE Transactions on Nuclear Science.* 2009, Vol. 56 issue 3 part 2, pp. 1262-1268.
- Tauhata, L., et al. 2003.** *Radioproteção e Dosimetria - Fundamentos.* Rio de Janeiro : IRD/CNEN, 2003.
- Toso, J. P. e Velasco, R.H. 2001.** Describing the observed vertical transport of radiocesium in specific soils with three time-dependent models. *Journal of Environmental Radioactivity.* 2001, Vol. 53(2).
- Ward Systems Group Inc. 1993.** NeuroShell II Manual. 1993.
- Wheeler, D. A. 1987.** Atmospheric dispersal and deposition of radioactive material from Chernobyl. *Atmospheric Environment.* 1987, Vol. 22(5).
- Widrow, B. 1959.** Adaptive Sampled-Data Systems - A Statistical Theory of Adaptation. *IRE WESCON Convention Record.* Cambridge, Massachusetts, USA : s.n., 1959. pp. 74-85.
- Winkelmann, I., et al. 1988.** Rapid Measurements of Soil Contamination after the Chernobyl Accident in the Federal Republic of Germany. *Environmental International.* 1988, Vol. 14, pp. 321-329.
- X-5 Monte Carlo Team - LANL. 2003.** *MCNP — Overview and Theory, A General Monte Carlo N-Particle Transport Code, Version 5.* [ed.] Los Alamos National Laboratory. 2003. Vol. I.
- . **2003.** *MCNP — User's Guide A General Monte Carlo N-Particle Transport Code, Version 5.* [ed.] Los Alamos National Laboratory. 2003. Vol. II.

ANEXO A

Exemplo de um arquivo utilizado como arquivo de entrada para o código MCNP5, onde toda a parede direita ($y = 499$) foi contaminada com $10^9 \gamma.m^{-2}$.

```
c23456789    4 NaI(Tl) em ambiente urbano - parede lateral
cilindro
c cell cards
  1  1  -3.7      -13 -10  14
  2  1  -3.7      15 -10 -16
  3  1  -3.7     -23 -20  24
  4  1  -3.7     25 -20 -26
 11  2  -2.702   (-13 10 -11  14) #1
 12  2  -2.702   (15 10 -11 -16) #2
 13  2  -2.702   (-23 20 -21  24) #3
 14  2  -2.702   (25 20 -21 -26) #4
 15  3  -11.34   (37 -40 -31 30 44):(-44 48 -34 46 37 -40)
                    :(-44 48 36 -47 37 -40)
 16  3  -11.34   (-35 41 -31 30 44):(-44 48 -34 46 -35 41)
                    :(-44 48 36 -47 -35 41)
 17  3  -11.34    34 -42 -33 32
 18  3  -11.34    43 -36 -33 32
100  4  -1.205e-3 (-1 2 -3 4 -5
6)#1#2#3#4#11#12#13#14#15#16#17#18
101  0          1:-2:3:-4:5:-6
c end

c slab surfaces
  1  px    500
  2  px   -500
  3  py    500
  4  py   -500
  5  pz    400
  6  pz   -100
 10  cx    3.75      $ raio detector NaI
 11  cx    3.85      $ raio externo casca de Al
 13  px    30        $ face externa do detector 1
 14  px   22.5      $ face interna do detector 1
 15  px   -30       $ face externa do detector 2
 16  px  -22.5      $ face interna do detector 2
 20  cy    3.75      $ raio detector NaI
 21  cy    3.85      $ raio externo casca de Al
 23  py    30        $ face externa do detector 3
 24  py   22.5      $ face interna do detector 3
 25  py   -30       $ face externa do detector 4
 26  py  -22.5      $ face interna do detector 4
 30  cx     4        $ chumbo - cilindro
 31  cx     9        $ chumbo
 32  cy     4        $ chumbo
 33  cy     9        $ chumbo
 34  py     9        $ chumbo
 35  px    -4        $ chumbo
 36  py    -9        $ chumbo
```

```

37  px    4          $ chumbo
38  pz   -5          $ chumbo
39  pz    5          $ chumbo
40  px   35          $ chumbo
41  px  -35          $ chumbo
42  py   35          $ chumbo
43  py  -35          $ chumbo
44  pz    0          $ chumbo
45  py    9          $ chumbo
46  py    4
47  py   -4
48  pz   -4          $ chumbo
c end

c data cards
mode p
c cell and surfaces parameter
imp:p 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 0
c source card
sdef x=d1 z=d2 y=499 erg=0.662 wgt=1 par=2
si1 -499 499
sp1 0 1
si2 -99 399
sp2 0 1
c material card
m1 011000 0.5 053000 0.5          $ NaI
m2 013000 1          $ Al
m3 082000 1          $ Pb
m4 008000 0.30 007000 0.70      $ ar
c tally
f8:p 1 2 3 4
e8 0 .01 99i 1.01
nps 1e9

```

ANEXO B

Arquivo de saída do programa MCNP5, com os resultados dos fótons que atingem cada um dos detectores em função da energia depositada no detector para o arquivo apresentado no Anexo A.

Thread Name & Version = MCNP5_RSICC, 1.51

```
  | | | | ( | | | | ) | | | |
  | | | | | | | | | | | |
  | | | | | | | | | | | |
```

```
+-----+
| Copyright 2008. Los Alamos National Security, LLC. All rights
| reserved.
| This material was produced under U.S. Government contract
| DE-AC52-06NA25396 for Los Alamos National Laboratory, which is
| operated by Los Alamos National Security, LLC, for the U.S.
| Department of Energy. The Government is granted for itself and
| others acting on its behalf a paid-up, nonexclusive, irrevocable
| worldwide license in this material to reproduce, prepare derivative
| works, and perform publicly and display publicly. Beginning five
| (5) years after 2008, subject to additional five-year worldwide
| renewals, the Government is granted for itself and others acting on
| its behalf a paid-up, nonexclusive, irrevocable worldwide license
| in this material to reproduce, prepare derivative works, distribute
| copies to the public, perform publicly and display publicly, and to
| permit others to do so. NEITHER THE UNITED STATES NOR THE UNITED
| STATES DEPARTMENT OF ENERGY, NOR LOS ALAMOS NATIONAL SECURITY, LLC,
| NOR ANY OF THEIR EMPLOYEES, MAKES ANY WARRANTY, EXPRESS OR IMPLIED,
| OR ASSUMES ANY LEGAL LIABILITY OR RESPONSIBILITY FOR THE ACCURACY,
| COMPLETENESS, OR USEFULNESS OF ANY INFORMATION, APPARATUS, PRODUCT,
| OR PROCESS DISCLOSED, OR REPRESENTS THAT ITS USE WOULD NOT INFRINGE
| PRIVATELY OWNED RIGHTS.
+-----+
```

```
lmcnp      version 5.mpi ld=04232010      08/11/10 22:39:04
*****
probid = 08/11/10 22:39:04
n=/home/marcos/energy/T5s2q250 xsdir=xmdir fatal

1-      c23456789   4 NaI(Tl) em ambiente urbano - parede lateral cilindro
2-      c cell cards
3-          1 1 -3.7      -13 -10 14
4-          2 1 -3.7      15 -10 -16
5-          3 1 -3.7      -23 -20 24
6-          4 1 -3.7      25 -20 -26
7-         11 2 -2.702    (-13 10 -11 14) #1
8-         12 2 -2.702    (15 10 -11 -16) #2
9-         13 2 -2.702    (-23 20 -21 24) #3
10-        14 2 -2.702    (25 20 -21 -26) #4
11-        15 3 -11.34    (37 -40 -31 30 44):(-44 48 -34 46 37 -40)
12-                                     :(-44 48 36 -47 37 -40)
13-        16 3 -11.34    (-35 41 -31 30 44):(-44 48 -34 46 -35 41)
14-                                     :(-44 48 36 -47 -35 41)
15-        17 3 -11.34    34 -42 -33 32
16-        18 3 -11.34    43 -36 -33 32
17-        100 4 -1.205e-3 (-1 2 -3 4 -5 6)#1#2#3#4#11#12#13#14#15#16#17#18
18-        101 0          1:-2:3:-4:5:-6
19-      c end
20-
21-      c slab surfaces
22-          1 px 500
23-          2 px -500
24-          3 py 500
25-          4 py -500
26-          5 pz 400
27-          6 pz -100
28-         10 cx 3.75      $ raio detector NaI
29-         11 cx 3.85      $ raio externo casca de Al
30-         13 px 30        $ face externa do detector 1
```

```

31-      14 px    22.5      $ face interna do detector 1
32-      15 px   -30      $ face externa do detector 2
33-      16 px  -22.5      $ face interna do detector 2
34-      20 cy    3.75      $ raio detector NaI
35-      21 cy    3.85      $ raio externo casca de Al
36-      23 py    30       $ face externa do detector 3
37-      24 py   22.5      $ face interna do detector 3
38-      25 py   -30      $ face externa do detector 4
39-      26 py  -22.5      $ face interna do detector 4
40-      30 cx     4       $ chumbo - cilindro
41-      31 cx     9       $ chumbo
42-      32 cy     4       $ chumbo
43-      33 cy     9       $ chumbo
44-      34 py     9       $ chumbo
45-      35 px    -4       $ chumbo
46-      36 py   -9       $ chumbo
47-      37 px     4       $ chumbo
48-      38 pz    -5       $ chumbo
49-      39 pz     5       $ chumbo
50-      40 px    35       $ chumbo
51-      41 px   -35       $ chumbo
52-      42 py    35       $ chumbo
53-      43 py   -35       $ chumbo
54-      44 pz     0       $ chumbo
55-      45 py     9       $ chumbo
56-      46 py     4       $ chumbo
57-      47 py    -4       $ chumbo
58-      48 pz    -4       $ chumbo
59-      c end
60-
61-      c data cards
62-      mode p
63-      c cell and surfaces parameter
64-      imp:p 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 1 0
65-      c source card
66-      sdef x=d1 z=-99 y=d2 erg=2.5 wgt=1 par=2
67-      sil 0 250
68-      spl 0 1
69-      si2 0 499
70-      sp2 0 1
71-      c material card
72-      m1 011000 0.5 053000 0.5      $ NaI
73-      m2 013000 1      $ Al
74-      m3 082000 1      $ Pb
75-      m4 008000 0.30 007000 0.70    $ ar
76-      c tally
77-      f8:p 1 2 3 4
78-      e8 0 .01 99i 3.01
79-      nps 1e9

```

surface 34 and surface 45 are the same. 45 will be deleted.

comment. 1 surfaces were deleted for being the same as others.
lcells
print table 60

cell	mat	atom density	gram density	volume	mass	photon pieces	importance
1	1	2.97297E-02	3.70000E+00	3.31340E+02	1.22596E+03	1	1.0000E+00
2	2	2.97297E-02	3.70000E+00	3.31340E+02	1.22596E+03	1	1.0000E+00
3	3	2.97297E-02	3.70000E+00	3.31340E+02	1.22596E+03	1	1.0000E+00
4	4	2.97297E-02	3.70000E+00	3.31340E+02	1.22596E+03	1	1.0000E+00
5	11	6.03063E-02	2.70200E+00	1.79071E+01	4.83849E+01	1	1.0000E+00
6	12	6.03063E-02	2.70200E+00	1.79071E+01	4.83849E+01	1	1.0000E+00
7	13	6.03063E-02	2.70200E+00	1.79071E+01	4.83849E+01	1	1.0000E+00
8	14	6.03063E-02	2.70200E+00	1.79071E+01	4.83849E+01	1	1.0000E+00
9	15	3.29558E-02	1.13400E+01	0.00000E+00	0.00000E+00	0	1.0000E+00
10	16	3.29558E-02	1.13400E+01	0.00000E+00	0.00000E+00	0	1.0000E+00
11	17	3.29558E-02	1.13400E+01	5.30929E+03	6.02074E+04	1	1.0000E+00
12	18	3.29558E-02	1.13400E+01	5.30929E+03	6.02074E+04	1	1.0000E+00
13	100	4.96872E-05	1.20500E-03	0.00000E+00	0.00000E+00	0	1.0000E+00
14	101	0.00000E+00	0.00000E+00	0.00000E+00	0.00000E+00	0	0.0000E+00
total				1.20156E+04	1.25512E+05		

warning. surface 38 is not used for anything.

warning. surface 39 is not used for anything.

minimum source weight = 1.0000E+00 maximum source weight = 1.0000E+00

```
*****
* Random Number Generator = 1 *
* Random Number Seed = 19073486328125 *
* Random Number Multiplier = 19073486328125 *
* Random Number Adder = 0 *
* Random Number Bits Used = 48 *
* Random Number Stride = 152917 *
*****
```

2 warning messages so far.

1cross-section tables
print table 100

table length

tables from file mcplib04

7000.04p	3194	ENDF/B-VI Release 8 Photoatomic Data for 7-N
mat 700	02/07/03	
8000.04p	3272	ENDF/B-VI Release 8 Photoatomic Data for 8-O
mat 800	02/07/03	
11000.04p	3995	ENDF/B-VI Release 8 Photoatomic Data for 11-NA
mat1100	02/07/03	
13000.04p	4846	ENDF/B-VI Release 8 Photoatomic Data for 13-AL
mat1300	02/07/03	
53000.04p	8492	ENDF/B-VI Release 8 Photoatomic Data for 53-I
mat5300	02/07/03	
82000.04p	10010	ENDF/B-VI Release 8 Photoatomic Data for 82-PB
mat8200	02/07/03	
total	33809	

maximum photon energy set to 100.0 mev (maximum electron energy)

tables from file el03

7000.03e	2333
6/6/98	
8000.03e	2333
6/6/98	
11000.03e	2337
6/6/98	
13000.03e	2337
6/6/98	
53000.03e	2359
6/6/98	
82000.03e	2373
6/6/98	

warning. material 2 has been set to a conductor.

warning. material 3 has been set to a conductor.

```
*****
*****
```

dump no. 1 on file /home/marcos/energy/T5s2q250r nps = 0 coll =
0 ctm =
0.00 nrn = 0

4 warning messages so far.

master starting 27 tasks with 1 threads each 08/11/10 22:39:05
master set rendezvous nps = 200 08/11/10 22:39:10
master set rendezvous nps = 100000000 08/11/10 22:39:11
master set rendezvous nps = 200000000 08/11/10 22:44:08
master set rendezvous nps = 300000000 08/11/10 22:49:11
master set rendezvous nps = 400000000 08/11/10 22:54:17
master set rendezvous nps = 500000000 08/11/10 22:59:25
master set rendezvous nps = 600000000 08/11/10 23:04:34
master set rendezvous nps = 700000000 08/11/10 23:09:44

master set rendezvous nps = 800000000 08/11/10 23:14:56
 master set rendezvous nps = 900000000 08/11/10 23:20:07
 master set rendezvous nps = 1000000000 08/11/10 23:25:19
 lproblem summary

run terminated when 1000000000 particle histories were done.

+
 08/11/10 23:30:31
 c23456789 4 NaI(Tl) em ambiente urbano - parede lateral cilindro
 probid = 08/11/10 22:39:04
 0

photon creation	tracks	weight	energy	photon loss
tracks	weight	energy	(per source particle)	
(per source particle)				
source	1000000000	1.0000E+00	2.5000E+00	escape
999309441	9.9931E-01	2.4769E+00		energy cutoff
0	0.	1.8580E-06		time cutoff
0	0.	0.	0.	weight window
0	0.	0.	0.	cell importance
0	0.	0.	0.	weight cutoff
0	0.	0.	0.	electron importance
0	0.	0.	0.	dxtran
0	0.	0.	0.	forced collisions
0	0.	0.	0.	exp. transform
0	0.	0.	0.	compton scatter
0	0.	2.0669E-02	9.0802E-03	capture
15485447	1.5485E-02	2.1346E-03	5.6513E-04	pair production
766382	7.6638E-04	1.8869E-03	7.8325E-04	photonuclear abs
0	0.	0.	0.	
0	0.	0.	0.	
1st fluorescence	4201144	4.2011E-03	2.2515E-04	
2nd fluorescence	747133	7.4713E-04	8.3956E-06	
total	1015561270	1.0156E+00	2.5016E+00	total
1015561270	1.0156E+00	2.5016E+00		

number of photons banked	11360126	average time of (shakes)
cutoffs		
01 photon tracks per source particle	1.0156E+00	escape 9.0846E-
01 tco 1.0000E+33		
01 photon collisions per source particle	3.4207E-02	capture 5.2464E-
01 eco 1.0000E-03		
01 total photon collisions	34207483	capture or escape 9.0260E-
01 wcl 0.0000E+00		
01 wc2 0.0000E+00		any termination 9.0252E-
computer time so far in this run	858.54 minutes	maximum number ever in
bank 12		
computer time in mcrun	547.46 minutes	bank overflows to backup
file 0		
source particles per minute	1.8266E+06	
random numbers generated	5875638836	most random numbers used
was 348 in history	364242957	

warning. random number period exceeded. decrease stride.

range of sampled source weights = 1.0000E+00 to 1.0000E+00

estimated system efficiency: net = 39% loss = 24% (locks) + 37% (comm.) + 0% (misc.)

number of histories processed by each task

```

0 37037030 37037039 37037040 37037031 37037040 37037039
37037031 37037040 37037039 37037039
37037040 37037031 37037039 37037040 37037031 37037040 37037039
37037031 37037040 37037039
37037040 37037031 37037039 37037040 37037031 37037040 37037039
37037041
lphoton activity in each cell
print table 126

```

average	tracks	population	collisions	collisions	number	flux
weighted	average	track		* weight	weighted	
(relative)	cell	entering		(per history)	energy	energy
	track	weight	track			
	weight	mfp				
	(cm)					
1	1	75888	123618	148141	1.4814E-04	1.8503E+00
1.8503E+00	1.0000E+00	5.6944E+00				
2	2	56250	90625	106628	1.0663E-04	1.8480E+00
1.8480E+00	1.0000E+00	5.6941E+00				
3	3	31981	48480	59937	5.9937E-05	1.6659E+00
1.6659E+00	1.0000E+00	5.3728E+00				
4	4	10094	14596	18677	1.8677E-05	1.5158E+00
1.5158E+00	1.0000E+00	5.1304E+00				
5	11	102253	76156	2877	2.8770E-06	1.9843E+00
1.9843E+00	1.0000E+00	8.2517E+00				
6	12	68985	54772	2267	2.2670E-06	1.9853E+00
1.9853E+00	1.0000E+00	8.2554E+00				
7	13	31942	26695	1113	1.1130E-06	1.6696E+00
1.6696E+00	1.0000E+00	7.4733E+00				
8	14	11135	8912	382	3.8200E-07	1.5440E+00
1.5440E+00	1.0000E+00	7.1721E+00				
9	15	809010	3353319	5813891	5.8139E-03	1.8355E+00
1.8355E+00	1.0000E+00	1.6059E+00				
10	16	538606	2203297	3807130	3.8071E-03	1.8335E+00
1.8335E+00	1.0000E+00	1.6051E+00				
11	17	789801	3482749	6117446	6.1174E-03	1.8371E+00
1.8371E+00	1.0000E+00	1.6075E+00				
12	18	509400	2244074	3953351	3.9534E-03	1.8270E+00
1.8270E+00	1.0000E+00	1.6030E+00				
13	100	1000884829	1002677273	14175643	1.4176E-02	2.4734E+00
2.4734E+00	1.0000E+00	2.0891E+04				
total		1003920174	1014404566	34207483	3.4207E-02	

```

ltally 8 nps = 1000000000
tally type 8 pulse height distribution. units number
tally for photons

```

```

cell 1
energy
0.0000E+00 0.0000E+00 0.0000
1.0000E-02 3.53740E-05 0.0053
4.0000E-02 3.71000E-07 0.0519
7.0000E-02 3.95000E-07 0.0503
1.0000E-01 6.28000E-07 0.0399
1.3000E-01 3.34000E-07 0.0547
1.6000E-01 3.29000E-07 0.0551
1.9000E-01 3.69000E-07 0.0521
2.2000E-01 3.82000E-07 0.0512
2.5000E-01 4.33000E-07 0.0481
2.8000E-01 4.92000E-07 0.0451
3.1000E-01 4.67000E-07 0.0463
3.4000E-01 4.66000E-07 0.0463
3.7000E-01 4.05000E-07 0.0497
4.0000E-01 3.69000E-07 0.0521
4.3000E-01 3.84000E-07 0.0510
4.6000E-01 3.56000E-07 0.0530
4.9000E-01 3.74000E-07 0.0517
5.2000E-01 1.54500E-06 0.0254
5.5000E-01 2.82000E-07 0.0595
5.8000E-01 2.84000E-07 0.0593
6.1000E-01 2.89000E-07 0.0588
6.4000E-01 3.05000E-07 0.0573
6.7000E-01 2.77000E-07 0.0601
7.0000E-01 2.65000E-07 0.0614
7.3000E-01 2.57000E-07 0.0624

```

7.6000E-01	2.61000E-07	0.0619
7.9000E-01	2.57000E-07	0.0624
8.2000E-01	2.36000E-07	0.0651
8.5000E-01	2.46000E-07	0.0638
8.8000E-01	2.54000E-07	0.0627
9.1000E-01	2.45000E-07	0.0639
9.4000E-01	2.27000E-07	0.0664
9.7000E-01	2.32000E-07	0.0657
1.0000E+00	2.54000E-07	0.0627
1.0300E+00	2.54000E-07	0.0627
1.0600E+00	2.60000E-07	0.0620
1.0900E+00	2.21000E-07	0.0673
1.1200E+00	2.38000E-07	0.0648
1.1500E+00	2.40000E-07	0.0645
1.1800E+00	2.55000E-07	0.0626
1.2100E+00	2.51000E-07	0.0631
1.2400E+00	2.37000E-07	0.0650
1.2700E+00	2.57000E-07	0.0624
1.3000E+00	2.60000E-07	0.0620
1.3300E+00	2.35000E-07	0.0652
1.3600E+00	2.62000E-07	0.0618
1.3900E+00	2.57000E-07	0.0624
1.4200E+00	2.54000E-07	0.0627
1.4500E+00	2.72000E-07	0.0606
1.4800E+00	8.09000E-07	0.0352
1.5100E+00	3.29000E-07	0.0551
1.5400E+00	3.55000E-07	0.0531
1.5700E+00	3.62000E-07	0.0526
1.6000E+00	3.50000E-07	0.0535
1.6300E+00	3.55000E-07	0.0531
1.6600E+00	3.66000E-07	0.0523
1.6900E+00	3.51000E-07	0.0534
1.7200E+00	3.73000E-07	0.0518
1.7500E+00	3.44000E-07	0.0539
1.7800E+00	4.03000E-07	0.0498
1.8100E+00	3.69000E-07	0.0521
1.8400E+00	3.49000E-07	0.0535
1.8700E+00	3.85000E-07	0.0510
1.9000E+00	3.58000E-07	0.0529
1.9300E+00	3.96000E-07	0.0503
1.9600E+00	3.83000E-07	0.0511
1.9900E+00	1.75900E-06	0.0238
2.0200E+00	4.62000E-07	0.0465
2.0500E+00	5.70000E-07	0.0419
2.0800E+00	5.77000E-07	0.0416
2.1100E+00	5.36000E-07	0.0432
2.1400E+00	5.55000E-07	0.0424
2.1700E+00	5.69000E-07	0.0419
2.2000E+00	5.79000E-07	0.0416
2.2300E+00	6.57000E-07	0.0390
2.2600E+00	6.58000E-07	0.0390
2.2900E+00	3.64000E-07	0.0524
2.3200E+00	2.24000E-07	0.0668
2.3500E+00	1.31000E-07	0.0874
2.3800E+00	8.20000E-08	0.1104
2.4100E+00	5.20000E-08	0.1387
2.4400E+00	2.10000E-08	0.2182
2.4700E+00	2.50000E-08	0.2000
2.5000E+00	3.50000E-08	0.1690
2.5300E+00	7.44800E-06	0.0116
2.5600E+00	0.00000E+00	0.0000
2.5900E+00	0.00000E+00	0.0000
2.6200E+00	0.00000E+00	0.0000
2.6500E+00	0.00000E+00	0.0000
2.6800E+00	0.00000E+00	0.0000
2.7100E+00	0.00000E+00	0.0000
2.7400E+00	0.00000E+00	0.0000
2.7700E+00	0.00000E+00	0.0000
2.8000E+00	0.00000E+00	0.0000
2.8300E+00	0.00000E+00	0.0000
2.8600E+00	0.00000E+00	0.0000
2.8900E+00	0.00000E+00	0.0000
2.9200E+00	0.00000E+00	0.0000
2.9500E+00	0.00000E+00	0.0000
2.9800E+00	0.00000E+00	0.0000
3.0100E+00	0.00000E+00	0.0000
total	7.33380E-05	0.0037

cell 2

```
energy
0.0000E+00 1.00000E-09 1.0000
1.0000E-02 2.69930E-05 0.0061
4.0000E-02 2.85000E-07 0.0592
7.0000E-02 3.04000E-07 0.0574
1.0000E-01 4.32000E-07 0.0481
1.3000E-01 2.28000E-07 0.0662
1.6000E-01 2.34000E-07 0.0654
1.9000E-01 2.81000E-07 0.0597
2.2000E-01 2.59000E-07 0.0621
2.5000E-01 3.39000E-07 0.0543
2.8000E-01 3.58000E-07 0.0529
3.1000E-01 3.34000E-07 0.0547
3.4000E-01 3.51000E-07 0.0534
3.7000E-01 3.03000E-07 0.0574
4.0000E-01 2.79000E-07 0.0599
4.3000E-01 2.84000E-07 0.0593
4.6000E-01 2.60000E-07 0.0620
4.9000E-01 2.66000E-07 0.0613
5.2000E-01 1.03500E-06 0.0311
5.5000E-01 2.57000E-07 0.0624
5.8000E-01 2.17000E-07 0.0679
6.1000E-01 1.77000E-07 0.0752
6.4000E-01 2.10000E-07 0.0690
6.7000E-01 2.00000E-07 0.0707
7.0000E-01 1.90000E-07 0.0725
7.3000E-01 1.89000E-07 0.0727
7.6000E-01 1.64000E-07 0.0781
7.9000E-01 1.96000E-07 0.0714
8.2000E-01 2.01000E-07 0.0705
8.5000E-01 1.80000E-07 0.0745
8.8000E-01 1.78000E-07 0.0750
9.1000E-01 1.84000E-07 0.0737
9.4000E-01 1.86000E-07 0.0733
9.7000E-01 1.96000E-07 0.0714
1.0000E+00 1.79000E-07 0.0747
1.0300E+00 1.84000E-07 0.0737
1.0600E+00 1.94000E-07 0.0718
1.0900E+00 2.02000E-07 0.0704
1.1200E+00 1.90000E-07 0.0725
1.1500E+00 1.81000E-07 0.0743
1.1800E+00 1.59000E-07 0.0793
1.2100E+00 1.81000E-07 0.0743
1.2400E+00 1.75000E-07 0.0756
1.2700E+00 1.84000E-07 0.0737
1.3000E+00 1.57000E-07 0.0798
1.3300E+00 1.95000E-07 0.0716
1.3600E+00 1.94000E-07 0.0718
1.3900E+00 1.75000E-07 0.0756
1.4200E+00 2.00000E-07 0.0707
1.4500E+00 1.75000E-07 0.0756
1.4800E+00 5.88000E-07 0.0412
1.5100E+00 2.56000E-07 0.0625
1.5400E+00 2.16000E-07 0.0680
1.5700E+00 2.54000E-07 0.0627
1.6000E+00 3.02000E-07 0.0575
1.6300E+00 2.92000E-07 0.0585
1.6600E+00 2.65000E-07 0.0614
1.6900E+00 2.81000E-07 0.0597
1.7200E+00 2.79000E-07 0.0599
1.7500E+00 2.58000E-07 0.0623
1.7800E+00 2.69000E-07 0.0610
1.8100E+00 2.61000E-07 0.0619
1.8400E+00 2.62000E-07 0.0618
1.8700E+00 2.64000E-07 0.0615
1.9000E+00 2.80000E-07 0.0598
1.9300E+00 2.47000E-07 0.0636
1.9600E+00 2.73000E-07 0.0605
1.9900E+00 1.31300E-06 0.0276
2.0200E+00 3.58000E-07 0.0529
2.0500E+00 3.47000E-07 0.0537
2.0800E+00 3.91000E-07 0.0506
2.1100E+00 4.03000E-07 0.0498
2.1400E+00 3.79000E-07 0.0514
2.1700E+00 3.91000E-07 0.0506
```

2.2000E+00	4.74000E-07	0.0459
2.2300E+00	4.29000E-07	0.0483
2.2600E+00	4.62000E-07	0.0465
2.2900E+00	2.90000E-07	0.0587
2.3200E+00	1.44000E-07	0.0833
2.3500E+00	7.80000E-08	0.1132
2.3800E+00	4.00000E-08	0.1581
2.4100E+00	2.50000E-08	0.2000
2.4400E+00	2.20000E-08	0.2132
2.4700E+00	1.60000E-08	0.2500
2.5000E+00	2.30000E-08	0.2085
2.5300E+00	5.32900E-06	0.0137
2.5600E+00	0.00000E+00	0.0000
2.5900E+00	0.00000E+00	0.0000
2.6200E+00	0.00000E+00	0.0000
2.6500E+00	0.00000E+00	0.0000
2.6800E+00	0.00000E+00	0.0000
2.7100E+00	0.00000E+00	0.0000
2.7400E+00	0.00000E+00	0.0000
2.7700E+00	0.00000E+00	0.0000
2.8000E+00	0.00000E+00	0.0000
2.8300E+00	0.00000E+00	0.0000
2.8600E+00	0.00000E+00	0.0000
2.8900E+00	0.00000E+00	0.0000
2.9200E+00	0.00000E+00	0.0000
2.9500E+00	0.00000E+00	0.0000
2.9800E+00	0.00000E+00	0.0000
3.0100E+00	0.00000E+00	0.0000
total	5.44370E-05	0.0043

cell 3

energy		
0.0000E+00	0.00000E+00	0.0000
1.0000E-02	1.41900E-05	0.0084
4.0000E-02	2.13000E-07	0.0685
7.0000E-02	2.52000E-07	0.0630
1.0000E-01	3.44000E-07	0.0539
1.3000E-01	1.92000E-07	0.0722
1.6000E-01	2.05000E-07	0.0698
1.9000E-01	1.96000E-07	0.0714
2.2000E-01	2.33000E-07	0.0655
2.5000E-01	2.71000E-07	0.0607
2.8000E-01	2.74000E-07	0.0604
3.1000E-01	2.44000E-07	0.0640
3.4000E-01	2.77000E-07	0.0601
3.7000E-01	2.25000E-07	0.0667
4.0000E-01	2.27000E-07	0.0664
4.3000E-01	2.65000E-07	0.0614
4.6000E-01	2.24000E-07	0.0668
4.9000E-01	2.38000E-07	0.0648
5.2000E-01	8.15000E-07	0.0350
5.5000E-01	1.86000E-07	0.0733
5.8000E-01	1.99000E-07	0.0709
6.1000E-01	1.81000E-07	0.0743
6.4000E-01	1.73000E-07	0.0760
6.7000E-01	1.49000E-07	0.0819
7.0000E-01	1.76000E-07	0.0754
7.3000E-01	1.61000E-07	0.0788
7.6000E-01	1.46000E-07	0.0828
7.9000E-01	1.64000E-07	0.0781
8.2000E-01	1.33000E-07	0.0867
8.5000E-01	1.60000E-07	0.0791
8.8000E-01	1.44000E-07	0.0833
9.1000E-01	1.42000E-07	0.0839
9.4000E-01	1.27000E-07	0.0887
9.7000E-01	1.40000E-07	0.0845
1.0000E+00	1.23000E-07	0.0902
1.0300E+00	1.28000E-07	0.0884
1.0600E+00	1.21000E-07	0.0909
1.0900E+00	1.35000E-07	0.0861
1.1200E+00	1.46000E-07	0.0828
1.1500E+00	1.21000E-07	0.0909
1.1800E+00	1.07000E-07	0.0967
1.2100E+00	1.12000E-07	0.0945
1.2400E+00	1.14000E-07	0.0937
1.2700E+00	1.23000E-07	0.0902
1.3000E+00	1.18000E-07	0.0921

1.3300E+00	1.16000E-07	0.0928
1.3600E+00	1.19000E-07	0.0917
1.3900E+00	1.28000E-07	0.0884
1.4200E+00	1.38000E-07	0.0851
1.4500E+00	1.25000E-07	0.0894
1.4800E+00	3.01000E-07	0.0576
1.5100E+00	1.36000E-07	0.0857
1.5400E+00	1.63000E-07	0.0783
1.5700E+00	1.37000E-07	0.0854
1.6000E+00	1.41000E-07	0.0842
1.6300E+00	1.48000E-07	0.0822
1.6600E+00	1.61000E-07	0.0788
1.6900E+00	1.31000E-07	0.0874
1.7200E+00	1.40000E-07	0.0845
1.7500E+00	1.56000E-07	0.0801
1.7800E+00	1.21000E-07	0.0909
1.8100E+00	1.38000E-07	0.0851
1.8400E+00	1.55000E-07	0.0803
1.8700E+00	1.21000E-07	0.0909
1.9000E+00	1.36000E-07	0.0857
1.9300E+00	1.15000E-07	0.0933
1.9600E+00	1.35000E-07	0.0861
1.9900E+00	5.33000E-07	0.0433
2.0200E+00	1.69000E-07	0.0769
2.0500E+00	1.58000E-07	0.0796
2.0800E+00	1.63000E-07	0.0783
2.1100E+00	1.69000E-07	0.0769
2.1400E+00	1.75000E-07	0.0756
2.1700E+00	1.91000E-07	0.0724
2.2000E+00	2.17000E-07	0.0679
2.2300E+00	1.68000E-07	0.0772
2.2600E+00	1.60000E-07	0.0791
2.2900E+00	1.27000E-07	0.0887
2.3200E+00	7.10000E-08	0.1187
2.3500E+00	4.20000E-08	0.1543
2.3800E+00	3.50000E-08	0.1690
2.4100E+00	2.60000E-08	0.1961
2.4400E+00	1.80000E-08	0.2357
2.4700E+00	2.00000E-08	0.2236
2.5000E+00	2.10000E-08	0.2182
2.5300E+00	2.16900E-06	0.0215
2.5600E+00	0.00000E+00	0.0000
2.5900E+00	0.00000E+00	0.0000
2.6200E+00	0.00000E+00	0.0000
2.6500E+00	0.00000E+00	0.0000
2.6800E+00	0.00000E+00	0.0000
2.7100E+00	0.00000E+00	0.0000
2.7400E+00	0.00000E+00	0.0000
2.7700E+00	0.00000E+00	0.0000
2.8000E+00	0.00000E+00	0.0000
2.8300E+00	0.00000E+00	0.0000
2.8600E+00	0.00000E+00	0.0000
2.8900E+00	0.00000E+00	0.0000
2.9200E+00	0.00000E+00	0.0000
2.9500E+00	0.00000E+00	0.0000
2.9800E+00	0.00000E+00	0.0000
3.0100E+00	0.00000E+00	0.0000
total	3.04070E-05	0.0057

cell 4

energy

0.0000E+00	0.00000E+00	0.0000
1.0000E-02	4.37400E-06	0.0151
4.0000E-02	7.40000E-08	0.1162
7.0000E-02	8.20000E-08	0.1104
1.0000E-01	1.53000E-07	0.0808
1.3000E-01	7.20000E-08	0.1179
1.6000E-01	4.60000E-08	0.1474
1.9000E-01	8.20000E-08	0.1104
2.2000E-01	9.40000E-08	0.1031
2.5000E-01	9.90000E-08	0.1005
2.8000E-01	1.09000E-07	0.0958
3.1000E-01	1.05000E-07	0.0976
3.4000E-01	1.15000E-07	0.0933
3.7000E-01	9.90000E-08	0.1005
4.0000E-01	1.01000E-07	0.0995
4.3000E-01	7.90000E-08	0.1125

4.6000E-01	7.7000E-08	0.1140
4.9000E-01	7.9000E-08	0.1125
5.2000E-01	2.8000E-07	0.0598
5.5000E-01	6.8000E-08	0.1213
5.8000E-01	6.0000E-08	0.1291
6.1000E-01	9.4000E-08	0.1031
6.4000E-01	7.4000E-08	0.1162
6.7000E-01	5.9000E-08	0.1302
7.0000E-01	6.3000E-08	0.1260
7.3000E-01	7.3000E-08	0.1170
7.6000E-01	4.9000E-08	0.1429
7.9000E-01	6.9000E-08	0.1204
8.2000E-01	6.8000E-08	0.1213
8.5000E-01	4.8000E-08	0.1443
8.8000E-01	7.0000E-08	0.1195
9.1000E-01	6.0000E-08	0.1291
9.4000E-01	4.8000E-08	0.1443
9.7000E-01	5.3000E-08	0.1374
1.0000E+00	6.1000E-08	0.1280
1.0300E+00	5.1000E-08	0.1400
1.0600E+00	4.4000E-08	0.1508
1.0900E+00	4.5000E-08	0.1491
1.1200E+00	6.3000E-08	0.1260
1.1500E+00	5.0000E-08	0.1414
1.1800E+00	5.2000E-08	0.1387
1.2100E+00	5.4000E-08	0.1361
1.2400E+00	4.7000E-08	0.1459
1.2700E+00	5.5000E-08	0.1348
1.3000E+00	3.5000E-08	0.1690
1.3300E+00	4.5000E-08	0.1491
1.3600E+00	5.0000E-08	0.1414
1.3900E+00	4.9000E-08	0.1429
1.4200E+00	4.3000E-08	0.1525
1.4500E+00	4.2000E-08	0.1543
1.4800E+00	7.0000E-08	0.1195
1.5100E+00	4.5000E-08	0.1491
1.5400E+00	4.1000E-08	0.1562
1.5700E+00	3.9000E-08	0.1601
1.6000E+00	4.4000E-08	0.1508
1.6300E+00	4.4000E-08	0.1508
1.6600E+00	3.9000E-08	0.1601
1.6900E+00	3.3000E-08	0.1741
1.7200E+00	5.4000E-08	0.1361
1.7500E+00	3.8000E-08	0.1622
1.7800E+00	4.6000E-08	0.1474
1.8100E+00	2.7000E-08	0.1925
1.8400E+00	4.6000E-08	0.1474
1.8700E+00	3.9000E-08	0.1601
1.9000E+00	3.3000E-08	0.1741
1.9300E+00	4.1000E-08	0.1562
1.9600E+00	3.9000E-08	0.1601
1.9900E+00	1.1800E-07	0.0921
2.0200E+00	4.5000E-08	0.1491
2.0500E+00	4.0000E-08	0.1581
2.0800E+00	4.7000E-08	0.1459
2.1100E+00	5.1000E-08	0.1400
2.1400E+00	3.9000E-08	0.1601
2.1700E+00	4.1000E-08	0.1562
2.2000E+00	5.5000E-08	0.1348
2.2300E+00	4.9000E-08	0.1429
2.2600E+00	4.9000E-08	0.1429
2.2900E+00	2.7000E-08	0.1925
2.3200E+00	2.0000E-08	0.2236
2.3500E+00	2.0000E-08	0.2236
2.3800E+00	1.0000E-08	0.3162
2.4100E+00	7.0000E-09	0.3780
2.4400E+00	1.3000E-08	0.2774
2.4700E+00	8.0000E-09	0.3536
2.5000E+00	6.0000E-09	0.4082
2.5300E+00	4.3600E-07	0.0479
2.5600E+00	0.0000E+00	0.0000
2.5900E+00	0.0000E+00	0.0000
2.6200E+00	0.0000E+00	0.0000
2.6500E+00	0.0000E+00	0.0000
2.6800E+00	0.0000E+00	0.0000
2.7100E+00	0.0000E+00	0.0000
2.7400E+00	0.0000E+00	0.0000

```

2.7700E+00  0.00000E+00  0.0000
2.8000E+00  0.00000E+00  0.0000
2.8300E+00  0.00000E+00  0.0000
2.8600E+00  0.00000E+00  0.0000
2.8900E+00  0.00000E+00  0.0000
2.9200E+00  0.00000E+00  0.0000
2.9500E+00  0.00000E+00  0.0000
2.9800E+00  0.00000E+00  0.0000
3.0100E+00  0.00000E+00  0.0000
total       9.66100E-06  0.0102

```

```

=====
=====

```

results of 10 statistical checks for the estimated answer for the tally fluctuation chart (tfc) bin of tally 8

tfc bin	--mean--	-----relative error-----	----variance of the
variance----	--figure	of merit--	-pdf-
behavior	behavior	value decrease	decrease rate
decrease rate	value	behavior	slope
desired	random	<0.10	yes 1/sqrt(nps)
1/nps	constant	random	>3.00
observed	random	0.00	yes
yes	constant	random	10.00
passed?	yes	yes	yes
yes	yes	yes	yes

```

=====
=====

```

this tally meets the statistical criteria used to form confidence intervals: check the tally fluctuation chart to verify.
the results in other bins associated with this tally may not meet these statistical criteria.

----- estimated confidence intervals: -----

```

estimated asymmetric confidence interval(1,2,3 sigma): 7.3068E-05 to 7.3609E-05;
7.2797E-05 to 7.3880E-05; 7.2526E-05 to 7.4151E-05
estimated symmetric confidence interval(1,2,3 sigma): 7.3067E-05 to 7.3609E-05;
7.2796E-05 to 7.3880E-05; 7.2526E-05 to 7.4150E-05

```

lanalysis of the results in the tally fluctuation chart bin (tfc) for tally 8 with nps = 1000000000 print table 160

```

normed average tally per history = 7.33380E-05      unnormed average tally per
history = 7.33380E-05
estimated tally relative error = 0.0037             estimated variance of the
variance = 0.0000                                  relative error from nonzero
relative error from zero tallies = 0.0037          scores = 0.0000

number of nonzero history tallies = 73338           efficiency for the nonzero
tallies = 0.0001                                    largest unnormalized history
history number of largest tally = 11127707         (largest tally)/(avg nonzero
tally = 1.00000E+00                                 tally)= 1.00000E+00
(largest tally)/(average tally) = 1.36355E+04

(confidence interval shift)/mean = 0.0000          shifted confidence interval
center = 7.33385E-05

```

if the largest history score sampled so far were to occur on the next history, the tfc bin quantities would change as follows:

```

estimated quantities      value at nps      value at nps+1
value(nps+1)/value(nps)-1.

```

```

      mean                7.33380E-05          7.33390E-05
0.000014
      relative error      3.69249E-03          3.69247E-03
-0.000007
      variance of the variance 1.36325E-05          1.36323E-05
-0.000014
      shifted center      7.33385E-05          7.33385E-05
0.000000
      figure of merit     1.33971E+02          1.33973E+02
0.000014

```

the 100 largest history tallies appear to have a maximum value of about 1.00000E+00
the large score tail of the empirical history score probability density function
appears to have no unsampled regions.

fom = (histories/minute)*(f(x) signal-to-noise ratio)**2 = (1.827E+06)*(8.564E-03)**2
= (1.827E+06)*(7.334E-05) = 1.340E+02

lstatus of the statistical checks used to form confidence intervals for the mean for
each tally bin

tally result of statistical checks for the tfc bin (the first check not passed is
listed) and error magnitude check for all bins

8 passed the 10 statistical checks for the tally fluctuation chart bin result
missed all bin error check: 412 tally bins had 67 bins with zeros and
95 bins with relative errors exceeding 0.10

the 10 statistical checks are only for the tally fluctuation chart bin and do not apply
to other tally bins.

the tally bins with zeros may or may not be correct: compare the source, cutoffs,
multipliers, et cetera with the tally bins.

warning. 1 of the 1 tallies had bins with relative errors greater than
recommended.

ltally fluctuation charts

	tally 8					
nps	mean	error	vov	slope	fom	
100000000	7.3110E-05	0.0117	0.0001	10.0	134	
200000000	7.3490E-05	0.0082	0.0001	10.0	135	
300000000	7.3350E-05	0.0067	0.0000	10.0	134	
400000000	7.3695E-05	0.0058	0.0000	10.0	135	
500000000	7.3520E-05	0.0052	0.0000	10.0	134	
600000000	7.3562E-05	0.0048	0.0000	10.0	134	
700000000	7.3614E-05	0.0044	0.0000	10.0	135	
800000000	7.3461E-05	0.0041	0.0000	10.0	134	
900000000	7.3274E-05	0.0039	0.0000	10.0	134	
1000000000	7.3338E-05	0.0037	0.0000	10.0	134	


```

dump no.      2 on file /home/marcos/energy/T5s2q250r      nps = 1000000000      coll =
34207483      ctm =
547.46      nrn =          5875638836

```

6 warning messages so far.

run terminated when 1000000000 particle histories were done.

computer time = 858.54 minutes

```

mcnp      version 5.mpi 04232010      08/11/10 23:30:31
probid = 08/11/10 22:39:04

```