

INSTITUTO DE ENGENHARIA NUCLEAR

ROOS SOPHIA DE FREITAS DAM

**ESTUDO DA TÉCNICA DE RASTREAMENTO DE PARTÍCULA
RADIOATIVA PARA AVALIAÇÃO DE AGITADORES INDUSTRIAIS
UTILIZANDO REDES NEURAS ARTIFICIAIS**

Rio de Janeiro

2018

**ESTUDO DA TÉCNICA DE RASTREAMENTO DE PARTÍCULA RADIOATIVA
PARA AVALIAÇÃO DE AGITADORES INDUSTRIAIS UTILIZANDO REDES
NEURAIS ARTIFICIAIS**

Roos Sophia de Freitas Dam

Dissertação de Mestrado apresentada ao 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 Ciências e Engenharia.

Orientador: Prof. César Marques Salgado, D.Sc.

Rio de Janeiro

2018

ESTUDO DA TÉCNICA DE RASTREAMENTO DE PARTÍCULA RADIOATIVA
PARA AVALIAÇÃO DE AGITADORES INDUSTRIAIS UTILIZANDO REDES
NEURAIAS ARTIFICIAIS

Roos Sophia de Freitas Dam

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO 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. Cláudio Márcio do Nascimento Abreu Pereira, D.Sc.

Prof. Ademir Xavier da Silva, D.Sc.

Prof. Julio Cezar Suita, D.Sc.

RIO DE JANEIRO, RJ - BRASIL

FEVEREIRO DE 2018

FICHA CATALOGRÁFICA

DAM Dam, Roos Sophia de Freitas

Estudo da técnica de rastreamento de partícula radioativa para avaliação de agitadores industriais utilizando redes neurais artificiais/ Roos Sophia de Freitas Dam. – Rio de Janeiro: CNEN/IEN, 2018.

x, 58f. : il. ; 31 cm

Orientador: César Marques Salgado.

Dissertação (Mestrado em Ciência e Tecnologia Nucleares) – Instituto de Engenharia Nuclear, PPGIEN, 2018.

1. Atenuação de raios gama. 2. Rastreamento de partícula radioativa. 3. Detectores NaI(Tl). 4. Código MCNP-X. 5. Redes neurais artificiais. 6. Misturadores. 7. Agitadores.

AGRADECIMENTOS

Gostaria de agradecer ao meu orientador e amigo Dr. César Marques Salgado pelos ensinamentos, discussões e incentivo ao longo desses dois anos de trabalho. Obrigada por acreditar em mim e por me fazer crescer como profissional e como pessoa.

Ao Prof. Dr. Ademir Xavier da Silva pela oportunidade em fazer o estágio à docência na COPPE e pelo incentivo em prosseguir na área, e aos professores Dr. Cláudio Márcio do Nascimento Abreu Pereira e Dr. Julio César Suita pelas dicas e sugestões feitas ao trabalho.

Aos meus pais pelo incentivo durante todo o mestrado.

Aos amigos do vôlei Eder da Silva e Eddie Puertas pelo apoio durante esse período.

Aos amigos Arissa Pickler, Gabriela Sena, Igor Cavalheiro, Joanny Miranda, Lucas Machado, Mariana Carrati, Tess Guterres e Thalita Guimarães pela torcida e pelos momentos de distração neste período.

Às amigas do grupo de pesquisa do IEN, Caroline Barbosa e Tâmara Teixeira, pela amizade, pelas discussões técnicas e toda contribuição em relação ao trabalho.

Ao amigo Cesar Raitz Jr. pelas dicas e sugestões.

À dona Claudia Coelho por toda a ajuda, prontidão e eficiência durante esses dois anos que passei no IEN. Obrigada pelo carinho e pelas palavras de incentivo.

Ao amigo Lucas B. B. pelo incentivo, pelas palavras amigas e pelo carinho durante esse período. Você tem sido muito importante para mim.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pela bolsa de estudos que proporcionou o auxílio na realização deste trabalho.

E a todos que de alguma forma contribuíram para a realização deste trabalho.

RESUMO

Agitadores ou misturadores são amplamente utilizados nas indústrias química, farmacêutica e de cosméticos quando processos como dispersão e homogeneização são desejados. Estes equipamentos são utilizados para misturar líquidos, promover reações de substâncias químicas, manter líquidos homogêneos durante armazenamento. Agitadores industriais são construídos com características específicas para cada aplicação, dependendo de parâmetros como densidade, fase e viscosidade dos produtos a serem agitados. Durante a produção de um produto, o equipamento pode falhar e comprometer o procedimento de agitação ou mistura, tornando-se necessário avaliar o desempenho do misturador. Desta forma, é muito importante ter uma ferramenta de diagnóstico e de desempenho para unidades industriais visando garantir a qualidade do produto. O método utilizado neste trabalho baseia-se nos princípios da técnica de Rastreamento de Partícula Radioativa, que correlaciona as contagens obtidas por um arranjo de detectores com a posição instantânea ocupada por uma partícula radioativa. A geometria de detecção desenvolvida utiliza oito detectores cintiladores de NaI(Tl), uma fonte pontual de ^{137}Cs (662 keV) com emissão isotrópica de raios gama e um tubo de policloreto de vinila como seção de teste. O modelo matemático foi desenvolvido utilizando o código MCNP-X, onde inicialmente o tubo é preenchido com ar e a partícula radioativa é posicionada em seu interior. Em um segundo momento, o tubo é preenchido com uma mistura de concreto. Nas duas situações, o algoritmo de localização utilizado pela rede foi capaz de prever a posição instantânea da partícula radioativa.

Palavras-chave: atenuação de raios gama, rastreamento de partícula radioativa, detectores NaI(Tl), código MCNP-X, redes neurais artificiais, agitadores, misturadores.

ABSTRACT

Agitators or mixers are highly used in the chemical, pharmaceutical and cosmetic industries when processes such as dispersion and homogenization are desired. This equipment is used to mix liquids, promote reactions of chemical substances, keep homogeneous liquid bulk during storage. Agitators and mixers are designed for each application with specific configurations, depending on the characteristics, such as density, phase and viscosity of the agitated product. During the production process, the equipment may fail and compromise the stirring or mixing procedure, thus it is very important to have a diagnosis tool for these industrial units to assure the quality of the product. The method here presented is based on the principles of the radioactive particle tracking technique, which correlates the counts obtained by an array of detectors with the instantaneous position of the radioactive particle. The detection geometry developed in this work employs eight NaI(Tl) scintillation detectors, a ^{137}Cs (662 keV) point source with isotropic emission of gamma-rays and a polyvinyl chloride tube as a test section. The mathematical model was developed using the MCNP-X code, where the tube is first filled with air and the radioactive particle is positioned inside it. Then, the tube is filled with a concrete mixture. In both situations, the search algorithm given by the network was capable to predict the instantaneous position of the radioactive particle.

Keywords: gamma-ray attenuation, radioactive particle tracking, NaI(Tl) detectors, MCNP-X code, artificial neural networks, agitators, mixers.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Representação do efeito fotoelétrico (Tauhata et al., 2003).	20
Figura 2: Representação do efeito <i>Compton</i> (Tauhata et al., 2003).	21
Figura 3: Representação da produção de pares (Tauhata et al., 2003).	22
Figura 4: Probabilidade relativa da ocorrência do efeito fotoelétrico, do espalhamento <i>Compton</i> e da produção de pares (Tauhata et al., 2014).	23
Figura 5: Probabilidade relativa da ocorrência de efeitos da interação da radiação com a matéria de acordo com coeficiente mássico de atenuação para o Iodeto de Sódio (Tauhata et al., 2003).	25
Figura 6: Diagrama em blocos representando um sistema de medição (Dam, 2018).	26
Figura 7: Representação de um detector cintilador acoplado a uma fotomultiplicadora. (Dam, 2018).	27
Figura 8: Sistemas convencionais de agitação: a) tanque com fundo côncavo e agitador lateral; b) tanque com fundo cônico e agitador vertical (Agimix, 2015).	29
Figura 9: Representação do uso de chicanas para evitar a formação de vórtice (Dam, 2018).	30
Figura 10: Representação dos padrões de fluxo: a) radial; b) tangencial; c) axial (Dam, 2018).	31
Figura 11: Configuração dos detectores em um sistema de RPR (Azizi et al., 2017).	32
Figura 12: Modelagem de um tonel realizada com o código MCNP (Visual Editor Consultants, 2017)	36
Figura 13: Modelo de neurônio artificial (Dam, 2018).	39
Figura 14: Geometria simulada com a utilização do código MCNP-X (Dam, 2018).	42
Figura 15: Modelagem detalhada do detectores cintilador de NaI(Tl) (Dam, 2018).	42
Figura 16: Posições das coordenadas x e y para os conjuntos de Treinamento, Teste e Validação em um plano (Dam, 2018).	45
Figura 17: Estrutura da RNA (Dam, 2018).	46
Figura 18: Região de fotopico destacada na DAP de quatro detectores, representando a região utilizada para treinamento da RNA (Dam, 2018).	46
Figura 19: Curva de eficiência absoluta de fotopico do detector de NaI(Tl) obtida com o código MCNP-X.	48
Figura 20: Comparação entre MCNP-X e RNA: (a) coordenada x para Treinamento; (b) coordenada y para Treinamento; (c) coordenada x para Teste; (d) coordenada y para Teste.	49
Figura 21: Ajuste linear para: (a) coordenada x para Treinamento; (b) coordenada y para Treinamento; (c) coordenada x para Teste; (d) coordenada y para Teste.	50
Figura 22: Comparação entre MCNP-X e RNA da coordenada z para Treinamento e Teste.	51
Figura 23: Ajuste linear dos dados de validação para: (a) coordenada x; (b) coordenada y.	53
Figura 24: Posições (x,y) preditas pela RNA em comparação com os valores obtidos pelo MCNP-X.	54

Figura 25: Comparação entre código MCNP-X e RNA para: (a) coordenada x de Treinamento; (b) coordenada y de Treinamento; (c) coordenada x de Teste; (d) coordenada y de Teste.	55
Figura 26: Ajuste linear para: (a) coordenada x de Treinamento; (b) coordenada y de Treinamento; (c) coordenada x de Teste; (d) coordenada y de Teste.	56
Figura 27: Comparação entre RNA e MCNP para os conjuntos de Treinamento, Teste e Validação de z.	57
Figura 28: Ajuste linear do conjunto de Validação para: (a) coordenada x; (b) coordenada y.	58
Figura 29: Posições (x,y) preditas pela RNA em comparação com as obtidas pelo código MCNP-X.	60

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Fração mássica dos materiais.	43
Tabela 2: Valores dos coeficientes obtidos com o ajuste dado pela Equação 5 para a curva de eficiência absoluta de fotopico do detector de NaI(Tl).	48
Tabela 3: Parâmetros de treinamento da RNA para o tubo preenchido com ar.	49
Tabela 4: Predição da RNA para o conjunto de Validação para as coordenadas x e y.	51
Tabela 5: Erro relativo das coordenadas x, y e z para o conjunto de Validação.	52
Tabela 6: Erro relativo médio dos conjuntos de Treinamento, Teste e Validação para x, y e z.	53
Tabela 7: Dados processados pela RNA treinada.	53
Tabela 8: Parâmetros de treinamento da RNA para o tubo preenchido com concreto.	55
Tabela 9: Resultados do conjunto de Validação da RNA para o tubo preenchido com concreto.	57
Tabela 10: Erros relativos do conjunto de Validação para as coordenadas x, y e z.	58
Tabela 11: Erro relativo médio dos conjuntos de Treinamento, Teste e Validação para as coordenadas x, y e z.	59
Tabela 12: Dados processados pela RNA.	59

LISTA DE SIGLAS E ABREVIACÕES

AMC:	Analisador MultiCanal (<i>MultiChannelAnalyzer – MCA</i>)
CARPT:	<i>Computer Automated Radioactive Particle Tracking</i>
DAP:	Distribuição de Altura de Pulsos
DIRA:	Divisão de Radiofármacos
IA:	Inteligência Artificial
IEN:	Instituto de Engenharia Nuclear
MCNP-X:	<i>Monte Carlo N-Particle eXtended</i> : Código computacional para transporte de nêutron e fóton (<i>computer code for nêutron and photon transport</i>)
MgO:	Óxido de magnésio
MLP:	Arquitetura de rede <i>feed-forward Multilayer Perceptron</i>
NaI(Tl):	Detector cintilador de Iodeto de Sódio dopado com Tálcio
NPS:	Número de histórias (<i>Number per stories</i>)
PVC:	Policloreto de Vinila (<i>Polyvinyl Chloride</i>)
RPR:	Rastreamento de Partícula Radioativa
RNA:	Rede Neural Artificial (<i>Artificial Neural Network – ANN</i>)
Z:	Número Atômico

SUMÁRIO

CAPÍTULO I.....	11
1 INTRODUÇÃO.....	11
1.1 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	14
1.2 OBJETIVO.....	17
1.3 RELEVÂNCIA.....	18
CAPÍTULO II.....	19
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	19
2.1 FUNDAMENTOS DA RADIAÇÃO.....	19
2.1.1 Interação da radiação gama com a matéria.....	19
2.1.2 Atenuação de feixe de raios gama.....	23
2.1.3 Princípios da detecção da radiação ionizante.....	25
2.1.4 Detectores cintiladores de NaI(Tl).....	26
2.2 AGITADORES E MISTURADORES INDUSTRIAIS.....	28
2.3 RASTREAMENTO DE PARTÍCULA RADIOATIVA (RPR).....	32
2.3.1 A escolha do radionuclídeo.....	34
2.4 O CÓDIGO MCNP-X.....	36
2.5 REDES NEURAS ARTIFICIAIS (RNA's).....	38
CAPÍTULO III.....	41
3 METODOLOGIA.....	41
3.1 DESENVOLVIMENTO DO MODELO MATEMÁTICO.....	41
3.2 VALIDAÇÃO TEÓRICA DO DETECTOR NaI(Tl).....	43
3.3 ALGORITMO DE RASTREAMENTO DE PARTÍCULA RADIOATIVA.....	44
CAPÍTULO IV.....	47
4 RESULTADOS.....	47
4.1 CURVA DE EFICIÊNCIA DE FOTOPICO DO DETECTOR NaI(Tl).....	47
4.2 SEÇÃO DE TESTE PREENCHIDA COM AR.....	48
4.3 SEÇÃO DE TESTE PREENCHIDA COM CONCRETO.....	54
CAPÍTULO V.....	61
5 CONCLUSÕES.....	61
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	63
GLOSSÁRIO.....	67
APÊNDICE A.....	69

CAPÍTULO I

1 INTRODUÇÃO

Nos processos industriais, onde se deseja garantir a agitação, mistura, diluição, dispersão e/ou homogeneização de substâncias, utilizam-se agitadores ou misturadores. Vários segmentos industriais necessitam destes equipamentos e procedimentos para realizar uma homogeneização adequada, por exemplo a indústria de argamassas e concreto, que visa obter uma mistura homogênea com propriedades de aderência e endurecimento para assentar tijolos; impermeabilizar superfícies; regularizar paredes e pisos; e dar acabamento às superfícies. Estes equipamentos industriais são dimensionados para cada aplicação com configurações específicas, dependendo de características como densidade, fase e viscosidade dos produtos agitados.

Durante o processo de fabricação de um produto, o equipamento pode apresentar falhas e comprometer o procedimento adequado de agitação ou de mistura. Desta forma, possuir uma ferramenta de diagnóstico destas unidades é muito importante para garantir a qualidade do produto. Embora sensores convencionais possam ser utilizados para avaliar o desempenho de unidades industriais, eles precisam entrar em contato físico com o fluido, o qual pode ser abrasivo/corrosivo, causando danos aos sensores que necessitam serem trocados periodicamente, aumentando o custo de manutenção. Enquanto isso, as técnicas nucleares permitiram a produção de sensores que não são afetados pelas condições em que o produto está inserido, isto é, os dispositivos não entram em contato com, por exemplo, ambientes corrosivos, alta pressão e altas temperaturas, ou seja, é uma técnica não invasiva.

Nas últimas décadas, as técnicas nucleares baseadas na atenuação de radiação gama vem sendo amplamente utilizadas no ramo industrial sendo adequadas para realizar medidas de fluxo (Mi et al., 1998), cálculos de frações de volume (Abouelwafa e Kendall, 1980; Salgado et al., 2009, 2010), predição de densidades de fluidos (Salgado et al., 2016; Abdulrahman e Shokir 2011), monitoração de aplicações de produtos e derivados de petróleo (Khorsandi e Fegghi, 2011), estudos de comportamento de fluidos em reatores (Roy et al., 1994; Godfroy et al., 1997), rastreamento de partícula radioativa para avaliação de unidades industriais (Dam e Salgado, 2017).

Uma técnica que se destaca para analisar o desempenho de equipamentos em situações práticas é o Rastreamento de Partícula Radioativa (RPR). Com o RPR é possível investigar fase de recirculação e turbulência em sistemas multifásicos (Moslemian et al., 1992), visualizar perfis dos campos de velocidade dos fluidos (Godfroy et al., 1997; Bhusarapu et al., 2005), investigar comportamento de fases sólidas em reatores (Roy et al., 1994), investigar sistemas bifásicos em reatores de colunas de bolhas (Azizi et al., 2017), diagnosticar reatores químicos (Blet et al., 2000).

Vários trabalhos foram desenvolvidos no sentido de melhorar a resolução e sensibilidade da técnica de RPR, aprimorando a concepção dos sistemas experimentais e selecionando o radioisótopo apropriado para a partícula radioativa. Nas últimas décadas, vários algoritmos de reconstrução foram desenvolvidos para estimar a posição temporal de partículas dentro de um recipiente. Estes algoritmos incluem diversos métodos e técnicas: um método de regressão linear ponderado (Lin et al., 1985; Devanathan et al., 1990), um esquema de regressão peso modificado (Luo et al., 2003; Rados et al., 2005), a técnica de correlação cruzada (Bhusarapu et al., 2005).

Os métodos RPR bem conhecidos reconstróem a posição da partícula por meio da solução de um problema de minimização entre as contagens de medição e o modelo fenomenológico rigoroso (Beam et al., 1978; Larachi et al., 1994, Doucet et al., 2008). O RPR é baseado no acompanhamento do movimento de uma única partícula radioativa em um volume de interesse. A partícula radioativa deve ter propriedades físicas similares às do fluxo investigado. Os elementos químicos radioativos emissores de raios gama, como o ^{46}Sc , ^{60}Co , entre outros, são amplamente utilizados para monitorar o movimento em sistemas que possuem uma fase ou multifásicos (Mosorov e Abdullah, 2011; Mosorov, 2013). Posições instantâneas da partícula são identificadas por monitorização das intensidades de radiação medidos por detectores dispostos em posições diferentes ao redor do volume (misturador). Métodos utilizados para localização de uma partícula radioativa são baseados na determinação das curvas de resposta de cada detector (mapa de contagens) em função da posição da partícula radioativa. A relação entre a taxa de contagens em cada detector utilizado e a distância entre ele e a partícula pode ser obtida por calibração antes do ensaio. Ou seja, a fim de reconstruir a posição da partícula, é necessário realizar um procedimento de calibração o qual permite considerar as intensidades medidas no detector como uma função das coordenadas da partícula.

A partícula radioativa é colocada em diversas posições conhecidas no interior da unidade e, em cada posição, a taxa de contagens na região do fotopico para cada detector é registrada. No final, elaboram-se, para cada detector, uma curva relacionando as contagens registradas e as respectivas distâncias entre o detector e a partícula. RPR permite realizar medidas, em tempo real, sem modificar as condições operacionais da planta industrial e os procedimentos de análise não são invasivos. Estas vantagens tornam a técnica importante na indústria e, por esta razão, tem sido investigada e aperfeiçoada por muitos pesquisadores (Larachi et al., 1994).

O procedimento de calibração por meio de medições experimentais diretas não é prático de ser executado devido ao grande número de pontos de medidas que devem ser realizados. Geralmente, o número de pontos depende do número de detectores, das dimensões do misturador e da precisão requerida (Mosorov e Abdullah, 2011). Para contornar esta dificuldade, Redes Neurais Artificiais (RNAs) podem ser utilizadas para calcular a posição da partícula radioativa diretamente a partir das contagens obtidas pelos detectores utilizando uma quantidade menor de medidas.

As RNAs são modelos matemáticos inspirados no cérebro humano que possuem a capacidade de descobrir comportamentos e padrões a partir de um conjunto finito de dados, denominado de conjunto de treinamento. Se este conjunto adequado é fornecido, a rede é capaz de generalizar o conhecimento adquirido durante o processo de aprendizagem, respondendo adequadamente a novos valores não compreendidos no conjunto de treinamento, mas no mesmo domínio de busca. O processo de aprendizagem se dá por meio de um algoritmo de aprendizagem, que possui a função de alterar os pesos sinápticos da rede de maneira ordenada, para garantir que o objetivo desejado seja atingido. A alteração dos pesos sinápticos é o método mais tradicional para o projeto de redes neurais. (Haykin, 1999).

As RNAs têm sido aplicadas com sucesso em várias áreas, tais como reconhecimento e classificação de padrões de imagens, voz e sinais gerais, identificação de comportamentos e tendências (Haykin, 1999); visualização do fluxo em tempo real do deslocamento de partículas radioativas em reatores multifásicos (Godfroy et al., 1997); identificação de regimes de fluxo e predição de frações de volume em sistemas multifásicos (Salgado et al., 2010).

Desta forma, este trabalho apresenta uma metodologia para a predição da posição instantânea de uma partícula de ^{137}Cs dentro de uma seção de teste. O modelo matemático foi desenvolvido

na Divisão de Radiofármacos (DIRA) do Instituto de Engenharia Nuclear (IEN) utilizando o código MCNP-X (Pelowitz, 2005), baseado no Método de Monte Carlo (MMC), e uma RNA multicamadas com algoritmo *Backpropagation*. Os padrões de treinamento da rede foram compostos pela região de absorção fotoelétrica total obtida pelos detectores de NaI(Tl). Os resultados obtidos têm precisão em centímetros e o erro relativo médio calculado encontra-se abaixo de 7%.

1.1 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

LIN et al., (1985) realizaram medidas da movimentação de sólidos em um reator de leito fluidizado de gás numa instalação de rastreamento de partícula radioativa baseada em *Computer Automated Radioactive Particle Tracking* (CAPRT). A radiação gama emitida pela partícula radioativa de ^{46}Sc é monitorada por doze detectores 2"x2" de NaI, que são colocados ao redor do reator. O reconhecimento do efeito de emissões secundárias devido à interação da radiação primária e os materiais contribuíram para o sucesso do experimento. O comportamento do movimento dos sólidos revelado neste estudo deve ser útil para melhorar o desenvolvimento das teorias dinâmicas dos fluidos em reatores de leito fluidizado. A instalação de rastreamento de partícula radioativa desenvolvida por ser uma ferramenta valiosa para o *design* de reatores de leito fluidizados.

DEVANATHAN et al., (1990) utilizaram a instalação de LIN (1985) para investigar a recirculação e turbulência de líquidos em um reator de coluna de bolhas. O movimento da partícula radioativa de ^{46}Sc é monitorado por dezesseis detectores cintiladores de NaI e é analisado por um computador online para mapear o fluxo. Esta é a primeira aplicação de CAPRT para estudar um fluxo líquido em um reator de coluna de bolhas.

MOSLEMIAN et al., (1992) desenvolveram uma instalação não invasiva baseada em CAPRT para a investigação de fase de recirculação e turbulência em sistemas multifásicos. A medida que a partícula radioativa, composta pelo radionuclídeo ^{46}Sc , se movimenta ao longo da fase de recirculação, a radiação gama emitida é monitorada por um arranjo de dezesseis detectores cintiladores posicionados ao redor do reator. No caso de leito fluidizado, uma esfera de ^{46}Sc é

envolvida por poliuretano para equiparar ao diâmetro e à densidade das partículas. No caso da coluna de bolhas, um cilindro de ^{46}Sc é inserido dentro de uma esfera de polipropileno, com 2 mm de diâmetro, criando um espaço com ar entre o radionuclídeo e o invólucro para fazer com que a partícula se torne flutuante na água. A aquisição de dados é feita com a instrumentação nuclear GPIB-CAMAC para investigar a movimentação de sólidos em reator de leito fluidizado e a movimentação de líquidos em reator de coluna de bolha. Os resultados obtidos são típicos para recirculação em leito fluidizados de gás e em uma coluna de bolha gás-líquido, mostrando a capacidade e a versatilidade das instalações de CARPT.

LARACHI et al., (1994) desenvolveram uma metodologia que consiste em um sistema experimental utilizando oito detectores cintiladores de NaI(Tl) para rastrear o movimento da fase sólida em um reator de leito fluidizado trifásico, utilizando como partícula rastreadora o radionuclídeo ^{46}Sc , emissor de raios-gama, que foi envolvido com uma camada de carbono semelhante ao diamante. As contagens nos detectores foram obtidas, por meio do Método Monte Carlo, em 19.200 posições diferentes dentro do reator para realizar a calibração do sistema. As coordenadas horizontais da partícula radioativa foram determinadas com um intervalo de contagem de 0,03 s e com uma precisão de 2 mm. Na direção axial, a precisão encontrada foi de 5 mm e variou de acordo com a posição axial. A precisão da velocidade da fase sólida encontrada é adequada para determinar o campo de velocidade em um reator de leito fluidizado trifásico.

ROY et al., (1994) adaptaram a metodologia de LARACHI (1994) para o estudo hidrodinâmico da fase sólida em um reator *spouted bed*. O sistema de medição empregou o uso de oito detectores cintiladores de NaI(Tl). 400.000 posições foram obtidas em 3,5 horas de medições para determinar a média da velocidade da partícula radioativa e outras quantidades hidrodinâmicas como distribuição de tempo de ciclo e formato do *spout* também foram estabelecidas neste estudo.

GODFROY et al., (1997) aplicaram a técnica de rastreamento de partícula radioativa para fluxos sólidos muito rápidos, assim como aqueles encontrados em leitos fluidizados circulantes, utilizando método Monte Carlo e um modelo de rede neural artificial do tipo *three-layer feedforward*. Dispuseram de oito detectores cintiladores de NaI(Tl) dispostos em dois planos; três fontes radioativas: ^{46}Sc (1005 keV), ^{99}Mo (140 keV) e ^{198}Au (412 keV); e as medidas foram

realizadas em dois sistemas diferentes: um tubo preenchido por ar e um outro tubo preenchido por água.

GODFROY et al., (1999) estudaram o comportamento do fluxo da fase sólida em um reator de pesquisa de leito fluidizado circulante (*Circulation Fluidized Bed*). O estudo foi realizado com um arranjo de dezesseis detectores NaI para determinar a posição da partícula radioativa de 500 μm . A localização da partícula radioativa foi inferida pelo número de raios gama detectados pelo arranjo de detectores. O conhecimento da posição instantânea da partícula permitiu a determinação da velocidade média e da velocidade instantânea da mesma.

ROY et al., (2002) apresentaram um estudo por meio de um modelo teórico e simulações utilizando Método Monte Carlo para determinar os principais parâmetros a serem utilizados para avaliar um reator *riser* gás-sólido. Os estudos foram realizados para uma instalação baseada em CAPRT. Eles concluíram que, para o reator utilizado, a partícula radioativa deve ser um radioisótopo que emite raios gama de baixa energia e tenha curta meia-vida, como o ^{198}Au , e que a atividade de 300 μCi é suficiente para as dimensões do reator. Além disso, determinaram que o detector cintilador NaI(Tl) ideal é o que possui cristal de tamanho 2”x2”.

BHUSARAPU et al., (2005) utilizaram a técnica não invasiva de CAPRT para visualizar e quantificar a dinâmica dos sólidos e a mistura em um reator *riser* do tipo gás-sólido. Os dados de campo de velocidade dos sólidos foram obtidos para reatores de alto e baixo fluxos sólidos, variando a velocidade superficial de gás para abranger os regimes *fast-fluidized* (FF) e *dilute phase transport* (DPT). O *backmixing* de sólidos caracterizado por vários parâmetros de mistura ajudou a compreender os mecanismos de mistura de sólidos e o efeito de condições de operação.

DOUCET et al., (2008) apresentaram uma extensão do método original de rastreamento de partícula radioativa, propondo um algoritmo para resolver o problema do mapa inverso para qualquer geometria com limites irregulares. Este método generalizado, que é baseado num método Monte Carlo bem conhecido, conta com uma malha irregular de células para a geometria do domínio. Foram realizadas quatro validações diferentes, em diferentes condições operacionais, para avaliar a robustez e a confiabilidade desta técnica de RPR. Também foi elaborada uma análise de sensibilidade, com o objetivo de explicar o efeito da interface na precisão do método.

MOSOROV e ABDULLAH, (2011) apresentaram um algoritmo original de reconstrução da posição de uma partícula radioativa e compara seus resultados com o código Monte Carlo N-Particle versão 5 (MCNP5). A metodologia é apresentada para uma coluna de PVC preenchida por água; quinze detectores NaI(Tl) 2”x2” dispostos ao redor da coluna, distribuídos em cinco planos; e o radioisótopo utilizado é o ^{46}Sc .

MOSOROV, (2013) apresentou um algoritmo original para a reconstrução da posição de uma partícula radioativa. O procedimento de reconstrução calcula iterativamente a posição da partícula para os dados de calibração especificados. Os resultados das simulações baseadas no código MCNP5 mostram que a precisão da posição é aumentada em 46% para baixas contagens de ruídos, enquanto para altas contagens de ruídos a precisão é aumentada em 38%. A técnica pode ser aplicada para monitorar o movimento de uma partícula radioativa no interior de um reator.

KHANE et al., (2016), realizaram um estudo experimental e computacional integrado do fluxo granular em um reator modular *pebble bed*. Utilizando a técnica não invasiva de rastreamento de partícula radioativa (RPR), investigaram experimentalmente a dinâmica de fluxo de *pebbles* em um reator de ensaio, em escala reduzida. A partícula radioativa usada foi o Co-60, de forma que esta contém as mesmas características dos *pebbles*. Foi usado um algoritmo de reconstrução de posição baseado em correlação cruzada e dados de calibração para obter as trajetórias lagrangeanas, campo de velocidade e distribuição de tempo de residência. A técnica de RPR resulta como um dado de referência para avaliar modelos de força de contato usados nas simulações de método de elemento discreto.

1.2 OBJETIVO

O objetivo deste trabalho é desenvolver uma metodologia para o rastreamento de uma partícula radioativa, utilizando o código MCNP-X e Redes Neurais Artificiais (RNAs), visando avaliar o desempenho de agitadores ou misturadores industriais. Para isto, é necessário cumprir as seguintes etapas:

- i. Estudar a geometria de medição usando o código MCNP-X;
- ii. Estudar e utilizar RNA para desenvolver um algoritmo de localização da partícula radioativa;
- iii. Projetar e testar uma RNA para a predição da posição instantâneo da partícula radioativa;
- iv. Estudar a influência dos fluidos na determinação da posição instantânea da partícula radioativa.

1.3 RELEVÂNCIA

Em todo o mundo, diversos trabalhos ilustram o sucesso da aplicação de técnicas nucleares utilizadas na indústria na avaliação em tempo de residência de moinhos, medidas da eficiência de unidades de floculação, nas medidas de vazão e de densidade em polidutos de transporte de diferentes produtos, na avaliação de desempenho de unidades industriais e reatores e para avaliação do processo de homogeneização de produtos. A grande vantagem da utilização da técnica apresentada é a possibilidade de serem efetuadas análises em tempo real e sem a necessidade de interrupção da operação normal da instalação (técnicas não invasivas) apresentando confiabilidade nos resultados. Além disto, a alta sensibilidade de detecção destes dispositivos nucleares permite o uso de fontes radioativas seladas de modo a minimizar o potencial de risco radiológico para a saúde dos trabalhadores da indústria. O sistema proposto não provoca danos ou contaminação radiológica/química ao equipamento sendo considerada segura do ponto de vista ambiental.

Durante a produção de um produto, o equipamento industrial pode falhar e comprometer o procedimento de agitação ou mistura, assim, torna-se necessário avaliar o desempenho do misturador. Além disto, também é importante determinar o ponto ótimo de homogeneização da mistura. Portanto, uma vez que as condições do regime de fluxo dinâmico forem estudadas, a metodologia proposta por este trabalho indica que o Rastreamento de Partícula Radioativa pode ser uma boa ferramenta de diagnóstico de equipamentos industriais como misturadores e agitadores.

CAPÍTULO II

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste capítulo serão introduzidos conceitos teóricos de grande importância para uma melhor compreensão da metodologia proposta neste trabalho. Serão abordados os seguintes assuntos: radiação gama, agitadores industriais, técnica de rastreamento de partícula radioativa, modelagem matemática utilizando o código MCNP-X e Redes Neurais Artificiais.

2.1 FUNDAMENTOS DA RADIAÇÃO

Ao se falar da técnica de Rastreamento de Partícula Radioativa, torna-se necessário compreender melhor a interação da radiação gama com a matéria, assim como os princípios de detecção de raios gama altamente penetrantes que são emitidos a partir de uma fonte radioativa. Os raios gama são detectados por um arranjo de detectores de radiação dispostos ao redor do sistema a ser estudado e são utilizados para a reconstrução da posição da partícula radioativa, a qual está localizada dentro de um volume de interesse.

A interação da radiação gama (indiretamente ionizante) com a matéria depende muito do valor de sua energia, além de outros parâmetros como as características físico-químicas do material, tais como: densidade e número atômico. Normalmente, nessas interações, a radiação pode transferir sua energia, total ou parcialmente, para a matéria e isto provoca excitações e/ou ionizações de átomos, transferindo sua energia para elétrons que irão desencadear novas ionizações.

2.1.1 INTERAÇÃO DA RADIAÇÃO GAMA COM A MATÉRIA

As principais formas de interação dos raios gama com a matéria são: o efeito Fotoelétrico, os espalhamentos *Compton* e *Rayleigh* e a Produção de Pares. A probabilidade de ocorrer algum

destes mecanismos de interação depende da energia dos fótons e do número atômico do meio absorvedor. Para baixas energias, o efeito fotoelétrico é predominante. Com o aumento de energia, o espalhamento *Compton* possui maior probabilidade de ocorrer, em relação do efeito fotoelétrico. Para energias acima de alguns MeV, a Produção de Pares torna-se predominante em relação aos outros mecanismos de interação.

i. Efeito fotoelétrico:

É o processo em que um fóton interage com um elétron fortemente ligado ao átomo do material, geralmente um elétron da camada K, e toda a sua energia é transferida para este elétron que é ejetado de uma das camadas eletrônicas (Knoll, 2000), como é representado didaticamente na Figura 1.

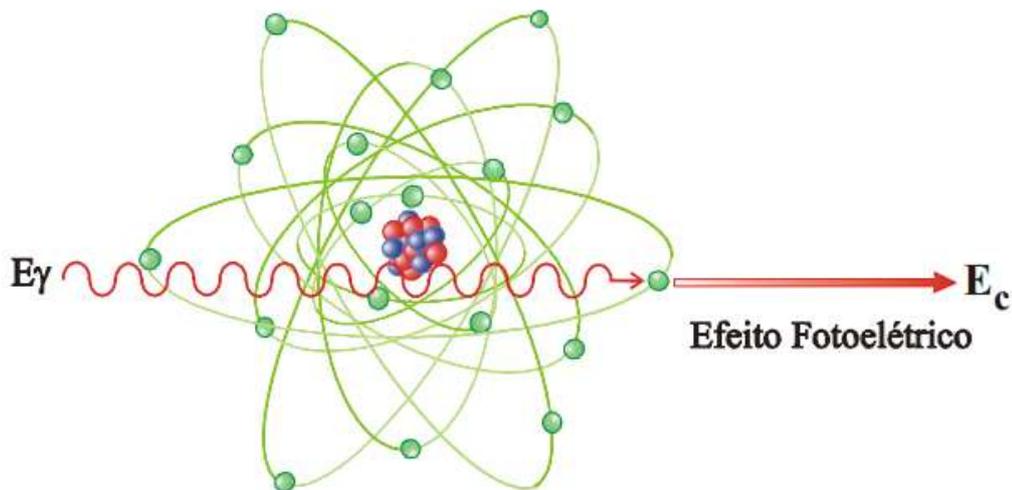


Figura 1: Representação do efeito fotoelétrico (Tauhata et al., 2003).

O elétron é ejetado com uma energia cinética bem definida, seguindo a Equação 1:

$$E_c = h\nu - E_b \quad (1)$$

Onde:

E_c é a energia cinética (eV);

$h\nu$ é a energia do fóton incidente (eV);

E_b é a energia de ligação do elétron orbital (eV).

O efeito fotoelétrico é predominante para baixas energias, cerca de centenas de keV, e para elementos químicos com número atômico elevado.

ii. Espalhamentos:

Os espalhamentos podem ser classificados em dois tipos: incoerente (*Compton*) e coerente (*Rayleigh*). No espalhamento *Compton* ocorre quando o fóton incidente transfere parte de sua energia ao elétron e continua se movimentando em outra trajetória com uma energia inferior a que tinha inicialmente, ou seja, o fóton espalhado possui energia menor do que a do fóton incidente. Enquanto que no espalhamento *Rayleigh*, o fóton incidente e o elétron espalhado possuem praticamente a mesma energia (Knoll, 2000). Uma representação do Efeito *Compton* pode ser vista na Figura 2.

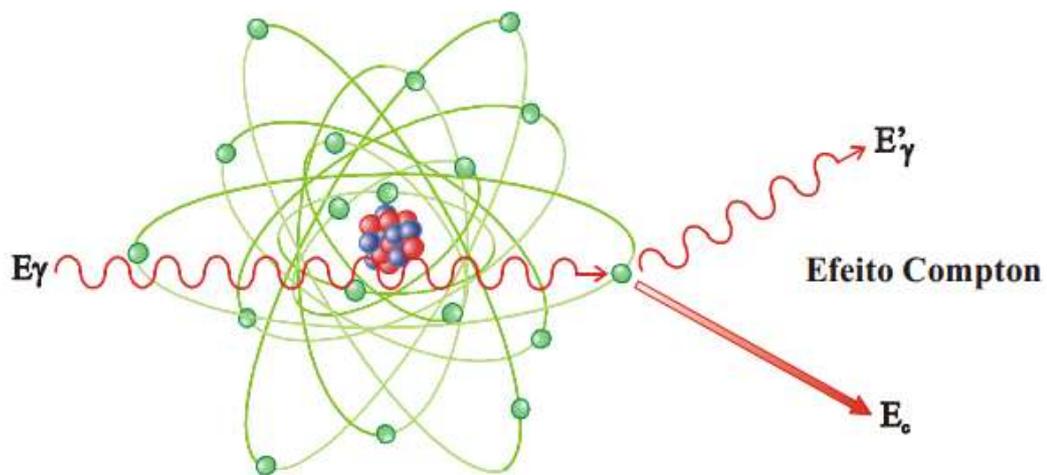


Figura 2: Representação do efeito *Compton* (Tauhata et al., 2003).

A energia do fóton espalhado pode ser calculada por meio das equações de conservação do momento e energia, a partir da Equação 2:

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

Onde:

$h\nu'$ é a energia do fóton espalhado (keV);

$h\nu$ é a energia do fóton incidente (keV);

m_0 é a massa de repouso do elétron (kg);

c é a velocidade da luz ($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$);

m_0c^2 é a energia de repouso do elétron (511 keV);

θ é o ângulo de espalhamento relativo à direção inicial.

A probabilidade de ocorrer o espalhamento *Compton* para energias abaixo de 100 keV é desprezível, se comparado ao efeito fotoelétrico.

iii. Produção de Pares:

Quando um fóton de energia maior que o dobro da massa de repouso do elétron, isto é, energia maior que 1,022 MeV, passa perto de um núcleo com elevado número atômico e interage com seu campo elétrico nuclear, a probabilidade de ocorrer o processo de produção de pares é energeticamente possível. Nessa interação, o fóton desaparece dando lugar a um par elétron-pósitron. A energia remanescente do fóton é transformada em energia cinética compartilhada entre o pósitron (e^+) e o elétron (e^-) (Knoll, 2000), conforme a Equação 3:

$$\gamma = e^- + e^+ + \text{energia cinética} \quad (3)$$

O pósitron ao encontrar um elétron livre sofre aniquilação, desta forma dois fótons de aniquilação são produzidos como resultado de uma interação secundária. Cada um dos fótons terá a energia de 0,511 MeV. A representação da produção de pares é dada pela Figura 3.

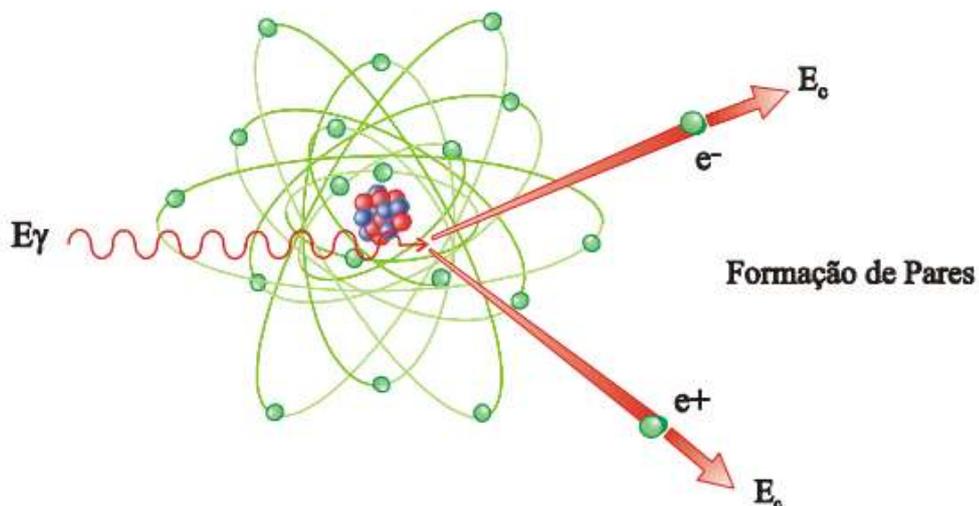


Figura 3: Representação da produção de pares (Tauhata et al., 2003).

A importância relativa do efeito fotoelétrico, do espalhamento *Compton* e da produção de pares para diferentes materiais absorvedores e para raios-gama de diferentes energias é mostrada na Figura 4. A curva da esquerda representa a energia em que o efeito fotoelétrico e o espalhamento *Compton* possuem a mesma probabilidade de ocorrência em função do número atômico do material absorvedor. Da mesma forma, a linha da direita representa a energia em que o espalhamento *Compton* e a produção de pares possuem a mesma probabilidade de ocorrência em função do número atômico do material absorvedor (Knoll, 2000).

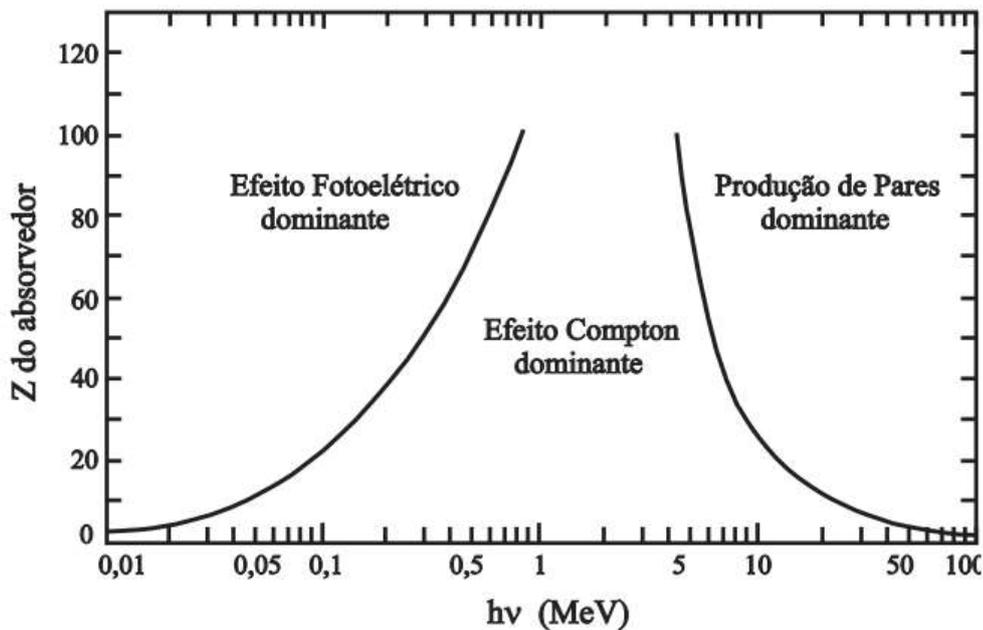


Figura 4: Probabilidade relativa da ocorrência do efeito fotoelétrico, do espalhamento *Compton* e da produção de pares (Tauhata et al., 2014).

2.1.2 ATENUAÇÃO DE FEIXE DE RAIOS GAMA

Quando um feixe de raios gama incide sobre um material, que possui uma certa espessura, parte do feixe é espalhada, parte é absorvida, pelos mecanismos de interação citados na seção 2.1.1, e o restante atravessa o meio material sem interagir com o mesmo. A atenuação dos raios gama monoenergéticos, descrita pela lei de *Beer-Lambert*, é dada pela Equação 4:

$$I = I_0 \exp(-\mu x) \quad (4)$$

Onde:

I é a intensidade do feixe transmitido (fótons.cm⁻².s⁻¹);

I_0 é a intensidade do feixe incidente (fótons.cm⁻².s⁻¹);

μ é o coeficiente de atenuação linear total (cm⁻¹);

x é a espessura do material absorvedor (cm).

O efeito fotoelétrico, o espalhamento *Compton* e a produção de pares são processos que contribuem para que os fótons desviem o feixe, e podem ser caracterizados por probabilidades. Isto é, o coeficiente de atenuação linear total é a probabilidade do feixe de raios gama ser atenuado devido a estes processos (Knoll, 2000). Desta forma, o coeficiente de atenuação linear total (μ) pode ser expressado pela Equação 5:

$$\mu = \sigma + \kappa + \tau \quad (5)$$

Onde:

σ é o coeficiente de atenuação linear Compton total (espalhamento e absorção);

κ é o coeficiente de atenuação devido ao efeito fotoelétrico;

τ é o coeficiente de atenuação devido à formação de pares.

O coeficiente de atenuação varia de acordo com a energia da radiação, porém também depende da densidade do material absorvedor. Sendo assim, este coeficiente pode adquirir valores diferentes de acordo com o estado físico do material absorvedor. De forma a evitar esta limitação, o coeficiente de atenuação é mais utilizado na forma mássica, ou seja, é dividido pela densidade do material absorvedor (ρ), e tem a denominação de coeficiente mássico de atenuação (μ/ρ) (Knoll, 2000). Na Figura 5 é representada a probabilidade relativa dos feixes de raios gama ser atenuado pelos efeitos produzidos pela interação da radiação num material considerando o coeficiente mássico de atenuação.

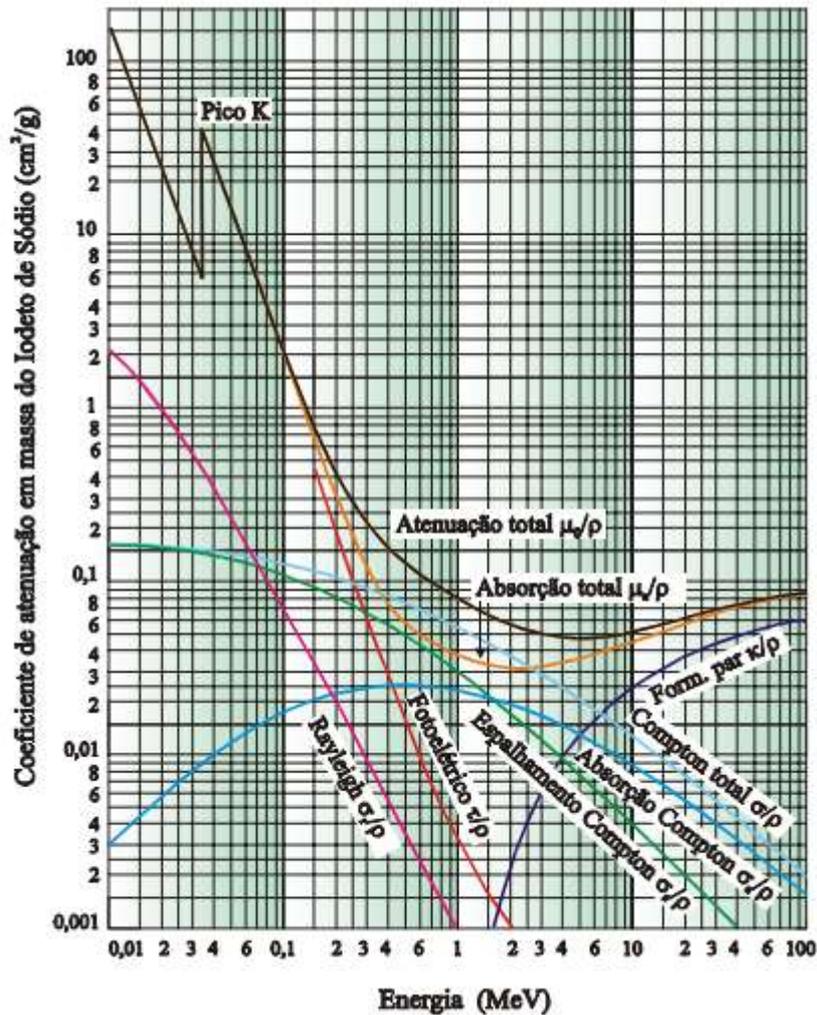


Figura 5: Probabilidade relativa da ocorrência de efeitos da interação da radiação com a matéria de acordo com coeficiente mássico de atenuação para o Iodeto de Sódio (Tauhata et al., 2003).

2.1.3 PRINCÍPIOS DA DETECÇÃO DA RADIAÇÃO IONIZANTE

O processo de detecção da radiação gama por meio de detectores cintiladores ou semicondutores tem como base a ionização ou a excitação dos átomos a partir de fótons produzidos pelas interações da radiação com a matéria (efeito fotoelétrico, espalhamento *Compton* e produção de pares, por exemplo). Dependendo do processo de interação ocorrido, e se toda ou parte da energia da radiação é absorvida dentro do volume sensível do detector.

No processo de detecção da radiação, para cada fóton detectado é gerado um pulso de carga, que é armazenada, e a altura deste pulso refere-se a energia transferida pelo fóton ao detector.

A contagem destes pulsos corresponde ao número de interações que ocorreram durante o processo. Sendo assim, como a carga é função da energia, a primeira informação obtida pelo detector é a distribuição da energia depositada, de onde é possível obter as informações do espectro de energia incidente.

Desta forma, para realizar um estudo sobre o espectro de radiação gama, o sinal proveniente do detector necessita ser processado por um sistema de medição. Este sistema consiste, basicamente, de uma fonte de alta tensão, um pré-amplificador, um amplificador, um analisador multicanal (AMC) ou um analisador monocanal e um computador. Na Figura 6 é representado um sistema de medição.

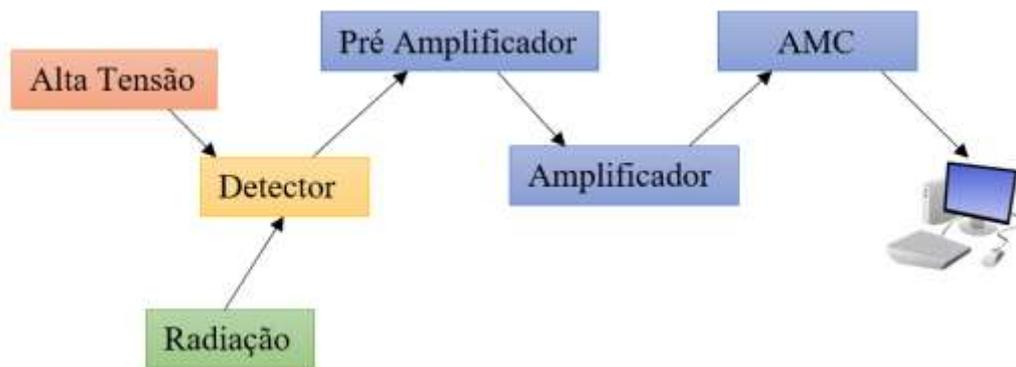


Figura 6: Diagrama em blocos representando um sistema de medição (Dam, 2018).

O pré-amplificador possui como função integrar a carga elétrica que é coletada no volume sensível do detector, gerando um sinal de tensão cuja amplitude é proporcional à carga integrada. O amplificador aumenta a amplitude do sinal gerado pelo pré-amplificador e transforma o sinal nuclear em uma gaussiana. A função do AMC é de classificar o sinal de acordo com suas amplitudes, além de armazenar a contagem dos pulsos em canais, que são posteriormente convertidos para energia por meio da calibração em energia do multicanal.

2.1.4 DETECTORES CINTILADORES DE NaI(Tl)

O detector cintilador de iodeto de sódio dopado com tálio, NaI(Tl), possui seu material luminescente constituído por um cristal inorgânico (NaI) ativado com impurezas que foram

introduzidas na rede cristalina, neste caso o tálio (Tl). Essas impurezas têm objetivo de aumentar a probabilidade de emissão de fótons no comprimento de onda da luz visível, aumentando o desempenho da fotomultiplicadora. O cristal do detector é envolvido por uma camada refletora de óxido de magnésio (MgO) para minimizar a perda de luz produzida pelo cristal, ou seja, para aumentar a quantidade de luz em direção ao fotocatodo.

Quando a radiação gama interage com o cristal de um detector cintilador, como o NaI(Tl), ele ioniza e produz cintilações com intensidade luminosa elevada se comparado a outros materiais orgânicos. Para converter os fótons produzidos em sinal elétrico, é necessário acoplar o material luminescente em um, por exemplo, tubo fotomultiplicador, que é constituído por um fotocatodo que converte fótons de luz visível em elétrons. O processo de multiplicação gera uma cascata de elétrons que produz um pulso de corrente ao atingir o ânodo do tubo. Na fotomultiplicadora os elétrons são coletados com intensidade suficientemente alta para serem processados pelo sistema de espectrometria gama. Na Figura 7 é representado um detector cintilador acoplado a uma fotomultiplicadora.

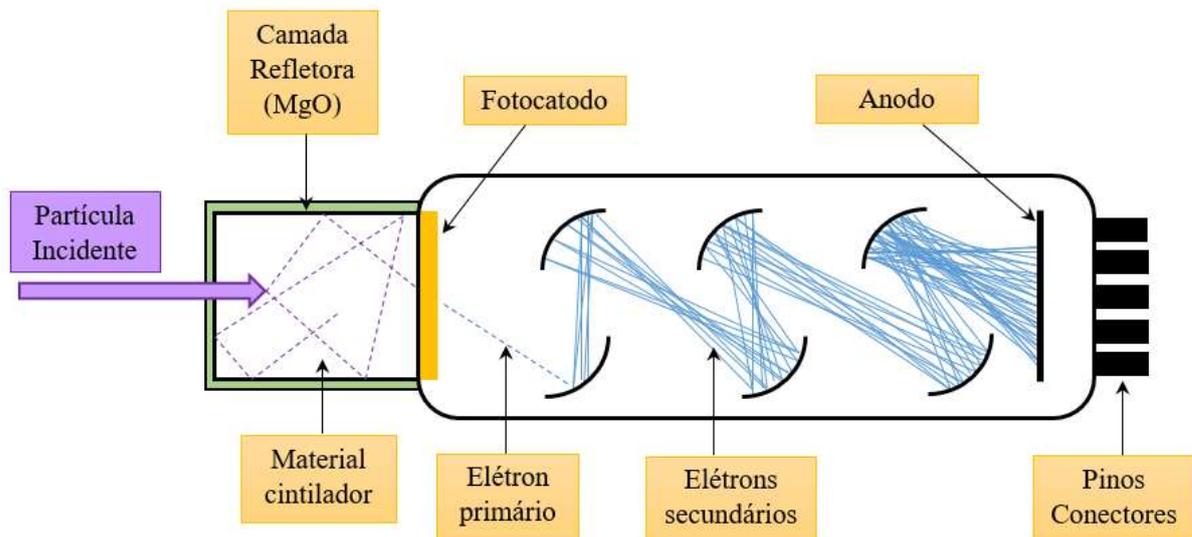


Figura 7: Representação de um detector cintilador acoplado a uma fotomultiplicadora. (Dam, 2018).

O número de elétrons convertidos é proporcional à energia da radiação incidente no cristal, e essa proporção é linear numa ampla faixa de energia, permitindo que a amplitude do sinal de corrente possa ser relacionada com a energia absorvida pelo cristal do detector. A capacidade do detector em registrar fótons emitidos por uma fonte em uma determinada energia é denominada eficiência de detecção e varia de acordo com diversos fatores tais como: tipo de radiação, a energia e com o material utilizado como cintilador.

Um sistema de detecção baseado no detector cintilador NaI(Tl) possui algumas vantagens:

- i. Alta eficiência de contagem devido ao número atômico elevado do iodo ($Z = 53$) e densidade de $3,667 \text{ g.cm}^{-3}$ proporcionando alta eficiência de absorção;
- ii. É um detector de fácil usinagem, podendo ser construído para geometrias específicas; não necessita de refrigeração; disponível em tamanhos grandes;
- iii. Possui baixo custo de aquisição.

Entretanto, o detector de NaI(Tl) também possui algumas desvantagens:

- i. Baixa resolução se comparado a um detector semicondutor, dificultando a discriminação de picos de energia de raios gama muito próximos em experimentos que necessitam desses valores;
- ii. É higroscópico, ou seja, seu cristal é um material absorvedor de água. Porém este efeito é minimizado com o encapsulamento em alumínio.

2.2 AGITADORES E MISTURADORES INDUSTRIAIS

Agitadores ou misturadores industriais são equipamentos amplamente utilizados nas indústrias química, farmacêutica, siderúrgica, mineração com aplicações em processos que possuem a finalidade de agitar, homogeneizar, dissolver ou misturar qualquer tipo de solução, que pode ter ou não a presença de componentes sólidos. Alguns tipos de misturadores são mais indicados para mistura de materiais sólido – sólido, que necessitam de alta eficiência de mistura e boa homogeneização, pois proporcionam o cisalhamento de sólidos ajudando na qualidade final do produto. A agitação do produto é realizada, normalmente, em tanques ou vasos de formato cilíndrico, com um eixo vertical que possui pás ou lâminas que, ao girarem, provocam a mistura do produto conforme o objetivo pretendido. Uma característica muito comum sobre o formato do tanque é o arredondamento das bordas, para evitar regiões mortas ou cantos. Sistemas de

agitação convencionais também podem utilizar tanques com fundo côncavo (Figura 8a) ou com fundo cônico (Figura 8b).

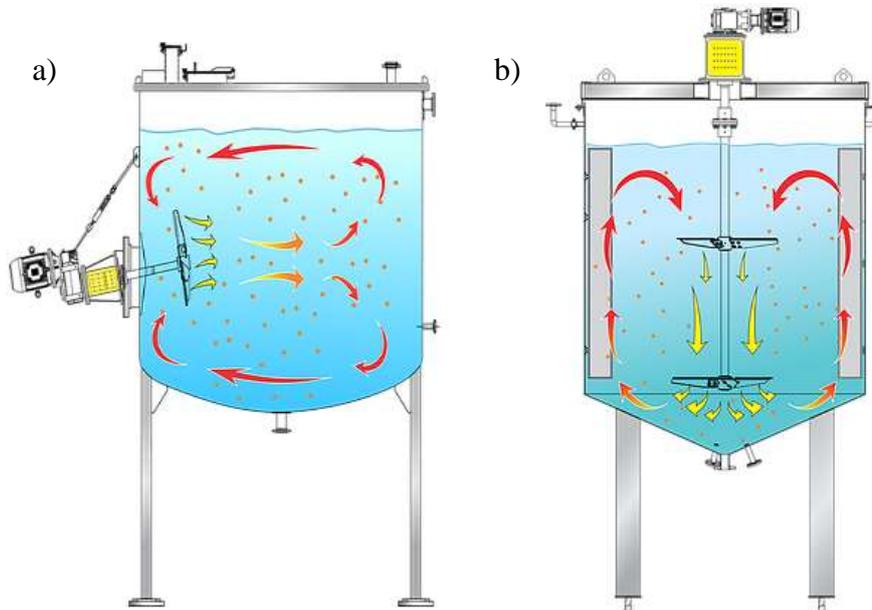


Figura 8: Sistemas convencionais de agitação: a) tanque com fundo côncavo e agitador lateral; b) tanque com fundo cônico e agitador vertical (Agimix, 2015).

O dimensionamento desses equipamentos industriais deve ser especificado para cada tipo de processo, isto é, devendo ter diversas faixas de potência, rotação, tipos de haste e o diâmetro de hélices e impelidores que atendam as especificações dos produtos a serem agitados, tendo como objetivo a qualidade final do produto esperado. Características tais como densidade e viscosidade, além do fator de tipo de agitação (homogeneização, dissolução, suspensão de sólidos, etc), são informações essenciais para o eficiente dimensionamento do agitador.

No caso de líquidos, durante o processo de agitação, o movimento do elemento girante provoca o cisalhamento do fluido, formando vórtices ao longo da massa do sistema, produzindo um redemoinho cuja formação depende da ação da força centrífuga sobre o líquido. Desta forma, ocorre a formação de um turbilhão em função das forças que agem sobre o fluido por efeito da gravidade. A formação do vórtice pode trazer alguns problemas, tais como: falha na mistura; na presença de sólidos, estes poderão ser lançados à parede e descerem, acumulando-se embaixo do agitador; e em altas velocidades o vórtice pode ser tão grande ao ponto de introduzir bolhas (ar) no líquido.

A formação de vórtices pode ser evitada com o uso de chicanas, que são defletores que evitam o escoamento radial ou longitudinal. As chicanas, de modo geral, promovem o padrão de fluxo necessário para o processo, direcionando o fluido na saída do impelidor produzindo correntes

verticais, promovendo a mudança do comportamento rotacional para um padrão de mistura, conforme Figura 9.

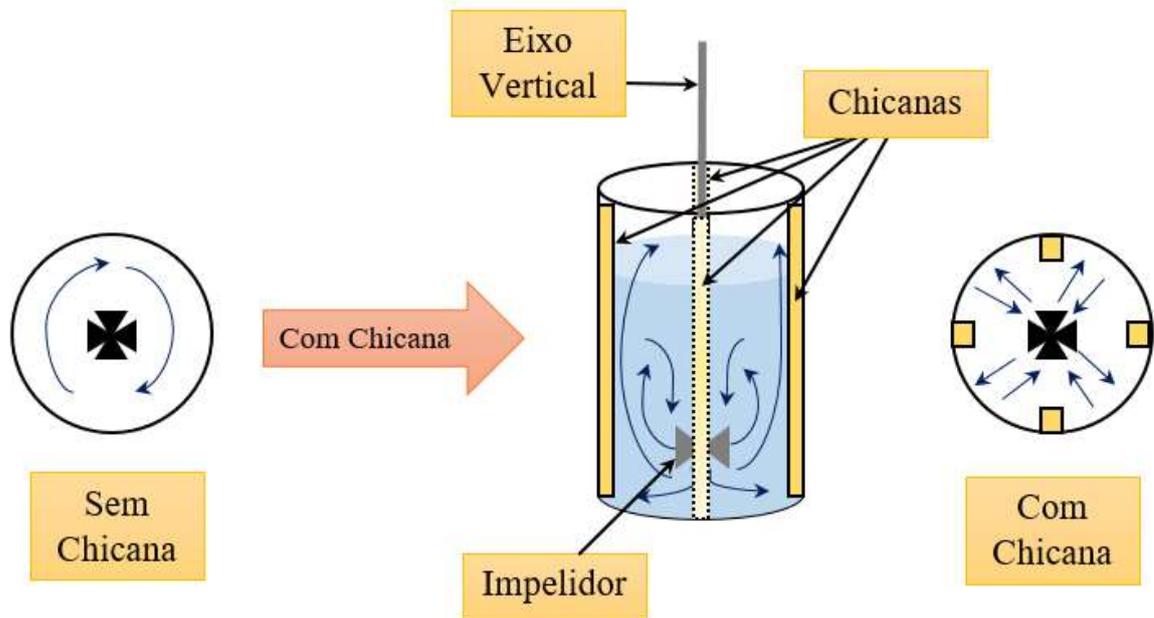


Figura 9: Representação do uso de chicanas para evitar a formação de vórtice (Dam, 2018).

Os agitadores industriais possuem, geralmente, três níveis de agitação: suave, médio e rápido. O nível de agitação a ser selecionado dependerá das indicações de cada produto e de seu processo de fabricação, ou seja, o nível de agitação depende da aplicação do equipamento. Em um tanque sob agitação, o movimento do fluido (padrão de fluxo) depende de fatores, tais como: tipo de rotor selecionado; características físico-químicas do fluido; geometria do tanque; dos inibidores de vórtices (chicanas) e do agitador. A velocidade do fluido em qualquer ponto do tanque possui três componentes: radial, que atua na direção perpendicular ao eixo do rotor; tangencial ou rotacional, que atua na direção tangente, o que propicia um movimento circular ao redor do rotor; axial ou longitudinal, que atua na direção paralela ao eixo do rotor. Sendo assim, levando-se em consideração os agitadores mais comuns, existem três tipos de padrões de fluxo: radial, tangencial e axial, conforme pode ser visualizado no Figura 10.

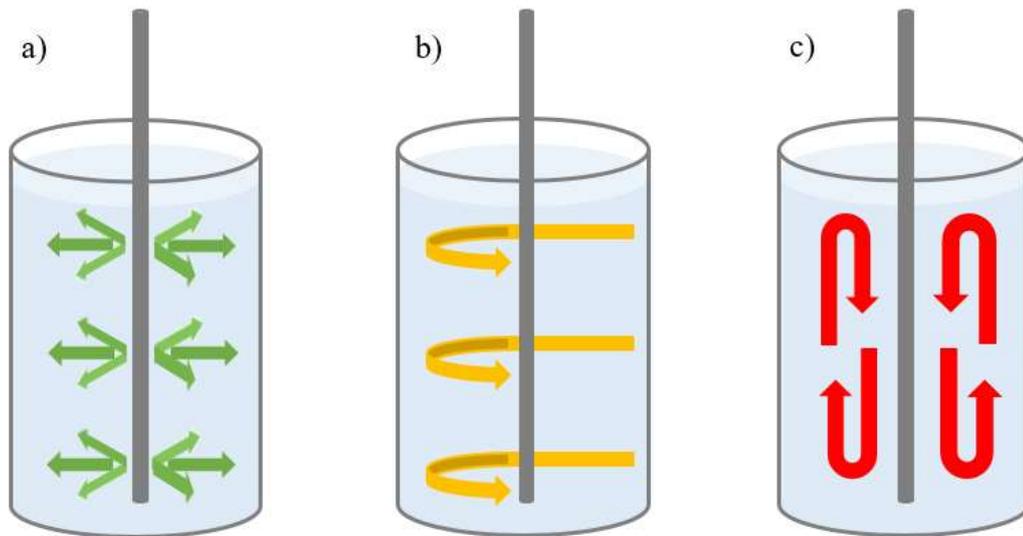


Figura 10: Representação dos padrões de fluxo: a) radial; b) tangencial; c) axial (Dam, 2018).

i. Fluxo radial:

Gera linhas de fluxo perpendicular ao eixo do agitador, impulsionando a massa líquida contra as paredes do tanque. Suas principais características são a grande capacidade dispersiva e a alta intensidade de agitação do produto, possuindo alto consumo de potência elétrica. Os agitadores industriais de fluxo radial são aplicados em dispersão de gases e em dissolução de materiais sólidos, podendo possuir como modelo de impelidores as turbinas de pás retas, turbinas de pás inclinadas e turbinas de disco. Desta forma, o uso desse modelo é mais indicado para misturas em baixas rotações.

ii. Fluxo axial:

Este fluxo gera linhas de fluxo paralelas ao eixo do agitador, impulsionando a massa agitada contra o fundo do tanque. Esse fluxo possui grande abrangência sobre a massa, criando uma distribuição geométrica do fluxo no interior do tanque que contribui para o processo de mistura. Outra característica importante desse modelo é o baixo consumo de potência elétrica. Esses agitadores podem ser aplicados para mistura de produtos líquidos, para sólidos em suspensão e para transferência de calor (procedimento que assegura recirculação garantindo temperatura uniforme). Possuem como impelidores: turbinas de pás inclinadas; turbinas de alto rendimento; e hélice naval, que consome mais energia quando usada em tanques de grande volume.

iii. Fluxo tangencial:

O fluxo tangencial gera linhas de fluxo circulares em um regime de fluxo laminar. Eles são destinados à agitação de produtos de alta viscosidade, impulsionando a massa líquida ao redor da parede do tanque. Esse fluxo contribui pouco para a realização da mistura e pode provocar a formação de vórtices na superfície do fluido. Possuem alto consumo de potência, alto torque e exigem maior investimento inicial. Esse modelo de agitação é aplicado na indústria para homogeneização de resinas e mistura de fluidos viscosos.

2.3 RASTREAMENTO DE PARTÍCULA RADIOATIVA (RPR)

Raios gama são radiações eletromagnéticas altamente penetrantes que podem percorrer grandes distâncias até serem detectadas por um sistema de detecção de radiação. O número de fótons registrados depende da distância entre a fonte de radiação e o detector. Este é o princípio básico explorado na técnica de Rastreamento de Partícula Radioativa (RPR), que utiliza um arranjo de detectores de radiação para localizar uma única partícula radioativa em um determinado volume. Um exemplo de um sistema de RPR para localizar uma partícula radioativa dentro de um reator do tipo coluna de bolhas (*bubble column*) é mostrado na Figura 11.

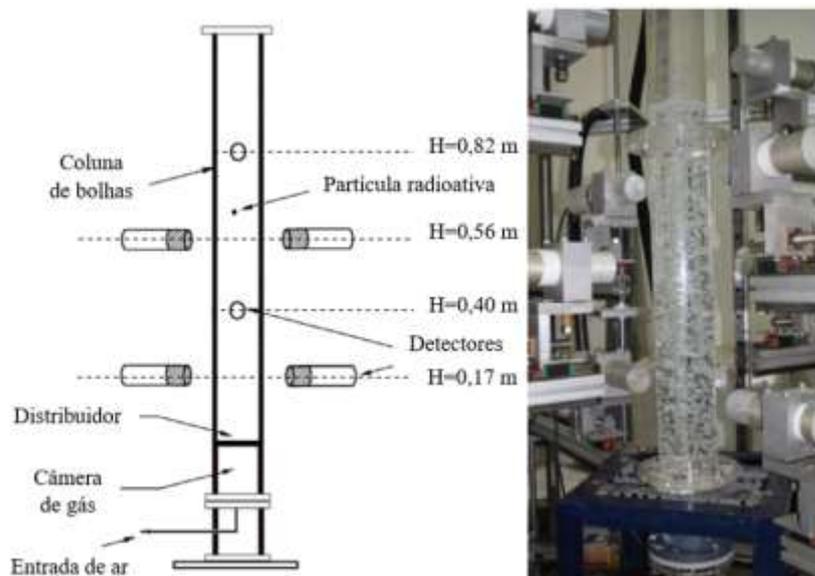


Figura 11: Configuração dos detectores em um sistema de RPR (Azizi et al., 2017).

A determinação das coordenadas (x,y,z) da partícula radioativa é dada por meio de algoritmos baseados em abordagens fenomenológicas ou empíricas, que consideram a relação entre o número de fótons registrados por cada um dos detectores e a localização da partícula. As contagens registradas em cada detector durante um intervalo de tempo são dadas pela Equação 4 (Tsoulfanidis, 1983):

$$C_i = \frac{T\nu A\phi\varepsilon_i(\mathbf{p},t)}{1+\tau\nu A\phi\varepsilon_i(\mathbf{p},t)}, i = 1, \dots, n \quad (4)$$

Onde:

T é o tempo de medição (s);

τ é o tempo morto dos detectores (s);

A é a atividade da fonte (Bq);

ν é o número de fótons emitidos por desintegração;

ϕ é a proporção fotopico-total;

$\varepsilon_i(\mathbf{p},t)$ é a eficiência do i-ésimo detector a respeito da posição \mathbf{p} num tempo t.

Para calcular a eficiência do i-ésimo detector com relação a uma dada posição “ \mathbf{p} ”, uma aproximação numérica baseada no Método de Monte Carlo é largamente usada (Larachi et al., 1994; Roy et al., 2002; Doucet et al., 2008). O método consiste em determinar um ângulo sólido “ Ω ” correspondente para cada detector e gerar muitas histórias aleatórias de fótons (simulação). O número de fótons registrados depende das propriedades de atenuação dos materiais dispostos entre a partícula e o detector, e, também, das propriedades do detector.

O sistema de detecção a ser utilizado depende de alguns fatores que afetam as interações dos raios gama com os materiais dos detectores. Os principais fatores a serem citados são: energia dos raios gama e atividade; os tipos de interações dos raios gama com a matéria (neste trabalho: efeito fotoelétrico, espalhamento *Compton*); o ângulo sólido o qual o detector está submetido; a eficiência de detecção; a fração do fotopico; e o tempo-morto do sistema de aquisição (Chaouki et al., 1997).

A princípio, tanto um fluxo líquido quanto um fluxo granular podem ser estudados desde que tenha uma partícula radioativa com características de fluxo similares ao que se diz respeito ao tamanho, densidade, formato e flutuabilidade. O conhecimento acurado a respeito das propriedades dinâmicas da partícula radioativa no fluxo a ser estudado produz a velocidade

instantânea e a velocidade Lagrangeana local por sucessivas diferenças de tempo nas coordenadas da partícula radioativa. Muitas outras informações sobre o fluxo dinâmico ou estático também podem ser estimadas a partir das trajetórias adquiridas por um certo período de tempo (Chaouki et al., 1997).

2.3.1 A ESCOLHA DO RADIONUCLÍDEO

O desempenho de um sistema de RPR está diretamente relacionado às características do radionuclídeo escolhido como partícula radioativa. Essas características incluem: pureza; atividade; meia-vida; energia dos raios gama; etc. Sendo assim, para selecionar um radionuclídeo apropriado, os seguintes aspectos devem ser considerados:

i. Pureza do radionuclídeo:

É importante assegurar que os raios gama emitidos pela partícula radioativa sejam aqueles originados da desintegração do radionuclídeo escolhido e não resultados de impurezas contidas na partícula radioativa. Isso pode ser garantido irradiando um material com alta pureza.

ii. Atividade:

Uma partícula radioativa com a maior atividade possível de ser utilizada deve ser produzida para medir a máxima contagem de raios gama em intervalos de medição razoavelmente curtos. Entretanto, a atividade da fonte não deve ser tão intensa a ponto de atingir o nível de saturação dos detectores, nem de ultrapassar os limites de doses estabelecidos pelas normas que regem a proteção radiológica.

Para isótopos produzidos por ativação por nêutrons, a atividade alcançável depende: da quantidade do elemento na partícula que será ativada; da seção de choque do material a ser irradiado e do fluxo de nêutrons no reator nuclear utilizado. Esses fatores também determinam o tempo de irradiação necessário para a ativação, ou reativação, da partícula radioativa.

iii. Meia-vida:

Para que perdas significativas da atividade da fonte não sejam notadas durante o experimento, é desejável que a meia-vida do radionuclídeo utilizado seja de maior duração que o experimento evitando, desta forma, a correção da meia-vida ao longo das medidas. Por outro lado, a meia-vida muito elevada pode ser um fator preocupante em caso de perda da partícula radioativa.

iv. Energia dos raios gama:

O número de raios gama que atinge o detector depende da sua atenuação no meio assim como do ângulo sólido do detector. Os radionuclídeos utilizados para RPR encontram-se no intervalo de energia de 100 keV a 1 MeV, onde os principais processos de interação da radiação gama com a matéria são a absorção fotoelétrica (efeito fotoelétrico) e o espalhamento *Compton* (Chaouki et al., 1997).

Alguns dos radionuclídeos utilizados como partícula radioativa em sistemas de RPR são Escândio-46 (^{46}Sc) (Larachi et al., 1994; Godfroy et al., 1997; Azizi et al., 2017), Molibdênio-99 (^{99}Mo) (Godfroy et al., 1997) e Ouro-198 (^{198}Au) (Godfroy et al., 1997). A confecção da partícula radioativa dependerá das características dinâmicas do fluido a ser investigado, influenciando, principalmente, no material de encapsulamento do radionuclídeo escolhido. Para investigar o movimento da fase sólida de um reator de leito fluidizado multifásico, por exemplo, o radionuclídeo pode ser revestido por uma camada de carbono, com estrutura cristalina semelhante a um diamante, (Larachi et al., 1994). Entretanto, para a visualização de fluxo para um reator de leito fluidizado, uma opção é envolver o radionuclídeo por uma esfera de vidro (Godfroy et al., 1997). Já para a investigação de fluxo gás-líquido de um reator de coluna de bolha, o encapsulamento pode ser feito com o uso de um polímero (Aziziz et al., 2017).

Neste trabalho a partícula radioativa foi considerada puntiforme, com emissão isotrópica de raios gama de energia 662 keV. Características como velocidade e encapsulamento da partícula radioativa não foram consideradas na modelagem com o código MCNP-X.

2.4 O CÓDIGO MCNP-X

O código computacional Monte Carlo N-Particle eXtended é um código baseado no Método Monte Carlo que considera os efeitos da interação da radiação com a matéria com trinta tipos diferentes de partículas e quatro íons leves (Pelowitz, 2005). Ao se falar em fótons, por exemplo, são levados em consideração o efeito Fotoelétrico, os espalhamentos Rayleigh e *Compton*, além da radiação de freamento.

O código MCNP-X permite a construção de geometrias complexas e tridimensionais, como pode ser visto na Figura 12, fazendo com que seja uma ferramenta de importante relevância para modelagem de instalações nucleares, detectores de radiação, estudos de blindagem, estudos na área de física médica, em aplicações da técnica de rastreamento de partícula radioativa entre outras. Por ser um código bem fundamentado e validado, seus resultados e metodologia de cálculo são amplamente aceitos.

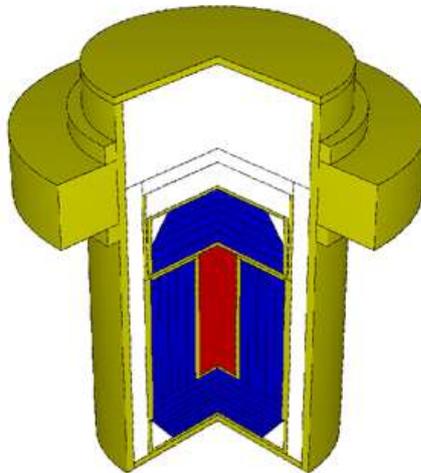


Figura 12: Modelagem de um tonel realizada com o código MCNP (Visual Editor Consultants, 2017)

Outra vantagem deste código é a existência de um arquivo de entrada (INP) que contém informações sobre o problema em estudo, tais como a distribuição e energia da fonte, posição, superfícies e células, sem que seja requerido do usuário conhecimentos sobre linguagens de programação como, por exemplo, FORTRAN, C++, etc. Essas informações são divididas em três etapas: i) descrição das células; ii) descrição das superfícies; iii) descrição dos dados físicos.

i. Descrição das células:

Construção da geometria do problema em questão. Esta etapa contém as informações sobre o tipo de material e densidade de que cada célula é composta. Para essa representação geométrica, utilizam-se combinações de formas geométricas pré-definidas, tais como: esferas; planos; cilindros; cones; e outras, que são selecionadas conforme descrito no item a seguir (superfícies). As regiões são combinadas utilizando-se operadores booleanos (intercessão, complemento e união). Para cada célula é necessário atribuir: um número, que servirá como sua referência; o número do material que é formado; a densidade; a lista dos operadores e superfícies indicativas daquela região; e a importância da célula.

ii. Descrição das superfícies:

Esta etapa consiste da descrição das formas geométricas básicas que compõem cada célula. As formas geométricas são definidas por caracteres mnemônicos indicando o tipo de superfície, seguido de coordenadas que caracterizam seu posicionamento no espaço.

iii. Descrição dos dados físicos:

Os dados físicos definem o tipo de problema em estudo. Nesta etapa, a fonte é especificada de acordo com sua geometria (pontual, plana, volumétrica), posicionamento no espaço, direção de emissão (isotrópica ou *pencil beam*), tipo e energia da radiação. Os materiais que formam as células são definidos conforme sua composição química (fração mássica e/ou fração atômica). Além disso, alguns cartões de dados importantes incluem especificações das *tallies* (grandezas), tipo de partícula a ser simulada e a forma de como serão analisadas, cortes de energia, número de histórias¹, etc.

No Apêndice A é apresentado um exemplo de um arquivo de entrada (INP) desenvolvido por meio do código MCNP-X que descreve a modelagem de um detector onde a geometria é formada por um detector de NaI(Tl), envolvido por uma camada refletora de óxido de magnésio (MgO) e um invólucro de alumínio, e uma fonte com emissão isotrópica de fótons de 1,333

¹Número de histórias, do inglês *number per histories* (NPS). O NPS especificado tem como objetivo definir a precisão e a flutuação estatística dos resultados. As respostas calculadas pelo código MCNP-X também são acompanhadas pelo erro relativo, parâmetro que avalia a qualidade dos resultados obtidos.

MeV que é posicionada a 25 cm do detector. Neste caso a distribuição de altura de pulsos (DAP) é solicitada por meio do comando “*tally F8*” e o número de histórias (NPS) utilizado é de $1E7$.

Portanto, o código MCNP-X é uma ferramenta bem consolidada e aceita na área científica, pois permite a realização de simulações de cenários menos ideais e mais realísticos. Isto ocorre devido ao código considerar fenômenos de transporte de radiação e a interação da radiação com a matéria.

O código MCNP-X será usado neste trabalho, com o objetivo de estabelecer uma geometria apropriada para utilizar a técnica de RPR. O código também será utilizado para determinar os materiais apropriados para o fluido contido no interior do volume de interesse. Além disso, o código MCNP-X será utilizado para gerar os dados que serão posteriormente usados para treinar a rede neural artificial.

2.5 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS (RNA's)

O cérebro humano pode ser descrito como um computador que é constituído por uma estrutura altamente complexa formada por redes neurais biológicas, com processamento de informação não linear e paralelo. Além disso, ele é capaz de organizar seus constituintes estruturais (neurônios) para realizar processamentos, tais como reconhecimento de padrões e controle motor, de forma rápida. Cada neurônio possui um corpo celular onde é localizado o núcleo, e cada corpo celular possui prolongamentos que podem ser funcionalmente divididos em axônios e dendritos. A conexão estabelecida entre axônio e dendrito é chamada sinapse. As sinapses são, em geral, ligações químicas temporárias que ocorrem por meio da liberação de neurotransmissores através da junção sináptica entre os neurônios. Desta forma, a sinapse atua como conversor de um sinal elétrico pré-sináptico em um sinal químico, e depois retorna em formato de um sinal elétrico pós-sináptico ([Haykin, 1999](#)).

Ao comparar o cérebro humano com o computador, destaca-se que o computador tem a capacidade de executar tarefas armazenadas em sua memória de forma sequencial, e são mais rápidos do que o cérebro humano para desenvolver cálculos matemáticos. Entretanto, o cérebro

humano é mais eficiente do que o computador para realizar funções aparentemente simples, como identificação e reconhecimento de padrões visuais ou sonoros (Haykin, 1999). Isto inspirou pesquisadores a desenvolver modelos matemáticos inspirados no funcionamento do cérebro humano, assim, introduzindo as Redes Neurais Artificiais (RNA's).

A RNA é um modelo matemático capaz de reproduzir o funcionamento do neurônio humano, através de elementos de processamento de informação chamados neurônios artificiais (Figura 13). Um neurônio é responsável por apresentar os dados de “entradas” (x_1, \dots, x_n) e “saídas” (y_t) por meio de funções matemáticas, que possuem valores escalares. E as sinapses são representadas por pesos (w_{t1}, \dots, w_{tn}) que irão ponderar os sinais de “entradas” e transmitir essas informações para o corpo celular, que é o responsável por aplicar uma transformação não linear (Bias θ_t) ao somatório das entradas que já foram ponderadas. O limiar (Bias θ_t) tem como função deslocar a função de ativação $\varphi(\cdot)$, mudando o lugar em que a região de ativação do neurônio ocorre. (Haykin, 1999).

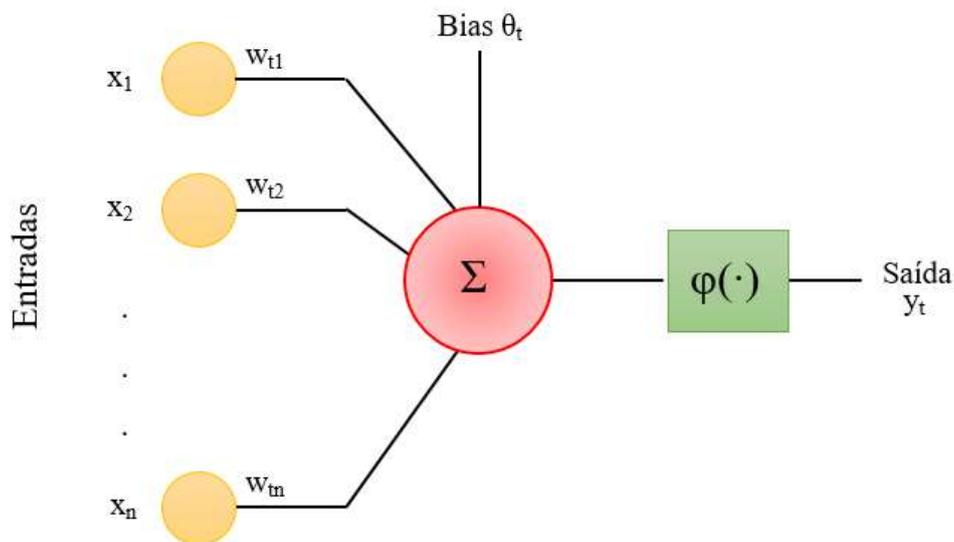


Figura 13: Modelo de neurônio artificial (Dam, 2018).

A principal característica de uma RNA é a capacidade de aprender por meio de exemplos. Se um conjunto de dados apropriado for utilizado, a RNA é capaz de reconhecer padrões, generalizando o conhecimento adquirido durante o processo de treinamento (aprendizagem), ou seja, a RNA consegue responder às situações que não estavam incluídas na fase de aprendizagem (Haykin, 1999). É possível dividir as redes neurais em duas fases:

i. Fase de treinamento, que também é chamada de fase de aprendizado. É aqui que a RNA realiza o processo de aprendizagem e reconhece padrões, por meio do algoritmo de treinamento. Nesta fase a RNA aprende as características de um conjunto finito de exemplos que são previamente escolhidos.

ii. Fase de operação, também chamada de fase *off-line*, é o momento em que a RNA treinada é usada para responder às novas situações. Nesta fase, a RNA não precisa mais utilizar o conjunto de treinamento.

As RNA's têm se mostrado de fácil aplicação, eficientes, especialmente em problemas onde não há uma formulação analítica ou onde não é requerido um conhecimento prévio da distribuição das variáveis (dados de entrada e saída), ou ainda quando o próprio problema é modificado com o tempo. Elas possuem outras características relevantes na concepção de uma grande variedade de aplicações:

i. Adaptabilidade: capacidade de adaptar seus pesos sinápticos às modificações do ambiente. A arquitetura neural permite que a RNA seja uma ferramenta útil para classificação adaptativa de padrões, processamento adaptativo de sinais e controle adaptativo. Ou seja, quanto mais adaptável o sistema de RNA for, sem deixar de ser estável, melhor será a rede.

ii. Processamento não-linear: habilidade de executar tarefas que envolvam relacionamentos não-lineares.

CAPÍTULO III

3 METODOLOGIA

Neste capítulo serão apresentados o modelo matemático desenvolvido com o código MCNP-X e a metodologia desenvolvida para a aplicação da técnica de RPR, incluindo o treinamento da RNA. O cálculo da posição instantânea da partícula radioativa é realizado por meio de um algoritmo de retropropagação de erro de uma RNA multicamada.

3.1 DESENVOLVIMENTO DO MODELO MATEMÁTICO

A geometria deste trabalho foi desenvolvida por meio de um modelo matemático que com o uso do código MCNP-X é representada por uma seção de teste, que consiste de um tubo de *Polyvinyl Chloride* (PVC), com diâmetro interno de 9,5 cm, espessura de 0,5 cm e 100 cm de comprimento e de um arranjo de oito detectores NaI(Tl) de 2"x2" posicionados com ângulo de 90° entre si e dispostos em dois planos P1 ($z = 0$ cm) e P2 ($z = -25$ cm) ao longo do tubo. A distância entre os detectores e o tubo é de 20 cm. O tubo de PVC é preenchido inicialmente com ar (densidade = $1,205E-03$ g.cm⁻¹) e, em seguida, com concreto (densidade = $2,3$ g.cm⁻¹). A partícula radioativa simulada é uma fonte de ¹³⁷Cs (662 keV) puntiforme com emissão isotrópica de raios gama. Na Figura 14 é representada a geometria simulada.

Os detectores NaI(Tl) são considerados todos iguais e possuem uma camada refletora composta de óxido de magnésio (MgO) em seu entorno e uma camada externa de alumínio usada como invólucro. A dimensão do cristal é de 2"x2" (2" = 5,08 cm), a camada refletora possui 0,1 cm de espessuras frontal e lateral de MgO e o invólucro possui 0,1 cm de espessuras frontal e lateral de alumínio.

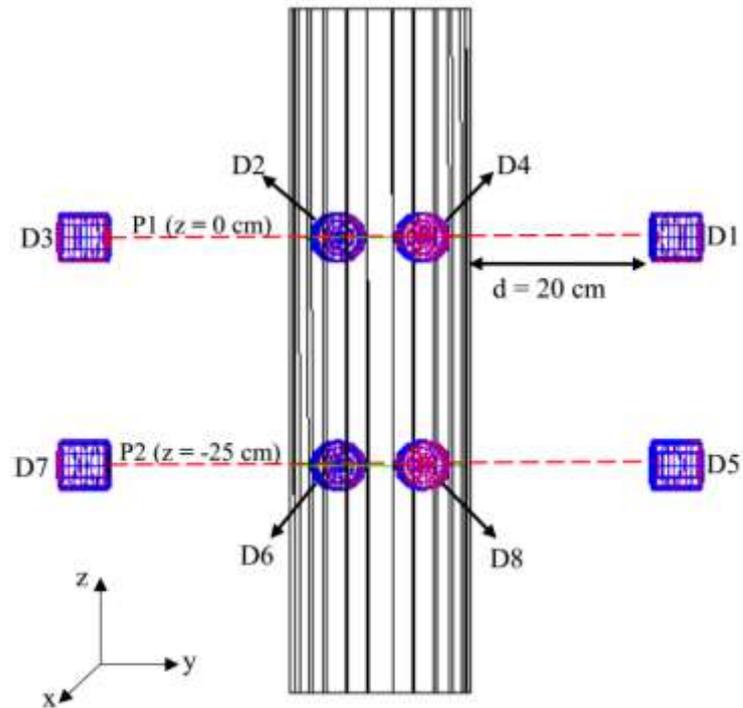


Figura 14: Geometria simulada com a utilização do código MCNP-X (Dam, 2018).

Na Figura 15 é possível observar com mais detalhes a representação esquemática da modelagem do detector. É importante ressaltar que a fotomultiplicadora não foi simulada tendo em vista que sua contribuição teria maior efeito fora da região de absorção total, que é a área de interesse do trabalho.

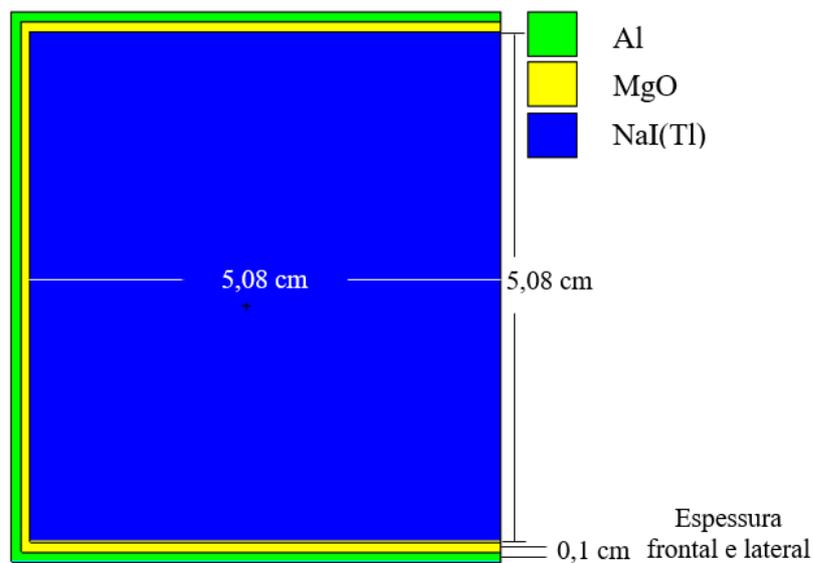


Figura 15: Modelagem detalhada do detectores cintilador de NaI(Tl) (Dam, 2018).

Os materiais utilizados no modelo e suas respectivas frações mássicas estão listados na Tabela 1 (McConn Jr et al., 2011).

Tabela 1: Fração mássica dos materiais.

Fração mássica dos materiais				
Elementos	Ar	Concreto Portland	NaI(Tl)	PVC
C	0,000124	0,001	-	0,384361
N	0,755268	-	-	-
O	0,231781	0,529107	-	-
Ar	0,012827	-	-	-
H	-	0,01	-	0,048382
Na	-	0,016	0,1531	-
Mg	-	0,002	-	-
Al	-	0,033872	-	-
Si	-	0,337021	-	-
K	-	0,013	-	-
Ca	-	0,044	-	-
Fe	-	0,014	-	-
I	-	-	0,8449	-
Tl	-	-	0,0020	-
Cl	-	-	-	0,567257

No arquivo de saída do código MCNP-X, a resposta obtida pela simulação é a distribuição da altura de pulso (DAP) registrada no detector, por meio da *tally* F8, que é um comando disponível no código. O número de histórias (NPS) utilizado nas simulações foi de 1E7, garantindo que o erro relativo correspondente à região de absorção fotoelétrica fosse menor que 7% em todos os detectores, embora a maioria dos casos o erro esteja abaixo de 5%. Os detectores não foram blindados lateralmente e possuem sensibilidade nesta região, fato que influencia no número de contagens registradas nos detectores. A eficiência absoluta de fotopico foi considerada e, tendo em vista que os detectores são considerados todos iguais, é importante ressaltar que foi considerado que todos os detectores possuem a mesma eficiência de detecção.

3.2 VALIDAÇÃO TEÓRICA DO DETECTOR NaI(TL)

Ao utilizar detectores de NaI(Tl) para realizar medições é necessário determinar a curva de eficiência do detector em função da energia de fótons incidentes. Tais parâmetros de calibração podem ser determinados experimentalmente, utilizando várias fontes de radiação gama cujas

energias de emissão encontrem-se no intervalo de energia de interesse. Porém, este procedimento de calibração demanda tempo e disponibilidade de várias fontes com atividade suficientemente alta para uma boa estatística de contagem. Além disso, são necessários suportes que possam garantir a precisão no posicionamento do sistema fonte-detector, tendo em vista que pequenas variações na distância e no alinhamento fonte-detector podem influenciar no aumento da incerteza das medidas realizadas.

Por meio de modelagens matemáticas utilizando o Método Monte Carlo, a curva de eficiência de um detector pode ser simulada com boa concordância com as obtidas experimentalmente, desde que o detector seja simulado detalhadamente com dimensões e suas partes constituintes, tais como: cristal e camada refletora. Na simulação, o sistema fonte-detector não sofre interferências externas como variação no alinhamento, fato que pode ocorrer nas medidas experimentais.

A eficiência relativa representa as contagens registradas em um detector NaI(Tl) 3x3” posicionando uma fonte ^{60}Co (1,333 MeV) centralizada ao eixo axial do detector, considerando 25 cm de DFD e seu valor é de $1,2 \times 10^{-3}$ (ORTEC, 2015). Após ter validado teoricamente o detector de NaI(Tl) de 3 polegadas, modelou-se um detector 2”x2” de NaI(Tl) com as mesmas condições utilizadas anteriormente com o objetivo de obter uma curva de eficiência absoluta de fotopico na faixa de energia de 411 keV até 1,333 MeV.

3.3 ALGORITMO DE RASTREAMENTO DE PARTÍCULA RADIOATIVA

O cálculo da posição instantânea da partícula foi realizado por meio de um algoritmo de localização dado por uma RNA do tipo 3-layer *feed-forward multilayer perceptron* com um algoritmo de *Backpropagation*. O conjunto de dados foi distribuído de forma empírica e aleatória entre: Treinamento, Teste e Validação.

Para treinar a RNA, foi fornecido um conjunto de dados de treinamento que obedece, aproximadamente, a seguinte proporção: 60% Treinamento, 30% Teste e 10% Validação (Zadeh et al., 2016). A partícula radioativa foi posicionada em 108 posições (casos) diferentes

ao longo da seção de teste, incluindo posições entre os planos de detectores (P1 e P2), conforme Figura 16. O intervalo de variação da coordenada x foi de -9 cm a 9 cm, enquanto a coordenada y variou de -8 cm a 9 cm. A coordenada z foi variada em três posições: $z = 0$ cm (P1), $z = -12,5$ cm e $z = -25$ cm (P2). A Figura 16 representa as posições das coordenadas x e y para apenas um dos planos. Os demais planos possuem o mesmo conjunto de posições x e y.

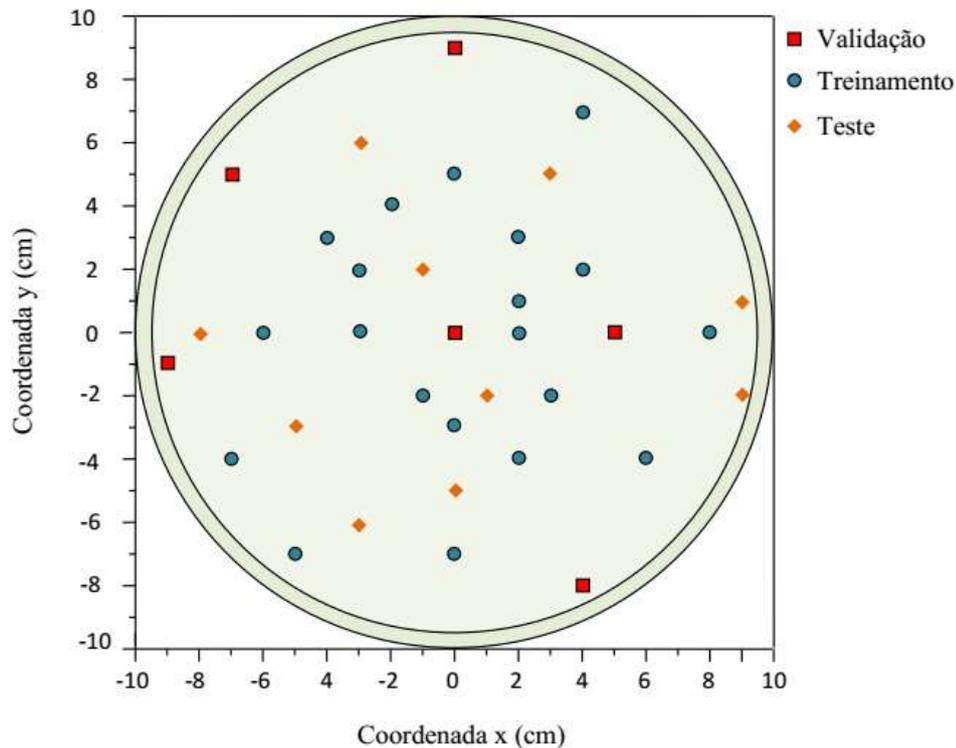


Figura 16: Posições das coordenadas x e y para os conjuntos de Treinamento, Teste e Validação em um plano (Dam, 2018).

Os padrões de treinamento da RNA são compostos por entradas e saídas, e isto será relacionado ao tipo de rede escolhida. As entradas são as contagens registradas nos oito detectores (D_1, D_2, \dots, D_8 ; onde 8 é o número total de detectores) e as saídas são as posições (x_i, y_j, z_k) da partícula radioativa. Na Figura 17 é apresentado um diagrama que representa a estrutura da RNA utilizada.

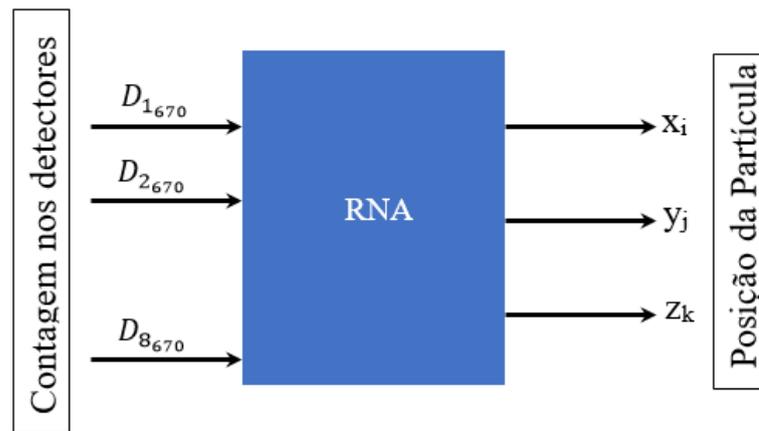


Figura 17: Estrutura da RNA (Dam, 2018).

Somente as contagens registradas na região do fotopico foram utilizadas para o treinamento da RNA. A DAP foi dividida em 800 canais e cada canal possui 10 keV de energia. As contagens correspondentes ao fotopico estavam no canal 670, que representa a energia de 662 keV do radionuclídeo ^{137}Cs . A título de visualização, na Figura 18 é mostrada a DAP dos quatro detectores do plano P1 ($z = 0$ cm) com a região de absorção total (fotopico) destacada em vermelho para a posição $P(0,9,0)$. Vale ressaltar que a resolução em energia não foi considerada neste trabalho.

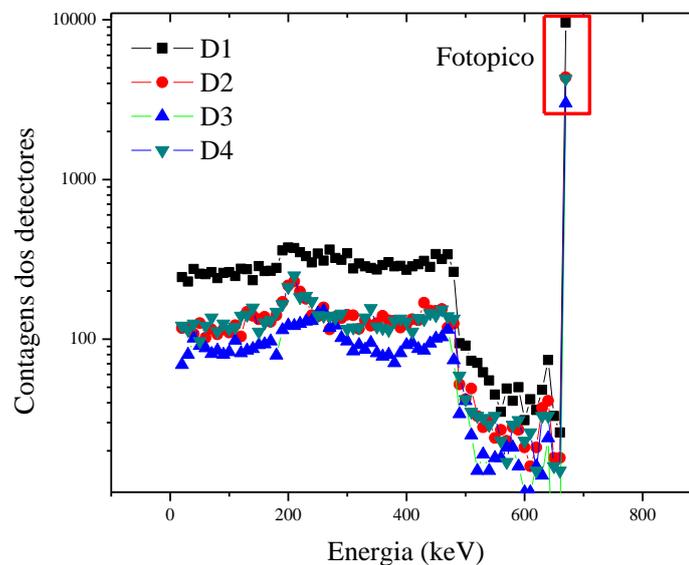


Figura 18: Região de fotopico destacada na DAP de quatro detectores, representando a região utilizada para treinamento da RNA (Dam, 2018).

CAPÍTULO IV

4 RESULTADOS

Os resultados apresentados neste capítulo representam a resposta sobre o projeto da RNA como algoritmo de localização para prever a posição instantânea da partícula radioativa dentro de uma seção de teste, que representa um agitador industrial. Duas situações foram avaliadas: i) tubo preenchido com ar; ii) tubo preenchido com concreto. As simulações foram realizadas por meio do código MCNP-X com geometria descrita no item 3.1. A DAP foi estimada com o uso do comando *tally* F8, entretanto apenas a região correspondente à absorção fotoelétrica foi utilizada para treinar a RNA e gerar os resultados a seguir.

4.1 CURVA DE EFICIÊNCIA DE FOTOPICO DO DETECTOR NAI(TL)

O valor de eficiência relativa encontrado para um detector 3"x3" de NaI(Tl), utilizando uma fonte de ⁶⁰Co centralizada e posicionada 25 cm do detector, foi de $1,29 \times 10^{-3}$. Na Figura 19 é apresentada a curva de eficiência absoluta do fotopico do detector NaI(Tl) obtida por modelagem com o código MCNP-X, na faixa de energia de 411 keV a 1,333 MeV, e os pontos destacados representam as energias de radionuclídeos que podem vir a ser utilizados na confecção da partícula radioativa em trabalhos futuros.

A curva de eficiência foi ajustada por meio do método dos mínimos quadrados, conforme a Equação 5:

$$\varepsilon = aE^3 + bE^2 + cE + d \quad (5)$$

Onde:

ε é a eficiência (contagem/número de fótons);

E é a energia (keV);

a, b, c, d são os coeficientes de ajuste.

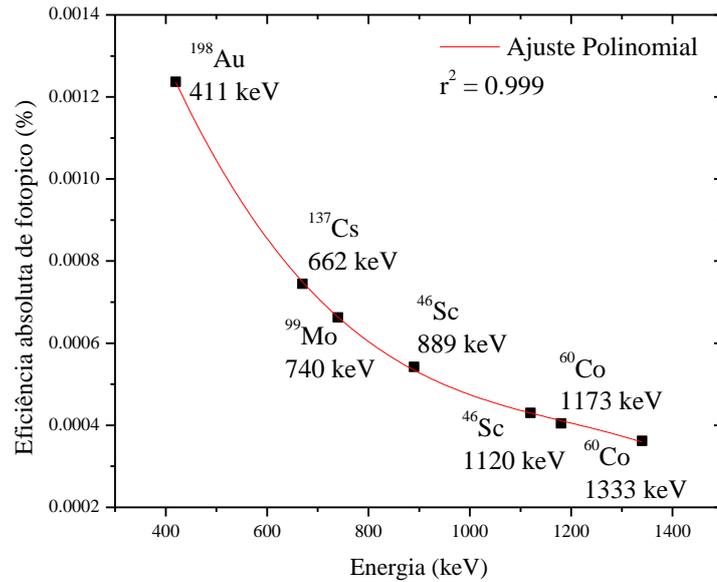


Figura 19: Curva de eficiência absoluta de fotopico do detector de NaI(Tl) obtida com o código MCNP-X.

Os valores dos coeficientes obtidos por meio da Equação 5 são apresentados na Tabela 2:

Tabela 2: Valores dos coeficientes obtidos com o ajuste dado pela Equação 5 para a curva de eficiência absoluta de fotopico do detector de NaI(Tl).

Coefficientes	Valores
a	$-1,28\text{E}-12 \pm 1,22\text{E}-13$
b	$4,60\text{E}-9 \pm 3,19\text{E}-10$
c	$-5,80\text{E}-6 \pm 1,22\text{E}-7$
d	$0,003 \pm 6,68\text{E}-5$
r^2	0,999

4.2 SEÇÃO DE TESTE PREENCHIDA COM AR

Inicialmente, a seção de teste representativa de um agitador industrial foi preenchida com ar, o que representaria um agitador de gases. A partícula radioativa foi colocada em 108 posições (casos) diferentes dentro do agitador. Em seguida, as contagens obtidas nos oito detectores foram utilizadas como “entradas” para alimentar a RNA. A rede que apresentou os melhores parâmetros de treinamento para a seção de teste composta por um tubo de PVC preenchido com ar foi a *3-layer-feedforward* com algoritmo de *Backpropagation*. Os parâmetros dessa rede estão dispostos na Tabela 3.

Tabela 3: Parâmetros de treinamento da RNA para o tubo preenchido com ar.

Taxa de Aprendizagem = 0,001 – Momento = 0,01

PARÂMETROS	CAMADAS		
	Entrada	Intermediária	Saída
Função Ativação	Linear [-1,1]	Gaussiana	Logística
Neurônios	8	6	6

Na Figura 20 é representada a comparação das posições estabelecidas com o modelo do código MCNP-X com a “saída” da RNA para as coordenadas x e y. Estes resultados estão relacionados aos conjuntos de Treinamento e Teste.

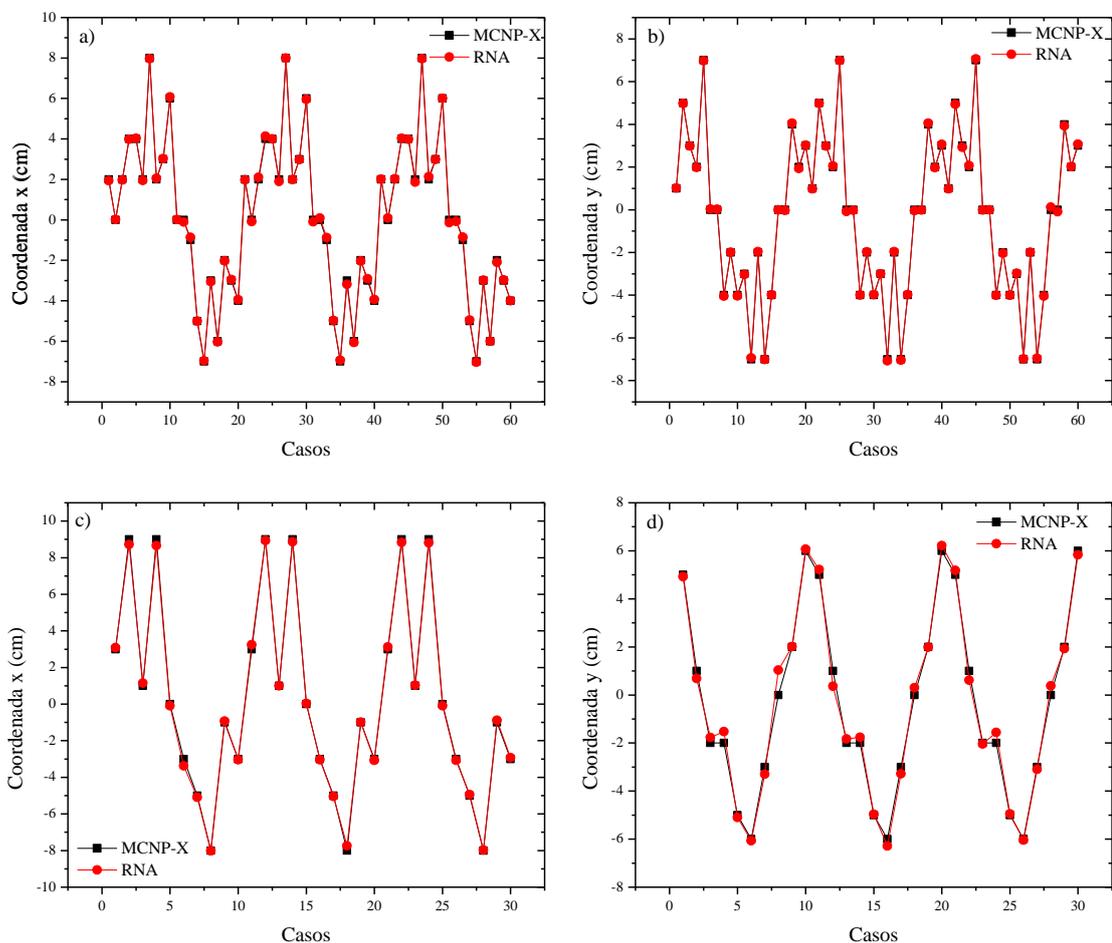


Figura 20: Comparação entre MCNP-X e RNA: (a) coordenada x para Treinamento; (b) coordenada y para Treinamento; (c) coordenada x para Teste; (d) coordenada y para Teste.

Os resultados para Treinamento e Teste mostram que a “saída” da RNA segue os valores das posições geradas pelo código MCNP-X. Para uma melhor avaliação dos resultados obtidos com a RNA, um ajuste linear foi realizado utilizando o método dos mínimos quadrados visando

correlacionar as coordenadas x e y obtidas com o código MCNP-X com as obtidas com a RNA, conforme a Figura 21. O coeficiente de correlação linear (r^2) para o conjunto de Treinamento é 0,999 para as coordenadas x e y. Para o conjunto de Teste, $r^2=0,999$ para coordenada x e $r^2=0,993$ para coordenada y.

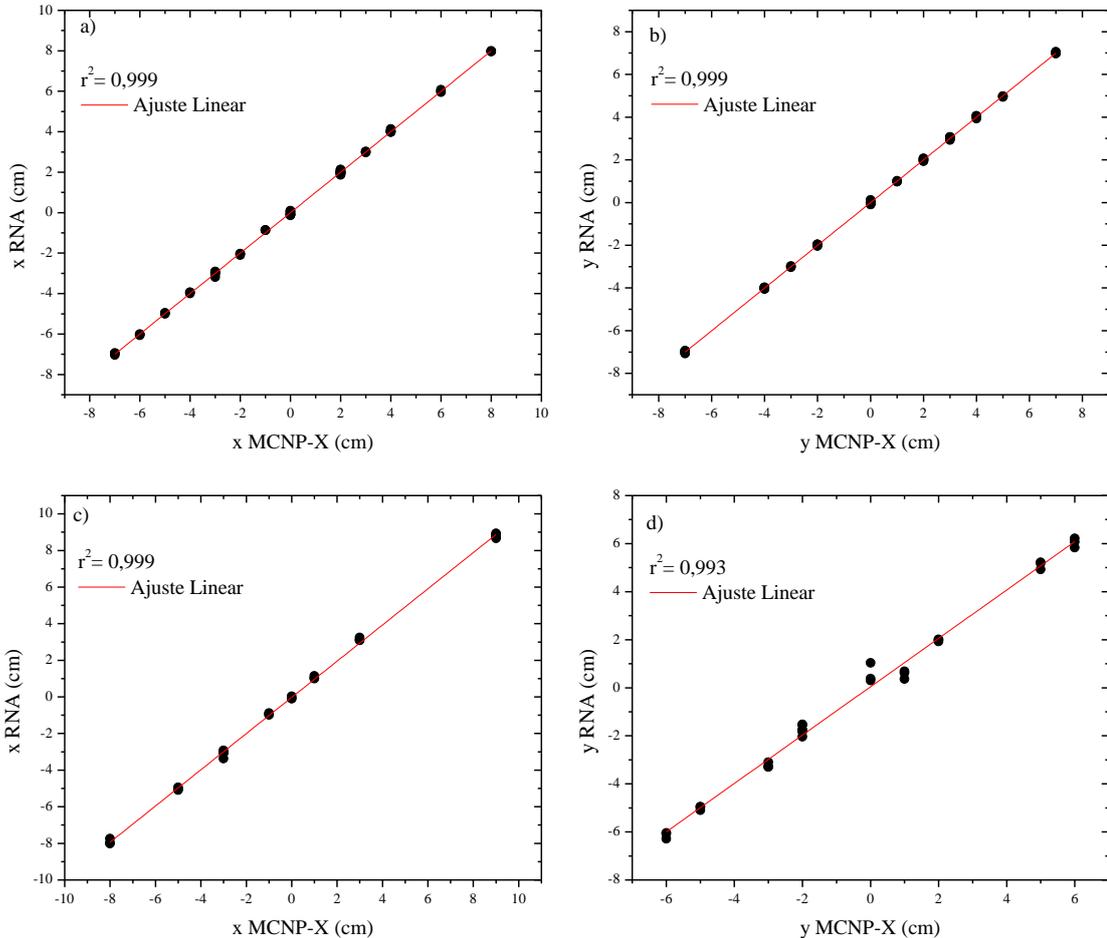


Figura 21: Ajuste linear para: (a) coordenada x para Treinamento; (b) coordenada y para Treinamento; (c) coordenada x para Teste; (d) coordenada y para Teste.

A coordenada z foi variada em três posições diferentes ($z = 0$ cm; $z = -12,5$ cm; $z = -25$ cm) e a comparação entre as posições do MCNP e as posições previstas pela RNA são mostradas na Figura 22 para os conjuntos de Treinamento, Teste. Apesar de haver uma pequena discrepância entre os casos na posição $-12,5$ cm do conjunto de Teste, é observar a compatibilidade entre a “saída” da RNA e o código MCNP-X.

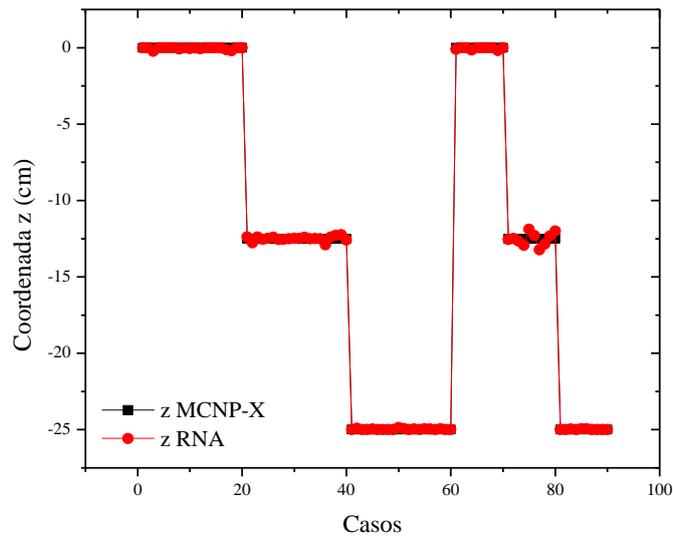


Figura 22: Comparação entre MCNP-X e RNA da coordenada z para Treinamento e Teste.

O conjunto de Validação é um conjunto de dados muito importante, pois é nele que a RNA mostra seu potencial para reconhecer novos padrões que não foram utilizados na fase de treinamento. Os resultados do conjunto de Validação para as coordenadas x e y são mostrados na Tabela 4.

Tabela 4: Predição da RNA para o conjunto de Validação para as coordenadas x e y.

Casos	x		y		z	
	MCNP-X	RNA	MCNP-X	RNA	MCNP-X	RNA
1	0	0.30	9	8.74	0	0.00
2	0	0.00	0	0.14	0	-0.16
3	5	4.97	0	0.02	0	0.00
4	4	3.79	-8	-7.47	0	-0.39
5	-9	-8.81	-1	0.79	0	0.00
6	-7	-6.89	5	5.03	0	0.00
7	0	0.61	9	8.51	-12.5	-13.51
8	0	-0.20	0	0.13	-12.5	-11.69
9	5	4.81	0	-0.11	-12.5	-12.29
10	4	3.76	-8	-7.71	-12.5	-12.88
11	-9	-8.69	-1	-0.15	-12.5	-13.85
12	-7	-6.76	5	4.89	-12.5	-12.88
13	0	0.59	9	8.58	-25	-25.00
14	0	0.14	0	-0.17	-25	-25.00
15	5	4.96	0	0.12	-25	-25.00
16	4	3.32	-8	-7.57	-25	-25.00
17	-9	-8.79	-1	-0.14	-25	-25.00
18	-7	-6.70	5	4.50	-25	-25.00

O erro relativo (ER) e o erro relativo médio (ERM) são métricas muito utilizadas para comparação entre valores reais e valores observados. ER e ERM são dados pelas Equação 6 e 7, respectivamente:

$$Erro\ Relativo(\%) = \left(\frac{P_{real} - P_{obs}}{P_{real}} \right) \times 100 \quad (6)$$

$$Erro\ Relativo\ Médio\ (\%) = \left\{ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{P_{real} - P_{obs}}{P_{real}} \right) \right\} \times 100 \quad (7)$$

Onde:

P_{real} é a posição real, que é dada pelo MCNP-X;

P_{obs} é a posição observada, que é calculada pela RNA;

N é o número de posições (casos).

Na Tabela 5 são apresentados os erros relativos das coordenadas x, y e z para o conjunto de Validação. As coordenadas x e y possuem 91,7% dos casos abaixo de 10% de erro relativo e a coordenada y possui 66,7% dos casos abaixo de 10% de erro relativo. É importante ressaltar que para valores de posição muito pequenas ou próximas a zero, qualquer pequena flutuação implica em um elevado erro relativo. Vale lembrar que nos casos em que a posição é igual a 0 cm, não é possível determinar o erro relativo, pois a divisão por 0 resulta em indeterminação.

Tabela 5: Erro relativo das coordenadas x, y e z para o conjunto de Validação.

Erro Relativo (%)	x	y	z
< 10%	91,7	66,7	91,7
10% - 20%	8,3	0	8,3
≥ 30%	0	33,3	0

O ajuste linear do conjunto de Validação para as coordenadas x e y é mostrado na Figura 23. O coeficiente de correlação (r^2) do ajuste linear é 0,997 para a coordenada x e 0,991 para a coordenada y. Estes resultados apontam para a capacidade de generalização da RNA, tendo em vista que estes dados não foram utilizados durante a fase de treinamento da RNA.

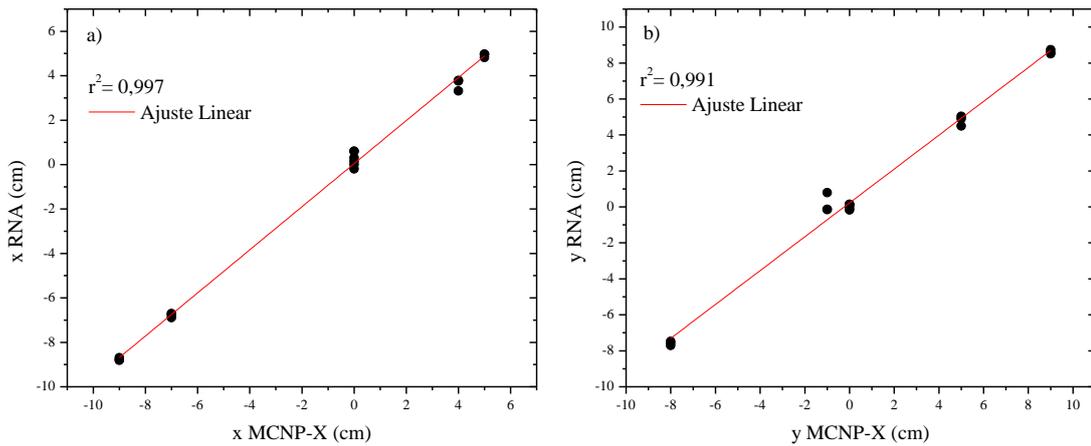


Figura 23: Ajuste linear dos dados de validação para: (a) coordenada x; (b) coordenada y.

O ERM dos conjuntos de Treinamento, Teste e Validação para as coordenadas x, y e z são apresentados na Tabela 6. No conjunto de Validação para a coordenada y, o ERM está bem elevado devido aos casos em que $y = -1$ cm, o que pode indicar a presença de poucos casos de treinamento.

Tabela 6: Erro relativo médio dos conjuntos de Treinamento, Teste e Validação para x, y e z.

ERM (%)	x	y	z
Treinamento	0,70	0,05	0,08
Teste	-0,57	6,46	-0,05
Validação	4,21	32,53	-1,40

Por fim, os resultados obtidos pela RNA foram analisados de forma geral levando em consideração o coeficiente de correlação (r^2), o erro relativo e o erro relativo médio, conforme Tabela 7. O erro relativo está abaixo de 10% para 76% dos casos de x, para 69% dos casos de y e para 65% dos casos de z. O erro relativo médio para x, y e z é de 0,8%, 6,5% e -0,2%, respectivamente. O r^2 foi 0,999 para as coordenadas x e z e $r^2 = 0,997$ para a coordenada y.

Tabela 7: Dados processados pela RNA treinada.

Erro	x	y	z
$\leq 5\%$	68,52	64,82	62,96
5% - 10%	8,33	4,63	2,78
10% - 20%	6,48	3,70	0,93
20% - 30%	0	1,85	0
$> 30\%$	0	5,56	0
ERM (%)	0,79	6,52	-0,20
r^2	0,999	0,997	0,999

Visando avaliar a movimentação da partícula radioativa no interior de um agitador industrial hipotético, na Figura 24 é apresentada a comparação das posições (x,y) previstas pela RNA, para o plano P1 ($z = 0$ cm), em relação aos valores reais obtidos pelo código MCNP-X. É importante destacar que as posições foram conectadas manualmente entre si de forma que seja possível avaliar uma trajetória arbitrária percorrida pela partícula radioativa.

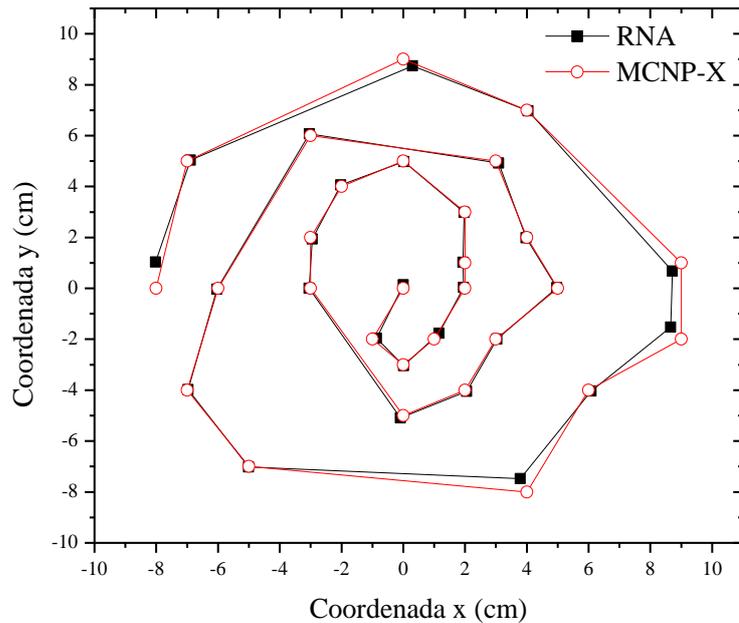


Figura 24: Posições (x,y) previstas pela RNA em comparação com os valores obtidos pelo MCNP-X.

De forma geral, os resultados indicam que os resultados da RNA são capazes de acompanhar o padrão estipulado pelos valores reais.

4.3 SEÇÃO DE TESTE PREENCHIDA COM CONCRETO

Com o intuito de representar um misturador da indústria de cimentos e concretos, em um segundo momento, a seção de teste foi preenchida com concreto. A mesma metodologia do item 4.2 foi utilizada. As contagens obtidas nos detectores foram utilizadas como “entradas” para alimentar a RNA e as “saídas” da rede são as posições da partícula radioativa. A rede que apresentou os melhores parâmetros de treinamento para a seção de teste composta por um tubo de PVC preenchido com concreto foi a *3-layer-feedforward* com algoritmo de *Backpropagation*. Os parâmetros dessa rede estão dispostos na Tabela 8.

Tabela 8: Parâmetros de treinamento da RNA para o tubo preenchido com concreto.

Taxa de Aprendizagem $\eta = 0,001$ – Momento = 0,01

PARÂMETROS	CAMADAS			
	Entrada	Intermediária		Saída
Função Ativação	Linear [-1,1]	Gaussiana	Tanh	Logística
Neurônios	8	4	4	3

As coordenadas x e y obtidas pela RNA em comparação com os dados do MCNP-X estão dispostos na Figura 25. Estes resultados são relacionados à fase de aprendizagem, ou seja, aos conjuntos de Treinamento e Teste da RNA. É possível observar que a RNA segue o padrão dos dados gerados pelo MCNP.

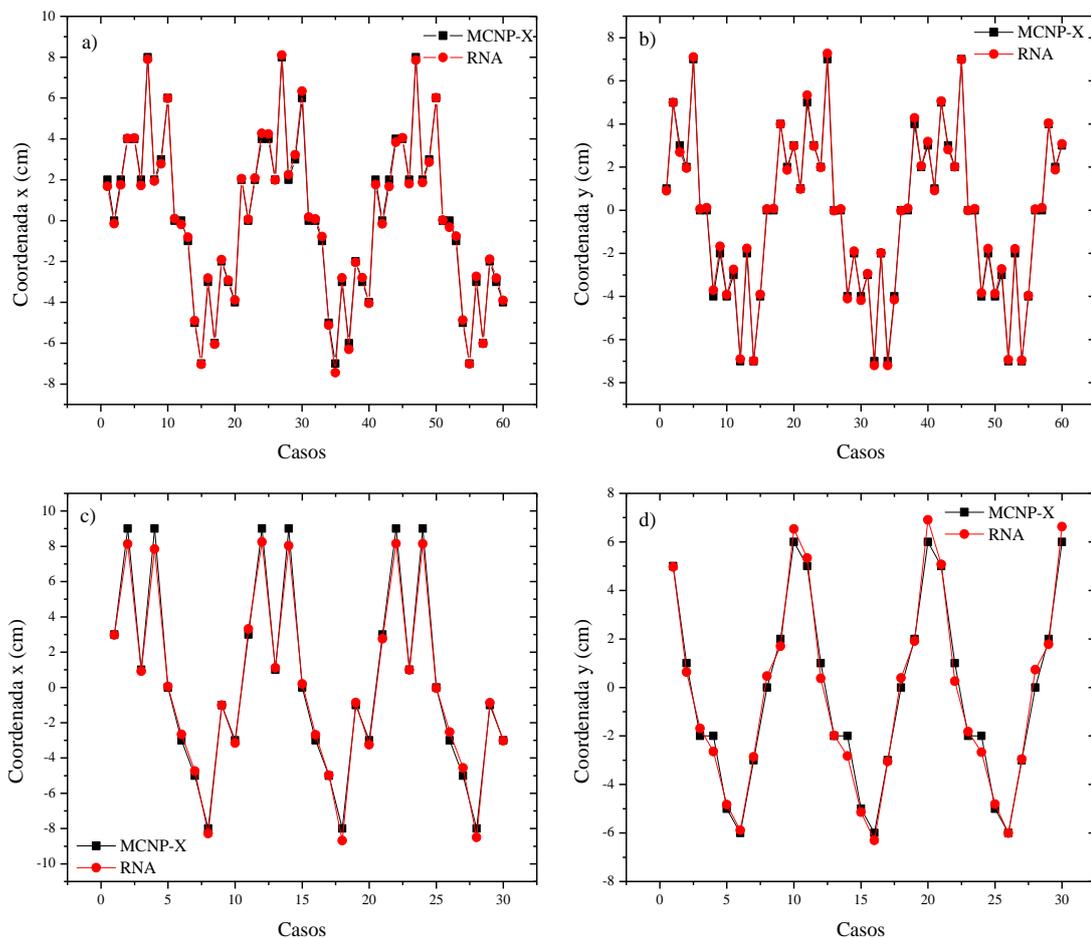


Figura 25: Comparação entre código MCNP-X e RNA para: (a) coordenada x de Treinamento; (b) coordenada y de Treinamento; (c) coordenada x de Teste; (d) coordenada y de Teste.

Assim como descrito no item 4.2, o método dos mínimos quadrados foi aplicado a uma função de ajuste linear para avaliar as coordenadas x e y visando comparar os resultados da RNA com os resultados do MCNP-X. Na Figura 26 é apresentado o ajuste linear da fase de aprendizado. A coordenada x apresentou $r^2 = 0,998$ no conjunto de Treinamento e $r^2 = 0,995$ no conjunto de Teste. E, para a coordenada y, $r^2 = 0,999$ no conjunto de Treinamento e $r^2 = 0,988$ no conjunto de Teste.

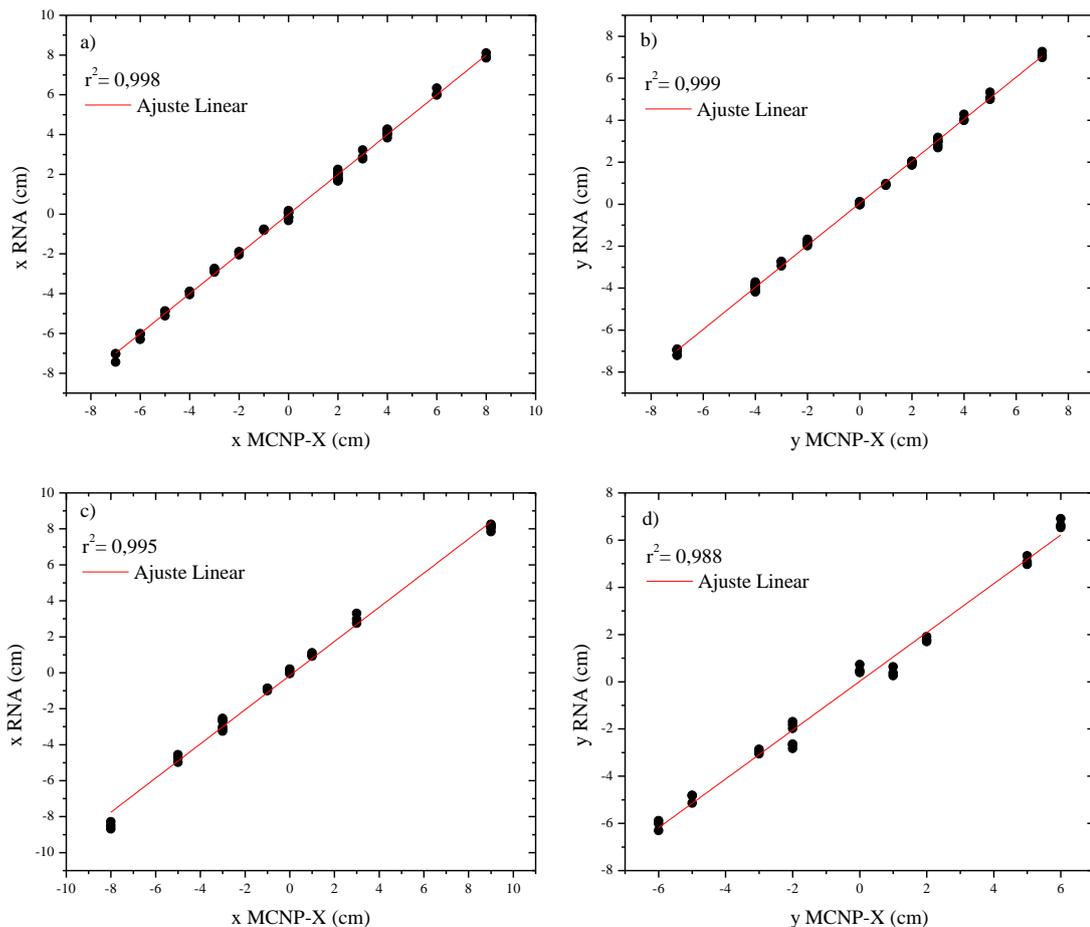


Figura 26: Ajuste linear para: (a) coordenada x de Treinamento; (b) coordenada y de Treinamento; (c) coordenada x de Teste; (d) coordenada y de Teste.

A coordenada z foi variada em três posições ($z = 0$ cm; $z = -12,5$ cm; $z = -25$ cm), assim como na situação em que a seção de teste estava preenchida com ar. Na Figura 27 é representada a comparação das posições entre a “saída” da RNA e o MCNP-X para os conjuntos de Treinamento e Teste. No conjunto de Teste, é possível observar grande discrepância na posição $z = -12,5$ cm e, também, um grande erro na posição $z = -25$ cm.

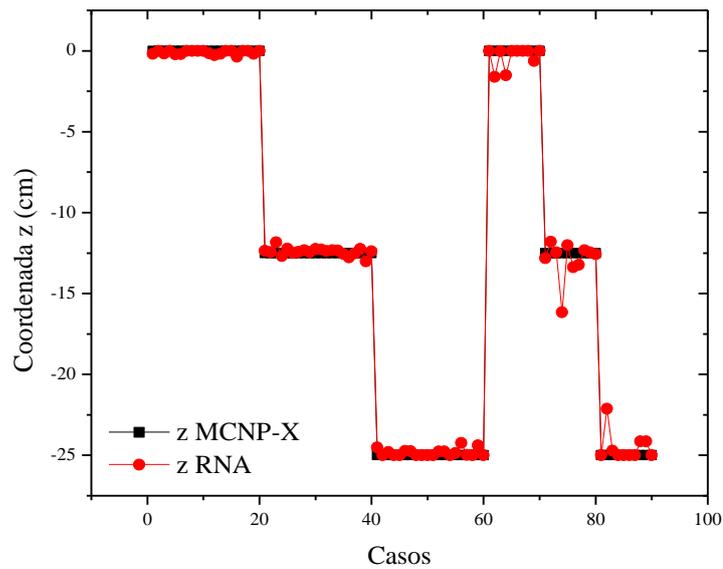


Figura 27: Comparação entre RNA e MCNP para os conjuntos de Treinamento, Teste e Validação de z.

Os resultados da RNA do conjunto de Validação para as coordenadas x, y e z estão na Tabela 9 e os erros relativos do conjunto de Validação são apresentados na Tabela 10.

Tabela 9: Resultados do conjunto de Validação da RNA para o tubo preenchido com concreto.

Casos	x		y		z	
	MCNP-X	RNA	MCNP-X	RNA	MCNP-X	RNA
1	0.00	-1.50	9.00	9.00	0.00	-3.34
2	0.00	-0.05	0.00	0.01	0.00	-0.85
3	5.00	5.05	0.00	0.23	0.00	0.00
4	4.00	3.04	-8.00	-7.96	0.00	-11.33
5	-9.00	-9.00	-1.00	-0.43	0.00	-2.42
6	-7.00	-7.37	5.00	6.12	0.00	0.00
7	0.00	-0.19	9.00	9.00	-12.50	-15.52
8	0.00	0.04	0.00	-0.14	-12.50	-11.77
9	5.00	5.38	0.00	0.05	-12.50	-12.79
10	4.00	3.18	-8.00	-8.00	-12.50	-14.42
11	-9.00	-9.00	-1.00	-0.42	-12.50	-12.47
12	-7.00	-8.04	5.00	6.56	-12.50	-9.29
13	0.00	1.41	9.00	8.60	-25.00	-25.00
14	0.00	0.05	0.00	-0.02	-25.00	-24.05
15	5.00	5.04	0.00	0.21	-25.00	-25.00
16	4.00	3.14	-8.00	-8.00	-25.00	-14.80
17	-9.00	-9.00	-1.00	0.05	-25.00	-20.73
18	-7.00	-7.98	5.00	6.69	-25.00	-25.00

Ao avaliar a coordenada x, 58% dos casos possuem erro relativo abaixo de 10% e os 42% restantes estão entre 10% e 30% de erro, não havendo casos acima de 30% de erro relativo. Para a coordenada y, 50% dos casos possuem erro relativo abaixo de 10%, porém observa-se elevado número de casos acima de 30% de erro relativo. Para a coordenada z, 50% dos casos possuem erro relativo abaixo de 10%, 42% dos casos possuem erro relativo entre 5% e 30%. Apenas um caso acima de 30% de erro relativo, o que representa 8% dos casos de Validação.

Tabela 10: Erros relativos do conjunto de Validação para as coordenadas x, y e z.

Erro Relativo (%)	x	y	z
< 10%	58,3	50	58,4
10% - 20%	41,7	8,3	33,3
$\geq 30\%$	0	41,7	8,3

Vale ressaltar que, para valores muito próximos de 0, flutuações em torno deste valor, mesmo que sejam pequenas, provocam um aumento significativo no erro relativo. É possível notar o aumento do erro relativo para as três coordenadas no conjunto de Validação, em comparação à situação em que a seção de teste está preenchida com ar. Isto deve ocorrer, provavelmente, devido a uma maior atenuação da radiação gama pelo meio (concreto).

O ajuste linear para as coordenadas x e y do conjunto de Validação é mostrado na Figura 28. Analisando o conjunto de Validação, $r^2 = 0,984$ para x e $r^2 = 0,988$ para y. Estes resultados indicam que a RNA está convergindo. É importante destacar que o conjunto de Validação possui uma quantidade menor de casos do que os conjuntos de Treinamento e Teste.

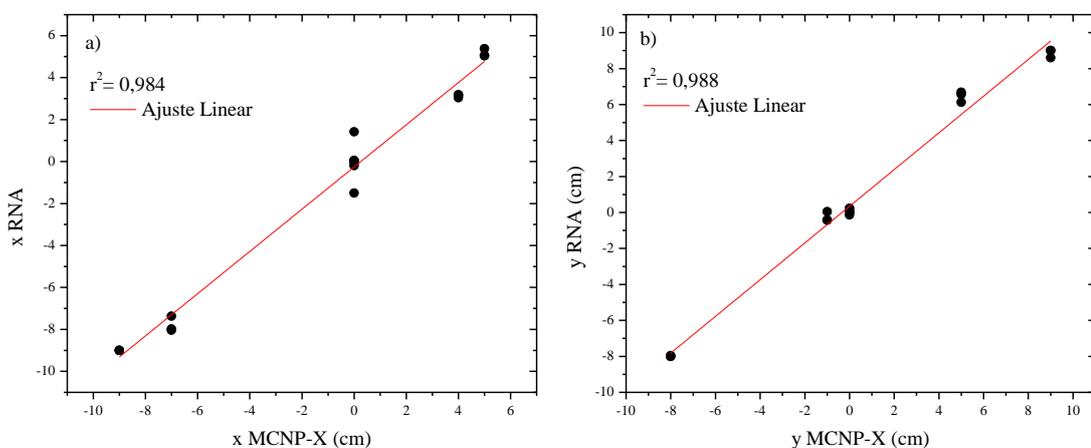


Figura 28: Ajuste linear do conjunto de Validação para: (a) coordenada x; (b) coordenada y.

Na Tabela 11 são apresentados os ERM (%) dos conjuntos de Treinamento, Teste e Validação para as coordenadas x, y e z. A coordenada y do conjunto de Validação obteve o maior valor de erro relativo médio. Além disso, é possível observar o aumento do erro para a coordenada z no conjunto de Validação. Contudo, o ERM obteve variações menores do que na situação em que o tubo estava preenchido com ar.

Tabela 11: Erro relativo médio dos conjuntos de Treinamento, Teste e Validação para as coordenadas x, y e z.

ERM (%)	x	y	z
Treinamento	3,21	2,17	0,66
Teste	3,81	3,22	-0,71
Validação	1,85	11,46	4,30

Finalmente, os dados gerados pela RNA foram analisados de forma geral (conjuntos de Treinamento, Teste e Validação) levando em consideração o erro relativo, o erro relativo médio (ERM) e o coeficiente de correlação (r^2), conforme Tabela 12. Ao avaliar os resultados, observa-se que o erro relativo para x, y e z ficou abaixo de 10% em, respectivamente, 62%, 60% e 60% dos casos. O r^2 calculado é 0,996 para x e y, e 0,986 para z. O ERM foi de 3,2% para x, 3,8% para y e 0,9% para z.

Tabela 12: Dados processados pela RNA.

Erro	x	y	z
≤ 5%	36,11	46,30	55,56
5% - 10%	25,93	13,89	4,63
10% - 20%	16,67	9,26	2,78
20% - 30%	4,63	0,93	2,78
> 30%	0	10,18	0,93
ERM (%)	3,21	3,78	0,89
r^2	0,996	0,996	0,986

Da mesma forma como no item 4.2, na Figura 29 são apresentadas as posições (x,y) obtidas pela RNA em comparação com o código MCNP-X, visando avaliar a movimentação da partícula radioativa no interior de um agitador industrial hipotético.

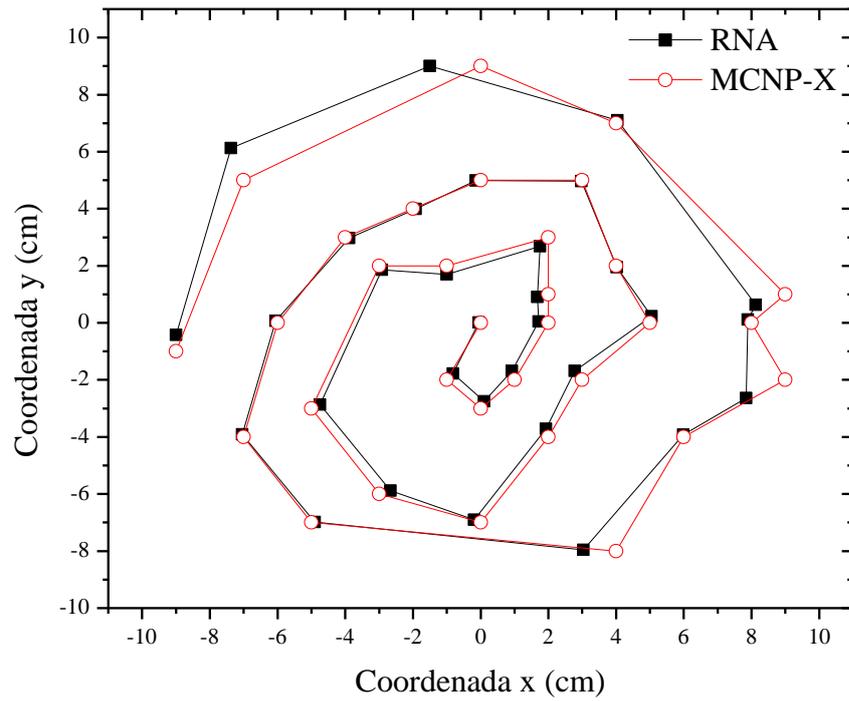


Figura 29: Posições (x,y) previstas pela RNA em comparação com as obtidas pelo código MCNP-X.

Embora algumas posições previstas pela RNA tenham ficado um pouco distantes das posições estabelecidas pelo código MCNP-X, assim como no caso com o tubo preenchido com ar, os resultados para o tubo preenchido com concreto indicam que a RNA foi capaz de acompanhar a movimentação da posição instantânea da partícula radioativa.

CAPÍTULO V

5 CONCLUSÕES

Neste trabalho é apresentada uma metodologia não invasiva, baseada nos princípios da técnica de Rastreamento de Partícula Radioativa, para prever a posição instantânea de uma partícula radioativa inserida em uma seção de teste, visando avaliar o desempenho de agitadores e misturadores industriais. O modelo matemático foi desenvolvido por meio do código MCNP-X e a reconstrução da posição da partícula é realizada pelo algoritmo de uma rede neural artificial.

A curva de eficiência absoluta de fotopico do detector 2"x2" de NaI(Tl), validado teoricamente por meio da eficiência relativa, foi determinada para uma faixa de energia de 411 keV a 1333 MeV, visando avaliar diversos radionuclídeos possíveis de serem utilizados como partícula radioativa.

Após a validação teórica do detector, duas situações foram simuladas: i) tubo de PVC preenchido com ar, onde o erro relativo médio (ERM) foi menor que 7,0% para todas coordenadas; ii) tubo de PVC preenchido com concreto, onde o ERM foi menor que 4% para todas coordenadas. Para a primeira situação, o coeficiente de correlação (r^2) foi de 0,999 para x e z, e 0,997 para y. Para a segunda situação, o r^2 foi de 0,996 para x e y, e 0,986 para z. Em geral, os valores das posições (x,y,z) preditas pela RNA convergiram com o valores estabelecidos por meio do código MCNP-X. Para tentar minimizar o erro relativo, uma solução seria aumentar o número de casos na fase de aprendizagem.

É válido frisar que a rede foi capaz de prever a posição instantânea da partícula utilizando uma quantidade de pontos muito pequena, apenas 108 casos. Mesmo que seja necessário aumentar o número de casos, a metodologia empregada neste trabalho permite realizar o procedimento de calibração sem a necessidade de muitos pontos, sendo uma vantagem em comparação com algoritmos tradicionais e indicando a potencialidade da ferramenta desenvolvida.

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

- Validar experimentalmente a metodologia desenvolvida utilizando uma seção de teste estática;
- Projetar outros tipos de rede para predição da posição da partícula radioativa;
- Aumentar a quantidade de casos para a posição z;
- Considerar a dinâmica dos fluidos.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Abdulrahman, A.A., Shokir, E.M., Artificial neural networks modeling for hydrocarbon gas viscosity and density estimation, **Journal of King Saud University, Engineering Sciences**, 23, pp. 123-129, 2011.

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

Agimix: Soluções e Equipamentos Industriais, 2015. Disponível em: <<https://www.agimix.com.br/>>. Acesso em: 29 dez. 2017.

Azizi, S., Yadav, A., Lau, Y.M., Hampel, U., Roy, S., Schubert, M., On the experimental investigation of gas-liquid flow in bubble columns using ultrafast X-ray tomography and radioactive particle tracking, **Chem. Eng. Sci.**, 2017. <<http://dx.doi.org/10.1016/j.ces.2017.02.015>>.

Beam, G.B., Wielopolski, L., Gardner, R.P., Verghese, K., Monte Carlo calculation of efficiencies of right-circular cylindrical NaI detectors for arbitrarily located point sources. **Nuclear Instruments and Methods** 154 (3), 501–508, 1978.

Bhusarapu, S., Al-Dahhan, M.H., Dudukovic, M.P., Trujillo, S., O’Hern, T.J., Experimental study of the solids velocity field in gas–solid risers. **Industrial and Engineering Chemistry Research**, 44 (25), 9739, 2005.

Blet, V., Berne, P., Legoupil, S. et al., Radioactive tracing as aid for diagnosing chemical reactors, **Oil and Gas Science and Technology**, Rev. IFP, v. 55, n.2, pp. 171-183, 2000.

Chaouki J., Larachi F., Dudukovic P., **Non-Invasive Monitoring of Multiphase Flows**. Elsevier Science B.V, Amsterdam, The Netherlands, 1997.

Dam, R. S. F., Salgado, C. M., Study of the radioactive particle tracking technique using gamma-ray attenuation and MCNP-X code to evaluate industrial agitators. Em **International Nuclear Atlantic Conference**, Belo Horizonte. XIII ENAN, 2017.

Devanathan, N., Moslemian, D., Dudukovic, M.P., Flow mapping in bubble columns using CARPT. **Chemical Engineering Science**, 45, pp. 2285–2291, 1990.

Doucet, J., Bertrand, F., Chaouki, J., An extended radioactive particle tracking method for systems with irregular moving boundaries, **Powder Technology**, 181 (2), pp. 195–204, 2008.

Godfroy, L., Larachi, F., Kennedy, G., Grandjean, B., Chaouki, J., On-line Flow Visualization in Multiphase Reactors using Neural Networks, **Applied Radiation and Isotopes**, 48 pp. 225 – 235, 1997.

Godfroy, L., Larachi, F., Chaouki, J., Position and velocity of a large particle in a gas/solid riser using the radioactive particle tracking technique, **Canadian Journal of Chem. Eng.**, 77, pp. 253 – 261, 1999.

Haykin, S., **Neural Networks, A Comprehensive Foundation**, Prentice Hall, 2nd edition, 1999.

Khorsandi, M. e Fegghi, S.A.H., Design and construction of a prototype gamma-ray densitometer for petroleum products monitoring applications, **Measurement**, 44, pp. 1512-1515, 2011.

Knoll G.F., **Radiation Detection and Measurement**, John Wiley & Sons, 3rd edition, 2000.

Larachi, F., Kennedy, G., Chaouki, J., A gamma-ray detection system for 3-D particle tracking in multiphase reactors, **Nuclear Instruments and Methods in Physics Research Sec. A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment**, 338(2–3), pp. 568–576, 1994.

Lin, J., Chen, M., Chao, B., A novel radioactive particle tracking facility for measurement of solids motion in gas fluidized beds, **IChE Journal**, v.31,n.3, pp. 465-473, 1985.

Luo, H., Kemoun, A., Al-Dahhan, M.H., Sevilla, J.M.F., Sanchez, J.L.G., Camacho, F.G., Grima, E.M., Analysis of photobioreactors for culturing high-value microalgae and cyanobacteria via an advanced diagnostic technique: CARPT, **Chemical Engineering Science**, 58 (12), 2519, 2003.

McConn, Jr, R.J., Gesh, C.J., Rucker, R.A., Williams II, R.G., **Compendium of Material Composition Data for Radiation Transport Modeling**, PNNL-15870, Rev. 1, Pacific Northwest National Laboratory, 2011.

Mi, Y., Ishii, M. e Tsoukalas, L.H., Vertical two-phase flow identification using advanced instrumentation and neural networks. **Nuclear Engineering and Design**, 184, pp.409 –420, 1998.

Moslemian, D., Devanathan, N., Dudukovic, M.P., Radioactive particle tracking technique for investigation of phase recirculation and turbulence in multiphase systems, **Review of Scientific Instruments** 63(10), pp. 4361 – 4372, 1992.

Mosorov, V. e Abdullah J., MCNP5 code in radioactive particle tracking, **Applied Radiation and Isotopes**, 69 pp. 1287–1293, 2011.

Mosorov, V., An iterative position reconstruction algorithm for radioactive particle techniques, **Applied Radiation and Isotopes**, 79, pp. 56 – 61, 2013.

ORTEC, **Educational Experiments: Experiment 7 – High-Resolution Gamma-Ray Spectroscopy**, Third Edition, pp. 1 – 16, 2015.

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

Rados, N., Shaikh, A., Al-Dahhan, M.H., Solids flow mapping in a high-pressure slurry bubble column. **Chemical Engineering Science**, 60 (22), 6067, 2005.

Roy, D., Larachi, F., Legros, R., Chaouki, J., A study of solid behavior in spouted beds using 3-D particle tracking, **Canadian Journal of Chemical Eng.**, 72, pp. 945 – 952, 1994.

Roy, S., Larachi, F., Al-Dahhan, M.H., Dudukovic, M.H., Optimal design of radioactive particle tracking experiments for flow mapping in opaque multiphase reactors, **Applied Radiation and Isotopes**, 56 (3), pp. 485–503, 2002.

Salgado, C.M., Brandão, L.E.B., Nascimento, C.M.N.A., Schirru, R., Ramos, R. e Silva, A.X., Prediction of volume fractions in three-phase flows using nuclear technique and artificial neural network, **Applied Radiation and Isotopes**, 67, pp. 1812-1818, 2009.

Salgado, C.M., Pereira, C.M.N.A., Schirru, R. e Brandão, L.E.B., Flow regime identification and volume fraction prediction in multiphase flows by means of gamma-ray attenuation and artificial neural networks, **Progress in Nuclear Energy**, Vol. 52(6), pp. 555-562, 2010.

Salgado, C.M., Brandão, L.E.B. Conti, C.C. e Salgado, W.L., Density prediction for petroleum and derivatives by gamma-ray attenuation and artificial neural networks, **Applied Radiation and Isotopes**, 116 pp. 143–149, 2016.

Tauhata, L., Salati, I., Di Prinzio, R., Di Prinzio, A.R., **Radioproteção e Dosimetria: Fundamentos**, 5ª revisão, Rio de Janeiro, IRD/CNEN, 2003, 242 pp.

Tauhata, L., Salati, I., Di Prinzio, R., Di Prinzio, A.R., **Radioproteção e Dosimetria: Fundamentos**, 10ª revisão, Rio de Janeiro, IRD/CNEN, 2014, 344 pp.

Tsoufanidis, N., **Measurement and Detection of Radiation**, McGraw Hill, New York, 1983.

Visual Editor Consultants, Disponível em: <<http://www.mcnpvised.com/index.html>>, Acesso em: 07 jan. 2018.

Zadeh, E.E., Fegghi, S.A.H., Roshani, G.H., Rezaei, A., Application of artificial neural network in precise prediction of cement elements percentages based on the neutron activation analysis, **Eur. Phys. J. Plus**, 131: 167, 2016.

GLOSSÁRIO

Algoritmo de aprendizado: *é um conjunto de regras bem definidas para adaptar os parâmetros de uma rede neural para a solução (aprender) de determinada função.*

Aprendizado supervisionado: *estratégia de treinar modelos para adquirir conhecimento ou habilidade de entender por meio de experiência dada por um “professor” ou procedimento sistemático.*

Arquitetura Feedforward: *tipo de arquitetura de modelo sem ligações de retroalimentações.*

Axônio: *é um filamento que funciona como um canal de saída dos estímulos (informações) para as várias partes do sistema nervoso do organismo.*

Dendritos: *são conexões por meio das quais os sinais de entrada chegam aos neurônios.*

Distribuição de Altura de Pulsos (DAP): *a informação obtida por medida espectrométrica de raios gama é a distribuição de altura de pulsos, ela representa os diferentes processos de interação da radiação com um detector específico devido à energia depositada pelos fótons neste detector e efeitos espúrios são inseridos neste processo de medição, tais como: picos de escape, resolução energética etc. Desta forma, torna-se necessário realizar uma análise cuidadosa da DAP com correções pertinentes visando obter o espectro “real” dos raios gama.*

Eficiência de detecção: *caracteriza a capacidade de um detector em registrar fótons emitidos por uma fonte em uma determinada energia. A eficiência de contagem do detector é fortemente influenciada por vários fatores, tais como: Número atômico do elemento sensível; Dimensões (volume); Estado físico (densidade); Campo elétrico; Geometria de irradiação (distância fonte de radiação-detector); Tipo de feixe (colimado, isotrópico etc.) e o meio entre a fonte e o detector. De um modo geral, a eficiência diminui sensivelmente com o aumento da energia dos fótons incidentes, isto se deve ao maior grau de penetração dos fótons em energias mais altas e ao tamanho limitado do detector. A eficiência de um detector pode ser definida de duas formas:*

Eficiência de cintilação: *é a fração de energia de todas as partículas incidentes que é transformada em luz visível. Existe uma série de interações da radiação com o material cintilador com transferência de energia cuja desexcitação não ocorre pela emissão de luz, mas principalmente sob a forma de calor.*

Fotocatodo: *catodo de uma válvula fotoelétrica capaz de emitir elétrons quando excitado por luz.*

Padrões de treinamento: *dados que são passados para uma rede neural artificial durante o processo de treinamento.*

Resolução energética: está relacionada com a capacidade de separar (resolver) duas energias bem próximas. No caso de detectores (NaI(Tl)), é decorrente principalmente dos seguintes fatores: Flutuações do número de cargas coletadas no ânodo do fotomultiplicador, por sua vez devidas a flutuações no número de elétrons secundários produzidos nos dinodos e no número de fotoelétrons liberados no fotocátodo; Ruído eletrônico: tanto da eletrônica como do detector – corrente de fuga.

Retropropagação de erro (Backpropagation): algoritmo de treinamento de modelos de redes neurais.

Sinapse: é conexão entre um axônio de um neurônio e um dendrito de outro.

APÊNDICE A

Arquivo de entrada (INP) para cálculo da eficiência relativa desenvolvido por meio do código MCNP-X.

c BLOCO DE CÉLULAS

```
100 1 -3.667 -6 -5 7 imp:p=1 $DETECTOR cristal NaI(Tl)
200 2 -3.58 (-8 6 7 -5):(-8 9 -7) imp:p=1 $DETECTOR camada refletora MgO
300 3 -2.7 (-10 8 9 -5):(-10 11 -9) imp:p=1 $DETECTOR invólucro Al
400 4 -0.00123 -33#100#200#300 imp:p=1 $mundo de ar seco
500 0 33 imp:p=0 $mundo externo
```

c BLOCO DE SUPERFÍCIES

```
5 py 32.82 $plano detector
6 cy 3.81 $cilindro cristal NaI(Tl)
7 py 25.2 $plano cristal NaI(Tl)
8 cy 3.91 $cilindro camada refletora MgO
9 py 25.1 $plano camada refletora MgO
10 cy 4.01 $cilindro invólucro Al
11 py 25 $plano invólucro Al
33 so 50 $mundo externo
```

c BLOCO DE DADOS MATERIAIS

```
mode p
sdef pos 0 0.2 0 erg 1.333 par=2
m1 053000 -0.8449 $NaI(Tl)
    011000 -0.1531
    081000 -0.0020
m2 012000 0.5 $Mg
    008000 0.5 $O
m3 013000 1 $Al
m4 006000 -0.000124 $C
    007000 -0.755268 $N
    008000 -0.231781 $O
    018000 -0.012827 $Ar
F8:p 100
E8 0 0.01 198I 2.0
nps 1e7
```