



AUTARQUIA ASSOCIADA À UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO

**APLICAÇÃO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS NA
CARACTERIZAÇÃO ISOTÓPICA DE TAMBORES DE
REJEITO RADIOATIVO**

ADEMAR JOSÉ POTIENS JÚNIOR

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

**Orientador:
Dr. Goro Hiromoto**

**São Paulo
2005**



INSTITUTO DE PESQUISAS ENERGÉTICAS E NUCLEARES

AUTARQUIA ASSOCIADA À UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO

**APLICAÇÃO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS NA
CARACTERIZAÇÃO ISOTÓPICA DE TAMBORES DE
REJEITO RADIOATIVO**

ADEMAR JOSÉ POTIENS JÚNIOR



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

Orientador:

Dr. Goro Hiromoto

SÃO PAULO

2005

À minha esposa Maria
Aos meus filhos Guilherme e Pedro
Ao meu pai e irmãos
À minha mãe Isa (in memoriam)

AGRADECIMENTOS

Ao Dr. Goro Hironoto pela orientação;

À Dra. Linda V. E. Caldas pelo apoio;

Ao Dr. Hélio Yoriyaz pelas discussões sobre o código MCNP;

Aos amigos Orlando Rodrigues Junior e Alberto Saburo Todo pelas discussões e apoio durante a realização do trabalho;

Aos funcionários da oficina, especialmente ao Sr. José Carlos Sabino e ao Marcos Araújo que ajudaram prontamente na confecção de peças para o desenvolvimento do trabalho;

À Maria, pela dedicação e carinho demonstrados, pelo apoio durante todo o desenvolvimento deste trabalho, e principalmente pela compreensão nos momentos finais;

Aos meus filhos Guilherme e Pedro por compreenderem minha ausência nos momentos finais;

À minha família pelo constante apoio e estímulo;

Aos colegas do Laboratório de Rejeitos Radioativos pelo apoio e colaboração;

Ao pessoal da Comissão de Pós-Graduação pelo apoio;

Ao Instituto de Pesquisas Energéticas e Nucleares, na pessoa do Superintendente Dr. Cláudio Rodrigues, pela oportunidade oferecida no desenvolvimento deste trabalho;

A todos que direta ou indiretamente colaboraram na execução e realização deste trabalho.

APLICAÇÃO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS NA CARACTERIZAÇÃO ISOTÓPICA DE TAMBORES DE REJEITO RADIOATIVO

Ademar José Potiens Júnior

RESUMO

Um dos aspectos mais importantes relativos ao desenvolvimento da tecnologia nuclear é a gestão segura dos rejeitos radioativos provenientes das várias etapas do ciclo do combustível nuclear, bem como da produção e utilização de radioisótopos na medicina, indústria e centros de pesquisa. A caracterização exata desses rejeitos não é tarefa simples, dada a sua diversidade em composição isotópica e heterogeneidade na distribuição espacial e densidade de massas. Neste trabalho foi desenvolvida uma metodologia de análise para quantificação e localização de radionuclídeos não homogeneamente distribuídos em um tambor de 200 litros baseado nas técnicas de Monte Carlo e Redes Neurais Artificiais (RNA), para aplicação na caracterização isotópica dos rejeitos radioativos armazenados no IPEN. Foram construídos arranjos teóricos envolvendo a divisão do tambor de rejeitos radioativos em várias unidades ou células e algumas possíveis configurações de intensidades de fonte. Além da determinação das posições de detecção, foram obtidas as respectivas eficiências de detecção para cada posição em função de cada célula do tambor. Após a construção e o treinamento das RNA's para cada arranjo teórico desenvolvido, foi realizada a validação do método para os dois arranjos que apresentaram melhor desempenho. Os resultados obtidos mostram que a metodologia desenvolvida pode ser um instrumento eficaz para a caracterização isotópica de rejeitos contidos em diversas geometrias.

ARTIFICIAL NEURAL NETWORK APPLICATION IN ISOTOPIC CHARACTERIZATION OF RADIOACTIVE WASTE DRUMS

Ademar Jose Potiens Júnior

ABSTRACT

One of the most important aspects to the development of the nuclear technology is the safe management of the radioactive waste arising from several stages of the nuclear fuel cycles, as well as from production and use of radioisotope in the medicine, industry and research centers. The accurate characterization of this waste is not a simple task, given to its diversity in isotopic composition and non homogeneity in the space distribution and mass density. In this work it was developed a methodology for quantification and localization of radionuclides not non homogeneously distributed in a 200 liters drum based in the Monte Carlo Method and Artificial Neural Network (RNA), for application in the isotopic characterization of the stored radioactive waste at IPEN. Theoretical arrangements had been constructed involving the division of the radioactive waste drum in some units or cells and some possible configurations of source intensities. Beyond the determination of the detection positions, the respective detection efficiencies for each position in function of each cell of the drum had been obtained. After the construction and the training of the RNA's for each developed theoretical arrangement, the validation of the method were carried out for the two arrangements that had presented the best performance. The results obtained show that the methodology developed in this study could be an effective tool for isotopic characterization of radioactive wastes contained in many kind of packages.

SUMÁRIO

	Página
1 INTRODUÇÃO	1
1.1 Considerações gerais	1
1.2 Objetivos	5
2 FUNDAMENTOS TEÓRICOS	6
2.1 Método de Monte Carlo	6
2.1.1 Números aleatórios	7
2.1.2 Transporte de fótons	8
2.1.3 Código MCNP	9
2.2 Redes neurais artificiais	10
2.2.1 O que é uma rede neural	10
2.2.2 Modelo de um neurônio	11
2.2.3 Tipos de função de ativação	13
2.2.4 Perceptron	15
2.2.5 Redes multicamadas	15
2.2.6 Processo de aprendizado	17
2.2.7 Diferentes algoritmos de aprendizado	17
2.2.8 Algoritmo de <i>Backpropagation</i>	23
2.2.9 Modos de treinamento	29
2.2.10 Critério de parada	29
2.2.11 Softwares utilizados	30
3 REVISÃO DA LITERATURA	33
3.1 Determinação da eficiência de detectores semicondutores pelo método de Monte Carlo	34
3.2 Aplicação de redes neurais artificiais em espectrometria gama	38
4 METODOLOGIA	40
4.1 Modelagem do tambor	41
4.2 Modelagem do detector e do colimador	43
4.2.1 Resposta no detector	47
4.3 Modelagem da fonte	49
4.4 Simulação utilizando MCNP	51
4.4.1 Especificações de código e equipamentos	51

4.5	Características da RNA	52
4.5.1	Dados de entrada e saída	52
4.6	Validação experimental	53
4.6.1	Arranjo experimental.....	53
4.6.2	Validação do método	55
5	RESULTADOS E DISCUSSÃO	56
5.1	Seleção dos arranjos	56
5.2	Eficiências obtidas	58
5.3	Treinamento da rede neural	66
5.4	Resultados com fontes simuladas	67
5.4.1	Fonte medindo 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro posicionada na 1ª camada do tambor.	68
5.4.2	Fonte medindo 2 cm de altura por 10 cm de diâmetro posicionada na 2ª camada do tambor.	74
5.4.3	Fonte medindo 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro posicionada na 2ª camada do tambor.	79
5.4.4	Fonte medindo 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro posicionada na 3ª camada do tambor.	84
5.4.5	Fonte medindo 2 cm de altura por 10 cm de diâmetro posicionada na 4ª camada do tambor.	89
5.4.6	Fonte medindo 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro posicionada na 5ª camada do tambor.	94
5.4.7	Fontes medindo 8,576 de altura por 27,875 cm de diâmetro preenchendo a 3ª e 4ª camadas e a outra na 9ª e 10ª camadas do tambor.....	99
5.4.8	Fontes medindo 8,576 de altura por 27,875 cm de diâmetro preenchendo a 1ª e 2ª camadas, 3ª e 4ª camadas e 7ª e 8ª camadas do tambor.....	102
5.5	Validação experimental	107
5.6	Limite de detecção do método.....	120
6	CONCLUSÕES	121
7	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	123

Lista de Figuras

FIGURA 1. Esquema de um neurônio humano.....	11
FIGURA 2. Esquema do neurônio de McCulloch.....	12
FIGURA 3. Esquema de uma rede neural tipo MLP.	16
FIGURA 4 Tambor de 200 litros de rejeito radioativo.	42
FIGURA 5 Representação do tambor de rejeitos em vista superior e lateral. Cor cinza – parede do tambor, cor verde – papel e cor azul – ar.	43
FIGURA 6 Esquema do detector.	44
FIGURA 7 Vista lateral do detector. Cor ocre – cristal de Ge, cor cinza – alumínio, cor branca – vácuo e cor azul – ar.	45
FIGURA 8 Representação do colimador.....	45
FIGURA 9 Detector HPGe e colimador em corte longitudinal. Cor ocre – cristal de Ge, cor cinza – alumínio, cor branca – vácuo, cor vermelha – colimador de chumbo e cor azul – ar.....	46
FIGURA 10 Corte longitudinal do arranjo composto pelo tambor e 5 posições de detecção.	47
FIGURA 11 Detector HPGe e colimador.	53
FIGURA 12 Tambor de 200 litros com as perfurações.....	54
FIGURA 13 Sistema composto por detector e tambor de 200 litros.....	54
FIGURA 14 Distribuição das eficiências em relação às posições de detecção para o arranjo D8F13C4 obtidas por meio da simulação com o MCNP-4C.....	59
FIGURA 15 Esquema das camadas do tambor para o arranjo D8F13C4, onde D1 a D10 representam as posições de detecção.	60
FIGURA 16 Distribuição das eficiências em relação às posições de detecção para o arranjo D8F3C10 obtidas por meio da simulação com o MCNP-4C.....	60
FIGURA 17 Esquema do tambor para o arranjo D8F3C10, onde D1 a D10 representam as posições de detecção.	61
FIGURA 18 Distribuição das eficiências em relação às posições de detecção para o arranjo D10F3C10 obtidas por meio da simulação com o MCNP-4C.....	62
FIGURA 19 Esquema do tambor para o arranjo D10F3C10, onde D1 a D10 representam as posições de detecção.	62

FIGURA 20	Distribuição das eficiências em relação às posições de detecção para o arranjo D10F3C10-A4Φ15 obtidas por meio da simulação com o MCNP-4C.	63
FIGURA 21	Distribuição das eficiências em relação às posições de detecção para o arranjo D10F10C5 obtidas por meio da simulação com o MCNP-4C.	64
FIGURA 22	Esquema do tambor para o arranjo D10F10C5, onde D1 a D10 representam as posições de detecção.	65
FIGURA 23	Distribuição das eficiências em relação às posições de detecção para o arranjo D10F10C5-A4Φ15 obtidas por meio da simulação com o MCNP-4C.	66
FIGURA 24	Esquema da posição da fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro posicionada na 1ª camada do tambor, onde D1 a D10 representam as posições de detecção.	68
FIGURA 25	Resposta da rede neural para o posicionamento da fonte medindo 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 30 posicionada na 1ª camada do tambor para cada arranjo.	69
FIGURA 26	Resposta da rede neural para o posicionamento da fonte medindo 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 50 posicionada na 1ª camada do tambor para cada arranjo.	71
FIGURA 27	Resposta da rede neural para o posicionamento da fonte medindo 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 74 posicionada na 1ª camada do tambor para cada arranjo.	72
FIGURA 28	Esquema da posição da fonte de 2 cm de altura por 10 cm de diâmetro posicionada na 2ª camada do tambor, onde D1 a D10 representam as posições de detecção.	74
FIGURA 29	Resposta da rede neural para o posicionamento da fonte de 2 cm de altura por 10 cm de diâmetro de intensidade relativa 30 posicionada na 2ª camada do tambor para cada arranjo.	75
FIGURA 30	Resposta da rede neural para o posicionamento da fonte de 2 cm de altura por 10 cm de diâmetro de intensidade relativa 50 posicionada na 2ª camada do tambor para cada arranjo.	76
FIGURA 31	Resposta da rede neural para o posicionamento da fonte de 2 cm de altura por 10 cm de diâmetro com intensidade relativa 74 posicionada na 2ª camada do tambor para cada arranjo.	78

FIGURA 32	Esquema da posição da fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro posicionada na 2ª camada do tambor, onde D1 a D10 representam as posições de detecção.	79
FIGURA 33	Resposta da rede neural para o posicionamento da fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 30 posicionada na 2ª camada do tambor para cada arranjo.	80
FIGURA 34	Resposta da rede neural para o posicionamento da fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 50 posicionada na 2ª camada do tambor para cada arranjo.	81
FIGURA 35	Resposta da rede neural para o posicionamento da fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 74 posicionada na 2ª camada do tambor para cada arranjo.	83
FIGURA 36	Esquema da posição da fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro posicionada na 3ª camada do tambor, onde D1 a D10 representam as posições de detecção.	84
FIGURA 37	Resposta da rede neural para o posicionamento da fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 30 posicionada na 3ª camada do tambor para cada arranjo.	85
FIGURA 38	Resposta da rede neural para o posicionamento da fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 50 posicionada na 3ª camada do tambor para cada arranjo.	86
FIGURA 39	Resposta da rede neural para o posicionamento da fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 74 posicionada na 3ª camada do tambor para cada arranjo.	88
FIGURA 40	Esquema da posição da fonte de 2 cm de altura por 10 cm de diâmetro posicionada na 4ª camada do tambor, onde D1 a D10 representam as posições de detecção.	89
FIGURA 41	Resposta da rede neural para o posicionamento da fonte de 2 cm de altura por 10 cm de diâmetro com intensidade relativa 30 posicionada na 4ª camada do tambor para cada arranjo.	90
FIGURA 42	Resposta da rede neural para o posicionamento da fonte de 2 cm de altura por 10 cm de diâmetro com intensidade relativa 50 posicionada na 4ª camada do tambor para cada arranjo.	91

FIGURA 43	Resposta da rede neural para o posicionamento da fonte de 2 cm de altura por 10 cm de diâmetro com intensidade relativa 74 posicionada na 4ª camada do tambor para cada arranjo.....	93
FIGURA 44	Esquema da posição da fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro posicionada na 5ª camada do tambor, onde D1 a D10 representam as posições de detecção.	94
FIGURA 45	Resposta da rede neural para o posicionamento da fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 30 posicionada na 5ª camada do tambor para cada arranjo.....	95
FIGURA 46	Resposta da rede neural para o posicionamento da fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 50 posicionada na 5ª camada do tambor para cada arranjo.....	96
FIGURA 47	Resposta da rede neural para o posicionamento da fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 74 posicionada na 5ª camada do tambor para cada arranjo.....	97
FIGURA 48	Esquema da posição das fontes de 8,576 de altura por 27,875 cm de diâmetro uma delas preenchendo na 3ª e 4ª camadas e a outra preenchendo a 9ª e 10ª camadas do tambor, onde D1 a D10 representam as posições de detecção.	99
FIGURA 49	Resposta da rede neural para o posicionamento de duas fontes cilíndricas de 8,576 cm de altura e 27,875 cm de diâmetro, uma delas preenchendo a 3ª e 4ª camadas e a outra preenchendo a 9ª e 10ª camadas do tambor com intensidades relativas 64 e 36 respectivamente para cada arranjo.	100
FIGURA 50	Esquema da posição das fontes de 8,576 cm de altura e 27,875 cm de diâmetro preenchendo a 1ª e 2ª camadas, 3ª e 4ª camadas e a outra preenchendo a 7ª e 8ª camadas do tambor, onde D1 a D10 representam as posições de detecção.	102
FIGURA 51	Resposta da rede neural para o posicionamento de três fontes cilíndricas de 8,576 cm de altura e 27,875 cm de diâmetro. A primeira delas preenchendo a 1ª e 2ª camadas, a segunda preenchendo a 3ª e 4ª camadas e a terceira preenchendo a 7ª e 8ª camadas do tambor, com intensidades relativas 23, 59 e 18 respectivamente, para cada arranjo.....	103

FIGURA 52	Representação da posição da fonte para o cenário em que se tem apenas uma fonte.	107
FIGURA 53	Representação da posição da fonte para o cenário em que se tem duas fontes simultaneamente.	108
FIGURA 54	Representação da posição da fonte para o cenário em que se tem uma fonte próxima à superfície do tambor.	108
FIGURA 55	Posição e respectivo desvio percentual em relação ao valor real para a fonte posicionada na 1ª camada para os arranjos D10F10C5-A4Φ15 e D10F3C10-A4Φ15.	109
FIGURA 56	Posição e respectivo desvio percentual em relação ao valor real para a fonte posicionada na 2ª camada para os arranjos D10F10C5-A4Φ15 e D10F3C10-A4Φ15.	110
FIGURA 57	Posição e respectivo desvio percentual em relação ao valor real para a fonte posicionada na 3ª camada para os arranjos D10F10C5-A4Φ15 e D10F3C10-A4Φ15.	111
FIGURA 58	Posição da fonte e respectivo desvio percentual em relação ao valor real para a fonte posicionada na 4ª camada para os arranjos D10F10C5-A4Φ15 e D10F3C10-A4Φ15.	113
FIGURA 59	Posição da fonte e respectivo desvio percentual em relação ao valor real para a fonte posicionada na 5ª camada para os arranjos D10F10C5-A4Φ15 e D10F3C10-A4Φ15.	114
FIGURA 60	Posição da fonte e respectivo desvio percentual em relação ao valor real para a fonte posicionada na 8ª camada para os arranjos D10F10C5-A4Φ15 e D10F3C10-A4Φ15.	115
FIGURA 61	Posição da fonte e respectivo desvio percentual em relação ao valor real para a fonte posicionada na 9ª camada para os arranjos D10F10C5-A4Φ15 e D10F3C10-A4Φ15.	116
FIGURA 62	Posição das fontes e respectivos desvios percentuais em relação ao valor real para as fontes posicionadas na 1ª e 5ª camadas do tambor.	117
FIGURA 63	Posição das fontes e respectivos desvios percentuais em relação ao valor real para uma fonte posicionada no limite da superfície da 1ª camada do tambor.	118

FIGURA 64 Posição das fontes e respectivos desvios percentuais em relação ao valor real para uma fonte posicionada no limite da superfície da 5ª camada do tambor. 119

Lista de Tabelas

TABELA 1	Dimensões do tambor.	41
TABELA 2	Composição química do aço do tambor.	42
TABELA 3	Composição química do papel que preenche o tambor.	43
TABELA 4	Dimensões do detector.....	44
TABELA 5	Dimensões do colimador de chumbo.	46
TABELA 6	Características dos arranjos iniciais criados.....	56
TABELA 7	Características dos arranjos criados.	57
TABELA 8	Maior erro relativo obtido na simulação para cada arranjo utilizando o MCNP-4C.	58
TABELA 9	Erros quadráticos médios obtidos no treinamento para cada arranjo.	67
TABELA 10	Intensidade relativa total estimada pelas redes neurais de cada arranjo e seus desvios percentuais em relação ao valor real para a fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 30 posicionada na 1ª camada do tambor.....	70
TABELA 11	Intensidade relativa total estimada pelas redes neurais de cada arranjo e seus desvios percentuais em relação ao valor real para a fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 50 posicionada na 1ª camada do tambor.....	71
TABELA 12	Intensidade relativa total estimada pelas redes neurais de cada arranjo e seus desvios percentuais em relação ao valor real para a fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 74 posicionada na 1ª camada do tambor.....	73
TABELA 13	Intensidade relativa total estimada pelas redes neurais de cada arranjo e seus desvios percentuais em relação ao valor real para a fonte de 2 cm de altura por 10 cm de diâmetro com intensidade relativa 30 posicionada na 2ª camada do tambor.....	75
TABELA 14	Intensidade relativa total estimada pelas redes neurais de cada arranjo e seus desvios percentuais em relação ao valor real para a fonte de 2 cm de altura por 10 cm de diâmetro com intensidade relativa 50 posicionada na 2ª camada do tambor.....	77

TABELA 15	Intensidade relativa total estimada pelas redes neurais de cada arranjo e seus desvios percentuais em relação ao valor real para a fonte de 2 cm de altura por 10 cm de diâmetro com intensidade relativa 74 posicionada na 2ª camada do tambor.....	78
TABELA 16	Intensidade relativa total estimada pelas redes neurais de cada arranjo e seus desvios percentuais em relação ao valor real para a fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 30 posicionada na 2ª camada do tambor.....	80
TABELA 17	Intensidade relativa total estimada pelas redes neurais de cada arranjo e seus desvios percentuais em relação ao valor real para a fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 50 posicionada na 2ª camada do tambor.....	82
TABELA 18	Intensidade relativa total estimada pelas redes neurais de cada arranjo e seus desvios percentuais em relação ao valor real para a fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 74 posicionada na 2ª camada do tambor.....	83
TABELA 19	Intensidade relativa total estimada pelas redes neurais de cada arranjo e seus desvios percentuais em relação ao valor real para a fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 30 posicionada na 3ª camada do tambor.....	85
TABELA 20	Intensidade relativa total estimada pelas redes neurais de cada arranjo e seus desvios percentuais em relação ao valor real para a fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 50 posicionada na 3ª camada do tambor.....	87
TABELA 21	Intensidade relativa total estimada pelas redes neurais de cada arranjo e seus desvios percentuais em relação ao valor real para a fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 74 posicionada na 3ª camada do tambor.....	88
TABELA 22	Intensidade relativa total estimada pelas redes neurais de cada arranjo e seus desvios percentuais em relação ao valor real para a fonte de 2 cm de altura por 10 cm de diâmetro com intensidade relativa 30 posicionada na 4ª camada do tambor.....	90
TABELA 23	Intensidade relativa total estimada pelas redes neurais de cada arranjo e seus desvios percentuais em relação ao valor real para a fonte de 2 cm	

de altura por 10 cm de diâmetro com intensidade relativa 50 posicionada na 4ª camada do tambor.....	92
TABELA 24 Intensidade relativa total estimada pelas redes neurais de cada arranjo e seus desvios percentuais em relação ao valor real para a fonte de 2 cm de altura por 10 cm de diâmetro com intensidade relativa 74 posicionada na 4ª camada do tambor.....	93
TABELA 25 Intensidade relativa total estimada pelas redes neurais de cada arranjo e seus desvios percentuais em relação ao valor real para a fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 30 posicionada na 5ª camada do tambor.....	95
TABELA 26 Intensidade relativa total estimada pelas redes neurais de cada arranjo e seus desvios percentuais em relação ao valor real para a fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 50 posicionada na 5ª camada do tambor.....	97
TABELA 27 Intensidade relativa total estimada pelas redes neurais de cada arranjo e seus desvios percentuais em relação ao valor real para a fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 74 posicionada na 5ª camada do tambor.....	98
TABELA 28 Intensidade relativa total estimada pelas redes neurais de cada arranjo e seus desvios percentuais em relação ao valor real para a fonte de 8,576 cm de altura por 27,875 cm de diâmetro, uma delas preenchendo a 3ª e 4ª camadas e a outra preenchendo a 9ª e 10ª camadas do tambor com intensidades relativas 64 e 36 respectivamente.	101
TABELA 29 Intensidade relativa total estimada pelas redes neurais de cada arranjo e seus desvios percentuais em relação ao valor real para a fonte de 8,576 cm de altura por 27,875 cm de diâmetro. A primeira delas preenchendo a 1ª e 2ª camadas, a segunda preenchendo a 3ª e 4ª camadas e a terceira preenchendo a 7ª e 8ª camadas do tambor, com intensidades relativas 23, 59 e 18 respectivamente.....	104
TABELA 30 Quadro resumo contendo os melhores desempenhos dos arranjos para os testes realizados.....	106
TABELA 31 Taxas de contagem e respectivos erros percentuais obtidos nas posições de detecção para a fonte posicionada no centro da 1ª camada.	109

TABELA 32	Taxas de contagem e respectivos erros percentuais obtidos nas posições de detecção para a fonte posicionada no centro da 2ª camada.	110
TABELA 33	Taxas de contagem e respectivos erros percentuais obtidos nas posições de detecção para a fonte posicionada no centro da 3ª camada.	111
TABELA 34	Taxas de contagem e respectivos erros percentuais obtidos nas posições de detecção para a fonte posicionada no centro da 4ª camada.	112
TABELA 35	Taxas de contagem e respectivos erros percentuais obtidos nas posições de detecção para a fonte posicionada no centro da 5ª camada.	113
TABELA 36	Taxas de contagem e respectivos erros percentuais obtidos nas posições de detecção para a fonte posicionada no centro da 8ª camada.	114
TABELA 37	Taxas de contagem e respectivos erros percentuais obtidos nas posições de detecção para a fonte posicionada no centro da 9ª camada.	115
TABELA 38	Taxas de contagem e respectivos erros percentuais obtidos nas posições de detecção para a fonte posicionada no centro da 1ª e 5ª camadas do tambor.	116
TABELA 39	Taxas de contagem e respectivos erros percentuais obtidos nas posições de detecção para a fonte posicionada na 1ª camada com o tambor em rotação.	118
TABELA 40	Taxas de contagem e respectivos erros percentuais obtidos nas posições de detecção para a fonte posicionada na 5ª camada com o tambor em rotação.	119

1 INTRODUÇÃO

1.1 Considerações gerais

O desenvolvimento tecnológico e científico na área nuclear, verificado desde o começo do século vinte, levou a uma grande variedade de aplicações em pesquisa, medicina, indústria e geração de energia por fissão nuclear. Em conjunto com certas atividades humanas, esta prática gera rejeitos radioativos que necessitam de um gerenciamento que garanta a proteção da saúde humana e do ambiente nos dias de hoje e no futuro, sem impor uma carga indevida às futuras gerações.

A Agência Internacional de Energia Atômica (AIEA) possui um programa (*Radioactive Waste Safety Standards – RADWASS*) cujo objetivo é estabelecer um conjunto coerente de princípios e normas para um gerenciamento seguro de rejeitos radioativos, além de formular as diretrizes necessárias para a sua aplicação¹.

De acordo com o glossário de gerenciamento de rejeitos radioativos publicado pela AIEA², a definição de rejeito radioativo é: “qualquer material que contenha ou esteja contaminado com radionuclídeos em concentrações ou valores de atividade maiores que os limites de isenção estabelecidos pela autoridade competente”. E o gerenciamento de rejeito radioativo é definido como “todas as atividades, administrativas e operacionais, que estão envolvidas no manuseio, pré-tratamento, tratamento, condicionamento e estocagem e deposição de rejeitos de uma instalação nuclear, incluindo o transporte”.

Para se alcançar o objetivo de um gerenciamento seguro de rejeitos radioativos é necessário uma abordagem efetiva e sistemática dentro de uma

estrutura legal de cada país na qual sejam definidas todas as regras e responsabilidades relevantes.

No Brasil, a Comissão Nacional de Energia Nuclear (CNEN) estabelece normas de controle que cobrem as atividades relativas ao gerenciamento de material radioativo, da origem ao destino final^{3,4,5}. Em 2001 entrou em vigor a lei federal nº 10.308⁶, que determina os procedimentos em relação aos rejeitos radioativos. Rejeitos radioativos (ou simplesmente rejeitos) são definidos como “qualquer material resultante de atividades humanas, que contenha radionuclídeos em quantidades superiores aos limites de isenção especificados na Norma CNEN-NE-6.02: “Licenciamento de Instalações Radiativas”⁷, e para o qual a reutilização é imprópria ou não prevista”³. São originados em unidades que produzem combustível nuclear, usinas como Angra I e Angra II, instalações que usam materiais radioativos, como clínicas, hospitais, indústrias, universidades, centros de pesquisa, entre outros.

Embora não haja um critério único para a classificação dos rejeitos radioativos, é comum o seu agrupamento em três categorias: rejeitos de atividade alta, rejeitos de atividade intermediária e rejeitos de atividade baixa¹.

Rejeitos de atividade alta são especialmente aqueles provenientes do reprocessamento de elementos combustíveis, ou o próprio elemento combustível exaurido, contendo quantidades significativas de emissores alfa de meia vida longa, alta geração de calor e cujo confinamento definitivo requer seu isolamento da biosfera por centenas de milhares de anos.

Os demais são classificados em rejeitos de atividade intermediária ou baixa, dependendo da quantidade de emissores alfa, caracterizando-se pela radiotoxicidade e geração de calor relativamente baixas. A sua disposição definitiva é normalmente efetuada em repositórios de superfície ou a algumas dezenas de metros de profundidade. Esses rejeitos estão sendo temporariamente armazenados nos diversos centros de pesquisa subordinados à CNEN e na Usina Termonuclear de Angra dos Reis.

A CNEN é o órgão responsável pelo recebimento, tratamento e armazenamento dos rejeitos radioativos no Brasil e o Instituto de Pesquisas Energéticas e Nucleares (IPEN), responsável pelos rejeitos radioativos gerados na própria instituição, e além de receber, trata e armazena rejeitos provenientes de outras instalações radioativas, atuando como depósito intermediário da CNEN.

No Brasil, os rejeitos radioativos vêm sendo estocados desde a década de 70 e, em sua maioria, caracterizados de forma imprecisa por falta de instrumentação adequada. Praticamente todos os tambores apresentam somente uma indicação qualitativa dos radionuclídeos presentes, informada pelo gerador do rejeito.

O IPEN possui atualmente cerca de 300 m³ de rejeitos radioativos, tratados e armazenados, e a maioria é de rejeitos sólidos compactáveis e não compactáveis. Os rejeitos radioativos sólidos compactáveis são recebidos em sacos de 40 litros contendo material de limpeza e higiene (papel, algodão), vestimentas de proteção (luvas, sapatilhas e aventais descartáveis) e materiais de laboratório (vidrarias, peças plásticas) e são compactados em tambores de 200 litros por uma prensa com capacidade de 10 toneladas.

A contribuição no volume total armazenado no IPEN dos rejeitos radioativos tratados de cada classe é de aproximadamente 50 % de tambores contendo rejeitos compactáveis, 20 % não compactáveis e os outros 30 % contendo rejeito líquido, sólido úmido e sólido biológico imobilizados em cimento bem como algumas fontes exauridas encapsuladas⁸.

O Brasil não tem ainda definido o local onde será construído o repositório final que, no futuro, receberá esses rejeitos. Independentemente do local escolhido, tais rejeitos necessitarão obedecer aos critérios de aceitação para disposição final⁵. Da forma físico-química em que estão atualmente armazenados, até a forma final aceitável para disposição definitiva, esses rejeitos precisarão ser devidamente caracterizados⁹.

A caracterização exata desses rejeitos não é tarefa simples, dada a sua diversidade em composição isotópica e heterogeneidade na distribuição espacial e densidade de massa. Uma das dificuldades está na obtenção da eficiência de contagem dos detectores, pois a infinidade de combinações possíveis entre atividade e posição dos radionuclídeos no tambor, torna impraticável o preparo de padrões para calibração.

Problemas desta natureza são geralmente solucionados por meio de modelagem matemática, simulando as fontes de radiação e o transporte e interação dos fótons no meio em estudo. Uma das técnicas mais utilizadas em geometrias complexas é o método de Monte Carlo. Um código extremamente poderoso e muito difundido no meio acadêmico que utiliza o método de Monte Carlo para transporte de radiação é o *Monte Carlo N-Particle Transport (MCNP)*, que possui bibliotecas de seção de choque para nêutrons, fótons e elétrons¹⁰. Vários trabalhos relatam o desenvolvimento de códigos computacionais e a aplicação deste método em espectrometria gama, nas mais variadas matrizes.

O IPEN possui atualmente um sistema de caracterização isotópica de tambores de 200 litros, composto de 1 detector de Germanio Hiperpuro (HPGe) e eletrônica associada, um dispositivo para rotação manual do tambor e um software comercial para aquisição e análise de dados. No entanto, tal sistema não é suficientemente adequado para quantificar com precisão os radionuclídeos presentes no tambor.

O desenvolvimento de uma nova metodologia de análise possibilitaria, além do cumprimento das exigências legais de caracterização, a identificação daqueles tambores contendo rejeitos não radioativos, minimizando o volume e reduzindo custos de armazenamento temporário, tratamento e disposição final^{11,12}.

1.2 Objetivos

Esse trabalho tem como finalidade desenvolver uma metodologia de análise para quantificação e localização de radionuclídeos não homoganeamente distribuídos em um tambor de 200 litros baseado nas técnicas de Monte Carlo e Redes Neurais Artificiais (RNA), para aplicação na caracterização isotópica dos rejeitos radioativos armazenados no IPEN. Para alcançar a finalidade proposta devem-se atingir os seguintes objetivos:

1. Construir arranjos teóricos envolvendo a divisão do tambor de rejeitos radioativos em várias unidades ou células e as possíveis configurações de intensidades de fonte que devem preenchê-las, assim como determinar as posições de detecção.
2. Obter as eficiências de detecção para cada posição de detecção em função de cada célula do tambor.
3. Construir e treinar uma RNA para cada arranjo teórico desenvolvido, comparando os desempenhos.
4. Validar o método utilizando as RNA's que obtiveram melhor desempenho.

2 FUNDAMENTOS TEÓRICOS

2.1 Método de Monte Carlo

O método de Monte Carlo surgiu na década de 1940 para designar um conjunto de métodos matemáticos utilizado em Los Alamos pelos pesquisadores que trabalhavam no desenvolvimento de armas nucleares. Este termo vem do fato da cidade de Monte Carlo, no principado de Mônaco, possuir diversos cassinos, onde se praticam jogos de azar tais como a roleta. Esse jogo utiliza a amostragem aleatória de eventos quando sorteia seus números em um dado espaço amostral.

O método de Monte Carlo é um método matemático que consiste em encontrar um modelo estatístico para o fenômeno a ser simulado, representar este modelo segundo uma função distribuição de probabilidade e amostrar possíveis eventos deste modelo utilizando uma técnica estatística. Deste modo, é possível simular a evolução do fenômeno e estimar as respostas desejadas por meio de médias estatísticas. A vantagem deste método é lidar com um evento de cada vez, de modo que mesmo processos complexos são simulados com base na soma de processos simples.

Embora o método de Monte Carlo seja utilizado tipicamente para simular processos aleatórios, este método também pode ser aplicado a problemas que não possuam uma interpretação probabilística imediata e, portanto, constitui uma importante ferramenta computacional na maior parte das áreas científicas.

Entre esses processos podemos simular pela técnica problemas que envolvem o transporte de partículas através de meios materiais. Estes processos podem ser considerados probabilísticos, ou seja, na emissão de radiação por uma

fonte deve-se conhecer a probabilidade da radiação ser emitida com um determinado ângulo e energia, e o processo de transporte envolve o conceito de seção de choque, que é a probabilidade da radiação interagir com o meio de uma determinada maneira. Na aplicação do método de Monte Carlo na solução deste processo de transporte, simula-se desde o processo de “nascimento” da radiação, a trajetória percorrida por esta radiação considerando sua interação com o meio, até sua “morte” por absorção ou fuga do sistema.

O método trata esses problemas inicialmente com a geração de números aleatórios, o que tornam os eventos independentes uns dos outros. A geração de números aleatórios inicia o processo de simulação que posteriormente é tratado por meio de modelos probabilísticos. Assim podemos simular um processo de transporte de fótons originados em uma fonte de radiação e suas interações com o meio que pode ser um detector, por exemplo, permitindo então que se calcule a eficiência de detecção.

2.1.1 Números aleatórios

A amostragem de uma função distribuição de probabilidade é realizada com a utilização de números aleatórios. A utilização de números aleatórios obtidos experimentalmente possui o inconveniente de necessitar de muita memória computacional para o seu armazenamento. Para resolver este problema, utilizam-se números denominados pseudo-aleatórios que são gerados por intermédio de fórmulas de recorrência, mas que satisfazem testes estatísticos de aleatoriedade. Nestas fórmulas de recorrência o primeiro número denominado semente da seqüência deve ser especificado, o que possibilita a reprodutibilidade de toda a série e conseqüentemente de todo o processo computacional de simulação, para uma mesma semente. O primeiro algoritmo de geração de números aleatórios foi desenvolvido por J. Von Neumann e é conhecido como “Técnica do quadrado central”.

2.1.2 Transporte de fótons

Embora um grande número de mecanismos de interação da radiação gama com a matéria seja conhecido, somente quatro deles têm maior importância em espectrometria: espalhamento coerente ou Thomson, espalhamento incoerente ou Compton, efeito fotoelétrico e produção de pares. Todos esses processos resultam em transferência total ou parcial da energia dos fótons para energia do elétron, exceto para o espalhamento coerente, em que não há perda da energia do fóton. O fóton pode ter uma mudança repentina em sua história podendo simplesmente desaparecer ou espalhar. Esse comportamento contrasta com o das partículas carregadas que perde energia gradualmente por intermédio de interações com o meio.

No espalhamento coerente o fóton interage com o elétron orbital de um átomo por meio de uma colisão elástica, sofrendo apenas uma deflexão. Este efeito tem maior probabilidade de ocorrer com materiais com alto número atômico e fótons de baixa energia. Neste tipo de interação não há perda de energia do fóton, sendo apenas calculado o ângulo de espalhamento.

No espalhamento incoerente o fóton interage com o elétron orbital de um átomo por meio de uma colisão inelástica. Nesse caso o fóton incidente perde parte de sua energia para o elétron alterando também sua trajetória. A energia transferida ao elétron pode ser suficiente para ionizar o átomo. Quando o alvo do fóton é um elétron livre em repouso o efeito é chamado de espalhamento Compton. A energia do fóton espalhado pode ser calculada pela equação (1)¹³:

$$E' = \frac{m c^2}{m c^2 + E(1 - \cos\theta)} \quad (1)$$

onde:

- E é a energia do fóton incidente;

- E' é a energia do fóton espalhado;
- θ é a direção do fóton espalhado;
- m é a massa de repouso do elétron e
- c é a velocidade da luz

Na absorção fotoelétrica o fóton interage com um átomo absorvedor e desaparece completamente, dando origem a um fotoelétron que é ejetado do átomo com energia cinética correspondente à diferença entre a energia do fóton e sua energia de ligação dada pela equação (2):¹³

$$E_{e^-} = h\nu - E_b \quad (2)$$

onde $h\nu$ é a energia do fóton e E_b representa a energia de ligação do fotoelétron em sua camada original.

No processo de produção de pares um fóton com energia maior que 1.022 keV interage com o campo elétrico do núcleo de um átomo. O fóton é totalmente absorvido surgindo em seu lugar um par elétron-pósitron, e a energia excedente do fóton é convertida em energia cinética do par. A meia vida do pósitron é curta e ele se aniquila ao perder sua energia cinética e interagir com um elétron. Este processo resulta em dois fótons com energia de 511 keV cada um¹³.

2.1.3 Código MCNP

O MCNP é um código conhecido no mundo inteiro e muito utilizado para resolver problemas de transporte de radiação envolvendo nêutrons, fótons e elétrons. O código permite basicamente dois processos de simulação: o análogo e o não análogo. No processo análogo a simulação das interações da radiação com a matéria ocorrem de acordo com as probabilidades de cada uma delas como

acontece na natureza. O processo não análogo tem o objetivo de aumentar a eficiência de cálculo diminuindo o tempo de processamento computacional por meio de técnicas de redução de variância.

2.2 Redes neurais artificiais

2.2.1 O que é uma rede neural

Redes Neurais Artificiais (RNA) são técnicas computacionais que apresentam um modelo matemático inspirado na estrutura neuronal de organismos inteligentes e que adquirem conhecimento mediante experiência.

Uma grande RNA pode ter centenas ou milhares de unidades de processamento. O cérebro humano é considerado o mais fascinante processador baseado em carbono existente, sendo composto por aproximadamente 10 bilhões de neurônios. Todas as funções e movimentos do organismo estão relacionados ao funcionamento destas pequenas células. Os neurônios estão conectados uns aos outros por meio de sinapses, e juntos formam uma grande rede neural.

O sistema nervoso é formado por um conjunto extremamente complexo de neurônios. Nos neurônios a comunicação é realizada segundo impulsos. Quando um impulso é recebido o neurônio o processa, e passado um limite de ação, dispara um segundo impulso que produz uma substância neurotransmissora o qual flui do corpo celular para o axônio (que por sua vez pode ou não estar conectado a um dendrito de outra célula). Na FIG. 1 é apresentado o esquema de um neurônio humano.

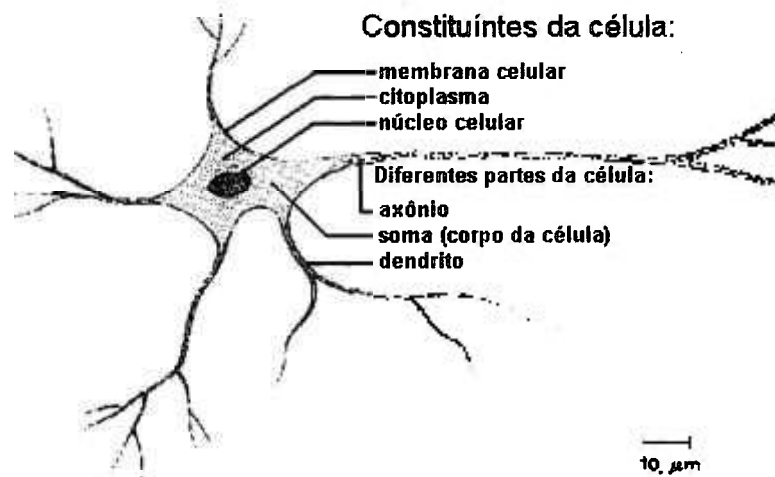


FIGURA 1. Esquema de um neurônio humano.

Assim como o sistema nervoso é composto por bilhões de células nervosas, a RNA também seria formada por unidades que nada mais são que pequenos módulos que simulam o funcionamento de um neurônio. Estes módulos devem funcionar de acordo com os elementos em que foram inspirados, recebendo e retransmitindo informações.

2.2.2 Modelo de um neurônio

O fisiologista Warrem McCulloch interpretou o funcionamento do neurônio biológico como um circuito de entradas binárias combinadas por uma soma ponderada (com pesos) produzindo uma entrada efetiva. O neurônio é então uma unidade de processamento de informação que é fundamental para a operação de uma rede neural. Na FIG. 2 pode-se ver um esquema do neurônio.

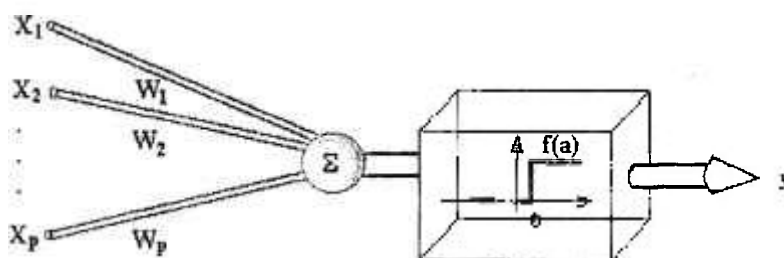


FIGURA 2. Esquema do neurônio de McCulloch.

Podem ser identificados três elementos básicos no modelo de um neurônio:

1. Um conjunto de *sinapses*, cada uma delas caracterizada por um peso. Especificamente um sinal x_j na entrada da sinapse j conectado ao neurônio k é multiplicado pelo peso sináptico w_{kj} . É importante notar a maneira pela qual os subscritos do peso sináptico são escritos. O primeiro subscrito refere-se ao neurônio em questão e o segundo se refere ao neurônio de entrada da sinapse ao qual o peso se refere.
2. Um *somatório* para somar os sinais de entrada ponderados com seus respectivos pesos sinápticos, o que constitui uma combinação linear.
3. Uma *função de ativação* para limitar a amplitude da saída de um neurônio. Normalmente o intervalo de amplitude normalizado da saída de um neurônio é escrito como o intervalo $[0,1]$ ou alternativamente $[-1,1]$.

Matematicamente pode-se descrever um neurônio k pelo seguinte par de equações:

$$u_k = \sum_{j=1}^p W_{kj} X_j \quad (3)$$

$$y_k = \varphi(u_k - \theta_k) \quad (4)$$

onde x_1, x_2, \dots, x_p são os sinais de entrada; $w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{kp}$ são os pesos sinápticos do neurônio k ; u_k é o combinador linear; θ_k é o limiar (threshold); $\varphi(\cdot)$ é a função de ativação; e y_k é o sinal de saída do neurônio. A utilização do limiar θ_k aplica uma transformação à saída u_k do combinador linear, como mostra a equação (5):

$$v_k = u_k - \theta_k \quad (5)$$

2.2.3 Tipos de função de ativação

A função de ativação, denotada por $\varphi(\cdot)$ define a saída de um neurônio em termos do nível de atividade de sua entrada. Podem ser identificados três tipos básicos de função de ativação:

1. Função limiar

$$\varphi(v) = \begin{cases} 1, & \text{se } v \geq 0 \\ 0, & \text{se } v < 0 \end{cases} \quad (6)$$

De maneira análoga, a saída do neurônio k , empregando a função limiar, é expressa como:

$$y_k = \begin{cases} 1, & \text{se } v_k \geq 0 \\ 0, & \text{se } v_k < 0 \end{cases} \quad (7)$$

onde v_k é o nível de atividade interna do neurônio:

$$v_k = \sum_{j=1}^p w_{kj} x_j - \theta_k \quad (8)$$

2. Função piecewise-linear

$$\varphi(v) = \begin{cases} 1, & \text{se } v \geq \frac{1}{2} \\ v, & \text{se } \frac{1}{2} > v > -\frac{1}{2} \\ 0, & \text{se } v \leq -\frac{1}{2} \end{cases} \quad (9)$$

3. Função sigmoidal

A função sigmoidal é a função de ativação mais comum na construção de redes neurais. Um exemplo é a função logística definida pela equação (10):

$$\varphi(v) = \frac{1}{1 + \exp(-av)} \quad (10)$$

onde a é o parâmetro de inclinação da função sigmóide. Variando o parâmetro a obtém-se funções de diferentes inclinações. No limite, quando a inclinação de a se aproxima do infinito, a função sigmóide se torna a função limiar. Pode-se notar que a função sigmóide é diferenciável e a função limiar não é. A diferenciabilidade é uma característica importante na teoria de redes neurais.

Pode-se notar que o intervalo de saída das funções das equações (6), (9) e (10) varia de 0 a +1. Em alguns casos deseja-se ter funções de ativação que trabalhem no intervalo de -1 a +1, na qual a função de ativação assume a forma anti-simétrica em relação à origem. Então a função limiar é redefinida como:

$$\varphi(v) = \begin{cases} 1, & \text{se } v > 0 \\ 0, & \text{se } v = 0 \\ -1, & \text{se } v < 0 \end{cases} \quad (11)$$

Para um sigmóide pode-se utilizar a função tangente hiperbólica:

$$\varphi(v) = \tanh\left(\frac{v}{2}\right) = \frac{1 - \exp(-v)}{1 + \exp(-v)} \quad (12)$$

No modelo geral de neurônio, as entradas X_i , multiplicadas pelos respectivos pesos W_i são linearmente combinadas (somadas). Aplica-se então uma função f , para produzir um estado de ativação do neurônio (correspondente à frequência de descarga do neurônio biológico), produzindo o sinal de saída do neurônio.

2.2.4 Perceptron

No final da década de 1950, Rosenblatt, na Universidade de Cornell, deu prosseguimento às idéias de McCulloch. Ele criou uma rede de múltiplos neurônios do tipo discriminadores lineares e chamou esta rede de *perceptron*¹⁴. O *perceptron* é a forma mais simples de uma rede neural e é utilizado para classificação de tipos especiais de padrão denominados linearmente separáveis. Basicamente ele consiste de um simples neurônio com pesos ajustáveis¹⁵.

2.2.5 Redes multicamadas

A forma de arranjar *perceptrons* em camadas é denominada *Multilayer Perceptron* (MLP) ou rede multicamadas. O MLP foi concebido para resolver problemas mais complexos, os quais não poderiam ser resolvidos pelo modelo de neurônio básico. Uma MLP é uma rede com uma topologia na qual um sistema de neurônios é ligado por conexões sinápticas e dividido em neurônios de entrada, que recebem estímulos do meio externo, neurônios internos ou ocultos (*hidden*) e neurônios de saída, que se comunicam com o exterior. Os neurônios internos são de suma importância na rede neural, pois se provou que sem estes se torna impossível resolver problemas linearmente não separáveis. Em outras palavras pode-se dizer que uma rede é composta por várias unidades de processamento, cujo funcionamento é bastante simples. Essas unidades são geralmente conectadas por canais de comunicação que estão associados a determinados pesos. As unidades fazem operações apenas sobre seus dados locais, que são entradas recebidas pelas suas conexões. O comportamento inteligente de uma

RNA vem das interações entre as unidades de processamento da rede. Na FIG. 3 está representada uma rede neural tipo MLP.

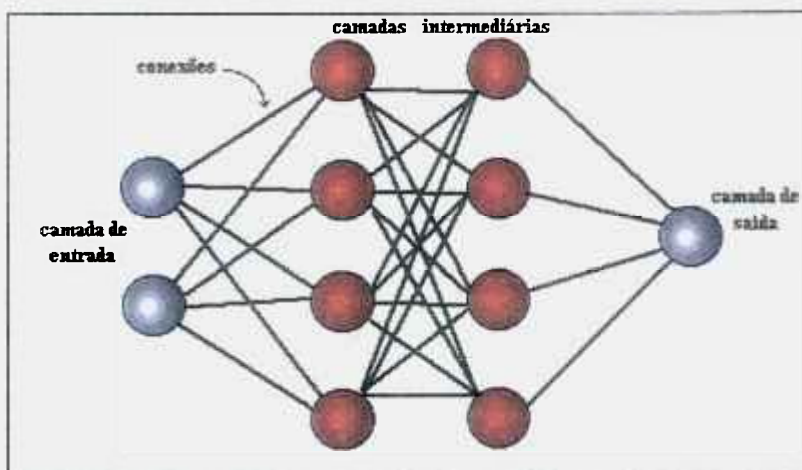


FIGURA 3. Esquema de uma rede neural tipo MLP.

Onde:

- *Camada de entrada*: é a camada na qual os padrões (estímulos) são apresentados à rede.
- *Camadas ocultas ou intermediárias*: são as camadas na qual é realizada a maior parte do processamento, elas podem ser consideradas como extratoras de características.
- *Camada de saída*: é a camada na qual a resposta dos padrões é apresentada à rede.

A maioria dos modelos de redes neurais possui alguma regra de treinamento, na qual os pesos de suas conexões são ajustados de acordo com os padrões apresentados. Em outras palavras, elas aprendem por meio de exemplos. Arquiteturas neurais são tipicamente organizadas em camadas, com unidades que podem estar conectadas às unidades da camada posterior. A rede neural passa por um processo de treinamento a partir dos casos reais conhecidos, adquirindo, a partir daí, a sistemática necessária para executar adequadamente o processo desejado dos dados fornecidos. Sendo assim, a rede neural é capaz de extrair regras básicas com base em dados reais.

2.2.6 Processo de aprendizado

Entre as propriedades mais importantes das redes neurais está a habilidade de aprender e com isso melhorar seu desempenho. Isso é feito mediante um processo iterativo de ajustes aplicado a seus pesos, o treinamento. O aprendizado ocorre quando a rede neural atinge uma solução generalizada para uma classe de problemas.

Define-se aprendizado no contexto de redes neurais como um processo pelo qual os parâmetros livres de uma rede neural são adaptados por meio de um processo contínuo de estímulos pelo meio no qual a rede está envolvida. Um conjunto de regras bem definidas para a solução de um problema de aprendizado é denominado algoritmo de aprendizado. Existem muitos tipos de algoritmos de aprendizado específicos para determinados modelos de redes neurais, estes algoritmos diferem entre si, sobretudo pelo modo como os pesos são modificados.

2.2.7 Diferentes algoritmos de aprendizado¹⁵

Entre os diferentes algoritmos de aprendizado podemos citar: regra de aprendizado por ajuste de erros, regra de aprendizado de Hebbian, regra de aprendizado competitivo e regra de aprendizado de Boltzmann.

2.2.7.1 Regra de aprendizado por ajuste de erros

Neste processo o objetivo é minimizar uma função custo baseada no sinal erro $e_k(n)$ dada pela equação (13):

$$e_k(n) = d_k(n) - y_k(n) \quad (13)$$

onde:

$d_k(n)$ é a resposta desejada ou resposta alvo do neurônio k no tempo n ;
 $y_k(n)$ é a resposta atual desse mesmo neurônio k no tempo n .

A resposta $y_k(n)$ é produzida por estímulo do vetor $\mathbf{x}(n)$ e a resposta alvo $d_k(n)$ para o neurônio k constitui um exemplo particular apresentado à rede neural no tempo n . O critério mais utilizado para a função custo é o critério do erro quadrático médio, definido como o valor médio quadrático da soma dos erros quadráticos de acordo com a equação (14):

$$J = E \left[\frac{1}{2} \sum_k e_k^2(n) \right] \quad (14)$$

onde E é o operador esperança estatística e a somatória é sobre todos os neurônios da camada de saída da rede neural. O fator $\frac{1}{2}$ é usado na equação (14) para simplificar a derivação resultante da minimização de J com respeito aos parâmetros da rede, denominado método do gradiente descendente¹⁶. Entretanto a dificuldade com esse procedimento de otimização é que requer conhecimentos sobre as características estatísticas do processo. Para isso foi escolhida uma solução aproximada para o problema, na qual se usa o valor instantâneo da soma dos erros quadráticos no critério de interesse de acordo com a equação (15):

$$\varepsilon(n) = \frac{1}{2} \sum_k e_k^2(n) \quad (15)$$

A rede neural é então otimizada minimizando $\varepsilon(n)$ em relação aos pesos. Então de acordo com a regra do aprendizado por ajuste de erros (ou regra delta, como também é conhecida), o ajuste $\Delta w_{kj}(n)$ feito ao peso w_{kj} no tempo n é dado pela equação :

$$\Delta w_{kj}(n) = \eta \cdot e_k(n) \cdot x_j(n) \quad (16)$$

onde η é uma constante positiva que determina a taxa de aprendizado. Em outras palavras o ajuste feito aos pesos é proporcional ao produto do sinal erro pelo sinal de entrada. O novo valor do peso é dado pela equação (17):

$$w_{kj}(n+1) = w_{kj}(n) + \Delta w_{kj}(n) \quad (17)$$

Portanto a correção feita nos pesos é dada pela equação (16) que utiliza o sinal erro dado pela equação (13), e finalmente a equação (17) é usada para computar o novo valor dos pesos.

2.2.7.2 Regra de aprendizado de Hebbian

O postulado do aprendizado de Hebbian é o mais antigo e mais conhecido de todas as regras de aprendizado. Seu nome foi dado em respeito ao neuropsicólogo Hebb.

Para formular o postulado de aprendizado de Hebbian em termos matemáticos considera-se o peso sináptico w_{kj} com as atividades pré e pós-sinápticas denotadas por x_j e y_k , respectivamente. De acordo com o postulado de Hebbian o ajuste aplicado ao peso sináptico w_{kj} no tempo n é expresso segundo a equação (18):

$$\Delta w_{kj}(n) = F(y_k(n), x_j(n)) \quad (18)$$

onde F é uma função de ambas as atividades pré e pós-sinápticas. Como um caso especial da equação (18) pode-se ter:

$$\Delta w_{kj}(n) = \eta \cdot y_k(n) \cdot x_j(n) \quad (19)$$

onde η é uma constante positiva que determina a taxa de aprendizado. A equação (19) é a regra mais simples para o ajuste do peso sináptico, expressa

como um produto dos sinais de entrada e saída. A equação (19) é dita como a regra do produto da atividade.

Mediante essa representação nota-se que depois de repetidas aplicações do sinal de entrada (pré-sináptico) x_j leva a um crescimento exponencial que conduz o peso sináptico w_{kj} à saturação. Para evitar essa situação é imposto um limite no crescimento do peso sináptico. Um dos métodos para fazer isso é introduzir um “fator de esquecimento” não linear na expressão do ajuste de pesos sinápticos. A expressão é redefinida como:

$$\Delta w_{kj}(n) = \eta \cdot y_k(n) \cdot x_j(n) - \alpha \cdot y_k(n) \cdot w_{kj}(n) \quad (20)$$

onde α é uma constante positiva. De uma maneira equivalente a equação (20) pode ser escrita como:

$$\Delta w_{kj}(n) = \alpha \cdot y_k(n) \cdot [c \cdot x_j(n) - w_{kj}(n)] \quad (21)$$

onde c é igual a $\frac{\eta}{\alpha}$. A equação (21) é dita como a regra generalizada do produto da atividade.

2.2.7.3 Regra de aprendizado competitivo

No aprendizado competitivo, como o próprio nome já diz, os neurônios de saída de uma rede neural competem entre eles mesmos para serem o único a estar ativo. Assim, ao passo que em uma rede neural baseada no aprendizado de Hebbian vários neurônios de saída podem estar ativos simultaneamente, no caso do aprendizado competitivo somente um neurônio está ativo a cada vez. Essa é a característica que faz com que o aprendizado competitivo seja conveniente para descobrir características que podem ser usadas para classificar um conjunto de padrões de entrada.

Seja w_{ji} o peso sináptico conectando o neurônio de entrada i ao neurônio j . Tem-se que:

$$\sum_i w_{ji} = 1 \quad \text{para todo } j \quad (22)$$

De acordo com a regra padrão do aprendizado competitivo, o ajuste Δw_{ji} aplicado ao peso sináptico w_{ji} é definido como:

$$\Delta w_{ji} = \begin{cases} \eta \cdot (x_i - w_{ji}) & \text{neurônio } j \text{ ganha a competição} \\ 0 & \text{neurônio } j \text{ perde a competição} \end{cases} \quad (23)$$

2.2.7.4 Regra de aprendizado de Boltzmann

A regra de aprendizado de Boltzmann é um algoritmo de aprendizado estocástico derivado de informações teóricas e considerações termodinâmicas. Na máquina de Boltzmann os neurônios constituem uma estrutura recorrente que operam de uma maneira binária, em um estado “ligado”, denotado por +1, ou em um estado “desligado”, denotado por -1. A máquina se caracteriza por uma função energia E , na qual os valores são determinados pelos estados particulares ocupados pelos neurônios individuais da máquina, de acordo com a equação (24):

$$E = -\frac{1}{2} \sum_i \sum_j w_{ij} \cdot S_i \cdot S_j \quad (24)$$

onde $i \neq j$, S_i é o estado do neurônio i , S_j o estado do neurônio j e w_{ij} é o peso sináptico conectando o neurônio i ao neurônio j .

Os neurônios da máquina de Boltzmann se dividem em dois grupos: visíveis e ocultos. Os neurônios visíveis fornecem uma interface entre a rede neural e o ambiente em que ela opera, ao passo que os neurônios ocultos sempre operam livremente. Há dois modos de operação a serem considerados:

- *Condição bloqueada*, na qual os neurônios visíveis estão todos bloqueados em seus estados específicos determinados pelo ambiente.
- *Condição livre*, na qual todos os neurônios (visíveis e ocultos) podem operar livremente.

Se ρ_{ji}^+ denota a correlação condicional entre os estados dos neurônios i e j , com a rede estando no estado bloqueado, e ρ_{ji}^- denota a correlação incondicional entre os estados dos neurônios i e j (ou seja, a rede opera na condição livre). Ambas as correlações são a média sobre todos os estados possíveis da máquina quando está em equilíbrio térmico. As correlações ρ_{ji}^+ e ρ_{ji}^- são definidas como:

$$\rho_{ji}^+ = \sum_{\alpha} \sum_{\beta} P_{\alpha\beta}^+ S_{j|\alpha\beta} \cdot S_{i|\alpha\beta} \quad (25)$$

$$\rho_{ji}^- = \sum_{\alpha} \sum_{\beta} P_{\alpha\beta}^- S_{j|\alpha\beta} \cdot S_{i|\alpha\beta} \quad (26)$$

onde $S_{i|\alpha\beta}$ denota o estado do neurônio i , dado que os neurônios visíveis da máquina estão no estado α e os neurônios ocultos no estado β . O fator $P_{\alpha\beta}^+$ é a probabilidade condicional de que os neurônios visíveis estejam no estado α e os ocultos no estado β , dado que a máquina está na condição bloqueada; e $P_{\alpha\beta}^-$ é a probabilidade condicional que os neurônios visíveis estejam no estado α e os ocultos no estado β , dado que a máquina está na condição livre. Então, de acordo com a regra de aprendizado de Boltzmann, o ajuste Δw_{ji} aplicado aos pesos sinápticos w_{ji} do neurônio i para o neurônio j é definido por:

$$\Delta w_{ji} = \eta \cdot (\rho_{ji}^+ - \rho_{ji}^-) \quad (27)$$

com $i \neq j$, onde η é o parâmetro taxa de aprendizado, lembrando que ρ_{ji}^+ e ρ_{ji}^- podem assumir valores no intervalo de -1 a +1.

2.2.8 Algoritmo de *Backpropagation*¹⁵

O algoritmo *Backpropagation* é uma técnica específica para a implementação do gradiente descendente no espaço dos pesos para uma rede neural multicamada direta. Esse algoritmo é derivado do sinal erro da seguinte maneira: considera-se o sinal erro na saída do neurônio j na iteração n (ou seja na apresentação do n^{th} padrão de treinamento) como:

$$e_j(n) = d_j(n) - y_j(n) \quad (28)$$

Define-se valor instantâneo do erro quadrático para o neurônio j como $\frac{1}{2}e_j^2(n)$. Logo o valor instantâneo $\varepsilon(n)$ da soma dos erros quadráticos é obtida somando-se $\frac{1}{2}e_j^2(n)$ sobre todos os neurônios da camada de saída, escrito da seguinte forma:

$$\varepsilon(n) = \frac{1}{2} \sum_{j \in C} e_j^2(n) \quad (29)$$

onde o conjunto C inclui todos os neurônios da camada de saída da rede neural. Se N denota o número total de padrões (exemplos) contidos no conjunto de treinamento, o erro quadrático médio é obtido somando-se $\varepsilon(n)$ sobre todos os n e então normalizando em relação ao tamanho do conjunto de treinamento N , de acordo com a equação (30):

$$\varepsilon_{av} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \varepsilon(n) \quad (30)$$

Considerando-se que o neurônio j é alimentado por um conjunto de sinais produzidos pela camada anterior de neurônios, o nível de atividade interna $v_j(n)$ produzido é:

$$v_j = \sum_{i=0}^p w_{ji}(n) \cdot y_i(n) \quad (31)$$

onde p é o número total de entradas (excluindo o limiar) aplicado ao neurônio j . A função sinal $y_j(n)$ que aparece na saída do neurônio j na iteração n é:

$$y_j = \phi(v_j(n)) \quad (32)$$

O algoritmo de *Backpropagation* aplicado à correção $\Delta w_{ji}(n)$ dos pesos sinápticos $w_{ji}(n)$ é proporcional ao gradiente instantâneo $\frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial w_{ji}(n)}$. De acordo com a regra da cadeia, pode-se expressar esse gradiente como:

$$\frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial w_{ji}(n)} = \frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial e_j(n)} \cdot \frac{\partial e_j(n)}{\partial y_j(n)} \cdot \frac{\partial y_j(n)}{\partial v_j(n)} \cdot \frac{\partial v_j(n)}{\partial w_{ji}(n)} \quad (33)$$

Diferenciando ambos os lados da equação (29) em relação a $e_j(n)$, tem-se:

$$\frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial e_j(n)} = e_j(n) \quad (34)$$

Da mesma forma para a equação (28) com relação a $y_i(n)$:

$$\frac{\partial e_j(n)}{\partial y_j(n)} = -1 \quad (35)$$

Analogamente para a equação (32) com relação a $v_j(n)$:

$$\frac{\partial y_j(n)}{\partial v_j(n)} = \dot{\varphi}_j(v_j(n)) \quad (36)$$

Finalmente derivando a equação (31) com relação a $w_{ji}(n)$:

$$\frac{\partial v_j(n)}{\partial w_{ji}(n)} = y_i(n) \quad (37)$$

Utilizando as equações (34), (35), (36) e (37) na equação (33) obtém-se:

$$\frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial w_{ji}(n)} = -e_j(n) \cdot \dot{\varphi}_j(v_j(n)) \cdot y_i(n) \quad (38)$$

A correção $\Delta w_{ji}(n)$ aplicada a $w_{ji}(n)$ é definida pela regra delta:

$$\Delta w_{ji}(n) = -\eta \cdot \frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial w_{ji}(n)} \quad (39)$$

onde η é uma constante que determina a taxa de aprendizado do algoritmo de *backpropagation*. De acordo com as equações (38) e (39) obtém-se:

$$\Delta w_{ji}(n) = \eta \cdot \delta_j(n) \cdot y_i(n) \quad (40)$$

onde o gradiente local $\delta_j(n)$ é definido como:

$$\delta_j(n) = -\frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial e_j(n)} \cdot \frac{\partial e_j(n)}{\partial y_j(n)} \cdot \frac{\partial y_j(n)}{\partial v_j(n)} \quad (41)$$

$$\delta_j(n) = e_j(n) \cdot \varphi_j'(v_j(n)) \quad (42)$$

Das equações (40) e (42) pode-se notar que o fator chave envolvido no cálculo fator de ajuste do peso $\Delta w_{ji}(n)$ é o sinal erro $e_j(n)$ da saída do neurônio j . Dessa maneira identifica-se dois casos distintos, dependendo de onde o neurônio j se localiza na rede neural:

- **Caso 1: Neurônio j está na camada de saída**

Quando o neurônio j se localiza na camada de saída de uma rede neural ele é comparado a uma resposta desejada da rede. Desse modo modo pode-se utilizar a equação (28) para computar o sinal erro $e_j(n)$ associado a esse neurônio. Sendo assim o gradiente local $\delta_j(n)$ é calculado diretamente pela equação (42).

- **Caso 2: Neurônio j está em uma camada oculta**

Quando o neurônio j se localiza em uma camada oculta de uma rede neural, não há como compará-lo a uma resposta desejada da rede. O sinal erro para um neurônio da camada oculta deve ser determinado recursivamente em termos dos sinais erros de todos os neurônios aos quais ele estiver conectado. Nesse momento o desenvolvimento do algoritmo de *backpropagation* se torna mais complicado. De acordo com a equação (41), pode-se redefinir o gradiente local $\delta_j(n)$ para o neurônio da camada oculta como:

$$\delta_j(n) = - \frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial y_j(n)} \cdot \frac{\partial y_j(n)}{\partial v_j(n)} \quad (43)$$

$$\delta_j(n) = -\frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial y_j(n)} \cdot \phi_j'(v_j(n)) \quad , \text{neurônio } j \text{ é oculto} \quad (44)$$

onde o neurônio j está na camada oculta. Para calcular a derivada parcial $\frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial y_j(n)}$ utiliza-se a equação (29) trocando o índice j por k .

$$\varepsilon(n) = \frac{1}{2} \sum_{k \in C} e_k^2(n) \quad (45)$$

Diferenciando a equação (45) em relação a função sinal $y_j(n)$, obtém-se:

$$\frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial y_j(n)} = \sum_k e_k \cdot \frac{\partial e_k(n)}{\partial y_j(n)} \quad (46)$$

Utilizando a regra da cadeia:

$$\frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial y_j(n)} = \sum_k e_k(n) \cdot \frac{\partial e_k(n)}{\partial v_k(n)} \cdot \frac{\partial v_k(n)}{\partial y_j(n)} \quad (47)$$

Utilizando as equações (28) e (32) e substituindo j por k :

$$\frac{\partial e_k(n)}{\partial v_k(n)} = -\phi_k'(v_k(n)) \quad (48)$$

Utilizando a equação (31) e trocando os índices j por k , i por j e p por q e diferenciando em relação a $y_j(n)$, obtém-se:

$$\frac{\partial v_k(n)}{\partial y_j(n)} = w_{kj}(n) \quad (49)$$

Então utilizando as equações (48), (49) e (47) obtém-se a derivada parcial desejada:

$$\frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial y_j(n)} = -\sum_k e_k(n) \cdot \varphi'_k(v_k(n)) \cdot w_{kj}(n) \quad (50)$$

$$\frac{\partial \varepsilon(n)}{\partial y_j(n)} = -\sum_k \delta_k(n) \cdot w_{kj}(n) \quad (51)$$

onde na equação (51) utilizou-se a definição de gradiente local dado pela equação (42) com o índice k substituído por j. Finalmente utilizando a equação (51) na (44) obtém-se o gradiente local $\delta_j(n)$ para um neurônio j da camada oculta, após rearranjar os termos:

$$\delta_j(n) = \varphi'_j(v_j(n)) \cdot \sum_k \delta_k(n) \cdot w_{kj}(n) \quad , \text{neurônio } j \text{ é oculto} \quad (52)$$

O algoritmo de *backpropagation* nos dá uma aproximação da trajetória no espaço dos pesos computada pelo método da descida mais íngreme. Quanto menor se deixa o parâmetro taxa de aprendizado η , menor é a mudança nos pesos sinápticos da rede de uma iteração à outra e mais suave a trajetória no espaço dos pesos. Se por outro lado se deixa o parâmetro taxa de aprendizado η muito alto de modo que acelere a taxa de aprendizado, as grandes alterações nos pesos sinápticos fazem com que a rede se torne instável (oscilatória). Um método simples de se aumentar a taxa de aprendizado e ainda assim evitar o perigo da instabilidade, é modificar a regra delta da equação (40) incluindo um termo *momentum*, de acordo com a equação (53):

$$\Delta w_{ji}(n) = \alpha \cdot \Delta w_{ji}(n-1) + \eta \cdot \delta_j(n) \cdot y_i(n) \quad (53)$$

onde α é geralmente um número positivo chamado de *constante de momentum*. A equação (53) é chamada de *regra delta generalizada*.

2.2.9 Modos de treinamento¹⁵

Em uma aplicação prática do algoritmo de *backpropagation*, o aprendizado é resultado de muitas apresentações de um conjunto de treinamento prescrito a uma rede neural.

Podemos denominar ciclo ou *epoch* como uma apresentação completa de todos os N pares (entrada e saída) do conjunto de treinamento no processo de aprendizado. O aprendizado é mantido ciclo após ciclo, até que os pesos sinápticos da rede se estabilizem e o erro quadrático médio sobre o conjunto de treinamento inteiro convirja para um valor mínimo. A correção dos pesos num ciclo pode ser executada de duas maneiras:

Modo Padrão: A correção dos pesos acontece a cada apresentação à rede de um exemplo do conjunto de treinamento. Cada correção de pesos baseia-se somente no erro do exemplo apresentado naquela iteração. Assim, em cada ciclo ocorrem N correções.

Modo Batch: Apenas uma correção é feita por ciclo. Todos os exemplos do conjunto de treinamento são apresentados à rede, seu erro médio é calculado e com base neste erro fazem-se as correções dos pesos.

2.2.10 Critério de parada¹⁵

O parâmetro padrão utilizado para o término do treinamento de uma RNA é o erro médio quadrático (Mean Squared Error - MSE), que compara a saída fornecida pela RNA para cada entrada com a saída esperada. O erro é calculado como a diferença entre as duas saídas da rede de acordo com a equação (54):

$$\varepsilon(n) = \frac{1}{2} \sum_{j \in C} e_j^2(n) = \frac{1}{2} \sum_{j \in C} (d_j(n) - y_j(n))^2 \quad (54)$$

onde:

$d_j(n)$ = saída desejada para o neurônio j

$y_j(n)$ = saída calculada para o neurônio j

$e_j(n)$ = erro relativo ao neurônio j

C = todos os neurônios da camada de saída

Se N for o número total de padrões (exemplos) do conjunto de treinamento o erro médio quadrático é obtido somando-se $\varepsilon(n)$ sobre todo n e normalizando com respeito ao tamanho N do conjunto de treinamento, de acordo com a equação (55):

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \varepsilon(n) \quad (55)$$

2.2.11 Softwares utilizados

2.2.11.1 MATLAB

O MATLAB¹⁷, por meio de seu módulo de redes neurais, trabalha com o algoritmo de *backpropagation* do gradiente descendente. Esse método é geralmente muito lento para resolver problemas práticos. Ele possui vários algoritmos de alto desempenho que podem convergir de 10 a 100 vezes mais rápido que o algoritmo básico.

Os algoritmos de rápida convergência se enquadram em duas categorias. A primeira utiliza técnicas heurísticas, as quais foram desenvolvidas com base em análises do desempenho do algoritmo do gradiente descendente padrão. Uma modificação heurística é a técnica do *momentum*. Outras duas técnicas são o algoritmo de *backpropagation* com taxa de aprendizado variável (*traingda*); e *backpropagation* flexível (*trainrp*.)

A segunda categoria de algoritmos rápidos utiliza técnicas de otimização numérica padrão. O MATLAB possui as seguintes técnicas de treinamento: o gradiente conjugado (*traincgf*, *traincgp*, *traincgb*, *trainscg*), a técnica *quasi-Newton* (*trainbfg*, *trainoss*) e a técnica de *Levenberg-Marquardt* (*trainlm*).

A técnica utilizada nesse trabalho é a do gradiente conjugado. O algoritmo de *backpropagation* básico ajusta os pesos na direção do gradiente descendente (negativo do gradiente). Essa é a direção em que a função desempenho decresce mais rapidamente. Embora a função decresça mais rapidamente ao longo do negativo do gradiente, isso não produz necessariamente a convergência mais rápida. Nos algoritmos do gradiente conjugado uma pesquisa é efetuada ao longo das direções conjugadas, as quais produzem geralmente convergências mais rápidas que as direções descendentes mais abruptas. O MATLAB possui quatro variações diferentes dos algoritmos de gradiente conjugado.

Na maioria dos algoritmos de treinamento a taxa de aprendizado é utilizada para determinar a dimensão com que os pesos são atualizados (tamanho do passo). Na maioria dos algoritmos de gradiente conjugado o tamanho do passo é ajustado a cada iteração. Uma pesquisa é feita ao longo da direção do gradiente conjugado para determinar esse tamanho de passo, que minimiza a função desempenho ao longo dessa linha. Há quatro funções de pesquisa diferentes inclusas no módulo de redes neurais do MATLAB: Fletcher-Reeves atualizado (*traincgf*), Polak-Ribière atualizado (*traincgp*), reinícios de Powell-Beale (*traincgb*) e Gradiente Conjugado escalado (*trainscg*).

Para todos os algoritmos de gradiente conjugado, a direção de pesquisa será periodicamente restaurada ao negativo do gradiente. O ponto padrão de restauração ocorre quando o número de iterações é igual ao número de parâmetros da rede (pesos e limiares), mas existem outros métodos de restauração que podem melhorar a eficiência do treinamento. Um desses métodos de restauração foi proposto por Powell¹⁸, baseado em uma versão anterior proposta por Beale¹⁹. Mediante essa técnica a direção de procura será

restaurada sempre que houver uma pequena ortogonalidade entre o gradiente atual e o anterior. Isso é testado de acordo com a seguinte desigualdade:

$$|g_{k-1}^T \cdot g_k| \geq 0,2 \|g_k\|^2 \quad (56)$$

Se essa condição é satisfeita, a direção de busca é restaurada ao negativo do gradiente.

2.2.11.2 ESAYNN

O *software* comercial EASYNN versão 8.01 foi utilizado preliminarmente para que se pudesse ter uma idéia de como se comportaria o problema. É um *software* limitado, possui os parâmetros predefinidos e trabalha com o algoritmo de *backpropagation*.

3 REVISÃO DA LITERATURA

Dobring e colaboradores utilizaram o método da fonte tipo casca para efetuar a calibração de sistema de análise de rejeitos radioativos por espectrometria gama. Eles fabricaram um tambor referência preenchendo seu interior com serragem e inserindo cinco tubos de polietileno verticalmente em posições estratégicas. Uma fonte pontual contendo uma mistura dos radionuclídeos ^{241}Am , ^{133}Ba , ^{137}Cs e ^{60}Co foi posicionada consecutivamente em algumas alturas dos cinco tubos. Os espectros gama foram adquiridos para cada uma das posições da fonte pontual. Os espectros foram processados e os resultados comparados com as eficiências obtidas por um programa baseado no método de Monte Carlo, assumindo que os rejeitos radioativos estavam homogeneamente distribuídos no tambor²⁰.

Bruggeman e colaboradores também utilizaram o método da fonte tipo casca por meio de um procedimento experimental simples para determinar a eficiência de detecção de um sistema de análise de um tambor cilíndrico de rejeitos radioativos. A utilização convencional do método para simular a distribuição de atividade homogênea em um tambor cilíndrico de rejeitos radioativos resulta em uma eficiência de detecção sistematicamente subestimada²¹.

Liang e colaboradores utilizaram o código tridimensional QAD-CGGP para calibrar o sistema de detecção Q2 da Canberra. Tal sistema de detecção Q2 denominado "Sistema de análise Quantitativa e Qualitativa de rejeitos radioativos de nível de atividade baixo", é um sistema desenvolvido pela Canberra Industries Incorporated. Ele é composto basicamente por 3 detectores HPGe coaxiais com eficiência relativa de 25 %. Os tambores de rejeito são colocados numa mesa giratória utilizada para pesá-lo e girá-lo a velocidade constante de 10 rpm durante

a medida. Todo esse sistema está envolvido em uma blindagem de 10 cm de espessura de aço. Para efetuar a calibração o tambor foi dividido em sete regiões concêntricas de igual volume preenchidas por sete fontes²².

Bruggeman e Carchon utilizaram o código computacional dedicado Solidang para determinar a eficiência de detecção para análise de rejeitos radioativos. Solidang utiliza uma aproximação do ângulo sólido efetivo para deduzir a eficiência de detecção com o objetivo de aprimorar e facilitar a calibração de sistemas de análise da radiação gama de rejeitos radiativos²³.

Bull e colaboradores desenvolveram um sistema portátil para a determinação da atividade de emissores gama em tambores de rejeito radioativo. Um sistema de espectrometria gama mede os fluxos gama e o código DSIMP, utilizando a regra de Simpson, converte esses fluxos em atividade do tambor²⁴.

3.1 Determinação da eficiência de detectores semicondutores pelo método de Monte Carlo

Alguns autores têm utilizado o método de Monte Carlo para simulação de detectores e fontes de radiação. Ashrafi e colaboradores utilizaram o código GEANT para analisar a dependência espacial da eficiência total de pico de um detector de Germânio Hiperpuro (HPGe) para fontes pontuais com energias entre 60 e 1115 keV²⁵.

Laborie e colaboradores utilizaram o código GEANT para determinar a eficiência total de pico de um detector HPGe tipo poço para análise de pequenas quantidades de amostras ambientais²⁶. Foram simuladas também as correções para o efeito soma que são altas para esse tipo de detector.

Talavera e colaboradores utilizaram o código GEANT para desenvolver um estudo sistemático da influência da geometria da fonte na resposta de um detector de Ge. As eficiências totais de pico calculadas foram comparadas com os

valores experimentais no intervalo de energia de 46 a 1800 keV²⁷. As geometrias das fontes foram pontuais, soluções aquosas, filtros e sedimentos.

Vojtyla e Povinec utilizaram o código GEANT para simular a radiação de fundo induzida por raios cósmicos num detector HPGe denominado de baixo "background". O detector é utilizado em amostras ambientais marítimas, nas quais os níveis de atividade observados são muito baixos²⁸. Hurtado e colaboradores também utilizaram o código GEANT para simular detectores de germânio de baixo "background", validando um algoritmo de redução de variância e implementando no código. O algoritmo reduz o tempo de computação direcionando os fótons gerados na fonte em direção ao ângulo sólido do detector²⁹.

Korun e Vidmar compararam os resultados calculados mediante o método de Monte Carlo utilizando o código GEANT, das razões das eficiências totais de pico para detectores coaxiais tipo *n* com os resultados obtidos experimentalmente. O intervalo de energias utilizado variou de 57 a 1115 keV³⁰.

Ludington e Helmer utilizaram o código CYLTRAN para determinar a curva de eficiência total de pico de um detector HPGe coaxial para intervalos de energia entre 433 a 2754 keV³¹. As fontes utilizadas foram depositadas em papel tipo filtro com 6 mm de diâmetro, resultando numa espessura de 7 mg/cm² colocadas entre peças de filme de polietileno, montadas em anéis de plástico com 4,5 cm de diâmetro.

Hardy e colaboradores utilizaram o método de Monte Carlo por meio do código CYLTRAN para efetuar a calibração em eficiência de um detector HPGe, comparando com os resultados obtidos experimentalmente para o intervalo de energia de 53 a 1836 keV³².

Sima utilizou alguns códigos baseados no método de Monte Carlo para complementar os procedimentos de calibração em eficiência para medidas de

amostras ambientais. Esses códigos tratam de problemas como: efeitos de auto-absorção, correções do efeito soma e variações na eficiência por causa de distribuições não uniformes das fontes. Ele simulou geometrias de medida cilíndricas, Marinelli, esféricas e fontes pontuais, com detectores HPGe e Ge(Li). Ele concluiu que o método de Monte Carlo pode resolver tais problemas com muita precisão³³. Junto com Arnold ele utiliza também o código GESPECOR para estender a calibração em eficiência do intervalo de energia de 46 a 1115 keV, relativas a radionuclídeos com emissão de um único fóton, para 2,7 MeV. Esse intervalo de energia estendido utiliza radionuclídeos com emissões de mais de um fóton, no qual pode ocorrer o efeito soma que nesses casos foi corrigido³⁴.

Sima e Arnold utilizaram o código GESPECOR, baseado no método de Monte Carlo, para calcular o fator de transferência de calibração em eficiência de detectores HPGe nos casos de fontes com a mesma geometria, mas matrizes diferentes; fontes com geometria similar e de fontes pontuais para volumétricas³⁵. Este código ainda foi utilizado por Sima primeiramente para corrigir parâmetros do detector, tais como raio e comprimento do cristal de Ge, posição no interior da capa de alumínio, bem como sua espessura, informados sem muita precisão pelo fabricante, e por fim para determinar a eficiência de um detector HPGe de um sistema usado para medidas de amostras de grande volume como tambores de rejeito radiativo de 220 litros³⁶.

Barrera e colaboradores utilizaram o método de Monte Carlo, como ferramenta no desenvolvimento de um modelo, para otimizar a altura de uma amostra com geometria cilíndrica em medidas de espectrometria gama. O modelo se aplica a amostras ambientais com energias entre 100 e 1.700 keV³⁷.

Liang e colaboradores apresentaram um algoritmo matemático aperfeiçoado em conjunto com o código EGS4, baseado no método de Monte Carlo, e um método semi-empírico para investigar teoricamente e parametricamente a viabilidade da utilização de fontes padrão tipo casca cilíndrica para calibrar o sistema de detecção Q2³⁸.

Shi e colaboradores compararam três métodos para calcular a função resposta de detectores NaI(Tl)³⁹. O método de Berger-Seltzer⁴⁰, códigos comerciais como EGS4 e MCNP4B e os códigos especiais PETRANS 1.0 E MARTHA, desenvolvidos por Saito e Moriuchi⁴¹. As energias variaram de 411,8 keV a 7,11 MeV e entre os códigos estudados o que apresentou melhor resultado foi o PETRANS 1.0.

Ródenas e colaboradores validaram o código MCNP para a simulação de um detector HPGe portátil de baixa eficiência. Foram utilizadas fontes suficientemente pequenas para serem consideradas pontuais. Alguns parâmetros foram avaliados tais como a distância da fonte ao detector, variação da resposta com a atenuação provocada pela colocação de filtros de ferro entre a fonte e o detector e variação da resposta com o deslocamento angular da fonte em relação ao eixo do detector⁴².

Bronson e Wang utilizaram o código MCNP no cálculo da eficiência de detecção de detectores de Ge, comparando com valores obtidos experimentalmente. Foi utilizada uma série de geometrias para a calibração, tais como: uma pequena fonte multi-energética colocada à distância de 40 cm do detector ao longo de seu eixo longitudinal e fazendo ângulos de 0, 45° e 90°; uma fonte linear de Eu-152 de 80 cm de comprimento posicionada a 14 cm do detector, uma fonte multi-energética planar de 50 x 50 cm posicionada a 8 cm de distância do detector, fontes líquidas em um Marinelli de 1 litro, uma fonte pontual de Eu-152 blindada por discos de aço medindo 1,0; 3,0; 6,1 e 9,1 cm de espessura, e fontes multi-energéticas simulando um volume colocadas em um tambor de 200 litros composto de 4 diferentes densidades: 0,02 g/cm³; 0,43 g/cm³; 0,75 g/cm³ e 1,70 g/cm³. Os tambores foram colocados em um sistema de detecção Q2 da Canberra⁴³.

Abbas e colaboradores estudaram o desempenho da calibração em eficiência de detectores HPGe utilizando o códigos ANGLE e LabSOCS, comparando com resultados experimentais⁴⁴. O intervalo de energia estudado foi

de 59 a 1836 keV e os resultados das simulações estão em bom acordo com os experimentais. O código ANGLE necessita entre outros dados de entrada uma curva de calibração de referência. Já o LabSOCS é um código baseado no método de Monte Carlo de uso da Canberra integrado ao programa de aquisição de dados *Genie* 2000.

Um outro trabalho foi desenvolvido por Coutant e colaboradores utilizando a técnica de tomografia computadorizada, mediante dois feixes de energia com uma fonte de raios X externa para estimar o fator de atenuação de matriz de rejeito radioativo em tambores de 120 litros⁴⁵.

Maleka e Maucec utilizaram o MCNP-4C para simular a resposta de um detector HPGe para energias de fótons abaixo de 1 MeV. O resultado das simulações foi utilizado para estimar as incertezas em razão das especificações inadequadas de posicionamento da fonte e variações nos componentes físicos do detector. Eles concluíram que a imprecisão nas medidas do detector tem muita influência para fótons com energias abaixo de 100 keV. No caso de uma incerteza de 1 mm no posicionamento da fonte o erro pode chegar a até 4%, e que o método de Monte Carlo representa uma valiosa ferramenta para a análise quantitativa das incertezas de espectrômetros⁴⁶.

3.2 Aplicação de redes neurais artificiais em espectrometria gama

Outra técnica utilizada em espectrometria é a de Redes Neurais Artificiais. Alguns softwares que acompanham os equipamentos de detecção não resolvem satisfatoriamente problemas de deconvolução de espectros complexos, quando há sobreposição de vários picos decorrentes da presença de radionuclídeos com energias de transição gama muito próximas. Pilato e colaboradores utilizaram redes neurais para resolver esses problemas de superposição de pico nas energias próximas à de aniquilação (511 keV) e na

região do efeito Compton (100-200 keV). O *software* utilizado foi o SNNS (Stuttgart Neural Network Simulator) versão 4.1⁴⁷.

Braga utilizou a técnica de redes neurais para deconvolução de espectros de nêutrons medidos com espectrômetro de Esferas de Bonner e por folhas de ativação. O código utilizado foi o SNNS na construção, treinamento de uma rede neural tipo MLP (*Multilayer Perceptron Network*) por meio do algoritmo de *backpropagation*⁴⁸.

Kardan e colaboradores também utilizaram redes neurais na deconvolução de espectros de nêutrons em espectrometria por esferas de Bonner, treinando a rede com o algoritmo *backpropagation*⁴⁹.

Yoshida e colaboradores utilizaram redes neurais para analisar espectros pela característica de reconhecimento de padrões. O método foi aplicado para analisar espectros obtidos por um detector de germânio da radiação gama de uma fonte composta por vários radioisótopos⁵⁰.

Olmos e colaboradores utilizaram com sucesso redes neurais por intermédio da técnica de reconhecimento de padrões na análise de espectros de detectores NaI⁵¹.

4 METODOLOGIA

O desenvolvimento deste trabalho baseou-se na necessidade de caracterização dos tambores de rejeito radioativo compactáveis armazenados no depósito intermediário do IPEN. São 1.080 tambores de 200 litros dos quais cerca de 750 contem rejeitos compactáveis, objetos de estudo deste trabalho.

A finalidade do método desenvolvido é possibilitar a caracterização isotópica desses tambores, identificando os radionuclídeos presentes e respectivas atividades contidos no tambor de rejeitos.

Considerando-se a heterogeneidade da distribuição do rejeito no interior do tambor, a sua divisão em células volumétricas permite obter as eficiências de detecção de cada uma delas para um conjunto de posições de detecção situado próximo ao tambor e estrategicamente selecionado. Essas eficiências foram obtidas por meio de simulações pelo método de Monte Carlo, utilizando o código MCNP-4C.

Com base nesse conjunto de eficiências e escolhendo-se um intervalo de atividade para cada fonte que preenche cada uma dessas células, foi obtido um conjunto de dados que, ao ser tratado, forneceu um arquivo contendo todas as combinações possíveis entre as atividades das fontes e suas localizações no interior do tambor. Após submeter esse arquivo como entrada para uma rede neural e treinando-a adequadamente, é possível identificar as posições e atividades dessas fontes no interior do tambor. A quantidade de células geradas e a quantidade de intensidades de atividade utilizadas dependem das limitações de *software* e *hardware*. Sendo assim a divisão do tambor foi efetuada considerando-se camadas transversais.

Nota-se que o tamanho (Nº de linhas) do conjunto de treinamento aumenta à medida que são aumentados a quantidade de intensidade das fontes e o número de camadas do tambor, de acordo com a equação (57):

$$L = F^C \quad (57)$$

, onde:

- L é o número de linhas do conjunto de treinamento;
- F é o número de intensidades possíveis das fontes e
- C é o número de camadas (ou células) em que dividimos o tambor.

4.1 Modelagem do tambor

Para efetuar a modelagem do sistema composto pelo detector e tambor de 200 litros algumas informações a respeito de dimensões geométricas e composição de material são necessárias. O tambor tem as seguintes características apresentadas na TAB. 1:

TABELA 1 Dimensões do tambor.

Altura	86 cm
Diâmetro	56 cm
Espessura da parede	1,125 cm
Espessura da Tampa	1,125 cm
Espessura da Base	1,125 cm

A seguir pode-se observar na FIG. 4 o tambor de 200 litros.



FIGURA 4 Tambor de 200 litros de rejeito radioativo.

O aço do tambor, cuja densidade é $7,86 \text{ g/cm}^3$, tem a especificação ASTM A-366⁵², na qual se considera apenas os principais elementos, na seguinte composição apresentada na TAB. 2:

TABELA 2 Composição química do aço do tambor.

Elemento	Carbono	Manganês	Cobre	Níquel	Cromo	Ferro
Símbolo	C	Mn	Cu	Ni	Cr	Fe
%	0,02	0,60	0,20	0,20	0,15	98,83

O interior do tambor é preenchido em sua maioria com papel e quando compactado atinge uma densidade de $0,5 \text{ g/cm}^3$. O seu material (celulose) tem a fórmula mínima $\text{C}_6\text{H}_{10}\text{O}_5$ ⁵³, considerado nas seguintes proporções representadas na TAB. 3:

TABELA 3 Composição química do papel que preenche o tambor.

Elemento	Hidrogênio	Carbono	Oxigênio
Símbolo	H	C	O
%	0,062	0,445	0,493

Depois de modelado o tambor é interpretado pelo código MCNP-4C segundo a FIG. 5:

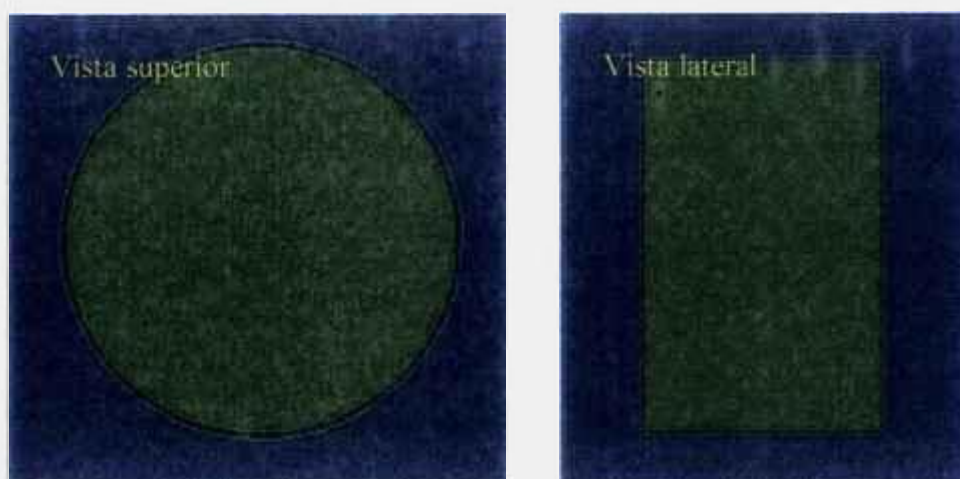


FIGURA 5 Representação do tambor de rejeitos em vista superior e lateral. Cor cinza – parede do tambor, cor verde – papel e cor azul – ar.

4.2 Modelagem do detector e do colimador

O detector foi modelado baseado em um esquema fornecido pelo fabricante e é representado na FIG. 6.

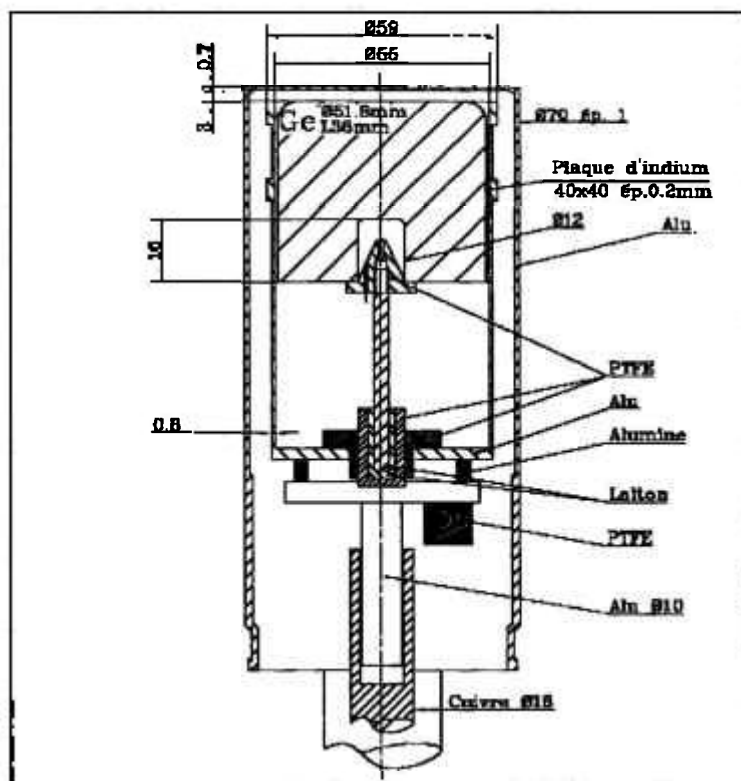


FIGURA 6 Esquema do detector.

Para a modelagem foram feitas algumas simplificações no desenho eliminando as partes que não teriam relevância na simulação. Na TAB. 4 são apresentadas as dimensões consideradas na simulação. A densidade do cristal de Ge é $5,36 \text{ g/cm}^3$ e do alumínio é $2,7 \text{ g/cm}^3$.

TABELA 4 Dimensões do detector

	Diâmetro (mm)	Altura (mm)	Espessura (mm)
Cristal de Ge	51,8	36	-
Cavidade do cristal	12	16	-
Camada de alumínio que envolve o detector	56,6	36	0,8
Capa cilíndrica que cobre o detector	70	36	1

Na FIG. 7 pode-se ver como o MCNP-4C representa geometricamente o detector.



FIGURA 7 Vista lateral do detector. Cor ocre – cristal de Ge, cor cinza – alumínio, cor branca – vácuo e cor azul – ar.

Para completar o arranjo é preciso inserir o colimador na modelagem. Um esquema do colimador pode ser visto na FIG. 8.

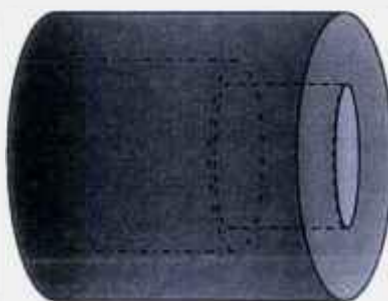


FIGURA 8 Representação do colimador.

O material do colimador é o chumbo cuja densidade é $11,35 \text{ g/cm}^3$ e suas dimensões são apresentadas na TAB. 5:

TABELA 5 Dimensões do colimador de chumbo.

Diâmetro Externo		183 mm
Comprimento do Colimador		280 mm
Cavidade Maior	Diâmetro	93 mm
	Comprimento	230 mm
Cavidade Menor	Diâmetro	50 mm
	Comprimento	50 mm

Depois de modelados, o detector e o colimador têm a seguinte representação, interpretados pelo código MCNP-4C e apresentado na FIG. 9.



FIGURA 9 Detector HPGe e colimador em corte longitudinal. Cor ocre – cristal de Ge, cor cinza – alumínio, cor branca – vácuo, cor vermelha – colimador de chumbo e cor azul – ar.

O arranjo todo depois de modelado está representado na FIG. 10.

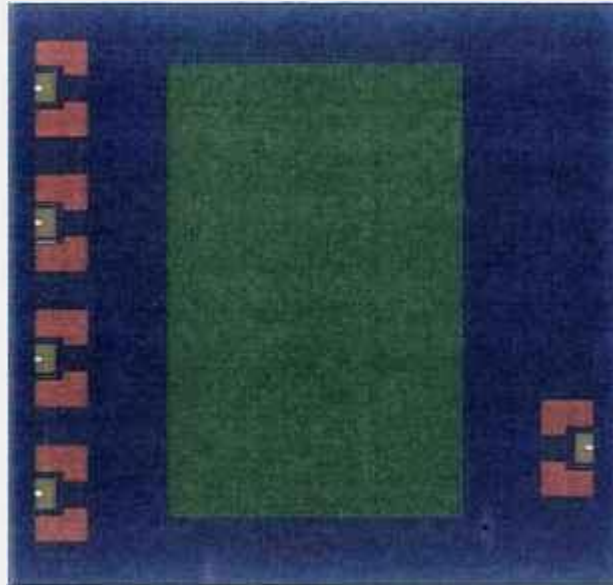


FIGURA 10 Corte longitudinal do arranjo composto pelo tambor e 5 posições de detecção.

4.2.1 Resposta no detector

A resposta no detector para uma medida experimental se baseia na expressão da equação (58):

$$A = \frac{C}{T \cdot y \cdot \varepsilon(E) \cdot K_w \cdot U_f} \quad (58)$$

Onde:

- A é a atividade;
- C é a contagem de pico para certa energia;
- T é o tempo de medida;
- y é a intensidade gama para cada energia;
- $\varepsilon(E)$ é a eficiência para cada energia;
- k_w é o fator de correção para o decaimento radioativo e
- U_f é o fator de conversão de unidade.

Considerando-se que foram feitas as devidas conversões de unidades e correções para o decaimento, podemos simplificar a expressão, obtendo a equação (59).

$$\varepsilon(E).A.y = \frac{C}{T} \quad (59)$$

Quando o método de Monte Carlo é utilizado para simular a resposta de um detector a uma fonte de radiação calcula-se a eficiência de detecção para uma geometria particular. Portanto podemos fazer uma equivalência do método teórico com o experimental utilizando a equação (59), onde:

- $\frac{C}{T}$ indica a resposta experimental obtida para o detector e

- $\varepsilon(E).A.y$ indica a resposta teórica obtida multiplicando-se a eficiência simulada pela atividade atribuída à fonte e pela intensidade de emissão gama daquela energia.

A resposta teórica de um detector D_i para uma fonte colocada numa camada C_j pode ser descrita pela equação (60):

$$R_{c_j}(D_i) = \varepsilon_{c_j}(D_i). A_{c_j}.y \quad (60)$$

A resposta total em um detector pode ser calculada considerando-se a somatória das respostas individuais produzidas por cada uma das fontes. Considerando-se um tambor dividido em N camadas, para o qual em cada uma das camadas é simulada uma fonte; a resposta total é dada pela equação (61).

$$R(D_i) = R_{c_1}(D_i) + R_{c_2}(D_i) + \dots + R_{c_N}(D_i) \quad (61)$$

Onde:

- $R(D_i)$ é a resposta total no detector D_i e

- $R_{c_j}(D_i)$ é a resposta no detector D_i com a fonte colocada na camada j

Para obter as combinações das respostas dos detectores foi desenvolvido um aplicativo denominado “Combinador” utilizando-se a ferramenta Visual Basic⁵⁴. Um outro aplicativo denominado “Converte” foi desenvolvido para separar o arquivo contendo as combinações das respostas dos detectores em arquivos de entrada e saída para a rede neural.

4.3 Modelagem da fonte

Antes de apresentar a modelagem da fonte é conveniente definir qual a nomenclatura utilizada para dar os nomes aos arranjos. Cada arranjo tem sua representação de acordo com a seguinte regra:

- Fonte de dimensões iguais à camada em que se encontra:

$$DiFjCk \quad (62)$$

Onde:

- D significa detectores;
- i é o número de detectores utilizados;
- F significa fontes;
- j é o número de intensidades de fonte;
- C significa camadas;
- k é o número de camadas do tambor;

- Fonte de dimensões menores do que a camada em que se situa

$$DiFjCk - A/\Phi m \quad (63)$$

Onde:

- D significa detectores;
- i é o número de detectores utilizados;
- F significa fontes;
- j é o número de intensidades de fonte;
- C significa camadas;
- k é o número de camadas do tambor;
- A significa altura;
- l é o valor da altura da fonte cilíndrica em cm;
- Φ significa diâmetro;
- m é o valor do diâmetro da fonte em cm e

- Arranjo onde um neurônio fornece o valor da atividade total

$$D_i F_j C_k - A l \Phi m - F T \quad (64)$$

Onde:

- D significa detectores;
- i é o número de detectores utilizados;
- F significa fontes;
- j é o número de intensidades de fonte;
- C significa camadas;
- k é o número de camadas do tambor;
- A significa altura;
- l é o valor da altura da fonte cilíndrica em cm;
- Φ significa diâmetro;
- m é o valor do diâmetro da fonte em cm e

- FT mostra quando o arranjo tem um neurônio que dá o resultado total da atividade da fonte.

A fonte foi portanto modelada em várias geometrias, de acordo com o arranjo. Para aqueles arranjos em que o tambor foi dividido em 4 camadas as dimensões são: raio = 27,875 cm e altura = 21,44 cm (arranjo D8F13C4); para divisão em 10 camadas as dimensões são: raio = 27,875 cm e altura = 8,576 cm (arranjos D8F3C10, D10F3C10 e D10F3C10-FT); para divisão em 5 camadas as dimensões são: raio = 27,875 cm e altura = 17,152 cm (D10F10C5 e D10F10C5-FT); e finalmente para aqueles nos quais foram simuladas fontes de menor tamanho, as dimensões são: raio = 7,5 cm e altura = 4 cm (D10F3C10-A4Φ15, D10F3C10-A4Φ15-FT, D10F10C5-A4Φ15 e D10F10C5-A4Φ15-FT). As modelagens foram efetuadas considerando-se uma fonte de ^{137}Cs . O cartão utilizado para o cálculo da eficiência foi o que fornece como resposta a altura de pulso no intervalo de energia de 660 a 664 keV.

Foram simulados três tamanhos de fonte para os testes de comparação, um deles com as dimensões: raio = 7,5 cm e altura = 4 cm; outro com raio = 5 cm e altura = 2 cm e o outro com raio = 27,875 cm e altura = 17,152 cm.

4.4 Simulação utilizando MCNP

4.4.1 Especificações de código e equipamentos

O código utilizado para simulação pelo método de Monte Carlo foi o MCNP-4C¹⁰. Foram utilizados dois computadores para as simulações: um *Athlon* XP 2600 com 1,92 GHz e 512 MB de RAM e um *Pentium* 4 com 2,80 GHz e 512 MB de RAM.

4.5 Características da RNA

A rede neural utilizada é uma rede tipo multicamadas contendo uma camada de entrada na qual são apresentados os valores obtidos pelos detectores, uma camada oculta e uma camada de saída na qual é apresentado o resultado contendo informações sobre a posição e a atividade do radionuclídeo contido no tambor. A rede é do tipo *feed-forward*, trabalha no modo *batch*, ou seja os pesos são atualizados após um ciclo completo e utiliza o algoritmo de treinamento *backpropagation* com a variante de rápida convergência do *conjugate gradient*, utilizando o método de busca de *Powell-Beale*. As funções de ativação são do tipo *tansig* (tangente hiperbólica sigmóide) que tem um intervalo de resposta de $[-1,+1]$. O critério escolhido para o término do treinamento foi o do erro médio quadrático (MSE).

O tipo de rede neural que foi desenvolvido levou em consideração dois aspectos simultaneamente: o reconhecimento de padrões, no qual se treinou a rede com informações sobre o posicionamento da fonte no tambor; e a interpolação de valores, na qual a rede é treinada para responder qual é a intensidade em atividade dessa fonte.

A rede neural foi treinada para responder em um intervalo particular. A escolha desse intervalo de resposta foi baseada no limite para eliminação de rejeitos sólidos no sistema de coleta de lixo urbano estabelecido pela CNEN, que é de 74 Bq/g^{55} . Foi considerado então o intervalo de resposta de 0 a 100.

4.5.1 Dados de entrada e saída

Os dados de entrada da rede neural são as respostas dos detectores e são obtidos por meio da combinação das intensidades das atividades das fontes com as eficiências obtidas por simulação e as possíveis disposições nas camadas do tambor. Os dados de saída são as possíveis combinações das fontes nas camadas do tambor.

4.6 Validação experimental

4.6.1 Arranjo experimental

O arranjo experimental para a validação da metodologia é composto de um detector de Germânio Hiperpuro (HPGe) coaxial tipo-P com eficiência de 15 %, fabricado pela *Eurisys* modelo EGPC-15-190-R conectado a um sistema de aquisição de dados gerenciado pelo *software InterWinner*⁵⁶. A eletrônica associada consiste de uma placa padrão PCI modelo *Aptec* e os ajustes são feitos por *software*. O detector está acoplado a um colimador de chumbo e posicionado sobre um carrinho com rodas. Uma ilustração do detector e colimador pode ser visto na FIG. 11.



FIGURA 11 Detector HPGe e colimador.

A fonte utilizada para validação do método é uma fonte de ^{137}Cs com atividade de 2 MBq, com data de referência de 01/09/2002, fabricada pela Amersham. A fonte é cilíndrica e tem dimensões de 3,5 cm de altura e 1 cm de diâmetro.

Para a validação do método o tambor de 200 litros foi perfurado lateralmente de maneira que possibilitasse a inserção da fonte de ^{137}Cs . As perfurações foram efetuadas com a utilização de uma serra-copo com

aproximadamente 4,5 cm de diâmetro. Os furos foram feitos no centro das camadas. Após as camadas terem sido perfuradas foi inserido em cada orifício um tubo de PVC com comprimento de 40 cm para que a fonte fosse inserida na posição de medida. Na FIG. 12 é apresentada uma ilustração do tambor com as perfurações nas camadas.



FIGURA 12 Tambor de 200 litros com as perfurações.

O detector foi posicionado a 15 cm da parede do tambor com as 10 posições de medida variando paralelamente ao seu eixo. Uma ilustração do sistema completo pode ser visto na FIG. 13 .



FIGURA 13 Sistema composto por detector e tambor de 200 litros.

4.6.2 Validação do método

Para a validação do método foram efetuadas contagens nas 10 posições de medida. O espectro obtido foi analisado pelo software *InterWinner*, que localiza o pico correspondente ao ^{137}Cs e fornece o número de contagens sob o pico. Posteriormente essas contagens são submetidas à RNA e seu resultado foi comparado com a posição real da fonte no tambor e sua respectiva atividade.

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

5.1 Seleção dos arranjos

Inicialmente o tambor foi dividido em 4 camadas transversais e foram definidas as posições de detecção paralelas ao eixo desse tambor, equidistantes e variando verticalmente. Para cada configuração (detector-fonte-camada) criada e testada foi atribuído um nome que será chamado a partir de então simplesmente de arranjo. Em cada arranjo modificou-se a quantidade de intensidades das fontes e o número de posições de detecção utilizadas. Na TAB. 6 são apresentados os arranjos e suas principais características:

TABELA 6 Características dos arranjos iniciais criados.

Arranjo	Intensidades das Fontes	Linhas do Arquivo de Treinamento	Arquitetura da Rede Neural	Ciclos
D4F3C4	0, 1 e 5	80	4 – 5 – 4	713.214
D8F5C4	0, 5, 10, 15 e 20	3.125	8 – 7 – 4	26.229
D8F10C4	0, 10, 20, 30, 40, 50, 60, 70, 80 e 90	10.000	8 – 7 – 4	16.272

Nos três arranjos o número de neurônios na camada interna foi determinado automaticamente pelo software de redes neurais EASYNN. Os erros que limitam o processo de treinamento foram ajustados em 0,01.

Notou-se que ao aumentar o número de intensidades das fontes (3 para 5 e depois 10) e o número de posições de detecção (4 para 8), com consequente aumento no número de linhas do arquivo de treinamento, obtém-se uma melhora na resposta da rede neural além de uma diminuição no número de *epochs* necessários para se atingir o erro pretendido.

De acordo com essas observações foram criados outros arranjos variando-se o número de posições de detecção, quantidade de intensidade de fontes e número de camadas em que foi dividido o tambor. Na TAB. 7 pode-se observar as características destes arranjos.

TABELA 7 Características dos arranjos criados.

Arranjos	Quantidade de intensidades das fontes	Número de linhas do arquivo de treinamento	Arquitetura da rede neural
D8F13C4	13	28.561	8-18-4
D8F3C10	3	59.049	8-18-10
D10F3C10	3	59.049	10-18-10
D10F3C10-A4Φ15	3	59.049	10-18-10
D10F3C10-FT	3	59.049	10-18-11
D10F3C10-A4Φ15-FT	3	59.049	10-18-11
D10F10C5	10	100.000	10-18-5
D10F10C5-A4Φ15	10	100.000	10-18-5
D10F10C5-FT	10	100.000	10-18-6
D10F10C5-A4Φ15-FT	10	100.000	10-18-6

5.2 Eficiências obtidas

Todos esses arranjos foram criados utilizando as eficiências obtidas por meio da simulação pelo método de Monte Carlo com o MCNP-4C. As posições de detecção foram simetricamente distribuídas paralelamente ao eixo do tambor distando 15 cm de sua superfície. A TAB. 8 mostra os maiores erros obtidos na simulação para cada arranjo. Os arranjos que apresentaram menor erro na simulação para obtenção das eficiências foram o D10F10C5 e o D10F10C5-FT.

TABELA 8 Maior erro relativo obtido na simulação para cada arranjo utilizando o MCNP-4C.

Arranjos	Erro relativo
D8F13C4	0,9950
D8F3C10	0,1336
D10F3C10	0,1111
D10F3C10-A4Φ15	0,1091
D10F3C10-FT	0,1111
D10F3C10-A4Φ15-FT	0,1091
D10F10C5	0,0754
D10F10C5-A4Φ15	0,1231
D10F10C5-FT	0,0754
D10F10C5-A4Φ15-FT	0,1231

Os resultados das simulações são fornecidos pelo MCNP-4C com nível de confiança de 68%. As incertezas são os erros relativos ($\text{Erro} = S / \varepsilon$), onde S é o desvio padrão e ε a eficiência.

Na FIG. 14 são apresentadas as eficiências obtidas para as posições de detecção para cada uma das 4 camadas do tambor para o arranjo D8F13C4.

Foram utilizadas 13 intensidades relativas para as fontes: 0, 1, 8, 15, 21, 28, 34, 40, 47, 54, 60, 67 e 74. Para a escolha dessas intensidades levou-se em conta a distribuição uniforme no intervalo de 0 a 74. Na FIG. 15 é apresentado um esquema do tambor dividido em 4 camadas e as posições de detecção.

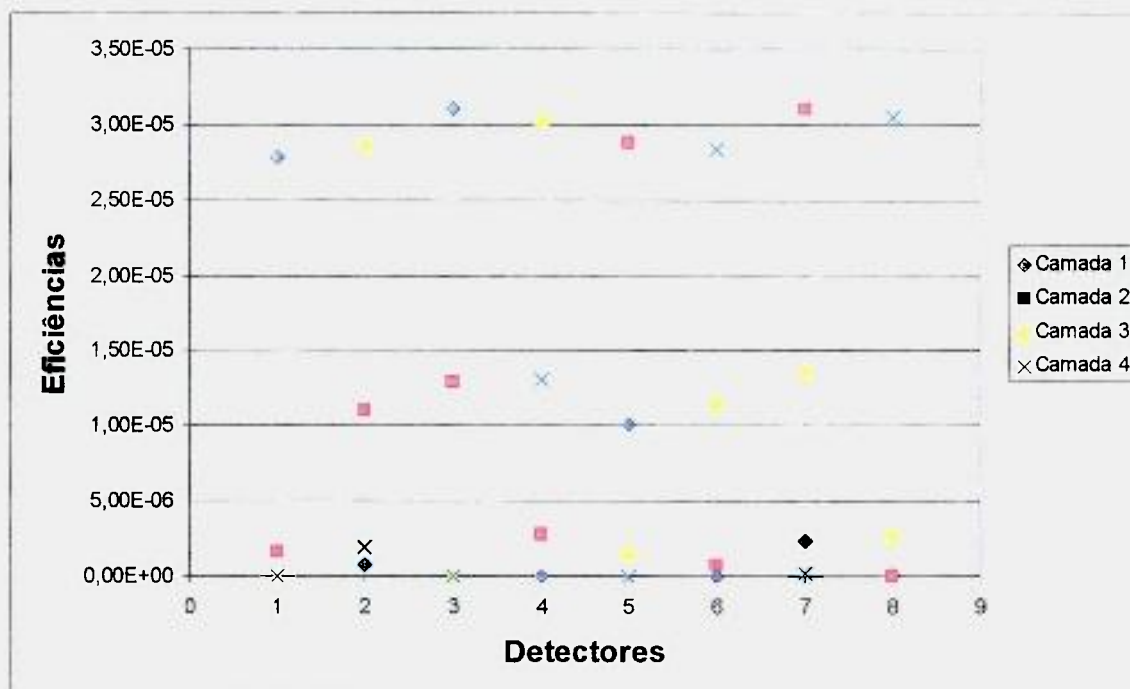


FIGURA 14 Distribuição das eficiências em relação às posições de detecção para o arranjo D8F13C4 obtidas por meio da simulação com o MCNP-4C.

Observa-se que as eficiências estão distribuídas em três níveis de valores de eficiência diferentes: o nível mais elevado, cujos valores de eficiência estão em torno de 3×10^{-5} , indicam que para cada camada do tambor há sempre duas posições de detecção com valores de eficiência nesse nível; um nível intermediário, cujos valores de eficiência estão em torno de $1,2 \times 10^{-5}$, indicam que nesse nível, para as camadas 1 e 4 que são as camadas superior e inferior do tambor respectivamente, há apenas uma posição de detecção; e por fim um nível mais baixo, cujos valores de eficiência são menores que 5×10^{-6} , indicando que nesse nível para essas posições de detecção os detectores que são colimados têm seus ângulos sólidos em posição desfavorável em relação às camadas que contém fontes.

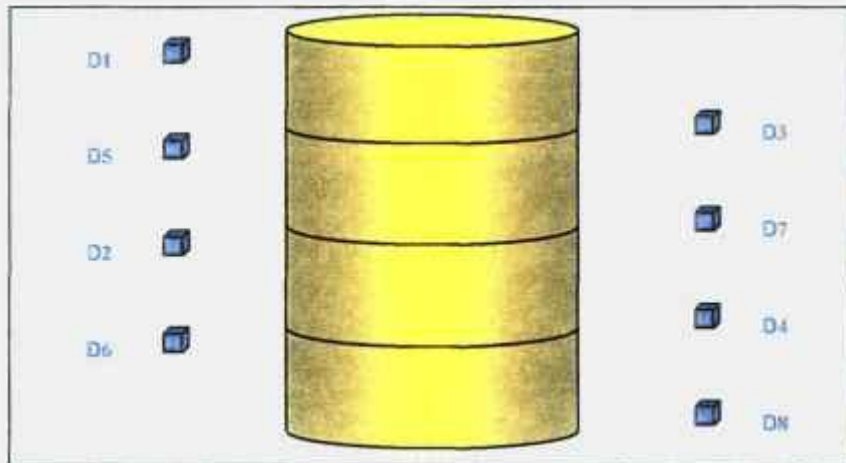


FIGURA 15 Esquema das camadas do tambor para o arranjo D8F13C4, onde D1 a D10 representam as posições de detecção.

Na FIG. 16 são apresentadas as eficiências obtidas para o arranjo D8F3C10. Para este arranjo foram utilizadas 3 fontes com intensidades relativas de 0, 37 e 74. Na FIG. 17 é apresentado um esquema do tambor e posições de detecção para essa configuração.

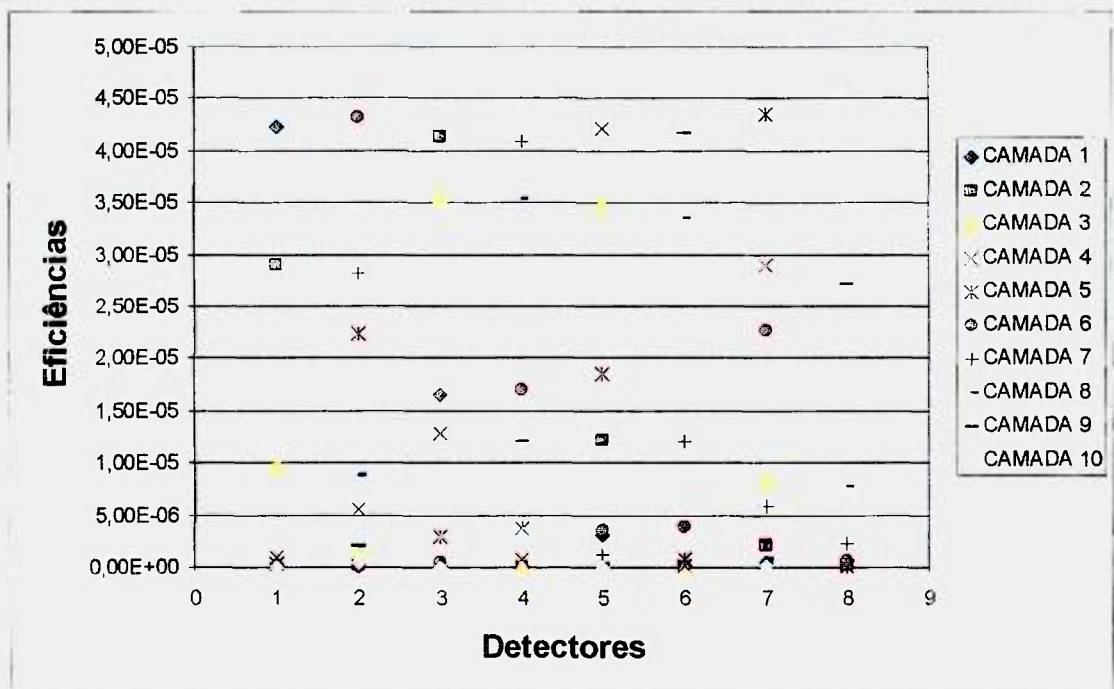


FIGURA 16 Distribuição das eficiências em relação às posições de detecção para o arranjo D8F3C10 obtidas por meio da simulação com o MCNP-4C.

Analisando o gráfico pode-se notar o aparecimento de níveis de valores de eficiência diferentes: o maior deles com valores de eficiência superiores a 4×10^{-5} ; outro com valores entre 2 e $3,5 \times 10^{-5}$ e o outro com valores inferiores a 2×10^{-5} .

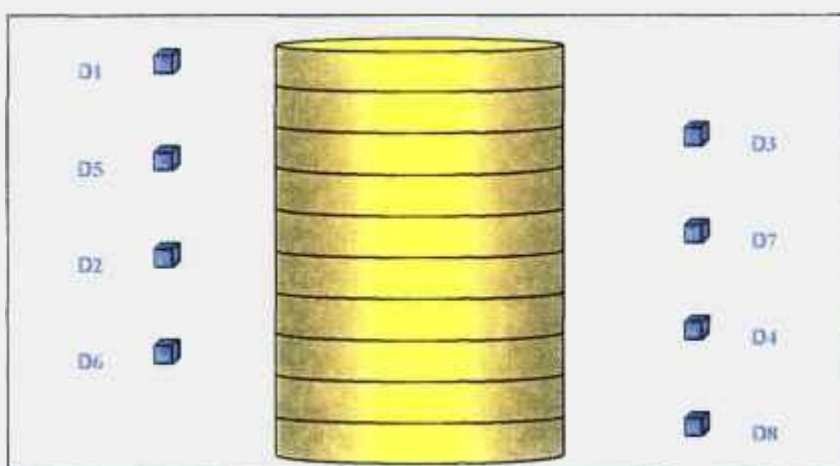


FIGURA 17 Esquema do tambor para o arranjo D8F3C10, onde D1 a D10 representam as posições de detecção.

Na FIG. 18 são apresentadas as eficiências obtidas para o arranjo D10F3C10. As intensidades relativas das fontes utilizadas foram: 0, 37 e 74. O esquema de divisões do tambor e posições de detecção para esse arranjo são apresentados na FIG. 19.

Os valores de eficiência apresentados no gráfico ocupam três níveis distintos: o maior deles com valores próximos a 4×10^{-5} ; outro com valores próximos a $2,5 \times 10^{-5}$ e o último deles com valores inferiores a 1×10^{-5} .

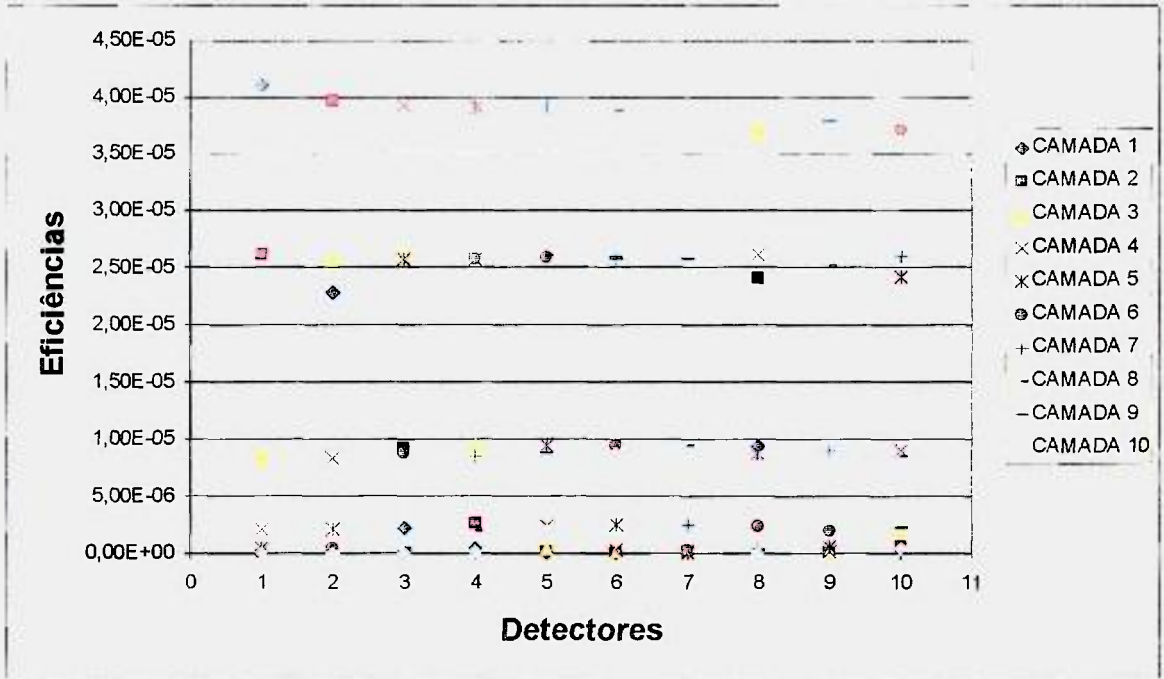


FIGURA 18 Distribuição das eficiências em relação às posições de detecção para o arranjo D10F3C10 obtidas por meio da simulação com o MCNP-4C.

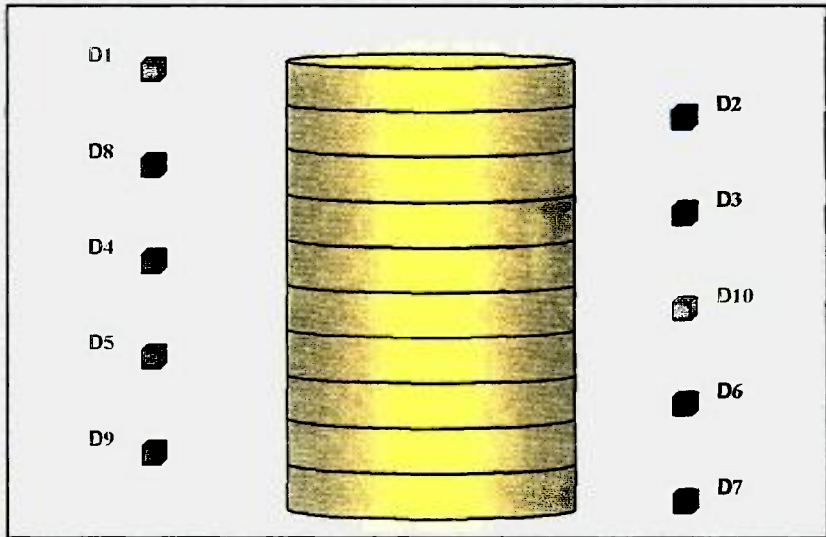


FIGURA 19 Esquema do tambor para o arranjo D10F3C10, onde D1 a D10 representam as posições de detecção.

Na FIG. 20 são apresentadas as eficiências obtidas para o arranjo D10F3C10-A4Φ15. Esse arranjo foi criado com base no arranjo D10F3C10, considerando que a fonte foi modelada com 4 cm de altura e 15 cm de diâmetro.

O esquema do tambor e as posições de detecção são os mesmos apresentados na FIG. 19.

Pode-se notar novamente os três níveis de valores de eficiência: o maior deles com valores entre 4 e $4,5 \times 10^{-5}$; o outro com valores próximos a $1,5 \times 10^{-5}$ e o menor deles com valores inferiores a 5×10^{-6} .

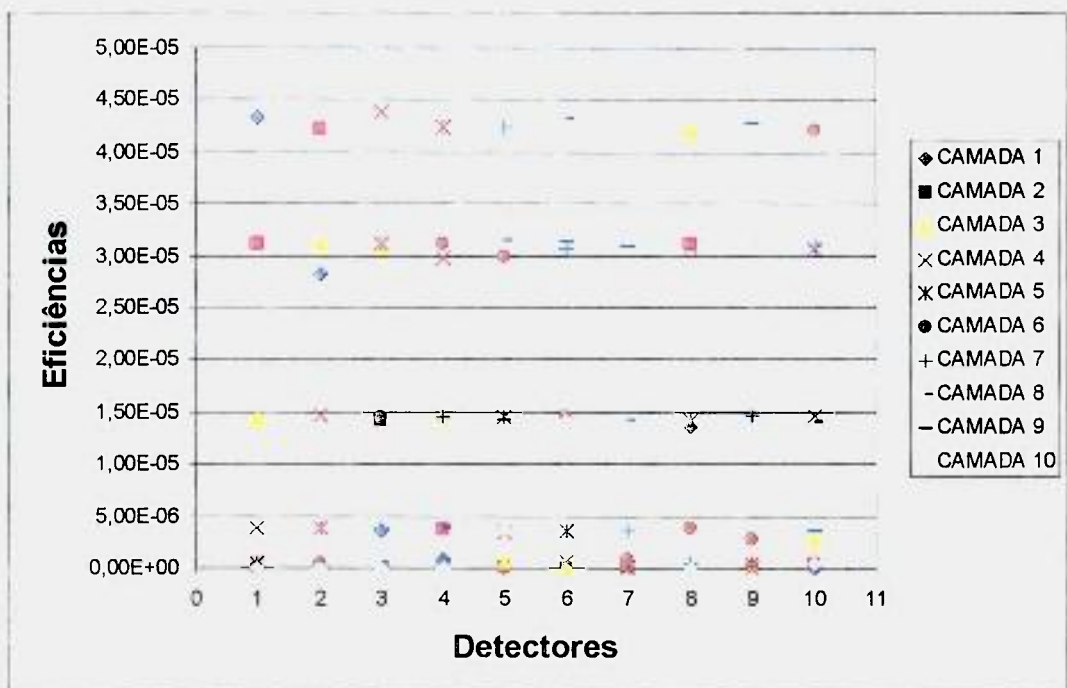


FIGURA 20 Distribuição das eficiências em relação às posições de detecção para o arranjo D10F3C10-A4Φ15 obtidas por meio da simulação com o MCNP-4C.

Um arranjo alternativo para poder estimar diretamente a atividade total do tambor inclui um neurônio que traz somente a informação da intensidade dessa atividade. Este arranjo foi denominado D10F3C10-FT, onde FT refere-se à atividade total da fonte. As eficiências são as mesmas apresentadas na FIG. 18.

Da mesma maneira podemos utilizar o neurônio com a informação extra para o arranjo com a fonte de dimensões menores, denominado

D10F3C10-A4Φ15-FT, onde FT também se refere à atividade total da fonte. As eficiências são as mesmas apresentadas na FIG. 20.

Na FIG. 21 são apresentadas as eficiências obtidas para o arranjo D10F10C5. As intensidades relativas das fontes foram: 0, 1, 10, 19, 28, 37, 46, 55, 64 e 74. Na FIG. 22 é apresentado o esquema do tambor e das posições de detecção para o arranjo D10F10C5.

Pode-se notar analisando o gráfico a existência de três níveis de valores para as eficiências: o maior deles com valores próximos a $3,5 \times 10^{-5}$; o outro com valores próximos a $1,5 \times 10^{-5}$ e o menor deles com valores inferiores a 5×10^{-6} .

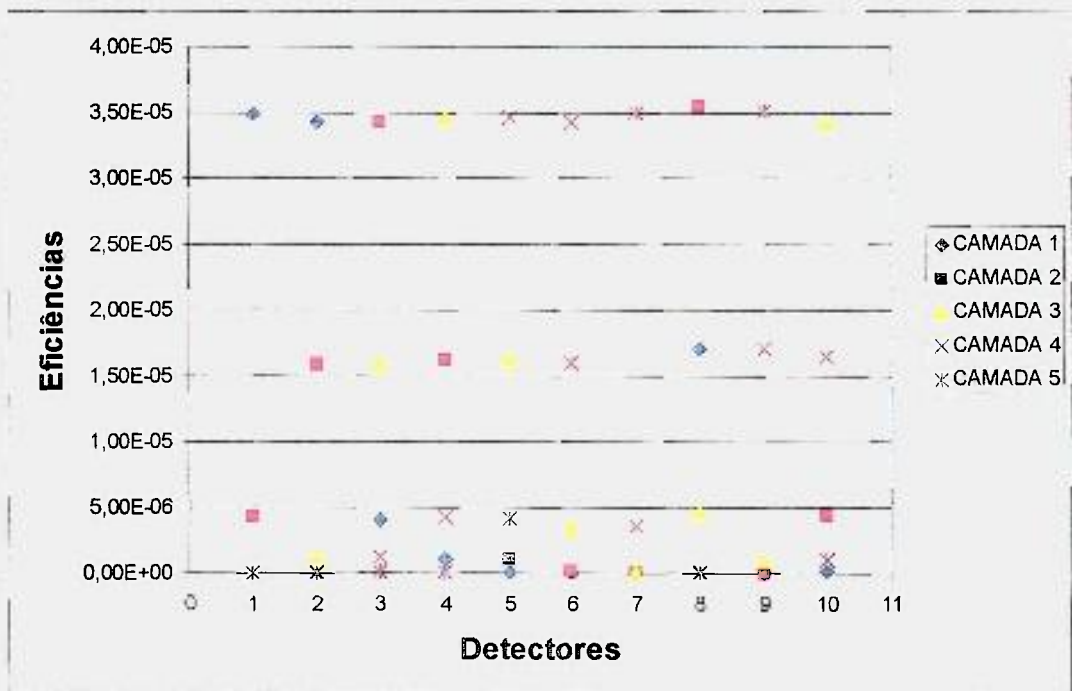


FIGURA 21 Distribuição das eficiências em relação às posições de detecção para o arranjo D10F10C5 obtidas por meio da simulação com o MCNP-4C.

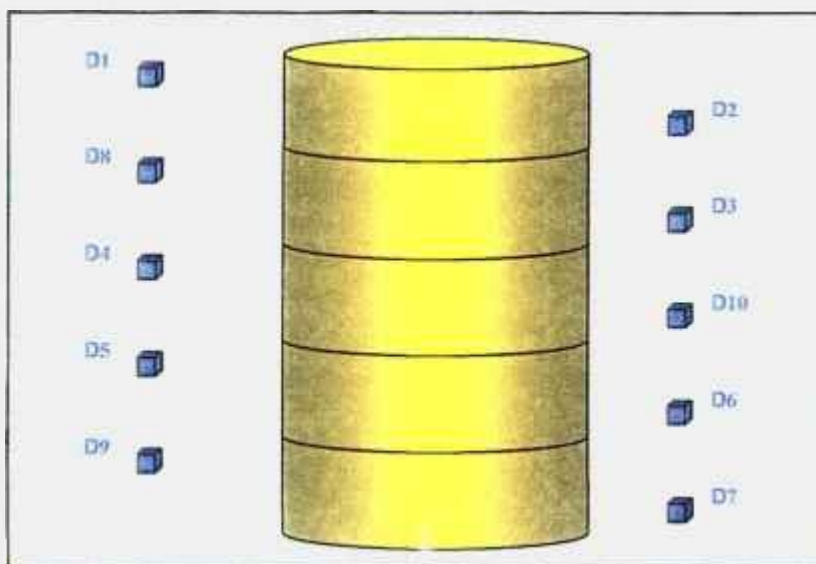


FIGURA 22 Esquema do tambor para o arranjo D10F10C5, onde D1 a D10 representam as posições de detecção.

Na FIG. 23 são apresentadas as eficiências obtidas para o arranjo D10F10C5-A4Φ15. Esse arranjo foi criado modelando uma fonte com dimensões menores baseado no arranjo D10F10C5 com 4 cm de altura e 15 cm de diâmetro. O esquema do tambor e das posições de detecção são os mesmos apresentados na FIG. 22.

Nota-se que os valores das eficiências se enquadram em 4 níveis diferentes: alguns deles com valores entre 4 e $4,5 \times 10^{-5}$, outros entre 2 e $2,5 \times 10^{-5}$, outros pouco abaixo de 1×10^{-5} e os mais baixos com valores abaixo de 5×10^{-6} .

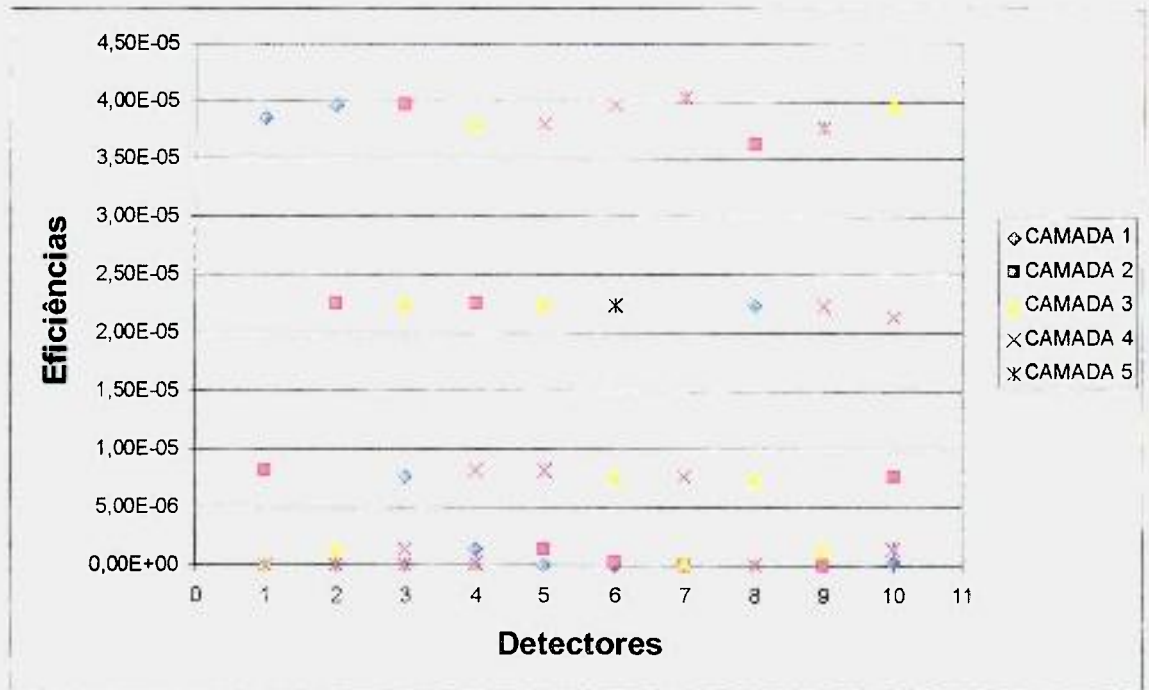


FIGURA 23 Distribuição das eficiências em relação às posições de detecção para o arranjo D10F10C5-A4Φ15 obtidas por meio da simulação com o MCNP-4C.

Da mesma maneira foi projetado um arranjo com um neurônio trazendo a informação da atividade total do tambor, denominado D10F10C5-FT, onde FT refere-se à atividade total da fonte. As eficiências são as mesmas apresentadas na FIG. 21.

A partir daí foi utilizado o neurônio com a informação extra para o arranjo com a fonte de dimensões menores, denominado D10F10C5-A4Φ15-FT, onde FT também se refere à atividade total da fonte. As eficiências são as mesmas demonstradas na FIG. 23.

5.3 Treinamento da rede neural

O algoritmo de treinamento utilizado para treinar todas as redes neurais foi o "conjugate gradient" (*traincgb*) que é um algoritmo de rápida convergência. O

critério de parada foi definido em 300 *epochs*. Na TAB. 9 são apresentados os erros obtidos no treinamento das redes neurais criadas. O erro se refere ao erro médio quadrático (MSE). Analisando a tabela pode-se notar que alguns arranjos são mais eficientes no treinamento, ou seja, conseguem atingir um erro menor. Os arranjos que obtiveram os menores erros, da ordem de 10^{-5} , são aqueles que possuem um número maior de intensidades de atividade das fontes.

TABELA 9 Erros quadráticos médios obtidos no treinamento para cada arranjo.

Arranjos	Erro no treinamento
D8F13C4	$1,50 \times 10^{-5}$
D8F3C10	$1,32 \times 10^{-1}$
D10F3C10	$4,41 \times 10^{-4}$
D10F3C10-A4Φ15	$6,56 \times 10^{-4}$
D10F3C10-FT	$4,51 \times 10^{-4}$
D10F3C10-A4Φ15-FT	$3,12 \times 10^{-4}$
D10F10C5	$4,49 \times 10^{-5}$
D10F10C5-A4Φ15	$3,63 \times 10^{-5}$
D10F10C5-FT	$4,90 \times 10^{-5}$
D10F10C5-A4Φ15-FT	$3,43 \times 10^{-5}$

5.4 Resultados com fontes simuladas

Após os arranjos terem sido criados e treinados foram efetuadas algumas comparações entre as respostas de suas redes neurais. Para estas comparações foram testadas situações com uma fonte por tambor situada em diversas camadas e também com mais de uma fonte por tambor. Foram simuladas fontes com dimensões de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro, 2 cm

de altura por 10 cm de diâmetro e de 17,152 cm de altura por 27,875 cm de diâmetro com diferentes intensidades. Os resultados são descritos a seguir.

5.4.1 Fonte medindo 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro posicionada na 1ª camada do tambor.

Inicialmente simulou-se uma fonte cilíndrica de 4 cm de altura e 15 cm de diâmetro localizada exatamente no centro da 1ª camada (camada superior) do tambor quando este é dividido em 10 camadas. Na FIG. 24 é representada a posição da fonte em relação às camadas do tambor.

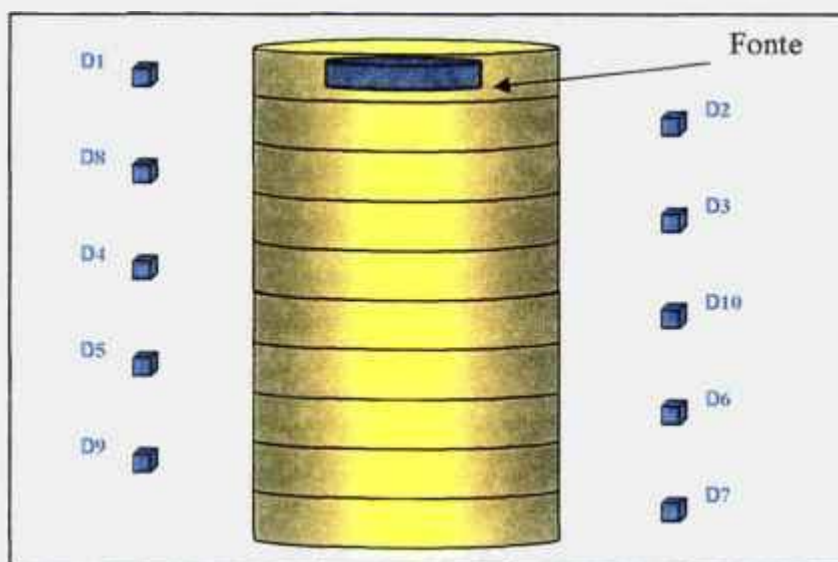


FIGURA 24 Esquema da posição da fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro posicionada na 1ª camada do tambor, onde D1 a D10 representam as posições de detecção.

Todos os arranjos com suas respectivas redes neurais foram testados para essa posição da fonte para as seguintes intensidades: 30, 50 e 74. Para a intensidade 30 um esquema representando o posicionamento da fonte é apresentado na FIG. 25. A cor vermelha representa a posição real da fonte considerada para a simulação e a cor cinza representa a posição obtida na resposta da rede neural para cada arranjo.

Na TAB. 10 são apresentadas as atividades totais encontradas e os desvios percentuais em relação ao valor real. Os arranjos que melhor representam o posicionamento correto da fonte no tambor, de acordo com a FIG. 25 são: D8F13C4, D8F3C10, D10F3C10, D10F3C10-A4 Φ 15, D10F3C10-FT, D10F3C10-A4 Φ 15-FT, D10F10C5 e D10F10C5-A4 Φ 15. Baseado nos resultados de posicionamento da fonte e de acordo com a TAB. 10 pode-se notar que os melhores resultados são os dos arranjos D10F10C5 e D10F10C5-A4 Φ 15, pois apresentaram valores de atividade mais próximos da intensidade 30 simulada.

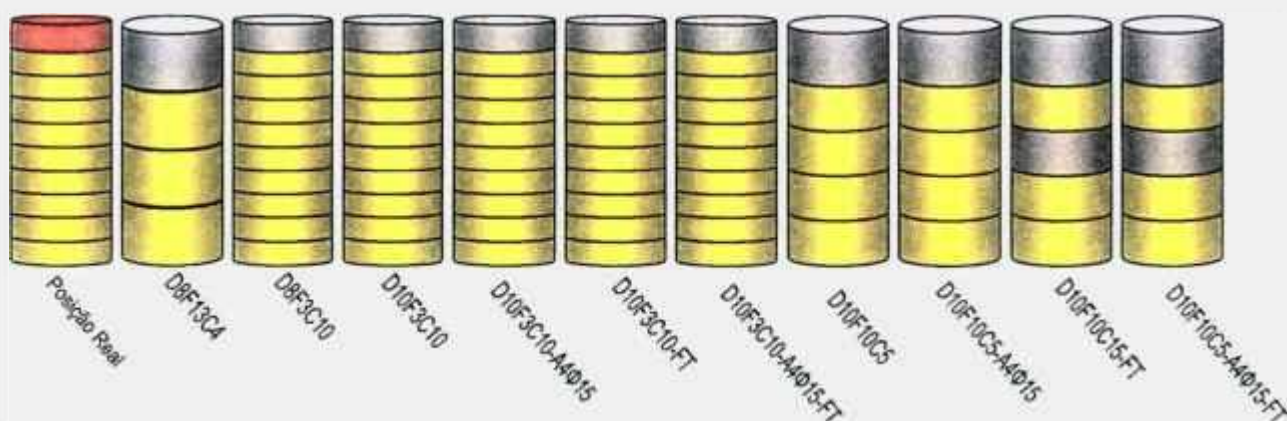


FIGURA 25 Resposta da rede neural para o posicionamento da fonte medindo 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 30 posicionada na 1ª camada do tambor para cada arranjo.

TABELA 10 Intensidade relativa total estimada pelas redes neurais de cada arranjo e seus desvios percentuais em relação ao valor real para a fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 30 posicionada na 1ª camada do tambor.

Arranjos	Intensidade da atividade	Desvio percentual (%)
D8F13C4	40,4	35
D8F3C10	17,9	40
D10F3C10	18,9	37
D10F3C10-A4Φ15	18,9	37
D10F3C10-FT	96,8	223
D10F3C10-A4Φ15-FT	96,2	221
D10F10C5	29,2	3
D10F10C5-A4Φ15	31,1	4
D10F10C5-FT	38,5	28
D10F10C5-A4Φ15-FT	35,8	19

Para a intensidade 50 um esquema representando o posicionamento da fonte é apresentado na FIG. 26. Verifica-se que os arranjos que melhor representam o posicionamento correto da fonte no tambor são: D8F13C4, D8F3C10, D10F3C10, D10F3C10-A4Φ15, D10F3C10-FT, D10F3C10-A4Φ15-FT, D10F10C5 e D10F10C5-A4Φ15, do mesmo modo que a intensidade 30. Com base nos resultados acima e na TAB. 11, que apresenta as atividades totais encontradas e os desvios percentuais em relação ao valor real, pode-se notar que os melhores resultados são os dos arranjos D8F3C10, D10F3C10, D10F3C10-A4Φ15, D10F10C5 e D10F10C5-A4Φ15. Os piores desempenhos foram dos arranjos D10F3C10-FT e D10F3C10-A4Φ15-FT que embora tenham representado a posição correta, apresentaram erros de 116 % e 114 % em relação ao valor da intensidade.

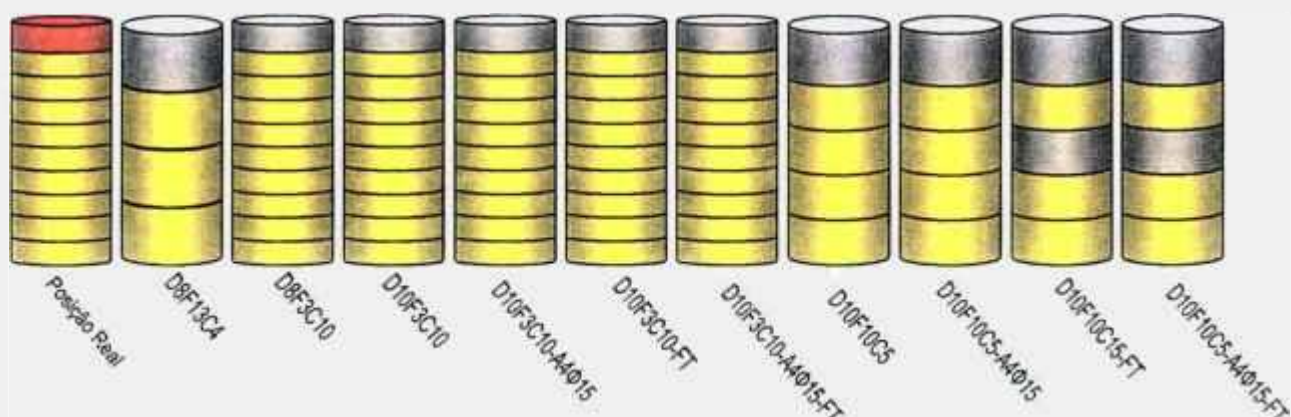


FIGURA 26 Resposta da rede neural para o posicionamento da fonte medindo 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 50 posicionada na 1ª camada do tambor para cada arranjo.

TABELA 11 Intensidade relativa total estimada pelas redes neurais de cada arranjo e seus desvios percentuais em relação ao valor real para a fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 50 posicionada na 1ª camada do tambor.

Arranjos	Intensidade relativa	Desvio percentual (%)
D8F13C4	69,6	39
D8F3C10	45,8	8
D10F3C10	51,7	3
D10F3C10-A4Φ15	53,6	7
D10F3C10-FT	107,8	116
D10F3C10-A4Φ15-FT	106,9	114
D10F10C5	48,0	4
D10F10C5-A4Φ15	51,0	2
D10F10C5-FT	30,3	39
D10F10C5-A4Φ15-FT	36,4	27

Para a fonte com intensidade 74 o esquema representando o seu posicionamento é apresentado na FIG. 27. Os arranjos que melhor representam o posicionamento correto da fonte no tambor são: D8F3C10, D10F3C10,

D10F3C10-A4 Φ 15, D10F3C10-FT, D10F3C10-A4 Φ 15-FT, D10F10C5 e D10F10C5-A4 Φ 15. Baseado nos resultados de posicionamento acima e na TAB. 12 pode-se notar que os melhores resultados são os dos arranjos D8F3C10, D10F3C10, D10F3C10-A4 Φ 15, D10F10C5 e D10F10C5-A4 Φ 15. A exemplo da intensidade 50 os piores desempenhos ficaram com os arranjos D10F3C10-FT e D10F3C10-A4 Φ 15-FT, com erros de 66 % e 65 % em relação ao valor real.

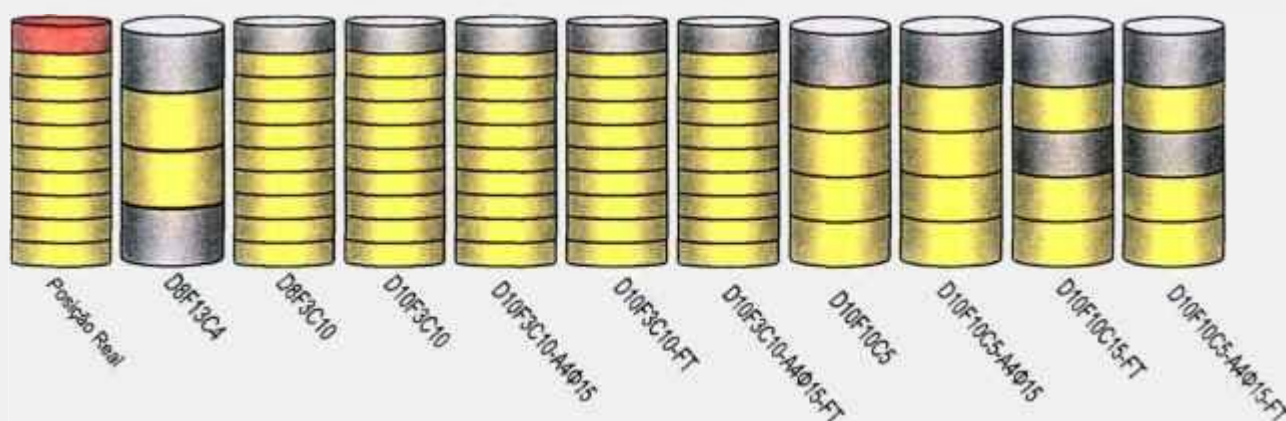


FIGURA 27 Resposta da rede neural para o posicionamento da fonte medindo 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 74 posicionada na 1ª camada do tambor para cada arranjo.

TABELA 12 Intensidade relativa total estimada pelas redes neurais de cada arranjo e seus desvios percentuais em relação ao valor real para a fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 74 posicionada na 1ª camada do tambor.

Arranjos	Intensidade relativa	Desvio percentual (%)
D8F13C4	88,7	20
D8F3C10	68,0	8
D10F3C10	70,9	4
D10F3C10-A4Φ15	71,7	3
D10F3C10-FT	123,2	66
D10F3C10-A4Φ15-FT	121,9	65
D10F10C5	72,6	2
D10F10C5-A4Φ15	73,2	1
D10F10C5-FT	56,6	23
D10F10C5-A4Φ15-FT	36,3	51

5.4.2 Fonte medindo 2 cm de altura por 10 cm de diâmetro posicionada na 2ª camada do tambor.

Em seguida simulou-se uma fonte cilíndrica de 2 cm de altura e 10 cm de diâmetro localizada exatamente no centro da 2ª camada do tambor quando este é dividido em 10 camadas. Na FIG. 28 é apresentada a posição da fonte em relação às camadas do tambor.

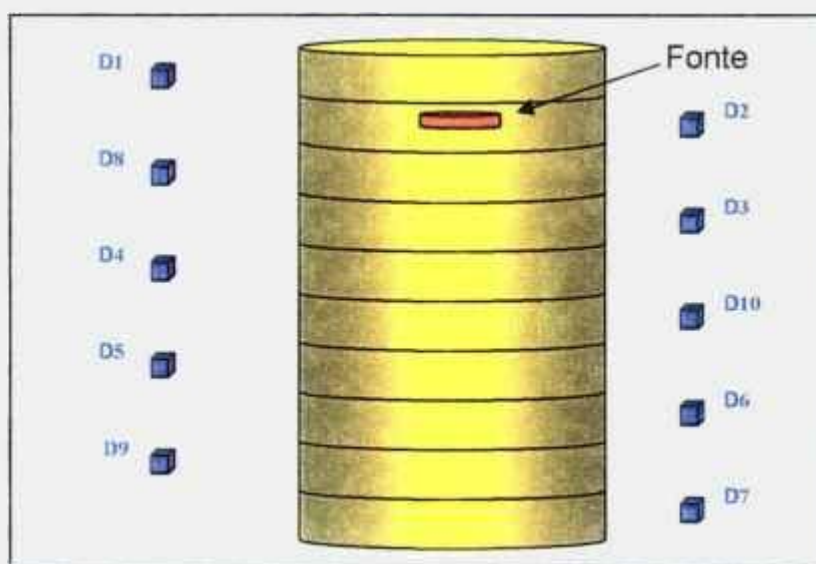


FIGURA 28 Esquema da posição da fonte de 2 cm de altura por 10 cm de diâmetro posicionada na 2ª camada do tambor, onde D1 a D10 representam as posições de detecção.

Os arranjos com suas respectivas redes neurais treinadas com 300 *epochs* foram novamente testadas para esse posicionamento de fonte para as mesmas intensidades. Para a intensidade 30 um esquema representando o posicionamento da fonte é apresentado na FIG. 29. Pode-se verificar que os arranjos que melhor representam o posicionamento correto da fonte no tambor são: D8F13C4, D8F3C10, D10F3C10, D10F3C10-A4Φ15, D10F3C10-FT, D10F3C10-A4Φ15-FT e D10F10C5-A4Φ15. Baseados nos resultados acima e na TAB. 13, na qual são apresentadas as atividades totais encontradas e os desvios percentuais em relação ao valor real, pode-se notar que o melhor resultado é o do arranjo D8F13C4. Observa-se também que os piores desempenhos ficaram com

os arranjos D10F3C10-FT e D10F3C10-A4Φ15-FT, com erros de 231 % e 213 % em relação ao valor real.

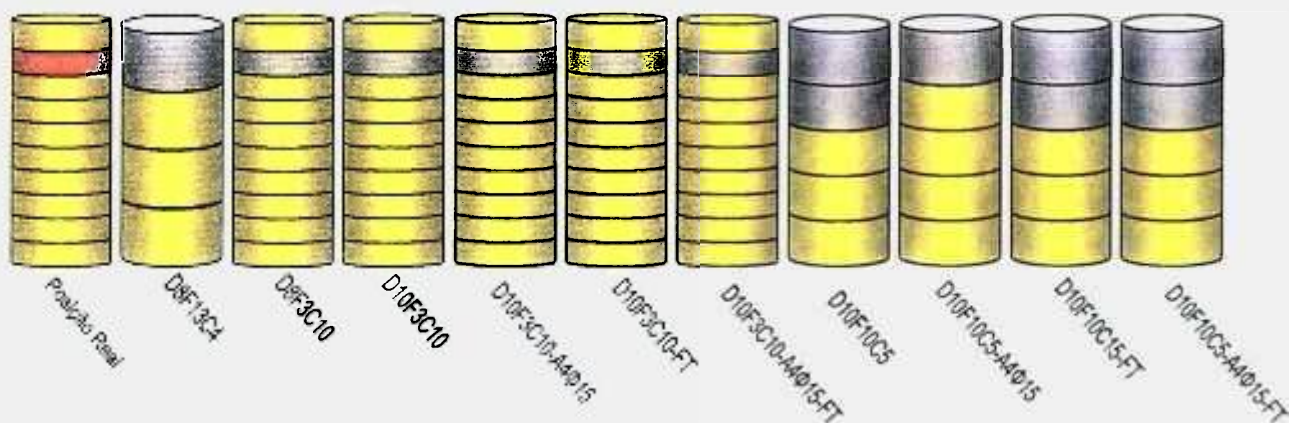


FIGURA 29 Resposta da rede neural para o posicionamento da fonte de 2 cm de altura por 10 cm de diâmetro de intensidade relativa 30 posicionada na 2ª camada do tambor para cada arranjo.

TABELA 13 Intensidade relativa total estimada pelas redes neurais de cada arranjo e seus desvios percentuais em relação ao valor real para a fonte de 2 cm de altura por 10 cm de diâmetro com intensidade relativa 30 posicionada na 2ª camada do tambor.

Arranjos	Intensidade relativa	Desvio percentual (%)
D8F13C4	34,7	16
D8F3C10	10,9	64
D10F3C10	17,4	42
D10F3C10-A4Φ15	38,1	27
D10F3C10-FT	99,3	231
D10F3C10-A4Φ15-FT	93,9	213
D10F10C5	41,3	38
D10F10C5-A4Φ15	23,1	23
D10F10C5-FT	51,4	71
D10F10C5-A4Φ15-FT	54,2	81

Para a intensidade 50 um esquema representando o posicionamento da fonte é apresentado na FIG. 30. Nota-se que os arranjos que melhor representam o posicionamento correto da fonte no tambor são: D8F13C4, D10F3C10, D10F3C10-A4 Φ 15, D10F3C10-FT e D10F3C10-A4 Φ 15-FT. Com base nos resultados apresentados acima e na TAB. 14, que apresenta as atividades totais encontradas e os desvios percentuais em relação ao valor real, pode-se notar que os melhores resultados são os dos arranjos D8F13C4 e D10F3C10.

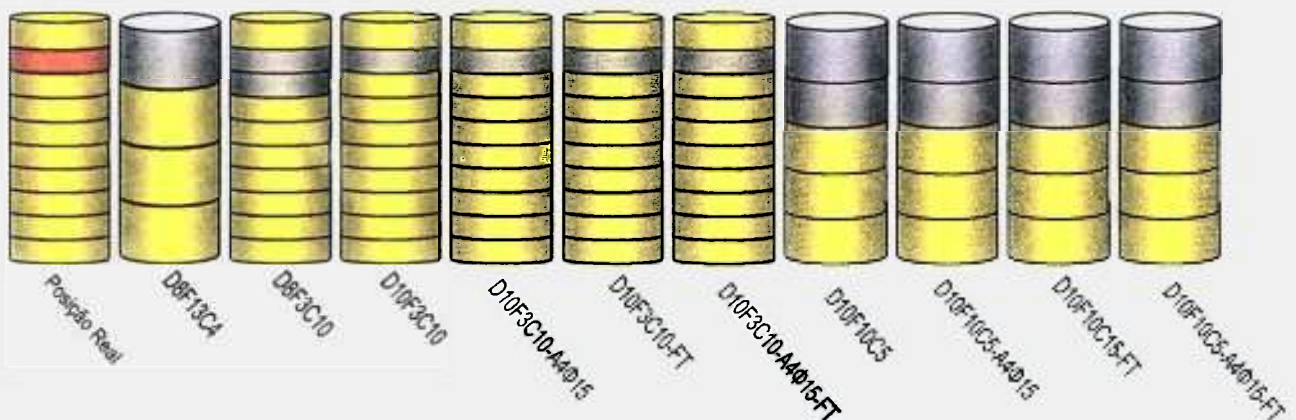


FIGURA 30 Resposta da rede neural para o posicionamento da fonte de 2 cm de altura por 10 cm de diâmetro de intensidade relativa 50 posicionada na 2ª camada do tambor para cada arranjo.

TABELA 14 Intensidade relativa total estimada pelas redes neurais de cada arranjo e seus desvios percentuais em relação ao valor real para a fonte de 2 cm de altura por 10 cm de diâmetro com intensidade relativa 50 posicionada na 2ª camada do tambor.

Arranjos	Intensidade relativa	Desvio percentual (%)
D8F13C4	58,0	16
D8F3C10	25,2	50
D10F3C10	50,7	1
D10F3C10-A4Φ15	69,1	38
D10F3C10-FT	111,3	123
D10F3C10-A4Φ15-FT	102,7	105
D10F10C5	72,4	45
D10F10C5-A4Φ15	54,3	9
D10F10C5-FT	77,6	55
D10F10C5-A4Φ15-FT	72,9	46

Para a intensidade 74 um esquema representando o posicionamento da fonte é apresentado na FIG. 31. Os arranjos que melhor representam o posicionamento correto da fonte no tambor são: D10F3C10, D10F3C10-A4Φ15, D10F3C10-FT e D10F3C10-A4Φ15-FT. Baseado nos resultados acima e na TAB. 15, que apresenta as atividades totais encontradas e os desvios percentuais em relação ao valor real, pode-se notar que os melhores resultados são os dos arranjos D10F3C10 e D10F3C10-A4Φ15.

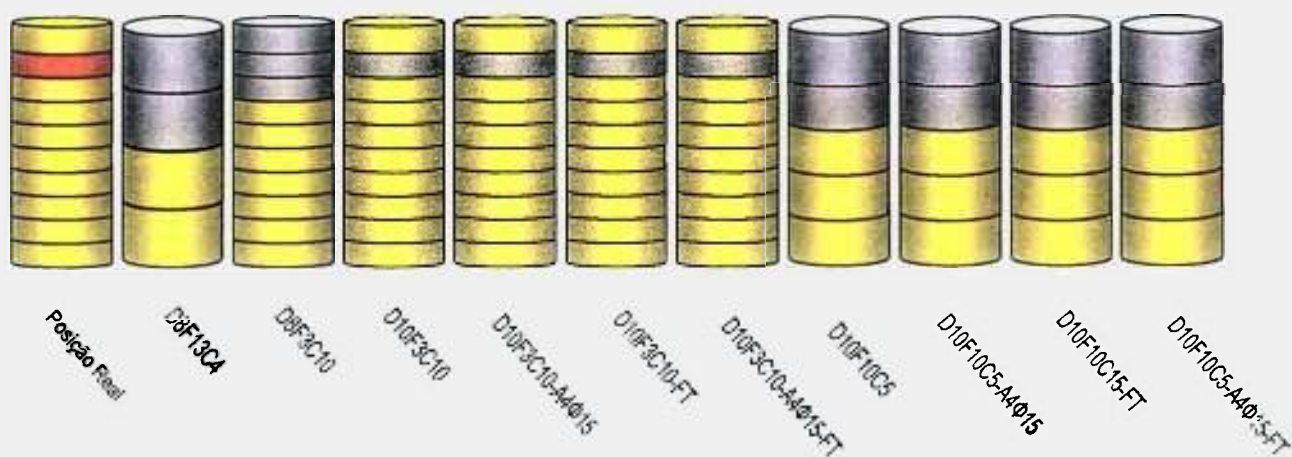


FIGURA 31 Resposta da rede neural para o posicionamento da fonte de 2 cm de altura por 10 cm de diâmetro com intensidade relativa 74 posicionada na 2ª camada do tambor para cada arranjo.

TABELA 15 Intensidade relativa total estimada pelas redes neurais de cada arranjo e seus desvios percentuais em relação ao valor real para a fonte de 2 cm de altura por 10 cm de diâmetro com intensidade relativa 74 posicionada na 2ª camada do tambor.

Arranjos	Intensidade relativa	Desvio percentual (%)
D8F13C4	86,7	17
D8F3C10	71,5	3
D10F3C10	70,8	4
D10F3C10-A4Φ15	73,8	0
D10F3C10-FT	127,9	73
D10F3C10-A4Φ15-FT	115,7	56
D10F10C5	109,6	48
D10F10C5-A4Φ15	89,2	21
D10F10C5-FT	118,2	60
D10F10C5-A4Φ15-FT	98,9	34

5.4.3 Fonte medindo 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro posicionada na 2ª camada do tambor.

Em seguida simulou-se uma fonte cilíndrica de 4 cm de altura e 15 cm de diâmetro localizada exatamente no centro da 2ª camada do tambor quando este é dividido em 10 camadas. Na FIG. 32 é apresentada a posição da fonte em relação às camadas do tambor.

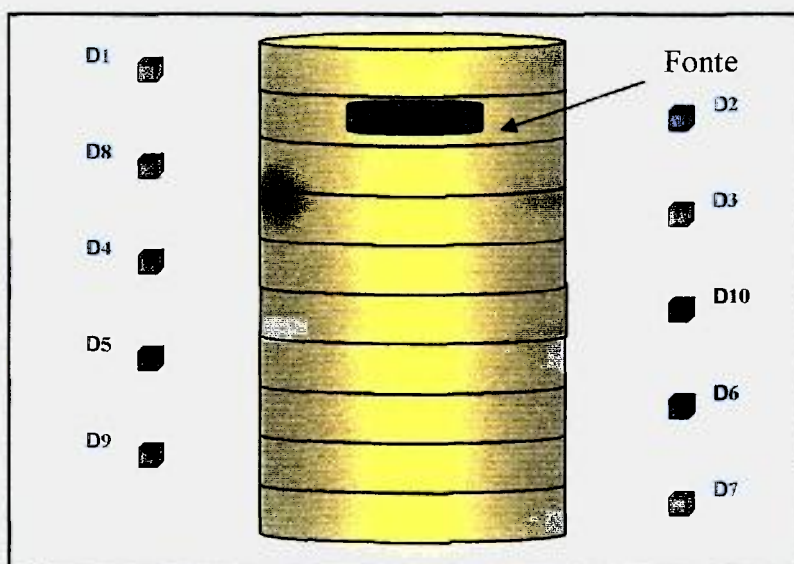


FIGURA 32 Esquema da posição da fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro posicionada na 2ª camada do tambor, onde D1 a D10 representam as posições de detecção.

Novamente os arranjos com suas respectivas redes neurais treinadas com 300 *epochs* foram testadas para esse posicionamento de fonte para as mesmas intensidades. Para a intensidade 30 um esquema representando o posicionamento da fonte é apresentado na FIG. 33. Pode-se notar que os arranjos que melhor representam o posicionamento correto da fonte no tambor são: D8F13C4, D10F3C10, D10F3C10-A4Φ15, D10F3C10-FT e D10F3C10-A4Φ15-FT. Baseado nos resultados acima e na TAB. 16, na qual são apresentadas as atividades totais encontradas e os desvios percentuais em relação ao valor real, pode-se notar que os melhores resultados são os dos arranjos D8F13C4 e D10F3C10-A4Φ15.

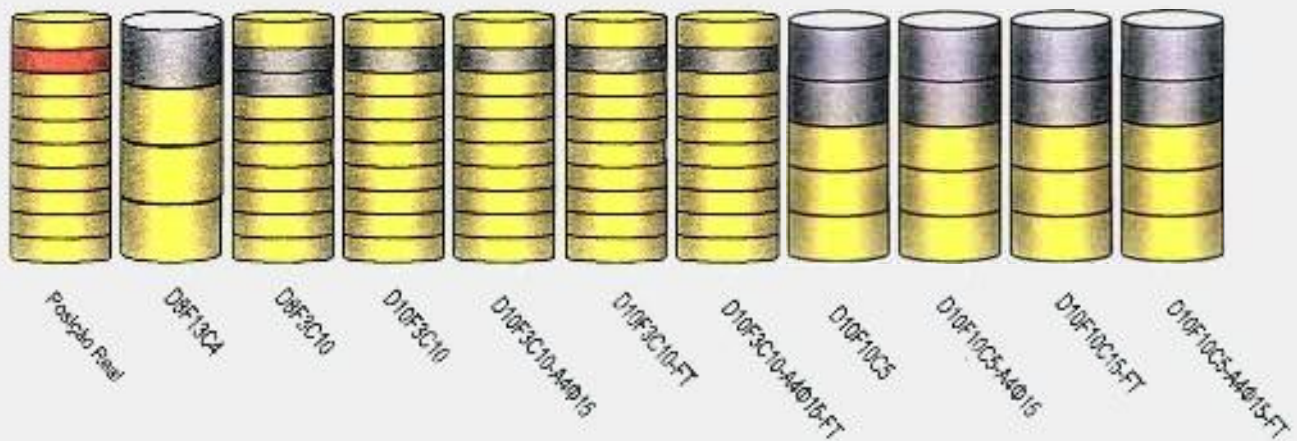


FIGURA 33 Resposta da rede neural para o posicionamento da fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 30 posicionada na 2ª camada do tambor para cada arranjo.

TABELA 16 Intensidade relativa total estimada pelas redes neurais de cada arranjo e seus desvios percentuais em relação ao valor real para a fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 30 posicionada na 2ª camada do tambor.

Arranjos	Intensidade relativa	Desvio percentual (%)
D8F13C4	34,1	14
D8F3C10	10,9	64
D10F3C10	11,1	63
D10F3C10-A4Φ15	26,4	12
D10F3C10-FT	99,5	232
D10F3C10-A4Φ15-FT	95,4	218
D10F10C5	40,7	36
D10F10C5-A4Φ15	22,6	25
D10F10C5-FT	51,8	73
D10F10C5-A4Φ15-FT	54,3	81

Para a intensidade 50 um esquema representando o posicionamento da fonte é apresentado na FIG. 34. Nota-se que os arranjos que melhor representam

o posicionamento correto da fonte no tambor são: D8F13C4, D10F3C10, D10F3C10-A4 Φ 15, D10F3C10-FT e D10F3C10-A4 Φ 15-FT. Levando-se em conta os resultados acima e a TAB. 17, na qual são apresentadas as atividades totais encontradas e os desvios percentuais em relação ao valor real, observa-se que os melhores resultados são os dos arranjos D8F13C4 e D10F3C10-A4 Φ 15.

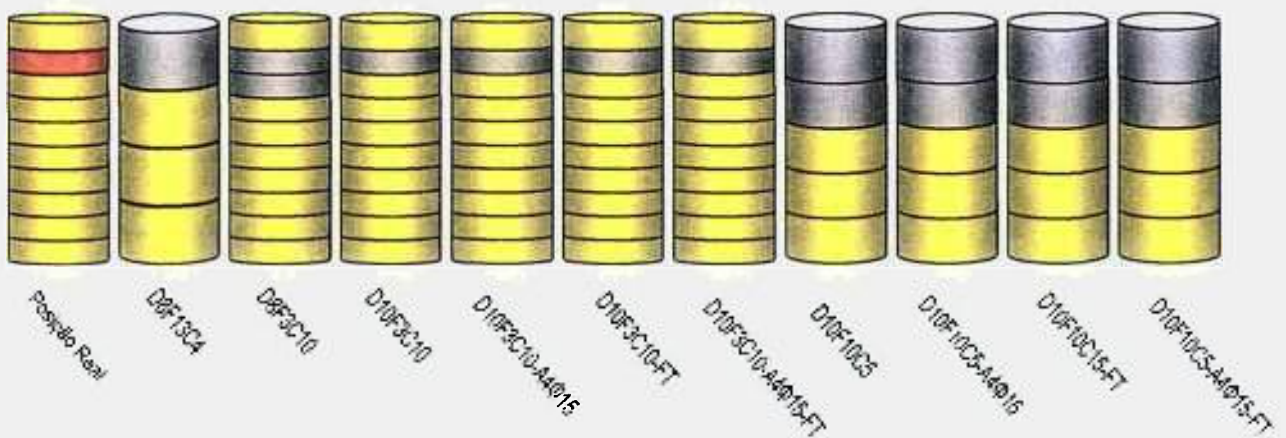


FIGURA 34 Resposta da rede neural para o posicionamento da fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 50 posicionada na 2ª camada do tambor para cada arranjo.

TABELA 17 Intensidade relativa total estimada pelas redes neurais de cada arranjo e seus desvios percentuais em relação ao valor real para a fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 50 posicionada na 2ª camada do tambor.

Arranjos	Intensidade relativa	Desvio percentual (%)
D8F13C4	56,6	13
D8F3C10	25,2	50
D10F3C10	34,4	31
D10F3C10-A4Φ15	61,1	22
D10F3C10-FT	111,6	123
D10F3C10-A4Φ15-FT	103,0	106
D10F10C5	70,8	42
D10F10C5-A4Φ15	52,4	5
D10F10C5-FT	78,4	57
D10F10C5-A4Φ15-FT	73,0	46

Para a intensidade 74 um esquema representando o posicionamento da fonte é apresentado na FIG. 35. Pode-se observar que os melhores resultados para o posicionamento correto da fonte no tambor são os dos arranjos: D8F13C4, D10F3C10, D10F3C10-A4Φ15, D10F3C10-A4Φ15 e D10F3C10-A4Φ15-FT. Baseado nos resultados acima e na TAB. 18, na qual são apresentadas as atividades totais encontradas e os desvios percentuais em relação ao valor real, pode-se notar que os melhores resultados são os dos arranjos D8F13C4, D10F3C10 e D10F3C10-A4Φ15.

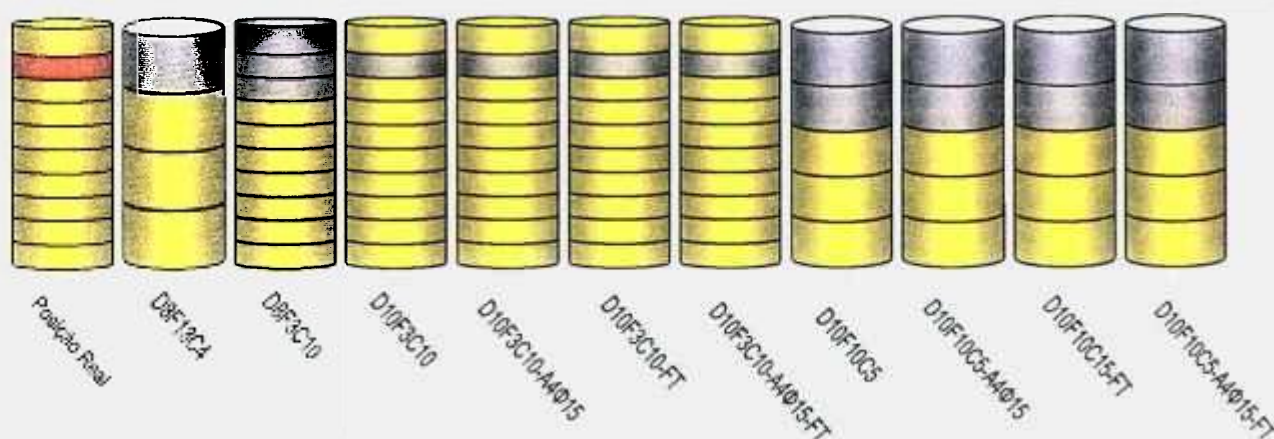


FIGURA 35 Resposta da rede neural para o posicionamento da fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 74 posicionada na 2ª camada do tambor para cada arranjo.

TABELA 18 Intensidade relativa total estimada pelas redes neurais de cada arranjo e seus desvios percentuais em relação ao valor real para a fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 74 posicionada na 2ª camada do tambor.

Arranjos	Intensidade relativa	Desvio percentual (%)
D8F13C4	84,1	14
D8F3C10	71,1	4
D10F3C10	79,9	8
D10F3C10-A4Φ15	72,9	2
D10F3C10-FT	128,4	74
D10F3C10-A4Φ15-FT	115,9	57
D10F10C5	107,3	45
D10F10C5-A4Φ15	85,0	15
D10F10C5-FT	119,6	62
D10F10C5-A4Φ15-FT	98,8	33

5.4.4 Fonte medindo 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro posicionada na 3ª camada do tambor.

Em seguida simulou-se uma fonte cilíndrica de 4 cm de altura e 15 cm de diâmetro localizada dessa vez exatamente no centro da 3ª camada do tambor quando este é dividido em 10 camadas. Na FIG. 36 é apresentada a posição da fonte em relação às camadas do tambor.

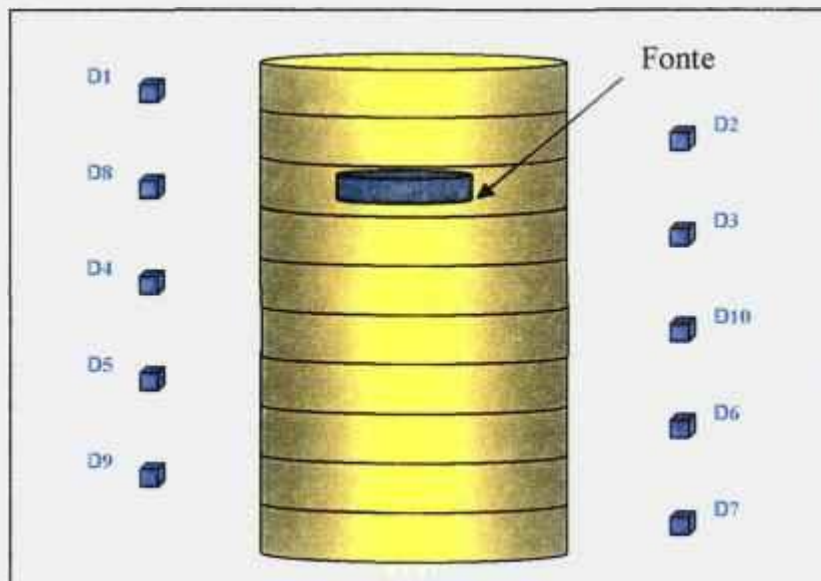


FIGURA 36 Esquema da posição da fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro posicionada na 3ª camada do tambor, onde D1 a D10 representam as posições de detecção.

Os arranjos com suas respectivas redes neurais treinadas com 300 *epochs* foram novamente testadas para esse outro posicionamento de fonte para as mesmas intensidades. Para a intensidade 30 um esquema representando o posicionamento da fonte é apresentado na FIG. 37. Os arranjos que melhor representam o posicionamento correto da fonte no tambor são: D8F3C10, D10F3C10, D10F3C10-A4Φ15, D10F3C10-FT, D10F3C10-A4Φ15-FT, D10F10C5-A4Φ15, D10F10C5-FT e D10F10C5-A4Φ15-FT. Baseado nos resultados acima e na TAB. 19, na qual são apresentadas as atividades totais encontradas e os desvios percentuais em relação ao valor real, pode-se notar que

os melhores resultados são os dos arranjos D10F3C10-A4Φ15 e D10F10C5-A4Φ15.

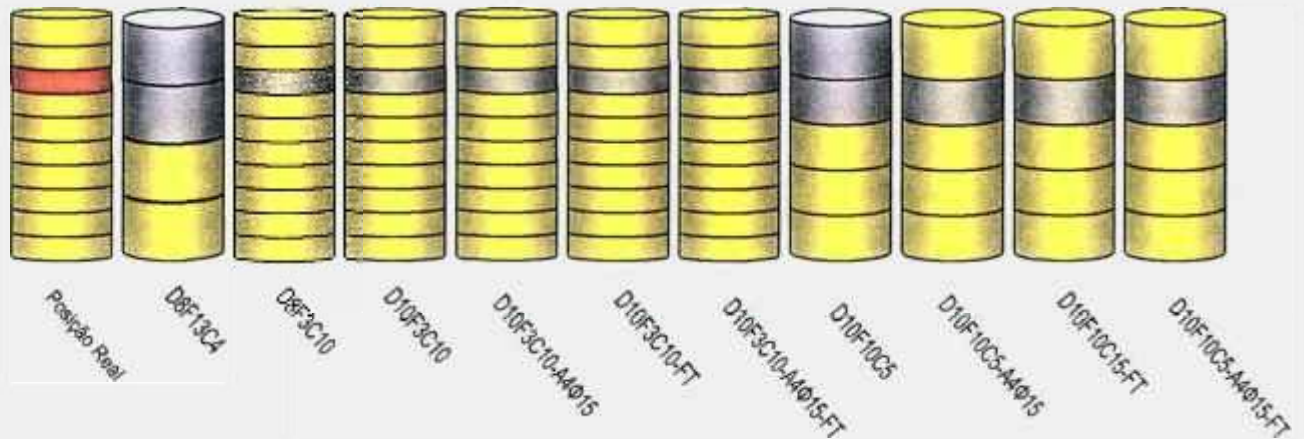


FIGURA 37 Resposta da rede neural para o posicionamento da fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 30 posicionada na 3ª camada do tambor para cada arranjo.

TABELA 19 Intensidade relativa total estimada pelas redes neurais de cada arranjo e seus desvios percentuais em relação ao valor real para a fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 30 posicionada na 3ª camada do tambor.

Arranjos	Intensidade relativa	Desvio percentual (%)
D8F13C4	46,8	56
D8F3C10	15,1	50
D10F3C10	37,4	25
D10F3C10-A4Φ15	25,8	14
D10F3C10-FT	101,5	238
D10F3C10-A4Φ15-FT	95,2	217
D10F10C5	42,7	42
D10F10C5-A4Φ15	30,5	2
D10F10C5-FT	51,8	73
D10F10C5-A4Φ15-FT	57,0	90

Para a intensidade 50 um esquema representando o posicionamento da fonte é apresentado na FIG. 38. Pode-se notar que os arranjos que melhor representam o posicionamento correto da fonte no tambor são: D10F3C10, D10F3C10-A4 Φ 15, D10F3C10-A4 Φ 15-FT, D10F10C5-A4 Φ 15 e D10F10C5-A4 Φ 15-FT. Na TAB. 20, na qual são apresentadas as atividades totais encontradas e os desvios percentuais em relação ao valor real, nota-se que o melhor resultado é o do arranjo D10F10C5-A4 Φ 15.

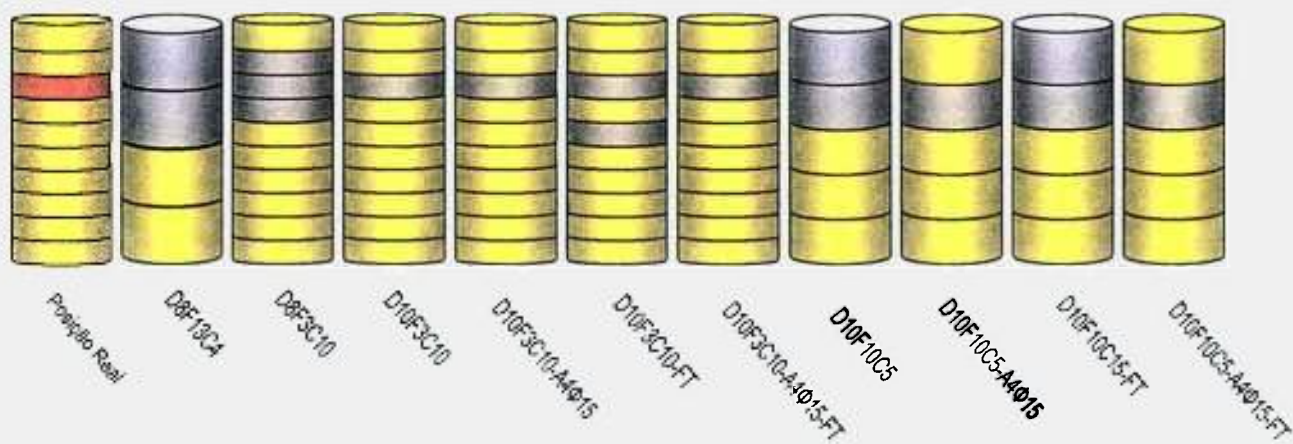


FIGURA 38 Resposta da rede neural para o posicionamento da fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 50 posicionada na 3ª camada do tambor para cada arranjo.

TABELA 20 Intensidade relativa total estimada pelas redes neurais de cada arranjo e seus desvios percentuais em relação ao valor real para a fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 50 posicionada na 3ª camada do tambor.

Arranjos	Intensidade relativa	Desvio percentual (%)
D8F13C4	80,5	61
D8F3C10	26,1	48
D10F3C10	70,3	41
D10F3C10-A4Φ15	64,3	29
D10F3C10-FT	115,2	130
D10F3C10-A4Φ15-FT	104,8	110
D10F10C5	76,8	54
D10F10C5-A4Φ15	54,8	10
D10F10C5-FT	76,1	52
D10F10C5-A4Φ15-FT	76,7	53

Para a intensidade 74 um esquema representando o posicionamento da fonte é apresentado na FIG. 39. Os arranjos que melhor representam o posicionamento correto da fonte no tambor são: D10F3C10-A4Φ15 e D10F3C10-A4Φ15-FT. Com base nos resultados apresentados acima e na TAB. 21, na qual são apresentadas as atividades totais encontradas e os desvios percentuais em relação ao valor real, pode-se notar que o melhor resultado é o do arranjo D10F3C10-A4Φ15.

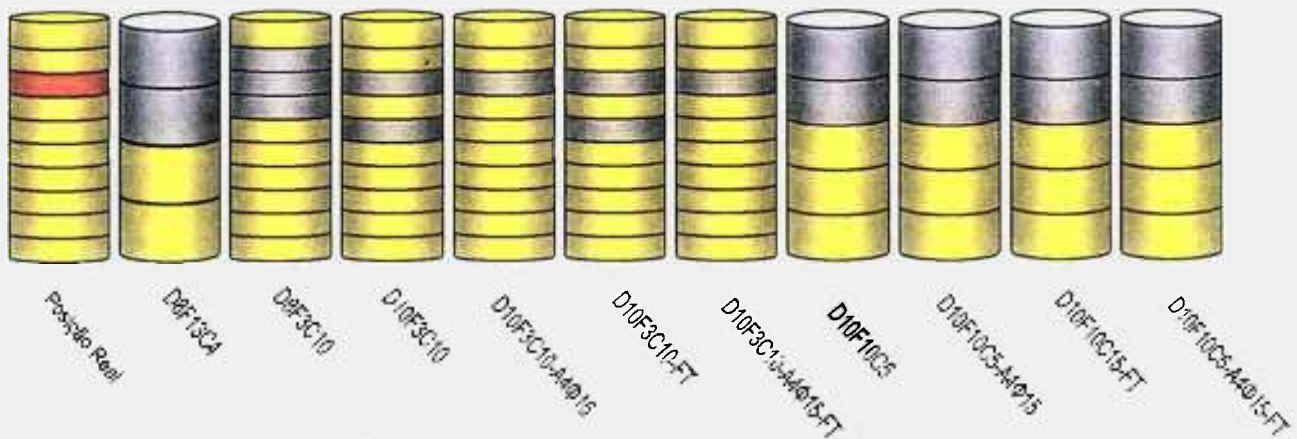


FIGURA 39 Resposta da rede neural para o posicionamento da fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 74 posicionada na 3ª camada do tambor para cada arranjo.

TABELA 21 Intensidade relativa total estimada pelas redes neurais de cada arranjo e seus desvios percentuais em relação ao valor real para a fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 74 posicionada na 3ª camada do tambor.

Arranjos	Intensidade relativa	Desvio percentual (%)
D8F13C4	109,9	48
D8F3C10	81,2	10
D10F3C10	93,1	24
D10F3C10-A4Φ15	73,5	3
D10F3C10-FT	134,0	74
D10F3C10-A4Φ15-FT	118,5	52
D10F10C5	107,8	36
D10F10C5-A4Φ15	82,0	2
D10F10C5-FT	114,1	41
D10F10C5-A4Φ15-FT	105,2	28

5.4.5 Fonte medindo 2 cm de altura por 10 cm de diâmetro posicionada na 4ª camada do tambor.

Outra situação simulada foi uma fonte cilíndrica de 2 cm de altura e 10 cm de diâmetro localizada no centro da 4ª camada do tambor quando este é dividido em 10 camadas. Na FIG. 40 é apresentada a posição da fonte em relação às camadas do tambor.

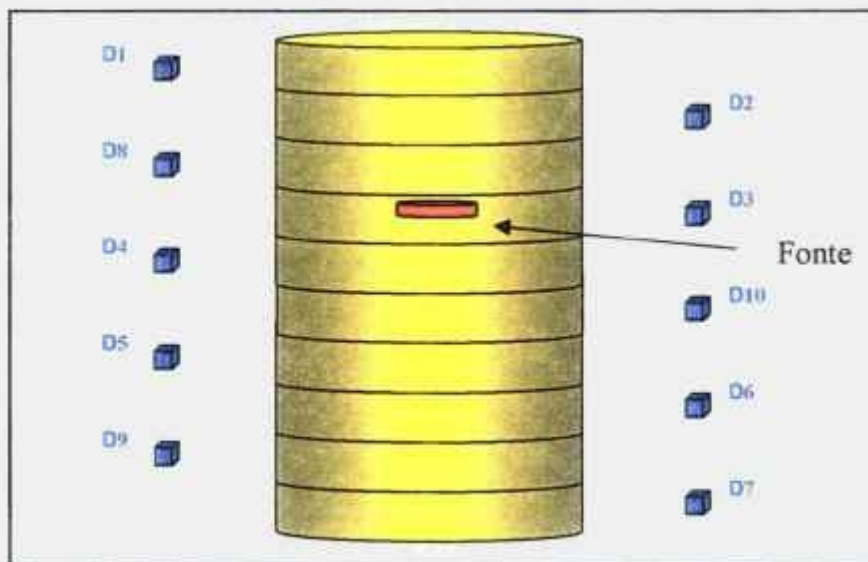


FIGURA 40 Esquema da posição da fonte de 2 cm de altura por 10 cm de diâmetro posicionada na 4ª camada do tambor, onde D1 a D10 representam as posições de detecção.

Os arranjos com suas respectivas redes neurais treinadas com 300 *epochs* foram novamente testadas para esse outro posicionamento de fonte para as mesmas intensidades. Para a intensidade 30 um esquema representando o posicionamento da fonte é apresentado na FIG. 41. Pode-se notar que os arranjos que melhor representam o posicionamento correto da fonte no tambor são: D8F13C4, D10F3C10, D10F3C10-A4Φ15, D10F3C10-FT, D10F3C10-A4Φ15-FT, D10F10C5-A4Φ15 e D10F10C5-A4Φ15-FT. Baseado nos resultados acima e na TAB. 19, na qual são apresentadas as atividades totais encontradas e os desvios percentuais em relação ao valor real, pode-se notar que o melhor resultado é o do arranjo D10F10C5-A4Φ15.

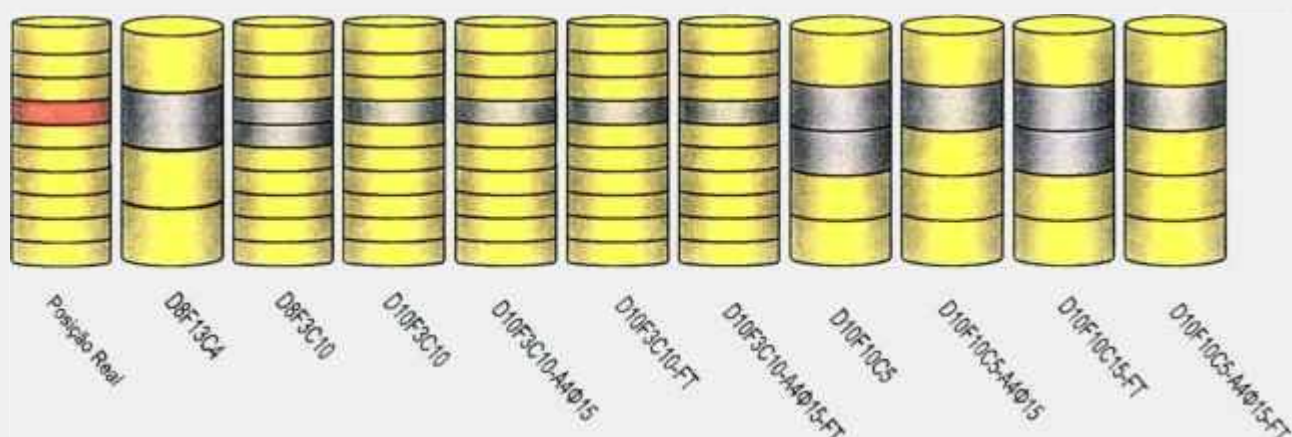


FIGURA 41 Resposta da rede neural para o posicionamento da fonte de 2 cm de altura por 10 cm de diâmetro com intensidade relativa 30 posicionada na 4ª camada do tambor para cada arranjo.

TABELA 22 Intensidade relativa total estimada pelas redes neurais de cada arranjo e seus desvios percentuais em relação ao valor real para a fonte de 2 cm de altura por 10 cm de diâmetro com intensidade relativa 30 posicionada na 4ª camada do tambor.

Arranjos	Intensidade relativa	Desvio percentual (%)
D8F13C4	36,4	21
D8F3C10	22,3	26
D10F3C10	22,3	26
D10F3C10-A4Φ15	14,7	51
D10F3C10-FT	100,1	234
D10F3C10-A4Φ15-FT	96,3	221
D10F10C5	40,3	34
D10F10C5-A4Φ15	27,4	9
D10F10C5-FT	41,0	37
D10F10C5-A4Φ15-FT	44,8	49

Para a intensidade 50 um esquema representando o posicionamento da fonte é apresentado na FIG. 42. Os arranjos que melhor representam o posicionamento correto da fonte no tambor são: D8F13C4, D10F3C10-A4Φ15,

D10F3C10-FT, D10F3C10-A4 Φ 15-FT e D10F10C5-A4 Φ 15. Na TAB. 23, na qual são apresentadas as atividades totais encontradas e os desvios percentuais em relação ao valor real, nota-se que os melhores resultados são os dos arranjos D10F3C10-A4 Φ 15 e D10F10C5-A4 Φ 15.

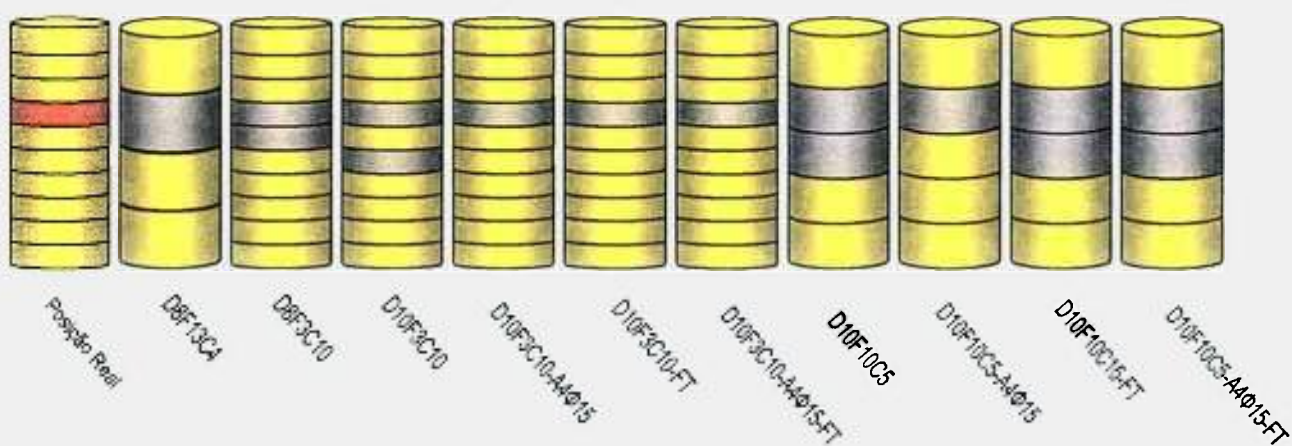


FIGURA 42 Resposta da rede neural para o posicionamento da fonte de 2 cm de altura por 10 cm de diâmetro com intensidade relativa 50 posicionada na 4ª camada do tambor para cada arranjo.

TABELA 23 Intensidade relativa total estimada pelas redes neurais de cada arranjo e seus desvios percentuais em relação ao valor real para a fonte de 2 cm de altura por 10 cm de diâmetro com intensidade relativa 50 posicionada na 4ª camada do tambor.

Arranjos	Intensidade relativa	Desvio percentual (%)
D8F13C4	63,6	27
D8F3C10	41,1	18
D10F3C10	72,5	45
D10F3C10-A4Φ15	41,3	17
D10F3C10-FT	113,8	128
D10F3C10-A4Φ15-FT	106,7	113
D10F10C5	66,3	33
D10F10C5-A4Φ15	47,4	5
D10F10C5-FT	52,2	4
D10F10C5-A4Φ15-FT	53,4	7

Para a intensidade 74 um esquema representando o posicionamento da fonte é apresentado na FIG. 43. Nota-se que o arranjo que melhor representa o posicionamento correto da fonte no tambor é o D8F13C4. Com base nos resultados apresentados acima e na TAB. 24, na qual são apresentadas as atividades totais encontradas e os desvios percentuais em relação ao valor real, pode-se notar que o melhor resultado é o do arranjo D8F13C4.

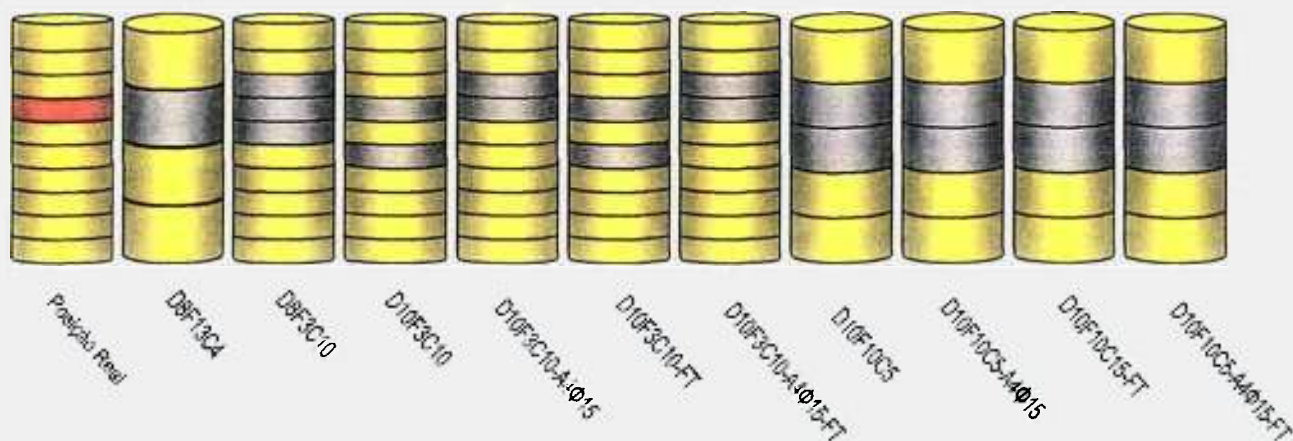


FIGURA 43 Resposta da rede neural para o posicionamento da fonte de 2 cm de altura por 10 cm de diâmetro com intensidade relativa 74 posicionada na 4ª camada do tambor para cada arranjo.

TABELA 24 Intensidade relativa total estimada pelas redes neurais de cada arranjo e seus desvios percentuais em relação ao valor real para a fonte de 2 cm de altura por 10 cm de diâmetro com intensidade relativa 74 posicionada na 4ª camada do tambor.

Arranjos	Intensidade relativa	Desvio percentual (%)
D8F13C4	74,0	0
D8F3C10	85,5	15%
D10F3C10	100,1	35%
D10F3C10-A4Φ15	88,0	19%
D10F3C10-FT	133,6	81%
D10F3C10-A4Φ15-FT	121,2	64%
D10F10C5	101,4	37%
D10F10C5-A4Φ15	75,1	1%
D10F10C5-FT	69,7	6%
D10F10C5-A4Φ15-FT	67,3	9%

5.4.6 Fonte medindo 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro posicionada na 5ª camada do tambor.

Em seguida simulou-se novamente uma fonte cilíndrica de 4 cm de altura e 15 cm de diâmetro localizada dessa vez exatamente no centro da 5ª camada do tambor quando este é dividido em 10 camadas. Na FIG. 44 é apresentada a posição da fonte em relação às camadas do tambor.

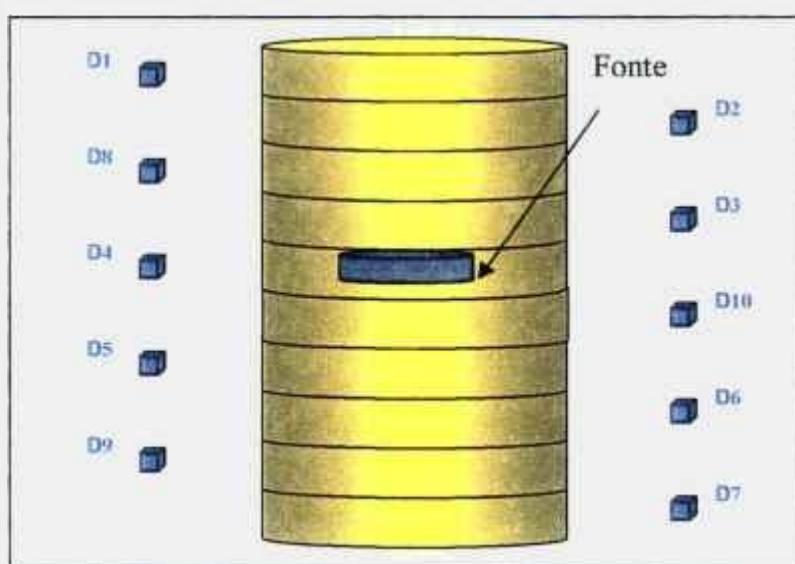


FIGURA 44 Esquema da posição da fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro posicionada na 5ª camada do tambor, onde D1 a D10 representam as posições de detecção.

Os arranjos com suas respectivas redes neurais treinadas com 300 *epochs* foram novamente testadas para esse outro posicionamento de fonte para as mesmas intensidades. Para a intensidade 30 um esquema representando o posicionamento da fonte é apresentado na FIG. 45. Pode-se notar que os arranjos que melhor representam o posicionamento correto da fonte no tambor são: D8F3C10, D10F3C10, D10F3C10-A4Φ15, D10F3C10-FT, D10F3C10-A4Φ15-FT, D10F10C5-A4Φ15, D10F10C5-FT e D10F10C5-A4Φ15-FT. Com base nos resultados acima e na TAB. 25, na qual são apresentadas as atividades totais encontradas e os desvios percentuais em

relação ao valor real, pode-se notar que o melhor resultado é o do arranjo D10F3C10-A4Φ15.

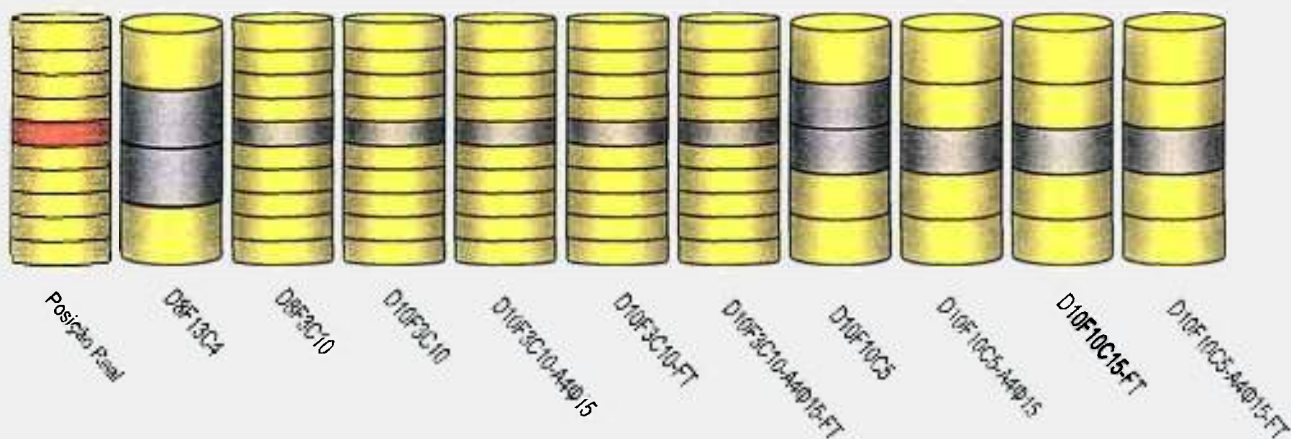


FIGURA 45 Resposta da rede neural para o posicionamento da fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 30 posicionada na 5ª camada do tambor para cada arranjo.

TABELA 25 Intensidade relativa total estimada pelas redes neurais de cada arranjo e seus desvios percentuais em relação ao valor real para a fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 30 posicionada na 5ª camada do tambor.

Arranjos	Intensidade relativa	Desvio percentual (%)
D8F13C4	43,7	46
D8F3C10	17,7	41
D10F3C10	14,6	51
D10F3C10-A4Φ15	25,0	17
D10F3C10-FT	100,2	234
D10F3C10-A4Φ15-FT	96,6	222
D10F10C5	42,9	43
D10F10C5-A4Φ15	21,7	28
D10F10C5-FT	41,5	38
D10F10C5-A4Φ15-FT	43,2	44

Para a intensidade 50 um esquema representando o posicionamento da fonte é apresentado na FIG. 46. Pode-se notar que os arranjos que melhor representam o posicionamento correto da fonte no tambor são: D10F3C10, D10F3C10-A4 Φ 15, D10F3C10-FT, D10F3C10-A4 Φ 15-FT e D10F10C5-A4 Φ 15-FT. Levando-se em conta os resultados acima e a TAB. 26, na qual são apresentadas as atividades totais encontradas e os desvios percentuais em relação ao valor real, pode-se notar que os melhores resultados são os dos arranjos D10F3C10 e D10F10C5-A4 Φ 15-FT.

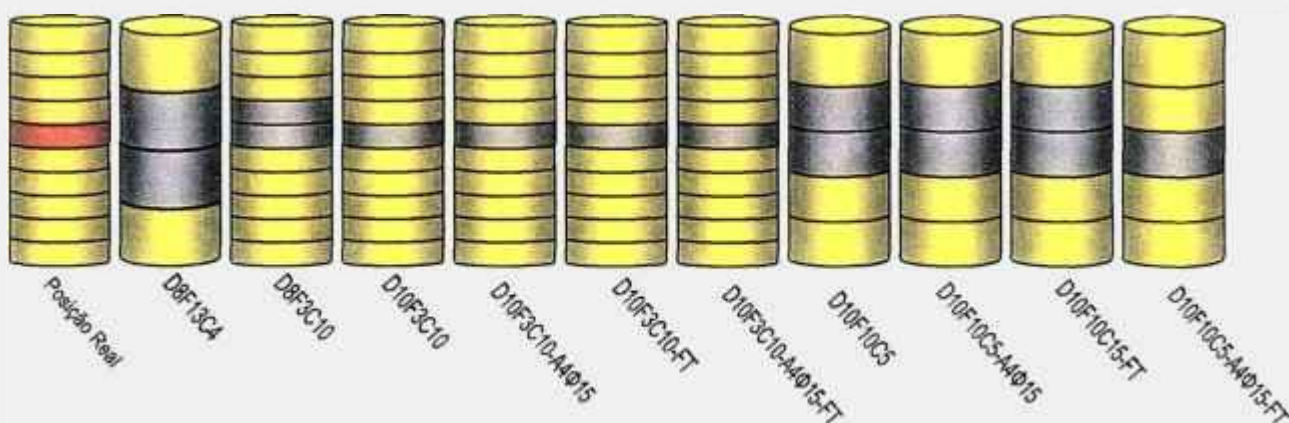


FIGURA 46 Resposta da rede neural para o posicionamento da fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 50 posicionada na 5ª camada do tambor para cada arranjo.

TABELA 26 Intensidade relativa total estimada pelas redes neurais de cada arranjo e seus desvios percentuais em relação ao valor real para a fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 50 posicionada na 5ª camada do tambor.

Arranjos	Intensidade relativa	Desvio percentual (%)
D8F13C4	76,3	53
D8F3C10	33,7	33
D10F3C10	49,1	2
D10F3C10-A4Φ15	63,2	26
D10F3C10-FT	113,0	126
D10F3C10-A4Φ15-FT	107,2	114
D10F10C5	76,6	53
D10F10C5-A4Φ15	57,7	15
D10F10C5-FT	53,5	7
D10F10C5-A4Φ15-FT	52,7	5

Para a intensidade 74 um esquema representando o posicionamento da fonte é apresentado na FIG. 47. De acordo com os resultados acima e a TAB. 27, na qual são apresentadas as atividades totais encontradas e os desvios percentuais em relação ao valor real, pode-se notar que os melhores resultados são os dos arranjos D10F3C10 e D10F3C10-A4Φ15.

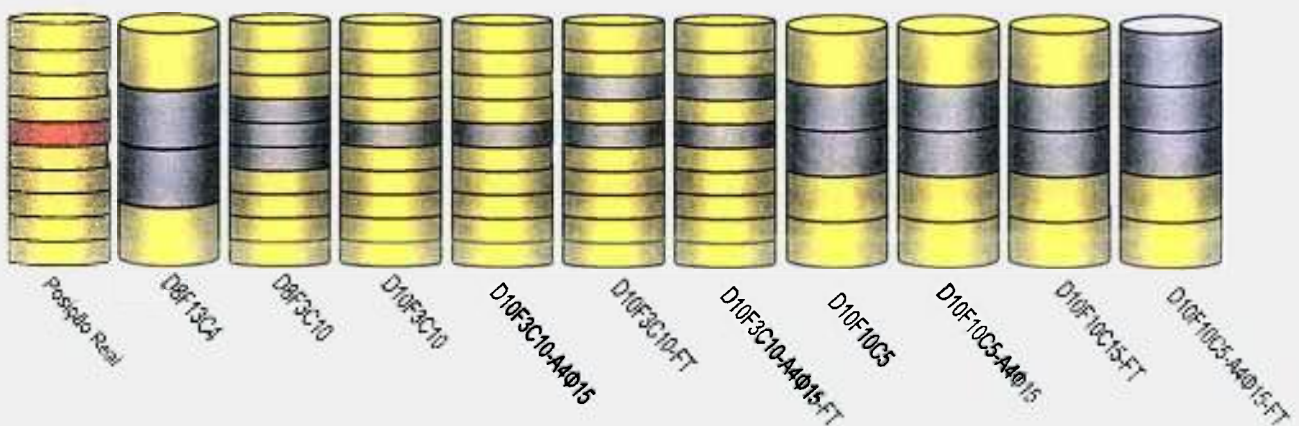


FIGURA 47 Resposta da rede neural para o posicionamento da fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 74 posicionada na 5ª camada do tambor para cada arranjo.

TABELA 27 Intensidade relativa total estimada pelas redes neurais de cada arranjo e seus desvios percentuais em relação ao valor real para a fonte de 4 cm de altura por 15 cm de diâmetro com intensidade relativa 74 posicionada na 5ª camada do tambor.

Arranjos	Intensidade relativa	Desvio percentual (%)
D8F13C4	120,5	63
D8F3C10	84,4	14
D10F3C10	70,9	4
D10F3C10-A4Φ15	73,3	1
D10F3C10-FT	130,6	77
D10F3C10-A4Φ15-FT	122,0	65
D10F10C5	107,1	45
D10F10C5-A4Φ15	84,9	15
D10F10C5-FT	69,5	6
D10F10C5-A4Φ15-FT	65,0	12

5.4.7 Fontes medindo 8,576 de altura por 27,875 cm de diâmetro preenchendo a 3ª e 4ª camadas e a outra na 9ª e 10ª camadas do tambor.

Uma nova simulação foi realizada considerando-se quatro fontes cilíndricas de 8,576 cm de altura e 27,875 cm de diâmetro uma delas localizada preenchendo a 3ª e 4ª camadas e a outra preenchendo a 9ª e 10ª camadas do tambor quando este é dividido em 10 camadas. Na FIG. 48 é apresentado um esquema definindo a posição das fontes em relação às camadas do tambor. As intensidades das fontes são: na cor verde, 64; e na cor azul, 36.

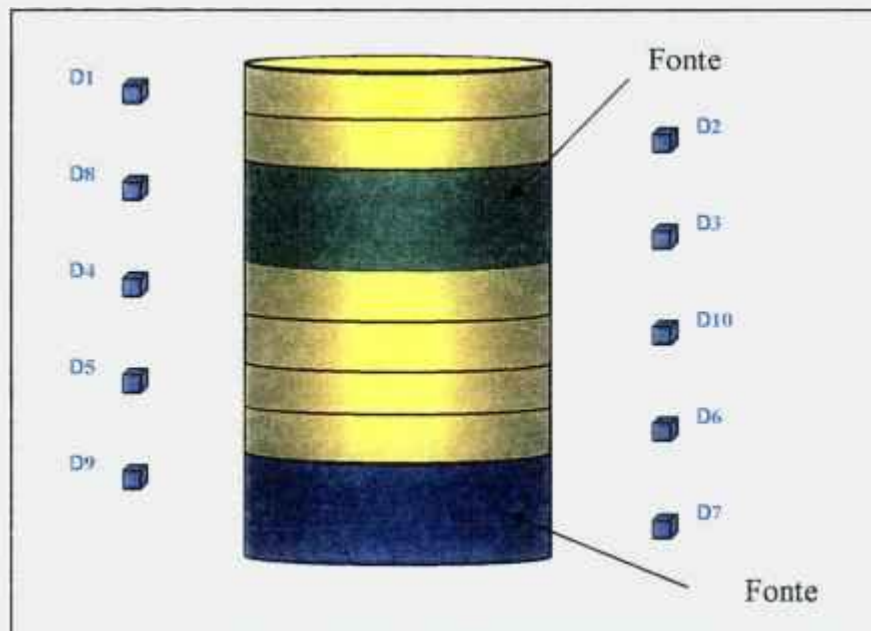


FIGURA 48 Esquema da posição das fontes de 8,576 de altura por 27,875 cm de diâmetro uma delas preenchendo na 3ª e 4ª camadas e a outra preenchendo a 9ª e 10ª camadas do tambor, onde D1 a D10 representam as posições de detecção.

Novamente os arranjos com suas respectivas redes neurais treinadas com 300 *epochs* foram testadas para esse posicionamento das fontes. Um esquema representando o posicionamento das fontes é apresentado na FIG. 49. Pode-se notar que os arranjos que melhor representam o posicionamento correto das fontes no tambor são: D10F3C10, D10F3C10-FT, D10F10C5,

D10F10C5-A4 Φ 15, D10F10C5-FT e D10F10C5-A4 Φ 15-FT. Baseado nos resultados acima e na TAB. 28, na qual são apresentadas as atividades totais encontradas e os desvios percentuais em relação ao valor real, pode-se notar que os melhores resultados são os dos arranjos D10F10C5, D10F10C5-A4 Φ 15 e D10F10C5-FT.

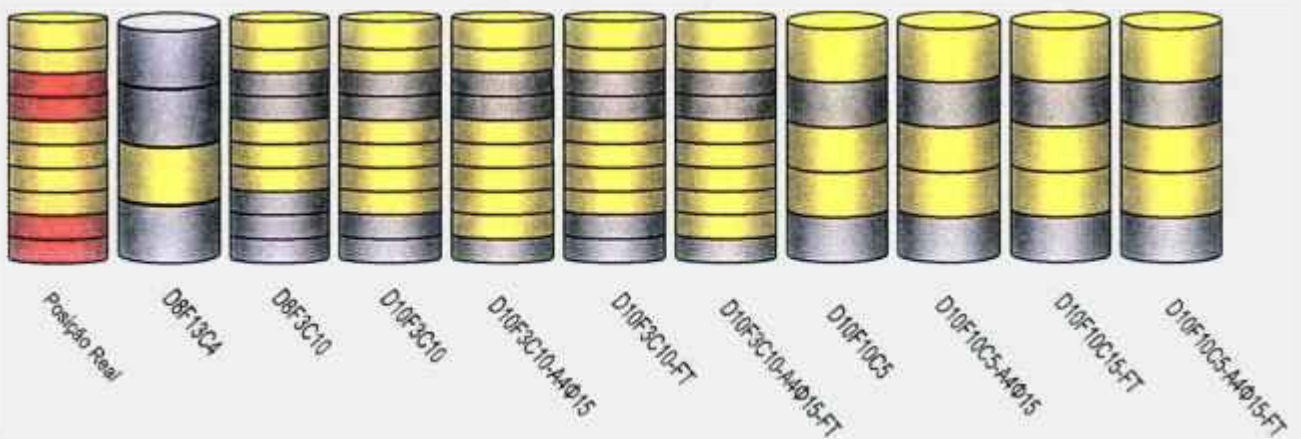


FIGURA 49 Resposta da rede neural para o posicionamento de duas fontes cilíndricas de 8,576 cm de altura e 27,875 cm de diâmetro, uma delas preenchendo a 3ª e 4ª camadas e a outra preenchendo a 9ª e 10ª camadas do tambor com intensidades relativas 64 e 36 respectivamente para cada arranjo.

TABELA 28 Intensidade relativa total estimada pelas redes neurais de cada arranjo e seus desvios percentuais em relação ao valor real para a fonte de 8,576 cm de altura por 27,875 cm de diâmetro, uma delas preenchendo a 3ª e 4ª camadas e a outra preenchendo a 9ª e 10ª camadas do tambor com intensidades relativas 64 e 36 respectivamente.

Arranjos	Intensidades relativas		Erros %		Total	
	Fonte de 64	Fonte de 36	Fonte de 64	Fonte de 36	Intensidade	Erro %
D8F13C4	86,9	53,4	35,7	48,4	140,30	40
D8F3C10	60,6	29,8	5,3	17,1	90,50	10
D10F3C10	47,7	17,6	25,4	51,0	65,40	35
D10F3C10-A4Φ15	43,0	8,3	32,9	75,9	51,30	49
D10F3C10-FT	49,0	17,4	23,5	51,8	132,70	33
D10F3C10-A4Φ15-FT	42,7	9,2	33,3	74,4	119,10	19
D10F10C5	66,3	36,4	3,7	1,0	102,70	3
D10F10C5-A4Φ15	58,7	30,1	8,2	16,3	88,90	11
D10F10C5-FT	65,4	37,6	2,3	4,3	108,65	3
D10F10C5-A4Φ15-FT	62,0	23,9	3,1	33,6	78,72	21

5.4.8 Fontes medindo 8,576 de altura por 27,875 cm de diâmetro preenchendo a 1ª e 2ª camadas, 3ª e 4ª camadas e 7ª e 8ª camadas do tambor.

Uma outra simulação considerando-se agora seis fontes cilíndricas de 8,576 cm de altura e 27,875 cm de diâmetro foi realizada. A primeira delas localizada ocupando a 1ª e 2ª camadas, outra ocupando a 3ª e 4ª camadas e a outra ocupando a 7ª e 8ª camadas do tambor quando este é dividido em 10 camadas. Na FIG. 50 é apresentado um esquema definindo a posição das fontes em relação às camadas do tambor. As intensidades das fontes já foram pré-definidas sendo: fonte na cor azul com intensidade 23, fonte na cor verde intensidade igual a 64 e fonte na cor vermelha intensidade 18.

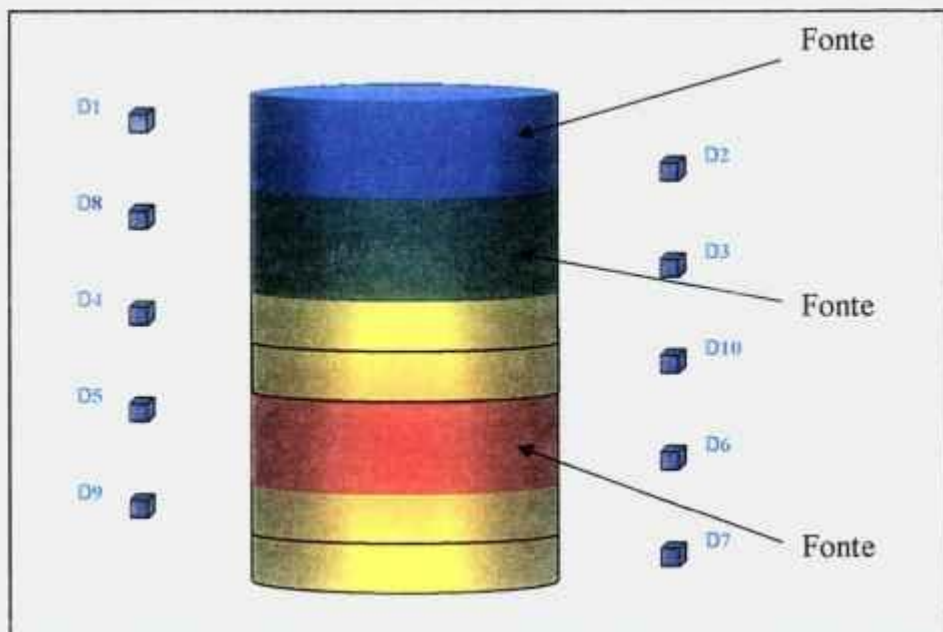


FIGURA 50 Esquema da posição das fontes de 8,576 cm de altura e 27,875 cm de diâmetro preenchendo a 1ª e 2ª camadas, 3ª e 4ª camadas e a outra preenchendo a 7ª e 8ª camadas do tambor, onde D1 a D10 representam as posições de detecção.

Mais uma vez os arranjos com suas respectivas redes neurais treinadas com 300 *epochs* foram testados para esse posicionamento das fontes. Um esquema representando o posicionamento das fontes é apresentado na

FIG. 51. Baseado nos resultados acima e na TAB. 29, na qual são apresentadas as atividades totais encontradas e os desvios percentuais em relação ao valor real, pode-se notar que os melhores resultados são os dos arranjos D10F10C5, D10F10C5-A4 Φ 15, D10F10C5-FT e D10F10C5-A4 Φ 15-FT.

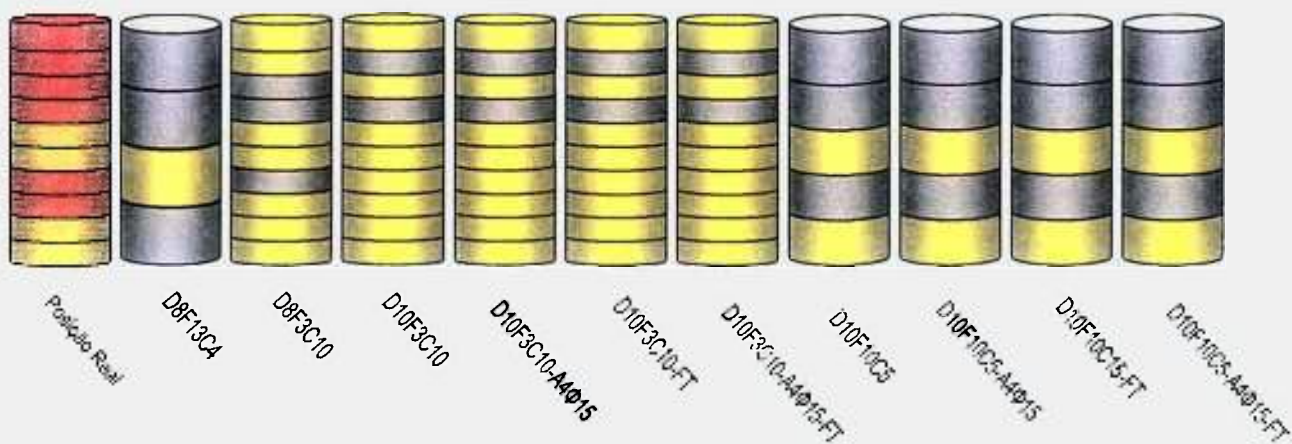


FIGURA 51 Resposta da rede neural para o posicionamento de três fontes cilíndricas de 8,576 cm de altura e 27,875 cm de diâmetro. A primeira delas preenchendo a 1ª e 2ª camadas, a segunda preenchendo a 3ª e 4ª camadas e a terceira preenchendo a 7ª e 8ª camadas do tambor, com intensidades relativas 23, 59 e 18 respectivamente, para cada arranjo.

TABELA 29 Intensidade relativa total estimada pelas redes neurais de cada arranjo e seus desvios percentuais em relação ao valor real para a fonte de 8,576 cm de altura por 27,875 cm de diâmetro. A primeira delas preenchendo a 1ª e 2ª camadas, a segunda preenchendo a 3ª e 4ª camadas e a terceira preenchendo a 7ª e 8ª camadas do tambor, com intensidades relativas 23, 59 e 18 respectivamente.

Arranjos	Intensidades relativas									Erros %			Total
	Fonte de 23	Fonte de 59	Fonte de 18	Fonte de 23	Fonte de 59	Fonte de 18	Fonte de 23	Fonte de 59	Fonte de 18	Intensidade	Erro %		
D8F13C4	35,4	55,7	19,8	54,0	5,7	10,1	110,9	11					
D8F3C10	0	55,3	10,5	100,0	6,4	41,8	65,7	34					
D10F3C10	21,0	59,6	0	8,7	1,0	100,0	80,6	19					
D10F3C10-A4Φ15	10,7	53,7	0	53,6	8,9	100,0	64,4	36					
D10F3C10-FT	22,7	61,4	0	1,2	4,1	100,0	133,01	33					
D10F3C10-A4Φ15-FT	13,2	49,5	0	42,6	16,2	100,0	120,27	37					
D10F10C5	29,8	63,6	14,1	29,4	7,8	21,9	107,4	7					
D10F10C5-A4Φ15	14,2	60,9	17,9	38,2	3,3	0,8	93,0	7					
D10F10C5-FT	30,7	64,3	15,3	33,6	9,0	15,1	94,77	10					
D10F10C5-A4Φ15-FT	18,5	57,9	16,1	19,6	1,8	10,5	94,27	6					

Com base em todas as observações dos testes realizados foram selecionados os dois arranjos que obtiveram melhor desempenho para a validação experimental. São eles os arranjos D10F3C10-A4Φ15 e D10F10C5-A4Φ15, como pode ser verificado no quadro resumo da TAB. 30.

TABELA 30 Quadro resumo contendo os melhores desempenhos dos arranjos para os testes realizados.

Arranjos	1ª camada 4cm x 15cm			2ª camada 2cm x 10cm			2ª camada 4cm x 15cm			3ª camada 4cm x 15cm			4ª camada 2cm x 10cm			5ª camada 4cm x 15cm			2 fontes	3 fontes	
	30	50	74	30	50	74	30	50	74	30	50	74	30	50	74	30	50	74			
	D8F13C4																				
D8F3C10																					
D10F3C10																					
D10F3C10-A4Φ15																					
D10F3C10-FT																					
D10F3C10-A4Φ15-FT																					
D10F10C5																					
D10F10C5-A4Φ15																					
D10F10C5-FT																					
D10F10C5-A4Φ15-FT																					

5.5 Validação experimental

Para a validação experimental foram considerados três cenários: em um deles a presença de apenas uma fonte de ^{137}Cs de 2 MBq posicionada no centro de algumas das camadas do tambor, como pode ser visto na FIG. 52. São as camadas 1, 2, 3, 4, 5, 8 e 9; em outro duas fontes de ^{137}Cs de 2 MBq posicionada simultaneamente no centro das camadas 1 e 5 do tambor, representado na FIG. 53; e em um terceiro cenário a fonte de ^{137}Cs foi colocada próxima à parede do tambor, como pode ser visto na FIG. 54, que foi girado sobre seu eixo e foram realizadas medidas em 8 ângulos diferentes para cada posição de detecção.

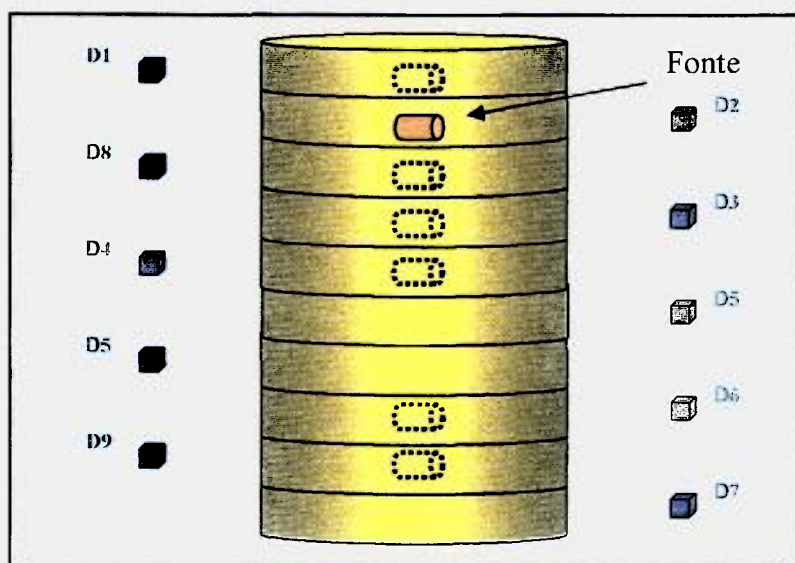


FIGURA 52 Representação da posição da fonte para o cenário em que se tem apenas uma fonte.

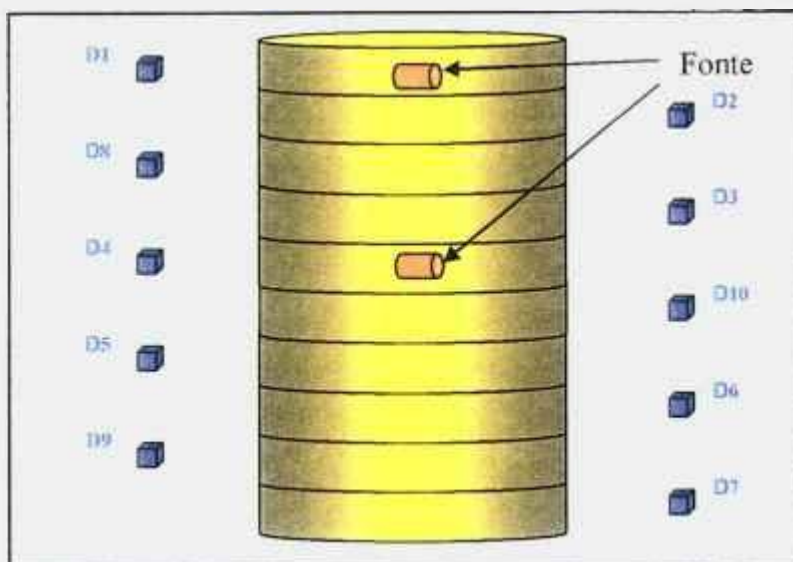


FIGURA 53 Representação da posição da fonte para o cenário em que se tem duas fontes simultaneamente.

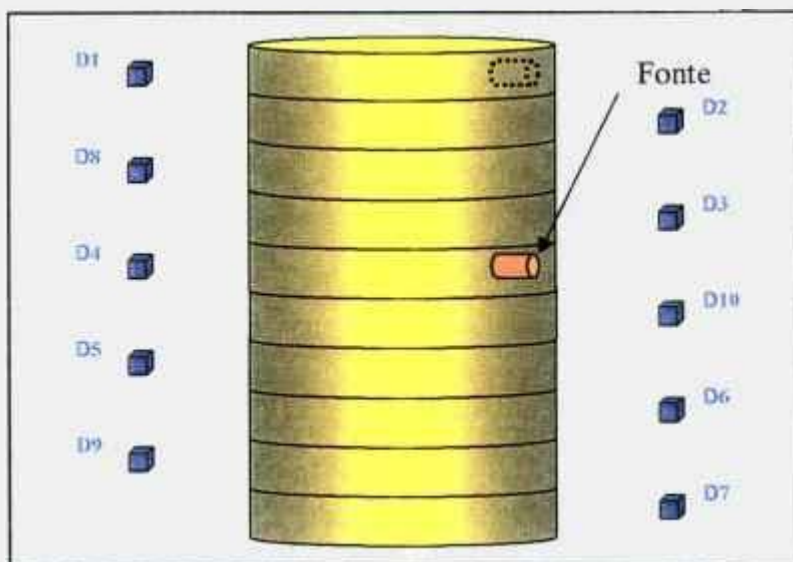


FIGURA 54 Representação da posição da fonte para o cenário em que se tem uma fonte próxima à superfície do tambor.

No primeiro cenário em que a fonte foi posicionada no centro da 1ª camada obteve-se os resultados das taxas de contagem para cada posição de detecção que são apresentados na TAB. 31. A FIG. 55 representa o resultado da posição e desvio percentual em relação ao valor real da atividade para os arranjos D10F3C10-A4Φ15 e D10F10C5-A4Φ15. Os dois arranjos apresentaram resultados com exatidão aceitáveis tanto no posicionamento correto da fonte no tambor quanto no valor da atividade da fonte.

TABELA 31 Taxas de contagem e respectivos erros percentuais obtidos nas posições de detecção para a fonte posicionada no centro da 1ª camada.

Posição de detecção	Taxa de Contagem (cps)	Erro %
D1	102,92	0,9
D2	83,92	1,0
D3	16,78	2,3
D4	3,02	5,5
D5	0	-
D6	0	-
D7	0	-
D8	40,29	1,5
D9	0	-
D10	0,28	18,4



FIGURA 55 Posição e respectivo desvio percentual em relação ao valor real para a fonte posicionada na 1ª camada para os arranjos D10F10C5-A4Φ15 e D10F3C10-A4Φ15

A TAB. 32 apresenta os valores das taxas de contagem nas posições de detecção e a FIG. 58 apresenta o resultado da posição e desvio percentual em relação ao valor real da atividade para a fonte posicionada no centro da 2ª camada para os arranjos D10F3C10-A4Φ15 e D10F10C5-A4Φ15. Os dois arranjos identificaram a posição correta da fonte no tambor e o arranjo

D10F3C10-A4Φ15 obteve melhor resultado com um desvio de 4,51 % em relação ao valor real da atividade.

TABELA 32 Taxas de contagem e respectivos erros percentuais obtidos nas posições de detecção para a fonte posicionada no centro da 2ª camada.

Posição de detecção	Taxa de Contagem (cps)	Erro %
D1	75,09	1,1
D2	92,58	1,0
D3	38,30	1,5
D4	10,47	2,9
D5	0	-
D6	0	-
D7	0	-
D8	76,44	1,1
D9	0	-
D10	1,74	7,2



FIGURA 56 Posição e respectivo desvio percentual em relação ao valor real para a fonte posicionada na 2ª camada para os arranjos D10F10C5-A4Φ15 e D10F3C10-A4Φ15

A TAB. 33 apresenta os valores das taxas de contagem nas 10 posições de detecção e a FIG. 57 apresenta o resultado da posição e desvio percentual em relação ao valor real da atividade para a fonte posicionada no centro da

3ª camada para os arranjos D10F3C10-A4Φ15 e D10F10C5-A4Φ15. O melhor resultado foi o do arranjo D10F3C10-A4Φ15 com um desvio percentual de 1,74 % em relação ao valor real.

TABELA 33 Taxas de contagem e respectivos erros percentuais obtidos nas posições de detecção para a fonte posicionada no centro da 3ª camada.

Posição de detecção	Taxa de Contagem (cps)	Erro %
D1	48,22	1,4
D2	90,62	1,0
D3	41,90	1,5
D4	24,81	1,9
D5	0,79	10,9
D6	0,12	28,0
D7	0	-
D8	82,21	1,0
D9	0	-
D10	6,47	3,7

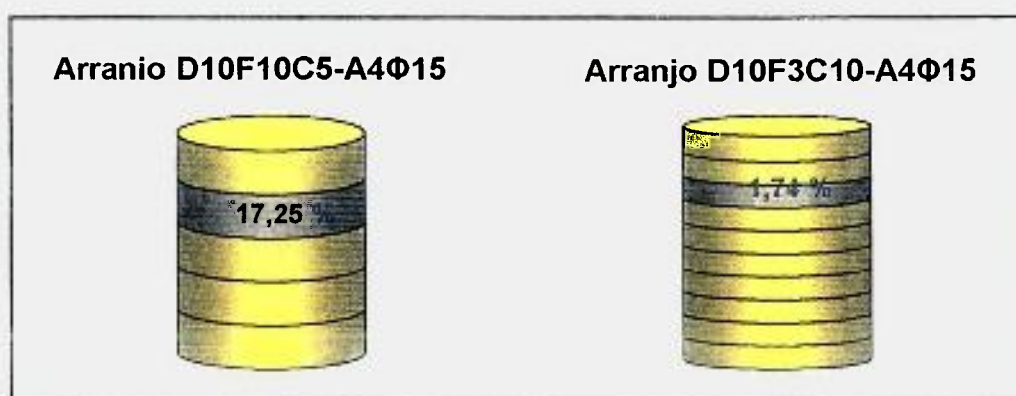


FIGURA 57 Posição e respectivo desvio percentual em relação ao valor real para a fonte posicionada na 3ª camada para os arranjos D10F10C5-A4Φ15 e D10F3C10-A4Φ15

A TAB. 34 apresenta os valores das taxas de contagem nas 10 posições de detecção e a FIG. 58 apresenta o resultado da posição e desvio percentual em relação ao valor real da atividade para a fonte posicionada no centro da 4ª camada para os arranjos D10F3C10-A4Φ15 e D10F10C5-A4Φ15. O melhor resultado foi do arranjo D10F3C10-A4Φ15 com um desvio percentual de 6,37 % em relação ao valor real.

TABELA 34 Taxas de contagem e respectivos erros percentuais obtidos nas posições de detecção para a fonte posicionada no centro da 4ª camada.

Posição de detecção	Taxa de Contagem (cps)	Erro %
D1	12,61	2,7
D2	36,00	1,6
D3	85,76	1,0
D4	60,69	1,2
D5	6,08	3,9
D6	0,52	13,5
D7	0	-
D8	73,27	1,1
D9	0	-
D10	27,21	1,8

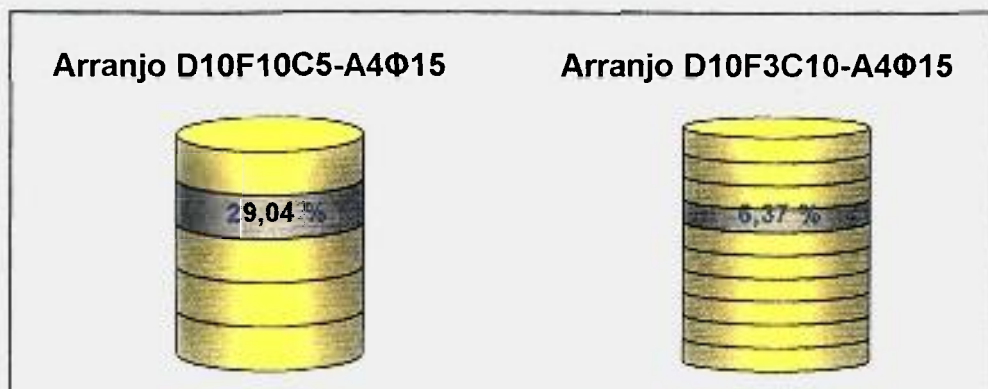


FIGURA 58 Posição da fonte e respectivo desvio percentual em relação ao valor real para a fonte posicionada na 4ª camada para os arranjos D10F10C5-A4Φ15 e D10F3C10-A4Φ15.

A TAB. 35 apresenta os valores das taxas de contagem nas 10 posições de detecção e a FIG. 59 apresenta o resultado da posição e desvio percentual em relação ao valor real da atividade para a fonte posicionada no centro da 5ª camada para os arranjos D10F3C10-A4Φ15 e D10F10C5-A4Φ15. Os dois arranjos obtiveram resultados próximos, mas não muito exatos.

TABELA 35 Taxas de contagem e respectivos erros percentuais obtidos nas posições de detecção para a fonte posicionada no centro da 5ª camada.

Posição de detecção	Taxa de Contagem (cps)	Erro %
D1	1,04	9,5
D2	10,36	3,0
D3	69,55	1,1
D4	86,84	1,0
D5	31,62	1,7
D6	8,17	3,3
D7	0,14	29,1
D8	35,52	1,6
D9	0,70	11,5
D10	62,58	1,2

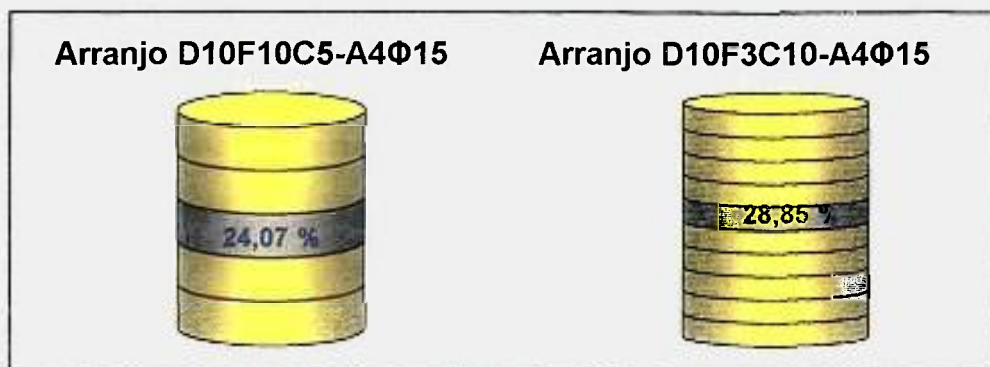


FIGURA 59 Posição da fonte e respectivo desvio percentual em relação ao valor real para a fonte posicionada na 5ª camada para os arranjos D10F10C5-A4Φ15 e D10F3C10-A4Φ15.

A TAB. 36 apresenta os valores das taxas de contagem nas 10 posições de detecção e a FIG. 60 apresenta o resultado da posição e desvio percentual em relação ao valor real da atividade para a fonte posicionada no centro da 8ª camada para os arranjos D10F3C10-A4Φ15 e D10F10C5-A4Φ15. Os dois arranjos obtiveram resultados com um nível de exatidão aceitável.

TABELA 36 Taxas de contagem e respectivos erros percentuais obtidos nas posições de detecção para a fonte posicionada no centro da 8ª camada.

Posição de detecção	Taxa de Contagem (cps)	Erro %
D1	0	-
D2	0	-
D3	1,92	9,9
D4	14,21	3,6
D5	76,13	1,5
D6	109,59	1,4
D7	48,02	1,9
D8	0,28	26,2
D9	81,48	1,5
D10	46,47	2,0

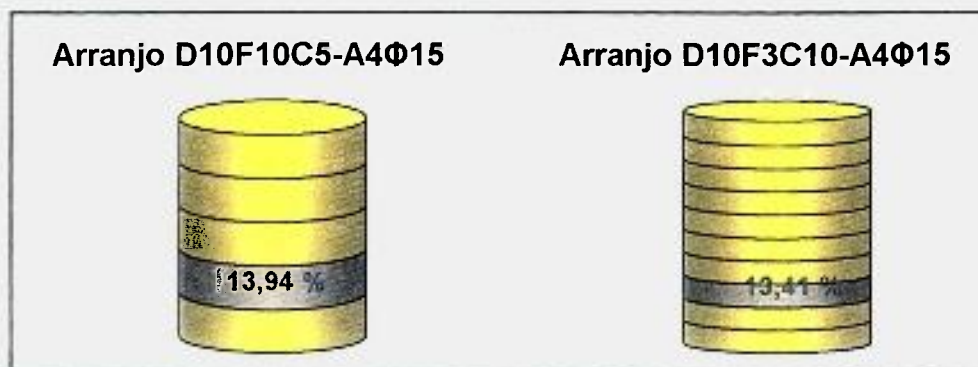


FIGURA 60 Posição da fonte e respectivo desvio percentual em relação ao valor real para a fonte posicionada na 8ª camada para os arranjos D10F10C5-A4Φ15 e D10F3C10-A4Φ15.

A TAB. 37 apresenta os valores das taxas de contagem obtidas nas 10 posições de detecção e a FIG. 61 apresenta o resultado da posição e desvio percentual em relação ao valor real da atividade para a fonte posicionada no centro da 9ª camada para os arranjos D10F3C10-A4Φ15 e D10F10C5-A4Φ15. O arranjo D10F3C10-A4Φ15 obteve o melhor desempenho com desvio percentual de 3,72 % em relação ao valor real.

TABELA 37 Taxas de contagem e respectivos erros percentuais obtidos nas posições de detecção para a fonte posicionada no centro da 9ª camada.

Posição de detecção	Taxa de Contagem (cps)	Erro %
D1	0	-
D2	0	-
D3	0	-
D4	0,60	17,9
D5	42,09	2,9
D6	90,19	1,9
D7	92,23	1,8
D8	0	-
D9	119,39	1,8
D10	5,97	5,5

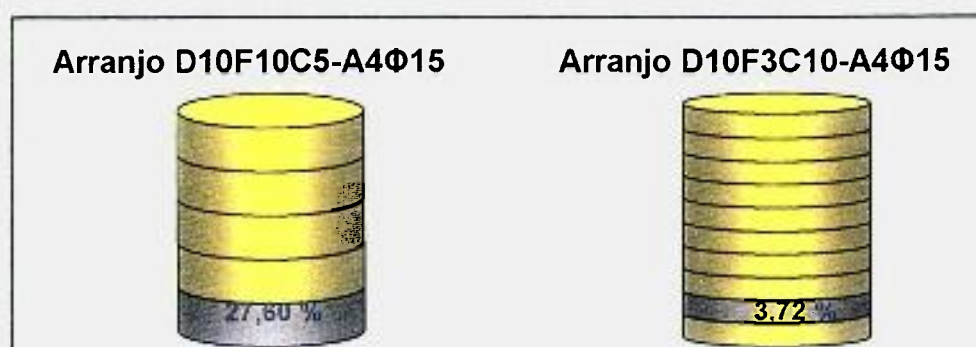


FIGURA 61 Posição da fonte e respectivo desvio percentual em relação ao valor real para a fonte posicionada na 9ª camada para os arranjos D10F10C5-A4Φ15 e D10F3C10-A4Φ15.

A TAB. 38 apresenta as taxas de contagem obtidas nas 10 posições de detecção e a FIG. 62 apresenta os resultados do posicionamento das fontes na 1ª e 5ª camadas e seus respectivos desvios percentuais em relação ao valor real. O arranjo D10F10C5-A4Φ15 apresenta melhor desempenho com desvios 3,54 % e 2,10 % que são muito inferiores em relação ao arranjo D10F3C10-A4Φ15.

TABELA 38 Taxas de contagem e respectivos erros percentuais obtidos nas posições de detecção para a fonte posicionada no centro da 1ª e 5ª camadas do tambor.

Posição de detecção	Taxa de Contagem (cps)	Erro %
D1	103,28	0,9
D2	92,31	1,0
D3	86,88	1,0
D4	87,73	1,0
D5	30,49	1,7
D6	8,06	3,4
D7	0	-
D8	76,29	1,1
D9	0,83	11,0
D10	62,87	1,2



FIGURA 62 Posição das fontes e respectivos desvios percentuais em relação ao valor real para as fontes posicionadas na 1ª e 5ª camadas do tambor.

A TAB. 39 apresenta os valores das taxas de contagem obtidas nas 10 posições de detecção e a FIG. 63 apresenta o resultado do posicionamento de uma fonte na 1ª camada do tambor, localizada em sua superfície. As medidas foram feitas simulando o tambor em rotação. Os resultados mostram que as redes neurais dos dois arranjos conseguem identificar corretamente a posição em que se encontra a fonte de ^{137}Cs e que a rede neural do arranjo D10F3C10-A4Φ15 obteve o melhor desempenho com um desvio em relação ao valor real de 4,46%.

TABELA 39 Taxas de contagem e respectivos erros percentuais obtidos nas posições de detecção para a fonte posicionada na 1ª camada com o tambor em rotação.

Posição de detecção	Taxa de Contagem (cps)	Erro %
D1	65,81	0,9
D2	49,94	1,1
D3	4,31	3,6
D4	1,37	6,5
D5	0,09	26,8
D6	0	-
D7	0	-
D8	13,00	2,1
D9	0	-
D10	0,36	12,9



FIGURA 63 Posição das fontes e respectivos desvios percentuais em relação ao valor real para uma fonte posicionada no limite da superfície da 1ª camada do tambor.

A TAB. 40 apresenta as taxas de contagem obtidas para as 10 posições de detecção e a FIG. 64 apresenta o resultado do posicionamento de uma fonte na 5ª camada do tambor, localizada em sua superfície. As medidas foram feitas simulando o tambor em rotação. Os resultados mostram mais uma vez que as redes neurais dos dois arranjos identificam de maneira correta a posição da fonte

no tambor e que o arranjo D10F3C10-A4Φ15 apresentou melhor resultado com desvio de 7,46 % em relação ao valor real.

TABELA 40 Taxas de contagem e respectivos erros percentuais obtidos nas posições de detecção para a fonte posicionada na 5ª camada com o tambor em rotação.

Posição de detecção	Taxa de Contagem (cps)	Erro %
D1	0,90	8,1
D2	2,43	4,9
D3	41,33	1,3
D4	68,87	1,0
D5	8,10	2,5
D6	2,64	4,6
D7	0,18	19,0
D8	6,64	2,8
D9	0,99	7,7
D10	43,70	1,2



FIGURA 64 Posição das fontes e respectivos desvios percentuais em relação ao valor real para uma fonte posicionada no limite da superfície da 5ª camada do tambor.

O desempenho desses dois arranjos depende da quantidade de camadas do tambor que contém fonte. Quando se simula a fonte em apenas uma

camada do tambor, o arranjo D10F3C10-A4 Φ 15 apresenta um resultado mais exato tanto na indicação do posicionamento da fonte, quanto na sua intensidade relativa. No caso em que se simula fontes em mais de uma camada do tambor, o arranjo D10F10C5-A4 Φ 15 apresenta um melhor desempenho na indicação do posicionamento e na intensidade relativa.

Esse comportamento vem a ser comprovado no momento da validação do método. No caso da fonte posicionada em apenas uma camada, o arranjo D10F3C10-A4 Φ 15 obteve um resultado aceitável tanto na indicação da posição da fonte quanto na sua atividade. Para o caso em que se utilizou duas fontes simultâneas, o arranjo D10F10C5-A4 Φ 15 respondeu corretamente acertando o posicionamento das fontes e suas atividades com um desvio percentual aceitável em relação ao valor real. Na situação em que se posiciona a fonte próxima à parede do tambor, girando-o e medindo-se em oito posições diferentes para cada posição de detecção simulando um movimento de rotação, o arranjo D10F3C10-A4 Φ 15 obteve um desempenho aceitável na indicação da posição e da atividade da fonte.

5.6 Limite de detecção do método

O limite inferior de detecção do método desenvolvido está relacionado à eficiência do detector. Para que o método forneça resultados plausíveis é preciso que o detector identifique no espectro o pico de absorção do radionuclídeo a ser medido em pelo menos cinco das dez posições de detecção. Para que isso aconteça é preciso que o detector tenha uma taxa mínima de contagens que equivale a aproximadamente 10 kBq. Dessa forma foi considerado 10 kBq como limite inferior de detecção do método.

6 CONCLUSÕES

A caracterização dos tambores de rejeito radioativo se faz necessária para que se possam atender as exigências legais para a disposição final, além da possibilidade de identificar tambores com atividades abaixo do limite de isenção. Essa prática pode minimizar o volume e reduzir custos de armazenamento temporário, tratamento e disposição final. Neste trabalho foi apresentada uma nova metodologia de análise para quantificação e localização de radionuclídeos não homogêneamente distribuídos em um tambor de rejeitos radioativos de 200 litros. A partir da implantação desta metodologia o Laboratório de Rejeitos Radioativos do IPEN poderá reavaliar os tambores de rejeito sólido compactável já armazenados, efetuando sua caracterização para uma eventual desclassificação.

Considerando-se os desempenhos dos arranjos D10F3C10-A4Φ15 e D10F10C5-A4Φ15, verificou-se que a utilização da técnica de redes neurais associada ao método de Monte Carlo mostrou ser eficiente na caracterização isotópica de tambores contendo rejeito radioativo, ainda que sua distribuição não seja homogênea.

O método desenvolvido poderá ser imediatamente aplicado para o radionuclídeo ^{137}Cs . Para a expansão da metodologia, possibilitando a determinação de outros radionuclídeos, deve-se seguir o mesmo procedimento tomando-se o cuidado de fazer as devidas correções para o efeito soma quando necessário. As redes neurais devem trabalhar separadamente, cada uma delas para determinar um radionuclídeo diferente. A aquisição do espectro é feita uma só vez para cada posição de detecção e as análises são independentes para cada pico determinado, portanto o tempo gasto para as medidas será o mesmo.

A validação do método, realizada por meio da colocação da fonte em posições pré-determinadas, simulando várias situações diferentes, mostrou que a metodologia desenvolvida é adequada para o uso pretendido.

7 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- 1 INTERNATIONAL ATOMIC ENERGY AGENCY. *The Principles of Radioactive Waste Management.*, Vienna, 1995 (Safety Series No. 111-F).
- 2 INTERNATIONAL ATOMIC ENERGY AGENCY. *Radioactive waste management glossary*, Vienna, 2003.
- 3 COMISSÃO NACIONAL DE ENERGIA NUCLEAR. Gerência de Rejeitos Radioativos em Instalações Radiativas, CNEN-NE-6.05, Rio de Janeiro, 1985.
- 4 COMISSÃO NACIONAL DE ENERGIA NUCLEAR. Seleção e escolha de locais para depósitos de rejeitos radioativos. CNEN-NE-6.06, Rio de Janeiro, 1989.
- 5 COMISSÃO NACIONAL DE ENERGIA NUCLEAR. Critérios de Aceitação para Deposição de Rejeitos Radioativos de Baixo e Médio Níveis de Radiação, CNEN-NN-6.09, Rio de Janeiro, 2002.
- 6 Lei N° 10.308, de 20 de novembro de 2001, Disponível em https://www.presidencia.gov.br/ccivil_03/Leis/LEIS_2001/L10308.htm.
- 7 COMISSÃO NACIONAL DE ENERGIA NUCLEAR. Licenciamento de Instalações Radiativas, CNEN-NE-6.02, Rio de Janeiro, 1998.
- 8 DELLAMANO, J. C. *Otimização da etapa de armazenamento de rejeitos radioativos*. 2005. Tese (Doutorado) – Instituto de Pesquisas Energéticas e Nucleares, São Paulo.

- 9 INTERNATIONAL ATOMIC ENERGY AGENCY. ***Near Surface Disposal of Radioactive Waste: Safety Requirements***, Vienna, 1999 (Safety Standards Series, No. WS-R-1).
- 10 BRIESMEISTER, J.F. (Ed.). MCNPTM – A General Monte Carlo N-Particle Transport Code, Version 4C, LA-13709-M, Los Alamos National Laboratory, Los Alamos, New Mexico, December 2000.
- 11 INTERNATIONAL ATOMIC ENERGY AGENCY. ***Principles for the Exemption of Radiation Sources and Practices from Regulatory Control***. Vienna, 1988 (Safety Series No. 89)
- 12 INTERNATIONAL ATOMIC ENERGY AGENCY. ***Clearance of Materials Resulting from the Use of Radionuclides in Medicine, Industry and Research.***, Vienna, 1998 (IAEA-TECDOC-1000).
- 13 KNOLL, G. F. ***Radiation detection and measurement*** 2. ed. Wiley, Singapore, 1979.
- 14 KOVÁCS, Z.L. ***Redes neurais artificiais: Fundamentos e aplicações***, Edição Acadêmica. São Paulo, 1996.
- 15 HAYKIN, S. ***Neural networks: A comprehensive foundation***, Macmillan, New York, N.Y., 1994.
- 16 HAYKIN, S. ***Adaptive filter theory***, 2. ed. Englewood Cliffs, Prentice Hall, N.J., 1991.
- 17 MATLAB, The Language of Technical Computing, version 7.0.4.365 (R14) Service Pack 2: The MathWorks Inc., 2005. "Neural Network Toolbox 4.0.1".

- 18 POWELL, M. J. D. *Restart procedures for the conjugate gradient method*, **Mathematical Programming**, v. 12, pp. 241-254, 1977.
- 19 BEALE, E. M. L. *A derivation of conjugate gradients," in F. A. Lootsma, ed., Numerical methods for nonlinear optimization*, London: Academic Press, 1972.
- 20 DOBRIN, R. I.; DULAMA, C. N.; TOMA, AL. Shell source method in radwaste assay. **Rom. Journ. Phys.**, v. 49, N^{os} 5-6, p. 517-521, 2004.
- 21 BRUGGEMAN, M.; GERITS, J.; CARCHON, R. A minimum biased Shell-source method for the calibration of rad waste assay systems. **Appl. Radiat. Isot.**, v. 51, p. 255-259, 1999.
- 22 LIANG, J. H.; JIANG, S. H.; CHOU, G. T. A theoretical investigation of calibration methods for radwaste radioactivity detection systems. **Appl. Radiat. Isot.**, v. 47, N° 7, p. 669-675, 1996.
- 23 BRUGGEMAN, M.; CARCHON, R. Solidang, a computer code for the computation of the effective solid angle and correction factors for gamma spectroscopy waste assay. **Appl. Radiat. Isot.**, v. 52, p. 771-776, 2000.
- 24 BULL, R. K.; ADSLEY, I.; DAVIES, M. M. A system for monitoring the activities of gamma-emitting nuclides in drums of active waste **Nucl. Energ.**, v. 35, p. 427-434, 1996.
- 25 ASHRAFI, A.; LIKAR, A.; VIDMAR, T. Precise modeling of a coaxial HPGe detector. **Nucl. Instrum. Methods Phys. Res. Sect. A**, v. 438, p. 421-428, 1999.

- 26 LABORIE, J.-M.; PETIT, G.; ABT, D.; GIRARD, M. Monte Carlo calculation of the efficiency calibration curve and coincidence-summing corrections in low-level gamma-ray spectrometry using well-type HPGe detectors. ***Appl. Radiat. Isot.***, v. 53, p. 57-62, 2000.
- 27 TALAVERA, M.G.; NEDER, H.; DAZA, M.J.; QUINTANA, B. Towards a proper modeling of detector and source characteristics in Monte Carlo simulations. ***Appl. Radiat. Isot.***, v. 52, p. 777-783, 2000.
- 28 VOJTYLA, P.; POVINEC, P.P. A Monte Carlo simulation of background characteristics of low-level HPGe detectors. ***Appl. Radiat. Isot.***, v. 53, p. 185-190, 2000.
- 29 HURTADO, S.; GARCÍA-LEÓN, M.; GARCÍA-TENORIO, R. Monte Carlo simulation of the response of a germanium detector for low-level spectrometry measurements using GEANT4. ***Appl. Radiat. Isot.***, v. 61, p. 139-143, 2004.
- 30 KORUN, M.; VIDMAR, T. Monte Carlo calculations of the total-to-peak ratio in gamma-ray spectrometry. ***Appl. Radiat. Isot.***, v. 52, p. 785-789, 2000.
- 31 LUDINGTON, M.A.; HELMER, R.G. High accuracy measurements and Monte Carlo calculations of the relative efficiency curve of na HPGe detector from 433 to 2754 keV. ***Nucl. Instrum. Methods Phys. Res. Sect. A***, v. 446, p. 506-521, 2000.
- 32 HARDY, J.C.; IACOB, V.E.; SANCHEZ-VEJA, M.; EFFINGER, R.T.; LIPNIK, P.; MAYES, V.E.; WILLIS, D.K.; HELMER, R.G. Precise efficiency calibration

- of an HPGe detector: source measurements and Monte Carlo calculations with sub-percent precision. *Appl. Radiat. Isot.*, v. 56, p. 65-69, 2002.
- 33 SIMA, O. Applications of Monte Carlo calculations to gamma-spectrometric measurements of environmental samples. *Appl. Radiat. Isot.*, v. 47 (9/10), p. 919-923, 1996.
- 34 ARNOLD, D.; SIMA, O. Extension of the efficiency calibration of germanium detectors using GESPECOR software. *Appl. Radiat. Isot.*, v. 61, p. 117-121, 2004.
- 35 SIMA, O.; ARNOLD, D. Transfer of the efficiency of Germanium gamma-ray detectors using the GESPECOR software. *Appl. Radiat. Isot.*, v. 56, p. 71-75, 2002.
- 36 SIMA, O.; CAZAN, I.L.; DINESCU, L.; ARNOLD, D.. Efficiency calibration of high volume samples using the GESPECOR software. *Appl. Radiat. Isot.*, v. 61, p.123-127, 2004.
- 37 BARRERA, M.; RAMOS-LERATE, I.; LIGERO, R.A., CASAS-RUIZ, M. Optimization of sample height in cylindrical geometry for gamma spectrometry measurements. *Nucl. Instrum. Methods Phys. Res. Sect. A*, v. 421, p. 163-175, 1999.
- 38 LIANG, J.H.; JIANG, S.H.; CHOU, J.T.; CHEN, C.C.; LIN, S.W.; LEE, C.H.; CHIOU, S.T. Parametric study of shell-source method for calibrating radwaste radioactivity detection systems. *Appl. Radiat. Isot.*, v. 49(4), p. 361-368, 1998.

- 39 SHI, H.X.; CHEN, B.X.; LI, T.Z.; YUN, D. Precise Monte Carlo simulation of gamma-ray response functions for an NaI(Tl) detector. *Appl. Radiat. Isot.*, v. 57, p. 517-524, 2002.
- 40 BERGER, M.J.; SELTZER, S.M. Response functions for sodium iodide scintillation detectors. *Nucl. Instrum. Methods Phys. Res.*, v. 104, p. 317-332, 1972.
- 41 SAITO, K.; MORIUCHI, S. Monte Carlo calculations of accurate response functions for na NaI(Tl) detector for gamma rays. *Nucl. Instrum. Methods Phys. Res.*, v. 185, p. 299-308, 1981.
- 42 RÓDENAS, J.; MARTINAVARRO, A; RIUS, V. Validation of the MCNP code for the simulation of Ge-detector calibration. *Nucl. Instrum. Methods Phys. Res. Sect. A*, v. 450, p. 88-97, 2000.
- 43 BRONSON, F.L.; WANG, L. Validation of the MCNP Monte Carlo code for germanium detector gamma efficiency calibrations. In: WASTE MANAGEMENT 1996 CONGRESS, February 28, 1996, Tucson, AZ. *Proceedings...*, Tucson, AZ, 1996.
- 44 ABBAS, K.; SIMONELLI, F.; D'ALBERTI, F.; FORTE, M.; STROOSNIJDER, M.F. Reliability of two calculation codes for efficiency calibrations of HPGe detectors. *Appl. Radiat. Isot.*, v. 56, p. 703-709, 2002.
- 45 COUTANT, C.R.; MOULIN, V.; SAUZE, R.; RIZO, P.; CASAGRANDE, J.M. Estimation of the matrix attenuation in heterogeneous radioactive waste drums using dual-energy computed tomography. *Nucl. Instrum. Methods Phys. Res. Sect. A*, v. 422, p. 949-956, 1999.

- 46 MALEKA, P. P.; MAUCEC, M. Monte Carlo uncertainty analysis of germanium detector response to γ -rays with energies below 1 MeV. ***Nucl. Instrum. Methods Phys. Res. Sect. A***, v. 538, 631-639, 2005.
- 47 PILATO, V.; TOLA, F.; MARTINEZ, J. M.; HUVER, M. Application of neural networks to quantitative spectrometry analysis. ***Nucl. Instrum. Methods Phys. Res. Sect. A***, v. 422: 423-427, 1999.
- 48 BRAGA, C. C. ***Aplicação da técnica de redes neurais em espectrometria e dosimetria de nêutrons, utilizando esferas de Bonner e folhas de ativação***. 2001. Tese (Doutorado) – Instituto de Pesquisas Energéticas e Nucleares, São Paulo.
- 49 KARDAN, M. R.; SETAYESHI, S.; KOOHI-FAYEGH, R.; GHIASSI-NEJAD, M. Nêutron spectra unfolding in Bonner spheres spectrometry using neural networks. ***Radiat. Prot. Dosim.***, v. 104 (1), p. 27-30, 2003.
- 50 YOSHIDA, E.; SHIZUMA, K.; ENDO, S.; OKA, T. Application of neural networks for the analysis of gamma-ray spectra measured with a Ge spectrometer. ***Nucl. Instrum. Methods Phys. Res. Sect. A***, v. 484, p. 557-563, 2002.
- 51 OLMOS, P.; DIAZ, J. C.; PEREZ, J. M.; GARCIABELMONTE, G.; GOMEZ, P.; RODELLAR, V. Application of neural network techniques in gamma spectroscopy. ***Nucl. Instrum. Methods Phys. Res. Sect. A***, v. 312 (1-2), p. 167-173, 1992.
- 52 AHMSA – Laminados en Frio – ASTM A-366. Disponível em <http://www.ahmsa.com/acero/Acero-AHMSA/lamina-fria/astm-a-366.htm>. Acesso em 14/05/2003.

- 53 MORRISON, R.; BOYD, R. Organic chemistry. 3. ed. Boston, Massachusetts: Allyn and Bacon, 1973.
- 54 MICROSOFT Visual Basic, version 6.0: Microsoft Corporation, 1998.
- 55 COMISSÃO NACIONAL DE ENERGIA NUCLEAR. Gerência de Rejeitos Radioativos em Instalações Radiativas, CNEN-NE-6.05, CNEN, Rio de Janeiro, 1985.
- 56 INTERWINNER, version 4.1 (Build 1056): Eurisys Measure.