

INSTITUTO DE ENGENHARIA NUCLEAR

TÂMARA PORFÍRO TEIXEIRA

**PREDIÇÃO DA ESPESSURA DE INCRUSTAÇÃO EM TUBULAÇÕES USADAS NO
TRANSPORTE DE PETRÓLEO UTILIZANDO RADIAÇÃO GAMA E REDE
NEURAL ARTIFICIAL**

Rio de Janeiro

2018

TÂMARA PORFÍRO TEIXEIRA

**PREDIÇÃO DA ESPESSURA DE INCRUSTAÇÃO EM TUBULAÇÕES USADAS NO
TRANSPORTE DE PETRÓLEO UTILIZANDO RADIAÇÃO GAMA E REDE
NEURAL ARTIFICIAL**

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

Orientador: Prof. Dr. César Marques Salgado

Rio de Janeiro

2018

TEIX Teixeira, Tâmara Porfíro

Predição da espessura de incrustação em tubulações usadas no transporte de petróleo utilizando radiação gama e rede neural artificial / Tâmara Porfíro Teixeira. -- Rio de Janeiro: CNEN/IEN, 2018.

xiv, 66 f.: il.; 31 cm.

Orientador: César Marques Salgado

Dissertação (mestrado) –Instituto de Engenharia Nuclear, PPGIEN, 2018.

1. Espessura de incrustações. 2. Redes neurais artificiais. 3. Código MCNP-X. 4. Detectores Cintiladores de NaI(Tl). 5. Densitometria Gama.

PREDIÇÃO DA ESPESSURA DE INCRUSTAÇÃO EM TUBULAÇÕES USADAS NO
TRANSPORTE DE PETRÓLEO UTILIZANDO RADIAÇÃO GAMA E REDE NEURAL
ARTIFICIAL

Tâmara Porfíro Teixeira

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

Aprovada por:

Prof. César Marques Salgado, D.Sc.

Prof. Maria De Lourdes Moreira, D.Sc.

Prof. Cláudio Márcio do Nascimento Abreu Pereira, D.Sc.

Prof. Claudio Carvalho Conti, D.Sc.

Dedico este trabalho primeiramente à Deus, o qual nada seria possível de realizar. Dedico também aos meus pais pelo apoio e cumplicidade em todos os momentos da minha vida pessoal e profissional.

AGRADECIMENTOS

Gostaria de agradecer ao orientador Prof. Dr. César Marques Salgado primeiramente pela grande amizade e incansáveis orientações, movendo este trabalho com dedicação desde o período de disciplinas até a etapa de conclusões.

Igualmente, agradeço:

Ao Instituto de Engenharia Nuclear (IEN) pelo conhecimento técnico-científico adquirido para a realização deste trabalho.

Aos professores do IEN pelos conhecimentos transmitidos ao longo da minha trajetória no curso de mestrado, em especial, ao Prof. Dr. Zelmo Rodrigues de Lima pelo incentivo inicial na realização deste trabalho e a todo corpo administrativo pela ajuda, especialmente à Dona Claudia Coelho.

Aos meus pais, Luiz Durval e Maria José pelo esforço realizado durante minha educação e instrução que me propiciou chegar até aqui, fato este de suma importância para toda minha família e para mim.

Aos amigos conquistados no IEN pela ajuda e torcida a favor, em especial, William Luna Salgado, Marcela Freitas, Sophia Dam e Carlos Pontes.

Aos amigos e torcedores: Samara Fragoso, Cleidiane Melo, José Augusto Dalmonte, Nayanny Dias e Bertha Botchway.

Reafirmo meus agradecimentos a todos que citei e aproveito para agradecer também aos que, por ventura, tenha deixado de citar. Dedico a vocês este trabalho, mérito da cooperação de todos.

Por último, agradeço a CNEN pela bolsa concedida cuja qual me possibilitou realizar o curso.

*“Quando eu digo: resvala-me o pé, a tua
benignidade, Senhor, me sustém. Nos muitos
cuidados que dentro de mim se multiplicam, as
tuas consolações me alegram a alma”*

(Salmo 94: 18-19).

RESUMO

Este trabalho apresenta uma metodologia para predição de incrustação concêntricas e excêntricas em tubulações utilizadas na indústria de petróleo *off-shore*. A aproximação é baseada nos princípios de densitometria gama e redes neurais artificiais. Foi desenvolvido um modelo de estudo preliminar visando definir as composições do duto e incrustações. Para isso, foi avaliada a influência na transmissão gama de dutos com quatro tipos diferentes de aços utilizados em plataformas de petróleo, bem como a influência das principais formações inorgânicas de depósitos. A divergência da fonte radioativa também foi considerada nessa avaliação, com aberturas de colimação de 2 mm a 7 mm, com passos de 2,5 mm. Após a definição da composição do duto e incrustação, foi definida uma geometria de medição por meio do código MCNP-X para calcular a espessura da incrustação por meio de equações analíticas independentemente dos fluidos presentes no duto (água salgada, gás e óleo). A geometria representativa utiliza um duto composto por Ferro, com incrustação inorgânica formada por sulfato de bário (BaSO_4). Modelos de incrustações concêntricas foram simulados e os dados obtidos foram utilizados para treinamento e validação de uma rede neural artificial, bem como modelos de incrustações excêntricas. O sistema de detecção simulado consistiu em uma geometria com feixe estreito com 2 mm de abertura de colimação, compreendendo uma fonte de raios gama (^{137}Cs) e detectores NaI(Tl) 2x2" posicionados adequadamente ao redor do sistema duto-incrustação-fluido para o cálculo da espessura de incrustação considerando o feixe transmitido e o espalhado. O espalhamento Compton foi considerado nos casos de incrustações com formação excêntrica para auxílio na determinação e localização das espessuras máximas de incrustação. Os modelos teóricos foram desenvolvidos usando o código matemático MCNP-X e utilizados para o treinamento, teste e validação das redes neurais artificiais. A metodologia proposta foi capaz de prever as espessuras de incrustações concêntricas e excêntricas com resultados satisfatórios para esses dois tipos de formações inorgânicas.

Palavras-chave: Espessura de incrustações, Redes neurais artificiais, Código MCNP-X, Detectores Cintiladores de NaI(Tl), Densitometria Gama.

ABSTRACT

This work presents a methodology for predicting concentric and eccentric scales in pipelines used in the offshore oil industry. The approximation is based on the principles of gamma densitometry and artificial neural networks. A preliminary study model was developed to define the compositions of the duct and scale. In order to do so, the influence of pipeline transmission with four different types of steel used in oil platforms was evaluated, as well as the influence of the main inorganic deposit formations. The divergence of the radioactive source was also considered in this evaluation, with collimation openings of 2 mm to 7 mm, with steps of 2.5 mm. After defining the composition of the duct and scale, a measurement geometry was defined by means of the MCNP-X code to calculate the scale thickness by means of analytical equations, independent of the fluids present in the duct (salt water, gas and oil). The representative geometry uses a duct composed of iron, with inorganic scale formed by barium sulfate (BaSO_4). Concentric scale models were simulated and the data obtained were used for training and validation of an artificial neural network, as well as eccentric scale models. The simulated detection system consisted of a narrow-beam geometry with a 2 mm collimation aperture, comprising a gamma ray source (^{137}Cs) and 2x2 "NaI (Tl) sensors suitably positioned around the duct-scale-fluid system for calculation of the scale thickness considering the transmitted beam and the scattered beam. Compton scattering was considered in cases of eccentric scale to aid in the determination and location of maximum scale thicknesses. The theoretical models were developed using the mathematical code MCNP-X and used for training, testing and validation of artificial neural networks. The proposed methodology was able to predict the concentric and eccentric scale thicknesses with satisfactory results for these two types of inorganic formations.

Key words: Scale thickness, Artificial neural networks, MCNP-X code, NaI scintillation detectors (Tl), Gamma densitometry.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1: Duto com incrustação BaSO_4	2
Figura 2: Processo de precipitação de sulfato de bário em reservatórios de petróleo.	13
Figura 3: Modos de interação da radiação com a matéria	15
Figura 4: Áreas de predominância dos efeitos Fotoelétrico, Compton e Produção de Pares	17
Figura 5: Representação do efeito fotoelétrico.....	18
Figura 6: Representação do efeito Compton	18
Figura 7: Atenuação de um feixe de fótons por um material de espessura X	22
Figura 8: Seção transversal do duto mostrando as das referências utilizadas para o	23
Figura 9: Representação do cálculo da espessura da incrustação para deposição concêntrica.	26
Figura 10: Representação do sistema de detecção para duto de ferro.	36
Figura 11: Representação do sistema de detecção para cálculo do coeficiente de atenuação.	37
Figura 12: Representação do sistema fonte-detector simulado.	38
Figura 13: Conjunto de padrões: Treinamento, Teste e Produção.	41
Figura 14: Representação esquemática da RNA para cálculo da espessura da incrustação concêntrica.	41
Figura 15: Modelo simulado do deslocamento da espessura máxima de incrustação excêntrica para posições: (a) 0° ; (b) 30° ; (c) 60° e (d) 90°	43
Figura 16: Representação do processo para treinamento e aprendizagem da RNA para incrustação excêntrica.	43
Figura 17: Erros relativos de AISI304, AISI307, AISI316 em relação ao Fe.	45
Figura 18: Erro relativo (%) de BaSO_4^* em relação a BaSO_4	46
Figura 19: Espessura da incrustação para as aberturas de colimação.	50
Figura 20: Resultados obtidos para o conjunto de treinamento, teste e validação.	51
Figura 21: Resultados obtidos para o conjunto de Teste.	52
Figura 22: Comparação das espessuras de incrustação excêntrica reais e obtidas pela RNA para todos os padrões.	54
Figura 23: Resultados obtidos pela RNA para espessuras de incrustação excêntrica: a) 0 e 30 graus; b) 30 e 90 graus.	55

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Incrustações mais comuns associadas a produção de petróleo.....	11
Tabela 2: Solubilidade de alguns sais orgânicos associadas a produção de petróleo.....	12
Tabela 3: Composição química dos aços AISI304, AISI307 e AISI316.....	35
Tabela 4: Coeficientes de Atenuação lineares dos fluídos utilizados teórico e simulado.	47
Tabela 5: Espessura da incrustação utilizando MCNP-X com variação do fluido e altura de detecção.	48
Tabela 6: Erro relativo (%) para incrustação utilizando MCNP-X com variação da altura de detecção, divergência da fonte utilizando óleo como fluido.....	49
Tabela 7: Predição da RNA para o conjunto de Validação.....	52
Tabela 8: Dados processados da RNA.....	53
Tabela 9: Predição da RNA para o conjunto de Validação.....	56
Tabela 10: Parâmetros de treinamento da RNA.....	57
Tabela 11: Dados processados pela RNA.....	57

LISTA DE SIGLAS E ABREVIACÕES

AIEA: Agência Internacional de Energia Atômica (*International Atomic Energy Agency* – IAEA)

CNEN: Comissão Nacional de Energia Nuclear

DAP: Distribuição de Altura de Pulsos

IA: Inteligência Artificial

IEN: Instituto de Engenharia Nuclear

MCNP-X: *Monte Carlo N-Particle eXtended*: Código computacional para transporte de nêutron e fóton (*computer code for nêutron photon transport*)

MLP: Arquitetura de rede *feed-forward Multilayer Perceptron*

NaI(Tl): Detector cintilador de Iodeto de Sódio dopado com Tálcio

PEN: Programa de Engenharia Nuclear

pH: Potencial Hidrogênionico

RNA: Rede Neural Artificial

UFRJ: Universidade Federal do Rio de Janeiro

Z: Número Atômico

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	1
1.1	MOTIVAÇÃO.....	5
1.2	OBJETIVO	6
1.3	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	6
2	FUNDAMENTOS TEÓRICOS.....	10
2.1	INCRUSTAÇÃO EM DUTOS DE ÓLEO E GÁS	10
2.1.1	Processo de formação das incrustações e reações envolvidas na precipitação dos sais.....	12
2.2	FUNDAMENTOS DA RADIAÇÃO E SUA INTERAÇÃO COM A MATÉRIA	14
2.2.1	Interação da radiação eletromagnética com a matéria	16
2.2.2	Atenuação de feixe de fótons	21
2.3	CÁLCULO DA ESPESSURA DE INCRUSTAÇÃO.....	23
2.4	MODELAGEM MATEMÁTICA PELO MÉTODO DE MONTE CARLO	27
2.4.1	Código MCNP-X	28
2.5	REDES NEURAIS ARTIFICIAIS	31
2.5.1	Redes Neurais Artificiais Multicamadas	32
3	METODOLOGIA.....	34
3.1	DESENVOLVIMENTO DO MODELO MATEMÁTICO REPRESENTATIVO DA GEOMETRIA DE MEDIDA	34
3.1.1	Avaliação da influência da composição química dos dutos.....	34
3.1.2	Avaliação da influência da composição química das incrustações.....	36
3.1.3	Coefficiente de atenuação dos materiais	37
3.1.4	Influência da colimação na detecção e na quantificação das incrustações	38
3.2	CÁLCULO ANALÍTICO DAS INCRUSTAÇÕES E VALIDAÇÃO MATEMÁTICA DO MODELO	39
3.3	ESPESSURAS DAS INCRUSTAÇÕES USANDO REDE NEURAL ARTIFICIAL (RNA).....	39

3.3.1 Espessura das incrustações concêntricas	40
3.3.2 Espessura das incrustações excêntricas	42
4 RESULTADOS	45
4.1 AVALIAÇÃO DA COMPOSIÇÃO QUÍMICA DOS DUTOS	45
4.2 AVALIAÇÃO DA COMPOSIÇÃO QUÍMICA DAS INCRUSTAÇÕES.....	46
4.3 COEFICIENTE DE ATENUAÇÃO LINEAR DOS MATERIAIS.....	47
4.4 CÁLCULO ANALÍTICO E VALIDAÇÃO DO MODELO UTILIZANDO MCNP-X	
48	
4.5 EFEITO DA COLIMAÇÃO DA FONTE NO CÁLCULO DA ESPESSURA DA	
INCRUSTAÇÃO	49
4.6 DETERMINAÇÃO DA ESPESSURA DA INCRUSTAÇÃO USANDO RNA	50
4.6.1 Espessura das Incrustações Concêntricas	50
4.6.2 Espessura das Incrustações Excêntricas.....	53
5 CONCLUSÕES.....	58
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	59

1 INTRODUÇÃO

Na indústria de petróleo, a produção de óleo e gás natural envolve o transporte de fluidos na fase líquida e gasosa até a unidade de processamento onde será realizada a separação das fases. Esta separação é de interesse da indústria e tem por objetivo o maior proveito do bem natural. Nos últimos anos, contudo, as operações de produção de petróleo vêm se expandindo para profundidades cada vez maiores, tornando os custos associados ainda mais altos e fazendo-se imprescindíveis estudos detalhados de viabilização e otimização dos equipamentos e processos relacionados ao transporte de fluidos multifásicos sob estas condições.

Durante o processo de formação do petróleo e gás, alocados já em rochas reservatório, também se dá uma produção de água, chamada água de formação. Esta apresenta características inerentes a rocha à qual está localizada e sua quantidade dependerá dos mecanismos naturais ou artificiais de produção e da composição da própria rocha reservatório. A água produzida da rocha reservatório é identificada pela sua salinidade e composição química ([Ambiente Brasil, 2011](#)). Para manter as condições de pressão na rocha reservatório, pode ser efetuada uma operação de injeção de água nas camadas inferiores da rocha, favorecendo assim a migração e coleta do petróleo de interesse para os poços.

A extração de petróleo é acompanhada por água e sedimentos, que misturados com o óleo e juntamente com mudanças de pressão, temperatura e vazão dos fluidos podem fazer com que estes elementos precipitem, formando depósitos de incrustações nas paredes dos tubos. A água associada ao poço de petróleo (água de formação) quando misturada com a água de injeção, forma a água de produção. Devido à afinidade química dos elementos solúveis na água do mar e da água de formação, poderão ocorrer interações químicas que irão favorecer a formação de depósito inorgânico, as incrustações.

Quando formadas, as incrustações causam: diminuição dos diâmetros internos das tubulações por acúmulo dos produtos depositados, perfuração em pontos da tubulação e equipamentos devido a agentes que promovem a corrosão, aumento do consumo de energia em função da redução do rendimento do equipamento e diminuição da vida útil dos equipamentos e da instalação ([Fiorentin, 2004](#)).

Incrustações de bário, estrôncio e cálcio, por exemplos, são usualmente formadas pela mistura de água de formação e água de injeção. A alta concentração de ânions sulfato (SO_4^{4-}) presentes na água de injeção ao interagir com altas concentrações de cátions divalentes (Ba^{2+} , Sr^{2+} e Ca^{2+}) presentes na água de formação, sob condições termodinâmicas favoráveis, pode resultar na formação de precipitados de sais sulfato conforme ilustrado na Figura 1.



Figura 1: Duto com incrustação BaSO_4
(Petrobrás, 2013)

Desta forma, a ocorrência de incrustações causa perdas econômicas devido ao impacto no aumento do custo operacional e no desempenho dos equipamentos em operações em solo marinho (Allen e Roberts, 1982).

As deposições das incrustações limitam e, por vezes, bloqueiam a produção de petróleo e gás através da obstrução da matriz de formação de óleo. Também podem prejudicar linhas de produção e equipamentos e interferir no fluxo de fluido. A consequência direta disso é a falha de equipamentos de produção, desligamentos de emergência, aumento do custo de manutenção (preditivas e corretivas) e diminuição geral da eficiência da produção (Oliveira *et al*, 2009). O acúmulo das incrustações ocorre nas proximidades dos poços produtores, provocando restrições na coluna de produção e em outros equipamentos de superfície, causando sérios problemas operacionais e perdas na produção de petróleo (Garcia, 2010). Utilizando tecnologia convencional, a detecção das incrustações ocorre pela monitoração das alterações de pressão e temperatura em certos pontos da planta industrial, que apenas indicam a ocorrência do problema, na maioria das vezes, já em estágio avançado (Marinho, 2008). Além disto, os

sensores utilizados são caros devido aos altos custos de instalação e manutenção, uma vez que eles precisam ficar em contato com o fluido, o qual pode ser abrasivo/corrosivo, e pode ocasionar danos físicos aos sensores utilizados, aumentando a periodicidade de trocas.

Uma vez que um sistema de produção de petróleo está em perfeito funcionamento, muitas vezes é inviável interrompê-lo para realizar um estudo. Na prática, surgem dificuldades pertinentes para obter resultados por meio de exames destrutivos. Na realidade, a vantagem é que o exame não-destrutivo pode, muitas vezes, ser realizado em momentos convenientes e não necessariamente resultar na interrupção das operações. As técnicas nucleares, que são não invasivas, tem sido uma solução em potencial para controle preventivo e acompanhamento da evolução das incrustações (Oliveira, 2014).

A técnica de densitometria de raios gama, um dos métodos de ensaio não-destrutivos, tem sido aplicada e obtido resultados satisfatórios em muitas áreas, tais como: petroquímica, indústria petrolífera e mineração. Ela tem sido utilizada para estudos de medidas de fluxos (Mi *et al.*, 1998; Salgado *et al.*, 2009, 2010); para a predição de densidade (Achmad e Hussein, 2004; Salgado *et al.*, 2016) , para o estudo das medidas de espessura (Berman e Harris, 1954) e aplicações de monitoração¹ de transporte de petróleo (Khorsandi e Fegghi, 2011, 2013); para a detecção de incrustação e corrosão em tubulações usadas para extração de petróleo (Monno, 1985; Drake e Seward, 1989; Beserra, 2011; Teixeira, 2017).

Técnicas nucleares baseadas em métodos de absorção de raios gama podem fornecer medidas confiáveis da espessura de incrustações encontradas em dutos de petróleo. No entanto, neste tipo de medidas, dificuldades são encontradas como a presença de água, gás ou óleo e devido às diferenças na densidade destas fases, pode ocorrer a interferência na precisão da estimativa da espessura da incrustação. Portanto, existe uma necessidade de avaliar o comportamento do feixe de radiação no cenário mais realístico possível, ou seja, considerando a influência dos fluidos em um sistema tubo-incrustação-fluidos.

¹ Esta técnica permite realizar medidas on-line da densidade de fluido sem modificar as condições operacionais; é confiável, procedimento de análise não destrutiva e não invasiva.

A análise das incrustações por medidas de transmissão pode ser obtida por comparação dos sinais registrados por um detector com um conteúdo de uma tabela de calibração de densidades ou com a utilização de equações analíticas. Mas, a tabela de calibração pode ser influenciada por parâmetros importantes que dependem das condições de medidas, tais como: diâmetro do duto, espessura das paredes do duto, temperatura e pressão, e até mesmo erros causados no próprio procedimento de calibração (Maucec e Denijs, 2009). Tornando-se necessário investigar o impacto destes parâmetros na medida de densidade. Em ambos os procedimentos, tanto a utilização de tabelas de calibração de densidade como a utilização de equações analíticas muitas vezes são realizadas simplificações, baseadas em dados experimentais, visando uma solução aproximada, porém isto pode conduzir a grandes erros devido às modificações do regime de fluxo que ocorrem no tempo e no espaço. Além disto, a solução por meio de equações analíticas é específica para um determinado regime de fluxo e geometria de medida, e obviamente não pode haver mudanças significativas no sistema para que a solução tenha algum significado.

Visando contornar as limitações existentes nas metodologias citadas, técnicas de inteligência artificial (IA), especialmente redes neurais artificiais podem fornecer subsídios para a determinação das espessuras das incrustações sem, contudo, necessitar de tantas informações internas ao duto e demais constituintes do mesmo. As RNAs são modelos matemáticos baseados no funcionamento do cérebro humano, que possuem a capacidade de extrair conhecimento por experiência, por meio de um conjunto de exemplos (padrões), e generalizá-lo. Esses modelos tem a capacidade de responder adequadamente a situações não contidas nos padrões de treinamento.

A elaboração de um modelo simulado e a obtenção dos dados obtidos por meio da transmissão e espalhamento gama deste modelo podem ser utilizados para treinamento e validação de uma RNA (Rede Neural Artificial) e consequente predição da espessura de incrustação. Técnicas utilizando fontes de radiação gama e RNAs têm sido aplicadas para interpretar as distribuições de altura de pulsos (DAP) obtidas por detector de radiação para a identificação de regimes de fluxo e predição de frações de volume em sistemas multifásicos (Salgado, 2010), para determinação de frações de volume em fluxos bifásicos óleo-gás e água-gás (Peixoto, 2016), para predição da densidade de petróleo e derivados (Salgado, 2016).

A espessura da incrustação de formação concêntrica e excêntrica é analisada por meio de padrões que contêm as informações das espessuras. As DAPs são utilizadas para alimentar (treinar) as RNAs que podem aprender a classificar diferentes espessuras automaticamente e, dessa forma, prever com mais precisão as espessuras de incrustação para novos padrões. O conjunto de padrões (diferentes espessuras de incrustação, diâmetros e localização de incrustações) utilizado para treinamento e avaliação da capacidade de generalização da RNA pode ser obtido por simulação matemática utilizando um código computacional baseado no método de Monte Carlo (MC) (Abro et al., 1999a, 1999b). O MC é uma ferramenta computacional que simula o transporte da radiação na matéria, tais como: nêutrons, fótons e elétrons, e utilizada em situações em que medidas físicas são inconvenientes, difíceis ou até impossíveis.

1.1 MOTIVAÇÃO

Na indústria petrolífera, incrustações vão se depositando nas paredes dos tubos, contribuindo para redução o diâmetro interno das tubulações dificultando a passagem dos fluidos, podendo até mesmo obstruir sua passagem, tornando necessárias ações periódicas de manutenção, como limpeza ou até mesmo troca dos tubos. Desta forma, a ocorrência de incrustações causa perdas econômicas devido ao impacto no aumento do custo operacional e no desempenho dos equipamentos em operações em solo marinho (*off-shore*). Esta situação mostra a necessidade de desenvolver metodologias para identificação precisa e evolução da camada de incrustação para aperfeiçoar a extração de petróleo reduzindo os custos da unidade industrial. Dispositivos e metodologias que permitam o controle em tempo real deste parâmetro é de grande interesse, independentemente da presença dos fluidos, tornando a operação mais segura e eficiente, minimizando custos. As técnicas nucleares associadas à utilização de redes neurais artificiais (RNAs) podem fornecer subsídios para o controle não invasivo da formação de incrustações em equipamentos e tubulações utilizados na produção de petróleo.

1.2 OBJETIVO

O objetivo deste trabalho é desenvolver uma metodologia para predição de incrustações em tubulações utilizadas no transporte de petróleo *off-shore* baseada na contagem referente à região de absorção total do espectro registrados por detectores cintiladores usando redes neurais artificiais. Tendo como etapas para atingir o objetivo:

- 1) Estudar a geometria de medição (fonte/detector/colimador) com feixe transmitido e/ou espalhado usando o código MCNP-X;
- 2) Estudar camadas de incrustações concêntricas e excêntricas;
- 3) Determinar o coeficiente de atenuação linear dos fluidos e da camada de incrustação;
- 4) Gerar banco de dados para treinamento da rede neural;
- 5) Projetar e testar uma rede neural artificial para predizer o valor da camada de incrustação considerando tubos contendo gás, água salgado e óleo;
- 6) Predizer a espessura máxima de incrustações excêntricas.

1.3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Dentre as técnicas de detecção e inspeção que se desenvolveram nos últimos anos, as técnicas de ensaios não destrutivos apresentam um papel de destaque, pois permitem realizar inspeções no interior das estruturas sem a necessidade de invadi-las. A análise da radiação transmitida e espalhada pelo objeto de estudo vem se desenvolvendo rapidamente na área industrial, paralelamente a evolução dos sistemas utilizados para detecção, possibilitando a obtenção de ferramentas com maior precisão e eficiência.

FULHAM (1975) realizou os primeiros ensaios experimentais sobre a utilização da técnica de transmissão gama em ramos industriais como a mineração e no segmento de petróleo e gás, favorecendo a redução dos custos industriais quando comparada às demais técnicas, justificando a utilização de técnicas não-destrutivas.

DRAKE e SEWARD (1989) realizaram um estudo para detecção de corrosão em dutos com revestimento por meio de fonte emissoras de raios X ou radiação gama, o detector mantinha-se fixo a um anel móvel que possibilitava a avaliação radial do sistema estudado.

ASTUTO (1995) elaborou um estudo utilizando transmissão de raios gama e um detector cintilador alinhados sobre uma plataforma objetivando realizar a inspeção de dutos com pequenos diâmetros e suas integridades mediante processos corrosivos. O estudo consistiu na perfilagem (varrimento) da seção transversal do duto por meio da movimentação linear da plataforma. Apesar da metodologia demonstrar eficiência ao alcançar o objetivo proposto, as condições realistas para medição não foram consideradas, como, por exemplo, as diversas condições de transporte de materiais como o óleo, gás e/ou água em seu interior.

GOUVEIA (2000) realizou uma extensão do estudo realizado por ASTUTO (1995) basicamente substituindo o detector cintilador de NaI (TI) com fotomultiplicadora por um conjunto de detectores de CsI (TI) com fotodiodos. Segundo autor, essa substituição favoreceu a praticidade de medição por suas dimensões reduzidas e facilidade operacional.

CARNEIRO (2005) realizou um estudo de um sistema de inspeção baseado na transmissão gama para aplicação em linhas de dutos flexíveis e colunas industriais. Este sistema utiliza uma fonte de radiação gama de ^{137}Cs (662 keV) e um detector cintilador NaI (TI) alinhados e eletrônicas associada. Os resultados demonstram que o sistema é eficiente para realizar detecção de obstruções em dutos e na verificação de níveis de volume no interior do mesmo, assim como na determinação de bandejas em colunas industriais.

OLIVEIRA (2009) desenvolveu um estudo da técnica de retroespalhamento de raios X e gama na inspeção de dutos compósitos. O aparato experimental foi composto por duas fontes, uma de raios X com tensão de 75 kVp e corrente máxima de $250\text{ }\mu\text{A}$, e outra de ^{241}Am com atividade de $7,40 \times 10^8\text{ Bq}$. Foram realizadas os ensaios de espectroscopia em pontos diferentes nas peças, posicionando o detector em determinados ângulos da fonte e medindo o retroespalhamento de um volume pequeno ou *voxel*. O detector utilizado foi de CdTe, modelo XR-100T, fabricado pela Amptek (USA) e através da varredura com as fontes de raios X e gama foi possível fazer um estudo da intensidade dos fótons retroespalhados nos dutos bem como a inspeção de juntas coladas de dutos compósitos com resina epóxi.

SALGADO *et al.* (2009) realizaram o emprego de raios gama, por meio do código computacional MCNP-X, e redes neurais artificiais (RNA) para obter frações de volume de gás, água e óleo em regime de fluxo anular, estratificado e homogêneo para analisar as distribuições de altura de pulso (DAPs) obtidas por três detectores NaI(Tl). Utilizaram uma geometria com feixe largo (*fan beam*) e feixes de transmissão e espalhamento, tornando o cálculo das frações de volume menos dependente do regime de fluxo.

CANDEIAS (2010) realizou um extenso estudo com o objetivo de caracterizar as incrustações encontradas em tubos de transporte de petróleo. Sua metodologia consistiu em utilizar a técnica de microfluorescência de raios X utilizando o acelerador do Laboratório Nacional de Luz Síncrotron (LNLS) como fonte. Perfilagens e imagiamentos bidimensionais foram obtidos para a caracterização das incrustações. Em seu trabalho também foi utilizada a técnica de radiografia computadorizada por meio de uma fonte de radiação apropriada de ^{192}Ir e placas de imagens (IP) para obtenção de valores aproximados das incrustações reais das amostras.

BESERRA *et al.* (2012) realizou um extenso estudo de simulação utilizando o código Monte Carlo MCNP 5 para determinação de perfis de incrustações em dutos de petróleo sob diversas condições de incrustação e fluidos transportados. Realizou a validação experimental por meio de vários ensaios utilizando um sistema de perfilagem por transmissão gama, obtendo dados e comparando-os com os dados simulados. Uma vez obtida a confiabilidade do modelo desenvolvido no código computacional, outras várias condições foram simuladas. Seus resultados geraram um extenso banco de dados para perfis de transmissão gama para incrustação formadas essencialmente por sulfato de bário e dutos compostos por ferro, além de diferentes materiais no interior do duto (gás, água e óleo). Este trabalho serviu de base para o desenvolvimento dessa pesquisa.

MAJID (2013) desenvolveu um estudo da determinação de incrustação formadas por parafinas, asfaltenos e polietileno, além da avaliação da corrosão de dutos usados no transporte petróleo por meio da técnica de colimação de “nêutron back diffusion” e “nêutron capture gamma rays”, em que possibilita a determinação da espessura das incrustações de menos de 1 mm em 2 minutos.

OLIVEIRA *et al.* (2014) utilizaram da técnica de transmissão gama para determinação das espessuras de incrustações formadas por sulfato de bário em dutos usados na exploração de

petróleo. Ao trabalhar com radioisótopos de baixa atividade, a técnica pôde ser usada com uma distância segura de cerca de 1 metro, o que é um grande atrativo em inspeções *offshore*. No entanto, o tempo de obtenção e processamento dos dados é alto e, devido à baixa atividade da fonte, as aberturas dos colimadores utilizados não poderiam ser menores, caso contrário, o tempo de inspeção seria maior. Apesar disso, a medida das espessuras através do método de simulação empregado demonstrou resultados consistentes.

Soares (2014) propôs um sistema de inspeção móvel, que pode ser transportado por robôs submarinos para inspecionar as linhas de dutos nas saídas dos poços de petróleo. Para isso, foi utilizado a técnica de transmissão gama e o método se baseia em uma única medida do coeficiente de transmissão (obtido indiretamente pela taxa de contagem média), em uma corda de arco próxima a posição em um duto, e que é comparada com um valor de referência obtido na mesma posição em duto igual ao inspecionado, livre de incrustações e preenchido com água salgada (à 4% de NaCl). O parâmetro de referência para a determinação da presença das incrustações, para qualquer tipo de material transportado (gás, água, óleo, misturas) é a razão entre as taxas de contagens médias encontradas no duto inspecionado e no duto de referência.

SALGADO (2016) realizou a investigação da resposta de um sistema de fluxo monofásico para predição da densidade de derivados de petróleo. A aproximação se baseou no reconhecimento das distribuições de altura de pulsos, as DAPs, por meio de RNAs treinadas com dados obtidos pelo código MCNP-X. Os resultados apresentaram erro relativo medido de 0,96% demonstrando boa concordância entre os valores reais e os obtidos pela RNA.

2 FUNDAMENTOS TEÓRICOS

Neste capítulo serão descritos os conhecimentos teóricos necessários para uma melhor compreensão acerca da metodologia proposta neste trabalho. Fazendo abordagens sobre os seguintes temas: Incrustação em Dutos de Óleo e Gás, Fundamentos da Radiação e sua interação com a matéria, Cálculo da Espessura da Incrustação, Modelagem Matemática pelo método de Monte Carlo e Redes Neurais Artificiais.

2.1 INCRUSTAÇÃO EM DUTOS DE ÓLEO E GÁS

Incrustações podem ser definidas como compostos químicos de natureza orgânica, inorgânica e mista, inicialmente insolúveis, e que precipitam podendo acumular na parede interna de dutos, equipamentos de superfície e/ou partes de componentes envolvidos na produção de petróleo. Alguns processos resultam no aparecimento de incrustações nos dutos utilizados para o transporte do petróleo extraído. Dentre eles, os mais comuns para o depósito orgânico são as parafinas, e para o depósito inorgânico são os sulfatos de bário e estrôncio e os carbonatos de cálcio e magnésio.

As parafinas, normalmente presentes na mistura de hidrocarbonetos que formam o petróleo, são alcanos diluídos que por efeito da diminuição da temperatura precipitam (fase sólida), quando a temperatura da mistura fica inferior à temperatura do ponto de precipitação da parafina. Isto ocorre pelo resfriamento da mistura extraída do poço que, ao passar pelos dutos em contato com as águas profundas e frias do oceano tem a sua temperatura diminuída (BURGER *et.al*, 1981).

A precipitação da parafina, por um processo de afinidade química começa a se acumular na parede interna do duto de transporte do óleo. Esse processo ocasiona a redução do volume útil do duto favorecendo o aumento de pressão no sistema e diminuição da vazão do poço.

A mistura da água injetada, geralmente do mar, rica em íons sulfato (SO_4^{2-}), com a água da formação, rica em íons divalentes de bário e estrôncio, se dá a precipitação de Sulfato de Bário

e Estrôncio, sendo os precipitados mais comumente encontrados nos equipamentos/tubulações devido as suas maiores proporções na água de formação (Reis, et al., 2011). A ocorrência de depósitos de carbonato de cálcio (CaCO_3), deve-se principalmente à despressurização da água presente nos reservatórios petrolíferos, que desloca o equilíbrio dos íons $\text{HCO}_3^- / \text{CO}_3^{2-}$ para eliminação do dióxido de carbono (CO_2) dissolvido. Por isso, este tipo de incrustação ocorre principalmente onde há maior queda de pressão e/ou aumento de temperatura (Duarte e Arai, 2010).

Segundo a *American Standard Test Method* (ASTM), as principais incrustações relacionadas aos poços produtores de petróleo são listadas na Tabela 1.

Tabela 1: Incrustações mais comuns associadas a produção de petróleo (Silva, 2007).

Tipo de Incrustante	Fórmula Química	Nome do mineral
Cloreto de Sódio	NaCl (Solúvel em Água)	Halita
Carbonato de Cálcio	CaCO_3 (Solúvel em Ácido)	Calcita
Carbonato de Ferro	FeCO_3	Siderita
Sulfeto de Ferro	FeS	Trolita
Óxido de Ferro	Fe_3O_4	Magnetita
Hidróxido de Magnésio	Mg(OH)_2	Brucita
Sulfato de Cálcio	$\text{CaSO}_4 \cdot 2\text{H}_2\text{O}$ (Insolúvel em Ácido)	Gipsita
Sulfato de Cálcio	CaSO_4	Anidrita
Sulfeto de Bário	BaSO_4	Barita
Sulfato de Estrôncio	SrSO_4	Celestita
Sulfato de Bário e Estrôncio	$\text{BaSr(SO}_4)_2$	Sulfato de Bário e Estrôncio

Dentre as principais incrustações, o Sulfato de Cálcio (CaSO_4) é o tipo de incrustante de maior dificuldade de remoção, associada à sua característica inerente de insolubilidade em soluções

ácidas. Sua solubilidade em água pura (25°C) apresenta um valor relativamente alto, comparado aos demais sais, com valor igual a 2000 mg.L⁻¹, conforme mostrado na Tabela 2.

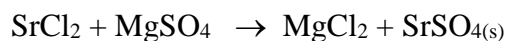
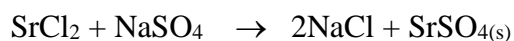
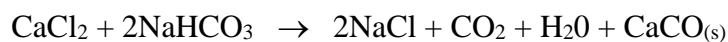
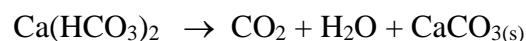
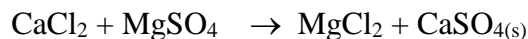
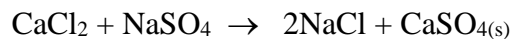
Tabela 2: Solubilidade de alguns sais orgânicos associadas a produção de petróleo (Oliveira, et al., 2014).

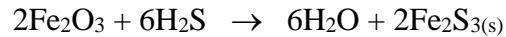
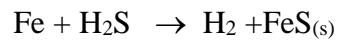
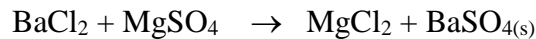
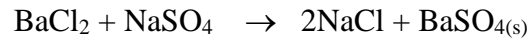
Precipitado	Solubilidade (mg.L ⁻¹) em H ₂ O, a 25 °C
Sulfato de Bário(BaSO ₄)	2
Carbonato de Cálcio(CaCO ₃)	53
Sulfato de Estrôncio (SrSO ₄)	114
Sulfato de Cálcio(CaSO ₄)	2000

2.1.1 Processo de formação das incrustações e reações envolvidas na precipitação dos sais

Durante o processo de produção de petróleo, a perfuração e o consequente transporte do óleo podem ser feitos por meio da injeção de água. Esse método tem como objetivo a máxima recuperação do petróleo e a estabilidade da pressão da rocha reservatório selecionada para a prospecção. Em campos marítimos de petróleo, a água utilizada é essencialmente a água do mar, rica em ânions de sulfato (SO₄²⁻), devido a sua disponibilidade, o que reduz os custos associados à produção.

No leito rochoso, onde está alocado o óleo/gás, há também a presença da água de formação ou conata (aquela naturalmente existente no meio poroso junto ao petróleo ou aquífero). Quando no processo de produção se dá a mistura da água de injeção com a água de formação, forma-se a água de produção (Garcia, 2010). Devido à afinidade entre os elementos químicos dessas águas, poderá ocorrer reações químicas entre eles levando à formação de sais inorgânicos.





A formação do sulfato de bário (BaSO_4), por exemplo, ocorre na chamada zona de mistura como mostrada na Figura 2, onde a água de formação (alocada no reservatório juntamente com o óleo), rica em íons de bário (Ba^{2+}), entra em contato com a água de injeção, rica em íons sulfato (SO_4^{2-}). Devido as condições termodinâmicas favoráveis, esses elementos químicos interagem e se associam, formando as incrustações de sulfato de bário (Sorbie, 2000; Bertero *et al.* 1986, Candeias, 2010).

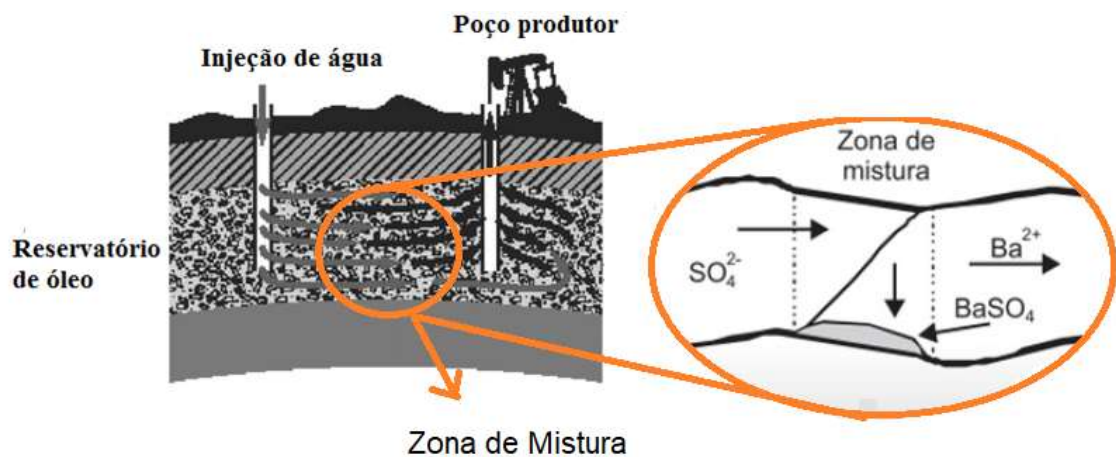


Figura 2: Processo de precipitação de sulfato de bário em reservatórios de petróleo. (TEIXEIRA, 2017)

Dentre os principais danos causados pelas incrustações na produção petrolífera, podem ser citados:

- i. Falha do equipamento levando a parada emergencial da produção, aumento do custo de manutenções e diminuição geral da eficiência de produção (Oliveira, *et al.*, 2014);
- ii. Comprometimento dos dutos dos poços de petróleo no mar, bem como na superfície de equipamentos como membranas usadas em filtração, tratamento e unidade de remoção de sulfato da água do mar (Reis, *et al.*, 2011);

- iii. Diminuição da seção reta do duto levando ao aumento das perdas de carga ao longo da linha de extração de óleo, o que é também a causa da diminuição da vazão do óleo produzido no poço (Soares, 2014);
- iv. Acúmulo de depósitos pode criar condições favoráveis para extrema destruição microbiológica influenciando a corrosão do duto (IAEA, 2005);
- v. A precipitação e formação das incrustações podem estar associadas com a presença de íons de rádio que podem também precipitar com o bário e estrôncio, gerando precipitados radioativos, cuja a remoção e descarte são perigosos e dispendiosos (Garcia, 2010).

Existem outros fatores como a variação das condições termodinâmicas que também podem ocasionar a precipitação de sais com consequente deposição. A pressão, temperatura, concentração, pH, por exemplo, podem sofrer alterações ao longo do processo de produção de petróleo favorecendo a formação das incrustações (Silva, 2007).

Considerando a diversidade de processos envolvidos nas fases iniciais do processamento do óleo, e que a precipitação dos sais ocorre nessas fases, nota-se que a precipitação desses sais tem impacto considerável, não limitando apenas à redução da passagem dos fluidos nas tubulações, mas acarretando em uma série de problemas operacionais associados. Diante disso, se faz necessárias contramedidas para evitá-las ou reduzi-las. Medidas corretivas e preventivas podem solucionar; como a remoção química/mecânica das incrustações (Cruz, 2002) e/ou adição de substâncias químicas capazes de inibir a sua formação (Reis, *et.al*, 2011) e ainda a detecção do início do processo de incrustação ou a incrustação em fase avançada por meio de técnicas nucleares não invasivas (Besserra, 2010; Candeias, 2010).

2.2 FUNDAMENTOS DA RADIAÇÃO E SUA INTERAÇÃO COM A MATÉRIA

Sob o ponto de vista físico, as radiações, ao interagir com um material, podem nele provocar excitação atômica ou molecular, ionização ou ativação do núcleo. A excitação atômica ou molecular é a interação onde elétrons são deslocados de seus orbitais de equilíbrio e, ao retornarem, emitem a energia excedente sob a forma de luz ou raios X característicos (ver Figura 3). A ionização é a interação onde elétrons são removidos dos orbitais pelas radiações,

resultando elétrons livres de alta energia, íons positivos ou radicais livres quando ocorrem quebra de ligações químicas.

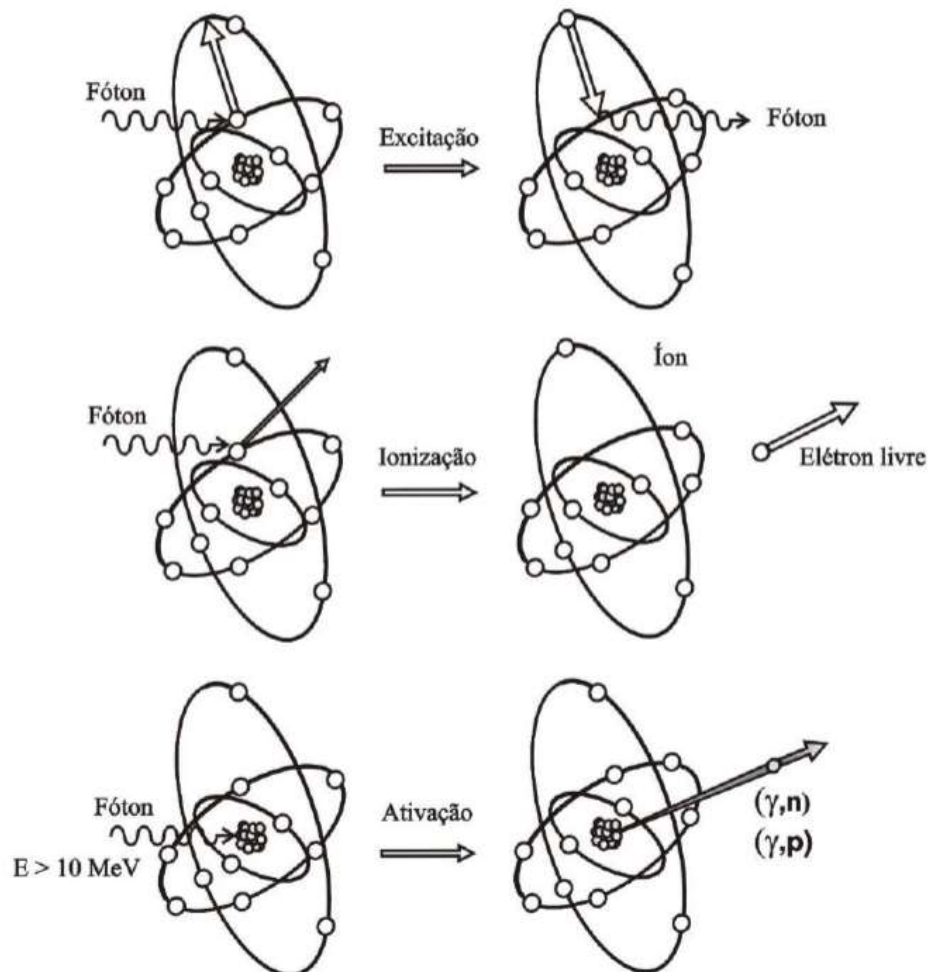


Figura 3: Modos de interação da radiação com a matéria (TAUHATA, 2014).

A ativação do núcleo é interação de radiações, com energia superior à energia de ligação dos nucleons, com um material, pode provocar reações nucleares, resultando num núcleo residual e emissão de radiação. A absorção de nêutrons de baixa energia, denominados de nêutrons térmicos, pode ocorrer com certa frequência dependendo da natureza do material irradiado e da probabilidade de captura do nêutron pelo núcleo deixando-o também em um estado excitado (Tauhata, 2003).

No processo de transferência de energia de uma radiação incidente para a matéria, as radiações que têm carga, como elétrons, partículas alfas (α) e fragmentos de fissão, atuam principalmente por meio de seu campo elétrico e transferem sua energia para muitos átomos ao mesmo tempo,

e são denominadas radiações diretamente ionizantes. As radiações que não possuem carga, como as radiações eletromagnéticas e os nêutrons, são chamadas de radiações indiretamente ionizantes, pois interagem individualmente transferindo sua energia para elétrons, que irão provocar novas ionizações. Este tipo de radiação pode percorrer espessuras consideráveis dentro de um material, sem interagir (Tauhata, 2003).

2.2.1 Interação da radiação eletromagnética com a matéria

As radiações eletromagnéticas indiretamente ionizantes de interesse são as radiações X e gama e os nêutrons. Devido ao seu caráter ondulatório, ausência de carga e massa de repouso, essas radiações podem penetrar em um material, percorrendo grandes espessuras antes de ocorrer a primeira interação. Este poder de penetração depende da probabilidade ou seção de choque de interação para cada tipo de evento que pode absorver ou espalhar a radiação incidente.

Os três principais modos de interação da radiação eletromagnética com a matéria são o efeito fotoelétrico, o efeito Compton e a produção de pares.

As interações fotoelétricas predominam para todos os materiais em energias de fótons suficientemente baixas, mas à medida que a energia cresce/aumenta, o efeito fotoelétrico diminui e o efeito Compton acaba/escolha outro termo se tornando o efeito predominante. Com o aumento da energia do fóton, ainda que o efeito Compton decresça em termos absolutos, continua aumentando em relação ao efeito fotoelétrico. Acima da energia de 1022 keV para o fóton, a produção de pares passa a ser a principal contribuição para as interações de fótons e quanto maior a energia, maior a predominância deste efeito, conforme apresentado na Figura 4 (Knoll, 1989).

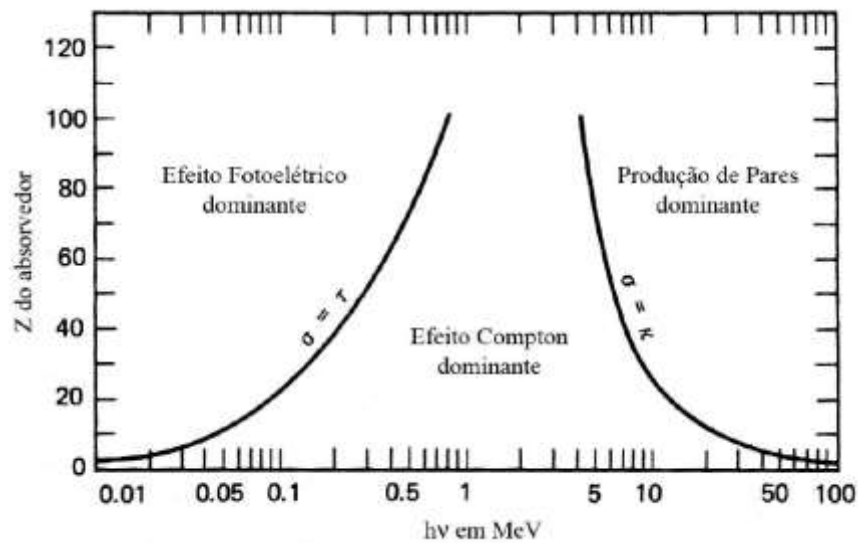


Figura 4: Áreas de predominância dos efeitos Fotoelétrico, Compton e Produção de Pares (KNOLL, 1989).

i) Efeito Fotoelétrico

O efeito fotoelétrico é caracterizado pela transferência total da energia da radiação X ou gama a um único elétron orbital, que é expelido com uma energia cinética E_c bem definida, como é ilustrado na Figura 5, conforme a Equação 1.

$$E_c = h\nu - B_e$$

Equação 1

Onde:

h – constante de Planck (keV);

ν – frequência da radiação (s^{-1});

B_e – energia de ligação do elétron orbital (keV).

Por meio das leis de conservação de momento e energia e sabendo que a massa nuclear é grande, a energia de recuo do átomo é desprezível, desta forma conclui-se que a energia cinética do elétron ejetado é igual à energia incidente menos a energia de ligação do elétron orbital.

Este efeito possui maior probabilidade de ocorrência em baixas energias (energia de ligação dos elétrons) e em alvos com elevado número atômico. No entanto, a ejeção do elétron de uma determinada camada só ocorre se a energia do fóton incidente for superior a energia de ligação

deste elétron com a camada, neste caso o elétron fica excitado e a vacância deixada por ele é preenchida por uma reorganização do orbital eletrônico, seguido da emissão de um raio X característico. O efeito fotoelétrico é ilustrado na Figura 5.

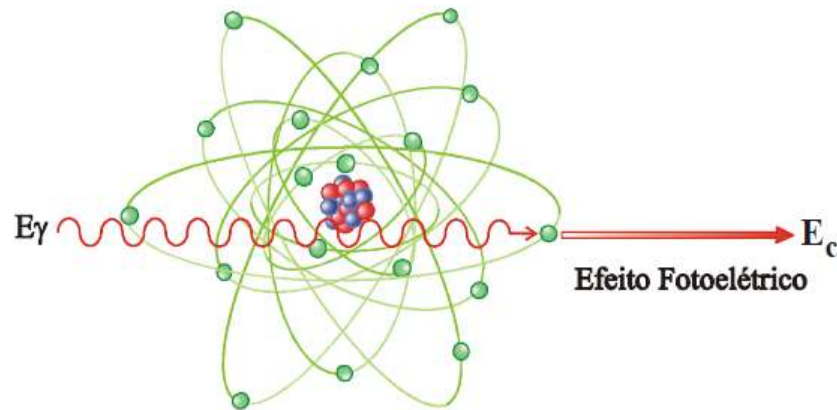


Figura 5: Representação do efeito fotoelétrico (TAUHATA, 2003).

ii) Efeito Compton

No efeito Compton (ou Espalhamento incoerente), o fóton é espalhado por um elétron de baixa energia de ligação, que recebe somente parte de sua energia, continuando sua sobrevivência dentro do material em outra direção e com menor energia, conforme mostrado na Figura 6. Como a transferência de energia depende da direção do elétron emergente e esta é aleatória, de um fóton de energia fixa podem resultar elétrons com energia variável, com valores de zero até um valor máximo (Knoll, 1989).

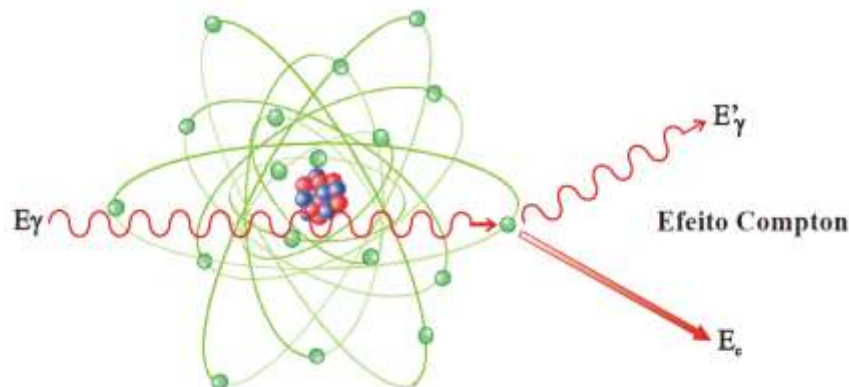


Figura 6: Representação do efeito Compton (TAUHATA, 2003).

Assim, a informação associada ao elétron emergente é desinteressante sob o ponto de vista da detecção da energia do fóton incidente. Sua distribuição no espectro de contagem é aleatória, aproximadamente retangular. A energia do fóton espalhado $E'\gamma$ depende da energia do fóton incidente $E\gamma$ e do ângulo de espalhamento θ , em relação à direção do fóton incidente, dada pela Equação 2.

$$E'_c = \frac{hv}{1 + \frac{hv}{m_0c^2}(1 - \cos\theta)}$$

Equação 2

Onde:

hv – energia do fóton incidente (eV);

m_0c^2 – energia de repouso do elétron (eV);

θ – ângulo de espalhamento.

A probabilidade de ocorrência deste fenômeno é diretamente proporcional à energia do fóton e inversamente ao número atômico do alvo. Para espalhamentos com fótons de baixa energia, o átomo permanece praticamente no seu estado inicial, sendo considerada nula a perda de energia do fóton incidente, ocorrendo somente uma mudança na direção de propagação. À medida que a energia aumenta o efeito do espalhamento Compton é mais evidente.

Quando a energia do fóton incidente é muito maior do que a energia de ligação dos elétrons orbitais, o espalhamento Compton prevalece sobre as outras duas interações (fotoelétrico e Rayleigh). No caso de fótons com energias (100 keV – 10 MeV) materiais com baixo número atômico ($Z \leq 40$), espalhamento Compton é a maior mecanismo de interação (Tauhata, 2003).

O efeito Compton se torna mais provável quando a energia da radiação gama incidente aumenta de valor, ou quando a energia de ligação do elétron que sofre a incidência possui um valor comparativamente menor, a ponto de considerá-la desprezível em relação à da radiação incidente (Tauhata, 2003).

A probabilidade de ocorrer espalhamento Compton é diretamente proporcional à energia do fóton e inversamente ao número atômico. O número de fótons espalhados que alcançam o detector pode ser obtido usando a Equação 3.

$$S = \Phi_o(E)\varepsilon(E)t \exp\left(-\int_{l_1} \mu(E_\gamma)dl\right) \frac{d_e\sigma^{KN}}{d\Omega} \frac{\rho N_A Z}{A} \exp\left(-\int_{l_2} \mu(E_\gamma)dl\right) dVd\Omega$$

Equação 3

Onde:

t – Tempo de contagem (s);

$I_0(E)$ – Fluxo de fóton incidente com energia (E);

$d_e\sigma^{KN}/d\Omega$ – Seção de choque diferencial Klein-Nishina na energia (E) para um elétron livre, que é a probabilidade espalhamento de um fóton;

$d\Omega$ – Ângulo sólido subtendido pelo detector conforme visto do ponto de interação;

ρ – Densidade;

Z – Número atômico;

N_A – Número de Avogadro;

A – Número de massa do material sobre análise;

μ_1 e μ_2 – Coeficientes de atenuação linear para fótons primários e espalhados dentro da amostra;

ε – Eficiência de contagem de fotopico do detector na energia do fóton espalhado;

l_1 e l_2 – comprimentos dos caminhos dos fótons na amostra da fonte até o centro de espalhamento e de volta para o detector;

dV – Volume diferencial considerado para a radiação e sua interação com a matéria.

No caso de uma amostra homogênea e uma geometria com fonte puntiforme, os termos das integrais são constantes. Além disso, a seção de choque diferencial Klein-Nishina será constante para uma Geometria fixa e uma dada energia do fóton incidente e fluxo. Portanto, a taxa de contagem depende apenas da densidade do material examinado e informações obtidas por este técnica é fortemente dependente da densidade do material, de forma que a variação de densidade dentro da amostra poderia ser monitorada.

Quando a energia de ligação dos elétrons orbitais se torna desprezível face à energia do fóton incidente, a probabilidade de ocorrência de espalhamento Compton aumenta consideravelmente.

iii) Espalhamento Coerente ou Efeito Rayleigh

Quando há interações de fótons de baixa energia com elétrons muito ligados, pode ocorrer uma interação mudando somente sua direção, o que é denominado Espalhamento Coerente ou efeito Rayleigh. É o processo de interação correspondente à absorção e re-emissão da radiação pelo átomo, ou seja, a energia do fóton espalhado é igual à energia do fóton incidente, mudando somente sua direção.

Este efeito tem maior probabilidade de ocorrência em baixas energias dos fótons incidentes e para alvo com elevado número atômico. O efeito Rayleigh pode ser considerado um caso particular do Espalhamento Incoerente.

Os fótons ao passarem através da matéria podem envolver-se em interações fotoelétricas, produção de pares ou de espalhamento Compton com os elétrons do material. A combinação desses três tipos de interações produz a atenuação total do feixe incidente.

2.2.2 Atenuação de feixe de fótons

Quando um feixe de radiação gama ou X incide sobre um material de espessura x , parte do feixe é espalhada, parte é absorvida pelos processos já descritos e uma fração atravessa o material sem interagir. A intensidade I do feixe emergente está associada à intensidade I_0 do feixe incidente, pela equação 4:

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

Equação 4

Onde:

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

I_0 – intensidade incidente de raios gama (fótons.cm⁻².s⁻¹);

x – espessura do meio alvo (cm);

μ – coeficiente de atenuação linear (cm⁻¹).

O coeficiente de atenuação linear é a probabilidade do feixe “sofrer” atenuação devida a eventos de espalhamento, absorção ou formação de pares. Seu valor depende do meio absorvedor e é função da energia dos raios gama.

Vale ressaltar que os valores dos coeficientes de atenuação linear são normalmente utilizados como coeficiente de atenuação mássico, pois independe do estado físico do material e é definido pela razão do coeficiente de atenuação linear pela densidade do material, conforme Equação 5.

$$\mu_m = \frac{\mu}{\rho}$$

Equação 5

Onde:

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

ρ –densidade do material (g.cm^{-3}).

Na Figura 7 é ilustrado o processo de atenuação para um feixe de intensidade I_0 .

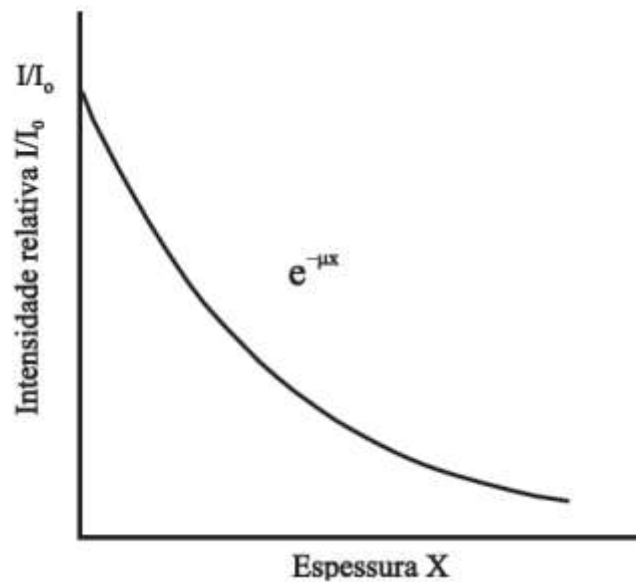


Figura 7: Atenuação de um feixe de fótons por um material de espessura X (TAUHATA, 2014).

Para um absorvedor composto de ‘n’ camadas de elementos e espessuras diferentes, a intensidade I do feixe transmitido é dada pela Equação 6.

$$I = I_0 \cdot e^{-\sum_{i=1}^n \mu_i x_i}$$

R: raio Externo do duto;

r: raio Interno do duto;

h: altura do passo de varredura do sistema fonte-detector determinado pelo raio de colimação da fonte;

C_D: caminho da parede do duto para a posição i da fonte;

C_{INC}: caminho da incrustação para a posição i da fonte;

C_{FLUIDO}: caminho do fluido para a posição i da fonte;

C_I: caminho na incrustação e fluido.

O duto pode ser adotado como um sistema absorvedor composto de n camadas de materiais com diferentes espessuras e coeficientes de atenuação. A intensidade I de um feixe monoenergético de radiação γ transmitido pode ser estimado pela Equação 8.

$$I = I_0 \cdot e^{-(\mu_{duto} \cdot C_{duto} + \mu_{fluido} \cdot C_{fluido} + \mu_{incrustação} \cdot C_{INC})}$$

Equação 8

Onde:

I: feixe transmitido;

I₀: Feixe incidente;

n: camadas de diferentes materiais absorvedores;

μ : coeficiente de atenuação para os diferentes materiais absorvedores(cm-1);

C: caminho (duto - D, fluido e incrustação - INC) que a radiação irá atravessar para os diferentes materiais absorvedores (cm);

P_n: Posição 'n' da fonte radioativa;

D_n: Detector 'n' cintilador de NaI(Tl).

O caminho percorrido pela radiação em cada material em cada posição i do sistema fonte-detector segue as seguintes etapas:

1. Cálculo do caminho da radiação na parede do duto

O caminho que a radiação irá atravessar na parede do duto para cada posição i do sistema fonte detector, pode ser determinado por relação trigonométricas pela equação 9.

$$C_{duto} = 2 * [\sqrt{(R^2 - h^2)} - \sqrt{(r^2 - h^2)}]$$

Equação 9

2. Cálculo do caminho da radiação no fluido no interior do duto

O caminho que a radiação irá percorrer na incrustação e no fluído, correspondendo a C_i , dada pela Equação 10.

$$C_I = 2 * [\sqrt{(r^2 - h^2)}]$$

Equação 10

Logo, o caminho percorrido pela radiação no fluído para cada posição i do sistema fonte-detector pode ser obtido pela Equação 11.

$$C_{fluido} = (C_I - C_{INC})$$

Equação 11

Realizando a substituição das Equações 10 e 11 na Equação 12, temos:

$$C_{INC} = \frac{\ln(K) + \mu_D \cdot C_D + \mu_F \cdot C_I}{-\mu_{INC} + \mu_F}$$

Equação 12

Onde:

K: refere-se a transmissão gama, dada pela razão I / I_0 ;

μ_x : coeficiente de transmissão (cm^{-1});

C_x : caminho da radiação: D- duto; F- fluido e INC- incrustação

C_I : caminho da radiação no fluido e incrustação (cm).

Na Figura 9 são apresentadas as relações utilizadas para o cálculo da espessura da incrustação com deposição concêntrica, onde o segmento AB representa a espessura da incrustação para uma determinada posição do sistema fonte-detector.

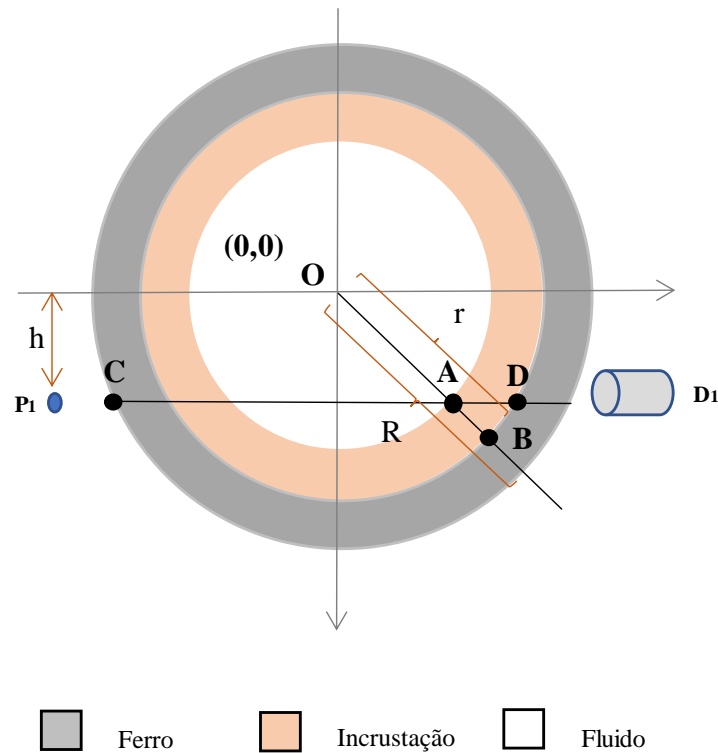


Figura 9: Representação do cálculo da espessura da incrustação para deposição concêntrica. (TEIXEIRA, 2018)

Onde:

h: altura da posição 1 do sistema fonte-detector;

CD: segmento de reta para a posição 1 do sistema fonte-detector;

R: raio externo do duto;

r: raio interno do duto

AD: caminho da radiação na incrustação para a posição 1 do sistema fonte-detector;

AB: espessura da incrustação para a posição 1 do sistema fonte-detector;

P1: posição 1 da fonte radioativa

D1: detector 1 cintilador de NaI(Tl)

O ponto A pode ser obtido por coordenadas cartesianas, representadas por x_a e y_a . A coordenada y_a corresponde a altura 'h' que é o deslocamento do sistema fonte-detector. Assim, a coordenada x_a pode ser obtida para cada posição i por meio da Equação 13.

$$x_a = \left(\sqrt{R^2 - h^2} \right) - C_{INC}$$

Equação 13

Obtido o ponto A, pode-se obter o as coordenadas cartesianas do ponto B por meio de um sistema. Onde sabe-se que:

$$y_a = (m \cdot x_a) + b$$

Equação 14

O coeficiente angular da reta AB é dado por m , e tomando como referência o centro da circunferência, a coordenada x_b pode ser obtida através de um sistema contendo as seguintes variáveis:

$$\begin{cases} R^2 = x_b^2 + y_b^2 & (1) \\ y_b = m \cdot x_b & (2) \end{cases}$$

Substituindo (2) em (1), tem-se que:

$$x_b = \sqrt{\frac{R^2}{(1 + m^2)}}$$

Equação 15

Uma vez obtidas todas as coordenadas relacionadas a espessura da incrustação para uma determinada posição i do detector, o segmento AB pode ser obtido pela Equação 16.

$$AB = \sqrt{(x_a - x_b)^2} + \sqrt{(y_a - y_b)^2}$$

Equação 16

2.4 MODELAGEM MATEMÁTICA PELO MÉTODO DE MONTE CARLO

É uma ferramenta computacional baseada em um método estatístico de compreensão de sistemas físicos ou matemáticos complexos usando números gerados aleatoriamente como entrada nesses sistemas para gerar uma gama de soluções. A probabilidade de uma solução específica pode ser encontrada dividindo o número de vezes que a solução foi gerada pelo número total de testes. Ao usar um número cada vez maior de ensaios, a probabilidade de

soluções pode ser determinada com maior precisão. O método de Monte Carlo é usado principalmente em problemas em que determinar uma solução analítica seria difícil ou até impossível. Pode ser aplicado para estudos que envolvam transporte da radiação, simulando as trajetórias individuais das partículas e os processos inerentes à interação da radiação com a matéria pela geração de números pseudo-aleatórios, em função da distribuição da probabilidade que rege os processos físicos de espalhamento, absorção, captura, etc. (Pelowitz, 2005).

O código MCNP (Monte Carlo N-Particle) foi desenvolvido por Fermi, Von Neumann, Ulam, Metropolis e Richtmyer e permanece sob a revisão e manutenção do grupo de Física Aplicada do Laboratório Nacional de Los Alamos. O código apresenta algumas versões de manuais, detalhando todo o processo de funcionamento, dividido em quatro capítulos que abrange noções básicas à obtenção e interpretação dos resultados por meio de um arquivo resposta (Lanl, 2003).

Algumas versões do código MCNP foram desenvolvidas, em 1983 o código Monte Carlo N-Particle versão 3 (MCNP-3) foi inteiramente reescrito utilizando FORTRAN 77 padrão ANSI e liberado para a comunidade científica (Beserra, 2011). No desenvolvimento dessa dissertação será utilizado o código Monte Carlo N-Particle Versão eXtended (MCNP-X).

Em códigos computacionais utilizados para algumas simulações, os meios materiais são definidos como homogêneos e com densidade constante. Os átomos e moléculas estão distribuídos de forma estática. Desse modo, efeitos dinâmicos do meio são desconsiderados (Beserra, 2011).

2.4.1 Código MCNP-X

O código computacional Monte Carlo N-Particle eXtended - MCNP-X - é largamente utilizado no estudo do transporte da radiação e interação com a matéria, envolvendo nêutrons, fótons, elétrons e combinação entre eles, além de outras partículas (Lanl, 2003). Apresenta capacidade de tratamento de geometrias complexas tridimensionais e uma variedade de opções de dados de entrada, tornando-se uma ferramenta versátil e poderosa quando aplicada na área de proteção radiológica, modelagens de equipamentos de medição, instalações nucleares, etc.

A faixa de energia para os fótons, elétrons e nêutrons que pode ser representado no código MCNP-X para cada tipo de radiação é (Lanl, 2003):

- i) Fótons: 1 keV a 100 GeV;
- ii) Elétrons: 1 keV a 1 GeV;
- iii) Nêutrons: 10^{-11} a 20 MeV para todos os isótopos e até 150 MeV para alguns isótopos.

A Estrutura dos dados de entrada do MCNP-X permite ao usuário desenvolver um arquivo de entrada de dados (INP), que é processado pelo código, contendo a descrição da geometria do problema em estudo, e é subdividido por:

- Descrição das células: Contém as informações sobre o tipo de material e densidade de que cada célula é composta. Para esta representação, utilizam-se operadores booleanos (tais como: união e intersecção) com combinações de formas geométricas pré-definidas, tais como esferas e planos.
- Descrição das Superfícies: As formas geométricas básicas que compõem cada célula são definidas por caracteres mnemônicos indicando o tipo de superfície seguido de parâmetros que caracterizam seu posicionamento no espaço.
- Descrição dos Dados Físicos: A fonte de radiação é definida de acordo com sua geometria (pontual, plana, volumétrica), posicionamento no espaço, direção, tipo (isotrópica, *pencil beam*) e energia da radiação. Os materiais utilizados na simulação são definidos, também neste bloco. É possível selecionar que tipos de partículas se deseja simular e a forma de como são analisadas pode ser modificada utilizando os comandos disponíveis que fornecem as grandezas de interesse (*tallies*), tais como: corrente de partículas, fluxo de partículas, deposição de energia e distribuição de altura de pulsos (DAP).

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

- A capacidade de tratamento de geometrias complexas tridimensionais;

- Não requer do usuário conhecimento de linguagens de programação, tais como: FORTRAN, MORTAN, C++, etc.
- O código MCNP-X apresenta novos modelos físicos de simulação e de técnicas de redução de variância foram adicionados, além de atualizações da extensa coleção de bibliotecas de seção de choque.

Tomando como exemplo a história de um fóton, de uma forma simplificada, o processo segue as etapas:

1. A seleção da distância (x) percorrida pelos fótons entre interações é aleatoriamente selecionada pela distribuição de probabilidade exponencial (ou logartimíca?), por meio da Equação 17:

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

Equação 17

Onde:

μ – coeficiente de atenuação linear total;

A – número aleatório.

2. A seleção do tipo de interação, com números aleatórios, proporcional às seções de choque totais dos processos possíveis de ocorrer. Dependendo da interação, a escolha de uma nova trajetória da amostragem da seção de choque diferencial correspondente ao processo de interação selecionado anteriormente;
3. Se o código seguir também os elétrons gerados, para cada interação de um fóton é também gerada uma história para o elétron liberado;
4. Esta história terminará quando o fóton ultrapassar os limites das regiões que descrevem a geometria de contagem (escape), ou quando a energia do fóton ou do elétron alcançar um valor mínimo (energia de corte) ou ainda quando a energia do fóton ou elétron for completamente absorvida.

O número de histórias especificado no código define a precisão e a flutuação estatística dos resultados. As respostas calculadas também são acompanhadas por um número que é o erro relativo estimado e é definido pela Equação 18 (Pelowitz, 2005).

$$R \equiv \frac{S_{\bar{x}}}{\bar{x}}$$

Equação 18

Onde:

$S_{\bar{x}}$ – Desvio padrão estimado da média;

\bar{x} – Média estimada.

Em termos simples, este parâmetro pode ser usado para formar intervalos de confiança sobre o principal valor estimado. O erro relativo é utilizado para a avaliação da qualidade dos resultados e é proporcional ao número de eventos, conforme a Equação 19.

$$R = \frac{\sqrt{N}}{N}$$

Equação 19

Onde:

N – Número de eventos

2.5 REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS

O cérebro humano é composto por uma estrutura de grande complexidade, formada pelas as redes neurais biológicas, com capacidade de processamento não-linear e paralela, que possui a capacidade de se organizar para a execução de determinadas tarefas (Haykin, 1994). É justamente este paralelismo que garante ao homem a capacidade de armazenar e representar o conhecimento adquirido tornando-o acessível (Beale e Jackson, 1990). Execução de funções, tais como, a identificação e o reconhecimento de padrões visuais ou sonoros podem ser realizados pelo nosso cérebro muito mais rápido do que um computador. Esta característica inspirou pesquisadores em desenvolver modelos baseados no funcionamento do cérebro humano – as RNAs.

A principal característica das RNAs é a capacidade de aprender por meio de exemplos, são capazes de descobrir comportamentos e padrões a partir de um conjunto finito de informações. A RNA é capaz de generalizar o conhecimento adquirido durante o processo de treinamento, ou seja, a RNA torna-se capaz de responder adequadamente para novas situações, não incluídas no conjunto de treinamento.

Uma RNA constitui-se de unidades simples de processamento interconectadas, chamadas neurônios artificiais². Cada neurônio é responsável pelo mapeamento de dados de “entradas” e “saídas” por meio de funções matemáticas, normalmente não-lineares (Haykin, 1994).

As RNAs têm-se mostrado de fácil aplicação e eficientes, especialmente em problemas onde não há uma formulação analítica ou onde não é requerido um conhecimento prévio da distribuição das variáveis, ou ainda, quando o próprio problema se modifica constantemente com o tempo. O funcionamento de uma RNA pode ser descrito em duas fases distintas:

- i) A fase de treinamento, chamada de fase *off-line*, é realizada pelo uso de um algoritmo de aprendizagem, onde é necessário que a RNA aprenda os padrões de um conjunto finito de exemplos previamente fornecidos.
- ii) A fase de operação, chamada de fase *on-line*, na qual a RNA é usada para responder a novas situações. Nesta fase a RNA não precisa mais do conjunto de treinamento.

2.5.1 Redes Neurais Artificiais Multicamadas

Uma RNA multicamadas com propagação do sinal adiante (*feed-forward Multilayer Perceptron* - MLP) é composta de várias camadas de neurônios. Este tipo de arquitetura caracteriza-se pela organização dos neurônios em uma camada de entrada, uma ou mais camadas intermediárias, onde ocorre a maior parte do processamento, e uma camada de saída.

² Os neurônios artificiais são modelos matemáticos simplificados do neurônio biológico que procuram simular sua forma, comportamento e funções básicas.

A rede MLP é considerada como um aproximador universal de funções, pois permite mapear qualquer função, sendo que seu nível de precisão dependerá principalmente do número de neurônios, bem como da escolha eficiente do conjunto de dados de treinamento (Cybenko, 1989).

O aprendizado supervisionado de uma RNA é feito por meio de treinamento, ou seja, a rede adapta-se aos dados de forma a assimilar o conhecimento neles contido. De uma forma geral, no treinamento de uma rede, cada padrão de treinamento compreende um vetor de entrada bem como um vetor de saída a ele associado. O processo de treinamento é iterativo e termina após um determinado critério de parada ser atingido. O conhecimento adquirido pela rede está associado à sua capacidade de generalização, isto é, calcular com precisão uma saída, a partir de valores de entrada não apresentados durante o processo de treinamento.

À medida que o treinamento se desenvolve, o erro tende a diminuir e a rede a super ajustar-se (*over fitting*) aos valores deste conjunto, logo a seguir a rede pode perder a sua capacidade de generalização. Para contornar este problema, utiliza-se um mecanismo de validação cruzada (*cross validation*) que se inicia dividindo o conjunto de dados em dois subconjuntos: Treinamento e Teste. O conjunto de Teste é utilizado para verificação da generalização da rede, ou seja, avalia a eficiência da RNA, evitando seu super-treinamento. O erro para o subconjunto de Teste tende a diminuir no início do treinamento e, a aumentar quando a rede começa a se super-ajustar indicando perda de generalização, neste momento o processo de treinamento é interrompido.

Para avaliar se a rede fornece saídas com erros inferiores a uma precisão desejada ao final do treinamento, é utilizado um terceiro subconjunto de dados, denominado de Produção. A importância deste conjunto está no fato dos dados não terem sido usados anteriormente pela rede durante a etapa de treinamento e mede se o treinamento foi adequado, sem ser tendencioso (Haykin, 1994; Zhang e Rong, 1996). Outro parâmetro de análise desempenho do treinamento da RNA é a avaliação feita por meio de métricas de erros, aplicadas a cada subconjunto de dados, por exemplo: valores do Erro Médio Quadrático (EMQ) até atingir um valor suficientemente pequeno ou quando a função objetivo torna-se estacionária.

3 METODOLOGIA

Este trabalho está relacionado ao estudo da transmissão e espalhamento gama, utilizando o código MCNP-X e Redes Neurais Artificiais, para avaliação da espessura da incrustação por sulfato de bário em dutos de petróleo. Para isso, foram utilizadas equações analíticas para validar o modelo matemático desenvolvido e, em um segundo momento, a utilização de uma RNA para prever as espessuras de incrustações abordando depósitos com formação concêntrica e excêntrica.

3.1 DESENVOLVIMENTO DO MODELO MATEMÁTICO REPRESENTATIVO DA GEOMETRIA DE MEDIDA

Para se obter um modelo com uma geometria simplificada e representativa do sistema duto-incrustação-fluido necessária para cálculo das incrustações foram realizados estudos preliminares de transmissão gama adotando as seguintes etapas:

1. Definição da composição química do duto;
2. Definição da composição química da incrustação;
3. Obtenção dos coeficientes de atenuação linear do duto, incrustação e fluidos utilizados;
4. Definição da abertura de colimação mais adequada;

Após definição de toda a geometria do sistema fonte-detector e composição química dos materiais que constituem o modelo, este será utilizado para todas as demais simulações, onde serão realizadas variações de espessura de incrustação e variação de posições do sistema fonte-detector de forma a validar o modelo adotado.

3.1.1 Avaliação da influência da composição química dos dutos

Nos dutos utilizados no transporte de petróleo, as paredes têm contato direto com os fluidos transportados, sendo sujeitos à corrosão. Por esse motivo, em sua confecção são utilizados aços galvanizados (AISOI⁶, AISI304L, AISI316L, etc) e aços inoxidáveis. No entanto, foi avaliada a capacidade de representação de um duto formado essencialmente por ferro em comparação com outras ligas metálicas encontradas em dutos utilizados na indústria petroquímica. Para isso, foram realizadas simulações com o duto formado essencialmente por ferro e outras demais simulações com dutos formados por misturas metálicas, a saber, AISI304, AISI307 e AISI316 (Aços Cromo-Níquel Molibdênio), conforme Tabela 3.

Tabela 3: Composição química dos aços AISI304, AISI307 e AISI316
(William et al., 2006)

Elemento	AISI 304	AISI 307	AISI 316
Fe	0,68827	0,65075	0,67259
Cr	0,20209	0,18140	0,18982
Mo	-	0,01446	-
Mn	0,02013	0,02020	0,01996
Ni	0,08951	0,11344	0,09810
Si	-	0,01976	0,01952

A geometria desenvolvida para realizar o estudo da transmissão gama e determinação da composição representativa utilizou-se de uma fonte puntiforme monoenergética de césio 137 com feixe colimadíssimo (*pencil beam*) posicionada à 180° de um detector cintilador de NaI(Tl) 2x2'', conforme representado na Figura 10.

Um duto com diâmetro interno inicial de 27,5 cm e comprimento de 20 cm; espessura com variação de 0,5 a 4 cm em passos de 0,5 cm; distâncias fonte-duto e duto-detector ambas de 1 cm foram avaliadas neste estudo.

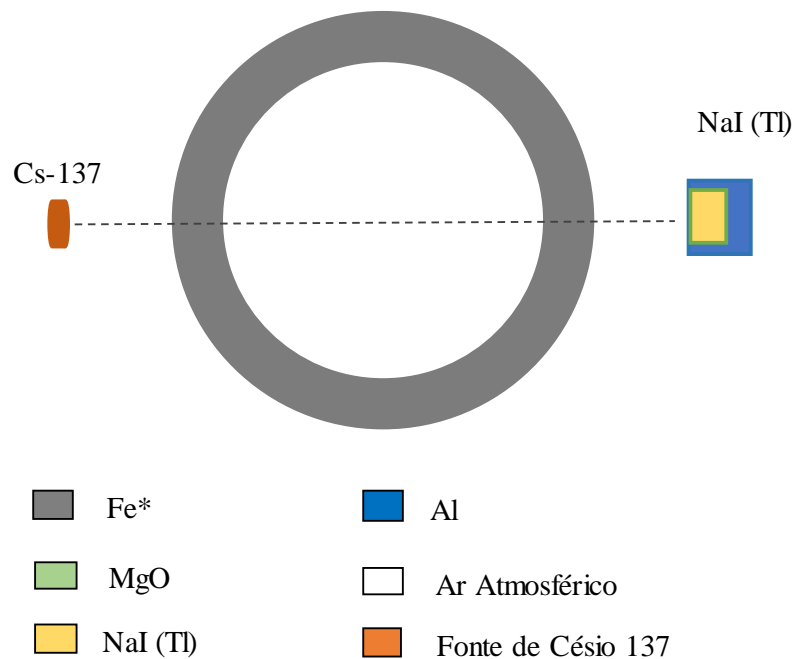


Figura 10: Representação do sistema de detecção para duto de ferro.
(TEIXEIRA, 2018)

3.1.2 Avaliação da influência da composição química das incrustações.

As incrustações são formadas por sais e que podem apresentar mais de um composto em sua composição. No entanto, de acordo com análises químicas, aproximadamente 61% da composição química das incrustações é formada por sulfato de bário. Para avaliar a representatividade do BaSO_4 como único sal inorgânico formador de incrustações, foram realizadas duas simulações: uma com sulfato de bário ($\rho=2,62 \text{ g.cm}^{-3}$) e outra com cerca de 80% em massa de sulfato de bário contendo cerca de 20% em massa de SrSO_4 , Fe_2O_3 , CaCO_3 , SiO_2 e $\text{Al}_2(\text{SiO}_4)_3$.

O estudo consistiu em realizar a comparação da interação da radiação entre incrustações constituídas apenas por sulfato de bário e sulfato de bário e outros compostos (Cruz, 2002; Godoy e Cruz, 2003) e a geometria utilizada foi a mesma do item 3.1.1.

3.1.3 Coeficiente de atenuação dos materiais

Foram obtidos os valores de coeficiente de atenuação linear (μ) de cada material utilizado no sistema representado na Figura 11. Os valores de μ são fundamentais para cálculo da incrustação usando as equações analíticas e para obtenção deles foram realizadas simulações com geometria com auxílio do código MCNP-X. O sistema de detecção consistiu em um bloco maciço (B_x) de dimensões 2 x 2 x 20 cm, correspondendo a largura, espessura e altura, respectivamente. Uma fonte puntiforme monoenergética de cézio 137, com feixe colimadíssimo (*pencil-beam*), posicionada a 180° de um detector cintilador de NaI(Tl).

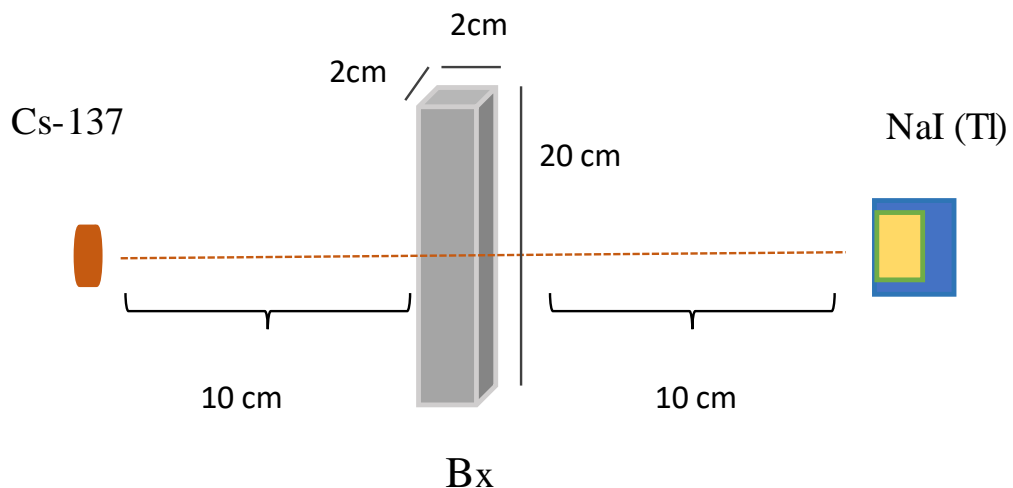


Figura 11: Representação do sistema de detecção para cálculo do coeficiente de atenuação. (TEIXEIRA, 2018)

Vale ressaltar que este estudo consistiu em cinco simulações. O bloco maciço (B_x) representado na Figura 11 foi substituído em cada simulação pelas informações pertinentes (densidade, fração mássica, etc) de cada material de interesse. Os coeficientes de atenuação linear obtidos foram para o duto de ferro, incrustação de sulfato de bário e fluidos (ar atmosférico, água salgada a 4% de NaCl e óleo bruto)

3.1.4 Influência da colimação na detecção e na quantificação das incrustações

Com o objetivo de otimizar a atividade da fonte radioativa de cézio-137, realizou-se um estudo do efeito da colimação, onde foram avaliadas a influência da abertura de colimação no cálculo da incrustação, conforme apresentado na Figura 12.

Essa influência de colimação consistiu em variar a divergência do feixe de radiação usando feixe colimadíssimo (*pencil-beam*) (0°), 2 mm ($5,73^\circ$), 4,5 mm ($12,64^\circ$) e 7 mm ($21,37^\circ$) e utilizar equações analíticas para determinação das espessuras das incrustações sob todas essas divergências. As espessuras foram previamente definidas como sendo de 0,5 cm para todos os casos e estudada em seis pontos de deslocamento fonte-detector, a saber, de 3 cm a 6,5 cm, com passos de 0,5 cm, visando a perfilagem do duto.

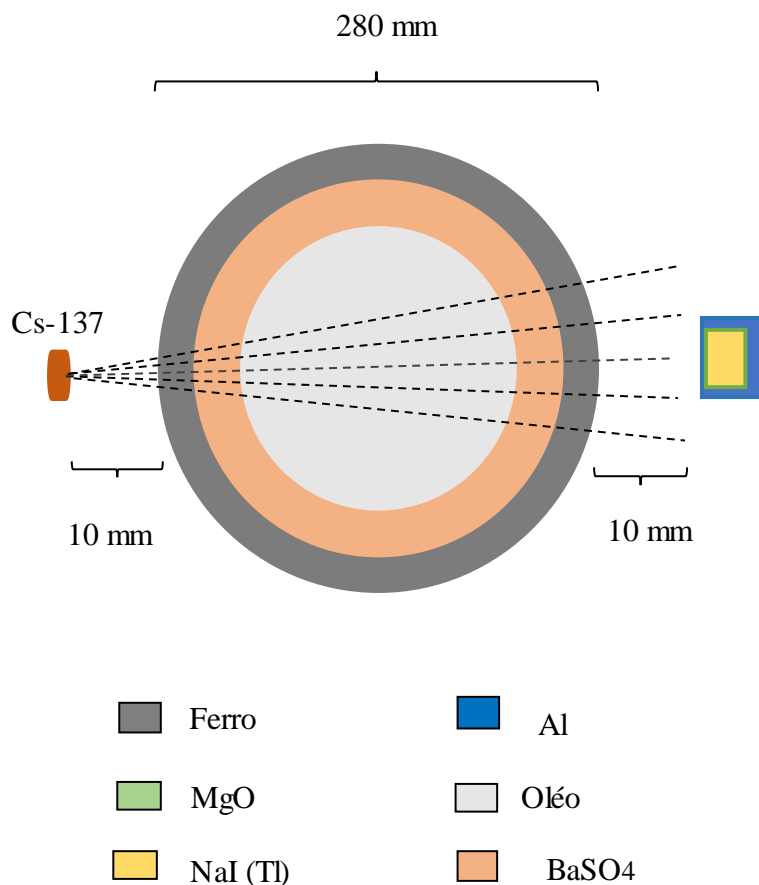


Figura 12: Representação do sistema fonte-detector simulado.
(TEIXEIRA, 2018)

Vale ressaltar que a divergência da fonte foi matematicamente desenvolvida com a emissão desejada, sem a utilização de colimador real, fazendo uso de comandos disponibilizados no código MCNP-X, onde a fonte adota a forma cônica com normalização da emissão 4π . O valor mais apropriado para as colimações, após as simulações, será usado na fase de validação para outras espessuras de incrustação concêntricas, considerando menor erro relativo.

3.2 CÁLCULO ANALÍTICO DAS INCRUSTAÇÕES E VALIDAÇÃO MATEMÁTICA DO MODELO

Por meio de relações trigonométricas foi possível estabelecer equações para predição da espessura da incrustação. O detalhamento sobre a utilização dessas equações foi seguido conforme descrito no item 2.3.

Para validação do modelo matemático com dados obtidos pelo código MCNP-X, foram realizadas simulações variando a posição fonte-detector de 3 cm a 6,5 cm, com passos de 0,5 cm. Além dessas variações, os fluidos contidos no interior do duto também foram avaliados para cada conjunto de posição fonte-detector. Os fluidos utilizados nas simulações foram o ar atmosférico ($\rho=0,00125 \text{ g.cm}^{-3}$), a água salgada à 4% ($\rho=1,047 \text{ g.cm}^{-3}$) e o óleo bruto ($\rho=0,973 \text{ g.cm}^{-3}$), visando avaliar a confiabilidade do método proposto independente do fluido utilizado.

Vale ressaltar que após avaliação da confiabilidade do método, apenas o óleo bruto será adotado como fluido constituinte do sistema, tendendo a aproximar-se de um sistema real. O regime de fluxo dinâmico não foi considerado em nenhum dos estudos, adotando-se um regime estático e uma distribuição homogênea do fluido no interior do duto. E, uma vez o modelo validado para incrustações concêntricas, o mesmo será utilizado para estudo de incrustações excêntricas por meio de RNA.

3.3 ESPESSURAS DAS INCRUSTAÇÕES USANDO REDE NEURAL ARTIFICIAL (RNA)

Visando contornar a necessidade de informações internas do sistema duto-incrustação-fluido, o que nem sempre é possível de se obter, as RNAs serão usadas como ferramentas para determinação da espessura da incrustação em dois casos: para incrustações concêntricas, com quatro diâmetros de dutos diferentes, e para incrustações excêntricas com quatro tipos distintos da posição máxima de incrustação. Para tal, um conjunto de dados de treinamento será utilizado para alimentar as RNAs. Esse conjunto de dados são as informações adquiridas pelos detectores simulados para cada espessura de incrustação. Desta forma, o treinamento das RNAs consistiu em fornecer um conjunto de padrões (dados) de treinamento com a seguinte proporção, aproximadamente: 60% treinamento, 30% teste e 10% produção. O conjunto de padrões necessários para treinamento das RNAs supervisionadas foi gerado por meio do código computacional MCNP-X, a partir de modelos teóricos estáticos e ideais de regime de fluxo homogêneo. Todas as RNAs usadas são *Multilayer Perceptron feed-forward* (MLP) de três camadas submetidas ao algoritmo de aprendizagem: retropropagação do erro (*Back-propagation*) e com parâmetros de treinamento diferentes.

Vale destacar que a configuração de padrões foi escolhida empiricamente, após investigação de outros arranjos (com escolhas também empíricas dos subconjuntos de treinamento) onde se obteve a melhor resposta da RNA tanto para incrustações com formação concêntrica quanto para as com formação excêntrica.

3.3.1 Espessura das incrustações concêntricas

Foi fornecido à RNA um conjunto de dados de entrada com 60 casos, sendo estes gerados por meio de 60 simulações para espessuras de incrustações concêntricas de 0 a 7 cm visando formar os subconjuntos de Treinamento da RNA (36 simulações), Teste (16 simulações) e Produção (8 simulações). O subconjunto de Teste foi usado para avaliar (estimar ou prever) a generalização, com intuito de evitar seu supertreinamento, pelo critério de parada: validação cruzada (*cross validation*) (Haikyn, 1994). Nesta etapa do trabalho, utilizou-se, após o treinamento da RNA, o subconjunto de Produção para uma avaliação final, tendo como objetivo testar a RNA na fase de validação. A distribuição das espessuras pelo domínio de busca que compõe cada um dos conjuntos mencionados é demonstrada na Figura 13.

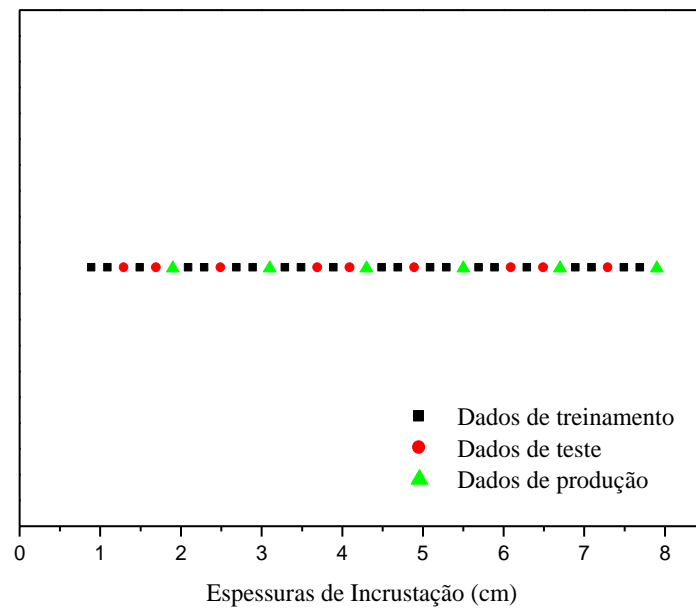


Figura 13: Conjunto de padrões: Treinamento, Teste e Produção.
(TEIXEIRA, 2018)

Na figura 14 tem-se uma representação genérica do processo de treinamento e aprendizagem da RNA para as incrustações concêntricas.

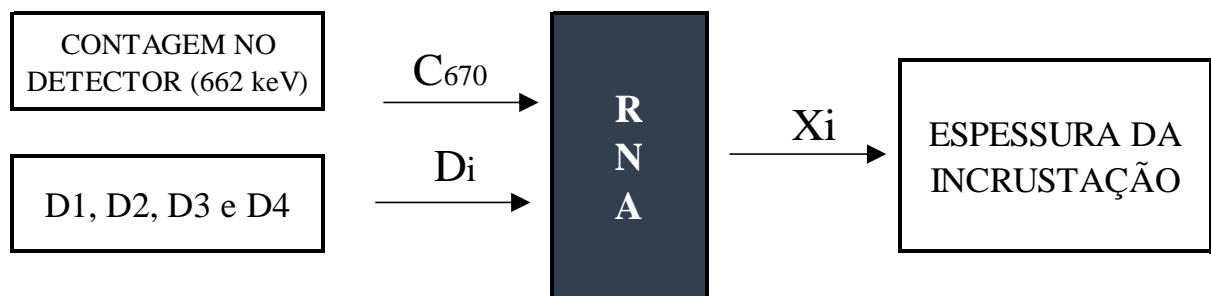


Figura 14: Representação esquemática da RNA para cálculo da espessura da incrustação concêntrica.
(TEIXEIRA, 2018)

O padrão de treinamento da RNA é composto de entradas e saídas. Assim, as entradas e saídas para treinamento da rede consistiram:

i) Dados de entrada:

- Detector 1: Contagens relativas à energia de 662 keV (^{137}Cs - Canal 670) registradas pelos detectores nas simulações com a geometria definida no código MCNP-X, DAP com 10 keV por canal;
- Variação do diâmetro interno (D_i) do duto com passos de 4 cm de 15 cm a 27 cm ($D_1=27\text{cm}$, $D_2=23\text{cm}$, $D_3=19\text{cm}$ e $D_4=15\text{cm}$)

ii) Dados de saída:

- Espessuras das incrustações (X_i), com variação de espessura de 0 cm a 7 cm, em passos de 0,5 cm.

3.3.2 Espessura das incrustações excêntricas

Nesta etapa, a espessura máxima da incrustação excêntrica foi avaliada com auxílio de três detectores distribuídos ortogonalmente ao redor do duto, sendo um deles de transmissão gama e dois de espalhamento Compton. Foram estudadas quatro diferentes posições da incrustação máxima no interior do duto, variando essas posições em ângulos de 0° , 30° , 60° e 90° , conforme Figura 15 (a), (b), (c) e (d). Adotando-se um plano cartesiano para o sistema duto-incrustação-fluido e que esses apresentem simetria entre os quadrantes, o deslocamento das posições das espessuras citadas seria suficiente para obter medidas em todo o duto. Dessa forma, foram fornecidas à RNA um novo conjunto de dados de entrada com 144 casos (diferentes espessuras de incrustações excêntricas), correspondendo a 36 casos para cada posição da incrustação, visando formar os subconjuntos de Treinamento da RNA (84 simulações), Teste (36 simulações) e Produção (24 simulações).

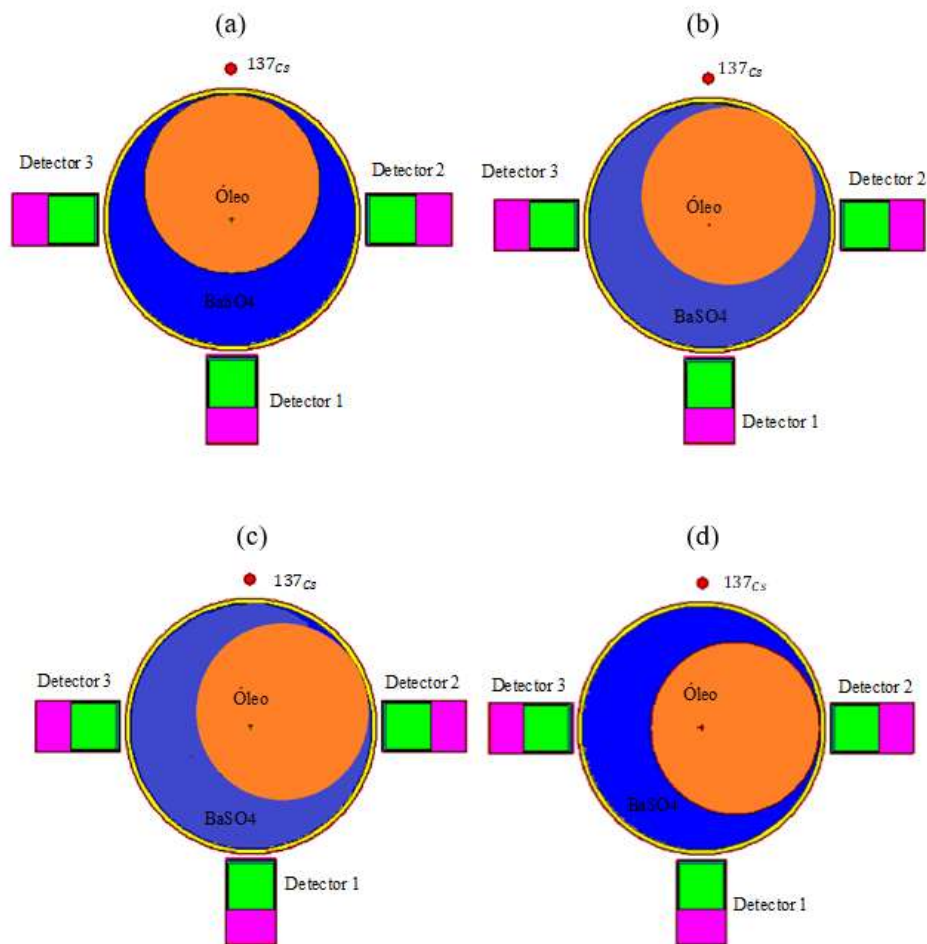


Figura 15: Modelo simulado do deslocamento da espessura máxima de incrustação excêntrica para posições: (a) 0°; (b) 30°; (c) 60° e (d) 90°. (TEIXEIRA, 2018)

Na figura 16 tem-se uma representação genérica do processo de treinamento e aprendizagem da RNA para as incrustações excêntricas.

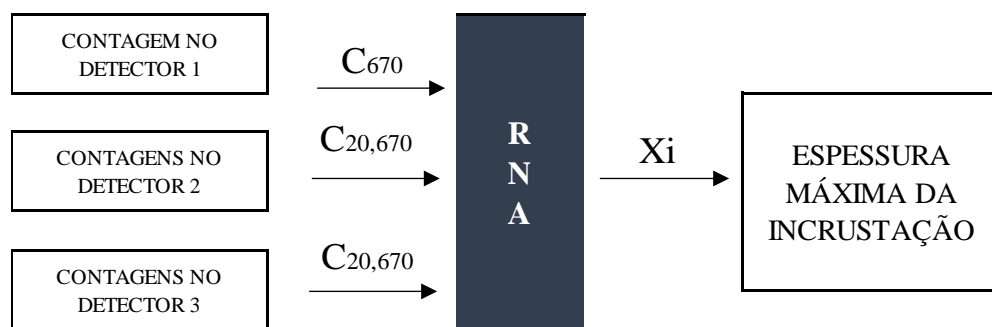


Figura 16: Representação do processo para treinamento e aprendizagem da RNA para incrustação excêntrica. (TEIXEIRA, 2018)

O padrão de treinamento da RNA é composto de entradas e saídas. Conforme observado na Figura 20, as entradas e saídas para treinamento da rede consistiram:

i) Dados de entrada:

- Detector 1: Contagens relativas à energia de 662 keV (^{137}Cs - Canal 67) registradas pelos detectores nas simulações com a geometria definida no código MCNP-X, DAP com 10 keV por canal;
- Detector 2 e 3: Contagens relativas às energias de 20 a 670 keV (C_{20} , C_{30} , ..., C_{670}) registradas pelos detectores 2 e 3 nas simulações com a geometria definida no código MCNP-X, DAP com 10 keV por canal;

ii) Dados de saída:

- Espessuras máximas das incrustações, com variação de espessura de 0,9 cm a 7,9 cm, em passos de 0,2 cm.

4 RESULTADOS

Neste capítulo, serão seguidas as etapas descritas na metodologia, apresentando os resultados referentes aos estudos descritos no capítulo 3, abordando a elaboração do modelo matemático representativo da geometria de medida, bem como sua validação e processo para gerar o banco de dados necessário para o treinamento e validação das RNAs.

4.1 AVALIAÇÃO DA COMPOSIÇÃO QUÍMICA DOS DUTOS

Na Figura 17 é apresentada a resposta da simulação para os dutos considerando os aços mencionados no item 3.1.

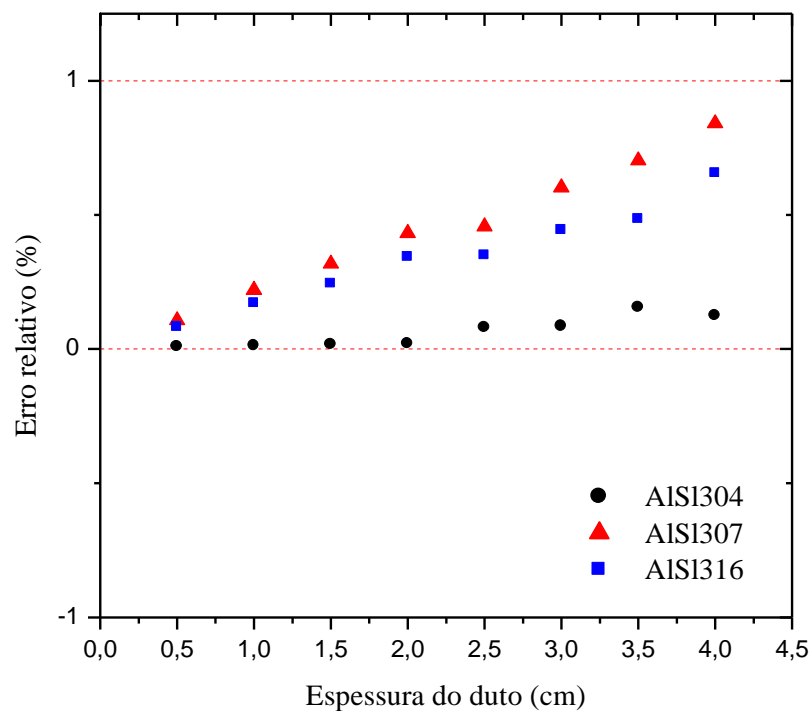


Figura 17: Erros relativos de AISI304, AISI307, AISI316 em relação ao Fe.

Para que obtivesse uma representatividade na utilização do duto somente composto por ferro, uma análise quantitativa dos desvios de transmissão foi calculada. A avaliação consistiu no

cálculo do erro relativo percentual entre as transmissões dos aços estudados e o ferro para as oito posições de altura de detecção (h).

A partir dos dados de erro relativo (%), pode-se observar que os valores apresentam desvios inferiores a 1%, logo não há diferença significativa entre os aços e o ferro. Os aços analisados apresentam cerca de 70% de ferro em sua composição, e os demais elementos químicos analisados apresentam número atômico próximos entre si e fração mássica relativamente baixa na liga metálica, influenciando pouco nos valores de coeficiente atenuação linear, explicando erros relativos baixos. Logo, a utilização do ferro como único componente constituinte do duto não terá influência significativa na transmissão e, consequentemente, no cálculo da espessura da incrustação.

4.2 AVALIAÇÃO DA COMPOSIÇÃO QUÍMICA DAS INCRUSTAÇÕES

Na Figura 18 é apresentada o erro relativo percentual referente às transmissões gama obtidas pelas simulações para as incrustações de sulfato de bário (BaSO_4) e sulfato de bário com os demais sais BaSO_4^* (BaSO_4 , SrSO_4 , CaCO_3 , Fe_2O_3 , SiO_2 e $\text{Al}(\text{SiO}_4)_3$) em sua composição, conforme mencionado na seção 3.1.1.

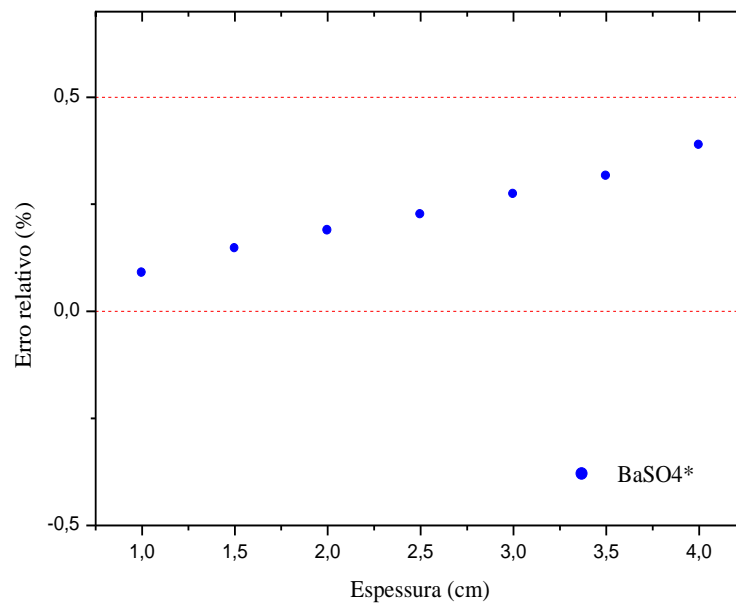


Figura 18: Erro relativo (%) de BaSO_4^* em relação a BaSO_4 .

Como pode ser observado, todos os valores de erro relativo apresentaram desvios inferiores a 0,5%. O sulfato de bário é formado por átomos de bário ($Z=56$), enxofre ($Z=16$) e oxigênio ($Z=8$). Os demais sais que compõem a mistura do sulfato de bário com outros sais inorgânicos (BaSO_4^*) contêm em sua composição química cerca de 82% do total da fração mássica de bário, enxofre e oxigênio, justificando, assim, os valores de erros relativos baixos. Os elementos químicos constituintes de ambos os modelos, apresentam número atômicos próximos entre si, implicando em proximidades nos valores de coeficiente de atenuação linear, justificando também os desvios menores que 0,5% obtidos nesse estudo. Logo, a utilização do sulfato de bário como único constituinte da incrustação em todos os modelos não influenciará de forma significativa no cálculo da espessura da incrustação.

4.3 COEFICIENTE DE ATENUAÇÃO LINEAR DOS MATERIAIS

No item 3.2.1.3 é descrito que o coeficiente de atenuação linear é útil para cálculo da incrustação. Para isso, foram feitos estudos de transmissão gama com os seguintes fluídos: ar atmosférico, água salgada (NaCl 4%) e óleo bruto foram os fluidos utilizados em cada simulação.

Após obtenção dos valores de coeficientes de atenuação lineares de cada fluído, cada valor foi comparado com valores teóricos encontrados no banco de dados fornecidos pelo *National Institute of Standards and Technology* (NIST), conforme resultados apresentados na Tabela 4.

Tabela 4: Coeficientes de Atenuação lineares dos fluídos utilizados teórico e simulado.

DADOS	Fe	BaSO ₄	Ar Atmosférico	H ₂ O (4% NaCl)	Óleo
μ (MCNP-X)	5,78E-01	1,90E-01	9,30E-05	8,86E-02	7,75E-02
μ (NIST)	5,80E-01	1,96E-01	9,49E-05	8,93E-02	8,38E-02
Erro Relativo (%)	0,29	3,12	1,97	0,79	7,51

Todos os valores de coeficiente de atenuação lineares foram obtidos e apresentam valores de erro relativo máximo de 7,51% comparado ao valor teórico.

4.4 CÁLCULO ANALÍTICO E VALIDAÇÃO DO MODELO UTILIZANDO MCNP-X

Obtenção dos valores de espessura (Equação 18) para cada altura de detecção (h) estabelecida utilizando como fluidos: ar atmosférico, água salgada (4% de NaCl) e óleo bruto, estão apresentados na Tabela 5.

A partir dos dados é possível observar que os valores obtidos apresentam erros relativos inferiores a 0,4% no pior caso, para altura de detecção de 4,5 cm para o ar atmosférico. No entanto, todos os valores apresentaram desvios não muito significativos e foi possível realizar o cálculo da espessura de incrustação independente do fluido.

Tabela 5: Espessura da incrustação utilizando MCNP-X com variação do fluido e altura de detecção.

h (cm)	Espessura da Incrustação (cm)			Erro Relativo (%)		
	Ar Atmosférico	Água (4% NaCl)	Óleo	Ar Atmosférico	Água (4% NaCl)	Óleo
3	0,49	0,49	0,49	0,13	0,40	0,40
3,5	0,49	0,49	0,49	0,29	0,31	0,31
4	0,49	0,49	0,49	0,29	0,30	0,30
4,5	0,49	0,49	0,49	0,36	0,21	0,21
5	0,49	0,49	0,49	0,12	0,14	0,14
5,5	0,49	0,50	0,50	0,32	0,07	0,07
6	0,50	0,50	0,50	0,07	0,11	0,11
6,5	0,49	0,50	0,50	0,16	0,14	0,14

A variação da espessura de incrustação foi realizada em um segundo momento a fim de avaliar a aplicabilidade da técnica a outras espessuras. Nesta etapa, foi utilizado apenas o óleo como fluido e uma fonte *pencil-beam* e uma com colimação de 2 mm. Na tabela 6, tem-se o valor da espessura (2 cm, 4 cm e 6 cm) e erro relativo percentual para as posições fonte-detector (h) de 3 cm a 6,5 cm, com passos de 0,5 cm.

Tabela 6: Erro relativo (%) para incrustação utilizando MCNP-X com variação da altura de detecção, divergência da fonte utilizando óleo como fluido.

h (cm)	<i>Pencil-beam</i>			Abertura de colimação: 2 mm		
	2 cm	4 cm	6 cm	2 cm	4 cm	6 cm
3,0	0,48	0,43	0,58	0,71	0,56	0,65
3,5	0,44	0,37	0,67	0,73	0,60	0,55
4,0	0,45	0,41	0,66	0,64	0,51	0,57
4,5	0,40	0,54	0,60	0,56	0,36	0,48
5,0	0,36	0,54	0,61	0,57	0,24	0,26
5,5	0,29	0,58	0,52	0,44	0,10	0,09
6,0	0,36	0,63	0,46	0,47	0,06	0,70
6,5	0,31	0,53	0,54	0,49	0,06	1,46

A partir dos dados pode-se observar que os valores obtidos apresentaram erros relativos máximos a 1,46% para o pior caso, na posição fonte-detector de 6,5 cm e espessura da incrustação de 6 cm. No entanto, todos os demais valores calculados, obtiveram desvios inferiores a 1%, demonstrando que mesmo com outros valores de espessura a técnica pode ser aplicada.

4.5 EFEITO DA COLIMAÇÃO DA FONTE NO CÁLCULO DA ESPESSURA DA INCRUSTAÇÃO

A variação da divergência da fonte de césio-137 foi realizada por meio de 4 valores de colimadores, conforme descrito no item 3.3.1.

Na Figura 19 são apresentados os valores de erro relativo percentual para as aberturas de colimação (*pencil-beam*; 2 mm; 4,5 mm e 7 mm) em posições fonte-detectors de 3 a 6,5 cm, com passos de 0,5 cm.

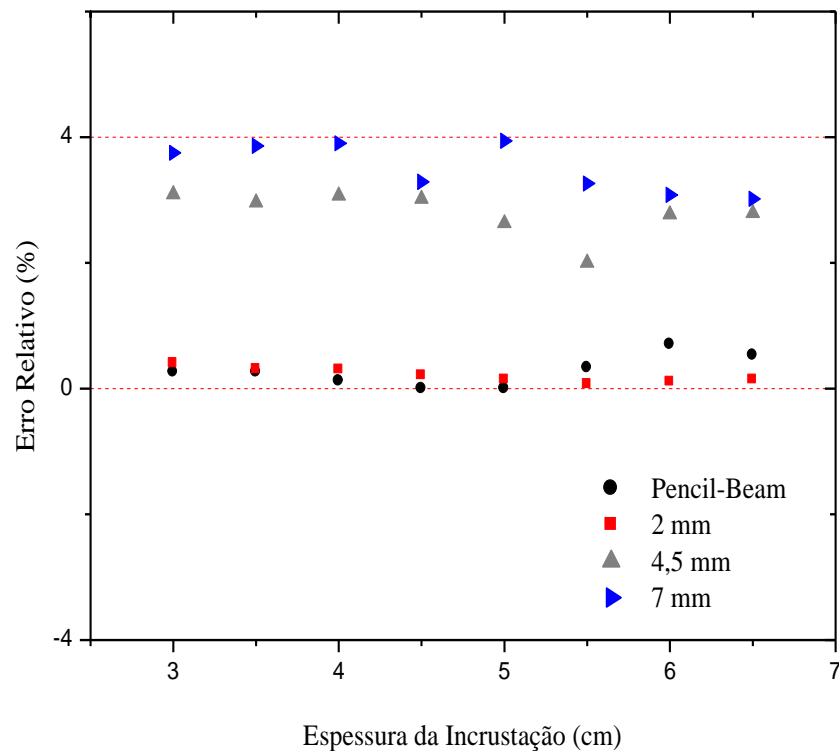


Figura 19: Espessura da incrustação para as aberturas de colimação.

É possível notar que tanto a fonte com emissão *pencil-beam* como a de divergência igual a 2 mm mais se aproximaram do valor estipulado de 0,5 cm de incrustação, com erro relativo inferior a 0,71%, para o pior caso. As outras aberturas, de 4,5 mm e 7mm, apresentaram erros relativos próximos a 4%.

A divergência do feixe de 2 mm refere-se a abertura de $5,73^\circ$, correspondendo ao valor de abertura máxima do ângulo sólido do detector na geometria em estudo. Essa abertura foi adotada nas próximas simulações no restante do trabalho/pesquisa.

4.6 DETERMINAÇÃO DA ESPESSURA DA INCRUSTAÇÃO USANDO RNA

4.6.1 Espessura das Incrustações Concêntricas

Neste primeiro estudo, foram gerados 60 casos com os arquivos de saída do MCNP-X para treinamento da rede neural, sendo 36 casos para treinamento, 16 casos para teste e 8 casos para

a validação. Para o treinamento da rede, foram inseridos os casos de entrada, o diâmetro interno do duto e as contagens no detector, e como dados de saída, a espessura da incrustação.

Na figura 20 são apresentados os resultados para todos os casos (Treinamento, Teste e Validação) dos valores da espessura da incrustação concêntrica obtida pela RNA em comparação ao valor real.

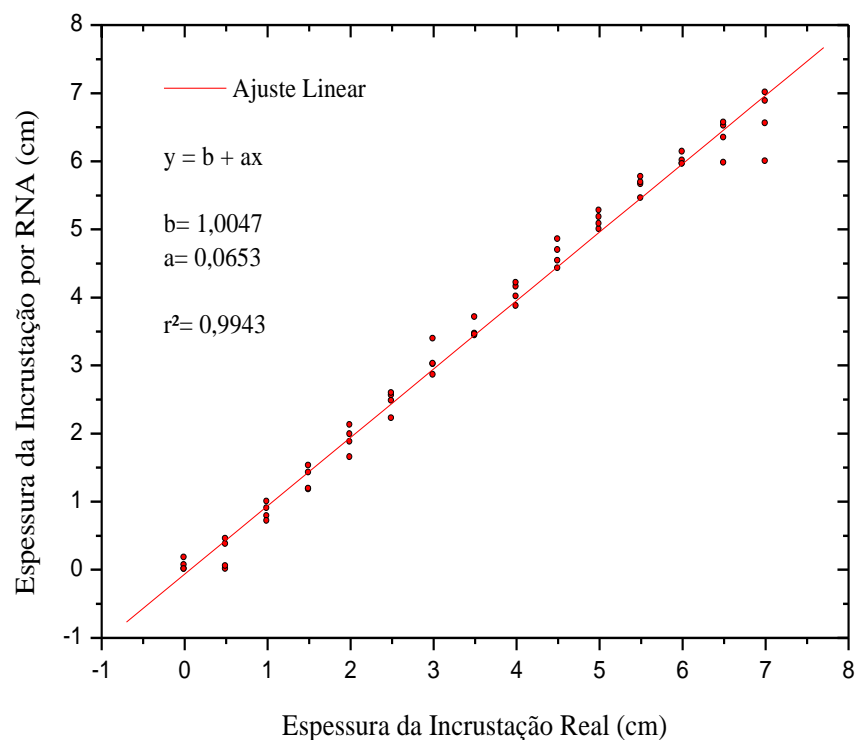


Figura 20: Resultados obtidos para o conjunto de treinamento, teste e validação.

Pode-se observar nos resultados obtidos que a RNA é capaz de prever adequadamente as espessuras de incrustação mesmo quando há variação do diâmetro do duto de 15 a 27 cm.

A correlação entre a espessura da incrustação prevista pela RNA e o valor estipulado para o conjunto de aprendizagem foi calculada. Os dados foram ajustados a uma função linear pelo procedimento de mínimos quadrados, a inclinação da reta é de 0,0648 e o coeficiente de correlação linear de 0,9943.

Na Figura 21 é demonstrado o conjunto de teste com valores de espessuras da incrustação concêntricas reais e as previstas pela RNA.

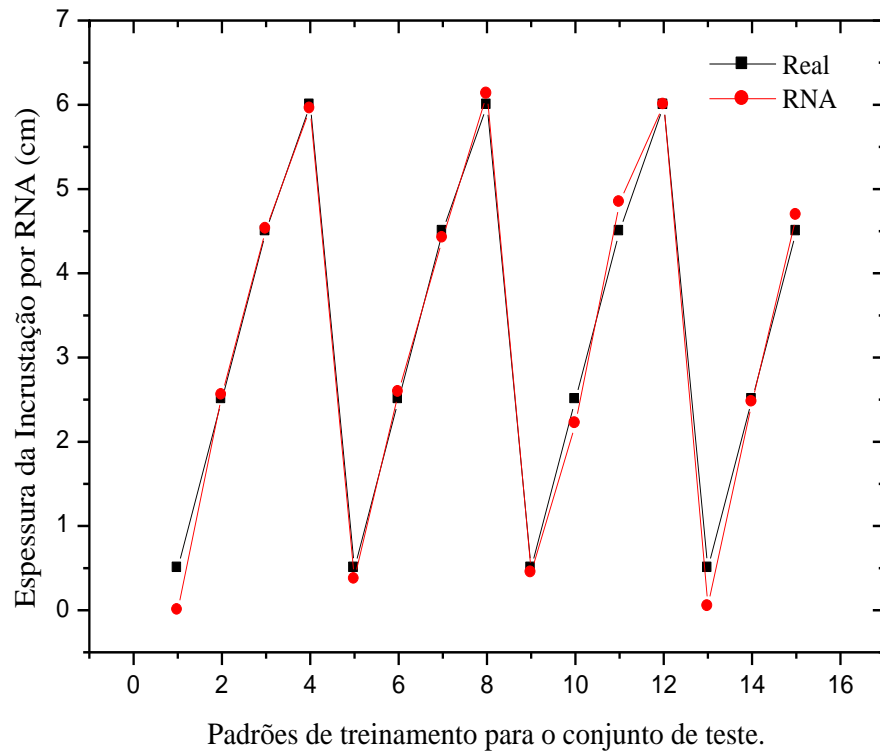


Figura 21: Resultados obtidos para o conjunto de Teste.

Os resultados para o conjunto de teste indicam que a RNA pode prever adequadamente a espessura de sulfato de bário. Uma boa concordância é observada entre a espessura da incrustação real e a prevista pela RNA, mostrando sua capacidade de generalização.

As respostas da RNA para o conjunto de validação são apresentadas na Tabela 7.

Tabela 7: Predição da RNA para o conjunto de Validação.

Padrões	Diâmetro do duto (cm)	Espessura da Incrustação		Erro	
		Real	RNA	Absoluto	Relativo (%)
1	27	1,5	1,42	0,08	5,11
2	27	5,5	5,45	0,05	0,99
3	23	1,5	1,52	-0,02	-1,14
4	23	5,5	5,65	-0,15	-2,66
5	19	1,5	1,17	0,33	21,75
6	19	5,5	5,68	-0,18	-3,21
7	15	1,5	1,18	0,32	21,01
8	15	5,5	5,76	-0,26	-4,72

Diante destes resultados, exceto para os casos 5 e 7, confirma-se a boa qualidade do treinamento realizado, especialmente para casos não utilizados durante o processo de aprendizagem da RNA.

De modo geral, analisando as repostas da RNA percebe-se que alguns casos apresentaram erros relativos maiores do que à média, conforme Tabela 8. Um dos motivos pode ser devido ao número relativamente pequeno de padrões usados no treinamento da RNA que podem não estar cobrindo corretamente as faixas de valores possíveis de espessuras de incrustação, ou ainda à escolha aleatória dos padrões utilizados no treinamento.

Tabela 8: Dados processados da RNA.

Erro Relativo	Espessura da Incrustação
<5%	56,667
5% - 10%	15
10% - 20%	10
20% - 30%	8,333
> 30%	3,333
r^2	0,994

De qualquer forma, pode-se observar a boa convergência da RNA, visto que mais que 70% dos dados de saída, ou seja, espessuras das incrustações, apresentam desvios de até 10%, além de um coeficiente de correlação linear (r^2) igual a 0,9943.

4.6.2 Espessura das Incrustações Excêntricas

Em um segundo momento, espessuras de incrustações excêntricas foram obtidas através de um conjunto de 144 casos gerados no MCNP-X e utilizados como conjunto de Treinamento, Teste e Validação. A fase de treinamento e teste da RNA consistiu na inserção de 36 casos para cada ângulo adotado no estudo, totalizando 144 casos para cada um dos 4 ângulos citados. Essa avaliação visa analisar a potencialidade na predição da espessura máxima da incrustação excêntrica independente de sua localidade no duto.

Vale lembrar que o sistema fonte-detector (D1) está localizado diametralmente à fonte e os demais detectores (D2 e D3) estão posicionados ortogonalmente, conforme mencionado no item 3.5.2.

As correlações entre as espessuras de incrustação excêntricas reais e as preditas pela RNA para todos os padrões são apresentadas na Figura 22.

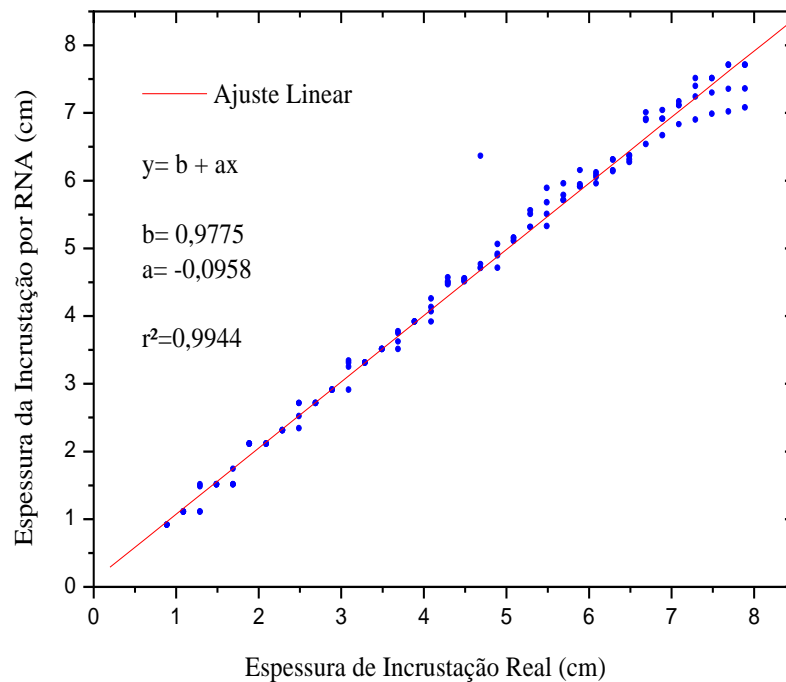
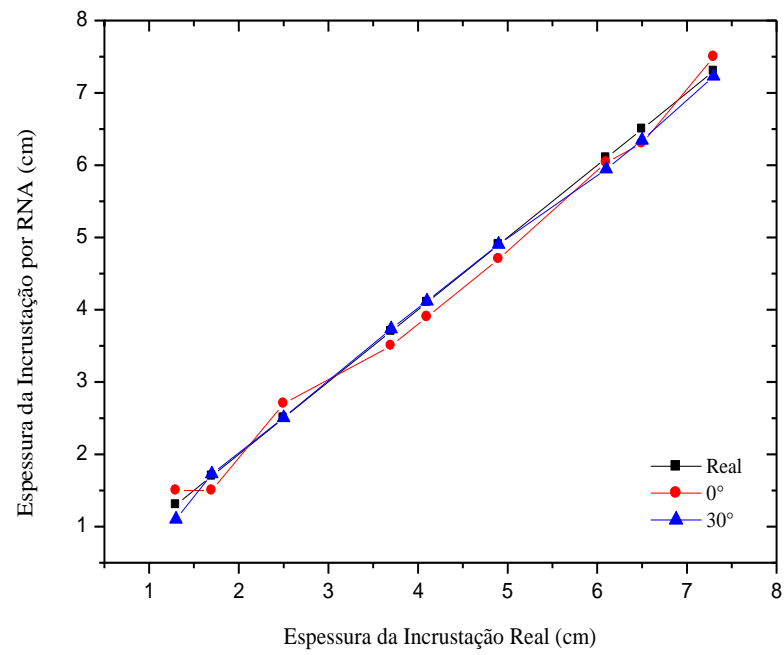
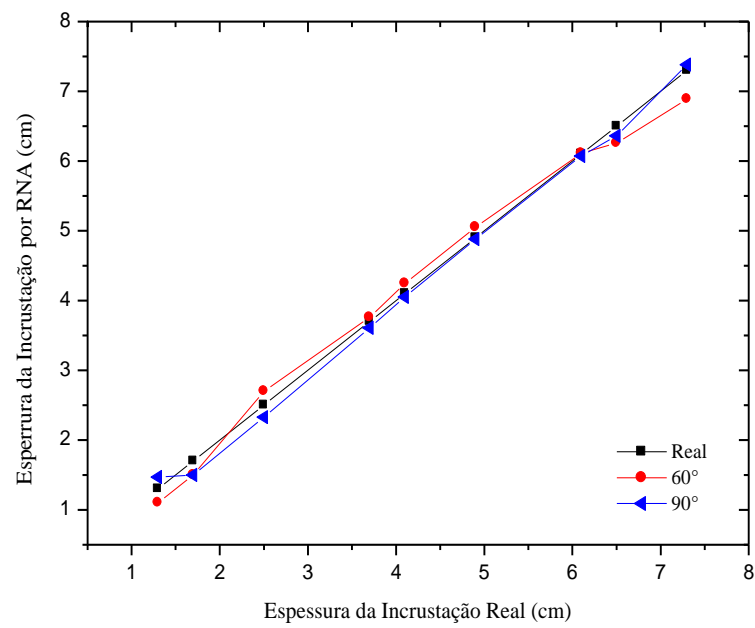


Figura 22: Comparação das espessuras de incrustação excêntrica reais e obtidas pela RNA para todos os padrões.

A resposta da RNA para o conjunto de Teste para incrustação a 0 e 30 graus é mostrada na Figura 23 (a) e para 60 e 90 graus é mostrada na Figura 23 (b). Os resultados indicam aceitável qualidade do treinamento da RNA e, por conseguinte a possibilidade utilização desta técnica na predição de espessuras de incrustação excêntrica.



(a)



(b)

Figura 23: Resultados obtidos pela RNA para espessuras de incrustação excêntrica: a) 0 e 30 graus; b) 30 e 90 graus.

As respostas da RNA para o conjunto de Validação são apresentadas na Tabela 9.

Tabela 9: Predição da RNA para o conjunto de Validação

Casos	Posição das incrustações	Espessura das Incrustações		Erro	
		Real	RNA	Absoluto	Relativo(%)
1	0°	1,9	2,1	-0,2	-10,53
2	0°	3,1	3,3	-0,2	-6,45
3	0°	4,3	4,5	-0,2	-4,65
4	0°	5,5	5,67	-0,17	-3,03
5	0°	6,7	6,9	-0,2	-2,99
6	0°	7,9	7,7	0,2	2,53
7	30°	1,9	2,1	-0,2	-10,53
8	30°	3,1	3,24	-0,14	-4,52
9	30°	4,3	4,46	-0,16	-3,61
10	30°	5,5	5,88	-0,38	-6,85
11	30°	6,7	6,99	-0,29	-4,38
12	30°	7,9	7,35	0,55	7,02
13	60°	1,9	2,1	-0,2	-10,53
14	60°	3,1	3,33	-0,23	-7,35
15	60°	4,3	4,56	-0,26	-5,97
16	60°	5,5	5,49	0,01	0,11
17	60°	6,7	6,53	0,17	2,57
18	60°	7,9	7,07	0,83	10,52
19	90°	1,9	2,1	-0,2	-10,53
20	90°	3,1	2,9	0,2	6,53
21	90°	4,3	4,48	-0,18	-4,21
22	90°	5,5	5,32	0,18	3,35
23	90°	6,7	6,88	-0,18	-2,72
24	90°	7,9	7,7	0,2	2,53

Diante destes resultados, exceto para os casos 1, 7, 13, 18 e 19, compreendendo apenas 4% do total dos casos, confirma-se a boa qualidade do treinamento realizado, especialmente para casos não utilizados durante o processo de aprendizagem da RNA.

A boa convergência da rede neural artificial sob o conjunto de aprendizagem e validação foi possível utilizando a rede multicamada *Perceptron Feedforward*, com algoritmo *Backpropagation*, em três camadas onde o critério de parada foi a *Cross Validation* com

algumas funções de ativação. Os parâmetros de aprendizagem foram obtidos empiricamente observando-se o maior valor do coeficiente de correlação, o menor erro médio relativo e o maior percentual de acertos numa faixa de erros de até 10% na resposta da RNA. Tais parâmetros que apresentaram a melhor resposta são apresentados na Tabela 10.

Tabela 10: Parâmetros de treinamento da RNA.					
Taxa de Aprendizagem $\eta = 0,001$ – Momento = 0,01					
PARÂMETROS	CAMADAS*				
	Entrada	Intermediária		Saída	
Função Ativação	Linear [-1,1]	Gaussiana	Gaussiana	Gaussiana Complementar	Logística
Neurônios	159	30	30	30	1

*A RNA possui apenas uma camada intermediária, porém é possível selecionar três diferentes funções de ativação.

De modo geral, analisando as repostas da RNA percebe-se que alguns padrões também apresentaram erros relativos maiores do que à média, conforme Tabela 11.

Tabela 11: Dados processados pela RNA.	
Erro Relativo	Espessura da Incrustação
<5%	81,944
5% - 10%	9,028
10% - 20%	8,333
20% - 30%	0
> 30%	0,694
r^2	0,994

No entanto, cerca de 90% das respostas apresentam erro relativo inferior a 10%, demonstrando capacidade satisfatória de generalização da RNA.

5 CONCLUSÕES

Foram realizados estudos do cálculo das espessuras de incrustação por meio de simulação computacional (MCNP-X) e validados por equações analíticas obtendo valores satisfatórios, com desvios inferiores a 0,5% independente do meio no interior do duto (fluido) e 1,5% para a abertura de colimação de 2 mm, demonstrando boa concordância entre os valores inicialmente estipulados e os obtidos pelas simulações.

A metodologia foi capaz de prever a espessura da incrustação em quatro tipos de diâmetros de duto, a partir de um sistema formado por uma fonte de raios gama de ^{137}Cs e um detector cintilador 2x2'' de NaI(Tl), e os resultados para predição da incrustação obtiveram erros relativos inferiores a 10% para 70% dos casos, com coeficiente de correlação (r^2) igual a 0,9943.

Para as espessuras excêntricas, a metodologia foi dotada de três detectores, um para transmissão gama e dois para espalhamento Compton, com mesma fonte e tipo de detector utilizado para incrustação concêntrica, onde foi possível prever a máxima espessura da incrustação independentemente da sua localização. Os valores de máxima incrustação apresentaram resultados satisfatórios, compreendendo erros relativos inferiores a 10% para cerca de 90% dos casos.

Diante desses resultados, pode-se inferir que a metodologia proposta para cálculo de incrustações inorgânicas formadas por sulfato de bário (BaSO_4) por RNA é uma técnica promissora e adequada para solucionar esse tipo de problema, principalmente em casos onde não é possível obter informações internas do sistema duto-incrustação-fluido, além disso, é capaz de prever a espessura da incrustação com apenas uma medição, proporcionando menor tempo na aquisição e tratamento dos dados e, conseqüentemente, mais rapidez na identificação das incrustações, demonstrando grande aplicabilidade na indústria.

Como trabalhos futuros ficam as seguintes propostas:

- Validação experimental dos modelos elaborados;
- Avaliação da influência do regime de fluxo na predição das incrustações.
- Aumentar o número de dados input da RNA.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABRO, E., JOHANSEN, G.A. e OPEDAL, H., A radiation transport model as a design tool for gamma densitometers, *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research*, A431, pp.347-355, 1999.

ABRO, E., KHORYAKOV, V. A., JOHANSEN, G.A. e KOCBACH L., Determination of void fraction and flow regime using a neural network trained on simulated data based on gamma-ray densitometry, *Meas. Sci. Technol*, 10, pp.619-630, 1999.

ACHMAD B. E HUSSEIN E.M.A., An X-ray Compton scatter method for density measurement at a point within an object”, **Applied Radiation and Isotopes**, 60, pp. 805-814 2004.

ALLEN, T.O. AND ROBERTS, A.P., **Production Operations**, vol. 2, 2nd edition, OGCI, Tulsa, Ok, 1982, pp. 11-19.

AMBIENTE BRASIL, 2011, disponível em: www.ambientebrasil.com.br, acesso em 15/05/2017.

ASTM Standard D 4294, Test Method for Sulfur in Petroleum and Petroleum Products by Energy Dispersive X-ray Fluorescence Spectrometry, **ASTM International**, West Conshohocken, PA, www.astm.org.

ASTUTO, A., Desenvolvimento de um Sistema de Inspeção de Tubos usando a técnica de Transmissão Gama, M.Sc, COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, Brasil, 1995.

BEALE, R, e JACKSON, T., Neural Computing: an introduction. York, UK. **Institute of Physics Publishing**, 1990.

BERMAN, A.I., HARRIS, J.N., Precision Measurement of Uniformity, of Materials by Gamma Ray Transmission, **Review Scientific Instruments**, 1954.

BERTERO, L., CHIERICI, G.L., GOTTARDI, G., MESINI, E. and MORMINO, G., Chemical Equilibrium Models: Their Use in Simulating the Injection of Incompatible Waters, SPE paper 14126 presented at the SPE **International Meeting on Petroleum Engineering held in Beijing**, China, 1986.

BESERRA, M. T. F., Avaliação da espessura de incrustações em dutos de extração de petróleo, M.Sc, Instituto de radioproteção e dosimetria, Comissão Nacional de Energia Nuclear, IRD-RJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil, 2012.

BURGER, E. D., PERKINS, T.K., STRIEGLER, J.H., Studies of Wax Deposition in the Trans Alaska Pipeline. In: **Journal of Petroleum Technology**, v. 33, n. 06, pp 1075-1086, Society of Petroleum Engineers, 1981.

CANDEIAS, J.P., Análise de Incrustações por Técnicas Atômicas/Nucleares. Tese D.Sc, COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil, 2010.

CARNEIRO, JÚNIOR. C, Desenvolvimento de um Sistema de Inspeção baseado em Transmissão Gama para Aplicação em Dutos Flexíveis e Colunas Industriais. M.Sc, COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil, 2005.

CRUZ, R. P, Estudo da Composição Química de Borrás e Incrustações oriundas das atividades de produção de petróleo e sua correlação com a Radioatividade Natural – Estudo de Caso: Bacia de Campos-Brasil. M.Sc, PUC/RJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil, 2002.

CYBENKO, G., Approximation by Superposition of a Sigmoidal Function, **Mathematics of control signals and systems**, 2:pp.303-314, 1989.

DRAKE, S. G.; SEWARD, J. C., Radiographic Detection of Pipe Corrosion Under Lagging, **GB Patent Document** , UK., July. 1989.

DUARTE E ARAI, Estudo da formação de incrustações carbonáticas, Projeto de Graduação, Escola Politécnica-UFRJ, Brasil, 2010.

FIORENTIN, L. D. Study of Mathematical Models for Predicting Coke Intake in Pipes - Application to the Residual Diesel Distributor of a Vacuum Distillation Tower, M.Sc., CEFET-PR, Paraná, PR, Brazil, 2004.

FULHAM, M. J.; HULBERT, V. G., Gamma Scanning of Large Towers, **Chem. Eng. Prog.**, 1975,71, p. 73-77.

GOUVEIA, J.M.G., Inspeção de dutos usando técnica de transmissão gama e detectores CsI(Tl), M.Sc, COPPE-UFRJ, Rio de Janeiro, Brasil, 2010.

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

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

KNOLL, Glenn F. “Radiation Detection and Measurement”, **Second Edition**, John Wiley & Sons Inc., 1989.

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

LOS ALAMOS NATIONAL LABORATORY, **MCNP5 Utility Programs**, Los Alamos National Laboratory. Disponível em: <https://mcnp.lanl.gov/mcnp5.shtml>.

MAJID, S. A., Determination of wax deposition and corrosion in pipelines by neutron back diffusion collimation and neutron capture gamma rays, **Applied Radiation and Isotopes**, jan 2013.

MARINHO, A.C, COSTA, D.R., SANTOS, E., COSTA, K.A., OLIVEIRA, D.; LOPES, R.T., "Monitoring and Quantification of Fouling by Radiographic Methods". In: National Congress of Non-Destructive Testing, São Paulo, SP, Brazil, 2008.

MARTIN A., MEAD S., WADE B. O., “Materials, Containing Natural Radionuclides in Enhanced Concentrations”, European Commission Report EUR 17625, 1997.

MAUCEC, M. AND DENIJS, I., “Development and calibration of a gamma-ray density meter for sediment-like materials”. **Applied. Radiation and Isotopes**, 67, 2009, pp. 1829-1836.

MCCONN JR., RJ, GESH, C.J., PAGH, R.T., RUCKER, R.A., WILLIAMS, R.G., Compendium of Material Composition Data for Radiation Transport Modeling, **Radiation portal monitor project, Pacific Northwest, National Laboratory**. PIET-43741-TM-963 PNNL-15870 Rev. 1, 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, 1998, pp.409-420.

MONNO, A., Pipe Wall Thickness, GB Patent Document 2146115/A/, **GB Patent Application**, 8323913, Int. Cl. G01B 15/02, 9 p., April , 1985.

NIST, 2010, Disponível online: <http://physics.nist.gov/xaamdi> [2004], acesso em 04/07/2017

OLIVEIRA D. F., NASCIMENTO J. R., MARINHO C. A., LOPES R. T., Gamma transmission system for detection of incrustation in oil exploration pipelines, Nuclear Instruments and Methods in Physics Reserch A, Rio de Janeiro, RJ, Brazil, 2014.

OLIVEIRA, D., Development of a System Based on Transmission of Gamma Radiation for Detection of Incrustations in Pipelines used for oil extraction, INTERNATIONAL NUCLEAR ATLANTIC CONFERENCE - INAC, Rio de Janeiro, RJ, Brazil, 2009.

PEIXOTO, P. N. B., Determinação de frações de volume em fluxos bifásicos óleo-gás e água-gás utilizando redes neurais artificiais e densitometria gama, M.Sc, Instituto de Engenharia Nuclear, IEN-RJ, Rio de Janeiro, RJ, Brasil, 2016.

PELOWITZ, D. B. MCNP-X Tm User's Manual (2.5 ed.). New Mexico: Los Alamos National Laboratory, 2005.

PETROBRÁS, 2013, disponível em: <<http://www.petrobras.com.br/pt/quemsomos/perfil/atividades/exploracao-producao-petroleo-gas>>. Acesso em: 08/09/2017.

REIS, M. I. P., DA SILVA, F. C.; ROMEIRO, G. A.; ROCHA, A. A.; FERREIRA, V. F. Deposição Mineral em Superfícies: Problemas e Oportunidades na Indústria do Petróleo. In: **Rev. Virtual de Química**, v. 3, n. 1, pp 2-13, Jan. – Mar. 2011.

SALGADO C. S., BRANDÃO L. E. B., NUNES R. C., NASCIMENTO A. C. H, SALGADO W. L., Study of Solid-Liquid flow regimes in mining industry using Gamma Radiation, INTERNATIONAL NUCLEAR ATLANTIC CONFERENCE (INAC), Recife, PE, Brazil, 2013.

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., BRANDÃO, L. E., CONTI, C. C., & 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.

SALGADO, C. M., PEREIRA, C. M., SHIRRU, R., & BRANDÃO, L. E.. Flow regime identification and volume fraction prediction in multiphase flows by means of gamma-ray attenuation and artificial neural networks. **Progress in Nuclear Energy** , 52, pp. 555-562, 2010.

SILVA, R.M.P., BEDRIKOVETSKY, P.G., Previsão da perda da produtividade e de injetividade na Bacia de Campos devido à incrustação de sulfatos, **Boletim Técnico da Produção**, Rio de Janeiro, volume 2, número 2, pp. 341 – 371, 2007.

SOARES, M., Sistema de detecção de incrustações em dutos de transporte de petróleo pela técnica de transmissão gama, M.Sc., COPPE-UFRJ, Rio de Janeiro, Brasil, 2014.

SORBIE, K.S. and MACKAY, E.J., Mixing of Injected, Connate and Aquifer Brines in Waterflooding and its Relevance to Oilfield Scaling, **Journal of Petroleum Science and Engineering**, Vol. 27, No.1, pp. 85-106, 2000.

TAUHATA, L., SALATI, I.P.A., PRINZIO, R.DI., PRINZIO, M.A.R.R.DI., Radioproteção e Dosimetria: Fundamentos, Instituto de Radioproteção e Dosimetria, Comissão Nacional de Energia Nuclear, **5ª revisão**, Rio de Janeiro, 2003.

TAUHATA, L., SALATI, I.P.A., PRINZIO, R.DI., PRINZIO, M.A.R.R.DI., Radioproteção e Dosimetria: Fundamentos, Instituto de Radioproteção e Dosimetria, Comissão Nacional de Energia Nuclear, **10ª revisão**, Rio de Janeiro, 2014.

TEIXEIRA, T.P., Use of transmission gamma for study of calculation of scale in oil pipelines, INTERNATIONAL NUCLEAR ATLANTIC CONFERENCE - INAC, Belo Horizonte, MG, Brazil, 2017.

WILLIAN, R.G, GESH, C.J., PAGH, R.T., Compendium of Material Composition Data for Radiation Transport Modeling, NM: Los Alamos National Laboratory, Los Alamos, USA 2006.

ZHANG, Y. e RONG, X. L., Hybrid training of RBF Networks with Application to Nonlinear Systems Identification, In: PROCEEDING OF THE 35TH CONFERENCE ON DECISION AND CONTROL, Kobe, Japan, 1996.

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.

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.

Incrustação Concêntrica: distribuição uniforme do depósito no interior de dutos de exploração/transporte de petróleo.

Incrustação Excêntrica: distribuição não uniforme do depósito no interior de dutos de exploração/transporte de petróleo.

Inteligência Artificial: ramo das ciências da computação dedicado a estudar a maneira pelas quais os computadores podem ser usados para simular ou reproduzir funções realizadas por seres humanos.

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

Pencil Beam: feixe de radiação emitido em única direção e colimadíssimo, muito estreito.

Raios X característicos: esse fenômeno envolve átomos que foram submetidos a um processo de ionização, isto é, interagiram com “partículas” incidentes com energia suficiente para retirar um elétron de uma camada eletrônica mais interna, criando uma vacância, gerando assim uma condição de instabilidade no átomo. Como o átomo tende a retornar à sua condição estável, um elétron de uma órbita mais externa, desloca-se para preencher a vacância, resultando numa diminuição da energia potencial do elétron. O excesso de energia deste elétron é liberado por meio da emissão de radiação eletromagnética cuja energia é igual à diferença das energias de ligação entre as camadas correspondentes.

Retropropagação de erro (Back-propagation): algoritmo de treinamento de modelos de redes neurais.