

INSTITUTO DE ENGENHARIA NUCLEAR

PHILIPPE NETTO BELACHE PEIXOTO

**DETERMINAÇÃO DE FRAÇÕES DE VOLUME EM FLUXOS BIFÁSICOS ÓLEO-
GÁS E ÁGUA-GÁS UTILIZANDO REDES NEURAIS ARTIFICIAIS E
DENSITOMETRIA GAMA**

Rio de Janeiro

2016

PHILIPPE NETTO BELACHE PEIXOTO

**DETERMINAÇÃO DE FRAÇÕES DE VOLUME EM FLUXOS BIFÁSICOS ÓLEO-
GÁS E ÁGUA-GÁS UTILIZANDO REDES NEURAIS ARTIFICIAIS E
DENSITOMETRIA GAMA.**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação em Ciência e Tecnologia Nucleares do Instituto de Engenharia Nuclear da Comissão de Energia Nuclear, como parte dos requisitos necessários para a obtenção do Grau de Mestre em Ciência e Tecnologia Nucleares – Profissional em Aplicações de Técnicas Nucleares.

Orientador: Dr. César Marques Salgado

Rio de Janeiro

2016

PEIX Peixoto, Philippe Netto Belache

Determinação de frações de volume em fluxos bifásicos óleo-gás e água-gás utilizando redes neurais artificiais e densitometria gama / Philippe Netto Belache Peixoto. -- Rio de Janeiro: CNEN/IEN, 2016.

91f. : il. ; 31cm

Orientador: César Marques Salgado

Dissertação (Mestrado em Ciência e Tecnologia Nucleares) – Instituto de Engenharia Nuclear, PPGIEN, 2016.


1. Atenuação de Raios Gama 2. Fração de Volume 3. Regime Estratificado Liso 4. Escoamento Bifásico 5. Código MCNP-X 6. Rede Neurais Artificiais 7. Título

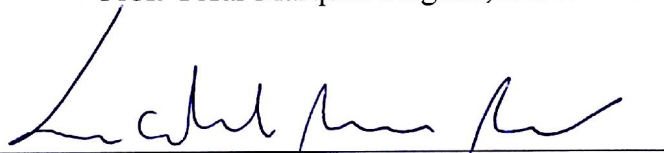
“DETERMINAÇÃO DE FRAÇÕES DE VOLUME EM FLUXOS BIFÁSICOS ÓLEO-
GÁS E ÁGUA-GÁS UTILIZANDO REDES NEURAIS ARTIFICIAIS E
DENSITOMETRIA GAMA”

Philippe Netto Belache Peixoto

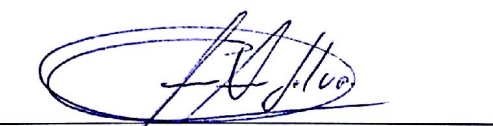
DISSERTAÇÃO SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA E TECNOLOGIA NUCLEARES DO INSTITUTO DE ENGENHARIA NUCLEAR COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM CIÊNCIA E TECNOLOGIA NUCLEARES.


Aprovada por:


Prof. César Marques Salgado, D.Sc.


Prof. Luís Eduardo Barreira Brandão, D.Sc.


Prof. Claudio de Carvalho Conti, D.Sc.


Prof. Ademir Xavier da Silva, D.Sc.


Prof. Roberto Schirru, D.Sc.

RIO DE JANEIRO, RJ - BRASIL
ABRIL DE 2016

Dedicatória

Dedico esta monografia a Deus, pois nada em minha vida acontece sem que seja da sua vontade.

Dedico principalmente aos meus pais, José Carlos e Vânia, meu irmão Gabriel e minha namorada Nathalia que me servem de exemplo e me ajudam a cada vez mais buscar um maior conhecimento e cultura.

Agradecimentos

Agradeço ao meu orientador César Marques Salgado que é minha referência como profissional e ser humano, motivo de exemplo pelo vasto conhecimento técnico e experiência que me foram passados de maneira ímpar sendo uma peça fundamental para que eu chegasse ao objetivo que agora alcanço.

Ao doutor Luis Eduardo Barreira Brandão, que me auxiliou nos experimentos, passando sua vasta experiência no laboratório de radiotraçadores e contribuindo com ideias para melhorar o resultado final.

Aos professores que contribuíram como exemplos profissionais e com o conhecimento compartilhado por eles para a minha formação.

À minha namorada, Nathalia Salles Farias, que me ajudou com conhecimentos, paciência e carinho durante os momentos difíceis.

Ao meu amigo, Marcos Santana, que sempre me ajudou a solucionar dúvidas técnicas e suporte a tudo que estivesse ao seu alcance.

Aos meus pais, José Carlos e Vânia e ao meu irmão Gabriel, que sempre presentes, me apoiaram de maneira única.

Aos órgãos de fomento CNPq, FAPERJ e CAPES, ao IEN e CNEN que de forma direta ou indireta proporcionaram esse trabalho.

À aluna de mestrado Caroline Barbosa, que me ajudou em algumas dificuldades durante a tese.

À minha cunhada, Juliana Salles, que me deu suporte nas correções deste trabalho.

Epígrafe

“Tudo quanto vive, vive porque muda; muda porque passa; e, porque passa, morre. Tudo quanto vive perpetuamente se torna outra coisa, constantemente se nega, se furta à vida.”.

(Fernando Pessoa)

RESUMO

Este trabalho apresenta uma metodologia baseada nos princípios de atenuação de raios gama para a identificação de frações de volume em sistemas bifásicos compostos por óleo-gás e água-gás que são encontrados na indústria petrolífera *offshore* e *onshore*. Esta metodologia baseia-se no reconhecimento de contagens por segundo no fotopico da fonte de radiação, utilizando um sistema de detecção composto por um detector de NaI(Tl), uma fonte de Cs¹³⁷ sem colimação posicionada a 180° com relação ao detector em um regime de fluxo estratificado liso. A modelagem matemática para a simulação computacional utilizando o código *Monte Carlo N-Particle eXtended* (MCNP-X) foi realizada utilizando as medições experimentais das características do detector (resolução energética e eficiência), das características dos materiais água e óleo (densidade e coeficiente de atenuação) e a medição das frações de volume. Para a predição destas frações foram utilizadas redes neurais artificiais (RNAs) e para se obter um treinamento adequado das RNAs para a predição das frações de volume foram simuladas no código MCNP-X um maior número de frações de volume. Dados experimentais foram utilizados no conjunto de padrões necessários para a validação das RNAs e os dados gerados por meio do código computacional MCNP-X foram utilizados nos conjuntos de treinamento e teste das RNAs. Foram utilizadas RNAs do tipo *feed-forward Multilayer Perceptron* (MLP) e analisadas duas funções de treinamento, *Levenberg-Marquadt* (LM) e gradiente descendente com momento (GDM), ambas utilizando o algoritmo de treinamento *Backpropagation*. As RNAs identificaram corretamente as frações de volume no sistema multifásico, com erros relativos médios inferiores a 1,21 %, possibilitando a aplicação desta metodologia para tal propósito.

Palavras-chave: Atenuação de raios gama, Fração de volume, Regime Estratificado Liso, Escoamento Bifásico, Código MCNP-X, Redes Neurais Artificiais.

ABSTRACT

This study presents a methodology based on the principles of gamma ray attenuation to identify volume fractions in biphasic systems composed of oil-gas-water and gas which are found in the offshore oil industry. This methodology is based on the acknowledgment counts per second on the photopeak energy using a detection system composed of a NaI (TI) detector, a source of Cs137 without collimation positioned at 180 ° relative to the detector on a smooth stratified flow regime. The mathematical modeling for computational simulation using the code MCNP-X was performed using the experimental measurements of the detector characteristics (energy resolution and efficiency), characteristics of the material water and oil (density and coefficient attenuation) and measurement of the volume fractions. To predict these fractions were used artificial neural networks (ANNs), and to obtain an adequate training the ANNs for the prediction of volume fractions were simulated a larger number of volume fractions in MCNP-X. The experimental data were used in the set data necessary for validation of ANNs and the data generated using the computer code MCNP-X were used in training and test sets of the ANNs. Were used ANNs of type feed-forward Multilayer Perceptron (MLP) and analyzed two functions of training, Levenberg-Marquardt (LM) and gradient descent with momentum (GDM), both using the Backpropagation training algorithm. The ANNs identified correctly the volume fractions of the multiphase system with mean relative errors lower than 1.21 %, enabling the application of this methodology for this purpose.

Keywords: Gamma densitometry, Volume fraction, Smooth Stratified Flow Regime, Biphasic Flows, MCNP-X, Artificial Neural Networks.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Tipos de Regime (Fonte: VILLELA, 2004).....	16
Figura 2: Ocorrências possíveis durante a penetração. (Fonte: TAUHATA, 2003) ...	24
Figura 3: Diagrama esquemático do efeito fotoelétrico, com um fóton interagindo com um elétron orbital da camada K de um átomo. (Fonte: COSTA, 2010)	25
Figura 4: Representação do efeito Compton. (Fonte: TAUHATA, 2013).....	27
Figura 5: Comparação entre boa e resolução ruim de um detector e capacidade de distinção de duas energias próximas. (Fonte: PEIXOTO, 2016).....	31
Figura 6: Fatores que contribuem para uma boa ou má resolução de um detector. (Fonte: PEIXOTO, 2016).....	32
Figura 7: Modelo de neurônio Biológico. (Fonte: SALGADO, 2010)	39
Figura 8: Modelo de neurônio artificial. (Fonte: SALGADO, 2010).....	39
Figura 9: Estrutura de uma RNA do tipo MLP. (Fonte: SALGADO, 2010).	40
Figura 10: Dimensões e materiais do detector de NaI(Tl) utilizado. (Fonte: SALGADO, 2010)	45
Figura 11: Sistema de medição composto por: a) Fonte de alta tensão; b) Pré-amplificador; c) Amplificador; d) Osciloscópio. (Fonte: PEIXOTO, 2016).....	46
Figura 12: Modulo do qual foram utilizados o contador e o temporizador. (Fonte: PEIXOTO, 2016)	47
Figura 13: Balança digital de precisão. (Fonte: PEIXOTO, 2016)	48
Figura 14: Sistema Purificador de água. (Fonte: PEIXOTO, 2016).....	49
Figura 15: Dimensões em milímetros da sessão de testes. (Fonte: PEIXOTO, 2016)	50
Figura 16: Colimador com abertura de 4,75 mm. (Fonte: PEIXOTO, 2016).....	51
Figura 17: Detector posicionado no suporte para medição da resolução. (Fonte: PEIXOTO, 2016)	54
Figura 18: Medição da emissão para o Tântalo: a) Emissão Inicial; b) Emissão final. (Fonte: PEIXOTO, 2016).....	59
Figura 19: Medição da emissão para o óleo: a) Emissão Inicial; b) Emissão final. (Fonte: PEIXOTO, 2016).....	60
Figura 20: Geometria utilizada para medição das frações de volume. (Fonte: PEIXOTO, 2016)	61

Figura 21: Representação dos dados utilizados para o cálculo da fração de volume. (Fonte: PEIXOTO, 2016).....	62
Figura 22: Modelagem matemática da geometria utilizada para a medição das frações de volume. (Fonte: PEIXOTO, 2016)	64
Figura 23: Distribuição dos dados nos conjuntos de treinamento da RNA. (Fonte: PEIXOTO, 2016)	66
Figura 24: Gráfico utilizado para determinar a tensão de operação do detector.....	69
Figura 25: FWHM obtidas experimentalmente.	70
Figura 26: Resolução do detector de NaI(Tl) utilizado em função da energia.	70
Figura 27: Comparação da forma dos espectros experimentais e simulados no código das fontes de: a) Amerício-241; b) Bário-133; c) Sódio-22; d) Césio-137.	71
Figura 28: Dimensões do detector utilizado considerando o volume não efetivo.	72
Figura 29: Comparação da eficiência absoluta experimentais e simuladas.	73
Figura 30: Distribuição de altura de pulso para diferentes frações de volume obtidas experimentalmente para a geometria água-gás.	76
Figura 31: Fração de volume do tubo preenchido por água obtidos experimentalmente e por simulação computacional.	77
Figura 32: Distribuição de altura de pulso para diferentes frações de volume obtidas experimentalmente para a geometria óleo-gás.	78
Figura 33: Fração de volume do tubo preenchido por óleo obtidos experimentalmente e por simulação computacional.	78
Figura 34:Fração de volume calculadas por regressão linear nos sistemas:A) Água-gás; B)Óleo-gás.	80
Figura 35: Arquiteturas com melhor desempenho para as funções de treinamento LM (4 neurônios) e GDM (7 neurônios). (Fonte: PEIXOTO, 2016).....	81

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Dados das fontes utilizadas no trabalho. (Fonte: PEIXOTO, 2016)	44
Tabela 2: Carecterísticas do óleo fornecidas pelo fabricante. (Fonte: PETROBRAS..., 2015)	49
Tabela 3: Valores para os coeficientes da Equação 18 obtidos pelo ajuste ao polinômio de grau 2.	80
Tabela 4: Coeficientes de regressão nas etapas de treinamento, teste, validação e em todas as etapas.	82
Tabela 5: Comparação entre as melhores arquiteturas para cada função de treinamento e conjunto de dados.	82
Tabela 6: Distribuição dos erros relativos aos dados experimentais nas duas arquiteturas de rede para água-gás e óleo-gás.....	83

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ANN	– <i>Artificial Neural Network</i>
BG	– <i>Background Radiation</i>
CPS	– Contagens por segundo
CZT	– Detector semicondutor de Telureto de Cádmio e Zinco
EGS4	– Código de Monte Carlo (<i>Eléctron Gamma Shower version 4</i>)
FWHM	– Largura total à meia altura do fotopico (<i>Full Width at Half Maximum</i>)
GDM	– Função de treinamento de gradiente descendente com momento
GEB	– <i>Gaussian Energy Broadening</i> (commando disponibilizado no MCNP-X)
LM	– Função de treinamento de <i>Levenberg-Marquadt</i>
MCNP	– <i>Monte Carlo N-Particle</i> : Código de computador para transporte de nêutron e fóton
MCNP-X	– <i>Monte Carlo N-Particle eXtended</i>
MLP	– Arquitetura de rede <i>feed-forward Multilayer Perceptron</i>
RNA	– Rede Neural Artificial

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO	15
1.1. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	17
1.2. OBJETIVO	22
1.3. RELEVÂNCIA	23
2. FUNDAMENTOS TEÓRICOS	24
2.1. INTERAÇÃO DA RADIAÇÃO GAMA COM A MATÉRIA.....	24
2.1.1. Efeito Fotoelétrico	25
2.1.2. Espalhamento	26
2.1.2.1. Espalhamento Coerente ou Efeito <i>Rayleigh</i>	26
2.1.2.2. Espalhamento Incoerente ou <i>Compton</i>	27
2.2. ATENUAÇÃO DE RAIOS GAMA	27
2.3. DETECÇÃO DE RADIAÇÃO IONIZANTE.....	29
2.4. DETECTORES DE NaI(Tl).....	30
2.5. MÉTODO DE MONTE CARLO	33
2.5.1. Código MCNP-X	34
2.6. REDES NEURAIS ARTIFICIAIS	38
2.6.1. Redes Neurais Artificiais Multicamadas	40
2.6.2. Conjunto de treinamento	40
2.6.2.1. Algoritmo de Treinamento de Retropropagação do Erro (<i>Back-propagation</i>)	41
2.6.2.2. Validação Cruzada.....	42
3. MATERIAIS E MÉTODOS.....	44
3.1. MATERIAIS.....	44
3.1.1. Fontes de Radiação.....	44
3.1.2. Instrumentação Experimental.....	45
3.1.3. Materiais Óleo e água.....	48
3.1.4. Sessão de testes estática	49
3.1.5. Suportes para detector e colimador	50
3.2. MÉTODOS	51
3.2.1. Características do detector de NaI(Tl)	52
3.2.1.1. Tensão de operação	52
3.2.1.2. Resolução de energia	53
3.2.1.3. Eficiência de detecção	55
3.2.2. Características dos Materiais	57

3.2.2.1.	Densidade dos materiais.....	57
3.2.2.2.	Coeficiente de atenuação do óleo	58
3.2.3.	Medição das frações de volume	60
3.2.4.	Predição de frações de volume por redes neurais	65
4.	RESULTADOS	68
4.1.	CARACTERÍSTICAS DO DETECTOR DE NaI(Tl).....	68
4.1.1.	Tensão de operação	68
4.1.2.	Resolução do detector	69
4.1.3.	Eficiência de detecção	72
4.2.	CARACTERÍSTICAS DOS MATERIAIS.....	73
4.2.1.	Densidades dos materiais	74
4.2.2.	Medição do coeficiente de atenuação dos materiais	74
4.3.	MEDIÇÃO DAS FRAÇÕES DE VOLUME.....	75
4.3.1.	Geometria com Água e Gás	76
4.3.2.	Geometria com Óleo e Gás	77
4.3.3.	Determinação das frações de volume por equações matemáticas.....	79
4.4.	PREDIÇÃO DE FRAÇÕES DE VOLUME POR REDES NEURAS	81
5.	CONCLUSÃO.....	84
	REFERÊNCIAS.....	86

1. INTRODUÇÃO

Na indústria petrolífera, o escoamento de fluidos é visto de forma frequente na coluna de produção dos poços e nos dutos de produção onde ocorre o transporte de fluidos multifásicos na forma líquida (água, óleo) e na fase gasosa (gás). O termo fase é definido como um componente fisicamente distinto e separável do sistema, um escoamento multifásico é determinado como sendo duas ou mais fases fluindo simultaneamente por uma tubulação ou duto.

A produção *offshore* exige que o fluido multifásico percorra grandes distâncias antes de chegar à unidade de separação. Nos últimos anos, com a descoberta da camada de pré-sal, a produção está se expandindo a profundidades cada vez maiores o que torna os custos associados ainda maiores e submete os equipamentos a condições de operação ainda mais severas, fazendo com que se torne indispensável a realização de pesquisas para a viabilização e otimização de equipamentos e processos relacionadas ao transporte de fluidos multifásicos.

Além do dimensionamento dos dutos de produção, é importante determinar a composição do fluido dentro da tubulação de transporte em diferentes regimes de fluxo, com a finalidade de se ter um projeto adequado da unidade de separação presente na plataforma de produção.

O regime de fluxo depende principalmente das velocidades de cada fase e da relação entre elas, que no caso da produção *offshore*, se baseia na velocidade das fases líquida e gasosa e na relação gás/líquido.

De acordo com a representação da Figura 1 em velocidades muito altas do líquidos e baixas relações gás/líquido, observa-se o regime de bolhas dispersas. Para baixas velocidades de líquido e gás é esperado um fluxo estratificado liso ou estratificado ondulado. Para velocidades intermediárias do líquido, são formadas ondas rolantes de líquidos. Com o aumento da velocidade, as ondas rolantes crescem até formarem um fluxo com tampões ou um fluxo de golfadas. Para velocidades de gás muito altas, o fluxo anular é notado.



Figura 1: Tipos de Regime (Fonte: VILLELA, 2004)

Neste trabalho, os estudos serão realizados com base no regime estratificado liso, baseado no estudo feito por Peixoto (2015), que comprovou esta ser a geometria adequada para a medição de frações de volume e também por motivos de montagem da sessão de teste.

A técnica de medição multifásica não invasiva utilizando técnicas nucleares, não altera as condições operacionais e é capaz de medir a vazão e as frações de volume de forma contínua, precisa e em tempo real. Isto permite um projeto adequado na unidade de separação e o acompanhamento da produção do poço de petróleo sem interrupção da produção e em qualquer condição operacional, assim como diversas vantagens em relação a técnicas de medição convencionais, tais como:

- Redução de custos;
- Aumento de produtividade do poço;
- Maior durabilidade, pois os detectores não ficam em contato direto com o meio que é abrasivo;
- Possui um sistema compacto, podendo ser instalado diretamente aos oleodutos;
- Possibilidade de operar em condições severas devida a profundidade de operação (camada de pré-sal).

A utilização de técnicas nucleares também é capaz de identificar o regime de fluxo dentro dos dutos.

A determinação das frações de volume, regimes de fluxo, vazão e velocidade do fluido através de técnicas nucleares ao mesmo tempo que é uma ótima e importante solução também é uma tarefa extremamente complexa, devido a interação das fases existentes e as diferentes composições do óleo, que variam de acordo com cada poço e região, dificultando a determinações dos coeficientes de atenuação de raios gama, tendo em vista que as variações de composição do óleo são pequenas, o que pode reduzir a precisão das medições.

No entanto, as medições de vazão e velocidade do fluido dependem da identificação dos regimes de fluxo, portanto, a identificação correta do regime de fluxo pode aumentar a precisão das medidas.

Para a simulação das condições realizadas experimentalmente, utilizaremos o código MCNP-X, representando a geometria de medição utilizada, que é próxima à realidade. A utilização do código tem como objetivo realizar a contagem de um maior número de frações de volume em um menor tempo de medição e exposição à radiação. Com as medições experimentais foi possível avaliar a modelagem proposta, que reproduziu a geometria experimental de verificar se a técnica proposta é utilizável e possui precisão na medição.

Para automatizar a identificação de volume, foram avaliadas duas possibilidades, uma por equações matemáticas e a segunda utilizando RNAs.

1.1. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Abouelwafa e Kendall (1980) aplicaram a técnica de atenuação de raios gama utilizando duas energias de raios gama, Co^{57} (122 keV) e Ba^{133} (365 keV), para medir, de maneira estática, a fração de volume de misturas trifásicas de ar, água e óleo. Para isto, foi adotada uma geometria com feixe unidirecional (*pencil beam*) e detector de Germânio ($\text{Ge}(\text{Li})$). Os erros nas medidas de fração de gás foram de $\pm 1\%$ e na fração de óleo e água de $\pm 10\%$.

Rebgetz et al. (1991) mostraram erros de menos de 5% para a medição frações de volume de gás, água e óleo em misturas homogêneas. Estes valores foram obtidos

utilizando uma geometria com feixe *pencil beam* usando a técnica de atenuação de radiação gama com duas energias (59,5 keV e 356 keV). Os autores descrevem que esta técnica tem potencial para se tornar mais abrangente e desta forma determinar em tempo real as frações de volume de cada componente.

Bishop e James (1993) introduziram a utilização da técnica de RNA para ajudar no reconhecimento do regime de fluxo e obtenção da fração de volume de fase (misturas de gás, água e óleo). Utilizando a técnica de atenuação gama de duas energias de 662 keV (Cs^{137}) e 1,33 MeV (Co^{60}), seis feixes (três verticais e três horizontais) do tipo *pencil beam* e seis detectores pontuais foram utilizados para o treinamento da rede. Foram comparadas, treinadas e testadas com simulações computacionais, redes de diversas complexidades.

Roach et al. (1995) e Hartley et al. (1995) desenvolveram um sistema de medição baseado na emissão de raios gama, que foram testados em uma plataforma de produção de petróleo, com a finalidade de medir a vazão mássica de água, gás e óleo em tubulações utilizando dois medidores: o primeiro usa uma única energia e o segundo duas. As vazões foram determinadas com erro relativo de 8,9% para o óleo, 5,2 % para a água e 8,2 % para o gás.

Van Santen e Kolar (1995) comprovaram teoricamente que a utilização de uma terceira fonte de energia reduz fortemente os erros sistemáticos na determinação da fração de volume de água sobre a fase líquida (*watercut*) resultante das variações espacial e temporal na composição da mistura gás, óleo e água. A terceira energia do fóton proposta deve ser significativamente maior do que as demais energias utilizadas, objetivando fornecer uma medida independente. No fluxo de bolhas os erros sistemáticos absolutos foram menores do que 1 %.

Åbro et al. (1999) desenvolveram um sistema de medição para a determinação de frações de volume e identificação do regime de fluxo (homogêneo, estratificado e anular) em tubulações de óleo e gás. Este sistema é baseado na técnica de atenuação de raios gama de feixes múltiplos utilizando uma fonte de Am^{241} e 3 detectores semicondutores de telureto de cádmio e zinco (CZT). Para converter os espectros obtidos em frações de volume e tipo de regime foram utilizadas RNAs treinadas por

dados simulados no código de monte carlo *elétron gamma shower version 4* (EGS4) (NELSON et al., 1985), que se baseia no método de Monte Carlo, e testadas a partir de dados experimentais. Este sistema de medição foi capaz de determinar as frações de volume com um erro de 3 % para todos os regimes de fluxo sendo capaz de distinguir os 3 tipos de regime de fluxo.

Malayeri et al. (2003) utilizaram RNAs de base radial para determinar frações de vazio em sistemas com temperaturas elevadas e variáveis. O banco de dados da RNA é composto por medições experimentais em uma tubulação de 2,42 cm de diâmetro numa faixa operacional onde flui um sistema bifásico ar-água (*upward*). Os dados de treinamento da rede foram vazão volumétrica, razão de diferença de densidade e número de weber, que foram obtidos experimentalmente. A comparação entre o resultado da rede e os dados experimentais mostraram o erro relativo médio de 3,6 % para o treinamento e 5,8 % para dados não vistos no treinamento. Os autores também comprovaram que os dados experimentais e gerados pela RNA são qualitativamente consistentes, o que demonstra que a RNA pode ser uma importante ferramenta para a determinação de frações de vazio.

Salgado et al. (2006) utilizaram RNAs do tipo MLP baseadas no algoritmo de aprendizagem de retropropagação de erro para a determinação de frações de volume no regime de fluxo anular estático. As medidas foram realizadas com uma geometria utilizando um feixe unidirecional (*pencil beam*) utilizando a transmissão de raios gamas através do código matemático MCNP-4B (BRIESMEISTER, 1997). O estudo buscou avaliar a potencialidade das simulações do código MCNP e RNAs na predição de volume em escoamentos trifásicos. Foi analisado que a medida é muito dependente do regime de fluxo. Salgado et al. (2007a, 2007b) avançaram nas pesquisas e estudaram feixe de emissão largo, transmitidos e espalhados.

Salgado et al. (2009) desenvolveram uma metodologia para identificação dos regimes de fluxo (anular, estratificado e homogêneo) em sistemas multifásicos ar-água-óleo. O sistema é composto por dois detectores de NaI(Tl) que medem os feixes transmitido e espalhado para adquirir os dados e utiliza RNAs para o reconhecimento das distribuições de altura de pulso oriundas de emissões gama de duas energias (59 KeV do Am²⁴¹ e 662 KeV do Cs¹³⁷). O conjunto de dados necessários para treinar e

testar a RNA foram gerados através do código MCNP-X e a RNA reconheceu de maneira correta os 3 tipos de regime de fluxo para todos os padrões simulados.

Salgado (2010) apresentou uma nova metodologia baseada nos princípios de atenuação de raios gama, por meio de simulações de Monte Carlo, e RNAs para predições de frações de volume e identificação de regimes de fluxo em sistemas multifásicos de gás, água e óleo. A metodologia baseia-se no reconhecimento de padrões das distribuições de altura de pulsos obtidas por dois detectores de NaI(Tl) que são utilizadas para alimentar de forma simultânea as RNAs e duas energias de raios gama com feixe largo, que permite estimar os feixes transmitido e espalhado tornando o sistema menos dependente do regime de fluxo. Os dados para o treinamento teste da rede foi gerado por meio do código computacional MCNP-X que é baseado no método de Monte Carlo, sendo que as curvas-resposta (resolução energética e eficiência) de um detector real foram consideradas. As RNAs mapearam adequadamente os dados simulados com as frações de volume independentemente do regime de fluxo.

Rabiei et al. (2012) desenvolveram uma técnica para determinação de frações de volume e regime de fluxo para tubulações de água/ar através da atenuação de raios gama de uma fonte de Am^{241} . O código MCNP foi utilizado para simular o transporte de elétrons e fótons nos regimes anular, bolhas e gotículas. Foi utilizado RNA para transformar a distribuição de altura de pulsos em frações de volume, os dados de treinamento da rede foram as simulações realizadas no código matemático. As predições das frações de volume foram determinadas com erro relativo inferior a 3% independentemente do regime de fluxo.

Khorsandi et al. (2013) sugeriram um modelo baseado de atenuação de raios gama e utilizando RNAs para desenvolver um modelo previsão de densidade do fluido de diferentes produtos de petróleo. Os dados de treinamento da rede foram obtidos através de simulações utilizando o código MCNP-4C que é baseado no método de Monte Carlo. Os dados foram simulados em uma tubulação de polietileno de 4 polegadas. Estas simulações já haviam sido validadas anteriormente com dados experimentais. O erro relativo do modelo da RNA foi menor que 0.5 %, o que demonstrou que o modelo apresenta uma boa estimativa de densidade dos materiais.

El Abd (2014), comparou a determinação das frações de volume através de medições de raios gama de transmissão com de espalhamento utilizando uma sessão de testes com um tubo cilíndrico, uma fonte pontual de Cs^{137} de 10 μCi e um detector de NaI(Tl) . Foi simulado o regime estratificado com uma composição bifásica água-ar. A determinação das frações de volume de espalhamento e de transmissão apresentaram uma boa concordância com as reais frações de volume.

Nazemi et al. (2014), desenvolveram um método baseado em dupla densitometria usando uma RNA. Foi feita uma geometria experimental para gerar os dados de entrada necessários para o treinamento da rede. A rede foi treinada com dois detectores, um de transmissão e outro de espalhamento, em diferentes densidades da fase líquida e em diferentes frações de volume. As frações de volume foram identificadas com um erro relativo médio inferior a 0,45 % em variações de densidade de 0,735 até mais que 0,98 g.cm^{-3} . Aplicando este método foi possível melhorar a performance dos medidores de sistemas bifásicos e eliminar a necessidade de recalibração periódica.

Roshania et al. (2014), desenvolveram uma metodologia para a predição de fração de volume de um regime de fluxo anular e um fluido multifásico de ar, água e óleo. Foi utilizado um detector e uma fonte de raios gamas de duas energias. A metodologia utiliza RNA do tipo MLP. Os arquivos de entrada da rede foram o primeiro e segundo pico de energia total, as frações de volume geradas pela RNA obtiveram um erro relativo inferior a 1 %, demonstrando que a metodologia pode determinar as frações de volume com precisão.

Nazemi et al. (2015) desenvolveram uma técnica para a determinação das frações de volume baseada na técnica de atenuação de raios gama utilizando duas energias e combinada com a utilização de RNA. As frações de volume foram medidas em uma composição bifásica água-ar no regime homogêneo em condições de operação na indústria de óleo e gás (pressão e temperaturas variáveis). Os arquivos de treinamento da rede foram gerados a partir uma sessão de testes experimentais, a rede foi treinada com várias densidades e frações da fase líquida. As frações de volume previstas pela RNA obtiveram erro relativo menor do que 0,78 % nas variações de densidade de 0,735 até 0,98 g.cm^{-3} .

Nazemia et al. (2015) desenvolveram uma técnica para determinação das frações de volume independente do regime de fluxo utilizando um fluido bifásico de ar-óleo e dois detectores de NaI(Tl). Foi utilizada a técnica de atenuação de raios gama e também utilizando RNAs do tipo MLP. Os dados de treinamento e teste da rede foram obtidos experimentalmente simulando três tipos diferentes de regime (anular, estratificado e bolhas). As frações de volume foram obtidas com erro relativo menor do que 1,4 %, demonstrando que esta técnica pode ser utilizada para se obter frações de volume com precisão.

Roshani et al. (2015), desenvolveram um método para primeiramente identificar o regime de fluxo e depois prever as frações de volume em um escoamento bifásico baseado em dupla densitometria utilizando RNAs. A contagem total do pico de energia, contagem de fótons no joelho Compton e a contagem total de espalhamento foram utilizadas como entrada para a RNA. Foram simulados os regimes estratificado, homogêneo e anular em diferentes frações de volume no código MCNP-X. Os dados foram validados experimentalmente e tiveram uma boa concordância com uma máxima diferença entre experimental e simulado para fotopico, joelho Compton e espalhamento igual a 3,4 %, 3,8 % e 3,6 % respectivamente. Os três regimes foram bem diferenciados e as frações de volume foram identificadas entre 0 % e 95 % com um erro menor do que 1,1 %.

1.2. OBJETIVO

O objetivo desta pesquisa é determinar as frações de volume em fluxos bifásicos (gás-água e óleo-gás) no regime de fluxo estratificado liso, utilizando técnicas de atenuação de radiação gama para a predição das frações utilizando RNAs com o auxílio do código computacional MCNP-X.

1.3. RELEVÂNCIA

A identificação das frações de volume em escoamentos multifásicos na indústria petrolífera influencia diretamente na eficiência e nos custos da extração de petróleo. A medição precisa das frações de volume de cada produto extraído do poço de petróleo, ainda na tubulação de transporte, pode proporcionar um ajuste mais adequado da unidade de separação na plataforma (*setpoint*), o que pode vir a aumentar a produção e consequentemente reduzir custos.

No sistema proposto, foi utilizada a técnica de atenuação de raios gama para a medição das frações de volume, que quando combinada com a utilização de detectores portáteis, é uma ferramenta muito útil pois proporciona um sistema compacto com baixo custo de fabricação, de fácil instalação, que pode ser exposto a situações de operação severas (camadas de pré-sal) com medidas precisas e acompanhamento em tempo real, com o treinamento adequado de uma RNA, viabilizando um ajuste do *setpoint* da unidade de separação de maneira rápida.

2. FUNDAMENTOS TEÓRICOS

Neste capítulo serão descritos os conhecimentos teóricos necessários para uma melhor compreensão da metodologia proposta neste trabalho.

2.1. INTERAÇÃO DA RADIAÇÃO GAMA COM A MATÉRIA

Quando um fóton penetra a matéria, podem ocorrer 3 situações (Figura 2):

- Absorção total do fóton, quando ocorre a transferência total de sua energia para partículas carregadas leves como elétrons e pósitrons;
- Espalhamento do fóton, com a possibilidade de:
 - O fóton resultante ter a mesma energia do fóton incidente, porém direções opostas, neste caso, não há liberação de partículas carregadas leves;
 - O fóton resultante ter uma energia inferior a energia do fóton incidente, sendo a diferença de energia depositada em um elétron como energia cinética.
- Transmissão do fóton sem ocorrer nenhuma interação.

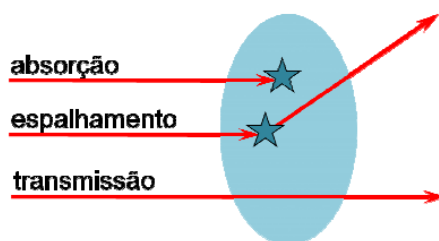


Figura 2: Ocorrências possíveis durante a penetração. (Fonte: TAUHATA, 2003)

Os principais mecanismos de interação dos raios gama com a matéria são: o efeito fotoelétrico, os espalhamentos coerente e incoerente e a produção de pares.

Como a energia mínima dos fótons incidentes para a produção de pares é de 1022 keV e a faixa de energia utilizada neste trabalho é bem abaixo deste valor, o efeito de produção de pares não será discutido.

2.1.1. Efeito Fotoelétrico

É o processo de interação entre um fóton e um elétron fortemente ligados a um átomo, onde o fóton é absorvido de forma integral e um elétron orbital é ejetado como uma determinada energia cinética, ilustrado na Figura 3. Este elétron é chamado de fotoelétron.

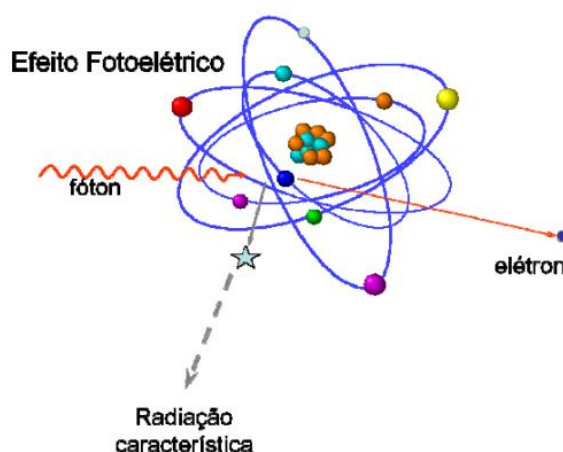


Figura 3: Diagrama esquemático do efeito fotoelétrico, com um fóton interagindo com um elétron orbital da camada K de um átomo. (Fonte: COSTA, 2010)

Através das leis de conservação de momento e energia pode-se concluir que o átomo como um todo retém a diferença entre o momento do fóton incidente e o do fotoelétron, como a massa nuclear é grande, a energia de recuo do átomo é desprezível e desta forma pode-se concluir que a energia cinética do fotoelétron ejetado é igual a energia incidente menos a energia de ligação do elétron orbital.

A energia transferida ao fotoelétron pode não ser suficiente para ejetá-lo, neste caso, o elétron se posiciona em uma órbita superior, deixando o átomo excitado e gerando uma reorganização de elétrons com a emissão de raio X característico.

Este efeito é predominante em baixas energias (na faixa de energia de ligação dos elétrons), se acentuam para altos números atômicos e decrescem quando as energias aumentam, onde predominam outros efeitos.

2.1.2. Espalhamento

Este processo de interação da radiação com a matéria, pode ser de dois tipos: Espalhamento coerente e Espalhamento incoerente ou *Compton*, que serão detalhados nos tópicos seguintes.

2.1.2.1. Espalhamento Coerente ou Efeito *Rayleigh*

Quando há interações de fótons de baixa energia com elétrons muito ligados, pode ocorrer uma interação onde a energia do fóton espalhado tem o mesmo valor da energia do fóton incidente, mudando somente sua direção, o que é denominado Espalhamento Coerente ou Efeito *Rayleigh*.

Este efeito tem maior probabilidade de ocorrência em baixas energias dos fótons e para altos números atômicos. O efeito *Rayleigh* pode ser considerado um caso particular do espalhamento *Compton*.

2.1.2.2. Espalhamento Incoerente ou *Compton*

Esse efeito ocorre quando o fóton é espalhado por um elétron de baixa energia de ligação, que recebe somente parte de sua energia, continuando dentro do material mas em outra direção (Figura 4).

Quando a energia de ligação dos elétrons orbitais é muito menor do que a energia do fóton incidente, o espalhamento *Compton* prevalece sobre os efeitos fotoelétrico e *Rayleigh*.

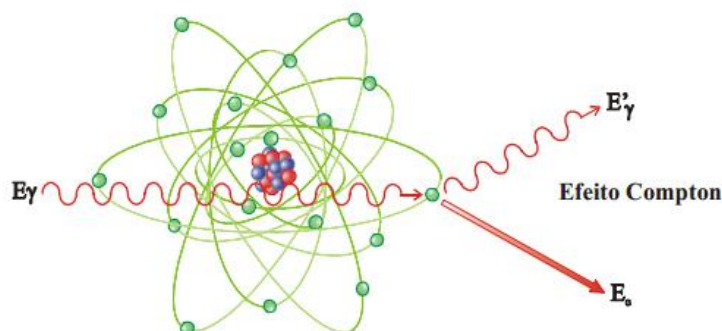


Figura 4: Representação do efeito Compton. (Fonte: TAUHATA, 2013)

2.2. ATENUAÇÃO DE RAIOS GAMA

Quando um feixe de radiação γ atravessa um determinado material, podem ocorrer interações. Após uma interação qualquer, um raio γ pode ser removido do feixe (pode ser absorvido completamente, ou ser desviado da direção inicial do feixe), quanto maior for a distância atravessada pelo feixe dentro do material, maior será o número de raios γ perdidos e menor será a intensidade do feixe transmitido.

O parâmetro que permite quantificar a quantidade de fótons que interagem em um dado material por unidade de comprimento deste material é o coeficiente de atenuação linear, μ .

Este coeficiente pode ser determinado empiricamente utilizando um tipo de montagem experimental que se chama geometria de feixe estreito (boa geometria). Neste tipo de experimento, utiliza-se um feixe de radiação gama de uma fonte monoenergética e um detector bem colimado.

A atenuação de raios gama monoenergéticas pode ser calculada através da Equação 1.

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

Equação 1

Onde:

I: intensidade transmitida de raios gama (fótons.cm⁻².s⁻¹);

I₀: intensidade incidente inicial de raios gama (fótons.cm⁻².s⁻¹);

x: espessura do meio absorvedor (cm);

μ: coeficiente de atenuação linear total (cm⁻¹).

Para um cálculo matemático correto da intensidade de emissão da fonte é necessário realizar uma correção para a atividade da fonte desde a data da calibração até a data de medição, de acordo com a Equação 2.

$$A = A_0 \cdot e^{-\lambda \cdot t}$$

Equação 2

Onde:

A: Atividade Final (Corrigida) (Becquerel);

A₀: Atividade Inicial (Becquerel);

λ: Constante de decaimento (segundos⁻¹);

t: Tempo decorrido entre A e A₀ (segundos).

A constante de decaimento, λ, pode ser calculada através da Equação 3.

$$\lambda = \frac{\ln 2}{T_{1/2}}$$

Equação 3

Onde:

$T_{1/2}$: Meia-vida do radionuclídeo (segundos).

A atividade da fonte tem maior influência em casos onde a meia vida, $T_{1/2}$, é menor, pois a atividade é reduzida à metade em um menor espaço de tempo.

2.3. DETECÇÃO DE RADIAÇÃO IONIZANTE

Em um sistema detector, os detectores de radiação são os elementos ou dispositivos sensíveis a radiação ionizante utilizados para determinar a quantidade de radiação presente em um determinado meio de interesse, baseando-se na coleta da carga produzida pela interação da radiação com o detector.

Quando há a interação da radiação com um meio sensível (detector), dependendo do processo de interação que ocorra (efeitos fotoelétrico, *Rayleigh*, *Compton* ou formação de pares), a energia é absorvida totalmente ou parcialmente pelo meio sensível do detector. Esta energia é utilizada para geração de luz, portadores de cargas, portadores de íons etc.

Para cada fóton detectado é gerado um pulso de carga, onde a altura é a quantidade de energia transferida pelo fóton ao detector e a contagem destes pulsos corresponde ao número de interações.

Existem três tipos básicos de detectores: Detectores de estado gasoso (câmara de ionização e *Geiger-Müller*); Cintiladores sólidos (NaI) e semicondutores (germânio).

A informação primária obtida é a distribuição da energia depositada, para se obter informações do espectro de energia incidente, o sinal proveniente do detector necessita ser processado por um sistema de medição, que consiste basicamente de:

- i. Um pré-amplificador cuja função é integrar a carga elétrica coletada no detector, gerando um sinal de tensão cuja amplitude é proporcional à carga integrada;
- ii. Um amplificador que busca aumentar a amplitude do sinal proveniente do pré-amplificador para faixas de tensão mais convenientes (0 a 10 V);
- iii. Um analisador multicanal que classifica e conta os pulsos conforme suas amplitudes e armazena a contagem de pulsos em canais.

2.4. DETECTORES DE NaI(Tl)

A radiação gama ao interagir com um detector cintilador, como o iodeto de sódio dopado com tálio NaI(Tl), produz cintilações com uma intensidade luminosa muito elevada, fluorescência, quando comparada com outros materiais orgânicos.

Para aumentar a probabilidade de emissão de fótons de cintilação e reduzir os efeitos de auto absorção de luz no cristal, são introduzidas impurezas em pequenas quantidades, que são chamadas de ativadores. Um ativador comum é o Tálio (Tl), usado por exemplo no detector de NaI(Tl).

Para transformar as cintilações produzidas em sinal elétrico (elétrons), utiliza-se um tubo fotomultiplicador constituído de um fotocatodo, dinodos e catodos. Estes elétrons são focalizados e acelerados pelos seus dinodos, com os quais colidem, originando elétrons secundários.

Os elétrons, resultante do processo de multiplicação, produzem um pulso de corrente ao atingir o ânodo da fotomultiplicadora, onde é coletado, com intensidade conveniente para ser processado em um sistema de espectrometria gama.

O número de elétrons convertidos é proporcional à energia da radiação incidente no cristal e é razoavelmente linear para uma faixa significativa de energias de raios gama. Isto permite relacionar a amplitude do sinal de corrente à energia absorvida pelo cristal.

Os detectores cintiladores apresentam como principais vantagens a alta eficiência de contagem, a facilidade de usinagem, a possibilidade de se obter cristais

grandes, a não necessidade de sistema de refrigeração para operação e além disso possui baixo custo de operação e aquisição.

A resolução energética, é uma das principais características de um detector de radiação, pois avalia a capacidade do detector de discriminar ou não, duas ou mais energias bem próximas no espectro de energia, ver Figura 5.

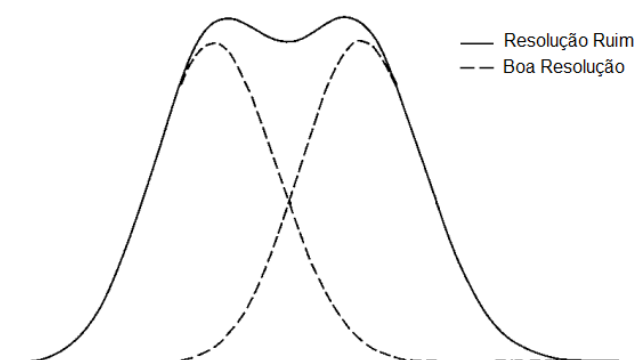


Figura 5: Comparação entre boa e resolução ruim de um detector e capacidade de distinção de duas energias próximas. (Fonte: PEIXOTO, 2016)

A flutuação estatística do número de cargas coletadas, a coleta incompleta de cargas e o ruído eletrônico da eletrônica e do detector (corrente de fuga), são alguns fatores que podem contribuir para diminuir a resolução de cada detector.

Em detectores de NaI(Tl), o principal fator que gera o alargamento do fotopico são as flutuações no número de cargas coletadas no anodo da fotomultiplicadora, oriundo principalmente, do número de elétrons liberados na conversão dos fótons em elétrons no fotocatodo, fazendo com que a linha espectral se alargue formando um pico com forma Gaussiana.

A definição matemática para se obter a resolução é dada pela Equação 4.

$$R_E = \frac{FWHM}{E_o}$$

Onde:

R_E : Resolução em energia;

FWHM: largura à meia altura do fotopico (MeV);

E_0 : energia central do fotopico (MeV).

Na prática, se obtém a resolução em energia (R_e) de um fotopico, obtida por um detector, medindo a largura total à meia altura (FWHM) do pico Gaussiano para uma determinada energia (E_0), acima da linha de base de radiação de fundo (DEBERTIN e HELMER, 1988).

Na Figura 6, é mostrado os dois tipos de resolução e a influência dos ruídos eletrônicos, coleta incompleta de cargas e corrente de fuga no pico Gaussiano.

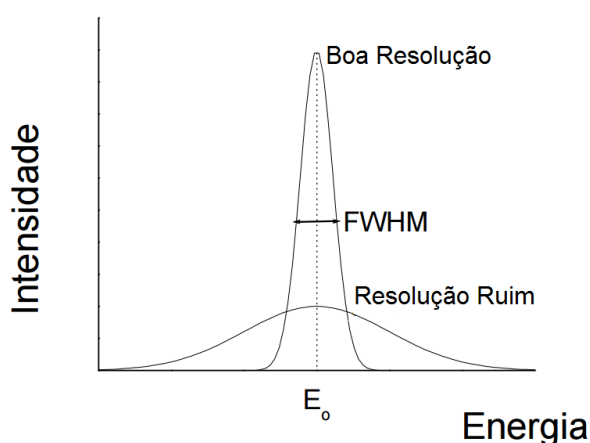


Figura 6: Fatores que contribuem para uma boa ou má resolução de um detector. (Fonte: PEIXOTO, 2016)

Outra característica de grande importância em detectores de radiação é a eficiência de contagem. Esta é a grandeza que relaciona as propriedades de atenuação do material que compõe o detector e sua capacidade de gerar pulsos de luz correspondentes à deposição de energia pelos fótons. Esta eficiência depende da composição química do cristal e de suas propriedades construtivas, tal como o diâmetro do cristal. Esta característica pode ser resumida como a capacidade do detector de registrar a radiação emitida. A eficiência absoluta de um detector pode ser calculada através da Equação 5.

$$\varepsilon = \frac{C}{t \cdot A \cdot I}$$

Equação 5

Onde:

- ε : Eficiência absoluta de detecção (%);
- C: Contagens de eventos pelo detector (contagens);
- t: Tempo de contagem (segundos);
- I: Intensidade Absoluta (%).

Devido às grandes vantagens apresentadas por este tipo de detector e analisando os casos a serem tratados neste estudos, o detector cintilador NaI(Tl) foi escolhido para ser utilizado neste trabalho.

2.5. MÉTODO DE MONTE CARLO

O método de Monte Carlo surgiu através do matemático Stanislaw Ulam, que notou em um jogo de paciência que uma alternativa prática para se calcular as probabilidade de sucesso seria utilizando métodos de amostragem estatística, ou seja, realizar diversas jogadas e avaliar quantas vezes ocorria cada resultado. Posteriormente, com o desenvolvimento do primeiro computador eletrônico, o ENIAC, Ulam sugeriu a utilização do método para solucionar o problema de difusão de nêutrons em material sujeito a fissão nuclear, o que difundiu assim sua aplicação (NASSER, 2012).

O método foi formalizado em 1949, por meio do artigo “*Monte Carlo Method*”, publicado por John Von Neumann e Stanislav Ulam. (SOBOL, 1994)

Atualmente, o Método de Monte Carlo pode ser descrito como método de simulação estatística que utiliza sequências de números aleatórios para desenvolver simulações. Alguns exemplos de aplicação deste método, em diferentes áreas, são:

- Atuária: tábua de expectativa de vida, casamento de passivos/ativos, etc.;
- Finanças: séries macroeconômicas, opções futuras, hedge, etc.;

- Computação gráfica: redução de artefatos, espalhamento, etc.;
- Geologia: caracterização de reservatórios;
- Análise de Projetos: opções reais;
- Jogos: geração de redes (grafos);
- Transporte de Radiação.

Sua principal utilização é feita através da simulação por meio de códigos computacionais e aplicada principalmente onde existem problemas físicos (locais difíceis ou impossíveis de se fazer medidas experimentais), pouco tempo para processamento ou de exposição a locais insalubres (radiação, calor, frio, etc.).

Na área de transporte de radiação, o método de Monte Carlo, utilizando um código matemático, simula as trajetórias de partículas individuais e os processos de interação da radiação com a matéria pela geração de números pseudo-aleatórios, a partir da distribuição de probabilidade que governa os processos físicos envolvidos (interação, espalhamento, captura etc.) (PELOWITZ, 2005).

2.5.1. Código MCNP-X

O código computacional MCNP-X (PELOWITZ, 2005) é baseado no método de Monte Carlo e é um código multi-propósito que pode ser usado para nêutrons, fótons, elétrons, ou todos simultaneamente e também pode ser utilizado para a simulação no transporte de prótons, partículas alfa, partículas gama e etc..

Para elétrons, o código considera pósitrons, raios X de captura K e *Bremsstrahlung* e para fótons, o código considera espalhamento coerente e incoerente, emissão de fluorescência após absorção fotoelétrica, absorção em produção de pares com emissão local de radiação de aniquilação, radiação de freamento (*Bremsstrahlung*).

O intervalo de energia 1 keV a 100 GeV para fótons e de 1 keV a 1 GeV para elétrons podem ser representados pelo código, sendo que para nêutrons este intervalo

é de 10^{-11} a 20 MeV para todos os isótopos, podendo chegar até a 150 MeV para alguns isótopos (LANL, 2003).

As áreas específicas de aplicação incluem, mas não estão limitados a proteção radiológica e dosimetria, radiografia, física médica, segurança nuclear, *design* e análise de detectores, projeto de reatores, descontaminação e descomissionamento de reatores.

Algumas características tornam este código uma ferramenta extremamente conveniente, versátil e poderosa, como:

- Capacidade de utilização de fontes sem restrição de intensidade, fontes críticas e de diferentes tipos de geometria de fontes;
- Capacidade de tratamento de geometrias tridimensionais complexas;
- Diversas possibilidades de aplicação;
- Todas as distribuições de fonte, energia, tempo, posição e direção, assim como superfícies ou células de onde as radiações são emitidas, não requerendo do usuário conhecimento de linguagens de programação como FORTRAN, MORTRAN, C++ etc;
- A forma de como as histórias são analisadas pode ser modificada utilizando os comandos disponíveis que fornecem as grandezas de interesse (tallies): corrente de partículas, fluxo de partículas, deposição de energia, distribuição de altura de pulsos entre outras;
- Obtenção de um arquivo de saída contendo um resumo do problema em estudo, auxiliando a compreensão da física do transporte de partículas no código MCNP-X e a localização de erros quando houver;
- O código MCNP-X contém todas as capacidades das versões anteriores do MCNP, adicionando-se a capacidade de transportar 34 novos tipos de partículas, expansão da faixa de energia das partículas simuladas, novos modelos físicos de simulação, de técnicas de redução de variância e de técnicas de análise de dados, além da atualizações da extensa coleção de bibliotecas de seção de choque, o que o torna superior a todas as versões de MCNP anteriores (PELOWITZ, 2005). Atualmente existe o código MCNP 6 que basicamente incorpora as capacidades MCNP 5 e MCNP-X.

De forma simplificada e tomando como exemplo a história de um fóton, o processo que o código utiliza segue as seguintes etapas (PANI et al., 1987):

- i. Seleção aleatória da distância (x) percorrida pelos fótons entre interações descritas pela distribuição de probabilidade exponencial, conforme Equação 6.

$$x = \frac{-1}{\mu(\ln A)}$$

Equação 6

Onde:

μ : coeficiente de atenuação linear total (cm^{-1});

A: número aleatório.

- ii. Seleção do tipo de interação, por números aleatórios, proporcional às seções de choque dos processos físicos passíveis de ocorrerem. Dependendo da interação, é feita a escolha de uma nova trajetória.
- iii. Se o código seguir também os elétrons gerados, para cada interação de um fóton é também gerada uma história para o elétron liberado.

Esta história terminará quando o fóton ultrapassar os limites das regiões que descrevem a geometria de contagem (escape), ou quando a energia do fóton ou do elétron alcançar um valor mínimo (energia de corte) ou ainda quando a energia do fóton ou do elétron for completamente absorvida.

O número de histórias especificado no código definirá a precisão e a flutuação estatística dos resultados. As respostas calculadas também são acompanhadas pelo erro relativo estimado.

Quando é necessário realizar uma avaliação de uma distribuição de altura de pulso utilizando simulações no código o comando *tally* comumente utilizado é a *tally f8*. Neste comando o arquivo de saída gerado produz a distribuição de altura de pulsos que não considera a resolução de um detector real, produzindo uma distribuição de altura de pulsos como um único impulso na energia pré-configurada.

Para aproximar a simulação de detectores no código MCNP-X à realidade é utilizado um tratamento especial para a distribuição de altura de pulso nos quais os picos de energia se comportam como uma função Gaussiana alargando o pulso. Para realizar este ajuste é necessário se obter os dados da FWHM experimentalmente e

ajustá-la a fim de calcular o alargamento da função Gaussiana que é feito por meio da Equação 7.

$$f(E) = Ce^{-\left(\frac{E-E_o}{A}\right)^2}$$

Equação 7

A largura de Gauss está relacionada à FWHM pela Equação 8:

$$A = \frac{FWHM}{2\sqrt{\ln 2}}$$

Equação 8

Onde:

E: energia “alargada” (MeV);

E_o: energia “não alargada” (MeV);

C: constante de normalização;

A: largura de Gauss (MeV).

Uma função não-linear baseada em aproximação de mínimos quadrados é aplicada para calcular os valores dos coeficientes “a”, “b” e “c” (fornecidos pelo usuário ao arquivo de entrada desenvolvido no código MCNP-X) por meio da Equação 9 (PELOWITZ, 2005). Esses parâmetros devem ser utilizados com o comando *Gaussian Energy Broadening* (GEB), no arquivo de entrada do modelo matemático a fim de considerar a resolução energética do detector na simulação.

$$FWHM = a + b\sqrt{E + cE^2}$$

Equação 9

Onde:

E: Energia dos raios gama incidentes (MeV);

a, b, c: Constantes ajustadas pelo usuário;
FWHM: Largura à meia altura (MeV).

2.6. REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

O cérebro humano é capaz de processar informações de maneira não-linear e paralela, tendo capacidade de se organizar para determinadas tarefas (HAYKIN, 1994), isto pode ser explicado pela composição do cérebro humano por uma estrutura de grande complexidade, que é formada por redes neurais biológicas.

Realizando uma comparação entre o cérebro humano e os computadores, nota-se que o ser humano é capaz de identificar e reconhecer padrões visuais e sonoros com uma maior eficiência, o que para os computadores se torna uma tarefa difícil, no entanto, os computadores são capazes de executar tarefas sequencialmente que estejam programadas em sua memória de maneira mais rápida e precisa do que o cérebro humano, especialmente quando se trata de operações matemáticas.

As RNAs foram desenvolvidas com base nas redes neurais biológicas, que são compostas por neurônios, ilustrados na Figura 7, tendo como principal característica a capacidade de aprendizado por meio de exemplos, podendo ser capaz de identificar comportamentos e padrões a partir de um conjunto de dados finitos fornecido pelo usuário (conjunto de treinamento). Sendo este conjunto de treinamento adequado, a RNA é capaz de generalizar o conhecimento adquirido (processo de aprendizagem), tornando possível a resposta da RNA a novas situações não definidas no conjunto de treinamento.

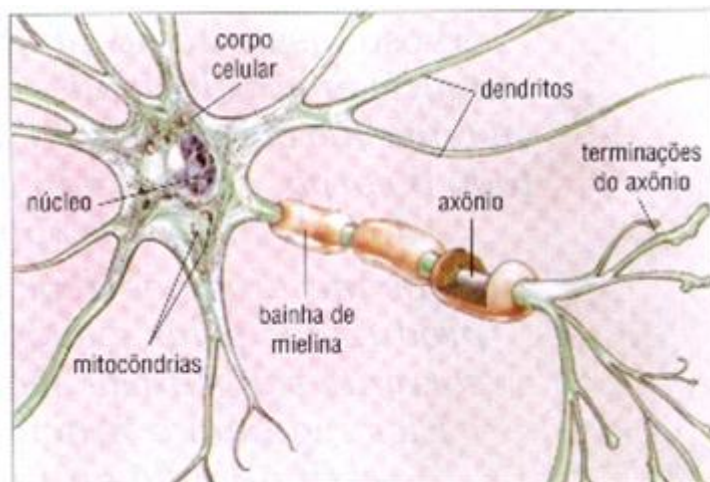


Figura 7: Modelo de neurônio Biológico. (Fonte: SALGADO, 2010)

Uma RNA é composta por uma grande quantidade de neurônios artificiais, ilustrados na Figura 8, que são unidades interconectadas com um processamento simples. Cada neurônio é responsável pelo mapeamento de dados de entrada e saída das RNAs utilizando funções matemáticas para isto.

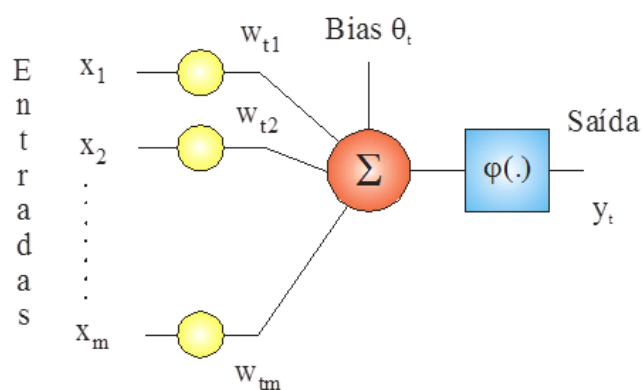


Figura 8: Modelo de neurônio artificial. (Fonte: SALGADO, 2010)

As RNAs são de fácil implementação (*hardware* e *software*), eficientes e precisas, sendo uma excelente ferramenta quando o problema se modifica ao longo do tempo ou quando não se tem um conhecimento prévio dos dados de entrada/saída, sendo capazes de produzir resultados precisos em um curto espaço de tempo.

2.6.1. Redes Neurais Artificiais Multicamadas

Uma RNA do tipo MLP, é uma rede com diversas camadas de neurônios, como ilustrado na Figura 9. A organização dos neurônios é dada em uma camada de entrada, uma ou mais camadas intermediárias e uma camada de saída. Este modelo de RNA tem como principal característica a conexão da saída de um neurônio a entrada de outro, sem a necessidade de uma realimentação de dados.

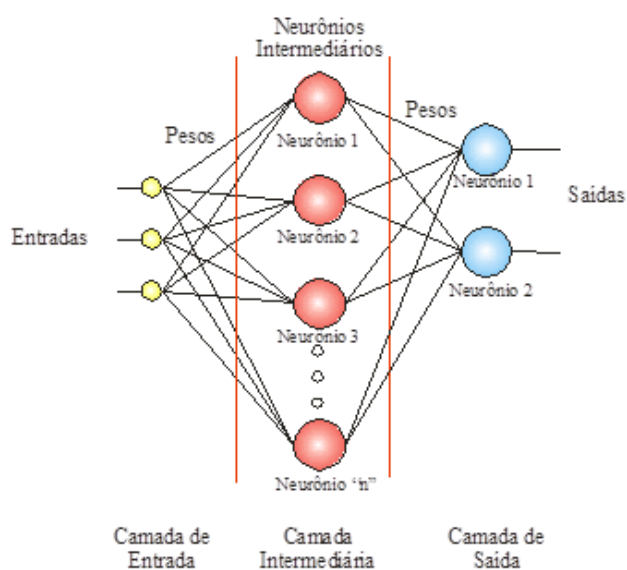


Figura 9: Estrutura de uma RNA do tipo MLP. (Fonte: SALGADO, 2010).

A rede MLP permite mapear qualquer função linear ou não, sendo seu nível de precisão dependente do número de neurônios utilizados e de uma boa escolha de dados para o conjunto de treinamento (CYBENKO, 1989).

2.6.2. Conjunto de treinamento

O treinamento e aprendizado de uma RNA, de forma geral pode ser caracterizado como supervisionado ou não-supervisionado.

- a) No treinamento não supervisionado, os pesos dos dados são ajustados de acordo com a similaridade dos dados de entrada, sendo agrupados em grupos (*clusters*). Neste tipo de treinamento é importante que os dados de entrada sejam semelhantes pois não existe saída previamente conhecida (FAUSETT, 1995). O neurônio representado pelo peso mais próximo do vetor de entrada (conjunto de treinamento) é considerado como verdadeiro. Um exemplo deste tipo de treinamento é o mapa de *Kohonen* (KOHONEN, 1989);
- b) No treinamento supervisionado, os dados de entrada e de saída são previamente conhecidos, sendo eles baseados no conjunto de treinamento onde se é representado o problema. Pode-se destacar deste tipo de treinamento as redes *Perceptrons* (ROSENBLATT, 1958).

2.6.2.1. Algoritmo de Treinamento de Retropropagação do Erro (*Back-propagation*)

No processo de treinamento supervisionado, é feito um mapeamento com os dados de entrada pela RNA, o que permite determinar uma resposta com relação a estes dados. Baseado no erro entre os dados previamente conhecidos e a resposta da rede, os pesos das sinapses são corrigidos, buscando minimizar os erros na resposta da rede.

Este processo termina após a rede atingir um determinado critério previamente configurado. Um vetor contendo todos os valores de pesos sinápticos é apresentado ao final do treinamento e este valor representa a capacidade da rede calcular com precisão o dado de saída.

O algoritmo de retropropagação de erro (*Back-propagation*) (WERBOS, 1974; PARKER, 1985; HAYKIN, 1994; RUMELHART e MCCLELLAND, 1986; RUMELHART et al., 1986; CHAUVIN e RUMELHART, 1995) é o mais utilizado e com maior versatilidade (SKAPURA, 1996). Este algoritmo pode utilizar diversas funções de treinamento para buscar minimizar a função erro entre a saída da rede e a saída real, como as funções de *Quase-Newton*, GDM, gradiente conjugado escalonado de *Mooler*, LM, gradiente descendente com taxa adaptiva, gradiente conjugado de *Fletcher-Power*, etc.

A função de treinamento de LM é bastante eficiente quando estamos tratando de redes que não possuem mais do que algumas centenas de conexões a serem ajustadas (HAGAN, 1995). Isto deve-se, principalmente, ao fato de que estes algoritmos necessitam armazenar uma matriz quadrada cuja dimensão é da ordem do número de conexões da rede. A função de treinamento de GDM realiza aproximações locais para o mapeamento de diferentes maneiras. Dentre os métodos que utilizam diferenciação e busca, o método do gradiente é um dos mais simples, pois utiliza apenas informações de primeira ordem.

2.6.2.2. Validação Cruzada

Conforme o treinamento é desenvolvido, o erro tende a diminuir, no entanto o treinamento excessivo da rede pode ocasionar um super ajuste (*over fitting*) aos valores deste conjunto, fazendo com que a rede perca sua eficiência e os erros aumentem.

O mecanismo de validação cruzada (*cross validation*) busca evitar este efeito, dividindo o conjunto de dados em três subconjuntos, que são apresentados a seguir com suas respectivas funções.

- i. Somente o subconjunto de Treinamento é utilizado no processo de treinamento, no processo de correção dos pesos sinápticos.
- ii. O subconjunto de Teste avalia a eficiência da rede, o seu erro tende a diminuir no início do treinamento e aumentar quando a rede começa a se super ajustar, devendo ser o processo de treinamento interrompido.
- iii. O subconjunto de Validação avalia se a rede fornece saídas com erros inferiores a uma precisão ao final do treinamento previamente configurada. Este subconjunto deve ser integrado por dados não utilizados pela rede durante as demais etapas.

O treinamento da rede é concluído quando um valor de erro, analisado através de uma métrica de erros, se torne suficientemente pequeno ou este valor se torne estacionário.

Uma das metodologias existentes (Nagaoka et al, 2005) compara os resultados da rede utilizando o erro relativo médio e a variância deste erro. O erro relativo médio pode ser calculado por meio da Equação 10.

$$\bar{E} = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n E_i$$

Equação 10

Onde:

n : Quantidade de padrões de teste;

E_i : Erro relativo do i -ésimo padrão de teste.

Sendo E_i calculado pela Equação 11.

$$E_i = \frac{|d_i - r_i|}{|d_i|} \cdot 100$$

Equação 11

Onde:

E_i : Erro relativo do i -ésimo padrão de teste;

d_i : Saída desejada;

r_i : Saída obtida pela RNA.

A variância do erro relativo é calculado por meio da Equação 12.

$$Var(E) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (r_i - \bar{E})^2$$

Equação 12

3. MATERIAIS E MÉTODOS

Os materiais e os métodos utilizados experimentalmente para as medições das características do detector e dos materiais, assim como para a determinação das frações de volume são apresentados nesse capítulo. Os métodos adotados para a simulação matemática e para a predição das frações de volume também serão descritos neste capítulo.

3.1. MATERIAIS

Na aquisição de dados, utilizou-se equipamentos e materiais que viabilizassem os experimentos, estes materiais são descritos nos itens a seguir.

3.1.1. Fontes de Radiação

Neste trabalho foram utilizadas as fontes radioativas calibradas apresentadas na Tabela 1. A correção da atividade das fontes foram realizadas para a data em que foi realizada a medição com a determinada fonte e calculada de acordo com a Equação 2, apresentada no item 2.2, as incertezas desta correção foi de $\pm 0,015$ kBq.

Tabela 1: Dados das fontes utilizadas no trabalho. (Fonte: PEIXOTO, 2016)

Radio Nuclídeo	Atividade Inicial (kBq)	Data de calibração da fonte	Meia-vida (anos)	Intensidade Absoluta		Atividade corrigida (kBq)
				la (%)	Energia (keV)	
Am-241	190,5 \pm 0,87%	2/9/08	432,7	0.35	59	188,493
Co-60	392,06 \pm 0,22%	9/6/11	5,271	99,974 99,986	1173 1332	210,167
Na-22	49,536 \pm 0,14%	9/6/11	2,602	180,7	511	15,2452
Ba-133	707,7 \pm 0,35%	2/9/08	10,51	35,439 64,561	81 356	451,903
Cs-137	556,41 \pm 0,34%	5/4/11	30,15	85	661,66	500,034

Os valores de intensidade absoluta e relativa foram obtidas através da literatura (TAUHATA, 2003; HEATH,1997).

3.1.2. Instrumentação Experimental

Para se realizar a aquisição de dados de maneira experimental, são necessários alguns equipamentos específicos para a detecção de energia.

Foi utilizado para captar a energia de cada fonte radioativa um detector de NaI(Tl), registrando a radiação através da interação dos raios gama com o cristal cintilador, gerando um pulso de luz que é convertido em um pulso elétrico por um tubo fotomultiplicador.

O detector utilizado é de $1\frac{1}{4}$ " X $\frac{3}{4}$ ", suas dimensões foram obtidas através de um estudo utilizando a técnica de gamagrafia (SALGADO et. al, 2008), ilustrado na Figura 10.

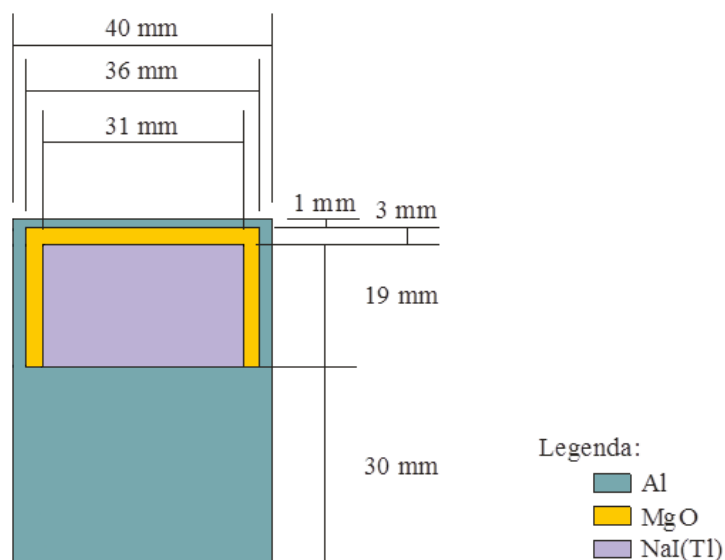


Figura 10: Dimensões e materiais do detector de NaI(Tl) utilizado. (Fonte: SALGADO, 2010)

O equipamento que realiza a alimentação elétrica do detector de NaI(Tl), foi uma fonte de alta tensão fabricada pela empresa Canberra modelo 3106D, representada na Figura 11a.

O detector, recebendo a alimentação elétrica, é capaz de gerar uma carga elétrica. Para transformar a carga coletada nos detectores em pulso de tensão, com amplitude proporcional a carga gerada no detector, foi utilizado um pré-amplificador fabricado pela empresa DRTEC modelo Baddel 113, ilustrado na Figura 11b, ligado por cabos coaxiais ao detector.

Para amplificar o sinal produzido pelo pré-amplificador e gerar um pulso de forma aproximada ao de uma Gaussiana, foi utilizado um amplificador espectroscópico fabricado pela empresa Canberra modelo 2026, representado na Figura 11c.

Para realizar o ajuste do ganho dado pelo amplificador ao sinal, foi utilizado um osciloscópio digital fabricado pela empresa Rigol modelo DS1202CA, Figura 11d.

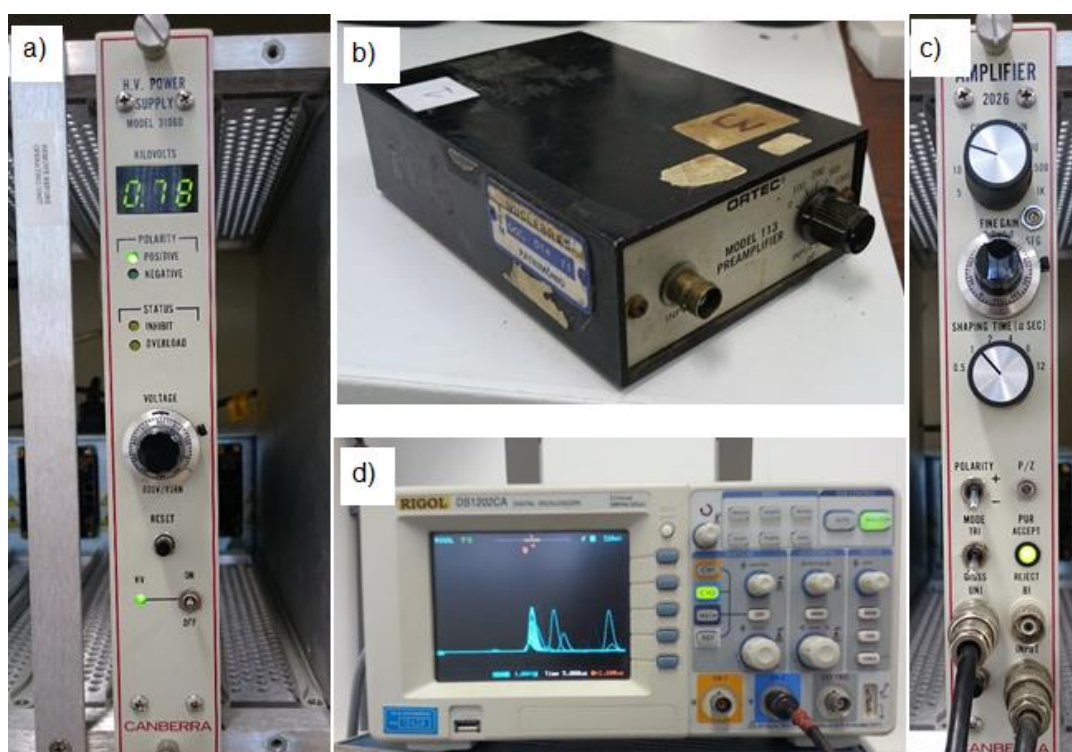


Figura 11: Sistema de medição composto por: a) Fonte de alta tensão; b) Pré-amplificador; c) Amplificador; d) Osciloscópio. (Fonte: PEIXOTO, 2016)

O amplificador, o pré-amplificador e a fonte de alta tensão foram utilizados em todos os experimentos realizados neste trabalho.

O sinal de saída do amplificador tem um formato próximo ao da Gaussiana, dependendo da finalidade que serão utilizados os dados, existem dois tipos equipamentos que podem ser ligado ao amplificador, um analisador Monocanal ou Multicanal.

O analisador monocanal consiste em um circuito capaz de gerar um sinal lógico padrão, cada vez que o sinal gerado pelo amplificador estiver entre determinados valores (modo diferencial ou janela) ou acima de um valor mínimo (modo integral). Para realizar a contagem destes eventos em um espaço pré-definido de tempo, foi utilizado um contador com temporizador do módulo fabricado pelo próprio Instituto de Engenharia Nuclear (IEN) modelo 4031, ilustrado na Figura 12.



Figura 12: Módulo do qual foram utilizados o contador e o temporizador. (Fonte: PEIXOTO, 2016)

O analisador multicanal separa o sinal de entrada (amplificador) na energia (canais) em que determinado número de eventos ocorre e desta forma este equipamento é capaz de construir um espectro de energia para cada fonte. Neste trabalho foi utilizada uma placa analisadora multicanal fabricada pela empresa Canberra modelo Genie-2000. A saída deste equipamento é dada na forma de um relatório composto por um número pré-configurado de canais, no qual são distribuídos o número de contagens.

O analisador monocanal juntamente com o contador foi utilizado para a determinação da tensão de operação do detector utilizado no trabalho, enquanto o analisador multicanal foi utilizado para realizar todos os demais experimentos.

Um estudo para determinar as densidades experimentais dos materiais foi realizado, tornando-se necessário realizar a medição das massas dos materiais utilizados. Para isto foi utilizada uma balança digital com precisão de $\pm 0,005$ mg, fabricada pela empresa Ohaus modelo AR2140, Figura 13.



Figura 13: Balança digital de precisão. (Fonte: PEIXOTO, 2016)

3.1.3. Materiais Óleo e água

O óleo utilizado neste trabalho é um óleo lubrificante Lubrax Essencial SJ 20W50, cuja as propriedades fornecidas pelo fabricante são descritas na Tabela 2. Este óleo foi utilizado buscando uma aproximação ao petróleo bruto, que devido à dificuldade de disponibilidade não pode ser utilizado.

Tabela 2: Características do óleo fornecidas pelo fabricante. (Fonte: PETROBRAS..., 2015)

Óleo Lubrax Essencial SJ 20W50		
Ponto de Fulgor (VA)	240	°C
Ponto de Fluidez	-24	°C
Viscosidade à 40°C	183,7	cSt
Viscosidade à 100°C	20,8	cSt
Índice de Viscosidade	134	

Buscando se obter água (H_2O), com o maior índice de pureza, eliminando todos os outros componentes, como minerais, foi utilizado um sistema composto por um pré-filtro (modelo RiOs) e um purificador (modelo Milli-Q A10 biocel), ambos fabricados pela empresa Millipore, ver Figura 14. Este sistema fornece água com um percentual de pureza de 95%. A água com um alto índice de pureza foi utilizada visando uma solução controlada para uma simulação da água salgada, uma vez que a salinidade seria uma variável considerável (BARBOSA, 2016).



Figura 14: Sistema Purificador de água. (Fonte: PEIXOTO, 2016)

3.1.4. Sessão de testes estática

Para a realização dos experimentos deste trabalho, foi construída uma sessão de teste estática feita toda em Acrílico utilizando silicone e parafusos em Alumínio

para a vedação dos flanges. As dimensões da sessão de testes são representadas na Figura 15.

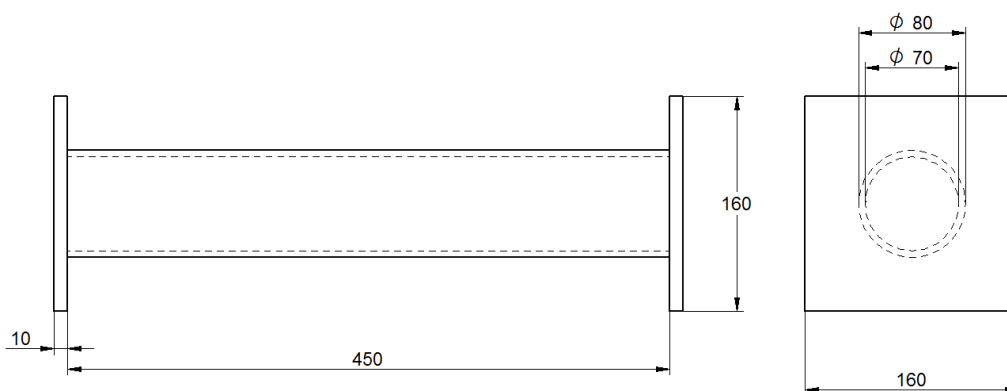


Figura 15: Dimensões em milímetros da sessão de testes. (Fonte: PEIXOTO, 2016)

3.1.5. Suportes para detector e colimador

Foram criados dois diferentes tipos de suporte para posicionar o detector corretamente, um para a medição de fontes buscando obter a resolução e eficiência do detector e outro buscando assegurar a posição do detector na sessão de testes para a medição das frações de volume.

O suporte utilizado para medir a resolução e eficiência possui também um local específico para a fonte, buscando assegurar a mesma geometria para a medição. Este suporte mantém a distância do detector para a fonte de 9,5 cm.

Durante o trabalho, foi utilizado somente um tipo de colimador, usado no experimento que buscou determinar o coeficiente de atenuação do óleo. Este colimador é fabricado em chumbo, por suas características de blindagem, e possui uma abertura de 5 mm, ilustrado na Figura 16.

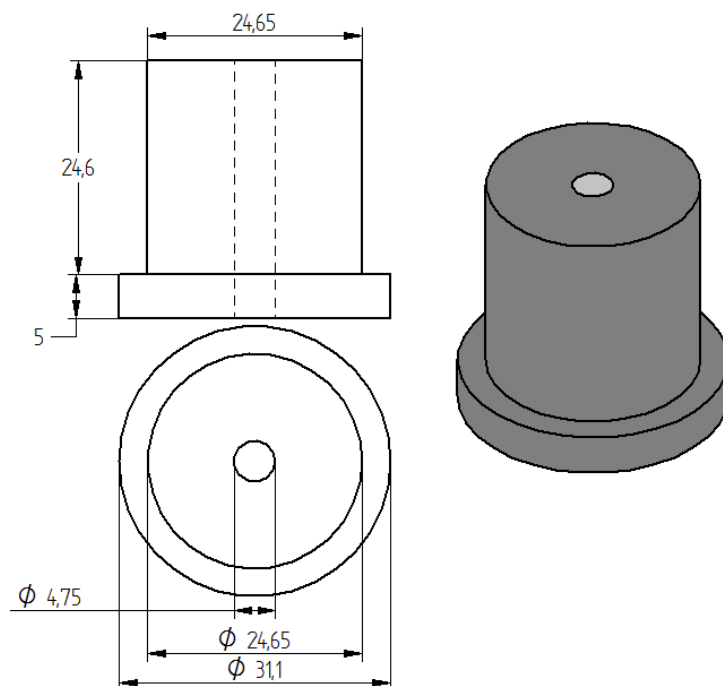


Figura 16: Colimador com abertura de 4,75 mm. (Fonte: PEIXOTO, 2016)

3.2. MÉTODOS

As medições e as simulação seguiram as seguintes etapas:

- Medição das características do detector de NaI(Tl);
- Validação do modelo matemático do detector;
- Cálculo das características dos materiais;
- Validação dos materiais simulados no modelo proposto;
- Medição das frações de volume experimentalmente;
- Validação do modelo matemático proposto;
- Predição das frações de volume por RNAs.

Para a realização destas etapas foram seguidos os métodos descritos nos itens a seguir.

3.2.1. Características do detector de NaI(Tl)

Para se obter um maior conhecimento sobre o funcionamento do detector de NaI(Tl) em medições experimentais é necessário o levantamento de algumas características do detector, como a curva de resolução energética e de eficiência de detecção em função da energia do fóton incidente.

Como em qualquer ambiente do planeta terra, existem radiações presentes no ar, para a medição da radiação emitida somente pela fonte a ser utilizada, é necessário realizar a detecção desta radiação, denominada radiação de fundo ou *Background Radiation* (BG).

Para esta medição o detector foi posicionado no ambiente em que todos os experimentos foram realizados, no suporte citado anteriormente. A contagem foi realizada em um tempo vivo de 24 horas. Em todos os experimentos deste trabalho, o BG foi levado em consideração e subtraído da contagem dada pelo sistema de medição. A subtração foi feita através da normalização em Contagens por segundo (CPS).

Para a medição da tensão de operação do detector, foi utilizado um sistema composto por fonte de alta tensão, um detector de NaI(Tl), um pré-amplificador, um amplificador, um monocanal e um contador com temporizador. Para as demais medidas deste trabalho foi utilizado o mesmo sistema substituindo o monocanal e o contador com temporizador pela placa analisadora multicanal.

3.2.1.1. Tensão de operação

Com o objetivo de manter o detector em uma mesma condição em todas as medidas experimentais que serão feitas, foi adotado o procedimento de ajuste da tensão de operação do detector seguido do ajuste do ganho dado pelo amplificador.

Para a calibração do ganho do amplificador, é feito um ajuste, com o auxílio do osciloscópio digital, onde o pico da gaussiana gerada pela fonte radioativa fica

posicionada em 3 Volts, por padrão do laboratório. Para esta calibração fonte de Cs^{137} é posicionada próximo ao detector.

Para se definir a tensão de operação do detector foi utilizado uma fonte de Cs^{137} (ver Tabela 1).

O monocal foi utilizado em modo integral de janela e o contador foi ajustado para contagens de 60 segundos, variando a cada 10 Volts a voltagem da fonte de alta tensão de 500 a 980 Volts.

A análise dos dados foi realizada através das CPS, dividindo-se o número de contagens pelo tempo em que as mesmas foram realizadas (60 segundos). Para se obter a tensão de operação do detector foi determinado o ponto onde há um menor coeficiente angular entre os pontos de contagem dos dados retirado do gráfico CPSxTensão gerado a partir dos dados coletados.

3.2.1.2. Resolução de energia

Para se determinar experimentalmente esta grandeza foram medidas as fontes de Am^{241} , Co^{60} , Na^{22} , Ba^{133} e Cs^{137} , apresentadas na Tabela 1, buscando obter o maior número de dados na faixa de energia de interesse (de 59 keV à 1330 keV). O detector e as fontes de radiação foram posicionadas no suporte fabricado para a medição da resolução e eficiência, conforme ilustrado na Figura 17. Cada fonte de radiação foi medida com um tempo vivo de contagem de 7200 segundos.



Figura 17: Detector posicionado no suporte para medição da resolução. (Fonte: PEIXOTO, 2016)

Das fontes medidas foram retirados os picos de 59 keV do amerício, 356 keV do bário, 511 keV do sódio, 662 keV do cézio e 1330 keV do cobalto por serem os picos com a maior probabilidade de emissão e maior capacidade de discriminação dada pelo detector. Para se determinar a FWHM, foi ajustada uma função Gaussiana ao espectro do pico e retirado desta função a FWHM, conforme utilizado na Equação 7, apresentada no item 2.5.1.

Utilizando a Equação 4 citado no item 2.4, foram calculadas as resoluções por energia do detector.

O arquivo de saída gerado pela placa analisadora multicanal, no processo experimental, produz a distribuição de altura de pulsos considerando a resolução real do detector. No entanto, o código MCNP-X, não considera a resolução do detector, produzindo uma distribuição de altura de pulsos como um único impulso na energia pré-configurada.

Visando aproximar a simulação de detectores no código MCNP-X à realidade foi utilizada uma função não-linear baseada em aproximação de mínimos quadrados para calcular os valores dos coeficientes “a”, “b” e “c” (fornecidos pelo usuário ao arquivo de entrada desenvolvido no código MCNP-X) por meio da Equação 9 citada no item 2.5.1. Esses parâmetros devem ser utilizados com o comando GEB, no arquivo

de entrada do modelo matemático a fim de considerar a resolução energética do detector na simulação.

Para a simulação no código MCNP-X foi utilizada o comando *tally* f8, que tem como saída uma distribuição de altura de pulsos e o número de histórias utilizadas para que se obtivesse uma boa estatística de contagem foi de 1×10^8 .

Para realizar a validação do modelo matemático proposto com os dados experimentais de resolução em energia, foi feita uma comparação dos formatos dos picos de energia utilizados no cálculo da resolução do detector real.

A comparação foi possível criando um fator de conversão no qual se normaliza a altura máxima no fotopico dos procedimentos experimentais e simulados, podendo ser feita uma comparação da resolução do detector na distribuição de altura de pulsos.

3.2.1.3. Eficiência de detecção

A eficiência de detecção é uma característica importante do detector, pois esta grandeza compara o número de emissões detectadas com o número de emissões da fonte. O cálculo da eficiência foi feito utilizando os dados medidos experimentalmente para a resolução do detector e suas funções Gaussianas que foram ajustadas.

Para se obter a eficiência de detecção, foi calculada a área sob o pico, a partir da função ajustada, esta área representa o número de CPS para a energia do pico. Com estas informações, a eficiência foi calculada utilizando a Equação 5, apresentada no item 2.4.

A geometria utilizada experimentalmente foi reproduzida nas simulações feitas no código MCNP-X, nestas simulações foi utilizado o comando *tally* f8, onde o arquivo de saída é dado em eficiência ao longo de uma distribuição energética, não necessitando de tratamento de dados para comparação com os dados experimentais.

A incerteza padrão relativa (U) da eficiência experimental é dada pela Equação 13:

$$U_c = \sqrt{(U_p)^2 + (U_y)^2 + (U_e)^2}$$

Equação 13

Onde:

U_p : incerteza associada à área do fotopico;

U_y : incerteza associada à intensidade do fóton;

U_e : incerteza associada à atividade.

Para uma boa resposta da simulação do código, o detector de NaI(Tl) deve ser modelado o mais próximo possível da realidade, pois variações nas dimensões do cristal influenciam na determinação da eficiência (NAKAMURA, 1983, SIMA, 1990).

Os fabricantes de detectores fornecem algumas características do detector, tais como forma do cristal e volume ativo. Os valores reais, contudo, podem ser diferentes dos valores declarados, pois ao longo do tempo e de sua utilização esses valores se alteram. Portanto, é necessário realizar um estudo do volume efetivo do detector. Para isso, são utilizadas duas fontes pontuais, Am^{241} e Cs^{137} , uma de baixa e outra de alta energia, respectivamente (CONTI, 1999). Estas fontes foram medidas experimentalmente com o detector NaI(Tl) a distâncias de 8 cm, a geometria foi reproduzida por simulação e os resultados foram comparados.

O procedimento foi realizado iniciando os cálculos com o valor obtido por Salgado et al. (2008), onde foi verificado que a contagem total era maior que a obtida experimentalmente. Novos cálculos foram realizados, diminuindo-se gradativamente a espessura e o diâmetro do cristal, este procedimento foi repetido sucessivamente até que o valor da contagem total obtida estivesse de acordo com o valor experimental.

Todas as simulações foram feitas no código MCNP-X e para este estudo utilizaram o comando *tally* f8 com um número de histórias igual a 1×10^8 .

Os resultados foram comparados com os valores experimentais buscando avaliar se o método utilizado para o estudo do volume efetivo foi feito de maneira correta.

3.2.2. Características dos Materiais

Para a simulação próxima a realidade dos materiais utilizados foram feitos estudos para determinar duas características, densidade e composição química, que possuem grande influência no cálculo da atenuação dos raios gama e, conseqüentemente, na identificação das frações de volume. Os métodos adotados para estes estudos são descritos nos tópicos seguintes.

3.2.2.1. Densidade dos materiais

A densidade de cada material utilizado na modelagem matemática é um fator que pode causar grande interferência nos resultados, devido a uma diferente interação da radiação com a matéria. No caso do óleo que foi utilizado neste trabalho, a densidade não foi fornecida pelo fabricante, e no caso da água, foi verificado se a densidade estaria de acordo com valores da literatura.

Devido a estes motivos, um experimento para determinar a densidade dos materiais, água e óleo, que serão utilizados no trabalho foi conduzido.

Para a medição da massa da amostra, utilizou-se uma balança de precisão (ver item 3.1.4), que estava devidamente nivelada e limpa.

O material foi colocado dentro do recipiente com a balança descartando a massa do recipiente e foi esperado até que a balança estabilizasse a medição e assim foi registrado a massa medida pela balança com precisão de $\pm 0,005$ mg.

Para a medição do volume da amostra foi utilizada uma bureta com precisão de $\pm 0,05$ ml para preencher o recipiente. O cálculo da densidade foi dado a partir da divisão da massa encontrada pelo volume medido.

3.2.2.2. Coeficiente de atenuação do óleo

Os óleos possuem diferentes composições químicas e densidades, que podem variar até mesmo dentro do mesmo poço de extração. Devido à dificuldade de determinação da cadeia de hidrocarbonetos que compõe o óleo utilizado, foi feito um estudo do coeficiente de atenuação do óleo.

Para o cálculo no coeficiente de atenuação nas simulações do código, foram utilizadas as densidades medidas experimentalmente e a composição química utilizado por Salgado (2010), que foi a cadeia de hidrocarbonetos C_5H_{10} .

O cálculo do coeficiente de atenuação é feito utilizando a Equação 1, apresentada anteriormente no item 2.2.

Para a determinação do coeficiente é necessário conhecer precisamente a distância que é percorrida pelo fóton e a espessura do material pelo qual o fóton foi atenuado, desta forma, se faz necessário ter uma colimação com o feixe de emissão da fonte estreito (*Pencil-Beam*). Para realizar esta colimação, foi utilizado um colimador de Chumbo (ver item 3.1.5).

Buscando validar o alinhamento e a colimação da geometria montada para o cálculo do coeficiente de atenuação, foi realizado um estudo com uma folha de Tântalo com pureza de 99,9 % e espessura de 0,010 mm, fornecida e aferida pela empresa *GoodFellow*, pois desta forma será possível calcular o coeficiente de atenuação e comparar com os valores da literatura (NIST..., 2016).

Para este estudo foram realizados contagem com um tempo vivo de 7200 segundos utilizando uma fonte de Cs^{137} . O alinhamento do detector com a fonte foi feito posicionando um laser através da abertura do colimador e verificado se o alinhamento está correto.

O procedimento adotado para o cálculo do coeficiente de atenuação foi realizar a medição da emissão inicial, depois a medição da emissão com os materiais e calcular o coeficiente utilizando a equação matemática citada no item 2.2.

Para a validação do alinhamento e colimação da geometria, a emissão inicial foi feita utilizando somente detector e fonte, e a medição da emissão final feito com o detector, a fonte e a folha do material, conforme ilustrado na Figura 18.

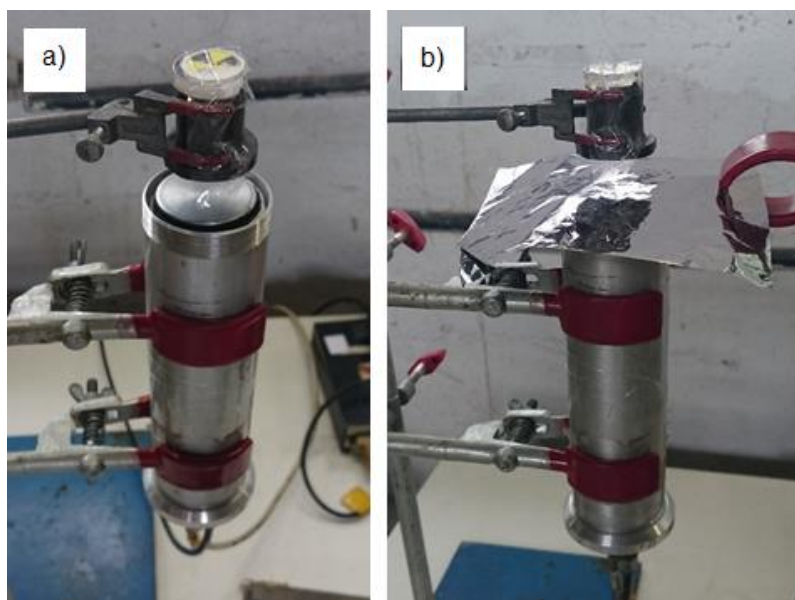


Figura 18: Medição da emissão para o Tântalo: a) Emissão Inicial; b) Emissão final. (Fonte: PEIXOTO, 2016)

Os valores dos coeficientes de atenuação do tântalo obtidos nesta etapa permitiram a continuação do estudo, então foi feito o experimento e a simulação computacional para o cálculo do coeficiente de atenuação do óleo.

No caso do óleo, a emissão inicial foi feita utilizando o detector, a fonte e o recipiente em que foi armazenado o óleo, Figura 19a, e sua medição da emissão final foi feita acrescentando o óleo no recipiente, Figura 19b. A altura do óleo no centro do recipiente foi calculada utilizando um paquímetro que possui precisão de $\pm 0,05$ mm.

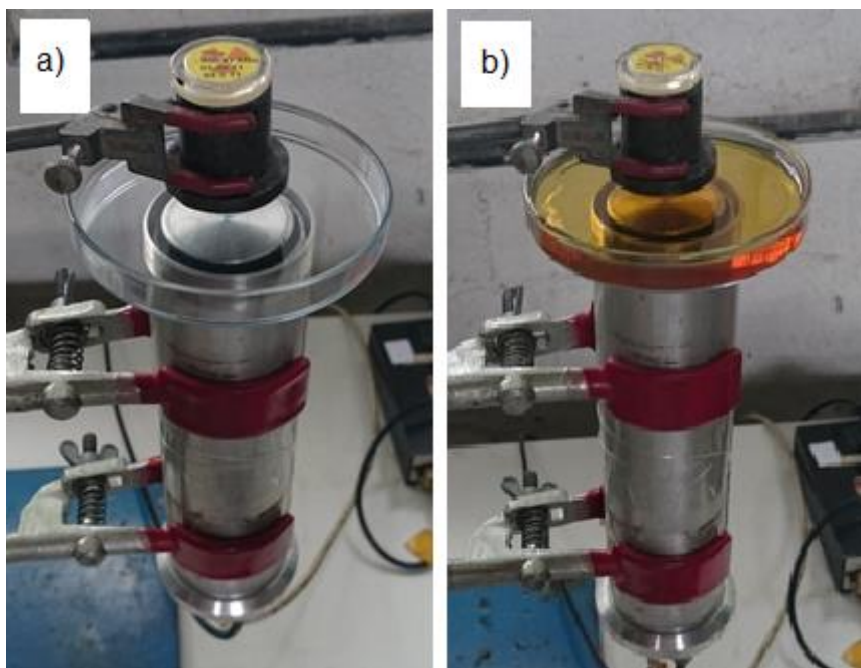


Figura 19: Medição da emissão para o óleo: a) Emissão Inicial; b) Emissão final. (Fonte: PEIXOTO, 2016)

Todas as simulações computacionais foram feitas no código MCNP-X usando o comando *tally f8* com um número de histórias igual a 2×10^8 .

3.2.3. Medição das frações de volume

A determinação da geometria de medição foi baseada no estudo feito por Peixoto (2015), onde foram analisadas diferentes geometrias com o regime estratificado liso e também anular e verificou-se que a geometria que apresentou menor variação nas contagens foi a geometria utilizando um regime estratificado liso, com uma fonte de radiação sem colimação, com o detector posicionado a 180° da fonte de radiação e próximo a fase composta por gás.

Esta geometria foi utilizada neste trabalho utilizando uma fonte de Cs^{137} sem colimação, conforme ilustrado na Figura 20.

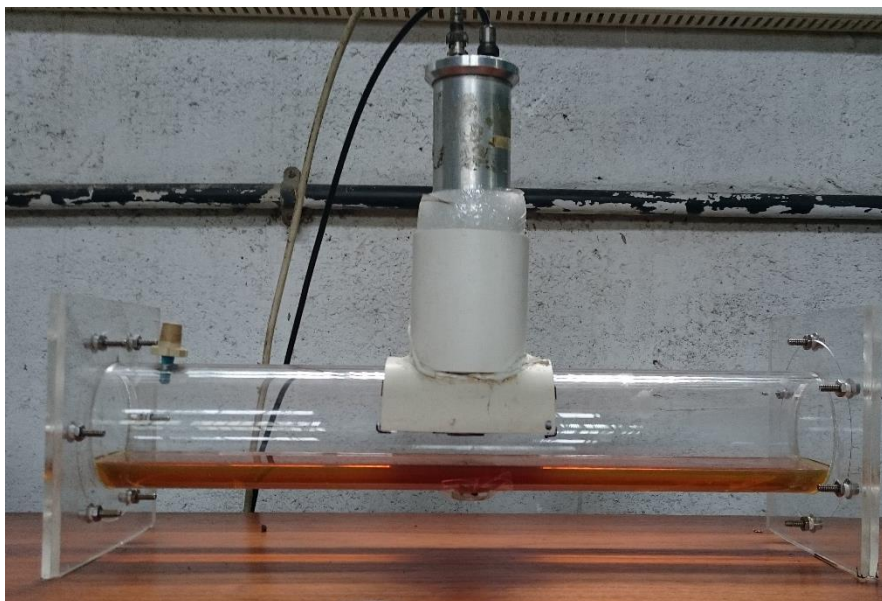


Figura 20: Geometria utilizada para medição das frações de volume. (Fonte: PEIXOTO, 2016)

A geometria utilizada para a medição experimental das frações de volume foi reproduzida no código MCNP-X.

Para se determinar quantos mililitros são equivalentes aos percentuais das frações de volume o procedimento experimental adotado foi calcular o volume máximo em mililitros para utilizar uma fração deste volume de água ou óleo. Para a simulação computacional, devido ao código representar cada fase com um material, foi necessário calcular a altura do plano em que é dividido as fases na sessão de testes para cada fração de volume. Os procedimentos são descritos adotados para este cálculo são descritos abaixo:

a) Experimental

Para o cálculo do volume total da sessão de testes, foi utilizada uma bureta com precisão de $\pm 0,05$ ml para preencher um *Becker* com precisão de ± 4 mm e com capacidade máxima de 80 ml. O tubo foi preenchido utilizando o *Becker* com água até preencher o volume total da sessão de testes. O volume total do tubo foi de 1755 ml ± 4 ml.

O óleo possui uma maior dificuldade para o escoamento, esse efeito é causado pela sua densidade e viscosidade. Por esse motivo, foi feito um teste e observado que

após 5 minutos com o recipiente virado a 180° , com relação ao recipiente de destino, ficavam restante no recipiente de origem 5 ml, sendo assim a cada medida de percentual foi acrescentado 5 ml e utilizado a mesma metodologia da água para o preenchimento do volume da sessão de testes com óleo.

b) Simulação computacional

Para a simulação correta no código dos percentuais de volume foi necessário conhecer a altura do divisor de fases para os diferentes percentuais. Considerando que o comprimento da tubulação é fator que não altera a área ocupada pela fração de volume, é possível analisar a o percentual da área do círculo como equivalente a fração de volume, como ilustrado na Figura 21.

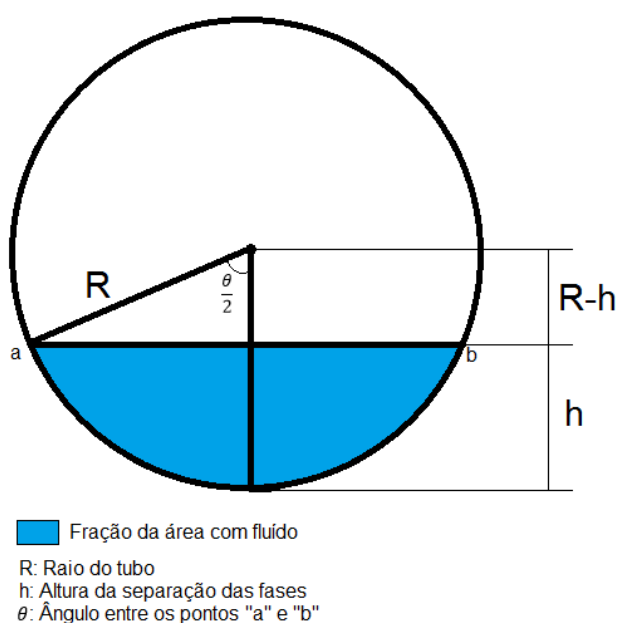


Figura 21: Representação dos dados utilizados para o cálculo da fração de volume. (Fonte: PEIXOTO, 2016)

Este cálculo é feito em duas partes. Na primeira parte para se determinar o ângulo entre os pontos "a" e "b" (θ), representados na Figura 21, se utiliza a Equação 14:

$$\theta - \sin \theta = (2.\pi.P)$$

Equação 14

Onde:

θ : Ângulo entre os pontos extremos da separação das fases;

P: Percentual de volume da fase inferior.

E para se calcular efetivamente a altura do volume líquido no tubo, se utiliza a Equação 15:

$$H = R - \frac{R.\cos\theta}{2}$$

Equação 15

Onde:

H: Altura da separação das fases;

R: Raio da tubulação

No procedimento experimental foram medidos os percentuais de 0%, 20%, 40%, 50%, 60%, 80% e 100% de água ou óleo, estas medições foram realizadas com um tempo vivo de 7200 segundos, utilizando uma fonte de Cs¹³⁷. O percentual restante do volume da sessão de teste foi preenchido com ar e a água utilizada foi obtida através do sistema de purificação apresentado no item 3.1.3

No código MCNP-X foi utilizada o comando *tally f8* que tem como saída uma distribuição de altura de pulsos e o número de histórias utilizadas para que se obtivesse uma boa estatística de contagem (erro relativo inferior a 0,5 %) foi de 4×10^8 .

A modelagem matemática do material óleo foi feita utilizando a composição química C_5H_{10} , validada anteriormente com a densidade determinada experimentalmente. A geometria modelada matematicamente é ilustrada pela Figura 22.

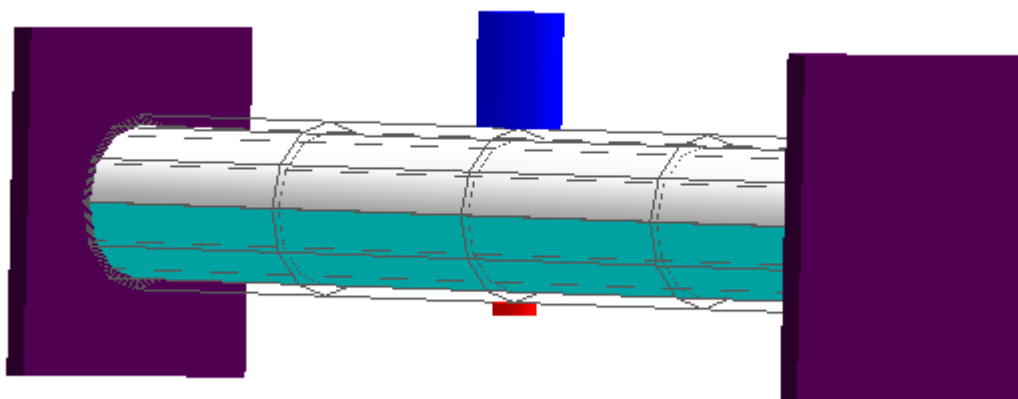


Figura 22: Modelagem matemática da geometria utilizada para a medição das frações de volume.
(Fonte: PEIXOTO, 2016)

Buscando validar o modelo matemático proposto, as frações de volume e condições foram reproduzidas no código MCNP-X.

A identificação das frações de volume empregando a técnica de atenuação gama pode ser obtida utilizando uma geometria composta por um detector de radiação e por uma fonte de radiação bem colimada e utilizando a equação matemática para determinação das frações de volume em sistemas bifásicos com feixe unidirecional. As Equações 16 e 17 (ABOUELWAFI e KENDALL, 1980), são utilizadas para este cálculo:

$$\alpha_1 = \frac{\ln(I/I_2)}{\ln(I_1/I_2)}$$

Equação 16

$$\alpha_2 = \frac{\ln(I/I_1)}{\ln(I_2/I_1)} = 1 - \alpha_1$$

Equação 17

Onde:

$\alpha_{1,2}$: fração de volume do meio 1 ou 2;

I : intensidade de raios gama transmitidos com tubo contendo meios 1 e 2;

I_1 : intensidade contendo apenas o meio 1;

I_2 : intensidade contendo apenas o meio 2;

Com intuito de avaliar se as Equações 16 e 17 podem ser utilizadas para uma geometria com uma fonte sem colimação, foi feito um estudo calculando as frações de volume de forma analítica. Para isto foram comparados os dados experimentais e simulados sem colimação na fonte com uma simulação feita no código utilizando feixe do tipo *pencil beam* e foi analisado se a equação analítica obteve uma resposta correta para os dois tipos de feixe. A fração de 50 % de água ou óleo foi utilizado para avaliar a capacidade de identificação da equação sem colimação da fonte

Em caso do método matemático não identificar corretamente as frações de volume, é necessário a utilização de outra metodologia, como, regressão linear (polinômio de grau “n”) para problemas simples ou RNAs para situações de maior complexidade.

3.2.4. Predição de frações de volume por redes neurais

Os resultados da identificação das frações de volume pelo método matemático viabilizou a utilização de outra metodologia. Com o objetivo de automatizar a identificação das frações de volume foi utilizada uma RNA onde o dado de entrada da rede utilizada foi CPS na região do fotopico da fonte emissora de radiação e a saída da rede foi dada pelo percentual de água ou óleo na sessão de testes.

As RNAs utilizadas foram do tipo MLP com 4 camadas, sendo 2 camadas ocultas, 1 de entrada e uma de saída. Na camada de entrada foi utilizada uma função de transferência linear e na camada de saída uma função logística foi utilizada. Nas camadas ocultas foi utilizada a função de transferência tangente hiperbólica na primeira camada oculta e uma função linear na segunda. O algoritmo de treinamento da rede utilizado foi o *Backpropagation*, citado no item 2.5.1.

Os componentes que foram variados na arquitetura da rede foram o número de neurônios nas camadas duas ocultas e a função de treinamento. Foram testadas

diversas funções de treinamento, como as funções de LM, gradiente descendente, gradiente descendente com taxa adaptativa, gradiente conjugado escalonado de *Mooler*. A que apresentou melhor desempenho foi a função de LM.

Esta função foi avaliada em paralelo com a função de treinamento utilizada anteriormente por Salgado et al. (2008), a função de treinamento GDM. O momento utilizado para o treinamento da função foi de 0,9 sendo mantida a configuração padrão do *software*.

Foram feitas 35 novas simulações computacionais variando o percentual de água ou óleo a cada 2,5 %. Juntando os dados experimentais com os dados simulados, foram utilizados 42 dados para o treinamento, teste e validação das RNAs. A divisão dos dados nestes três subconjuntos, foi feita dividindo 60 % dos dados para treinamento (26 dados), 25 % para teste (9 dados) e 15 % para validação (7 dados).

Os dados experimentais foram utilizados no conjunto de validação e no conjunto de treinamento e teste foram utilizados os dados simulados. A distribuição destes dados pode ser analisado na Figura 23.

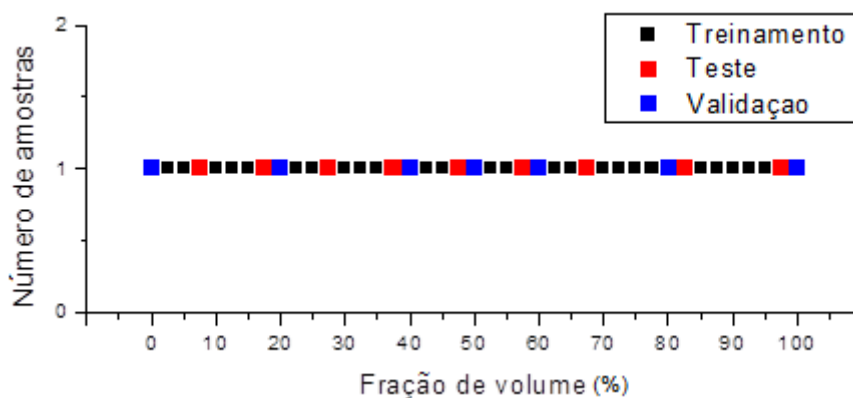


Figura 23: Distribuição dos dados nos conjuntos de treinamento da RNA. (Fonte: PEIXOTO, 2016)

Para definição dos parâmetros de parada do treinamento foram feitos testes variando os valores de número de épocas e valor mínimo de performance empiricamente. Os parâmetros escolhidos para a parada do treinamento foram o número máximo de épocas, definido como 600 e o valor mínimo de performance, definido como 1×10^{-10} .

Avaliou-se como um melhor desempenho, a RNA que obteve menor erro relativo percentual médio e menor variância em relação aos dados de validação. Havendo resultados próximos na escolha da arquitetura, selecionou-se aquela com menor erro quadrático médio e menor número de neurônios. Esta metodologia de avaliação entre RNAs foi utilizada por Nagaoka et al, 2005.

4. RESULTADOS

Seguindo as etapas descritas na metodologia deste trabalho, serão apresentados os seguintes resultados obtidos:

- Características do detector medidas experimentalmente que serviram para validar o modelo matemático do detector;
- A determinação experimental das características dos materiais (óleo e água) para validar o modelo matemático criado no código MCNP-X dos materiais utilizados para a medição de fração de volume;
- As frações de volume que foram medidas experimentalmente e através de simulação computacional;
- O treinamento das RNAs.

4.1. CARACTERÍSTICAS DO DETECTOR DE NaI(Tl)

Nesta etapa serão avaliados os resultados das características do detector. Seguindo os métodos apresentados foram avaliadas a tensão de operação, resolução e eficiência do detector.

4.1.1. Tensão de operação

Seguindo os métodos citados, o experimento para definir a tensão de operação do detector foi feito. Na Figura 24 é possível visualizar todas medições realizadas, o patamar onde há um menor coeficiente angular entre os pontos de contagem, esse patamar foi determinado entre 700 e 870 Volts.

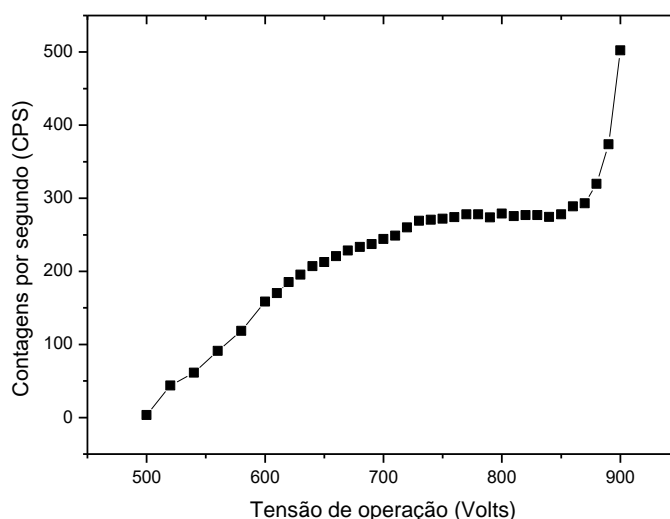


Figura 24: Gráfico utilizado para determinar a tensão de operação do detector.

A tensão de operação do detector definida foi de 780 Volts. Essa foi a tensão utilizada durante todos os experimentos realizados para este trabalho.

4.1.2. Resolução do detector

Para determinar a resolução do detector em diferentes energias foram realizados os experimentos para a medição da FWHM em cada energia de fotopico de acordo com os procedimentos citados em métodos. Buscando avaliar o modelo matemático proposto, no qual foi ajustado uma função gaussiana (GEB) no código MCNP-X, foi realizada uma comparação da forma dos espectros.

a) Largura à meia altura

Os valores de FWHM que foram obtidos experimentalmente para diversas energias, são representados na Figura 25. Com os resultados se tornou possível realizar o ajuste da função GEB, através da metodologia citada anteriormente, aproximando ainda mais o modelo matemático da realidade.

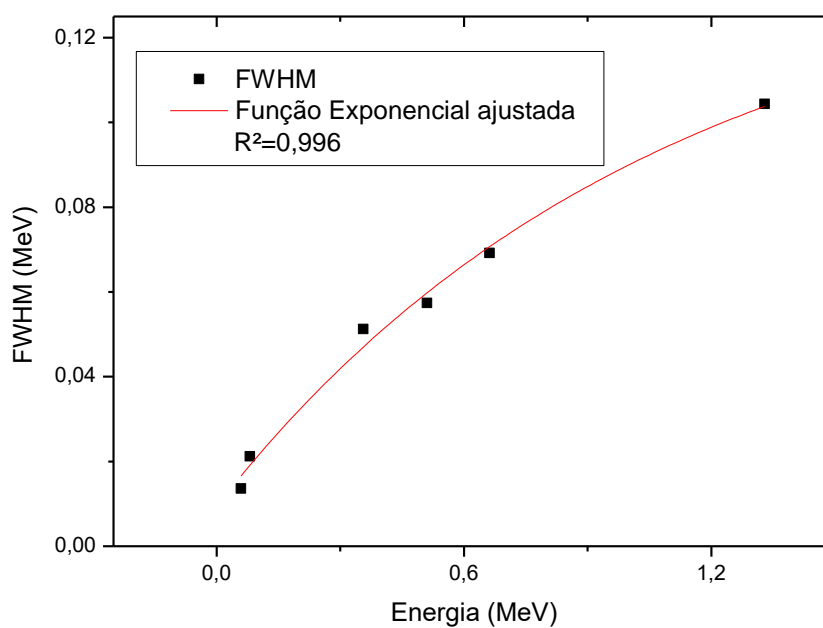


Figura 25: FWHM obtidas experimentalmente.

A partir dos valores de FWHM, foi calculada a resolução do detector para a faixa de energia, os resultados são representados na Figura 26.

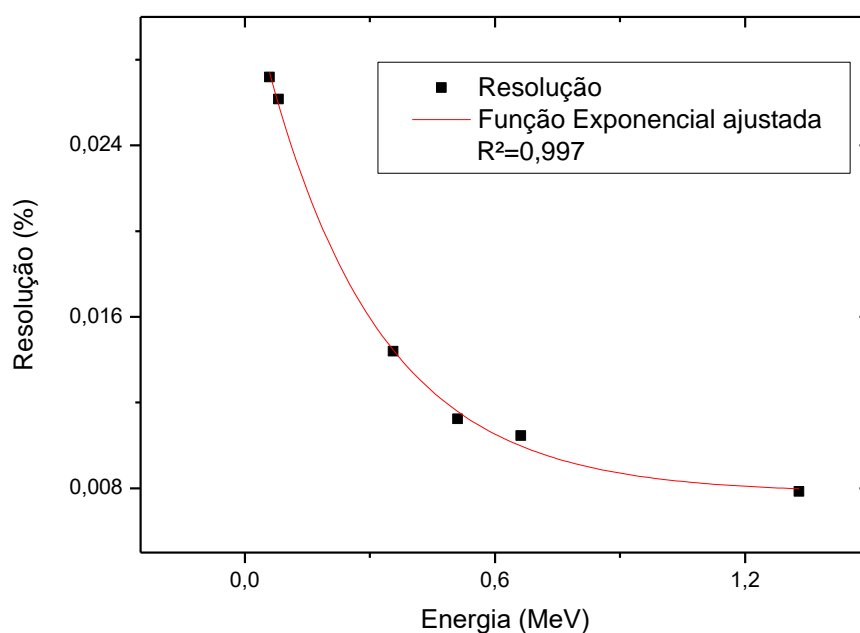


Figura 26: Resolução do detector de NaI(Tl) utilizado em função da energia.

b) Validação da forma dos espectros

A partir das FWHM medidas experimentalmente os coeficientes a , b e c utilizados para o ajuste da função GEB foram respectivamente -0,00225; 0,072 e 0,521.

Com o intuito de avaliar se a função GEB foi corretamente ajustada, foram comparados os espectros de diferentes energias. As comparações realizadas são representadas na Figura 27.

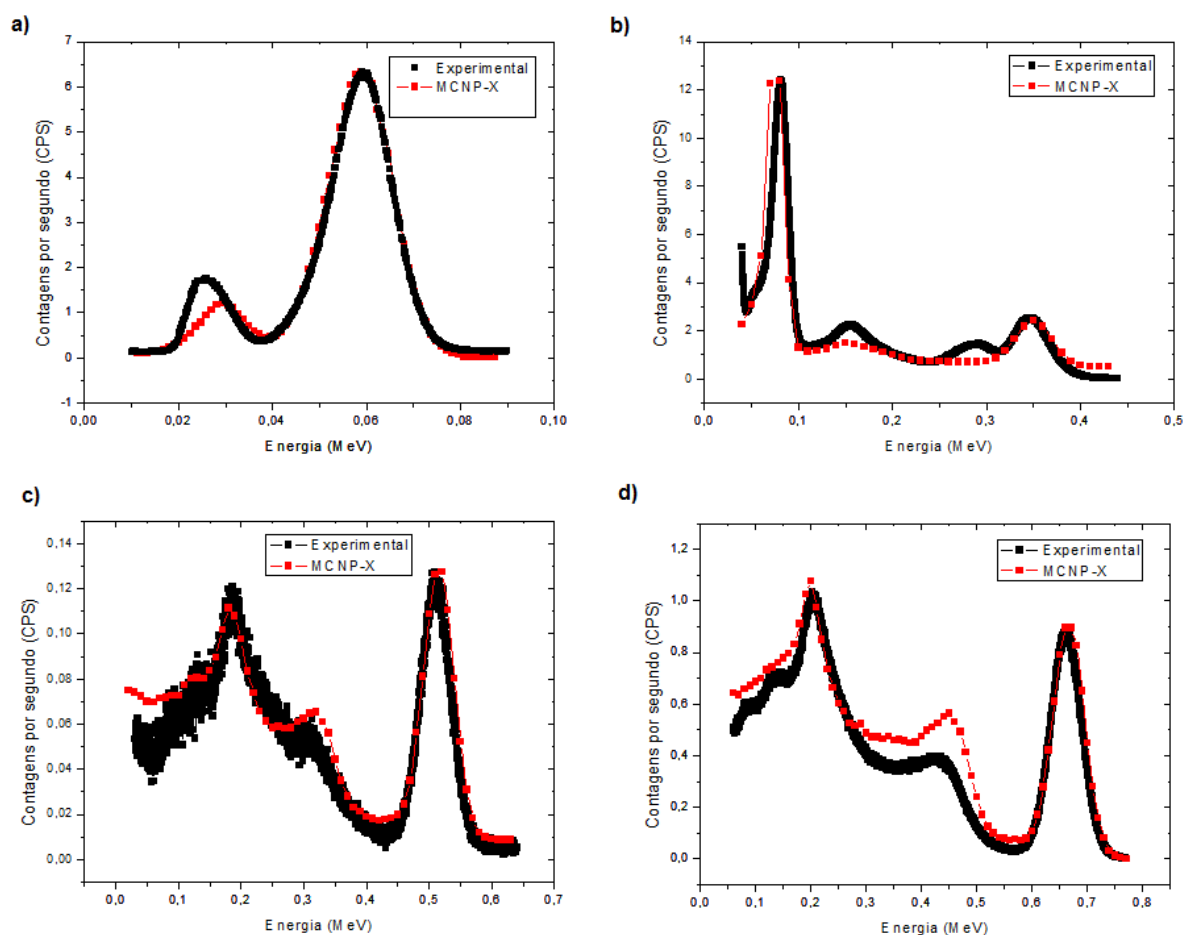


Figura 27: Comparação da forma dos espectros experimentais e simulados no código das fontes de: a) Amerício-241; b) Bário-133; c) Sódio-22; d) Césio-137.

Através dessa comparação, é possível notar que a função GEB foi corretamente ajustada no arquivo de entrada e o modelo proposto está apresentando uma resposta do detector próxima à realidade.

4.1.3. Eficiência de detecção

Utilizando os procedimentos descritos, foram realizadas diversas simulações computacionais reduzindo gradativamente o volume sensível do detector. Foi possível notar que quando comparado ao estudo feito por Salgado et al. (2008), houve uma diminuição do volume efetivo do material sensível do detector.

O tamanho do volume sensível que mais se aproximou do detector real possui as dimensões descritas na Figura 28.

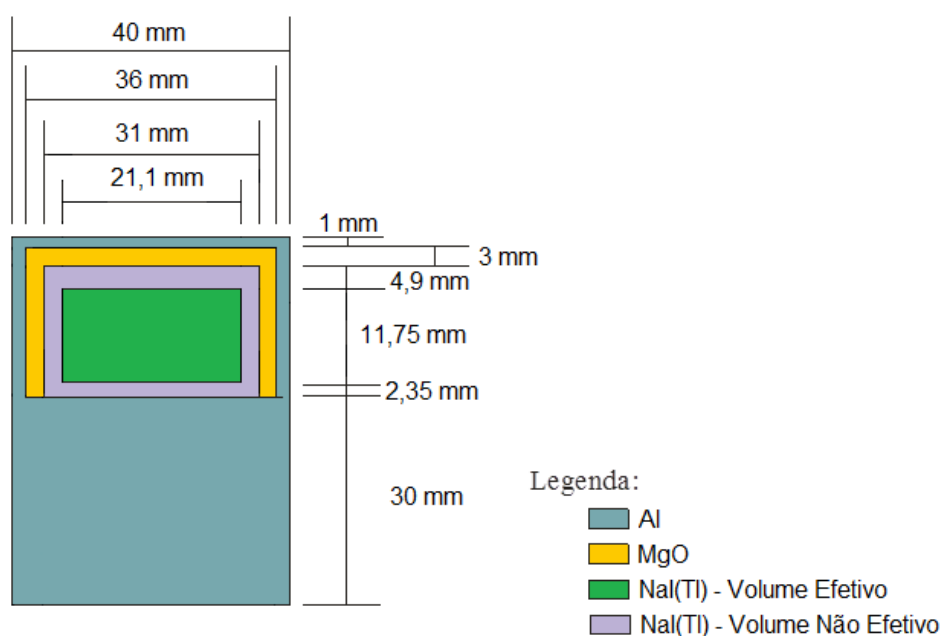


Figura 28: Dimensões do detector utilizado considerando o volume não efetivo.

Para avaliar se o modelo matemático proposto está de acordo com a realidade, foram comparados os valores de eficiência de detecção para diferentes energias, representando a geometria utilizada nos procedimentos experimentais na simulação computacional. Os resultados obtidos, são representados na Figura 29.

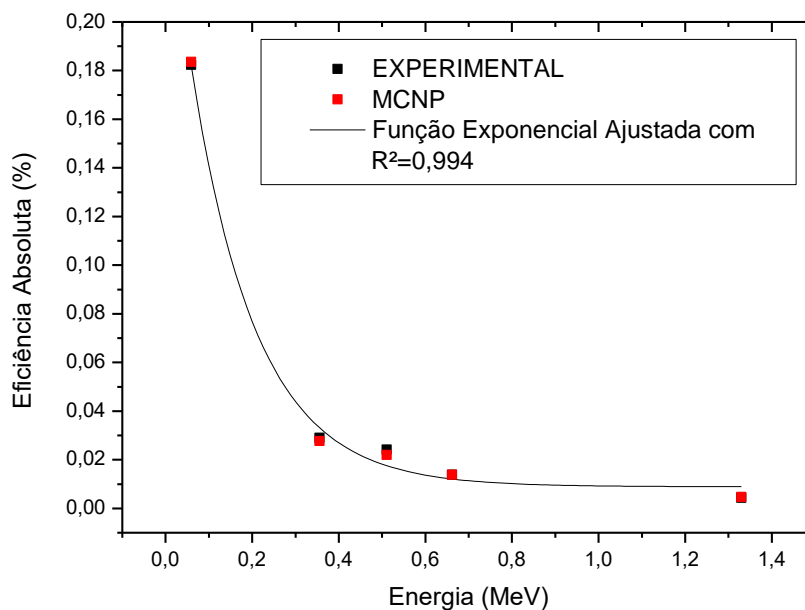


Figura 29: Comparação da eficiência absoluta experimentais e simuladas.

Os valores obtidos pela simulação computacional apresentaram um erro relativo máximo aos dados experimentais de 2,4 %, com incerteza de medição máxima de $\pm 0,005$ % para as simulações computacionais e 3,35 % para os experimentos.

Analisando os dados foi possível observar que o modelo proposto indica estar perto da realidade de maneira quantitativa.

4.2. CARACTERÍSTICAS DOS MATERIAIS

Os resultados obtidos das características do detector viabilizaram um estudo das características dos materiais comparando o modelo matemático proposto dos materiais com os dados experimentais.

4.2.1. Densidades dos materiais

As densidades dos materiais que foram utilizados no trabalho, óleo e água, foram obtidos de maneira experimental, descrita no item 3.1, visando avaliar se o que foi representado no modelo computacional representa a realidade.

Para a água foi encontrado um valor de $0,99 \text{ g.cm}^{-3} \pm 0,007$, esta incerteza de medida não altera significativamente na atenuação de raios gama (BARBOSA, 2016). Para o óleo, a densidade encontrada foi de $0,769 \text{ g.cm}^{-3} \pm 0,05$, para avaliar se esta incerteza de medida foi realizado um estudo variando a densidade e verificado que esta variação não influencia consideravelmente na atenuação de raios gama. Os valores encontrados foram levados em consideração nas simulações.

Estes materiais foram utilizados visando uma simulação controlada e próxima a realidade do petróleo bruto, densidade entre 0,87 e 0,97 g.cm^{-3} , e da água salgada densidade de 1,023 g.cm^{-3} , (WILLIAMS III et al., 2016).

4.2.2. Medição do coeficiente de atenuação dos materiais

Buscando verificar se a composição química do material foi corretamente representada, foi realizada uma comparação entre o coeficiente de atenuação do óleo medido experimentalmente (incerteza de medição de $\pm 0,98 \text{ cm}^{-1}$) com o simulado computacionalmente (incerteza de medição de $\pm 0,0002 \text{ cm}^{-1}$).

a) Validação da geometria

O cálculo da atenuação leva em consideração a espessura do material, por este motivo se torna necessário validar se a geometria de medição está correta e o fóton emitido pela fonte de radiação está percorrendo a distância utilizada para os cálculos.

Seguindo as etapas descritas, foi medido o coeficiente de atenuação do Tântalo com 99 % de pureza medido e aferido pela empresa *Goodfellow*. No experimento foi

encontrado um coeficiente de atenuação igual a $1,467 \text{ cm}^{-1} \pm 0,76$ e através da simulação um valor de $1,454 \text{ cm}^{-1} \pm 0,002$ foi encontrado. O erro da simulação computacional relativo ao dado experimental foi de 0,89 %. Na literatura (NIST..., 2016) o coeficiente de atenuação do tântalo é de $1,504 \text{ cm}^{-1}$ e o erro deste valor relativo ao simulado foi de 3,33 %.

Com os resultados é possível notar que os valores obtidos experimentalmente e pela simulação, se aproximam dos valores encontrados na literatura, a pequena diferença entre os resultados da simulação e experimental com os da literatura pode ter sido causado pela medida não ter sido realizada com um feixe do tipo *pencil beam* e por uma variação estatística.

b) Coeficiente de atenuação do óleo

Uma vez validada a geometria foi realizada a medição do coeficiente de atenuação do óleo experimentalmente e por simulação computacional. No procedimento experimental o coeficiente de atenuação encontrado foi de $0,00275 \text{ cm}^{-1} \pm 0,98$, enquanto na simulação no código o valor obtido foi de $0,00278 \text{ cm}^{-1} \pm 0,002$ com erro relativo aos dados experimentais de 1 %.

Com estes dados é possível validar que a composição química do material foi representada corretamente no arquivo de entrada.

4.3. MEDIÇÃO DAS FRAÇÕES DE VOLUME

Sendo o modelo matemático proposto validado, foram realizadas as medidas de frações de volume utilizando dois sistemas, um utilizando água e gás e o segundo utilizando óleo e gás. As incertezas de medição encontradas foram de $\pm 0,03 \%$ nas simulações no código MCNP-X e $\pm 5 \%$ para os experimentos.

4.3.1. Geometria com Água e Gás

Os dados utilizados, experimentais e simulados, para a identificação das frações de volume foram as CPS na região do fotopico. Para isto foi selecionada a região do fotopico da distribuição de pulso gerada pela placa analisadora multicanal e calculada a área nesta região. Na Figura 30 é possível analisar a distribuição de pulso medida experimentalmente para todas as frações de volume medidas.

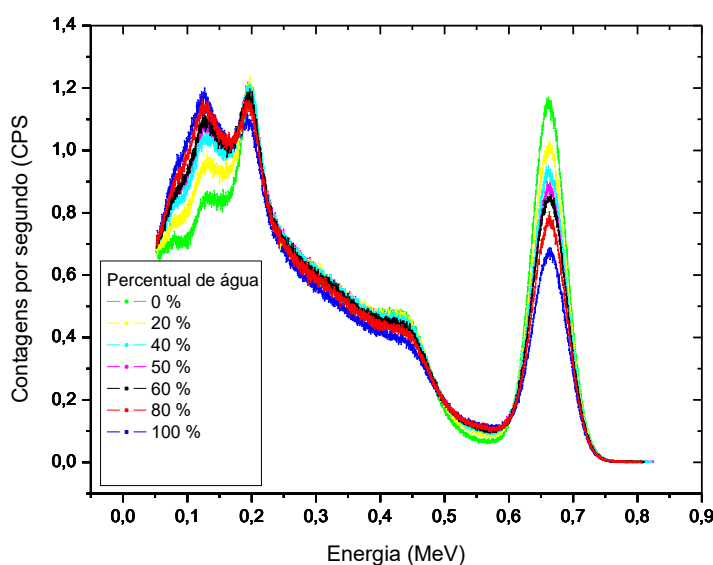


Figura 30: Distribuição de altura de pulso para diferentes frações de volume obtidas experimentalmente para a geometria água-gás.

Buscando comparar os dados experimentais com os simulados no código e validar o modelo matemático proposto, foram simuladas no código MCNP-X as frações de volume de água que haviam sido realizadas experimentalmente. Os resultados desta comparação são ilustradas na Figura 31.

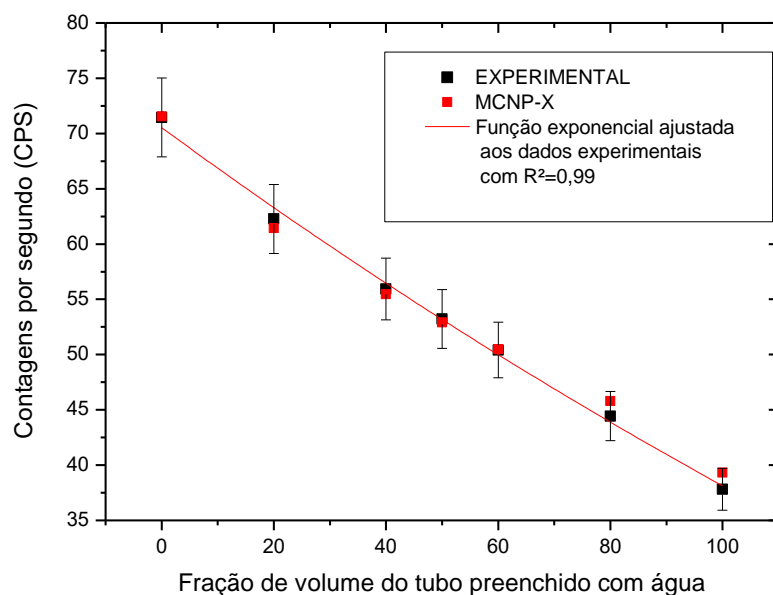


Figura 31: Fração de volume do tubo preenchido por água obtidos experimentalmente e por simulação computacional.

Os valores das frações de volume obtidos na simulação no código MCNP-X tiveram um erro relativo máximo com relação aos dados experimentais igual a 4 %. Desta forma, o modelo matemático proposto indica que representa a realidade e assim viabiliza as simulações para diferentes frações de volume utilizando os materiais água e gás.

4.3.2. Geometria com Óleo e Gás

Assim como realizado para a geometria água-gás, os dados utilizados para a identificação de volume foram as CPSs na região de fotopico da fonte radioativa. Na Figura 32 é possível analisar a distribuição de pulso medida experimentalmente para todas as frações de volume medidas.

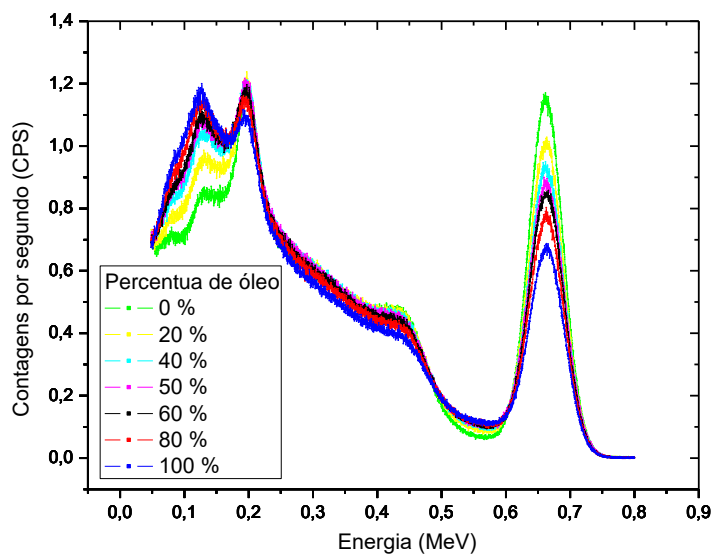


Figura 32: Distribuição de altura de pulso para diferentes frações de volume obtidas experimentalmente para a geometria óleo-gás.

É possível notar que as contagens para as diferentes frações de volume são bem distinguidas na região do fotopico, podendo assim serem utilizadas para a identificação das frações de volume.

Foram comparadas as frações de volume de óleo medidas experimentalmente com as simuladas no código MCNP-X. Os resultados desta comparação são representados na Figura 33.

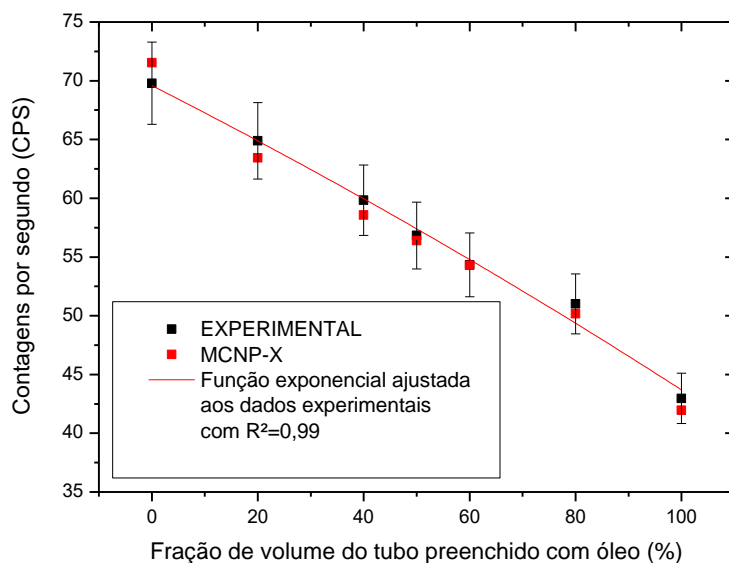


Figura 33: Fração de volume do tubo preenchido por óleo obtidos experimentalmente e por simulação computacional.

Os valores das frações de volume tiveram um erro relativo aos dados experimentais máximo de 2,5 %, podendo concluir que o modelo está próximo da realidade e as simulações para diferentes frações de volume utilizando os materiais Óleo e gás, podem obter resultados confiáveis.

4.3.3. Determinação das frações de volume por equações matemáticas

Foi realizado um estudo para avaliar se metodologia matemática apresentada no item 3.2.3, nas Equações 16 e 17, identificam corretamente as frações de volume. Para isto foram comparados as determinação das frações de volume pelos dados experimentais e pelas equações matemáticas de um sistema com 50 % de água ou óleo nos sistemas água-gás e óleo-gás.

O percentual de fração de volume identificado pela equação matemática para a simulação computacional da fonte de radiação sem colimação foi de 45,4 % para água-gás e 54,37 %, para óleo-gás. Enquanto para a geometria com a colimação da fonte do tipo *pencil beam*, as frações de volume identificadas foram de 50,93 % para água-gás e 50,8 % para óleo-gás.

As frações de volume identificadas pela equação matemática para a geometria sem colimação apresentaram um erro relativo a fração real mínimo de 9,8 %, enquanto para a geometria com o feixe do tipo *pencil beam* o erro relativo mínimo foi de 1,8 %.

A partir dos resultados deste estudo é possível avaliar que a equação analítica não obtém uma boa resposta para a análises feitas em colimações diferentes do feixe do tipo *pencil beam*, sendo necessário para estes casos, a utilização de outras metodologias como regressão linear ou RNAs.

Foi realizado um estudo para avaliar a capacidade da metodologia utilizando regressão linear (polinômio de grau “n”). Na Figura 34 são apresentados os resultados para o sistema água-gás e óleo-gás, onde o erro relativo máximo na predição das frações de volume foi de 6 %.

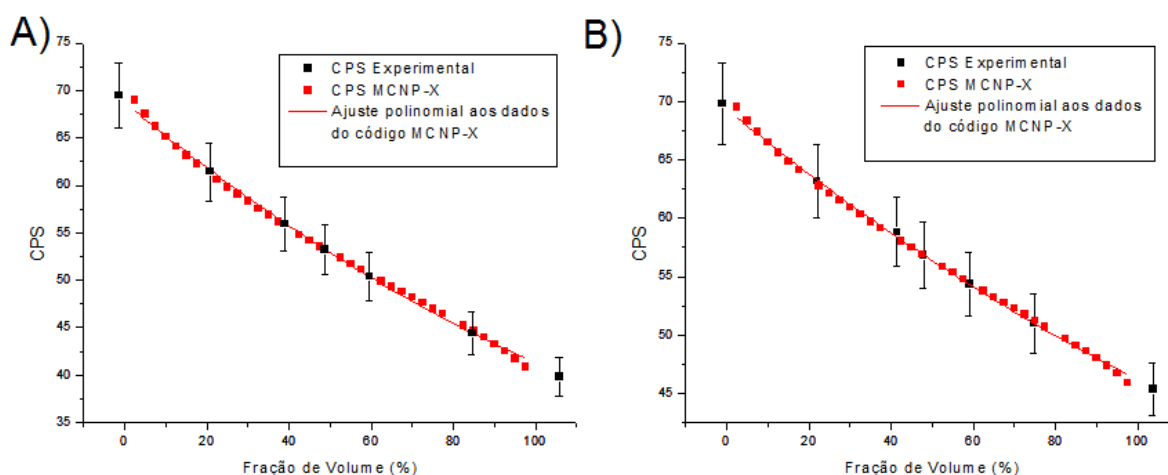


Figura 34:Fração de volume calculadas por regressão linear nos sistemas:A) Água-gás; B)Óleo-gás.

Os coeficientes da equação 18 foram obtidos pelo método de mínimos quadrados e seus valores são apresentados na Tabela 3, com coeficiente de correlação (R^2) igual a 0,997 para os dois sistemas

$$P = A. (x) + B. (x)^2 + C$$

Equação 18

Onde:

P: Fração de volume (%);

A: CPS na região de fotopico;

A, B, C: Coeficientes de ajuste;

Tabela 3: Valores para os coeficientes da Equação 18 obtidos pelo ajuste ao polinômio de grau 2.

Coeficientes	Valores	
	Água-Gás	Óleo-Gás
A	-0,35678	0,28653
B	$8,319.10^{-4}$	$5,56.10^{-4}$
C	68,66941	69,29552

A metodologia apresenta bons resultados para as geometrias com feixe sem colimação, no entanto, a utilização desta técnica é indicada para situações com dois fluídos (menos complexas), visando a utilização em sistemas trifásicos (mais complexas), foi utilizada a metodologia de RNAs para o cálculo das frações de volume.

4.4. PREDIÇÃO DE FRAÇÕES DE VOLUME POR REDES NEURAIS

Através da metodologia apresentada no item 3.2.4, foram criadas as RNAs para a automatizar a identificação das frações de volume.

Foram testados diferentes números neurônios nas duas camadas ocultas da arquitetura da rede, nas duas funções de treinamento. As arquiteturas que apresentaram melhor desempenho para cada função, considerando os critérios de avaliação que foram descritos em métodos, seguem ilustradas na Figura 35, a única diferença está no número de neurônios da primeira camada oculta, para a função LM foram utilizados 4 neurônios e para a função GDM, 7 neurônios.

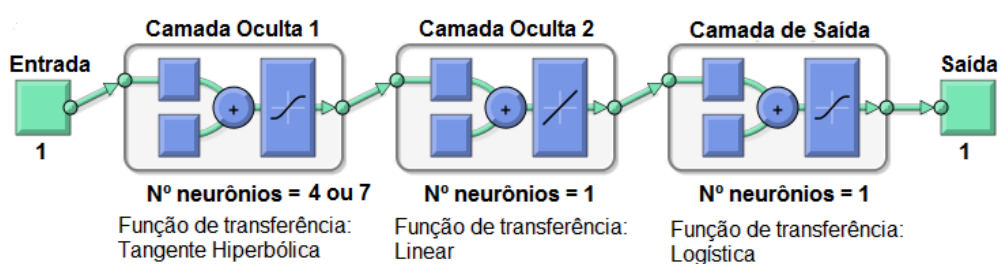


Figura 35: Arquiteturas com melhor desempenho para as funções de treinamento LM (4 neurônios) e GDM (7 neurônios). (Fonte: PEIXOTO, 2016)

Os coeficientes de regressão que foram obtidos para cada função de treinamento em sua arquitetura com melhor desempenho, está representado na Tabela 4.

Tabela 4: Coeficientes de regressão nas etapas de treinamento, teste, validação e em todas as etapas.

Sistema	Função de treinamento	coeficientes de regressão (R^2)			
		Treinamento	Teste	Validação	Todas as etapas
Água-gás	LM	0,99999	1	0,99876	0,99932
	GDM	0,99793	0,99304	0,98273	0,99391
Óleo-gás	LM	0,99947	0,99931	0,99515	0,99831
	GDM	0,99999	0,99999	0,99608	0,9989

LM - *Levenberg-Marquardt*

GDM - Gradiente descendente com momento

Os coeficientes de regressão que foram obtidos indicam que as duas arquiteturas de rede para os dois sistemas obtiveram uma saída da rede próxima a saída desejada, demonstrando que o treinamento no geral, assim como suas etapas, foi bem sucedido.

Os critérios escolhidos para avaliação das RNAs foram o erro quadrático médio no treinamento, o erro relativo médio e a variância na etapa de validação, assim como descrito anteriormente. Os resultados obtidos para as melhores arquiteturas encontradas para cada tipo de função de treinamento e para cada sistema (água-gás e óleo-gás) podem ser analisados na Tabela 5.

Tabela 5: Comparação entre as melhores arquiteturas para cada função de treinamento e conjunto de dados.

Água e Gás				
Arquitetura	Função de treinamento	Erro Quadrático Médio (Treinamento)	Erro Relativo Médio % (Validação)	Variância (Validação)
1 → 4 → 1 → 1	LM	0,008875	0,1677%	0,000229
1 → 7 → 1 → 1	GDM	0,039986	1,2156%	0,004171
Óleo e Gás				
Arquitetura	Função de treinamento	Erro Quadrático Médio (Treinamento)	Erro Relativo Médio % (Validação)	Variância (Validação)
1 → 4 → 1 → 1	LM	0,009177	0,5201%	0,002614
1 → 7 → 1 → 1	GDM	0,013420	0,9785%	0,002382

LM - *Levenberg-Marquardt*

GDM - Gradiente descendente com momento

É possível notar que a função LM possui um menor erro quadrático médio e menor erro relativo médio tanto para os dados do sistema água-gás e óleo-gás, no entanto a

variância é menor para água-gás e maior para óleo-gás quando comparado com a função GDM. Para a função GDM, foi utilizado também um maior número de neurônios na camada oculta.

Na Tabela 6 é possível verificar a distribuição dos erros relativos aos dados experimentais nas duas arquiteturas de rede escolhidas para as geometrias com água-gás e óleo-gás.

Tabela 6: Distribuição dos erros relativos aos dados experimentais nas duas arquiteturas de rede para água-gás e óleo-gás.

Água e Gás					
Arquitetura	Função de treinamento	Erros relativos			
		< 1 %	> 1 % e < 5 %	> 5 % e < 10 %	> 10 %
1 → 4 → 1 → 1	LM	36	4	1	0
1 → 7 → 1 → 1	GDM	8	22	11	0
Óleo e Gás					
Arquitetura	Função de treinamento	Erros relativos			
		< 1 %	> 1 % e < 5 %	> 5 % e < 10 %	> 10 %
1 → 4 → 1 → 1	LM	36	3	2	0
1 → 7 → 1 → 1	GDM	22	18	1	0

LM - *Levenberg-Marquardt*
GDM - Gradiente descendente com momento

Para a função de LM a grande maioria dos dados possuem erros relativos menores do que 1 %, no entanto para a função de GDM a maioria dos erros relativos estão entre 1 % e 5 %. Nas duas funções de treinamentos os erros não foram maiores do que 10 %, mostrando que ambas RNAs tiveram um bom desempenho.

Nos dados do sistema água-gás as diferenças entre os dados de performance das duas funções de treinamento é maior quando comparado nos dados do sistema óleo-ar, no entanto, em ambos os casos a função LM indicando um melhor desempenho de acordo com os critérios apresentados nos métodos.

5. CONCLUSÃO

As medidas experimentais das características do detector e dos materiais utilizados (óleo, água e ar), possibilitaram a realização da modelagem matemática no código MCNP-X para gerar um maior número de dados em um menor tempo de medição e menor exposição à radiação. O modelo matemático proposto e simulado no código, quando comparado com as medições experimentais, foi capaz de representar corretamente a resolução do detector real, eficiência de detecção (erro máximo relativo aos dados experimentais de 2,4 %) e os materiais utilizados (erro máximo relativo aos dados experimentais de 1 % para a determinação do coeficiente de atenuação).

A determinação das frações de volume experimentais para o regime estratificado liso, apresentaram uma boa distinção entre os percentuais das duas fases, viabilizando a simulação no código MCNP-X. As frações determinados pela simulação computacional apresentaram boa concordância com os dados experimentais, com um erro relativo aos dados experimentais máximo 4 % para o sistema com água-gás e 2,5 % para o sistema com óleo-gás, indicando que o modelo matemático proposto, apresenta resultados próximos dos reais.

A utilização do código MCNP-X para a simulação mostrou-se eficaz na geração dos dados, numa fase posterior, viabilizou as medições dos dados complementares necessários para os conjuntos de treinamento e teste das RNAs, sem a necessidade de utilização de fontes radioativas, detectores, demonstrando-se, desta forma uma ferramenta muito útil.

A utilização de RNAs na interpretação das informações provenientes dos detectores tem como objetivo não utilizar a solução analítica, que apresentou um erro mínimo relativo a fração real de 9,8 % para a geometria utilizada neste trabalho, indicando que a equação deve ser aplicada somente em condições muito controladas e que em casos reais são difíceis de serem mantidas.

Por outro lado, as RNAs testadas mapearam (com boa precisão) os dados simulados pelo código computacional MCNP-X com as frações de volume de um dos meios. Ambas funções de treinamento avaliadas (LM e GDM) apresentaram um bom

desempenho para a predição das frações de volume, tanto para o sistema com água-gás (erro relativo médio de 0,16 % para LM e 1,21 % para GDM) quanto para o sistema com óleo-gás (erro relativo médio de 0,52 % para LM e 0,97 % para GDM). A função de treinamento LM apresentou um melhor desempenho para os dois sistemas, indicando que também pode ser utilizada para a predição de frações de volume com precisão.

Os resultados indicam que a metodologia proposta é promissora e adequada para a solução deste problema podendo ser utilizada para o desenvolvimento de um sistema real (necessitando de ajustes com relação as densidades do petróleo cru e da água salgada) permitindo um dispositivo compacto com alta velocidade e precisão no tratamento das informações tendo grande aplicação na indústria *offshore*.

Dentre as sugestões para trabalhos futuros, pode-se destacar:

- Testar a utilização da metodologia em sistemas trifásicos, para predição de frações de volume utilizando somente um detector de Nal(TI);
- Aprimorar a metodologia para aplicação em seções de teste dinâmicas;
- Investigar a possibilidade da predição de frações de volume independentemente do regime de escoamento, com um detector de Nal(TI);
- Variação do momento na função de treinamento GDM, buscando um melhor desempenho na predição das frações de volume;
- Utilização da metodologia com fontes de energia mais baixas, buscando avaliar se para as frações de volume há uma maior capacidade de discriminação.
- Avaliação da metodologia com a utilização de petróleo bruto e água salgada.

REFERÊNCIAS

ABOUELWABA M. S. A. and Kendall E. J. M. **The measurement of component ratios in multiphase systems using gamma-ray attenuation**. Journal of Physics E: Scientific Instruments, v. 13, p. 341-345, 1980.

ÅBRO E., Khoryakov V. A., Johansen G. A. and Kocbach L. **Determination of void fraction and flow regime using a neural network trained on simulated data based on gamma-ray densitometry**. Meas. Sci. Technol, v. 10, p. 619-630, 1999.

BARBOSA, M.C. Determinação de salinidade em meio aquoso empregando radiação gama para a predição de frações de volume. Instituto de Engenharia Nuclear, IEN, Rio de Janeiro, 2016.

BISHOP, C. M. e James, G. D. **Analysis of multiphase flows using dual-energy gamma densitometry and neural networks**. Nuclear Instruments and Methods, A 327 580, 1993.

CHAUVIN, Y. e RUMELHART, D. E., 1995. Back-propagation Theory, Architectures and Applications.

CONTI C. C. Medida de KERMA no ar e determinação de coeficientes de conversão para dose devido à radiação gama ambiental. Tese D.Sc. COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ – Brasil, 1999.

COSTA, P. R. **Interação da Radiação γ com a matéria**. São Paulo: DFN/IFUSP, 2010.

CYBENKO, G. Approximation by Superposition of a Sigmoidal Function. Mathematics of Control Signals and Systems, v. 2, p. 303–314, 1989.

DEBERTIN, K. e Helmer, R. G. **Gamma and X-ray Spectrometry with Semiconductor Detectors**. Amsterdam: North-Holland, 1988.

EL ABD A. **Intercomparison of gamma ray scattering and transmission techniques for gas volume fraction measurements in two phase pipe flow**. Nuclear Instruments and Methods in Physics Research A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment, vol. 735, pp. 260–266, 2014.

FAUSETT, L. Fundamentals of Neural Networks - Architectures, Algorithms, and Applications. Florida Institute of Technology. Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jersey, v. 07458, 1995.

HAGAN M.T., Demuth H.B. & Beale M. Neural Network Design. PWS Publishing Company, 1995.

HARTLEY, P. E. ROCAH, G. J. STEWART, D., WATT J. S. ZASTAWNY H. W. e ELLIS W. K. **Trial of a gamma-ray multiphase flow meter on the West Kingfish oil platform.** Nuclear Geophysics, v. 9 n. 6, pp. 533–552, 1995.

HAYKIN, S. Neural Networks – A Comprehensive Foundation. Macmillan College Publishing Company, 1994.

HEATH, R. L. Scintillation Spectrometry: **Gamma-ray Spectrum Catalogue.** New version of 2nd edition compilation of gammaray spectra and related nuclear decay data volume 1 of 2. Revised edition of report IDO- 168801, Original issued: 1964, Rev. Eletronic update: 1997.

KHORSANDI M., Fegghi S. A. H., Salehizadeh A. e Roshani G. H. **Developing a gamma ray fluid densitometer in petroleum products monitoring applications using Artificial Neural Network.** Radiation Measurements, vol. 59, pp. 183–187, 2013.

KOHONEN, T. Self-organization and associative memory. 3^a. ed. New York, Springer–Verlag, 1989.

LANL. MCNP - A general Monte Carlo n-particle transport code, Los Alamos National Laboratory, version 5, I: Overview and theory, U.S.A., 2003.

MALAYERI M.R., H. Müller-Steinhagen, J.M. Smith. **Neural network analysis of void fraction in air/water two-phase flows at elevated temperatures.** Chemical Engineering and Processing v.42, p.587-597, 2003.

NAGAOKA M.E., Silva I. N., Lanças K.P. Um método para estimar densidade de solo utilizando redes neurais artificiais. Energ.Agric., v.20, n.4, p.53-68, Botucatu, 2005.

NAKAMURA, T., 1983, “Monte Carlo Calculation of Peak Efficiencies of Ge(Li) and Pure Ge Detectors to Volumial Sources and Comparison with Environmental Radioactivity Measurement”, Nuclear Instruments and Methods, 205, pp. 211-218.

NASSER, R. B. McCloud service framework: arcabouço para desenvolvimento de serviços baseados na simulação de Monte Carlo na Cloud. Programa de Pós-graduação em Informática da PUC-Rio, 2012.

NAZEMIA E., Roshani G. H., Feghhi S. A. H., Peyvandi R. G. **Estimation of Void Fraction for Homogenous Regime of Two-Phase Flows in Unstable Operational Conditions Using Gamma-Ray and Neural Networks**. Boson Journal of Modern Physics, v.2, n.1, 2015.

NAZEMIA E., Feghhib S.A.H., Roshanib G.H., Peyvandic R. G., Setayeshid S. **Precise void fraction measurement in two-phase flows independent of the flow regime using Gamma-ray attenuation**. Nuclear Engineering and Technology, doi.10.1016/j.net.2015.09.005, 2015.

NAZEMIA E., Feghhib S.A.H., Roshanib G.H. **Void fraction prediction in two-phase flows independent of the liquid phase density changes**. Measurement, v.68, n.1, p.49-54, 2014.

NIST: X-Ray Mass Attenuation Coefficients. Disponível em: <http://physics.nist.gov/PhysRefData/XrayMassCoef/ElemTab/z73.html>. Acesso em: 3 de fevereiro de 2016.

PANI, R., LAITANO, R. F. e PELLEGRINI, R. Diagnostic X-ray Spectra Measurements Using a Silicon Surface Barrier Detector. Phys. Med. Biol. v. 32, n.9, p. 1135–1149, 1987.

PARKER, D. B., 1985. “Learning logic: casting the cortex of the human brain in silicon”. TR-47, M.I.T. Center for Computational Research in Economics and Management Science. Cambridge, MA, Feb.

PEIXOTO, P. N. B. e Salgado, C.M. Study of geometry to obtain the volume fraction of multiphase flows using the MCNP-X code. In: International Nuclear Atlantic Conference, (2015).

PELOWITZ D. B. MCNP-X TM User's Manual, Version 2.5.0. LA-CP-05-0369. Los Alamos National Laboratory, 2005.

PETROBRAS DISTRIBUIDORA. Disponível em: <http://www.br.com.br/wps/wcm/connect/eb6f6f80462576638375c706af901729/ft-lub-auto-essencial-sj.pdf?MOD=AJPERES> . Acesso em: 3 de fevereiro de 2015.

RABIEI A., Shamsaei M., Kafaee M., Shafaei M., Mahdavi N. **Void fraction and flow regime determination by means of MCNP code and neural network.** NUKLEONIKA v.57, n.3, p.345–349, 2012.

RAMOS, R. ; BRANDAO, L. E. B. ; SCHIRRU, R. ; SALGADO, C. M. ; PEREIRA, C. M. N. A. ; SILVA, A. X. . Study of the potentiality application of nuclear techniques and artificial neural network in the determination of volume fractions in multiphase system. In: 19th International Congress of Mechanical Engineering, 2007, Brasília. COBEM, 2007.

RIBAS, R. V. Instrumentação Nuclear. São Paulo: Instituto de Física, Departamento de Física Nuclear – USP, 2011.

ROACH, G. J., WATT, J. S., ZASTAWNY, H. W., HARTLEY, P. E. e ELLIS, W. K. **Field trial of a gamma-ray multiphase flow meter on Thevenard Island.** Nuclear Geophysics, v. 9, n. 1, pp. 1–17, 1995.

ROSENBLATT, F. The Perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain. Psychological Review, n. 65, p. 386–408, 1958.

ROSHANIA G.H., Feghhia S.A.H., Mahmoudi-Aznavehb A., Nazemia E., Adineh-Vand A. **Precise volume fraction prediction in oil–water–gas multiphase flows by means of gamma-ray attenuation and artificial neural networks using one detector.** Measurement, v.51, n.1, p.34–41, 2014.

ROSHANIA G.H., Nazemia E., Feghhia S.A.H., Setayeshib S. **Flow regime identification and void fraction prediction in two-phase flows based on gamma ray attenuation.** Measurement, v.62, n.1, p.25-32, 2015.

RUMELHART, D. E. e MCCLELLAND, J. L., 1986. Parallel Distributed Processing, v.1, MIT Press, Cambridge, MA.

RUMELHART, D. E., HINTON, G. E. e WILLIAMS, R. J., 1986. Learning internal representations by error propagation. In: D. E. Rumelhart and J. L. McClelland, editors, Parallel Distributed Processing, vol. 1. MIT Press, Cambridge, MA.

SALGADO C. M., Brandão L., Schirru R., Pereira C. M. N. A., Ramos R. and Silva A. X. Modelagem de detector NaI(Tl) usando MCNP-X. XI Encontro de Modelagem Computacional, n 0189, Volta Redonda, RJ, 2008.

SALGADO, C. M., BRANDAO, L., PEREIRA, C. M. N. A., RAMOS, R. e SILVA, A. X. .Determinação de frações de volume em sistema de escoamento multifásico utilizando atenuação de raios gama e redes neurais. In: IX ENCONTRO DE MODELAGEM COMPUTACIONAL, 2006, BELO HORIZONTE.

SALGADO, C. M., BRANDAO, L., PEREIRA, C. M. N. A., RAMOS, R., SILVA, A. X. e SCHIRRU, R. Cálculo de frações de volume em sistema de escoamento anular (óleo/água/gás) utilizando MCNP-X e Rede Neural. In: IV Congresso Rio Automação, 2007, Rio de Janeiro. Instituto Brasileiro de Petróleo e Gás, 2007.

SALGADO, C.M., Brandão, L.E.B., Schirru R., Pareira C.M.N.A., Conti C.C. **Validation of a NaI(Tl) detector's model developed with MCNP-X code**. Progress in Nuclear Energy, v. 59, p. 19-25, 2012.

SALGADO, C.M. Identificação de Regimes de Fluxo e Predição de Frações de volume em Sistemas multifásicos usando técnica nuclear e rede neural artificial. Programa de Pós-graduação em Engenharia Nuclear, COPPE, Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2010.

SANTOS, N. Detectores de Radiação. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Biomédica no Instituto Superior Técnico, 2009.

SIMA, O., 1990, **Monte Carlo Simulation Versus Semiempirical Calculation of Autoabsorption Factors for Semiconductor Detector Calibration in Complex Geometries**. Progress in Nuclear Energy, v. 24, pp. 327-336, UK.

SOBOL, L. M. A. Primer for the Monte Carlo Method. CRC Press Florida: Boca Raton, 1994.

TAUHATA, L.M.S., I.P.A, Prinzio, R.Di, Prinzio, M.A.R.R.Di. **Radioproteção e Dosimetria: Fundamentos**. Rio de Janeiro: IRD/CNEN, 2003.

VAN, SANTEN H. e KOLAR, Z. I., 1995. **Using a third photon energy for gamma-and/or X-ray composition measurements in oil-water-gas mixtures**. Nuclear Geophysics, v. 9, n. 5, pp. 413–423, 1995.

VILLELA, M.J.R. Análise do Comportamento da Temperatura em Sistemas de Produção de Petróleo: Comparação entre Completação Seca e Molhada. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica da PUC-Rio, 2004.

WERBOS, P., 1974. Beyond regression: New tools for prediction and analysis in the behavioral sciences. Tese de D.Sc. Harvard University, Cambridge, MA.

Williams III, R.G., Gesh C.J., Pagh. R.T. Compendium of Material Composition Data for Radiation Transport Modeling. U.S. Department of Energy, 2006.