

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E TECNOLOGIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

**RECONHECIMENTO DE PADRÕES DE IMAGENS DE TRAÇOS
NUCLEARES PRODUZIDOS POR PARTÍCULAS ALFA EM
DETECTORES DE ESTADO SÓLIDO**

Mestranda: Ananda Coaglia Trindade

Orientador: Prof. Dr. Paulo Estevão Cruvinel

Co-orientadores: Prof. Dr. José Hiroki Saito

Prof. Dr. Nivaldo Carlos da Silva

São Carlos-SP
2010

Ananda Coaglia Trindade

**RECONHECIMENTO DE PADRÕES DE IMAGENS DE TRAÇOS
NUCLEARES PRODUZIDOS POR PARTÍCULAS ALFA EM
DETECTORES DE ESTADO SÓLIDO**

*DISSERTAÇÃO APRESENTADA AO PROGRAMA
DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA
COMPUTAÇÃO DA UNIVERSIDADE FEDERAL
DE SÃO CARLOS COMO PARTE DOS
REQUISITOS PARA OBTENÇÃO DO TÍTULO DE
MESTRE EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO*

Orientador:

Prof. Dr. Paulo Estevão Cruvinel

Co-orientadores:

Prof. Dr. José Hiroki Saito

Prof. Dr. Nivaldo Carlos da Silva

São Carlos-SP

2010

**Ficha catalográfica elaborada pelo DePT da
Biblioteca Comunitária da UFSCar**

T833rp

Trindade, Ananda Coaglia.

Reconhecimento de padrões de imagens de traços nucleares produzidos por partículas alfa em detectores de estado sólido / Ananda Coaglia Trindade. -- São Carlos : UFSCar, 2012.

119 f.

Dissertação (Mestrado) -- Universidade Federal de São Carlos, 2010.

1. Processamento de imagens. 2. Transformada de Hough. 3. Redes neurais (Computação). 4. Partículas (Física nuclear). 5. Radônio. I. Título.

CDD: 006.42 (20^a)

Universidade Federal de São Carlos

Centro de Ciências Exatas e de Tecnologia
Programa de Pós-Graduação em Ciência da Computação

“Reconhecimento de Padrões de Imagens de Traços Nucleares produzidos por partículas Alfa em Detectores de Estado Sólido”

ANANDA COAGLIA TRINDADE

Dissertação de Mestrado apresentada ao
Programa de Pós-Graduação em Ciência da
Computação da Universidade Federal de São
Carlos, como parte dos requisitos para a
obtenção do título de Mestre em Ciência da
Computação

Membros da Banca:



Prof. Dr. Paulo Estevão Cruvinel
(Orientador - EMBRAPA/Instrumentação
Agropecuária)



Prof. Dr. Ednaldo Brigante Pizzolato
(DC/UFSCar)



Prof. Dr. Oswaldo Baffa Filho
(FFCL-RP/USP)

São Carlos
Setembro/2010

“Inteligente é quem outros conhece. Sapiente é quem conhece a si mesmo. Forte é quem outros vence. Poderoso é quem domina a si mesmo. Ativo é quem muito trabalha. Rico é quem vive contente. Firme é quem vive em seu posto. Eterno é quem supera a morte.”
Lao Tse.

Agradecimentos

Aos meus pais, Edival Antonio Trindade e Maria Inês Coaglia Trindade, pelo incentivo constante aos estudos e dedicação durante todos esses anos, por me apoiarem em minhas iniciativas e me ensinarem os verdadeiros valores da vida que carrego comigo.

Ao Prof. Dr. Paulo Estevão Cruvinel e ao Prof. Dr. José Hiroki Saito, pela constante preocupação e apoio, pela orientação e co-orientação deste trabalho e por todo ensinamento transmitido com competência e paciência.

Ao Prof. Dr. Nivaldo Carlos da Silva, pela confiança depositada em mim durante todo o desenvolvimento deste trabalho, por sua simpatia e paciência e por me co-orientar com a preocupação de sempre me apontar o melhor caminho. A ele, toda minha admiração e respeito.

Ao Prof. Dr. Washington Luiz De Barros Melo por sua contribuição e sugestões durante o exame de qualificação.

À Caroline de Carvalho que adquiriu as imagens do banco de padrões utilizadas neste trabalho.

Ao Élis Lima, funcionário do LAPOC, sempre prestativo e que me ajudou na confecção das figuras utilizadas neste trabalho.

Ao Dr. Marcos Roberto Nascimento Lopes pelo apoio durante os últimos meses do programa de mestrado.

A toda a equipe do Laboratório de Radônio e do Laboratório de Geoquímica, obrigada pelo apoio.

À Cristina Trevelin, por toda sua atenção e ajuda.

Aos amigos que me acompanharam nessa jornada e contribuíram com os momentos de descontração e alegria.

A todos que direta ou indiretamente colaboraram durante o curso e contribuíram para a realização deste trabalho.

Resumo

Este trabalho apresenta uma nova técnica de análise de imagens geradas por partículas alfa em detectores de estado sólido utilizando a Transformada de Hough para identificação de padrões completos e Redes Neurais Artificiais que atuam como classificadores de padrões incompletos.

O Radônio, durante seu processo de decaimento emite partículas alfa que podem ser registradas em detectores de determinados materiais como cristais inorgânicos, plásticos ou vidros. Através destes detectores é possível obter imagens geradas pelas partículas alfa e assim calcular a concentração de Radônio em um ambiente.

Considerando que os produtos de decaimento do Radônio são responsáveis pela maior parte da dose de radiação ionizante recebida pela população mundial e que estudos realizados ao longo dos anos comprovaram sua associação ao câncer de pulmão, concentrações elevadas de Radônio podem provocar riscos à saúde.

Da importância dos estudos relacionados ao Radônio, surge a necessidade de explorar melhor as técnicas existentes para obtenção de sua concentração em ambientes fechados, bem como de se adequar ou criar novas técnicas que possam ser melhor adaptadas às necessidades atuais.

Palavras-chave: Processamento Digital de Imagens, Transformada de Hough, Redes Neurais Artificiais, Partículas Alfa, Radônio.

Abstract

This work presents a new technique for image analysis generated by alpha particles in solid state nuclear track detectors using Hough Transform to identify complete standards and Artificial Neural Networks which act as classifiers of incomplete standards.

Radon, during their decay process emits alpha particles that may be registered in detector of certain materials as inorganic crystals, plastic or glass. Through these detectors is possible to obtain images generated by alpha particles and therefore calculate the concentration of radon in an environment.

Radon and its decay products contribute to the majority of ionizing radiation received by worldwide population, particularly in indoor environments. Studies carried out over the years confirmed the association between radon exposure and lung cancer.

Considering the importance of studies related to radon, the need arises to explore the existing techniques to obtain the concentration of radon indoors and create new techniques that are better adapted to current needs.

Keywords: Digital Image Processing, Hough Transform, Artificial Neural Networks, Alpha Particle, Radon.

Sumário

<i>Resumo</i>	<i>iv</i>
<i>Abstract</i>	<i>v</i>
<i>Lista de Abreviaturas e Siglas</i>	<i>ix</i>
<i>Lista de Figuras</i>	<i>x</i>
<i>Lista de Tabelas</i>	<i>xv</i>
<i>Lista de Símbolos</i>	<i>xvii</i>
<i>Prefácio</i>	<i>1</i>
1 Conceitos gerais sobre a radioatividade, o processo de formação de traços nucleares produzidos por partículas alfa e os detectores utilizados	4
1.1 Resumo do Capítulo	4
1.2 Fundamentos	4
1.2.1 Introdução.....	4
1.2.2 Conceitos Gerais	5
1.2.2.1 Estrutura da Matéria.....	5
1.2.2.2 Isótopos	6
1.2.3 Radioatividade.....	6
1.2.4 Séries Radioativas Naturais	9
1.2.5 Grandezas Radioativas	10
1.2.5.1 Lei do Decaimento Radioativo.....	10
1.2.5.2 Atividade de uma Fonte Radioativa	10
1.2.5.3 Meia Vida.....	11
1.2.6 Radônio.....	11
1.2.6.1 Efeitos Nocivos à Saúde.....	13
1.2.6.2 Fontes de Radônio.....	14
1.3 Técnicas de Detecção de Radônio	15
1.3.1 Processo de Formação do Traço e Revelação.....	16
1.3.2 Geometria do Traço	17
1.3.2.1 Limite de Crítico de Detecção de Energia.....	18
1.3.2.2 Ângulo Crítico de Detecção	18
1.3.2.3 Classificação dos traços nucleares	20
1.4 Detectores	21
1.4.1 Outros Detalhes Importantes Sobre o Detector Plástico CR-39	23

1.4.2	Background.....	24
2	<i>Uso de Técnicas do Processamento Digital de Imagens e Redes Neurais Artificiais para Reconhecimento de Padrões de Traços Nucleares Produzidos por Partículas Alfa</i>	25
2.1	Resumo do Capítulo.....	25
2.2	Fundamentos	25
2.2.1	Imagem.....	26
2.2.2	Segmentação.....	27
2.2.2.1	Limiarização Simples ou Binarização.....	27
2.2.2.2	Filtro Laplaciano	27
2.2.3	Transformada de Hough.....	29
2.2.4	Transformada de Hough para Retas.....	30
2.2.5	Transformada de Hough para Círculos.....	33
2.2.6	Transformada de Hough para Elipses.....	36
2.3	Redes Neurais Artificiais.....	40
2.3.1	Histórico	41
2.3.2	Modelo de Neurônio.....	42
2.3.3	Topologias Básicas.....	43
2.3.4	Aprendizagem.....	44
2.3.5	Rede de Perceptrons Multicamadas.....	45
2.3.6	O Algoritmo Backpropagation	47
3	<i>Desenvolvimento do método para reconhecimento de padrões de traços nucleares em imagens produzidas por partículas alfa</i>	51
3.1	Resumo do capítulo.....	51
3.2	Fundamentos	51
3.3	Aquisição de Imagens	53
3.4	Banco de Padrões.....	57
3.4.1	Padrões Obtidos.....	61
3.4.1.1	Partículas Alfa com ângulo de incidência de 90°.....	61
3.4.1.2	Partículas Alfa com ângulo de incidência de 75°.....	63
3.4.1.3	Partículas Alfa com ângulo de incidência de 60°.....	66
3.4.1.4	Partículas Alfa com ângulo de incidência de 45°.....	67
3.4.1.5	Partículas com ângulo de incidência de 30°.....	70
3.4.1.6	Classificação das Partículas Alfa	70

3.5	Pré-Processamento.....	72
3.5.1	Limiarização Simples	72
3.5.2	Filtro Laplaciano.....	74
3.6	Processamento.....	76
3.6.1	Identificação de Padrões Completos.....	76
3.6.2	Identificação de Padrões Incompletos	79
4	<i>Resultados e Conclusões</i>	84
4.1	Resumo do Capítulo.....	84
4.2	Interface do Sistema	84
4.3	Estudo de caso para determinação de padrões	94
4.4	Estudo de caso para detecção de partículas alfa	99
4.5	Estudo de caso para detecção de traços incompletos utilizando redes neurais artificiais.	104
4.6	Conclusões	107
4.7	Propostas Para Trabalhos Futuros	108
5	<i>Referências Bibliográficas</i>	109

Lista de Abreviaturas e Siglas

ABNT	Associação Brasileira de Normas Técnicas
CDTN	Centro de Desenvolvimento da Tecnologia Nuclear
CNEN	Comissão Nacional de Energia Nuclear
CNPDIA	Centro Nacional de Pesquisa e Desenvolvimento de Instrumentação Agropecuária
CPE	<i>Chemical Pre Etching</i>
CR-39	<i>Columbia Resin #39</i>
ECE	<i>Electro Chemical Etching</i>
EMBRAPA	Empresa Brasileira de Pesquisa Agropecuária
HT	<i>Hough Transform</i>
IARC	<i>International Agency for Research on Cancer</i>
ICRP	<i>International Commission on Radiological Protection</i>
IRP	<i>International Radon Project</i>
LAPOC	Laboratório de Poços de Caldas
MLP	<i>Multi-Layer Perceptrons</i>
NTP	<i>National Toxicology Programme</i>
OMS	Organização Mundial da Saúde
SI	Sistema Internacional
SSNTD	<i>Solid State Nuclear Track Detector</i>
TH	Transformada de Hough
UNSCEAR	<i>United Nations Scientific Committee on the Effects of Atomic Radiation</i>

Lista de Figuras

Figura 1 – Átomo e modelo de Bohr. (Fonte: TAUHATA, 2003).....	5
Figura 2 – Série radioativa do ^{238}U , ^{235}U e ^{232}T e seus respectivos valores de meia vida, com destaque para o Radônio.	9
Figura 3 – ^{222}Rn e seus produtos de decaimento.	12
Figura 4 – Fontes de radiação recebida pela população mundial. (Fonte: WHO, 2009).....	12
Figura 5 - Fontes de Radônio e como atingem ambientes fechados.	15
Figura 6 - Traço latente em um SSNTD. (Fonte: DE PAULO, 1991)	16
Figura 7 - Traço latente após revelação química (Fonte: DE PAULO, 1991)	17
Figura 8 – Relação entre a velocidade de ataque V_b e V_t e o ângulo crítico de incidência θ_c	19
Figura 9 - Imagem microscópica da superfície de um SSNTD, contendo traços nucleares formados por partículas Alfa, adquirida com lente de aumento de 40x. Imagem em 256 tons de cinza e área total de 1mm^2	19
Figura 10 – Medidas dos diâmetros de traço elíptico, onde a é o diâmetro maior e b o diâmetro menor.....	20
Figura 11 - CR-39 (plástico transparente) dentro de uma câmara de difusão.	23
Figura 12 – Etapas da Transformada de Hough para qualquer forma geométrica. (Fonte: CONCI, 2008.).....	30
Figura 13 - Representação da equação da reta (declive-intercepte)	30
Figura 14 – Cada ponto no espaço da imagem transforma-se em uma reta no espaço de parâmetros. (Fonte: CONCI, 2008)	31
Figura 15 - Representação da equação da reta em coordenadas polares.	32
Figura 16 – Cada ponto no espaço da imagem corresponde a uma senóide no espaço de parâmetros. (Fonte: CONCI, 2008.)	33
Figura 17 - Representação geométrica de um círculo	33
Figura 18 - Imagem de uma circunferência no plano cartesiano x, y	35
Figura 19 - Espaço de parâmetros a e b para circunferências.	35
Figura 20 – Elipse com eixo maior horizontal. (Fonte: CONCI, 2008)	37
Figura 21 – Elipse inclinada com seus cinco parâmetros. (Fonte: CONCI, 2008).....	37

Figura 22 – Triângulo não retângulo inscrito em uma elipse. (Fonte: CONCI, 2008)	39
Figura 23 – (a) imagem original em 256 tons de cinza, adquirida com lente de aumento de 40x e área total de 0,04 mm ² ; (b) imagem após o uso da Transformada de Hough.	40
Figura 24 - Neurônio artificial ou rede neural artificial.	42
Figura 25 – Principais funções de ativação utilizadas pelas redes neurais artificiais. (a) função linear (b) função degrau (c) função sigmóide (d) função gaussiana.	43
Figura 26 – Exemplo de uma rede neural artificial do tipo <i>feedforward</i> .	44
Figura 27 – Exemplo de uma rede neural artificial do tipo recorrente.	44
Figura 28 – (a) rede de <i>perceptrons</i> de camada simples; (b) rede de <i>perceptrons</i> multicamadas.	45
Figura 29 – Arquitetura do método desenvolvido para a captura e análise automática de imagens de traços nucleares produzidos por partículas alfa.	52
Figura 30 – Estrutura de procedimentos do sistema de captura automático de imagens.	53
Figura 31 – Sistema automático de captura de imagens composto por um microscópio ótico com motores de passo acoplados à mesa XY, fonte e circuito de controle dos motores.	54
Figura 32 – Motores de passo acoplados à mesa XY do microscópio ótico.	55
Figura 33 - Microcontrolador programável (PIC 16F877A) utilizado para o controle dos motores de passo acoplados ao microscópio ótico.	56
Figura 34 – Colimadores de 90°, 75°, 60°, 45° e 30°.	57
Figura 35 – Colimador que restringe a passagem de partículas alfa com ângulo de 30°.	57
Figura 36 – Colimador que restringe a passagem de partículas alfa com ângulo de 45°.	58
Figura 37 – Colimador que restringe a passagem de partículas alfa com ângulo de 60°.	58
Figura 38 – Colimador que restringe a passagem de partículas alfa com ângulo de 75°.	58
Figura 39 – Colimador que restringe a passagem de partículas alfa com ângulo de 90°.	59

Figura 40 – Ilustração do posicionamento do colimador, detector e da fonte radioativa.....	59
Figura 41 - Câmera de vácuo e um colimador com ângulo de incidência de 90°.....	60
Figura 42 – Imagem da superfície de um detector com destaque para a mancha presente no microscópio. Imagem adquirida com lente de aumento de 40x e área total de 0,16 mm ²	61
Figura 43 – (a), (b), (c) e (d) Imagens da superfície de um detector com partículas alfa com ângulo de incidência de 90° em experimento realizado na câmera de vácuo. Imagens em 256 tons de cinza, adquirida com lente de aumento de 40x e dimensão de 0,25 mm ²	62
Figura 44 – (a), (b), (c) e (d) Imagens da superfície de um detector com partículas alfa com ângulo de incidência de 90° em experimento realizado no ar. Imagens em 256 tons de cinza, adquirida com lente de aumento de 40x e dimensão de 0,25 mm ²	63
Figura 45 – (a), (b), (c) e (d) Imagens da superfície de um detector com partículas alfa com ângulo de incidência de 75° em experimento realizado na câmera de vácuo. Imagens em 256 tons de cinza e adquirida com lente de aumento de 40x e dimensão de 0,25 mm ²	64
Figura 46 – (a), (b), (c) e (d) Imagens da superfície de um detector com partículas alfa com ângulo de incidência de 75° em experimento realizado no ar. Imagens em 256 tons de cinza, adquirida com lente de aumento de 40x e dimensão de 0,25 mm ²	65
Figura 47 – (a), (b), (c) e (d) Imagens da superfície de um detector com partículas alfa com ângulo de incidência de 60° em experimento realizado na câmera de vácuo. Imagens em 256 tons de cinza, adquirida com lente de aumento de 40x e dimensão de 0,25 mm ²	66
Figura 48 – (a), (b), (c) e (d) Imagens da superfície de um detector com partículas alfa com ângulo de incidência de 60° em experimento realizado no ar. Imagens em 256 tons de cinza, adquiridas com lente de aumento de 40x e dimensão de 0,25 mm ²	67
Figura 49 – (a), (b), (c) e (d) Imagens da superfície de um detector com partículas alfa com ângulo de incidência de 45° em experimento realizado na câmera de vácuo.	

Imagens em 256 tons de cinza, adquiridas com lente de aumento de 40x e dimensão de 0,25 mm ²	68
Figura 50 – (a), (b), (c) e (d) Imagens da superfície de um detector com partículas alfa com ângulo de incidência de 45° em experimento realizado no ar. Imagens em 256 tons de cinza, adquiridas com lente de aumento de 40x e dimensão de 0,25 mm ²	69
Figura 51 – Análise das partículas com ângulo de incidência conhecido.	70
Figura 52 – Estrutura de procedimentos da etapa de pré-processamento das imagens, precedida pela etapa de aquisição de imagens.....	72
Figura 53 – Imagem da superfície de um detector de traços nucleares produzidos por partículas Alfa limiarizada com valor de limiar $t = 210$	73
Figura 54 - Processo de detecção de bordas utilizando o filtro Laplaciano após uso da técnica de limiarização simples.	75
Figura 55 – Estrutura de procedimentos que detalha a identificação de padrões utilizando a transformada de Hough para Elipses.	76
Figura 56 – Estrutura de procedimentos que detalha o reconhecimento de padrões incompletos utilizando Redes Neurais Artificiais.	79
Figura 57 – Tela do processo de criação da rede neural para classificação de eventos.	80
Figura 58 – Tela do processo de treinamento da rede neural para classificação de eventos.....	81
Figura 59 – Tela do processo de teste da rede neural para classificação de eventos..	82
Figura 60 – Tela de abertura do sistema.....	85
Figura 61 – Tela de calibração de parâmetros do software.	87
Figura 62 – Tela do sistema após o processo de contagem do detector. À esquerda encontra-se a lista das imagens carregadas e à direita o resultado final.....	89
Figura 63 – Tela de resultados do sistema com a aba de gráficos em destaque.....	90
Figura 64 – Tela de resultados do sistema com a aba de tabelas em destaque.....	91
Figura 65 – Tela do sistema para a criação de uma rede neural artificial.	92
Figura 66 – Tela do sistema para o treinamento de uma rede neural artificial.....	93
Figura 67 – Tela do sistema para o teste das redes neurais artificiais.	93

Figura 68 – (a) partícula Alfa com ângulo de incidência de 90°; (b) partícula Alfa com ângulo de incidência de 75°; (c) partícula Alfa com ângulo de incidência de 60°; (d) partícula Alfa com ângulo de incidência de 45°.....	94
Figura 69 – Resultados obtidos com a TH na classificação das partículas com ângulo de incidência de 90°.....	95
Figura 70 – Resultados obtidos com a TH na classificação das partículas com ângulo de incidência de 75°.....	96
Figura 71 – Resultados obtidos com a TH na classificação das partículas com ângulo de incidência de 60°.....	97
Figura 72 – Resultados obtidos com a TH na classificação das partículas alfa com ângulo de incidência de 45°.....	98
Figura 73 – Resultados obtidos da contagem do detector 245 com detalhe para os gráficos obtidos.	100
Figura 74 – Resultados obtidos da contagem do detector 245 com detalhe nos valores da tabela de dados.....	101
Figura 75 – Exemplos de clusters detectados pela Transformada de Hough para elipses. (a), (c) e (e) imagens originais, (b), (d) e (f) imagens após identificação dos traços.....	103
Figura 76 – Exemplos de traços incompletos localizados nas bordas das imagens. (a) e (c) imagens originais e (b) e (d) imagens após identificação dos traços incompletos.	104

Lista de Tabelas

Tabela 1 – Linha do tempo das principais descobertas sobre a radiação entre os anos de 1895 à 1971.....	8
Tabela 2 – Concentração de ^{222}Rn em vários locais do Brasil. (Fonte: CORRÊA, 2007).....	13
Tabela 3 – Propriedades de detectores plásticos. (Fonte: KALSI, 2006).....	22
Tabela 4 – Principais características dos SSNTD. (Fonte: KALSI, 2006).....	22
Tabela 5 – Limites de detecção nos SSNTD. (Fonte: KALSI, 2006)	23
Tabela 6 – Valores médios dos diâmetros maiores e menores dos traços obtidos através do experimento com colimador de 90° e câmara de vácuo.....	62
Tabela 7- Valores médios dos diâmetros maiores e menores dos traços obtidos através do experimento com colimador de 90° e exposição no ar.....	63
Tabela 8 – Valores médios dos diâmetros maiores e menores dos traços obtidos através do experimento com colimador de 75° e câmara de vácuo.....	64
Tabela 9 - Valores médios dos diâmetros maiores e menores dos traços obtidos através do experimento com colimador de 75° e exposição no ar.....	65
Tabela 10 - Valores médios dos diâmetros maiores e menores dos traços obtidos através do experimento com colimador de 60° e câmara de vácuo.....	66
Tabela 11 - Valores médios dos diâmetros maiores e menores dos traços obtidos através do experimento com colimador de 60° e exposição no ar.....	67
Tabela 12 – Valores médios dos diâmetros maiores e menores dos traços obtidos através do experimento com colimador de 45° e câmara de vácuo.....	68
Tabela 13 - Valores médios dos diâmetros maiores e menores dos traços obtidos através do experimento com colimador de 45° e exposição no ar.....	69
Tabela 14 – Valores médios do diâmetro menor (t), diâmetro maior (s) e da razão entre diâmetro menor e maior (s/t).	71

Tabela 15 - Relação entre o quociente dos diâmetros dos traços e o ângulo de incidência.....	71
Tabela 16 – Síntese das análises dos detectores mostrando os valores de densidade de traço de cada detector e o erro absoluto.	102
Tabela 17 – Síntese das análises dos detectores mostrando os valores da concentração final de cada detector e o erro absoluto.	102
Tabela 18 – Alguns dos padrões utilizados para o treinamento da rede neural artificial para o reconhecimento de traços incompletos.	105

Lista de Símbolos

^{14}C	Carbono
^{222}Rn	Radônio
^{226}Ra	Rádio
^{22}Na	Sódio
^{232}Th	Tório
^{234}U	Urânio
^{235}U	Urânio
^{238}U	Urânio
^{241}Am	Amerício
^3H	Hidrogênio
^{40}K	Potássio
^4He	Hélio
^7Be	Berílio
^{85}Kr	Criptônio
KOH	Hidróxido de Potássio
NaOH	Hidróxido de Sódio
V_b	Velocidade de ataque na superfície do detector
V_t	Velocidade de ataque ao longo do traço
α	Radiação Alfa
β	Radiação Beta
γ	Radiação Gama

Prefácio

O Radônio e seus produtos de decaimento contribuem com a maior dose de radiação ionizante recebida pela população mundial. Efeitos negativos sobre a saúde humana provocados pelo Radônio têm sido notados por muitas décadas. Inicialmente, devido às altas concentrações de Radônio, estudos relacionados aos riscos de saúde associados à exposição de Radônio eram feitos somente em minas subterrâneas. Neste contexto, estudos epidemiológicos realizados por mais de 50 anos em milhares de mineradores, comprovaram a associação entre câncer de pulmão e a exposição ao Radônio. Atualmente, esforços têm sido feitos no sentido de estender os estudos realizados em minas subterrâneas para residências, casas de vegetação agrícola e outros ambientes fechados de convívio humano.

Apoiados nos estudos realizados ao longo dos anos, a *International Agency for Research on Cancer (IARC)* e a *National Toxicology Programme (NTP)* classificaram o Radônio como um agente cancerígeno. Desde então, estudos têm sido realizados no sentido de determinar níveis aceitáveis de exposição ao Radônio de forma a avaliar seus riscos à saúde humana.

De acordo com a Organização Mundial da Saúde (OMS), estima-se que a proporção de câncer de pulmão atribuído ao Radônio seja de 3 a 14%, dependendo da concentração média de cada país e dos métodos de cálculo que são utilizados (WHO, 2009).

Em 2005, a OMS criou o *International Radon Project (IRP)*, que conta com a participação de mais de 30 países e que tem promovido com sucesso um fórum internacional sobre o Radônio, com intuito de reduzir seus riscos e prover acesso a métodos e ferramentas baseados em evidências científicas para determinar novas políticas públicas em saúde.

Em relatório apresentado pela IRP em 2007, estimou-se que cerca de 5 a cada 1000 pessoas poderiam desenvolver câncer de pulmão se vivessem em ambientes com concentração de Radônio de até 100 Bq/m³. Estes valores aumentam assustadoramente quando associados ao fumo, onde se diz que 100 a cada 1000 fumantes regulares poderiam desenvolver câncer de pulmão em ambientes com concentração de até 100 Bq/m³.

Assim, a OMS recomenda a concentração de 100 Bq/m^3 como nível de referência internacional para limitar os riscos à população (WHO, 2009). Uma vez que isso não seja possível, o limite não deve exceder 300 Bq/m^3 .

Com toda a preocupação e cuidado que vem sendo tomado com relação à exposição ao Radônio, fica evidente a necessidade de se ter métodos eficientes para medir a sua concentração dentro de residências e em outros ambientes de convívio humano.

Neste contexto, existem no mercado produtos que auxiliam tais métodos, incluindo o processo de aquisição e análise de imagens provenientes das partículas alfa incidentes em detectores nucleares de estado sólido. Dentre estes produtos, destaca-se o *TASLIMAGE* que é um sistema laboratorial de alto custo para processamento e leitura em detectores plásticos de traços nucleares, desenvolvido na Universidade de Bristol (FEWS, 1992). O *TASLIMAGE* consiste de um microcomputador e de um microscópio ótico digital com uma câmera CCD acoplada e motores que se movem nos eixos X, Y e Z. Uma alternativa ao *TASLIMAGE* é um software gratuito intitulado *TRIAC II*, escrito em MATLAB e desenvolvido pelo Laboratório de Física Nuclear na Universidade de Ioannina, Grécia (IOANNIDES, 2007). O *TRIAC II* apresenta grande facilidade de uso, porém, é restrito a determinadas funções, não atendendo a todos os requisitos necessários para uma análise completa dos eventos gerados nos detectores plásticos.

Este trabalho apresenta um método inovador, desenvolvido para obtenção e análise de imagens geradas por partículas alfa em detectores plásticos em sistema automático de captura de imagens em microscópio ótico, equipado com câmera digital e motores que movimentam os eixos X e Y, bem como algoritmos para análise de imagens que utilizam transformada de Hough e Redes Neurais Artificiais como classificadores de padrões.

O Laboratório de Poços de Caldas (LAPOC), que é uma das unidades da Comissão Nacional de Energia Nuclear (CNEN), é responsável por diversas atividades e, entre elas, a determinação da concentração de Radônio e seus produtos de decaimento em ambientes fechados, na água e no solo. Nele são realizadas medidas de campo com o detector plástico CR-39, o que pode levar de três a seis meses. Inicialmente, o processo de análise de um detector era feito manualmente, onde um técnico era responsável por contar os eventos um a um no microscópio e

então determinar a concentração de Radônio. Este procedimento manual era extremamente demorado, cerca de um dia trabalho para cada detector. Além de ser um método suscetível a falhas e erros, a contagem de eventos também variava de um técnico para outro.

Há cerca de três anos, foi desenvolvido um projeto para aperfeiçoar o sistema de captura de imagens em detectores de estado sólido, onde a captura passou a ser feita de forma automática. Com este novo sistema foi possível fazer a captura de 60 imagens para cada detector em um tempo de aproximadamente 6 minutos (SILVA, 2007). Foi também adquirido software para contagem de eventos, intitulado Quantikov, produzido pelo Centro de Desenvolvimento da Tecnologia Nuclear (CDTN). Este software atendeu de forma parcial às necessidades do laboratório, uma vez que era necessário fazer o tratamento das imagens antes da contagem, eliminando os eventos que não deveriam fazer parte da análise.

Assim, passou a ser necessário o desenvolvimento de um sistema capaz de capturar e analisar as imagens de forma automatizada, ou seja, sem a necessidade de intervenção humana, reduzindo o tempo de análise e as incertezas associadas, incluindo o aumento da confiabilidade das medidas a serem realizadas.

Este trabalho está dividido em quatro capítulos, organizados da seguinte forma: o capítulo 1 que apresenta os principais fundamentos sobre radioatividade, técnicas de detecção do Radônio, incluindo o processo de formação e revelação do traço. O capítulo 2 que apresenta as principais técnicas do processamento digital de imagens para o reconhecimento dos padrões de traços nucleares e os classificadores de padrões. O Capítulo 3 que apresenta o método desenvolvido para o reconhecimento automático de padrões de imagens de traços nucleares produzidos por partículas alfa. O Capítulo 4 que apresenta os resultados e conclusões.

1 Conceitos gerais sobre a radioatividade, o processo de formação de traços nucleares produzidos por partículas alfa e os detectores utilizados

1.1 *Resumo do Capítulo*

Este capítulo apresenta conceitos gerais sobre a estrutura da matéria, isótopos, a radioatividade, abordando suas principais fontes e seus tipos, séries radioativas naturais e grandezas radioativas, incluindo conceitos sobre a lei do decaimento radioativo, atividade de uma fonte radioativa e meia vida. São apresentadas ainda informações sobre o Radônio, seus efeitos nocivos à saúde e suas principais fontes, técnicas de detecção, o processo de formação de traços gerados por partículas alfa em detectores de estado sólido e o processo de revelação, a geometria do traço, abordando inclusive os conceitos de limite de energia de detecção e o ângulo crítico de detecção. Adicionalmente, são mostradas as principais características dos detectores do tipo SSNTD, focando principalmente o detector CR-39.

1.2 *Fundamentos*

1.2.1 *Introdução*

Os primeiros resultados apresentados sobre traços nucleares em sólidos foram publicados em 1959 por Silk e Barnes (SILK, 1959), os quais mostram os traços de fragmentos de fissão do ^{235}U em mica. A partir daí, deu-se início aos estudos para o desenvolvimento de novos detectores sólidos de traços nucleares que levaram à descoberta de vários materiais que hoje são utilizados como detectores de partículas, em diversas áreas da ciência e da tecnologia aplicada à física das radiações.

Em 1962, Price e Walk (PRICE, 1962) confirmaram os estudos de Silk e Barnes e utilizaram a mica sintética, desenvolvida por Loius Navias, que mantinham os traços registrados ativos e estáveis, resolvendo o problema da mica natural, onde os traços desapareciam nos raios de elétrons do microscópio quando observados (FLEISCHER, 1975). Em 1963, Price, Walker e Fleischer vislumbraram a

possibilidade de utilizar detectores de estado sólido de traços nucleares (SSNTD) para dosimetria (PRICE et al, 1963).

Cartwright, Shirk e Price, em 1978, descobriram que o polímero CR-39 (Columbia Resina), resultado da polimerização do monômero líquido Carbonato de Diglicol Alílico, era muito eficiente para detectar partículas pesadas (CARTWRIGHT et al, 1978). Desde então, pesquisas voltadas para as propriedades do CR-39 mostraram grande aplicabilidade em seu uso e proporcionaram o desenvolvimento de sistemas automáticos de contagem de traços nucleares.

1.2.2 Conceitos Gerais

1.2.2.1 Estrutura da Matéria

Todos os materiais existentes no universo são compostos por átomos e suas combinações. Um átomo é composto de um núcleo e de partículas negativas chamadas elétrons. Toda sua massa fica concentrada no núcleo e os elétrons giram ao seu redor em órbitas específicas de acordo com suas energias. O núcleo por sua vez, é composto por partículas positivas chamadas prótons e partículas sem carga chamadas nêutrons. O número de prótons ou número atômico (Z) identifica um elemento químico e o número de massa (A) é definido como a soma do número de prótons e nêutrons (NIELS BOHR, 1913; TAUHATA, 2003). Embora atualmente existam modelos mais modernos para definir a estrutura de um átomo, como o da física quântica, o modelo tradicional de Bohr (Figura 1), conforme descrito acima, ainda é o aceito pela comunidade científica para descrever os fenômenos relacionados à radioatividade.

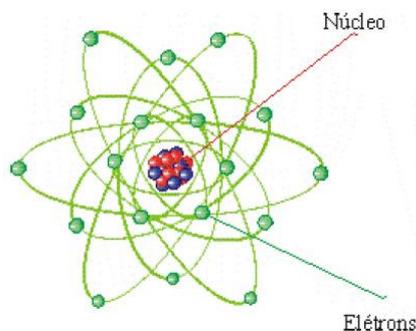


Figura 1 – Átomo e modelo de Bohr.
(Fonte: TAUHATA, 2003)

1.2.2.2 Isótopos

São chamados isótopos, os átomos de um elemento químico cujos núcleos têm o mesmo número atômico, ou seja, os isótopos de um mesmo elemento contêm o mesmo número de prótons, mas diferentes números de massas atômicas.

Existem na natureza, isótopos estáveis e instáveis. Os isótopos instáveis, que são radioativos, são também denominados radioisótopos ou radionuclídeos (TAUHATA, 2003).

Neste contexto, se encontra o Urânio, que possui 92 prótons e apresenta três principais isótopos de natureza instável: ^{234}U com 142 nêutrons e na natureza é encontrado em quantidade desprezível (0,0056%), ^{235}U com 143 nêutrons que é utilizado em reatores nucleares após enriquecimento e apresenta quantidade da ordem de 0,7205% na natureza e ^{238}U com 146 nêutrons, que é encontrado em quantidade equivalente a 99,2739% na natureza.

1.2.3 Radioatividade

A radioatividade, pode ser natural ou artificial, sendo provenientes das seguintes fontes:

I. Radiação Natural

- a) **Primordial:** Formada pelos radionuclídeos primordiais¹ ^{40}K , ^{235}U , ^{238}U e ^{232}Th e os radionuclídeos originados de seus decaimentos.
- b) **Cósmica:** Formada pelos raios cósmicos² originados no espaço que bombardeiam a terra diariamente com partículas altamente energéticas, formadas principalmente de prótons e partículas alfa.

¹ Radionuclídeos primordiais: são os radionuclídeos que estavam presentes na formação da terra.

² Raios Cósmicos: consistem de partículas altamente energéticas, formados principalmente de prótons, elétrons, nêutrons, mésons, neutrinos, núcleos leves e radiação gama provenientes do espaço sideral (TAUHATA, 2003).

- c) **Cosmogênica:** Formada constantemente no ambiente através da interação dos gases atmosféricos com a radiação cósmica. Os principais radionuclídeos cosmogênicos formados são: ^3H , ^7Be , ^{14}C , ^{22}Na e ^{85}Kr .

II. Radiação Artificial

- a) Gerada através de tubos de raios X e aceleradores de partículas, quando em operação, bem como por irradiadores preparados com radioisótopos e fontes de nêutrons fabricadas a partir de materiais que apresentam radiação natural.

Os elementos radioativos estão em constante transformação, buscando sempre seu equilíbrio nuclear. Se o núcleo de um determinado elemento se encontra em uma situação de instabilidade, ele tende a transformar-se em outro elemento, mais estável que o anterior. Esse processo acontece sucessivamente, onde cada núcleo criado é melhor que o anterior, até o momento que atingem uma configuração estável.

Assim, de acordo com Tauhata (TAUHATA, 2003), radiação nuclear é o nome dado às ondas eletromagnéticas emitidas pelo núcleo durante o processo de reestruturação interna do átomo para se atingir a estabilidade.

Existem três tipos principais de radiação nuclear, também chamada de radiação ionizante, emitida pelos átomos radioativos instáveis:

- **Radiação Alfa (α):** Emissão de um grupo de partículas constituídas de dois prótons e dois nêutrons, que formam um núcleo de Hélio (^4He) e com grande quantidade de energia associada. A partícula alfa atinge uma velocidade que varia de 16 a 22 mil km/s (KAPLAN, 1978) e por serem muito pesadas e possuírem carga elétrica maior que as outras radiações, são menos penetrantes, ou seja, são facilmente absorvidas. Geralmente, as partículas alfa são absorvidas por uma folha de papel, por uma folha de alumínio de 0,004 cm de espessura ou por vários centímetros de ar. A radiação Alfa não apresenta perigo, em se tratando de exposição externa, uma vez que a mesma possui alcance limitado.
- **Radiação Beta (β):** Emissão de uma partícula negativa, resultante da transformação de um nêutron em próton ou da emissão de uma partícula positiva, resultando da transformação de um próton em nêutron e de grande quantidade de energia associada. A partícula beta possui menor massa, menor

carga elétrica e maior velocidade (podendo atingir até 99% da velocidade da luz) em relação às partículas alfa e, portanto, são mais penetrantes. Em geral, é necessária uma folha de papel alumínio de poucos milímetros para barrar uma partícula Beta.

- **Radiação Gama (γ):** Núcleos que ainda possuem excesso de energia após uma emissão Alfa ou Beta emitem tal excesso na forma de uma onda eletromagnética procurando estabilizar-se. Os raios gama são muito mais penetrantes que as radiações Alfa e Beta, podendo atravessar vários metros de ar ou vários centímetros de chumbo e atingem a velocidade das ondas eletromagnéticas de 300.000 km/s.

Existem ainda os Raios-X, que são semelhantes aos raios gama em relação as suas propriedades, porém, diferentemente dos raios gama que tem origem no núcleo do átomo, os raios-X podem ter origem na eletrosfera do átomo ou serem produzidos artificialmente através do frenamento de elétrons.

A seguir, a Tabela 1, mostra na linha do tempo as principais descobertas sobre a radiação entre os anos de 1895 à 1971.

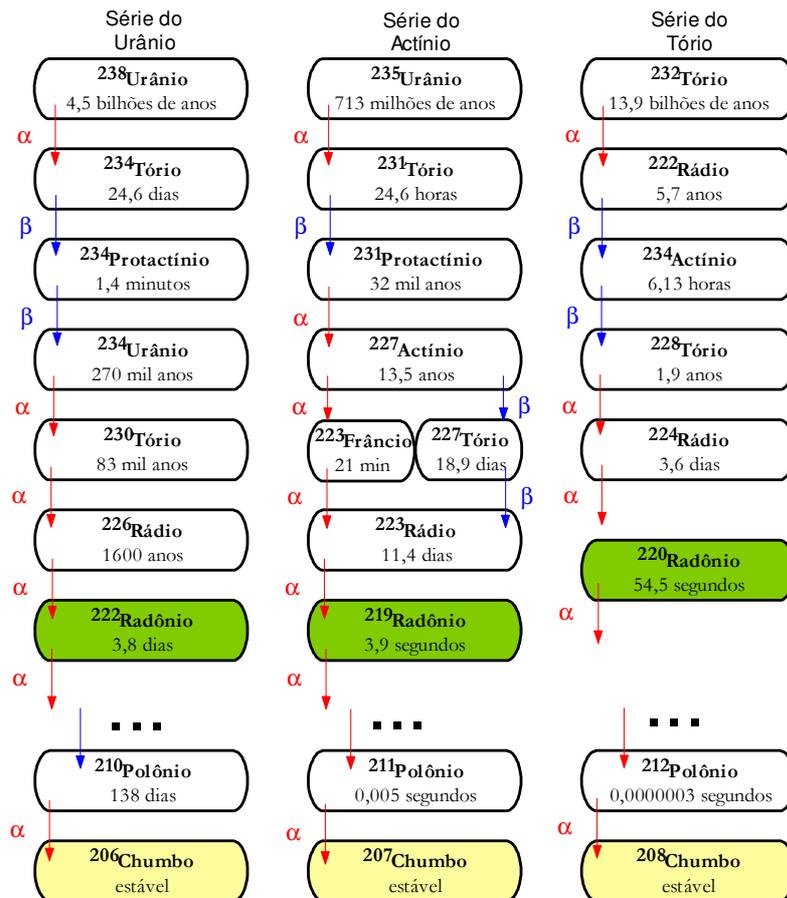
Tabela 1 – Linha do tempo das principais descobertas sobre a radiação entre os anos de 1895 à 1971.

<i>Ano</i>	<i>Descoberta</i>
1895	Descoberta dos Raios-X – W. K. Roentgen
1895	Primeiro registro radiográfico
1896	Descoberta da radioatividade - H. Becquerel
1896	Primeiro trabalho brasileiro sobre radiação
1897	Descobertas dos raios catódicos (J.J. Thompson)
1897	Primeiro equipamento de Raios-X chega ao Brasil.
1898	Descoberta do Rádio e do polônio (Pierre e Marie Curie)
1898	Descoberta das partículas α e β (Rutherford)
1898	Descoberta dos raios γ (Paul Villard)
1901	Primeiro prêmio Nobel de Física (E. Roentgen)
1902	Suspeita da indução de doenças de pele. Primeiro limite: eritema.
1912	Descoberta dos raios cósmicos (Hess)
1928	Suspeita de indução de efeitos genéticos.
1934	Primeiro limite formal às radiações.
1945	Primeira bomba atômica (Hiroshima)
1971	Primeiro equipamento de tomografia computadorizada

1.2.4 Séries Radioativas Naturais

Durante seu processo de estabilização, um elemento químico emite um determinado tipo de radiação e se transforma em outro elemento químico. Até que a estabilidade seja alcançada, este processo é repetido, e esta seqüência de transformações é denominada séries de decaimento radioativo.

Estes decaimentos sucessivos formam o que denominamos famílias ou séries radioativas. A maioria dos elementos radioativos encontrados na natureza fazem parte de uma das três séries radioativas naturais³. Estas séries são chamadas de série do Urânio, Actínio e Tório e todas elas terminam em isótopos estáveis do chumbo, respectivamente ^{206}Pb , ^{207}Pb e ^{208}Pb (KAPLAN, 1978). A **Erro! Fonte de referência não encontrada.**, apresenta as séries radioativas naturais de forma resumida.



³ Os elementos radioativos que não pertencem a nenhuma das três séries radioativas naturais são: ^{40}K , ^3H , ^7Be , ^{14}C , ^{22}Na e ^{85}Kr .

Figura 2 – Série radioativa do ^{238}U , ^{235}U e ^{232}Th e seus respectivos valores de meia vida, com destaque para o Radônio.

1.2.5 Grandezas Radioativas

1.2.5.1 Lei do Decaimento Radioativo

A lei do decaimento radioativo é uma função exponencial que descreve quantos núcleos radioativos existem em uma amostra a partir do conhecimento do número inicial de núcleos radioativos e da taxa de decaimento. Assim, se inicialmente, o número de núcleos radioativos de um tipo é N_0 , o número de núcleos desse mesmo tipo remanescentes após um tempo t é:

$$N(t) = N_0 e^{-\lambda t} \quad (1.1)$$

onde λ é a constante de desintegração (ou constante de decaimento), característica do núcleo em questão.

1.2.5.2 Atividade de uma Fonte Radioativa

A atividade $A(t)$ de uma fonte radioativa é a taxa com que os núcleos radioativos decaem, ou seja, a razão do número de desintegrações nucleares dN num intervalo de tempo dt .

$$A(t) = \frac{dN(t)}{dt} \quad (1.2)$$

Em 1977 a Comissão Internacional de Proteção Radiológica (ICRP) definiu como unidade padrão de atividade o Becquerel (Bq), definido como uma desintegração por segundo. Porém, o Curie (Ci) ainda é utilizado, definido originalmente como a atividade de um grama de Rádium e depois padronizada como $3,7 \times 10^{10}$ desintegrações por segundo. A conversão de Ci para Bq e Bq para Ci estão definidas na Equação (1.3).

$$\begin{aligned} 1 \text{ Ci} &= 3,7 \times 10^{10} \text{ Bq} \\ 1 \text{ Bq} &= 2,70 \times 10^{-11} \text{ Ci} \end{aligned} \quad (1.3)$$

1.2.5.3 Meia Vida

A meia vida ($t_{1/2}$) é definida como o tempo necessário para que a quantidade de material radioativo reduza-se à metade. A meia vida não sofre interferências de alterações químicas ou físicas da amostra e está relacionada à constante de decaimento radioativo (λ), conforme mostrada na Equação (1.4) abaixo.

$$\begin{cases} t_{1/2} = \frac{\ln 2}{\lambda} \\ \lambda \neq 0 \end{cases} \quad (1.4)$$

1.2.6 Radônio

O ^{222}Rn foi descoberto por Owens e Ernest Rutherford em 1899 e é produto do decaimento alfa do ^{226}Ra , resultado por sua vez do decaimento alfa da série radiativa do ^{238}U . Ele é um gás incolor, inodoro, insípido e possui meia vida de 3,823 dias e por ser um gás nobre, difunde-se para ambientes de convívio humano através de materiais de construção, solo e água.

O ^{222}Rn é o isótopo mais importante do Radônio. Sua meia vida de 3,823 dias é longa o suficiente para que uma vez presente em materiais de construção ou no subsolo, onde se encontra a aproximadamente um metro de distância, possa alcançar ambientes de convívio humano.

Outra característica importante do ^{222}Rn são seus produtos de decaimento que são quimicamente ativos e possuem meia vida relativamente curta. Como mostra a Figura 3, os quatro radionuclídeos que decaem do ^{222}Rn tem meia vida de menos de 30 min., e assim, se estiverem presentes nos pulmões ou forem inalados é provável que eles decaiam para ^{210}Pb antes de serem removidos pelos mecanismos de limpeza dos pulmões (NAZAROFF, 1988).

Quanto aos outros isótopos do Radônio, somente uma pequena parte consegue alcançar o ar. O ^{220}Rn , também conhecido como Torônio, possui meia vida de 56 segundos, o que limita a distância que ele pode percorrer antes de seu decaimento. O mesmo acontece com o ^{216}Rn , que possui meia vida de 3,9 segundos.

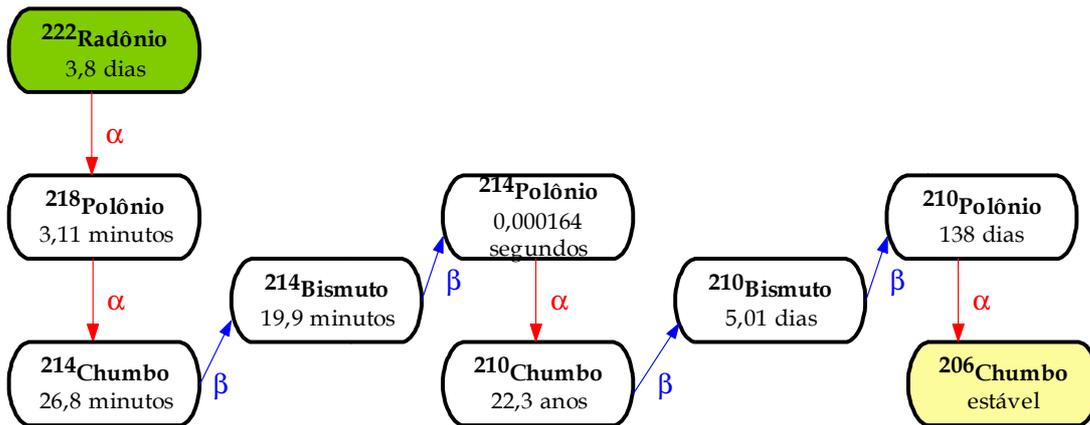


Figura 3 – ^{222}Rn e seus produtos de decaimento.

Segundo a *United Nations Scientific Committee on the Effects of Atomic Radiation* (UNSCEAR), o Radônio contribui anualmente com aproximadamente 43% da dose da radiação natural recebida pela população. Ao ar livre, as concentrações de Radônio são muito baixas, no entanto, elevadas concentrações são observadas em minas subterrâneas, principalmente nas minas de Urânio. Concentrações consideráveis de Radônio podem ocorrer também no interior de residências, dependendo das características dos materiais de construção, do subsolo e da ventilação.

A Figura 4 indica as principais fontes de radiação recebida pela população mundial e suas respectivas porcentagens.

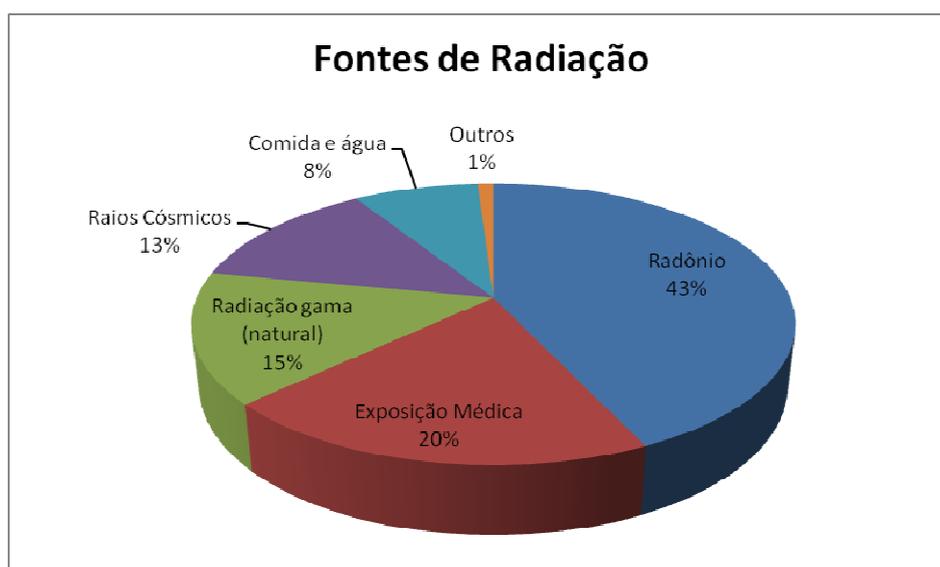


Figura 4 – Fontes de radiação recebida pela população mundial. (Fonte: WHO, 2009)

A Tabela 2, mostra a concentração média de Radônio observada em diversas regiões do Brasil.

**Tabela 2 – Concentração de ^{222}Rn em vários locais do Brasil.
(Fonte: CORRÊA, 2007).**

<i>Região Monitorada</i>	<i>Concentração de Radônio (Bq/m^3)</i>
Baixada Santista	56 – 168
Campinas	20 – 254
Campo Largo	15 – 625
Curitiba	5 – 640
Maciço São Vicente	68 – 610
Monte Alegre	20 – 340
Poços de Caldas	200 – 1245
Rio de Janeiro	9 – 200

1.2.6.1 Efeitos Nocivos à Saúde

Os perigos da inalação do Radônio provêm da radioatividade dos seus produtos de decaimento. Se inalado, a maior parte do Radônio é exalada imediatamente, porém, seus produtos de decaimento de meia vida curta ficam depositados nos pulmões e emitem partículas Alfa que interagem com o tecido. O Radônio e aproximadamente um terço dos seus produtos de decaimento são transportados do pulmão para a corrente sanguínea, alcançando outros órgãos, e principalmente a medula óssea (ABO-ELMAGD, 2008; BAYSSON, 2008).

Segundo Abo-Elmagd (ABO-ELMAGD, 2008), os efeitos nocivos da radiação à saúde podem ser: aberração cromossomial, mutação, transformação celular e morte celular dependendo do nível da dose recebida pelo indivíduo.

Também, pôde ser observado em estudos feitos em minas subterrâneas de Urânio, em vários países como Alemanha, Estados Unidos, Tchecoslováquia e outros, que 2.700 mineradores, dos 68000 analisados, morreram de câncer de pulmão. A exposição ao Radônio em casa também pode provocar câncer de pulmão e acredita-se que a cada ano, mais de 15000 mortes são associadas ao câncer de

pulmão provocado pela exposição ao Radônio nos Estados Unidos e mais de 2500 mortes no Reino Unido (WHO, 2004).

Segundo a OMS (WHO, 2004), estudos Europeus estimaram um aumento do risco de câncer em 16% para cada 100 Bq/m³ a mais na concentração de Radônio. Isso indica que o risco de câncer de pulmão aumenta proporcionalmente com o aumento da exposição ao Radônio.

Algumas medidas de prevenção podem ser tomadas para diminuir o acúmulo de Radônio em casas, entre elas, selar o chão e paredes impedindo que o Radônio presente no subsolo seja transportado para dentro e melhorar e aumentar a ventilação evitando seu acúmulo dentro da casa.

1.2.6.2 Fontes de Radônio

O Radônio apresenta pouco risco ao ar livre, pois apresenta baixa concentração, entretanto, em ambientes fechados, o Radônio pode acumular-se apresentando riscos significantes à saúde. O quanto o Radônio se acumula depende da construção do local e da quantidade de Radônio presente no solo.

O Radônio pode entrar em ambientes fechados através de rachaduras no concreto, presentes no chão e nas paredes. Os níveis de Radônio geralmente são mais elevados em ambientes que estão em contato com o solo, como os porões por exemplo. Fatores como o *design* do ambiente, o tipo de construção e ventilação podem afetar a maneira como as fontes de Radônio se movem para dentro do ambiente.

Outra fonte de Radônio é o ar liberado pelos poços de água utilizados para o banho ou outras atividades. Porém, comparativamente apresenta menor risco em relação à entrada de Radônio através do solo. A **Erro! Fonte de referência não encontrada.**, apresenta algumas das fontes de Radônio e como ele consegue atingir ambientes fechados.

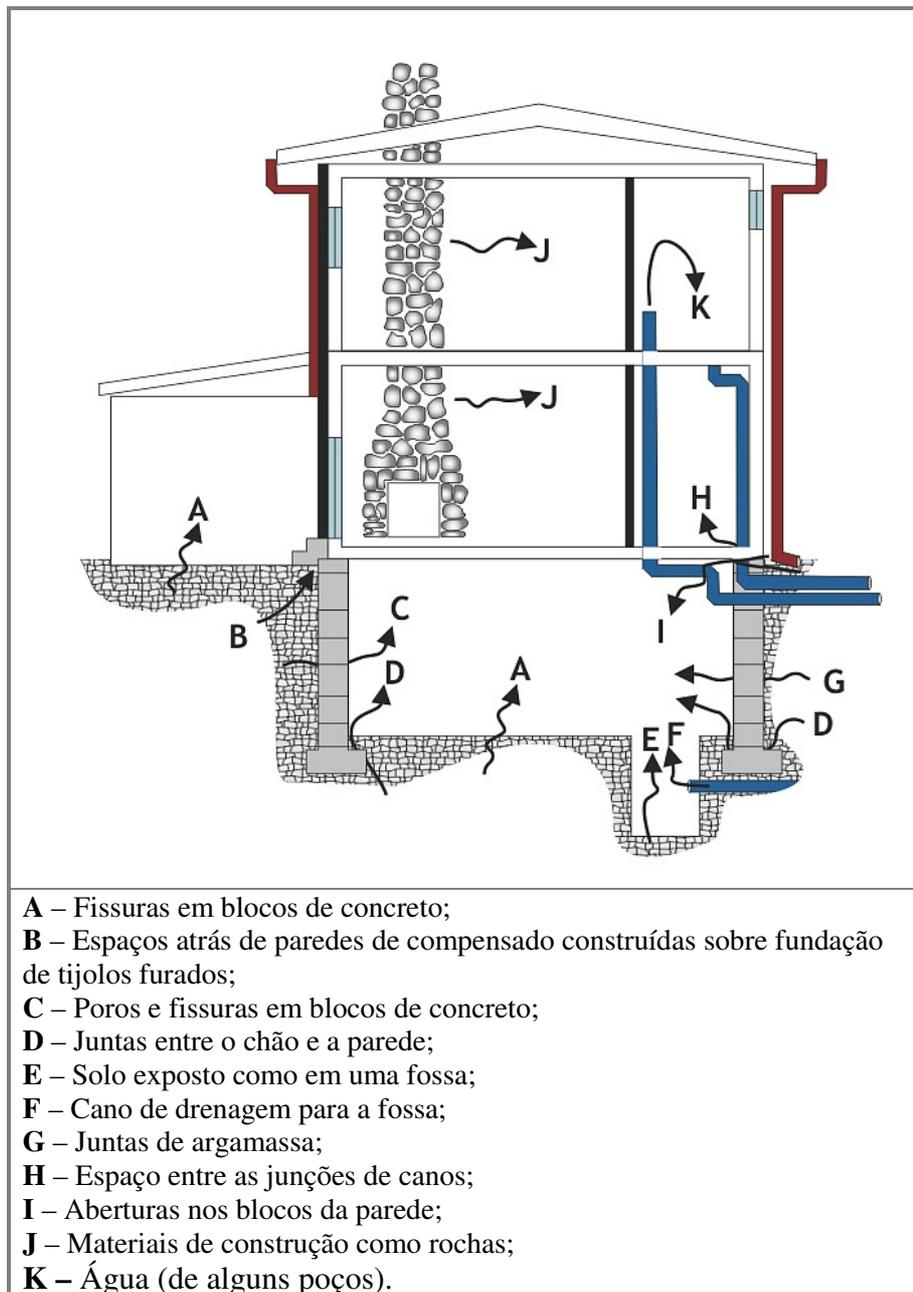


Figura 5 - Fontes de Radônio e como atingem ambientes fechados.

1.3 Técnicas de Detecção de Radônio

As técnicas de detecção mais utilizadas podem ser divididas em dois grupos: detecção ativa e detecção passiva. Cada uma delas pode ser utilizada para a detecção do ^{222}Rn ou de seus produtos de decaimento (DE PAULO, 1991).

As técnicas de detecção ativa consistem da coleta de uma amostra de alguns litros de ar que é colocada em um sistema de detecção de radioatividade. As principais técnicas utilizadas são as Células de Lucas⁴ e as Câmaras de Ionização⁵. Nas técnicas de detecção passiva, os detectores ficam expostos no ambiente por determinado período de tempo e utilizam técnicas de medição baseadas em câmaras de difusão, que são permeáveis apenas pelo ²²²Rn e utilizam detectores sólidos de traço nuclear (SSNTD) em seu interior (DE PAULO, 1991).

1.3.1 Processo de Formação do Traço e Revelação

O processo de formação de traço ocorre quando uma partícula pesada (partículas alfa, prótons, etc.) incide no SSNTD provocando um dano no material. O dano feito no material recebe o nome de traço latente, **Erro! Fonte de referência não encontrada.**, e cada um possui uma característica diferente de acordo com sua energia e ângulo de incidência.



Figura 6 - Traço latente em um SSNTD.
(Fonte: DE PAULO, 1991)

Para que o traço latente possa ser observado, o SSNTD deve passar por um processo de revelação, que consiste em um ataque químico que corrói sua superfície, ampliando o diâmetro do traço latente. Os métodos mais utilizados são a pré-revelação química (CPE) e a revelação eletroquímica (ECE). A diferença entre os dois métodos está na voltagem aplicada no SSNTD durante o processo químico de revelação (TOMMASINO, 2004).

⁴ Células de Lucas: Recipiente cujas paredes internas são cobertas por um material cintilador e que utiliza uma fotomultiplicadora para detectar as cintilações produzidas pela incidência das partículas alfa.

⁵ Câmaras de Ionização: Recipiente com geometria de um capacitor cilíndrico, capaz de registrar um pulso elétrico quando ocorre ionização do ar decorrente da interação com a radiação.

Os reagentes químicos mais utilizados são as soluções aquosas de Hidróxido de Potássio (KOH) e de Hidróxido de Sódio (NaOH).

1.3.2 Geometria do Traço

Durante o processo de revelação química, dois fatores principais definem a geometria do traço revelado: a velocidade de ataque ocorrida na superfície do detector e a velocidade de ataque ao longo do traço, como pode ser observado na Figura 7.

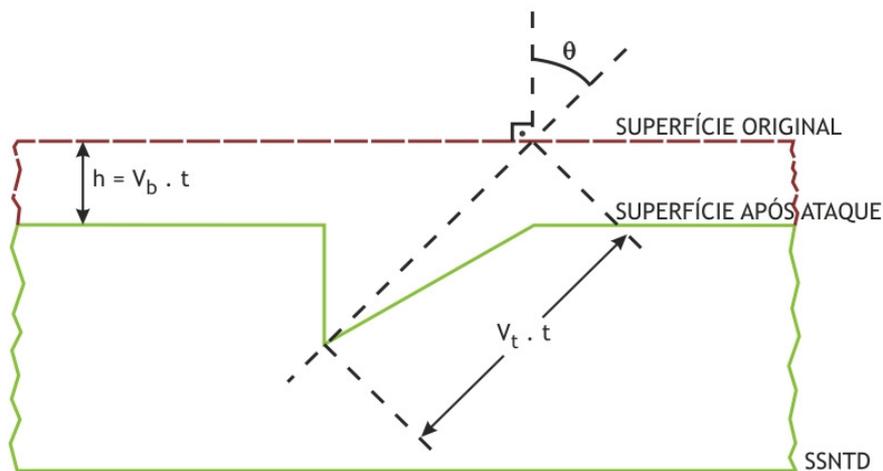


Figura 7 - Traço latente após revelação química
(Fonte: DE PAULO, 1991)

A velocidade de ataque na superfície (V_b) do detector é definida por:

$$V_b = \frac{h}{t} \quad (1.5)$$

onde, h é a altura da superfície corroída e t é o tempo de ataque.

A velocidade de ataque ao longo do traço (V_t) é definida por:

$$V_t = \frac{l}{t} \quad (1.6)$$

onde, l é a extensão do ataque químico no SSNTD e t o tempo de ataque.

O traço latente torna-se visível por que a região ao longo do traço apresenta menor resistência ao ataque químico em relação ao resto do SSNTD, logo, V_t é maior que V_b .

Conforme mencionado, uma partícula Alfa incide em um detector do tipo SSNTD com uma determinada energia e em determinado ângulo, os quais são fatores críticos que qualificam a eficiência do detector e que depende destes dois parâmetros: o limite de energia crítica de detecção e o ângulo crítico de detecção.

1.3.2.1 Limite de Crítico de Detecção de Energia

O dano que uma partícula causa em um SSNTD é função de sua própria energia (E). Para que o ataque químico consiga revelar o traço, o dano causado pela partícula deve ser suficientemente grande para que possa ser ampliado.

Conforme a partícula penetra no plástico, ela perde sua energia a uma determinada taxa, e esta taxa é inversamente proporcional a energia E da partícula. Portanto, partículas com grande quantidade de energia E transferem pouca energia para o plástico (DE PAULO, 1991).

Assim, para que os traços latentes sejam visíveis depois do processo de revelação química, a taxa da quantidade de energia por unidade de comprimento (dE/dx) deve ficar abaixo de um determinado valor crítico, que varia conforme o tipo de plástico usado no SSNTD.

1.3.2.2 Ângulo Crítico de Detecção

Mesmo que a energia E de uma partícula seja suficientemente pequena, o traço pode não ser revelado dependendo do ângulo de incidência da partícula. Segundo de Paulo (DE PAULO, 1991), quando o ângulo de incidência em relação à normal à superfície do plástico for muito grande a distância $V_t t$ estará totalmente contida no interior da camada corroída do plástico, de espessura $V_b t$, conforme mostra a Figura 8.

Dessa forma, o ângulo crítico de detecção será dado por:

$$\theta_c = \cos\left(\frac{V_b}{V_t}\right) \quad (1.7)$$

As partículas com ângulos de incidência maiores que θ_c não serão registradas pelos SSNTD plásticos.

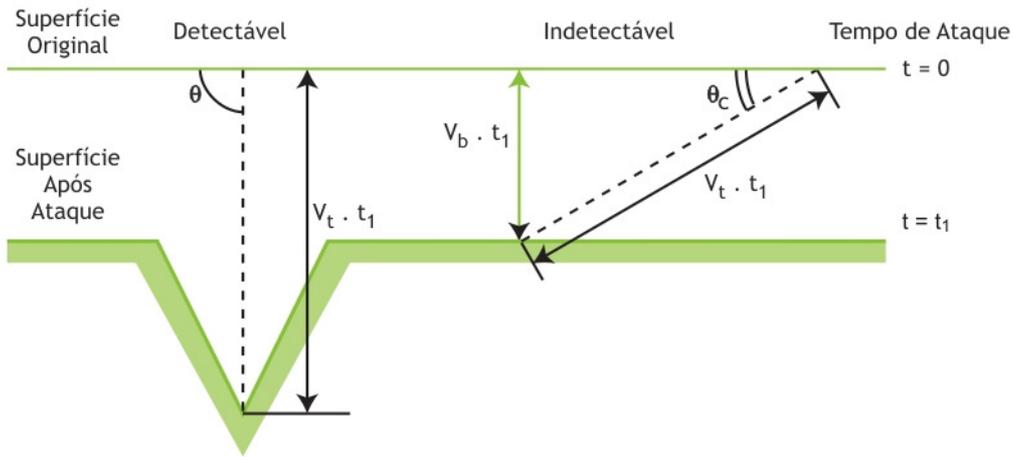


Figura 8 – Relação entre a velocidade de ataque V_b e V_t e o ângulo crítico de incidência θ_c .

O aspecto da incidência de partículas Alfa em um SSNTD após um processo de revelação química em solução de NaOH pode ser observado como uma imagem que descreve a superfície de um detector CR-39 exposto em um ambiente com alta concentração de Radônio, conforme ilustra a Figura 9.

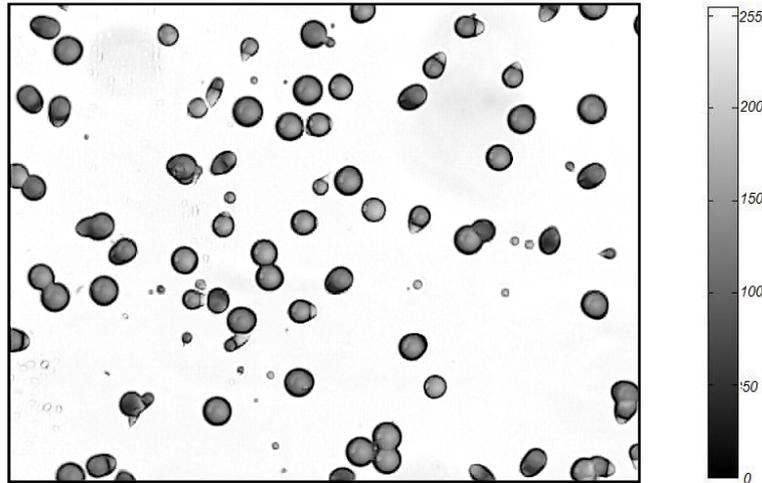


Figura 9 - Imagem microscópica da superfície de um SSNTD, contendo traços nucleares formados por partículas Alfa, adquirida com lente de aumento de 40x. Imagem em 256 tons de cinza e área total de 1mm².

1.3.2.3 Classificação dos traços nucleares

Os traços das partículas alfa em um CR-39 podem ser classificados em dois grupos – traços de formatos circulares ou elípticos e os traços em forma de clavos, que se assemelham a riscos e não apresentam contornos fechados.

Os traços elípticos permitem estabelecer alguns critérios de medidas, como o diâmetro maior e o diâmetro menor, conforme mostra a Figura 10.

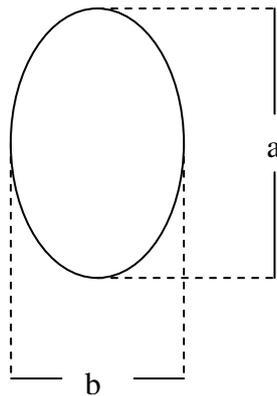


Figura 10 – Medidas dos diâmetros de traço elíptico, onde a é o diâmetro maior e b o diâmetro menor.

Através das medidas dos diâmetros dos traços elípticos é possível se obter informações sobre a energia e o ângulo de incidência, os quais são representados

através da relação do produto e do quociente dos mesmos, como ilustram as Equações (1.8) e (1.9).

$$S = ab \quad (1.8)$$

$$e = \frac{b}{a} \quad (1.9)$$

A medida S é uma grandeza proporcional à área do traço e fornece informações quanto a energia com que a partícula alfa penetra no detector. Quanto maior a energia da partícula alfa incidente, menor deve ser o traço e quanto menor a energia, maior deve ser o traço. Por outro lado, a medida e fornece informações sobre a excentricidade do traço ou sobre o ângulo de incidência da partícula Alfa. Quanto maior o ângulo de incidência (em relação à normal à superfície do detector), maior deve ser a excentricidade do traço correspondente (DE PAULO, 1991).

1.4 Detectores

Existem diversos tipos de detectores de traço (SSNTD) que registram partículas alfa, tais como, cristais inorgânicos, plásticos e vidros. Frequentemente são utilizados os detectores plásticos para detecção do ^{222}Rn e seus produtos de decaimento. Dentre os detectores plásticos destacam-se alguns como o Makrofol, Lexan, CN-85, LR-115 e CR-39.

Inúmeras vantagens fazem com que os detectores plásticos sejam amplamente utilizados nos dias atuais, entre elas:

- Baixo custo;
- Partículas pesadas são facilmente distinguíveis das partículas mais leves como as partículas alfa;
- São pequenos, duráveis, leves e fáceis de transportar;

- Ao contrário de outros detectores, o processo de revelação ou de leitura de dados não destrói o detector, o que o torna um registro permanente;
- Como são detectores passivos, não necessitam de fontes de alimentação durante seu uso, ao contrário dos detectores ativos que utilizam Câmaras de Ionização ou Células de Lucas.

A Tabela 3, apresenta diferentes características de alguns detectores plásticos, como sua densidade, espessura, uniformidade, superfície e melhor revelador químico que deve ser utilizado. A Tabela 4, ilustra os diferentes tipos de materiais utilizados como detectores, classificados nas categorias de minerais/cristais, vidros e plásticos, apresentando as melhores condições de revelação, a menor partícula detectável e o ângulo crítico de incidência, ou seja, o menor ângulo detectável pelo material. A Tabela 5 ilustra dados comparativos de alguns detectores plásticos com relação a seus limites de detecção.

Tabela 3 – Propriedades de detectores plásticos.
(Fonte: KALSI, 2006)

<i>SSNTD</i>	<i>CN</i>	<i>PC</i>	<i>PET</i>	<i>CR-39</i>
Composição	C ₆ H ₈ O ₉ N ₂	C ₁₆ H ₁₄ O ₃	C ₁₀ H ₈ O ₄	C ₁₂ H ₁₈ O ₇
Densidade (gm/cm³)	1,33 – 1,60	1,20	1,39	1,30
Espessura da Película	100-1000um	75-250um	100-200 um	500 um
Uniformidade Superfície	Pobre Suave, background elevado.	Boa Suave, sem background.	Boa Suave, sem background.	Boa Suave, background moderado.
Revelador Químico	NaOH sol. aq.	NaOH sol. aq.	NaOH sol. aq.	NaOH sol. aq.

Tabela 4 – Principais características dos SSNTD.
(Fonte: KALSI, 2006)

<i>Categoria</i>	<i>Material</i>	<i>Condições de Revelação</i>	<i>Menor Partícula Detectável</i>	<i>Ângulo Crítico</i>
Minerais / Cristais	Olivina	KOH Soln., 160°C, 6 min; 10% HF, 23°C, 30 seg.	Fe	
	Zircônio	85% H ₃ PO ₄ , 500°C, 1 min.	Ca	

	Quartzo	KOH Soln., 210°C, 10 min.	Ar (100 MeV ⁶)	
	Mica	48% HF, 23°C, 3 seg – 40min.	Ne (20 Mev)	4° 30'
Vidros	Vidro Soda-lime	48% HF, 23°C, 3 seg.	Ne (20 Mev)	~50°
	Vidro Fosfatado	48% HF, 23°C, 3 seg.	F (20 MeV)	1-5°
Plásticos	Plásticos Policarbonatos (Lexan, Makrofol, Milar)	6 N NaOH, 60°C, 60 min.	He (0,3 MeV)	~ 2-3°
	Nitrato de Celulose (Daicell, LR-115, CA-80- 15)	3-6N NaOH, 50°C, 40 min.	H (0,5 MeV)	~4-8°
	Carbonato de Alil Diglicol (CR-39)	6 N NaOH, 70°C, 1-4 h.	H (1,0 MeV)	~10°

**Tabela 5 – Limites de detecção nos SSNTD.
(Fonte: KALSI, 2006)**

<i>Detector</i>	<i>Limiar de Detecção</i>	<i>Observações</i>
Inorgânico	15 MeV/mg.cm ²	-
Lexan, Makrofol, etc.	4 MeV/mg.cm ²	-
CN (Nitrato de Celulose)	1 MeV/mg.cm ² c	-
CR-39	< 0,05 MeV/mg.cm ²	~100 vezes mais sensitivo que os policarbonatos.
SR-86 (CR-39 contendo ligações de sulfonato)	-	3 vezes mais sensitivo que o CR-39 para partículas alfa e ions pesados.

1.4.1 Outros Detalhes Importantes Sobre o Detector Plástico CR-39

O detector *allyl diglycol carbonate* (C₁₂H₁₈O₇), denominado comercialmente CR-39 é um detector plástico que apresenta excelente eficiência com relação a outros detectores disponíveis no mercado. Sua transparência proporciona um contraste ideal entre os traços e o próprio plástico, é resistente contra danos causados por umidade, temperatura e poluentes, e sua característica amorfa, faz com que os traços sejam

⁶ MeV: Equivale a 1 milhão de elétrons-volts ou 1,60 x 10⁻¹³ J.

muito regulares. A Figura 11 mostra um detector plástico do tipo CR-39 dentro de uma câmara de difusão⁷.



Figura 11 - CR-39 (plástico transparente) dentro de uma câmara de difusão.

1.4.2 Background

O processo de armazenamento e transporte dos detectores plásticos faz com que eles fiquem expostos ao ambiente e conseqüentemente susceptíveis as radiações provenientes do cosmos e radiação Alfa do ^{222}Rn e seus produtos de decaimento. Isso significa, que quando utilizados, os detectores plásticos já terão certa quantidade de traços. Estes traços são chamamos de background.

Não é possível evitar o processo de formação de traços latentes, porém existem alguns procedimentos que auxiliam a diminuir sensivelmente este problema, como por exemplo, embalar os detectores com várias camadas plásticas, visando a diminuição de seu comportamento com o ^{222}Rn com os detectores (DE PAULO, 1991).

A contagem de traços feita em detectores expostos ao ^{222}Rn , deve ser feita descontando o número de traços latentes que ocorrem devido ao background.

⁷ Câmera de difusão: recipiente cuja função é a homogeneização do processo de detecção do CR-39, garantindo que os produtos registrados sejam predominantemente os alvos de investigação, ou seja, o Radônio.

2 Uso de Técnicas do Processamento Digital de Imagens e Redes Neurais Artificiais para Reconhecimento de Padrões de Traços Nucleares Produzidos por Partículas Alfa

2.1 *Resumo do Capítulo*

Este capítulo apresenta fundamentos do processamento digital de imagens, incluindo técnicas de segmentação, limiarização e detecção de bordas, transformada de Hough para retas, círculos e elipses e bem como fundamentos sobre redes neurais artificiais para classificação de padrões.

2.2 *Fundamentos*

Nos últimos 30 anos houve consideráveis avanços em reconhecimento de padrões, identificação de padrão e processamento de imagens com aplicações a sistemas de visão. Esses avanços levaram ao desenvolvimento de métodos, softwares e hardware experimentais para uso em projeto de sistemas de visão (DUDA, 1973; FUKUNAGA, 1985; FUKUNAKA, 1990; FONGA, 1996; GIACINTO, 1997; DUDA, 2001; BENLAMRI, 2000; ZHAO, 2000; LIN, 2001; JI, 2001; TALBOT, 2002; ZHANG, 2002; JI, 2003; HILLS, 2003; DÖRSCHER, 2003; CHENG, 2004; BORGNE, 2004; DING, 2005; XU, 2005; CAO, 2006; RAMIREZ, 2006; TORII, 2007; RANZATO, 2007; YU, 2007; TORII, 2008; KUCHIMARU, 2008; CHUNG, 2010).

A partir dos conceitos iniciais do processamento de sinais e da teoria de sistemas, o processamento de imagens dependia principalmente de filtros lineares e máscaras de convolução. Recentemente, o processamento de imagens tem sido desenvolvido principalmente nas áreas de análise em frequência, análise não-linear, filtragem de espaço-variante e análise baseada em modos que fornecem melhores resultados no processamento de imagens.

O processamento digital de imagens pode ser utilizado em diversas aplicações, em vários níveis de conhecimento, como por exemplo, no geoprocessamento; na medicina, através de imagens de raios-X ou de ressonância magnética; na

astronomia, no reconhecimento de corpos celestes ou em aplicações para reconhecimento facial ou de retina e também como forma de classificação e reconhecimento de padrões.

2.2.1 Imagem

Uma imagem pode ser representada por uma função bi-dimensional $f(x,y)$, sendo definida como uma função de intensidade luminosa no ponto (x,y) . Como a luz é uma energia, $f(x,y)$ deve assumir valores que se encontram no intervalo:

$$0 < f(x, y) < \infty \quad (2.1)$$

Considerando uma imagem como uma distribuição de energia luminosa em uma posição espacial, parte dessa energia luminosa é absorvida pelo objeto e parte é refletida. Assim, a função $f(x,y)$ também pode ser representada pelo produto da função de iluminação $i(x,y)$ e da função de reflexão $r(x,y)$, como mostra a Equação (2.2).

$$f(x, y) = i(x, y)r(x, y) \quad (2.2)$$

Para que a manipulação de uma imagem possa ser feita por computador a imagem deve estar em um formato digital.

Os dispositivos de aquisição de imagens mais utilizados atualmente são as câmeras CCD (*Charge Couple Devise*). Existem dois conceitos importantes relacionados às imagens digitais: a amostragem da imagem – referente ao número de pontos amostrados de uma imagem digitalizada – e a quantização de cada um de seus pixels – referente à quantidade de níveis de tons que pode ser atribuído a cada ponto digitalizado (CONCI, 2008).

Dessa forma, uma imagem digital pode ser representada por uma matriz bi-dimensional, onde as linhas e as colunas representam *pixels* da imagem e o valor da matriz indica o tom naquela coordenada especial.

2.2.2 Segmentação

A geração de segmentação refere-se ao processo de dividir uma imagem em regiões de interesse com o intuito de mudar a sua representação da imagem de forma a facilitar uma determinada análise. A segmentação acaba quando objetos de interesse tiverem sido isolados. A operação de segmentação mais simples é a limiarização (*thresholding*) ou separação por tom de corte. O processo de limiarização baseia-se no uso de histogramas mostrando a frequência com que os tons de cinza aparecem em uma dada imagem. A segmentação é também utilizada para detectar bordas de objetos, utilizando detectores de descontinuidade, como também para a detecção de pontos e linhas.

2.2.2.1 Limiarização Simples ou Binarização

Esta operação consiste em separar os grupos de cinza de uma imagem, ou seja, determina se uma intensidade de cinza, chamada de limiar, que separa as partes da imagem, de forma que grupos de pixels com intensidades parecidas sejam separados de outros. O valor de limiar é definido de forma que se obtenha a melhor separação entre os objetos e o fundo da imagem. Definido o limiar t , a segmentação é feita varrendo-se a imagem pixel a pixel de acordo com a Equação (2.3).

$$g(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{se } f(x, y) > t \\ 0, & \text{se } f(x, y) \leq t \end{cases} \quad (2.3)$$

onde, $f(x,y)$ é a imagem original e $g(x,y)$ é a imagem limiarizada.

Neste trabalho, a limiarização simples foi utilizada com o objetivo de separar os objetos de interesse do fundo da imagem, preparando-a para as próximas etapas de processamento – detecção de bordas e identificação dos objetos com a transformada de Hough.

2.2.2.2 Filtro Laplaciano

Filtros laplacianos atenuam ou eliminam baixas frequências, realçando as altas frequências. Normalmente são utilizados para realçar detalhes que destacam

características como bordas, linhas, curvas e manchas que indicam uma mudança do nível de intensidade de duas regiões. Estes tipos de filtros tornam mais nítidas as transições entre duas regiões diferentes (contornos), realçando o contraste, porém, se utilizado em uma imagem ruidosa irá intensificar os ruídos presentes na imagem (CONCI, 2008).

Técnicas de detecção de contorno utilizam um operador de derivada que é interpretado como a taxa de mudança de uma função. A primeira derivada de qualquer pixel da imagem é obtida utilizando-se o valor do gradiente na coordenada. Assim, o gradiente de uma função $f(x,y)$ na coordenada (x,y) é definido como:

$$\nabla f(x, y) = \begin{vmatrix} G_x \\ G_y \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \frac{\partial f(x, y)}{\partial x} \\ \frac{\partial f(x, y)}{\partial y} \end{vmatrix} \quad (2.4)$$

O vetor gradiente aponta na direção da taxa máxima de aumento da função $f(x,y)$ e o modulo do gradiente iguala a taxa máxima de aumento de $f(x,y)$ por unidade de distância na direção de G (GONZALEZ, 1993). O modulo do gradiente é dado pela Equação (2.5).

$$|\nabla f| = [G_x^2 + G_y^2]^{1/2} \quad (2.5)$$

O Laplaciano na coordenada fornece a segunda derivada da imagem e ilustra uma passagem por zero exatamente na localização da descontinuidade da intensidade da vizinhança dos pixels. A derivada de segunda ordem é definida na Equação (2.6).

$$\nabla^2 f(x, y) = \frac{\partial^2}{\partial x^2} f(x, y) + \frac{\partial^2}{\partial y^2} f(x, y) \quad (2.6)$$

Como uma imagem de entrada pode ser armazenada como uma coleção de pixels, é necessário determinar uma máscara de convolução que se aproxime da segunda derivada. As equações, (2.7), (2.8) e (2.9) apresentam máscaras que são utilizadas como filtro Laplaciano.

$$Z_{L1} = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

$$Z_{L2} = \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{bmatrix} \quad (2.8)$$

$$Z_{L3} = \begin{bmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 4 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{bmatrix} \quad (2.9)$$

Neste trabalho, após o processo de limiarização utilizado para separar os objetos do fundo da imagem, foi aplicado o filtro Laplaciano para detecção de bordas dos padrões de traços nucleares produzidos por partículas alfa.

2.2.3 Transformada de Hough

A transformada de Hough (HT) foi desenvolvida por Paul Hough em 1962 e patenteada pela IBM. Originalmente, foi elaborada para detectar características analiticamente representáveis em imagens binarizadas, assim como linhas, círculos e elipses. Com o passar do tempo, houve melhorias e otimizações podendo a transformada ser aplicada inclusive para formas generalizadas. Na última década tornou-se uma ferramenta de uso comum na visão artificial para o reconhecimento de tais características.

A HT é um método padrão para detecção de formas que são facilmente parametrizadas (linhas, círculos, elipses, etc.) em imagens computacionais. Em geral, a transformada é aplicada após a imagem ser pré-processada, comumente após a detecção de bordas.

O conceito principal da HT envolve a definição de um mapeamento entre o espaço da imagem e o espaço de parâmetros descritos pelo padrão que se deseja encontrar. Cada borda de uma imagem é transformada pelo mapeamento para determinar células no espaço de parâmetros, indicadas pelas primitivas definidas através do ponto analisado, ou seja, a transformada é aplicada de modo que todos os pontos pertencentes à mesma curva sejam mapeados em um único ponto no espaço

de parâmetros. Estas células são incrementadas e indicarão, no final do processo, através da máxima local do acumulador, quais os parâmetros correspondentes à forma especificada. Em outras palavras, a HT consiste em mapear um pixel da imagem em uma curva no espaço de parâmetros, organizado em forma de um acumulador n dimensional, onde n corresponde ao número de parâmetros. A Figura 12 mostra as etapas envolvidas para a obtenção da transformada de Hough para um padrão genérico.

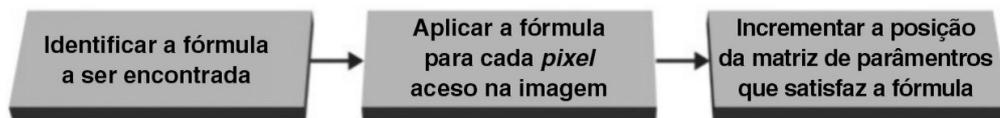


Figura 12 – Etapas da Transformada de Hough para qualquer forma geométrica. (Fonte: CONCI, 2008.)

2.2.4 Transformada de Hough para Retas

Existem várias parametrizações possíveis para o espaço de linhas. Hough usou a equação declive-intercepte, definida na Equação (2.10), como representação paramétrica de uma linha (Figura 13), o que conduziu a dificuldade prática de um espaço de parâmetro ilimitado para linhas que são paralelas ao eixo y .

$$y = ax + b \quad (2.10)$$

onde a é o coeficiente angular da reta e b é o valor do ponto onde há interseção com o eixo y .

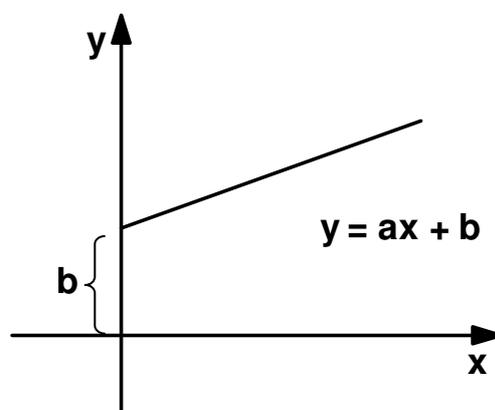


Figura 13 - Representação da equação da reta (declive-intercepte)

O plano ab é o espaço de parâmetros onde os pontos no espaço da imagem (x,y) são representados como retas e o ponto de interseção dessas retas representa os valores de a e b que identificam a reta no espaço da imagem (x,y) . O mapeamento de uma reta do espaço da imagem (x,y) para o espaço de parâmetros (a,b) está representado na Figura 14.

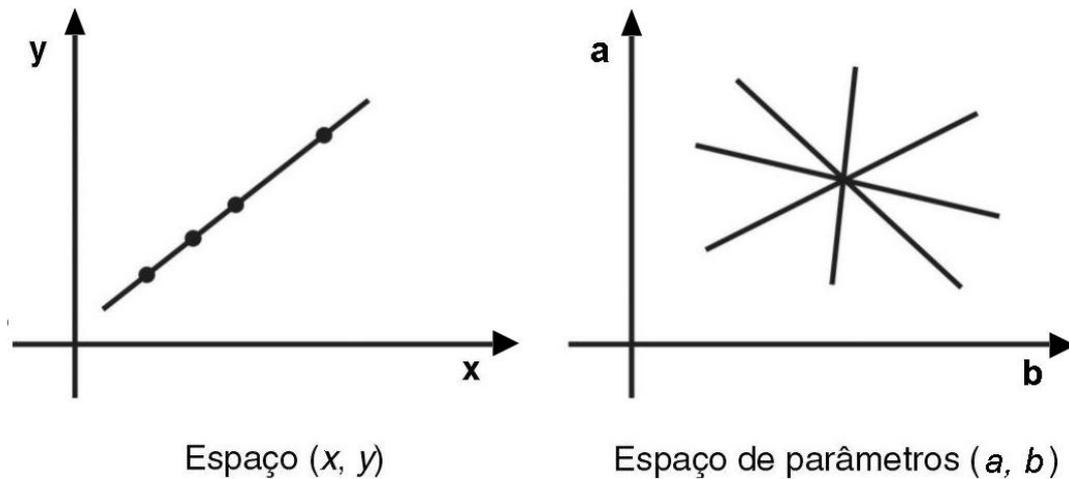


Figura 14 – Cada ponto no espaço da imagem transforma-se em uma reta no espaço de parâmetros.
(Fonte: CONCI, 2008)

O algoritmo de Hough requer um acumulador de dimensão igual ao número de parâmetros desconhecidos na equação de curvas que são buscadas. Por exemplo, achar segmentos de linhas usando a Equação (2.10) requer achar dois parâmetros para cada segmento: a e b . As duas dimensões da matriz acumuladora para esta equação correspondem aos valores parametrizados de a e b .

Após o processamento de todos os *pixels* da imagem, buscam-se no acumulador os maiores valores (picos), que indicam os parâmetros de prováveis linhas na imagem.

Um limiar pode ser utilizado quando se procura o(s) máximo(s) no acumulador, a fim de determinar um valor mínimo de pontos colineares. Se o valor do acumulador não for superior ao do limiar então será considerado um ruído.

Esta abordagem de retas apresenta problemas quando se deseja identificar retas verticais, pois neste caso, o coeficiente angular tende ao infinito. Para resolver este problema, foi proposto o uso da equação da reta na forma polar.

Duda e Hart (DUDA, 1972) utilizaram coordenadas polares para representação de uma linha. Sugeriram que linhas poderiam ser completamente parametrizadas usando o comprimento ρ , e a orientação ângulo θ entre o eixo x e a normal da reta (Figura 15). Usando esta parametrização, todo o ponto (x,y) na linha passa a ser representado por (ρ,θ) e satisfará a Equação (2.11).

$$\rho = x \cdot \cos(\theta) + y \cdot \sin(\theta) \quad (2.11)$$

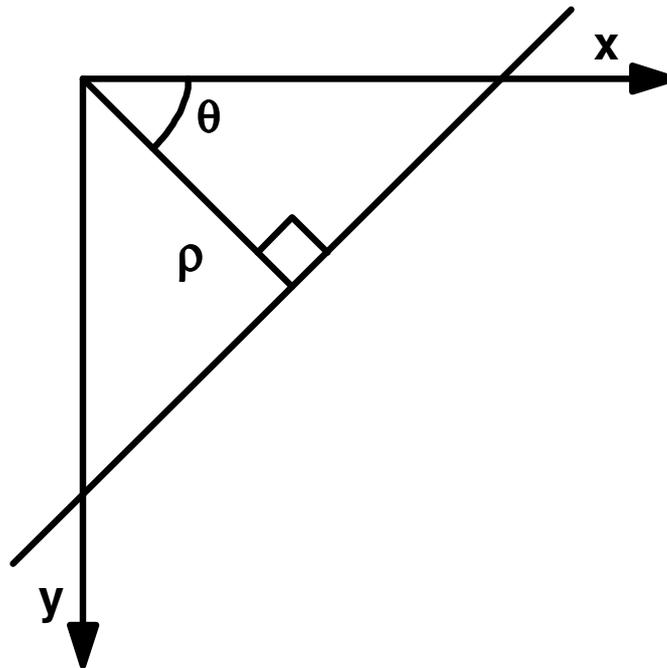


Figura 15 - Representação da equação da reta em coordenadas polares.

Cada pixel (x,y) do espaço da imagem produz uma senoidal no espaço de parâmetros. A interseção das senóides representa os valores de ρ e θ de uma reta no espaço da imagem (x,y) . Todos os pontos pertencentes à mesma reta interceptam-se em um único ponto (ρ,θ) no espaço de parâmetros (Figura 16).

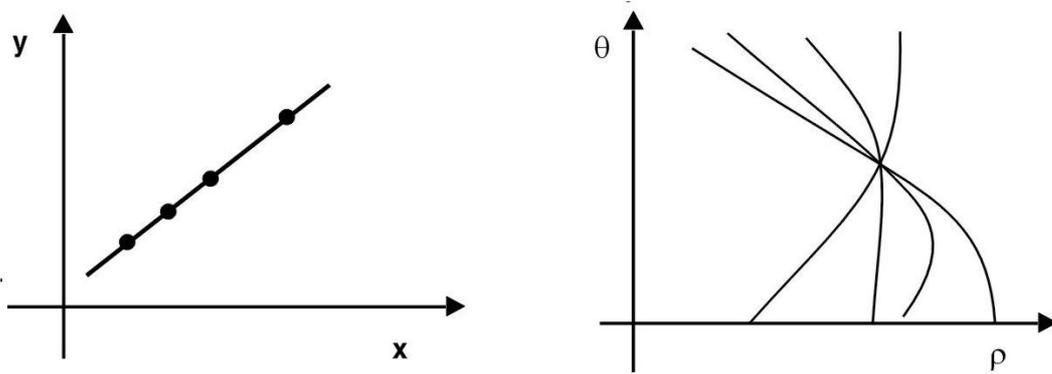


Figura 16 – Cada ponto no espaço da imagem corresponde a uma senoide no espaço de parâmetros.
(Fonte: CONCI, 2008.)

2.2.5 Transformada de Hough para Círculos

Círculos podem ser representados com uma implementação sugerida por E. R. Davies (DAVIES, 1986). Círculos são parametrizados por (x, y, r) , onde (x, y) referem-se à posição de centro e r ao raio, conforme a Figura 17.

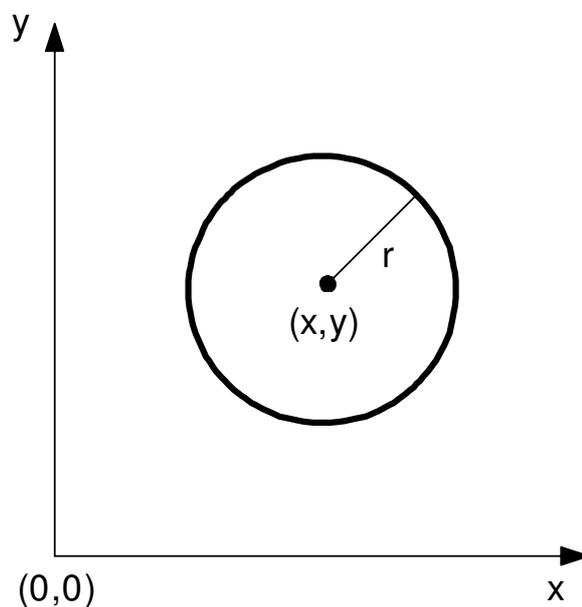


Figura 17 - Representação geométrica de um círculo

Esta abordagem da HT é organizada em duas fases de modo a tentar minimizar as exigências computacionais que a transformada de Hough-3D demanda.

Na primeira fase, deve-se encontrar o centro de todos os círculos e na segunda fase o raio de cada um.

Note que dado qualquer *pixel* em um círculo, o centro do círculo correspondente localiza-se sobre a normal da tangente daquele *pixel*. Assim, dados vários *pixels* do mesmo círculo, sua normal cruzará o centro do círculo. Assim, definindo-se um histograma de (x,y) no espaço de parâmetros, achar-se o centro que é correspondente à imagem.

Para cada pixel pode-se calcular a tangente como a linha que se ajusta melhor a todos os pixels de uma vizinhança pequena (usando o método de mínimos-quadrados). Isto permite calcular a normal e registrá-la no histograma. Os máximos do histograma dão os locais de centros dos possíveis círculos. O próximo passo é achar o raio correspondente ao centro (ou raio para círculos múltiplos, centrados no mesmo local). Faz-se isso através de um histograma para cada centro. Ou seja, para todo pixel na imagem computa-se sua distância até o centro de determinado círculo. Esta distância é registrada em um histograma unidimensional (vetor). O máximo dos histogramas corresponde aos raios dos círculos. Finalmente, deve-se aplicar um passo de pós-processamento para decidir se os parâmetros encontrados correspondem a um círculo na imagem.

Além da implementação da transformada de Hough para círculos sugerida por Davies (DAVIES, 1986), Duda e Hart (DUDA, 1972) sugeriram a utilização da transformada de Hough para retas adaptada para circunferências. Utilizando-se a equação da circunferência dada pela Equação (2.12), onde x_0 e y_0 são as coordenadas cartesianas do centro da circunferência e r o seu raio, é possível utilizar a transformada de Hough. A aplicação da transformada de Hough consiste em mudar a imagem do plano cartesiano em um espaço de parâmetros, ou seja, cada pixel do plano cartesiano será convertido em uma circunferência no espaço de parâmetros. Assim, o cruzamento das circunferências no espaço de parâmetros irá definir as coordenadas do centro de uma circunferência e o valor acumulado definirá o raio da circunferência.

$$(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2 = r^2 \quad (2.12)$$

A Figura 18, mostra uma circunferência de cinco *pixels* e raio igual a $1/\sqrt{2}$ no plano cartesiano (x,y) . A Figura 19, ilustra o mapeamento da imagem no plano cartesiano para o espaço de parâmetros.

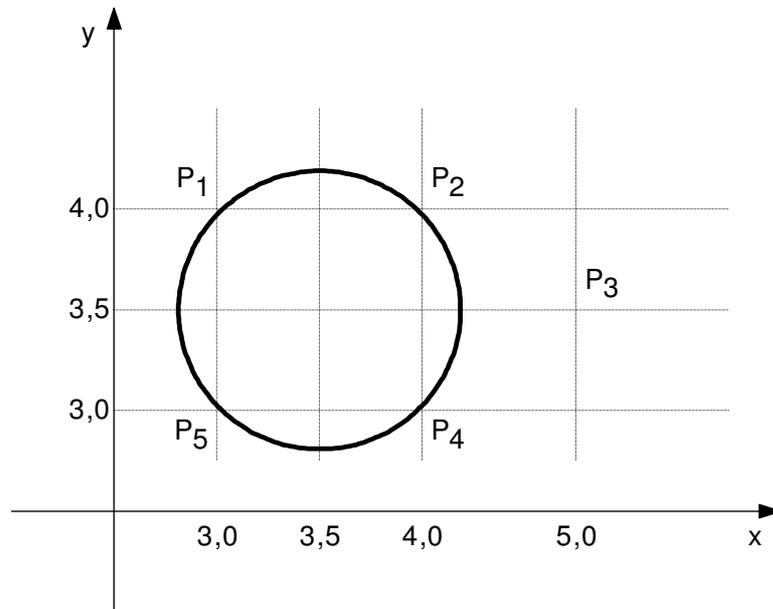


Figura 18 - Imagem de uma circunferência no plano cartesiano x, y .

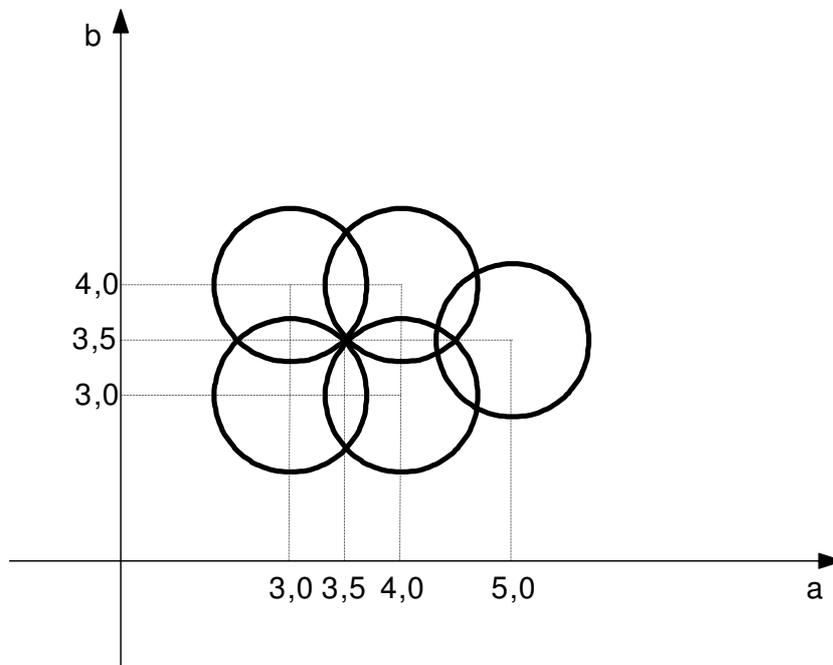


Figura 19 - Espaço de parâmetros a e b para circunferências.

Pode-se observar que cada *pixel* da imagem (Figura 18) gerou uma circunferência no espaço de parâmetros (Figura 19). Por exemplo, o ponto P1 gerou uma circunferência no espaço de parâmetros cujo centro são os pontos 4,0 e 3,0. Assim, os pontos a e b gerados no espaço de parâmetros são armazenados em um arranjo acumulador. O cruzamento das circunferências no espaço de parâmetros indica as coordenadas do centro da circunferência e seu valor acumulado indica os *pixels* pertencentes à circunferência. Dessa forma, foi possível localizar a circunferência que é dada pela Equação (2.13).

$$(X - 3,5)^2 + (Y - 3,5)^2 = \left(\frac{1}{2}\right)^2 \quad (2.13)$$

Para esta abordagem, onde a circunferência é de raio conhecido, o tamanho do arranjo acumulador deverá ter dimensões da Equação (2.14).

$$ARRANJO[X_{max} + 2raio][Y_{max} + 2raio] \quad (2.14)$$

No entanto, quando se deseja detectar uma circunferência com valor de raio desconhecido é necessário utilizar um arranjo acumulador tridimensional com as dimensões da Equação (2.15).

$$ARRANJO(X_{max} + 2raio)(Y_{max} + 2raio)(r_{max} - r_{min} + 1) \quad (2.15)$$

Esta abordagem da transformada de Hough apresenta algumas falhas que levam à geração de falsos picos. Esses picos são decorrentes de pontos de pixels vizinhos do raio central da circunferência e que geram falsos picos no arranjo acumulador. Para resolver este problema é utilizada a técnica de *Backmapping* e de análise de vizinhança. O *Backmapping* consiste em encontrar a média de todos os picos, gerando apenas um pico com valor médio, eliminando os falsos picos.

2.2.6 Transformada de Hough para Elipses

Elipse é uma curva plana representada por cinco parâmetros e que possui pontos para os quais a soma das distâncias a dois pontos fixos desse plano F_1 e F_2 é uma constante (Figura 20).

O eixo S_1S_2 é denominado eixo maior da elipse, e seu raio maior s é igual à metade do eixo maior. O eixo T_1T_2 é denominado eixo menor da elipse, e seu raio menor t é igual à metade do eixo menor. Os pontos F_1 e F_2 são denominados focos, e a distância F_1F_2 é conhecida como distância focal da elipse. A distância c é igual à distância do centro aos focos (CONCI, 2008), como pode ser observado na Figura 20.

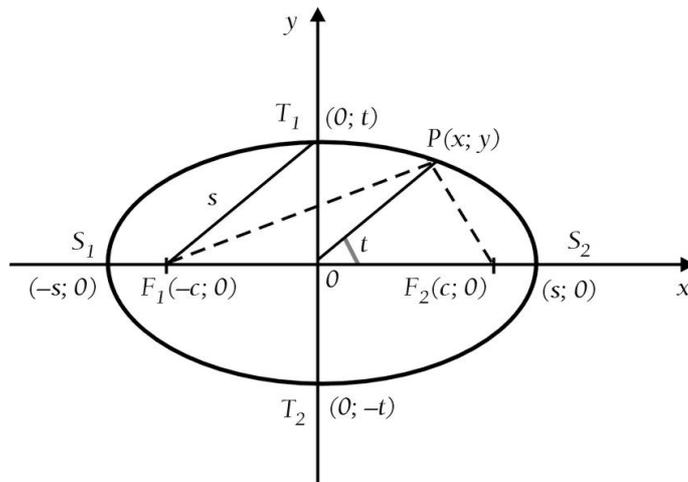


Figura 20 – Elipse com eixo maior horizontal.
(Fonte: CONCI, 2008)

A equação polar genérica da elipse é dada pela Equação (2.16), representada na Figura 21.

$$\rho^2 = \frac{s^2 t^2}{s^2 \text{sen}^2 \tau + t^2 \text{cos}^2 \tau} \quad (2.16)$$

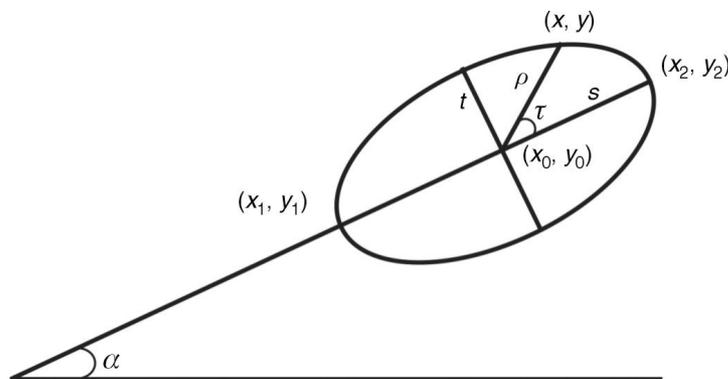


Figura 21 – Elipse inclinada com seus cinco parâmetros.
(Fonte: CONCI, 2008)

De acordo com a Figura 21 é possível identificar os cinco parâmetros necessários para que uma elipse seja detectada, que são: (x_1, y_1) e (x_2, y_2) que representam as coordenadas que definem o limite do eixo maior da elipse; (x_0, y_0) que representa as coordenadas do centro da elipse; s que é a metade do eixo maior; t que é a metade do eixo menor e α a sua inclinação em relação ao eixo horizontal. Estes parâmetros podem ser calculados de acordo com as equações listadas abaixo.

$$x_0 = \frac{x_1 + x_2}{2} \quad (2.17)$$

$$y_0 = \frac{y_1 + y_2}{2} \quad (2.18)$$

$$s = \frac{\sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2}}{2} \quad (2.19)$$

$$\alpha = \arctan \left[\frac{(y_2 - y_1)}{(x_2 - x_1)} \right], x_2 > x_1 \quad (2.20)$$

Para o cálculo do quinto parâmetro, t , é necessário utilizar a equação polar da elipse, Equação (2.16), colocando o termo t em evidência.

$$t^2 = \frac{s^2 \rho^2 \sin^2 \tau}{s^2 - \rho^2 \cos^2 \tau} \quad (2.21)$$

Os termos apresentados na Equação (2.21) estão representados na Figura 22.

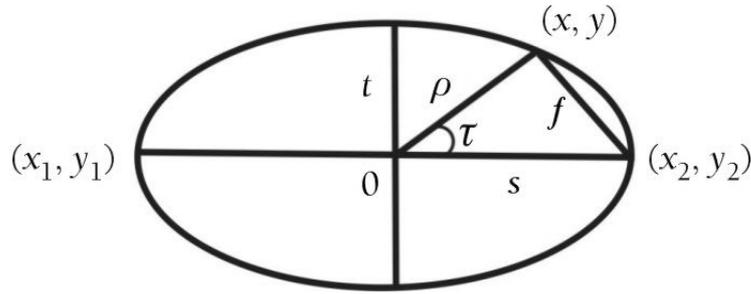


Figura 22 – Triângulo não retângulo inscrito em uma elipse.
(Fonte: CONCI, 2008)

Para o cálculo do eixo menor t é necessário ainda descobrir o valor de ρ que é a distância de um ponto qualquer da borda elipse (x,y) ao centro da elipse, Equação (2.22) e f que representa a distância entre um ponto qualquer do contorno da elipse (x,y) ao ponto limite do eixo maior (x_2,y_2) , Equação (2.23).

$$\rho = \sqrt{(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2} \quad (2.22)$$

$$f^2 = \rho^2 + s^2 - 2\rho s \cos \tau \quad (2.23)$$

O seno e o co-seno do ângulo τ podem ser obtidos aplicando-se a lei do co-seno e colocando em evidência o $\cos \tau$ da Equação (2.23) e utilizando-se a propriedade trigonométrica $\cos^2 \tau + \sin^2 \tau = 1$, obtem-se $\sin^2 \tau$, ou seja,

$$\cos \tau = \frac{s^2 + \rho^2 - f^2}{2\rho s} \quad (2.24)$$

$$\sin^2 \tau = 1 - \cos^2 \tau \quad (2.25)$$

Assim, com os valores de ρ , s , $\sin^2 \tau$ e $\cos^2 \tau$ é possível calcular o eixo menor t .

A Figura 23 (a) ilustra uma amostra de uma imagem de um CR-39. A Figura 23 (b) ilustra a mesma imagem após o uso da transformada de Hough com os objetos de interesse identificados.

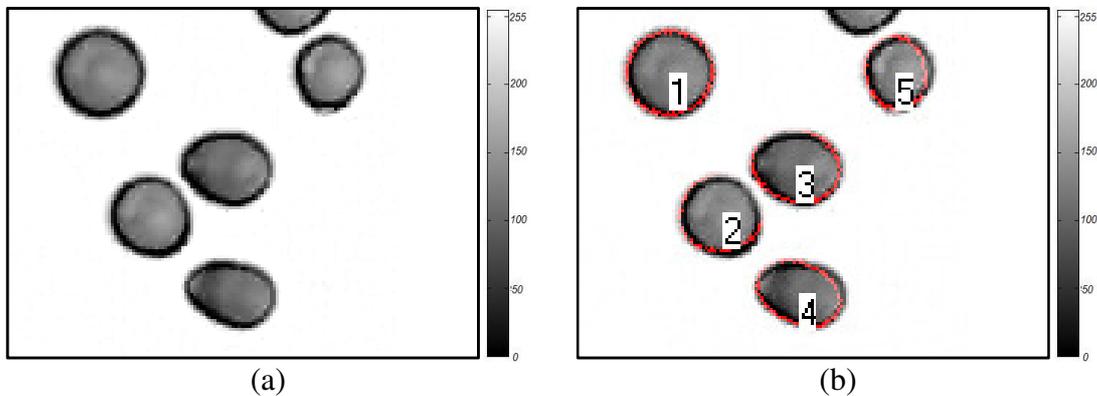


Figura 23 – (a) imagem original em 256 tons de cinza, adquirida com lente de aumento de 40x e área total de 0,04 mm²; (b) imagem após o uso da Transformada de Hough.

Neste trabalho a transformada de Hough para elipses foi utilizada após as etapas de pré-processamento, as quais envolveram limiarização e detecção de bordas.

2.3 Redes Neurais Artificiais

As redes neurais artificiais tomam como inspiração o funcionamento do cérebro humano e se baseiam na evidência biológica observada de uma grande multiplicidade de elementos de processamento muito simples, mas com alto grau de interconexão e paralelismo.

Entre as principais características das redes neurais destacam-se a sua flexibilidade, ou seja, elas são facilmente ajustadas a novos ambientes devido a sua capacidade de aprendizagem, a sua robustez e tolerância a falhas devido a sua capacidade de generalização e seu controle altamente paralelo e distribuído.

Assim, as redes neurais podem ser treinadas para encontrar soluções, interpretar e classificar dados, reconhecer padrões, como voz, impressões digitais (SAITO, 2002) e íris, aproximar funções e prever eventos futuros. Durante o treinamento de uma RNA, são apresentados vários diagnósticos conhecidos com características diversas e então quando apresentados os dados de um novo processo, a rede fornecerá um diagnóstico para os novos casos. Isto essencialmente criará um

sistema com o conhecimento de vários especialistas, podendo fornecer um diagnóstico inicial em tempo real. É importante mencionar que com isso o que se pretende é implementar uma ferramenta de auxílio ao processo de decisão.

De acordo com diversas estruturas neurais e algoritmos de aprendizagem propostos por vários pesquisadores, redes neurais possuem certas características exclusivas de sistemas biológicos. Sistemas de computação baseados em redes neurais têm a capacidade de receber ao mesmo tempo várias entradas e distribuí-las de maneira organizada. Geralmente, as informações armazenadas por uma rede neural é compartilhada por todas as suas unidades de processamento. Característica que contrasta com os atuais esquemas de memória, onde a informação fica confinada em um determinado endereço.

O modelo de rede neural tem muitos neurônios conectados por pesos com capacidade de adaptação que podem ser arranjados em uma estrutura paralela. Devido a este paralelismo, a falha de alguns neurônios não causa efeitos significantes para o desempenho de todo o sistema, o que é chamado de tolerância a falhas.

2.3.1 Histórico

As redes neurais artificiais (RNA) possuem histórico que data desde 1890, quando James (JAMES, 1890) anunciou os princípios fundamentais do que hoje constitui o modelo de neurônio e o princípio de associação. Na década de 40, MacCulloch e Pitts criaram um modelo de neurônio com n entradas (análogo aos dendritos) e com apenas uma saída (análogo aos axônios) (McCULLOCH, 1943). Para simular a sinapse, cada entrada de um neurônio possui um peso w , que são responsáveis por armazenar o conhecimento. Em 1959, Rosenblatt, pela primeira vez apresentou um modelo matemático de neurônio chamado *perceptron*, com aplicação específica de adaptar as propriedades de aprendizagem e processamento paralelo apresentados pelas redes neurais biológicas (ROSENBLATT, 1959). No entanto, Minsky e Papert em 1969 provaram que os *perceptrons* eram capazes de resolver apenas problemas de separação linear (MINSKY, 1969). Em 1986, Rumelhart, Hinton e Willians apresentaram o algoritmo de aprendizagem *backpropagation* para redes do tipo *perceptron* multicamadas, tornando possível resolver problemas de qualquer complexidade (RUMELHART, 1969).

2.3.2 Modelo de Neurônio

Um neurônio possui estrutura representada pela Figura 24. O neurônio recebe sinais de entrada (x_1, x_2, \dots, x_m) provenientes de sensores ou de outros neurônios e são dotados de sinapses, que modulam o sinal recebido, representados pelos pesos sinápticos $w_{j1}, w_{j2}, \dots, w_{jm}$.

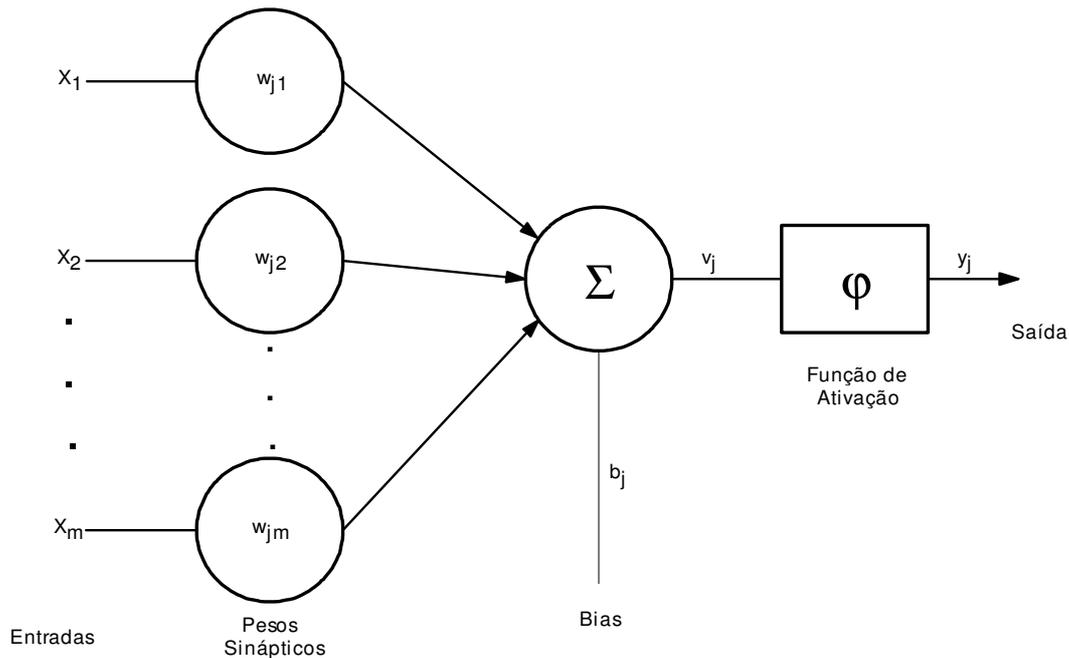


Figura 24 - Neurônio artificial ou rede neural artificial.
(Fonte: HAYKIN, 2001)

A função de soma processa os estímulos ponderados pelos respectivos pesos sinápticos e é definida por:

$$v_j = \sum_m \omega_{jm} \cdot x_m \quad (2.26)$$

onde: v_j é a saída gerada por cada neurônio na camada anterior.

A função de ativação, Equação (2.27), produz um sinal de saída a partir do sinal agregado das entradas, limitando a amplitude do intervalo do sinal de saída do

neurônio para algum valor finito, geralmente no intervalo normalizado (0,1) ou (-1,1).

$$y_j = f(v_j) \quad (2.27)$$

As principais funções de ativação utilizadas pelas redes neurais artificiais são mostradas na Figura 25.

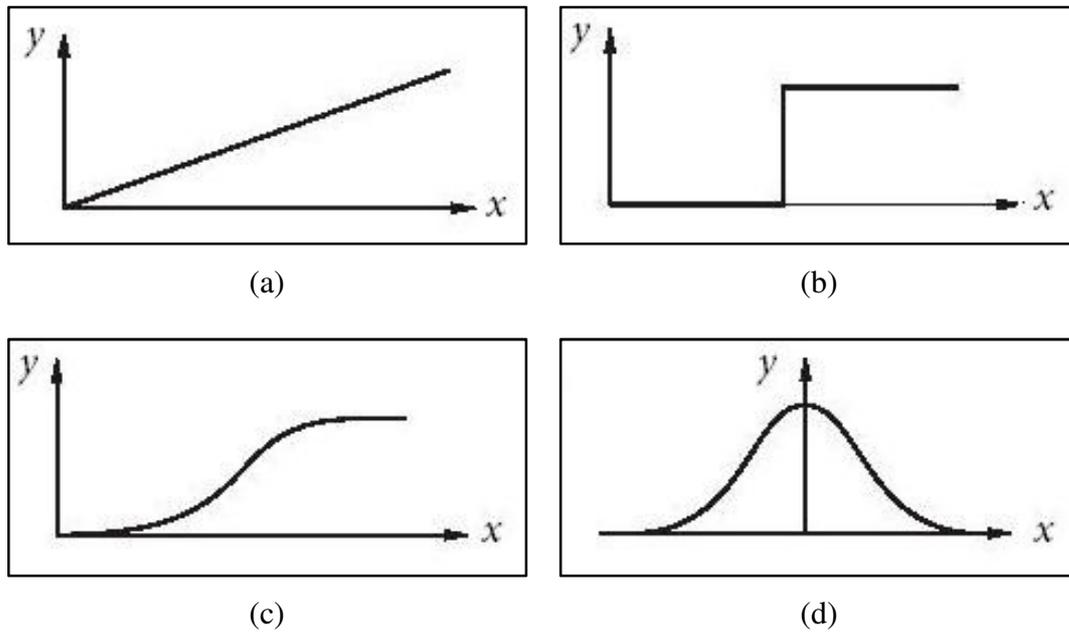


Figura 25 – Principais funções de ativação utilizadas pelas redes neurais artificiais. (a) função linear (b) função degrau (c) função sigmóide (d) função gaussiana.

2.3.3 Topologias Básicas

Redes Feedforward

Nas redes do tipo *feedforward* os sinais se propagam sempre da camada de entrada para a camada de saída, passando pelas eventuais camadas intermediárias, ou seja, as saídas de uma camada de neurônios não podem servir de entrada para a mesma camada ou para camadas anteriores. Um exemplo clássico de redes *feedforward* é a rede *perceptrons* multicamadas (RUMELHART, 1986). A Figura 26 mostra um exemplo de uma rede do tipo *feedforward*.

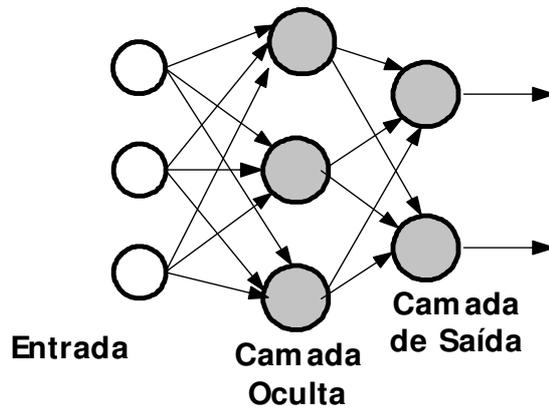


Figura 26 – Exemplo de uma rede neural artificial do tipo *feedforward*.

Redes Recorrentes

São aquelas que possuem conexões de realimentação, ou seja, a saída de um neurônio serve de entrada para neurônios da mesma camada ou de camadas anteriores. Um exemplo de rede recorrente é a rede Hopfield (HOPFIELD, 1982). A Figura 27 mostra um exemplo de rede do tipo recorrente.

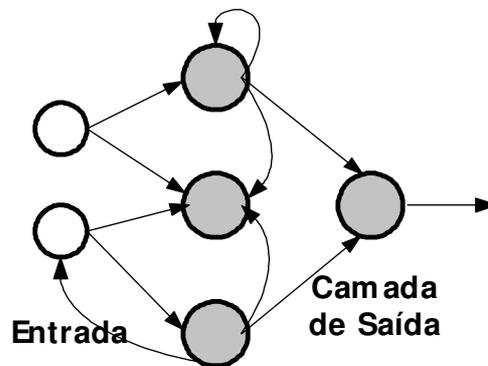


Figura 27 – Exemplo de uma rede neural artificial do tipo recorrente.

2.3.4 Aprendizagem

Outra característica importante de uma RNA é a sua capacidade de aprendizado. A aprendizagem é o processo pelo qual os parâmetros da rede são adaptados através de um processo contínuo de estimulação do ambiente onde a rede está inserida (HAYKIN, 2001).

Existe uma grande abrangência para o processo de aprendizagem de uma rede neural. Uma rede pode ser capaz de alterar a sua própria topologia, de modificar as funções de seus elementos processadores ou apenas alterar os valores dos pesos de suas conexões, como é feito na maioria dos casos.

O tipo de aprendizagem de uma rede neural é determinado pela maneira com que os seus parâmetros são ajustados. Existem dois grandes paradigmas de aprendizado: supervisionado e não-supervisionado.

Na aprendizagem supervisionada, um agente externo indica à rede a resposta desejada para o padrão de entrada e o ajuste de pesos ocorre até a resposta desejada ser obtida. Já na aprendizagem não-supervisionada, a rede utiliza os neurônios como classificadores e se organiza de modo a classificar as entradas de acordo com algum critério de semelhança. Existe ainda, a aprendizagem híbrida, que mescla as técnicas de aprendizagem supervisionada e não-supervisionada.

2.3.5 Rede de Perceptrons Multicamadas

As redes *perceptrons* multicamadas (MLP) são do tipo *feedforward* e apresentam várias camadas de neurônios (Figura 28). Ela é uma extensão das redes de camada simples, através da inserção de camadas entre as camadas de entrada e de saída.

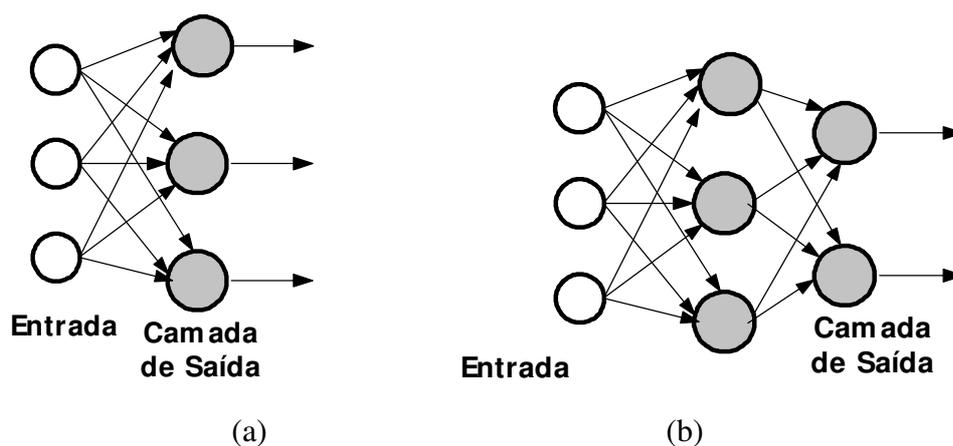


Figura 28 – (a) rede de *perceptrons* de camada simples; (b) rede de *perceptrons* multicamadas.

As MLP produzem um mapeamento de um espaço multidimensional para outro espaço multidimensional. Durante seu processo de aprendizagem o ajuste de

pesos da rede é feito de forma que ela atinja uma configuração capaz de realizar o mapeamento desejado, assim um número finito p de amostras são apresentados à rede na forma de pares de vetores do tipo:

$$(X^k, D^k) \quad (2.28)$$

onde $X^k = [x_1^k, \dots, x_m^k]^t$ representa uma entrada e $D^k = [d_1^k, \dots, d_n^k]^t$ representa a saída desejada ($k = 1, \dots, p$). Para cada entrada X^k a rede produz uma saída correspondente:

$$Y(W, X^k) = [y_1^k, \dots, y_n^k]^t \quad (2.29)$$

onde $Y(W, \cdot)$ é a saída da rede parametrizada pela sua matriz de pesos sinápticos W . Se o erro gerado pela saída da rede é definido como sendo o erro quadrático médio E , o processo de aprendizagem da MLP consiste em encontrar a matriz de pesos W tal que:

$$E = \min \frac{1}{2} \sum_{k=1}^p [Y(W, X^k) - D^k]^t [Y(W, X^k) - D^k] \quad (2.30)$$

Assim, com as redes MLP foi possível resolver problemas de natureza não-linear, acabando com as limitações das redes *perceptrons* de camada simples. O seu processo de aprendizagem supervisionada consiste em ajustar os pesos da rede de forma que estes atinjam uma configuração que seja capaz de mapear as entradas nas saídas desejadas. O algoritmo mais popular para fazer estes ajustes de peso minimizando os erros é o *backpropagation* (RUMELHART, 1986).

2.3.6 O Algoritmo Backpropagation

O *backpropagation* utiliza uma seqüência de dois passos, onde o primeiro consiste nos padrões apresentados a camada de entrada e que percorrem toda a rede até que uma resposta seja obtida pela camada de saída. No segundo passo, a saída obtida é comparada com a resposta desejada e seu erro é calculado e então propagado a partir da camada de saída até a camada de entrada e os pesos das conexões são ajustados e modificados (RUMELHART, 1969).

Seja uma rede MLP de M camadas. Cada camada contendo N_l neurônios, para $l = 1, \dots, M$. Os neurônios na primeira camada escondida recebem m entradas correspondentes a um mesmo vetor de entrada X . A camada de saída contém $N_M = n$ neurônios. A ativação do i -ésimo neurônio na camada l , denotada por $x_{l,i}$, é dada por:

$$x_{l,i} = \sum_{j=1}^{N_{l-1}} \omega_{l,ij} y_{l-1,j} + \omega_{l,i0}, \quad i=1, \dots, N_l; l=1, \dots, M \quad (2.31)$$

Onde $\omega_{l,ij}$ é o peso sináptico que conecta o neurônio j da camada $l - 1$ ao neurônio i na camada l , e $\omega_{l,i0}$ é o limiar aplicado ao neurônio. A saída do neurônio será representada por uma função de ativação (Figura 25, p. 43), comumente a função sigmóide.

Os padrões de entrada $X^k = [x_1^k, \dots, x_m^k]$ são fornecidos à camada de entrada da rede. Assim, quando um padrão k é apresentado, tem-se $y_{0,i}^k = x_i^k$, para $i = 1, \dots, m$. Os neurônios na primeira camada escondida calculam suas saídas e estas são então programadas para as camadas seguintes. Uma vez que a saída da rede é dada pelos neurônios da camada de saída, isto é, por $y_{M,i}$, para $i = 1, \dots, N_M$, o objetivo é encontrar o melhor conjunto de pesos W que minimize a seguinte medida de erro:

$$E = \min \left\{ \sum_{k=1}^p E^k \right\} = \min \left\{ \frac{1}{2} \sum_{k=1}^p \sum_{i=1}^n (y_{M,i}^k - s_i^k)^2 \right\} \quad (2.32)$$

A derivada parcial do erro com relação aos pesos dos neurônios na camada de saída é:

$$\frac{\partial E}{\partial \omega_{M,ij}} = \sum_{k=1}^p \frac{\partial E^k}{\partial y_{M,i}} \frac{dy_{M,i}^k}{dx_{M,i}} \frac{\partial x_{M,i}^k}{\partial \omega_{M,ij}} = \sum_{k=1}^p (y_{M,i}^k - s_i^k) \frac{dy_{M,i}^k}{dx_{M,i}} y_{M-1,j}^k \quad (2.33)$$

Notando que $\frac{dy_{M,i}^k}{dx_{M,i}} = f'(x_{M,i}^k)$, e em seguida definindo $\delta_{M,i}^k$ como:

$$\delta_{M,i}^k = (y_{M,i}^k - s_i^k) f'(x_{M,i}^k), \quad \text{para } i = 1, \dots, N_m \quad (2.34)$$

a derivada parcial do erro com relação aos pesos na camada de saída da rede pode então ser escrita como segue:

$$\frac{\partial E}{\partial \omega_{M,ij}} = \sum_{k=1}^p \delta_{M,i}^k y_{M-1,j}^k \quad (2.35)$$

Se a derivada parcial $\frac{\partial E^k}{\partial y_{l,i}}$ pode ser calculada para a camada escondida, então uma equação similar a (2.33) pode ser derivada para qualquer peso da rede. Por esta razão, deve-se observar que um neurônio em uma camada l pode somente afetar o erro na camada de saída sobre a camada $(l + 1)$ imediatamente seguinte. Portanto:

$$\frac{\partial E^k}{\partial y_{l,j}} = \sum_{j=1}^{N_{l+1}} \frac{\partial E^k}{\partial y_{l+1,j}} \frac{dy_{l+1,j}}{dx_{l+1,j}} \frac{dx_{l+1,j}}{dy_{l,i}} = \sum_{j=1}^{N_{l+1}} \frac{\partial E^k}{\partial y_{l+1,j}} \frac{dy_{l+1,j}}{dx_{l+1,j}} \omega_{l+1,ji} \quad (2.36)$$

Examinando as equações (2.33), (2.34) e (2.36), $\partial_{M,i}^k$, é generalizada para outras camadas definindo $\delta_{l,i}^k$ como segue:

$$\delta_{l,i}^k = f'(x_{l,i}^k) \sum_{j=1}^{N_{l+1}} \delta_{l+1,j}^k \omega_{l+1,ji} \text{ para } l = M-1, \dots, 1; i = 1, \dots, N_l \quad (2.37)$$

Os erros em uma camada são retropropagados para as camadas anteriores de acordo com a equação (2.37).

Portanto, combinando as equações (2.33) e (2.37), a derivada parcial do erro com relação a qualquer peso nas camadas escondidas pode ser escrito como segue:

$$\frac{\partial E}{\partial \omega_{l,i,j}} = \sum_{k=1}^p \delta_{l,i}^k y_{l-1,j}^k \quad (2.38)$$

O último passo do algoritmo é mudar os pesos por uma pequena fração na direção que causa uma redução no erro, ou seja, a direção oposta à derivada parcial ou gradiente definido pela equação (2.38). O procedimento de atualização é dado da seguinte forma:

$$\omega_{l,ij}^{(t+1)} = \omega_{l,ij}^{(t)} - \alpha_t \frac{\partial E^{(t)}}{\partial \omega_{l,ij}} \quad (2.39)$$

onde α_t é a razão de aprendizagem. Em sua forma mais simples, o algoritmo não faz nenhum procedimento de cálculo de α_t , sendo este valor fixo e determinado por tentativa e erro.

Neste trabalho, as Redes Neurais Artificiais foram utilizadas após a etapa de processamento que utiliza a transformada de Hough. Os traços incompletos, não

identificados pela transformada de Hough são classificados com a utilização de Redes Neurais Artificiais.

3 Desenvolvimento do método para reconhecimento de padrões de traços nucleares em imagens produzidas por partículas alfa

3.1 Resumo do capítulo

Neste capítulo é apresentada a estrutura do algoritmo do método desenvolvido para a análise automática de imagens de traços nucleares produzidos por partículas alfa. Também, são apresentados os procedimentos para formação do banco de padrões, aquisição de imagens, pré-processamento das imagens, utilização da transformada de Hough e redes neurais artificiais.

3.2 Fundamentos

O método proposto para o reconhecimento de padrões de imagens de traços nucleares produzidos por partículas alfa está descrito nas estruturas de procedimentos ilustradas na Figura 29, as quais consistem em três etapas: aquisição (formação e digitalização da imagem), processamento (pré-processamento utilizando técnicas de segmentação e filtros) e análise (classificação de padrões).

A etapa de aquisição de imagens corresponde aos blocos identificados como: microscópio, mesa XY, controle de sinais e aquisição de imagens. Esta etapa do processamento viabiliza a aquisição das imagens provenientes de um detector CR-39 utilizando os controles automáticos da mesa XY e da câmera que é acoplada ao microscópio.

A etapa seguinte consiste no pré-processamento das imagens adquiridas, conforme o bloco identificado como: pré-processamento. O pré-processamento compreende a correção de problemas advindos da aquisição e filtros são utilizados juntamente com a técnica de segmentação, preparando a imagem para a etapa seguinte.

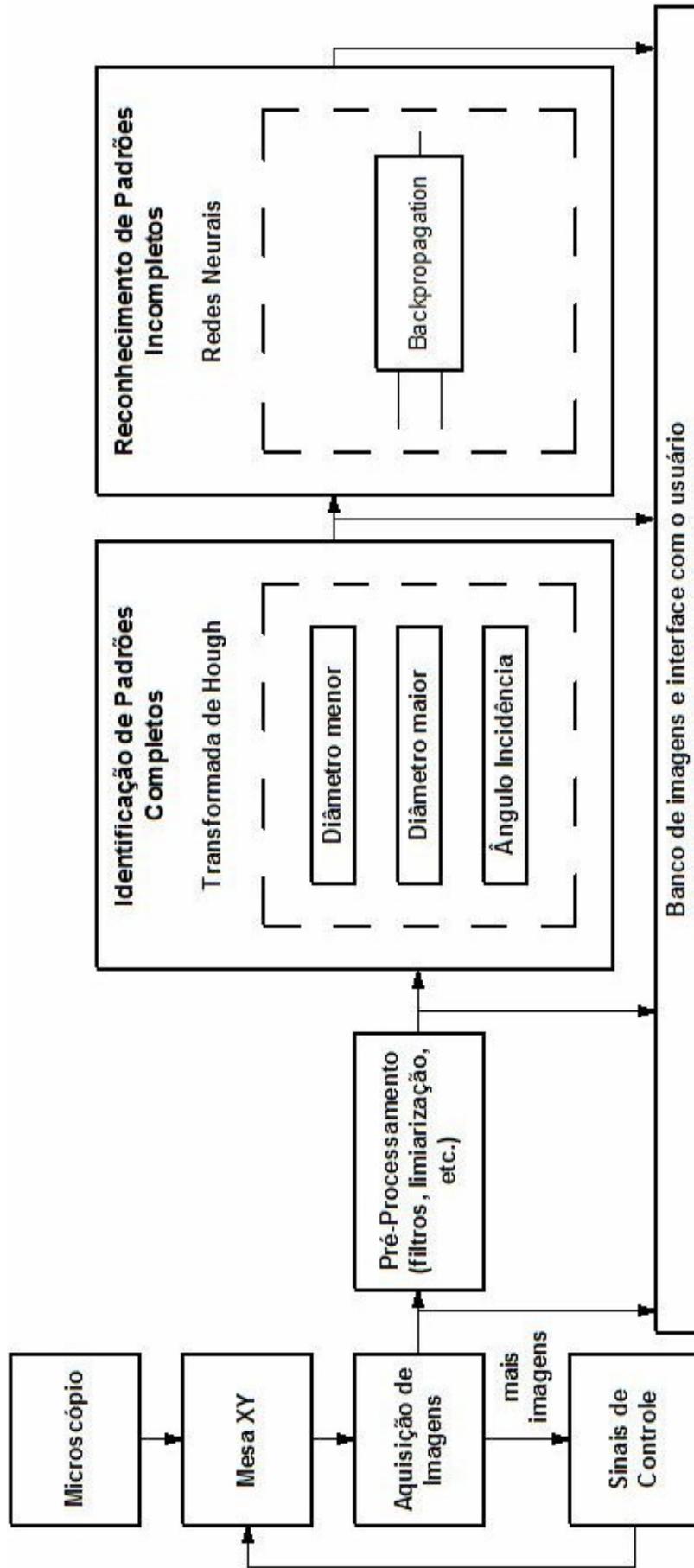


Figura 29 – Arquitetura do método desenvolvido para a captura e análise automática de imagens de tracos nucleares produzidos por partículas alfa.

A etapa de análise da imagem é identificada pelos blocos identificação de padrões e reconhecimento de padrões e consiste em identificar os padrões da imagem utilizando a transformada de Hough, que é capaz de identificar padrões circulares e elípticos, fornecendo os diâmetros maiores e menores de cada evento. O reconhecimento de padrões utiliza ainda uma rede neural artificial para reconhecer padrões incompletos.

O banco de imagens deverá armazenar as imagens em todas as etapas do processamento, ou seja, as imagens originais, pré-processadas e as com os padrões identificados, visando sua visualização aos usuários.

3.3 Aquisição de Imagens

Conforme descrito anteriormente, a etapa de aquisição de imagens consiste em adquirir imagens provenientes de um detector CR-39 de forma automática. Esta captura é feita conforme indicam os diagramas descritos na Figura 30, o qual teve por base o trabalho desenvolvido por Silva e colaboradores (SILVA, 2007).

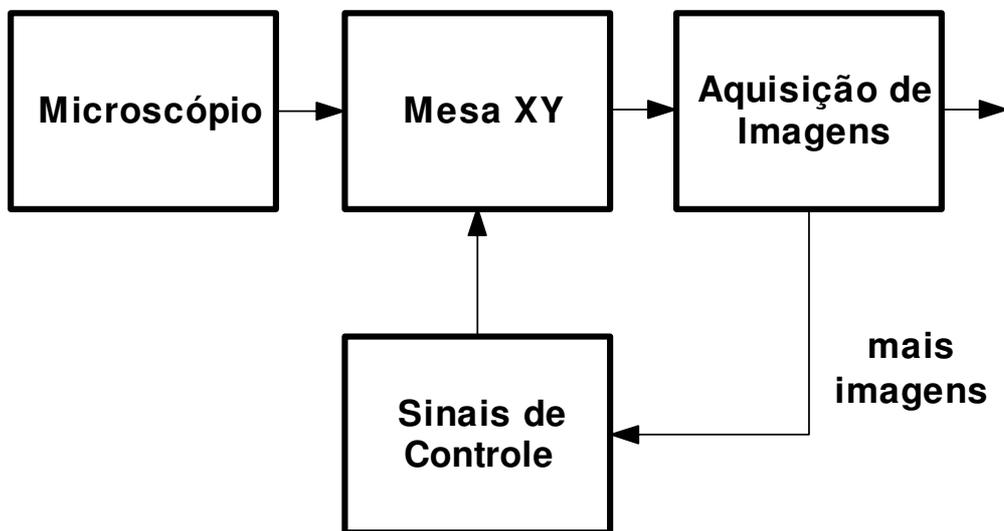


Figura 30 – Estrutura de procedimentos do sistema de captura automático de imagens.

Tal sistema, que envolve a captura automática de imagens em menor tempo e em maior quantidade é formado por um circuito de fonte de alimentação, circuito microcontrolado, bem como interface gráfica e de comunicação (Figura 31).

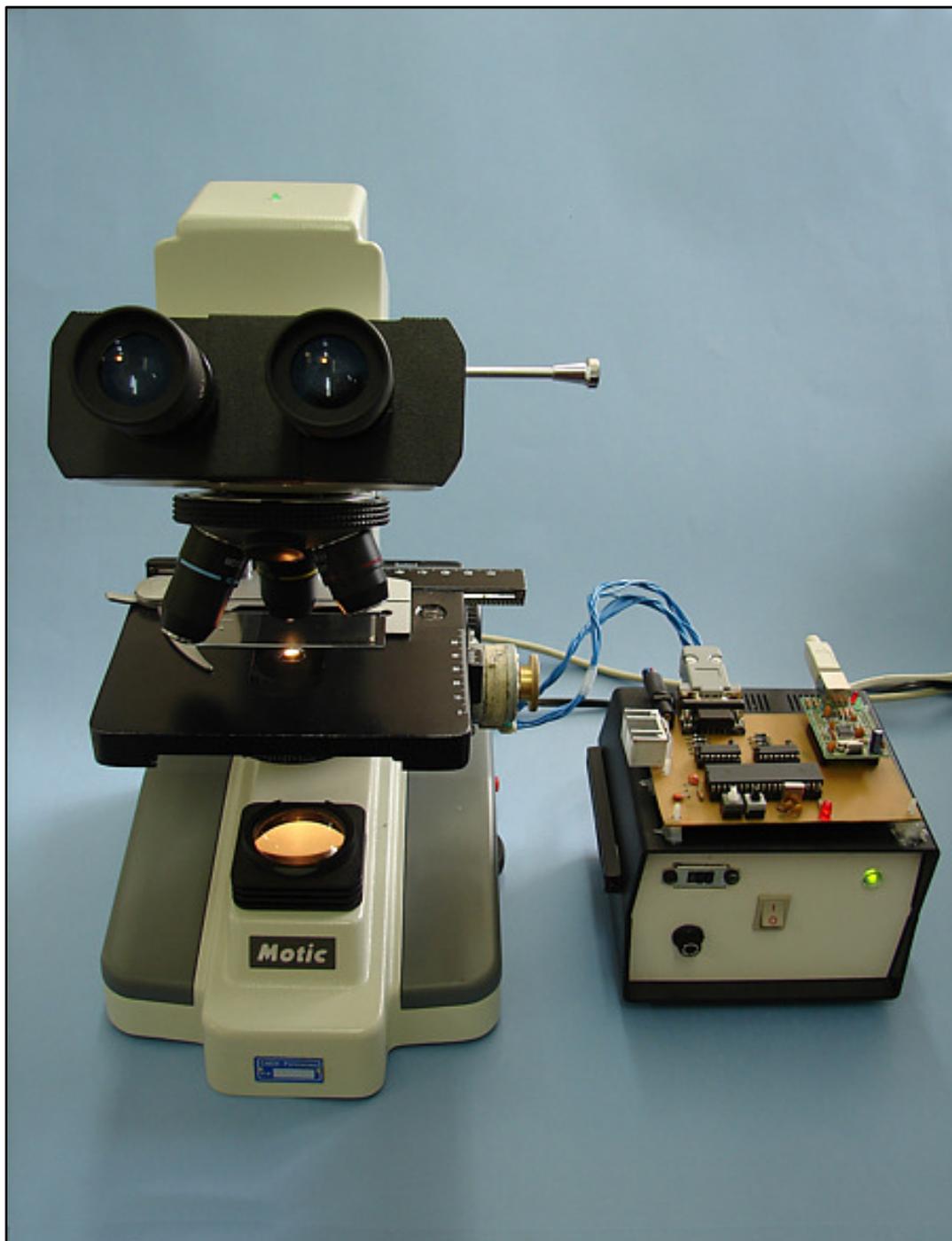


Figura 31 – Sistema automático de captura de imagens composto por um microscópio ótico com motores de passo acoplados à mesa XY, fonte e circuito de controle dos motores.

Os motores de passo acoplados à mesa XY, conforme a Figura 32, são os responsáveis pela movimentação da mesa e utilizam uma fonte de alimentação de 24V e movimentam $7,5^\circ$ para cada passo. Neste trabalho, foi utilizado o meio passo, ou seja, $3,75^\circ$ o que tornou a movimentação da mesa mais suave e com maior torque que o observado no passo completo.

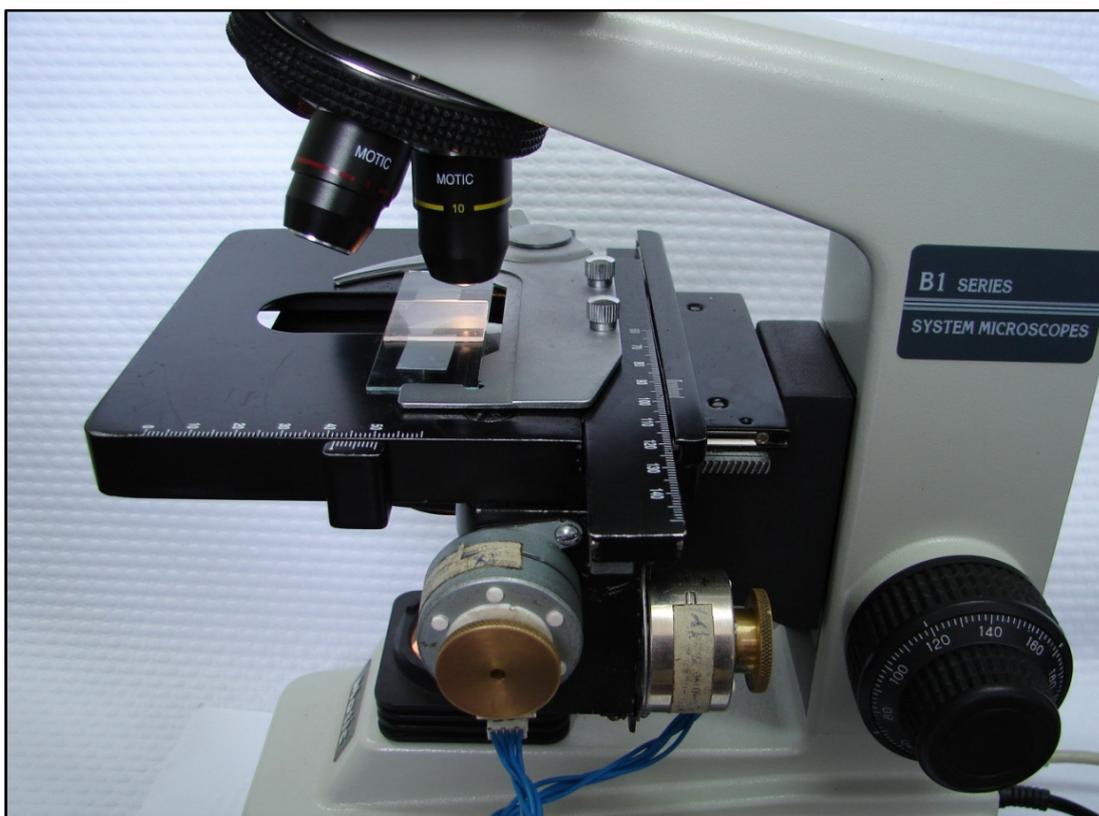


Figura 32 – Motores de passo acoplados à mesa XY do microscópio ótico.

O controle dos motores de passo é realizado com um microcontrolador programável tipo PIC 16F877A (Figura 33). O algoritmo desenvolvido para o gerenciamento do sistema permite enviar instruções para o dispositivo microcontrolado presente no hardware, bem como realizar leitura da atual situação para tomada de decisões, sendo também responsável pelo processo de captura de imagens do microscópio para serem analisadas posteriormente.

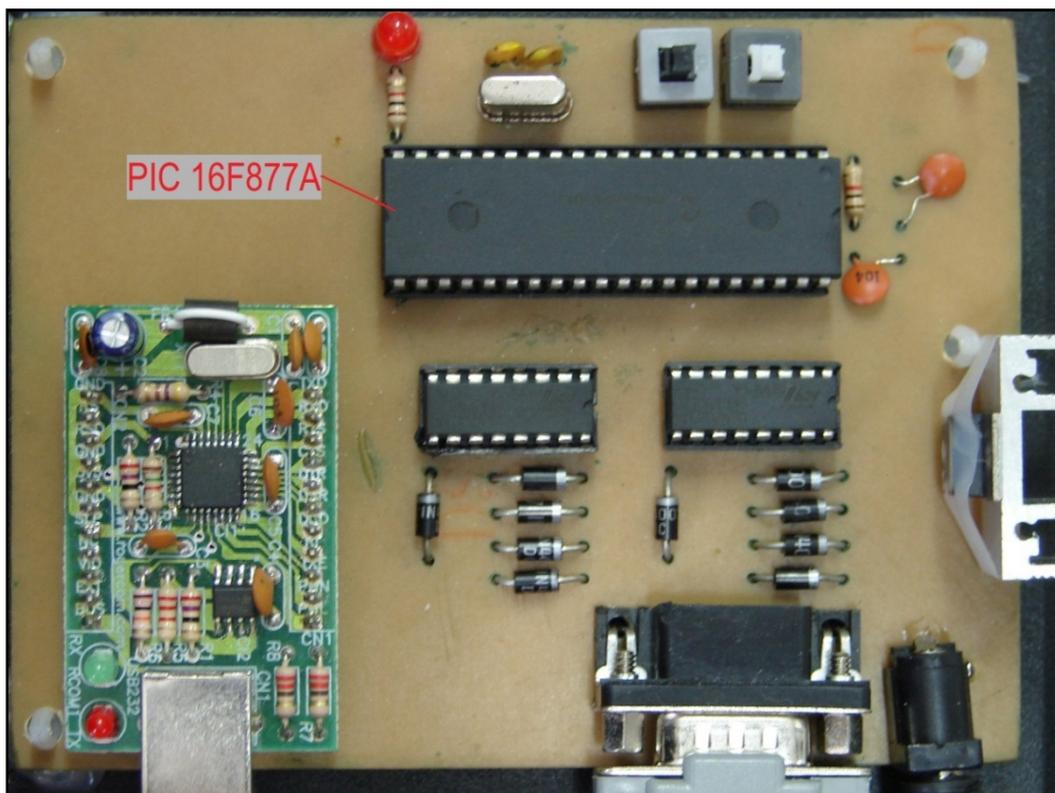


Figura 33 - Microcontrolador programável (PIC 16F877A) utilizado para o controle dos motores de passo acoplados ao microscópio ótico.

Para o perfeito controle da mesa foram elaborados dois softwares, um instalado em um computador e o outro gravado no microcontrolador. O software instalado no computador é o responsável por posicionar a mesa XY em uma posição inicial e ajustar todas as configurações necessárias para o início do processo de aquisição de imagens. Após as configurações iniciais e feito o sincronismo da mesa com o dispositivo microcontrolado, tem-se início à aquisição das imagens. Adquirida a primeira imagem, o software manda para o microcontrolador o comando para a nova posição da mesa, sendo feita à aquisição da nova imagem, e assim por diante até fazer toda a leitura da lâmina colocada na mesa do microscópio. Além da interação com o microcontrolador, o software instalado no computador é responsável também pela interface com o usuário, mostrando todas as informações sobre as aquisições das imagens, conforme a varredura da lâmina em análise. O software gravado no microcontrolador recebe via porta serial os comandos vindos do computador, executando-os conforme pré-programado, colocando os motores em movimento.

3.4 Banco de Padrões

A criação do banco de padrões foi feita através de experimentos que mostraram o comportamento dos traços de partículas alfa incidentes no CR-39 em função de seu ângulo de incidência. Estes experimentos tiveram como objetivo obter traços de partículas alfa de ângulos incidentes conhecidos. Os experimentos foram realizados utilizando-se uma fonte radioativa de ^{241}Am que emite partículas alfa com energia de 5,486 MeV, restringindo o ângulo de incidência dessas partículas em 30° , 45° , 60° , 75° e 90° com relação à normal. A fonte de ^{241}Am foi escolhida pois sua energia de emissão Alfa é bem próxima ao do ^{222}Rn que é de 5,48 MeV. Para restringir os ângulos de incidência das partículas Alfa foram utilizados diversos colimadores feitos em acrílico e com furos centrais de 1 mm com ângulos pré-determinados. Fotos dos colimadores podem ser observados na Figura 34, Figura 35, Figura 36, Figura 37, Figura 38 e Figura 39, respectivamente.



Figura 34 – Colimadores de 90° , 75° , 60° , 45° e 30° .



Figura 35 – Colimador que restringe a passagem de partículas alfa com ângulo de 30° .

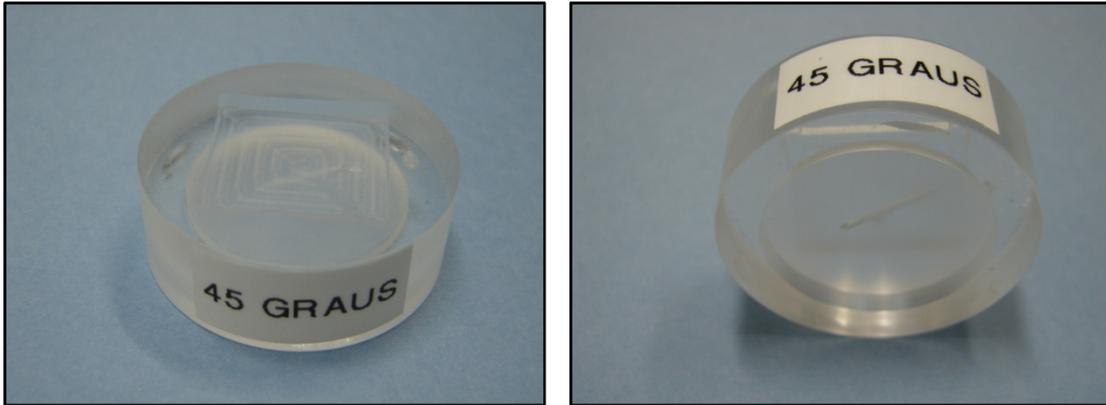


Figura 36 – Colimador que restringe a passagem de partículas alfa com ângulo de 45°

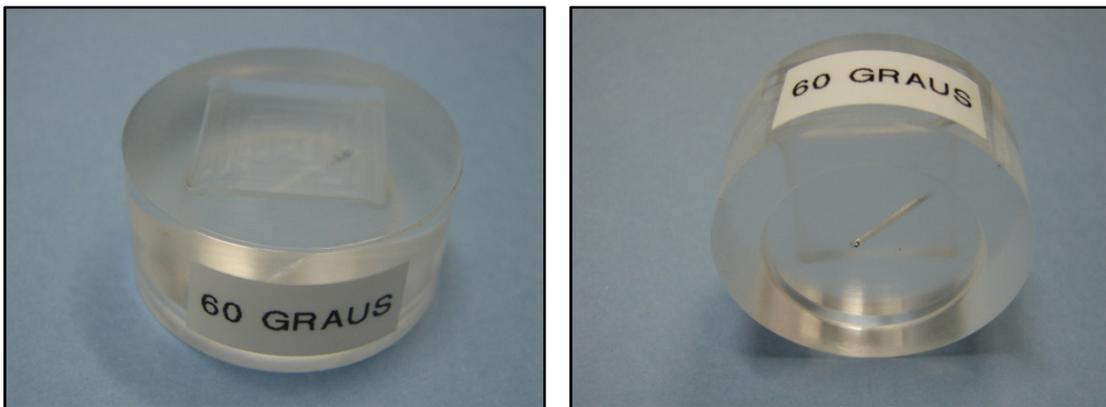


Figura 37 – Colimador que restringe a passagem de partículas alfa com ângulo de 60°.

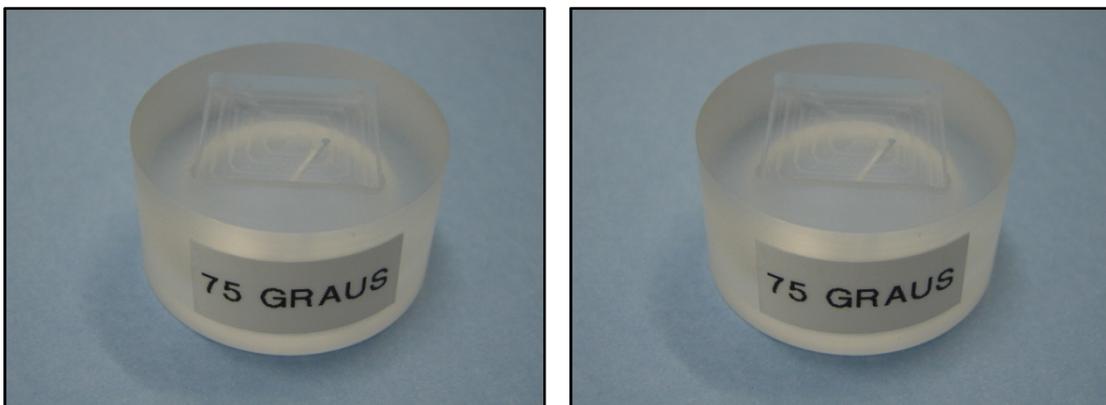


Figura 38 – Colimador que restringe a passagem de partículas alfa com ângulo de 75°.

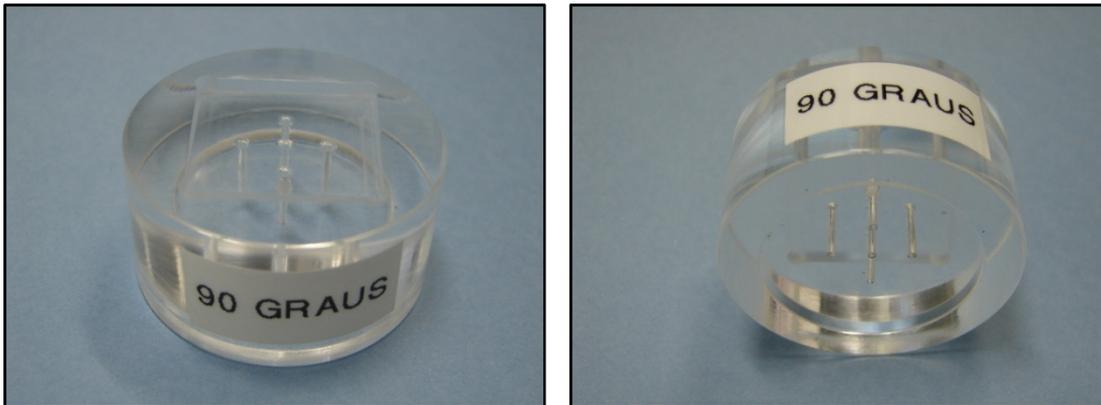


Figura 39 – Colimador que restringe a passagem de partículas alfa com ângulo de 90°.

O objetivo do uso dos colimadores é estabelecimento a priori do ângulo de incidência das partículas Alfa no CR-39. Os experimentos foram feitos utilizando-se uma fonte radioativa que foi posicionada na parte de baixo do colimador e um detector colocado na parte superior (Figura 40). As partículas alfa emitidas pela fonte radioativa foram barradas pelo colimador e somente aquelas emitidas com determinado ângulo conseguiram seguir através do furo presente no mesmo e incidir no detector.

Para evitar a perda de energia das partículas alfa emitida pela fonte radioativa foi utilizada uma câmara de vácuo (Figura 41). Assim, pôde-se garantir que a energia da partícula que saiu da fonte foi a mesma ao chegar no detector. Para cada experimento realizado na câmara de vácuo, outro semelhante foi realizado no ar, ou seja, utilizando a mesma fonte radioativa e o mesmo colimador.

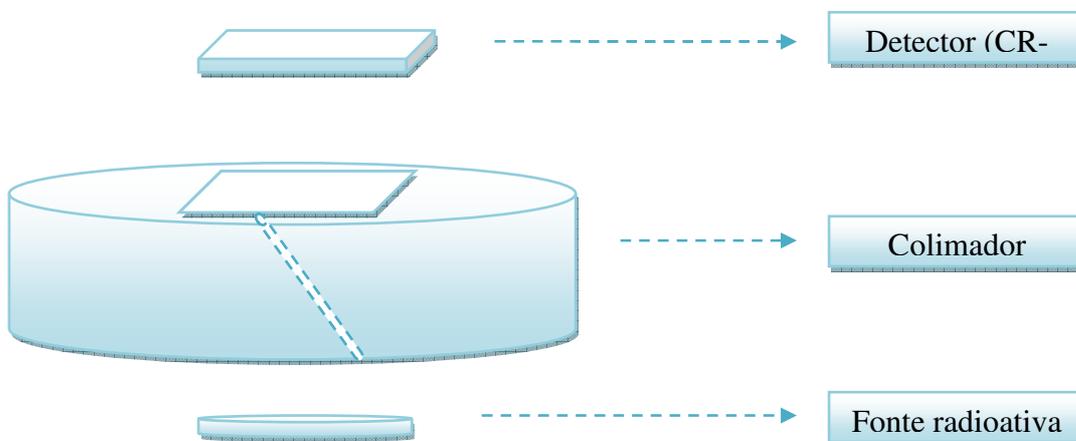


Figura 40 – Ilustração do posicionamento do colimador, detector e da fonte radioativa.



Figura 41 - Câmera de vácuo e um colimador com ângulo de incidência de 90° .

3.4.1 Padrões Obtidos

As imagens que compõe o banco de padrões foram obtidas através de experimentos realizados no LAPOC.

Todos os detectores utilizados passaram por um processo de revelação química em solução de KOH a 80°C durante 5h.

Através dos experimentos foi possível observar que as partículas que não foram expostas ao ar apresentaram tamanho menor que as outras partículas. Isso acontece, pois no vácuo não existe perda de energia, ou seja, as partículas Alfa do experimento realizado no vácuo incidiram no detector com energia maior que o detector exposto ao ar. Nas partículas incidentes com ângulo de 90° observou-se que os traços apresentaram forma circular, o que está de acordo com a teoria de de Paulo (DE PAULO, 1991).

Todas as imagens adquiridas para o banco de padrões apresentam uma mancha à direita proveniente de um defeito presente no microscópio. Esta mancha pode ser observada na Figura 42 em destaque no círculo em vermelho e não apresenta prejuízos na classificação dos padrões, pois eles foram classificados individualmente.

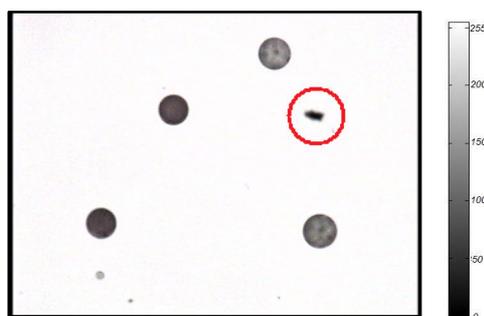


Figura 42 – Imagem da superfície de um detector com destaque para a mancha presente no microscópio. Imagem adquirida com lente de aumento de 40x e área total de 0,16 mm².

3.4.1.1 Partículas Alfa com ângulo de incidência de 90°

A Figura 43 ilustra imagens que fazem parte do banco de padrões e o aspecto de uma partícula Alfa incidente com ângulo de 90°.

Estas imagens foram obtidas através de experimento realizado no vácuo, com tempo de exposição de aproximadamente 18 h, utilizando o colimador de 90°, cuja

distância da fonte ao detector é de 18 mm. As médias dos valores dos diâmetros maiores e menores dos traços, obtidos através das imagens se encontram apresentados na Tabela 6.

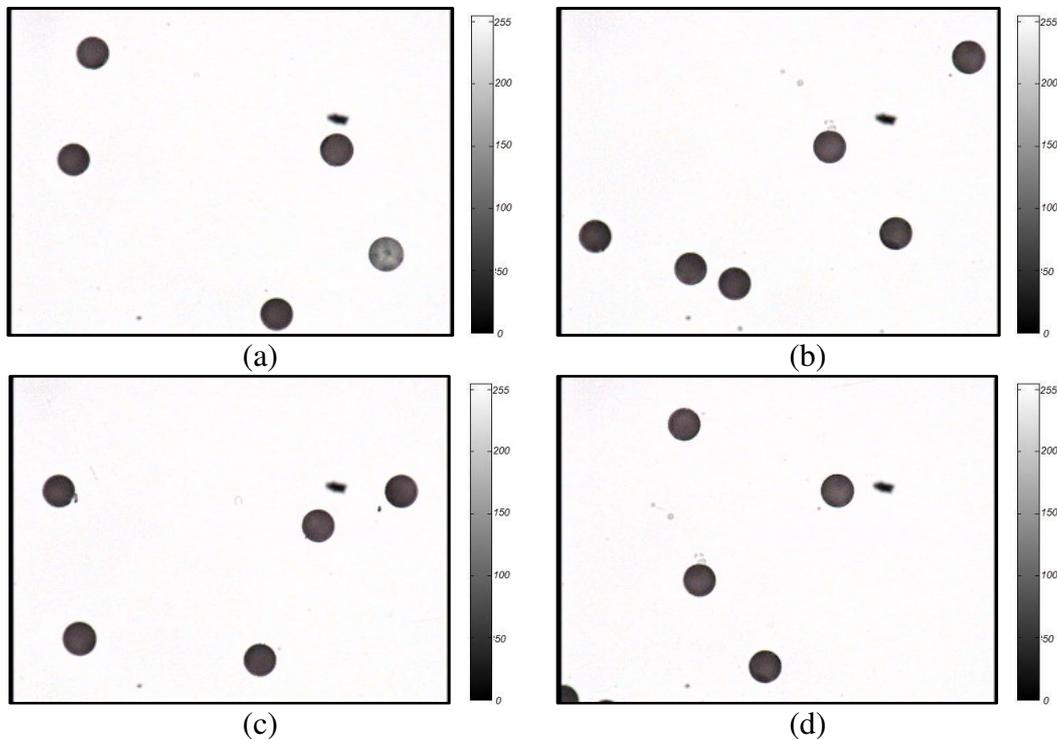


Figura 43 – (a), (b), (c) e (d) Imagens da superfície de um detector com partículas alfa com ângulo de incidência de 90° em experimento realizado na câmera de vácuo. Imagens em 256 tons de cinza, adquirida com lente de aumento de 40x e dimensão de 0,25 mm².

Tabela 6 – Valores médios dos diâmetros maiores e menores dos traços obtidos através do experimento com colimador de 90° e câmera de vácuo.

Número do Detector	1181
Média diâmetro maior (s)	12,016
Média diâmetro menor (t)	11,023
Média t/s	0,917

A Figura 44 ilustra as imagens do banco de padrões e o aspecto de uma partícula alfa incidente com ângulo de 90°.

Estas imagens foram obtidas através de experimento realizado no ar, com tempo de exposição de aproximadamente 26 h, utilizando o colimador de 90°, cuja

distância da fonte ao detector é de 18 mm. As médias dos valores dos diâmetros maiores e menores dos traços, obtidos através das imagens, se encontram apresentadas na Tabela 7.

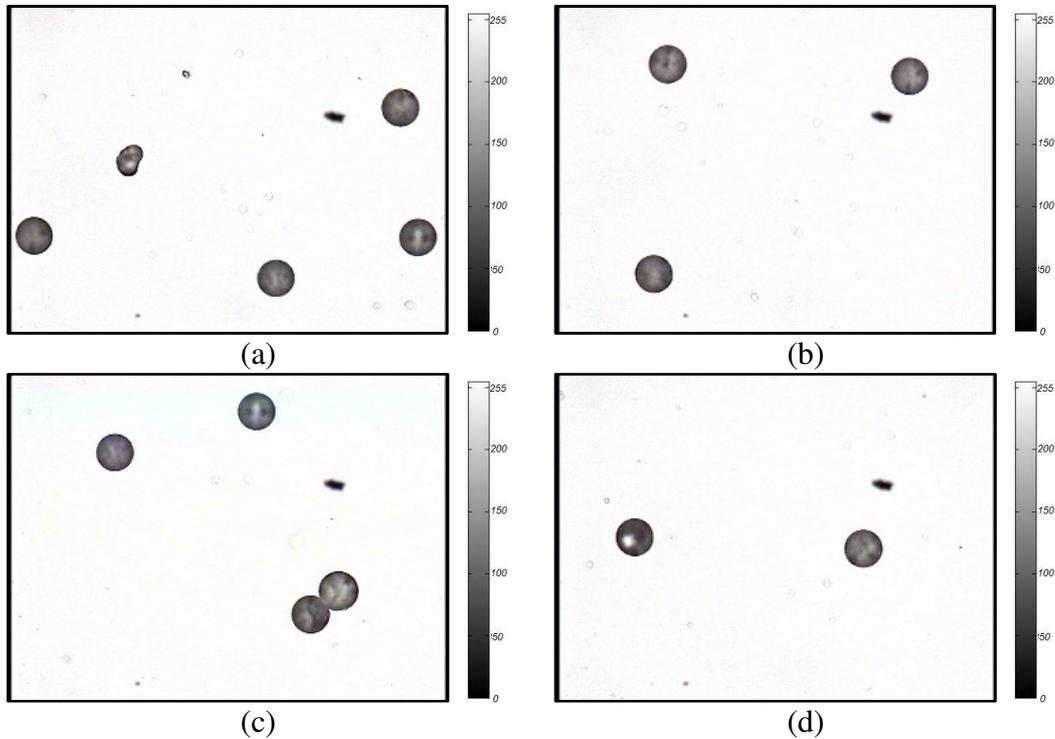


Figura 44 – (a), (b), (c) e (d) Imagens da superfície de um detector com partículas alfa com ângulo de incidência de 90° em experimento realizado no ar. Imagens em 256 tons de cinza, adquirida com lente de aumento de 40x e dimensão de 0,25 mm².

Tabela 7- Valores médios dos diâmetros maiores e menores dos traços obtidos através do experimento com colimador de 90° e exposição no ar.

Número do Detector	1221
Média diâmetro maior (s)	13,942
Média diâmetro menor (t)	13,000
Média t/s	0,932

3.4.1.2 Partículas Alfa com ângulo de incidência de 75°

A Figura 45 ilustra as imagens do banco de padrões e o aspecto de uma partícula alfa incidente com ângulo de 75° . As imagens foram obtidas através de experimento realizado no vácuo, com tempo de exposição de aproximadamente 24 h, utilizando o colimador de 75° , cuja distância da fonte ao detector é de 16 mm. As médias dos valores dos diâmetros maiores e menores dos traços, obtidos através das imagens, estão na Tabela 8.

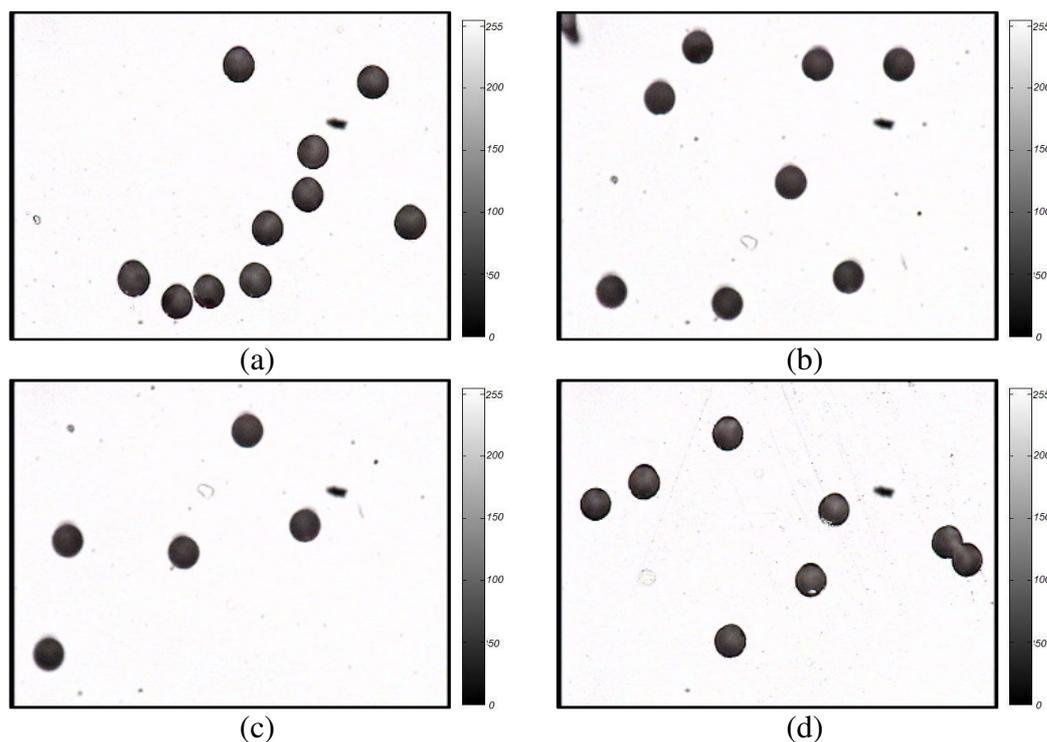


Figura 45 – (a), (b), (c) e (d) Imagens da superfície de um detector com partículas alfa com ângulo de incidência de 75° em experimento realizado na câmera de vácuo. Imagens em 256 tons de cinza e adquirida com lente de aumento de 40x e dimensão de $0,25 \text{ mm}^2$.

Tabela 8 – Valores médios dos diâmetros maiores e menores dos traços obtidos através do experimento com colimador de 75° e câmera de vácuo.

Número do Detector	1197
Média diâmetro maior (s)	12,658
Média diâmetro menor (t)	10,975
Média t/s	0,867

A Figura 46 ilustra imagens do banco de padrões e o aspecto de uma partícula alfa incidente com ângulo de 75° .

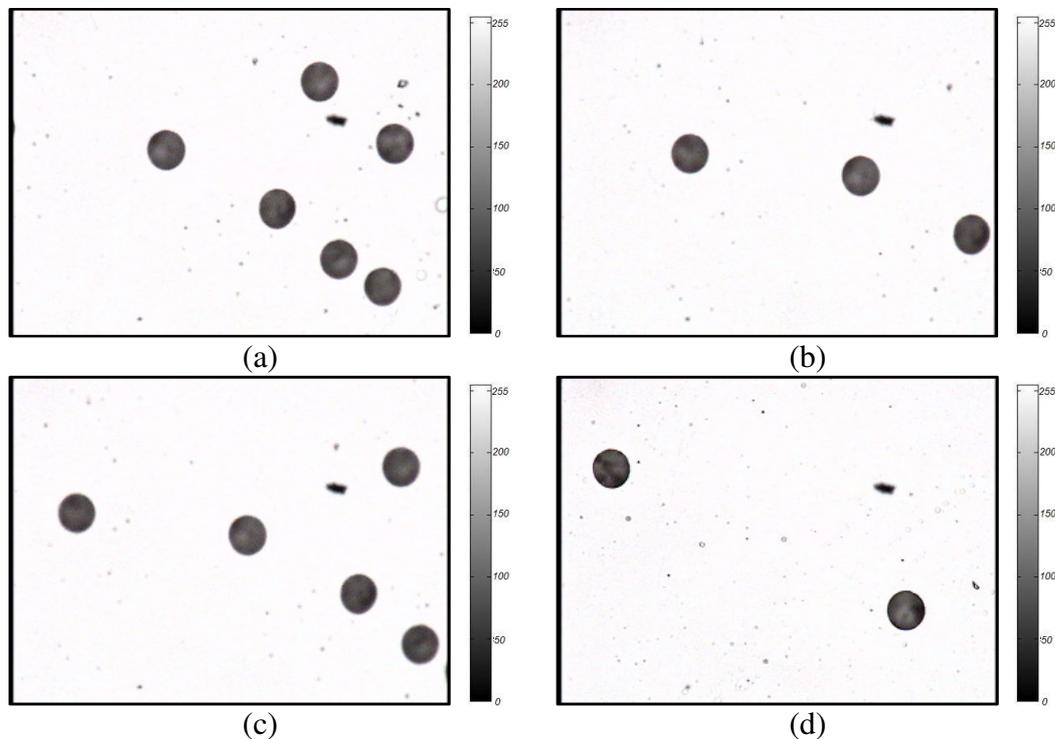


Figura 46 – (a), (b), (c) e (d) Imagens da superfície de um detector com partículas alfa com ângulo de incidência de 75° em experimento realizado no ar. Imagens em 256 tons de cinza, adquirida com lente de aumento de 40x e dimensão de $0,25 \text{ mm}^2$.

As imagens foram obtidas através de experimento realizado no ar, com tempo de exposição de aproximadamente 24 h, utilizando o colimador de 75° , cuja distância da fonte ao detector é de 16 mm. As médias dos valores dos diâmetros maiores e menores dos traços, obtidos através das imagens, estão na Tabela 9.

Tabela 9 - Valores médios dos diâmetros maiores e menores dos traços obtidos através do experimento com colimador de 75° e exposição no ar.

Número do Detector	1229
Média diâmetro maior (s)	14,529
Média diâmetro menor (t)	13,000
Média t/s	0,894

3.4.1.3 Partículas Alfa com ângulo de incidência de 60°

As partículas Alfa com ângulo de 60° podem ser observadas na Figura 47, onde são apresentadas imagens obtidas com experimentos em vácuo. Este experimento teve tempo de exposição de aproximadamente 24 h, utilizando o colimador de 60°, cuja distância da fonte ao detector é de 16 mm. As médias dos valores dos diâmetros maiores e menores dos traços, obtidos através das imagens, são apresentados na Tabela 10.

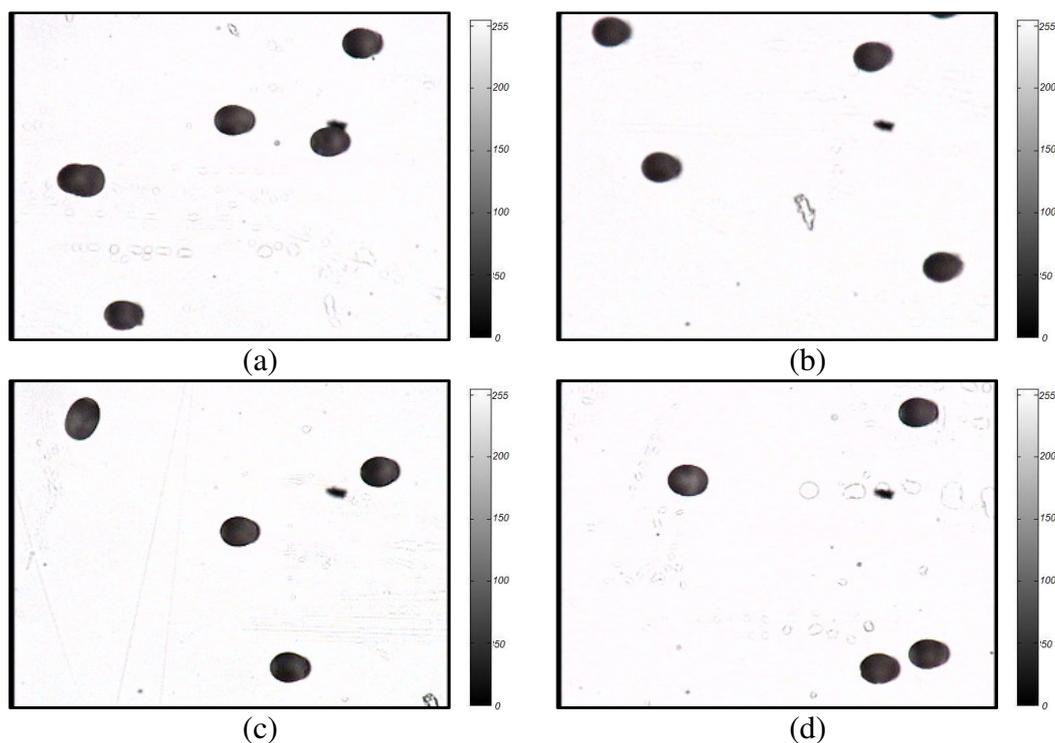


Figura 47 – (a), (b), (c) e (d) Imagens da superfície de um detector com partículas alfa com ângulo de incidência de 60° em experimento realizado na câmara de vácuo. Imagens em 256 tons de cinza, adquirida com lente de aumento de 40x e dimensão de 0,25 mm².

Tabela 10 - Valores médios dos diâmetros maiores e menores dos traços obtidos através do experimento com colimador de 60° e câmara de vácuo.

Número do Detector	1211
Média diâmetro maior (s)	14,550
Média diâmetro menor (t)	10,666
Média t/s	0,733

O experimento realizado no ar teve tempo de exposição de aproximadamente 24 h, utilizando o colimador de 60°, cuja distância da fonte ao detector é de 16 mm. Os eventos obtidos neste experimento estão na Figura 48. As médias dos valores dos diâmetros maiores e menores dos traços, obtidos através das imagens, estão na Tabela 11.

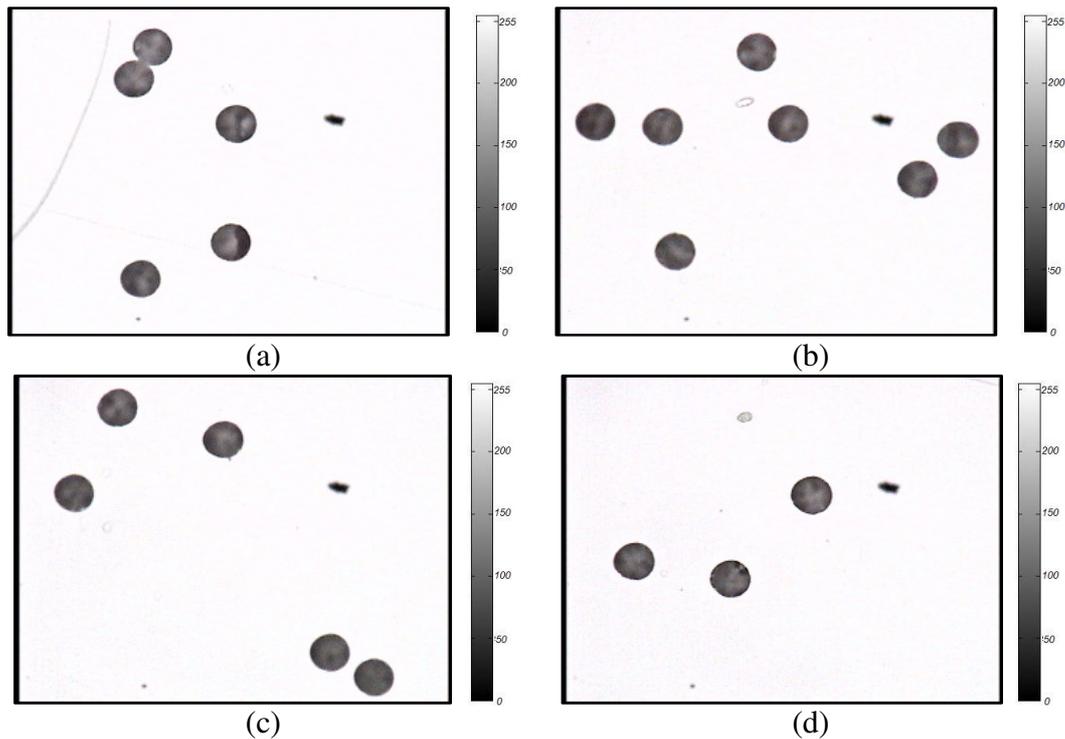


Figura 48 – (a), (b), (c) e (d) Imagens da superfície de um detector com partículas alfa com ângulo de incidência de 60° em experimento realizado no ar. Imagens em 256 tons de cinza, adquiridas com lente de aumento de 40x e dimensão de 0,25 mm².

Tabela 11 - Valores médios dos diâmetros maiores e menores dos traços obtidos através do experimento com colimador de 60° e exposição no ar.

Número do Detector	1187
Média diâmetro maior (s)	16,517
Média diâmetro menor (t)	13,000
Média t/s	0,787

3.4.1.4 Partículas Alfa com ângulo de incidência de 45°

As partículas com ângulo de incidência de 45° podem ser observadas na Figura 49.

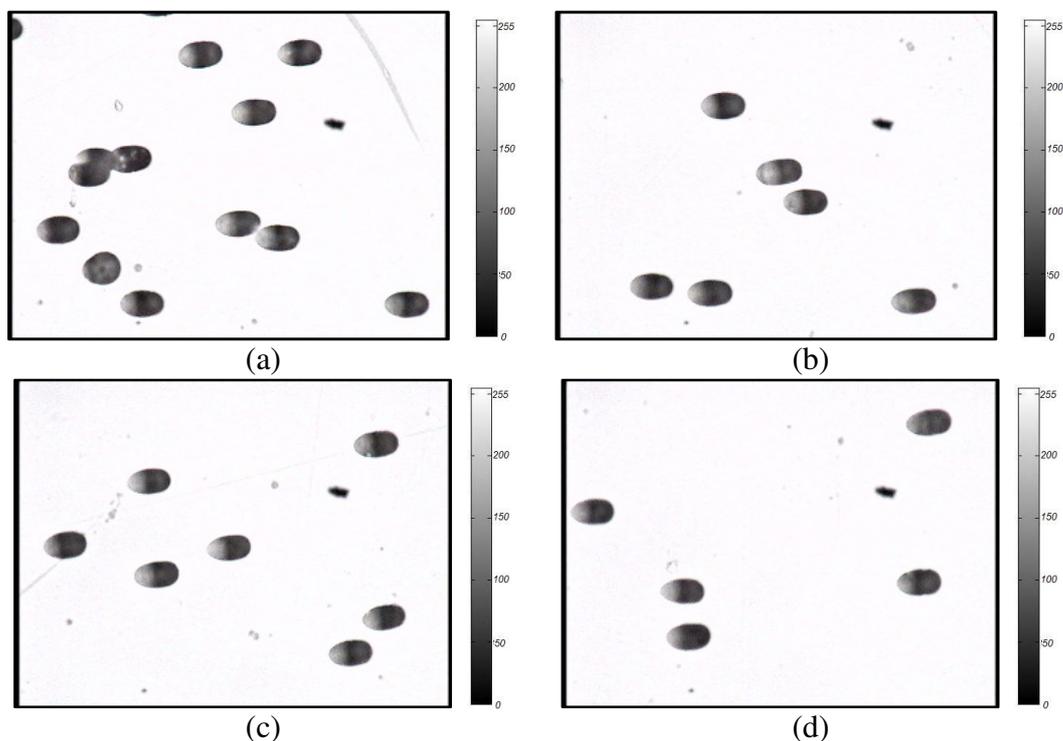


Figura 49 – (a), (b), (c) e (d) Imagens da superfície de um detector com partículas alfa com ângulo de incidência de 45° em experimento realizado na câmara de vácuo. Imagens em 256 tons de cinza, adquiridas com lente de aumento de 40x e dimensão de $0,25 \text{ mm}^2$.

O experimento realizado no vácuo teve tempo de exposição de aproximadamente 24 h, utilizando o colimador de 45° , cuja distância da fonte ao detector é de 16 mm. As médias dos valores dos diâmetros maiores e menores dos traços, obtidos através das imagens, são apresentadas na Tabela 12.

Tabela 12 – Valores médios dos diâmetros maiores e menores dos traços obtidos através do experimento com colimador de 45° e câmara de vácuo.

Número do Detector	1211
Média diâmetro maior (s)	15,666
Média diâmetro menor (t)	9,085
Média t/s	0,580

As imagens dos traços de partículas Alfa com ângulo de incidência de 45° obtidas através do experimento realizado no ar estão na Figura 50. O experimento teve tempo de exposição de aproximadamente 26 h, utilizando o colimador de 45°, cuja distância da fonte ao detector é de 18 mm. As médias dos valores dos diâmetros maiores e menores dos traços, obtidos através das imagens, são apresentadas na Tabela 13.

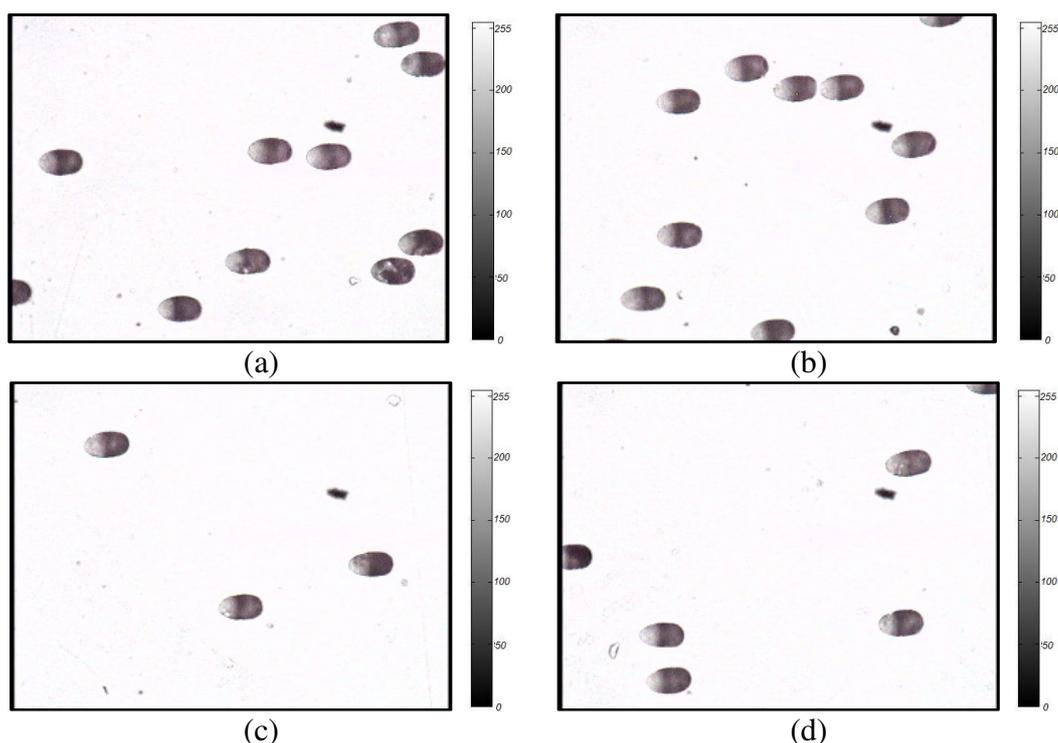


Figura 50 – (a), (b), (c) e (d) Imagens da superfície de um detector com partículas alfa com ângulo de incidência de 45° em experimento realizado no ar. Imagens em 256 tons de cinza, adquiridas com lente de aumento de 40x e dimensão de 0,25 mm².

Tabela 13 - Valores médios dos diâmetros maiores e menores dos traços obtidos através do experimento com colimador de 45° e exposição no ar.

Número do Detector	1182
Média diâmetro maior (s)	16,980
Média diâmetro menor (t)	10,000
Média t/s	0,588

3.4.1.5 Partículas com ângulo de incidência de 30°

Para o experimento de detecção de partículas Alfa com ângulo de incidência de 30° foi utilizado o colimador apresentado na Figura 35. Primeiramente foi feita uma amostragem de aproximadamente 24h e nesta primeira amostragem o detector não registrou nenhum traço de partículas alfa. Um segundo experimento foi realizado onde o detector ficou exposto à fonte radioativa por 5 dias. Mesmo com tempo superior a todas as outras amostragens do banco de padrões, não foi possível obter os traços com ângulo de incidência de 30° utilizando este tipo de colimador.

3.4.1.6 Classificação das Partículas Alfa

O banco de padrões apresentado foi criado com o objetivo de se obter medidas dos traços das partículas Alfa para sua classificação de acordo com o ângulo de incidência. Através das partículas com ângulo de incidência conhecido foi possível obter um padrão de comportamento e assim classificar as partículas com ângulo de incidência desconhecido.

Ao todo, foram analisados cerca de 240 traços, onde para cada um obteve-se a medida do diâmetro maior e do diâmetro menor. A Figura 51 mostra alguns exemplos de traços analisados com seus respectivos resultados. As imagens foram analisadas utilizando a TH que coloca uma identificação em cada traço encontrado. Como os traços foram analisados individualmente, todas as imagens apresentam o número 1 como identificação na parte inferior.

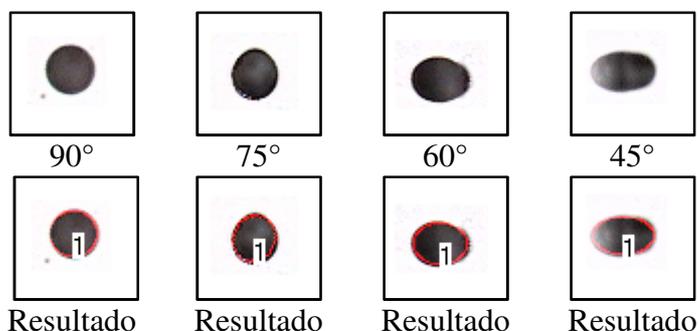


Figura 51 – Análise das partículas com ângulo de incidência conhecido.

Os valores médios para o diâmetro maior e menor foram obtidos somando-se todos os valores e dividindo pela quantidade total de traços analisados, o valor médio da razão dos diâmetros foi obtido somando-se todos os valores da razão de cada traço divididos pela quantidade total de traços.

A Tabela 14 mostra os valores médios dos diâmetros das partículas para cada ângulo de incidência e a razão entre seus diâmetros.

Tabela 14 – Valores médios do diâmetro menor (\bar{t}), diâmetro maior (\bar{s}) e da razão entre os valores médios do diâmetro menor e maior (\bar{s}/\bar{t}).

Ângulo de incidência	Vácuo/Ar	Valor médio de \bar{t}	Valor médio de \bar{s}	Valor médio de \bar{t}/\bar{s}
45°	vácuo	9,085	15,666	0,580
45°	ar	10,000	16,980	0,588
60°	vácuo	10,666	14,550	0,733
60°	ar	13,000	16,517	0,787
75°	vácuo	10,975	12,658	0,867
75°	ar	13,000	14,529	0,894
90°	vácuo	11,023	12,016	0,917
90°	ar	13,000	13,942	0,932

A partir dos dados apresentados na Tabela 14, foi possível estabelecer uma faixa de valores para cada ângulo de incidência das partículas, por exemplo, uma partícula cuja relação entre diâmetro menor e maior seja igual a 0,72, deve ser classificada como uma partícula que incidiu em um detector com ângulo de 60°. A Tabela 15 mostra as faixas de valores para cada ângulo de incidência.

Tabela 15 - Relação entre o quociente dos diâmetros dos traços e o ângulo de incidência.

<i>Ângulo de incidência</i>	<i>Diâmetro menor/diâmetro maior e = t/s</i>
45°	0,500 – 0,590
60°	0,700 – 0,790
75°	0,800 – 0,890
90°	0,900 – 1,000

3.5 Pré-Processamento

A etapa de pré-processamento realizada após a etapa de aquisição das imagens consiste na utilização de técnicas de segmentação e filtros para a próxima etapa de processamento que utiliza a transformada de Hough ou Redes Neurais para identificar os padrões. A estrutura de procedimentos para o pré-processamento das imagens é ilustrada na Figura 52.

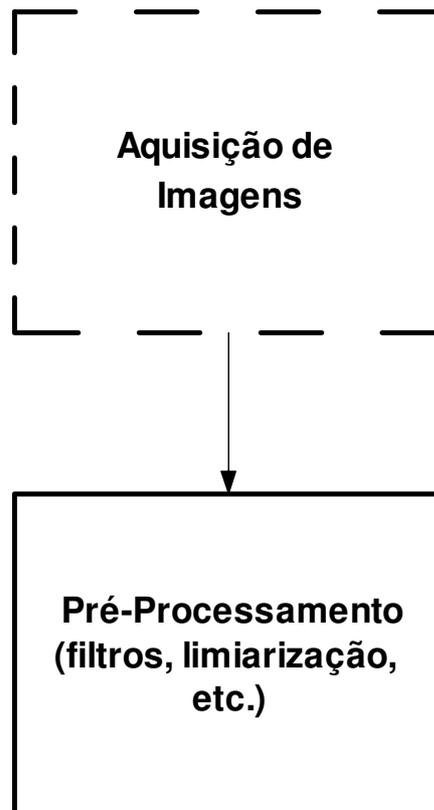


Figura 52 – Estrutura de procedimentos da etapa de pré-processamento das imagens, precedida pela etapa de aquisição de imagens.

3.5.1 Limiarização Simples

A limiarização da imagem é a primeira etapa do processo de detecção dos traços nucleares produzidos por partículas alfa em detectores de estado sólido e tem como objetivo separar os objetos de interesse do fundo da imagem.

A Figura 53 ilustra uma imagem de traços nucleares produzidas por partículas alfa em detectores de estado sólido limiarizada com um valor de limiar $t = 210$.

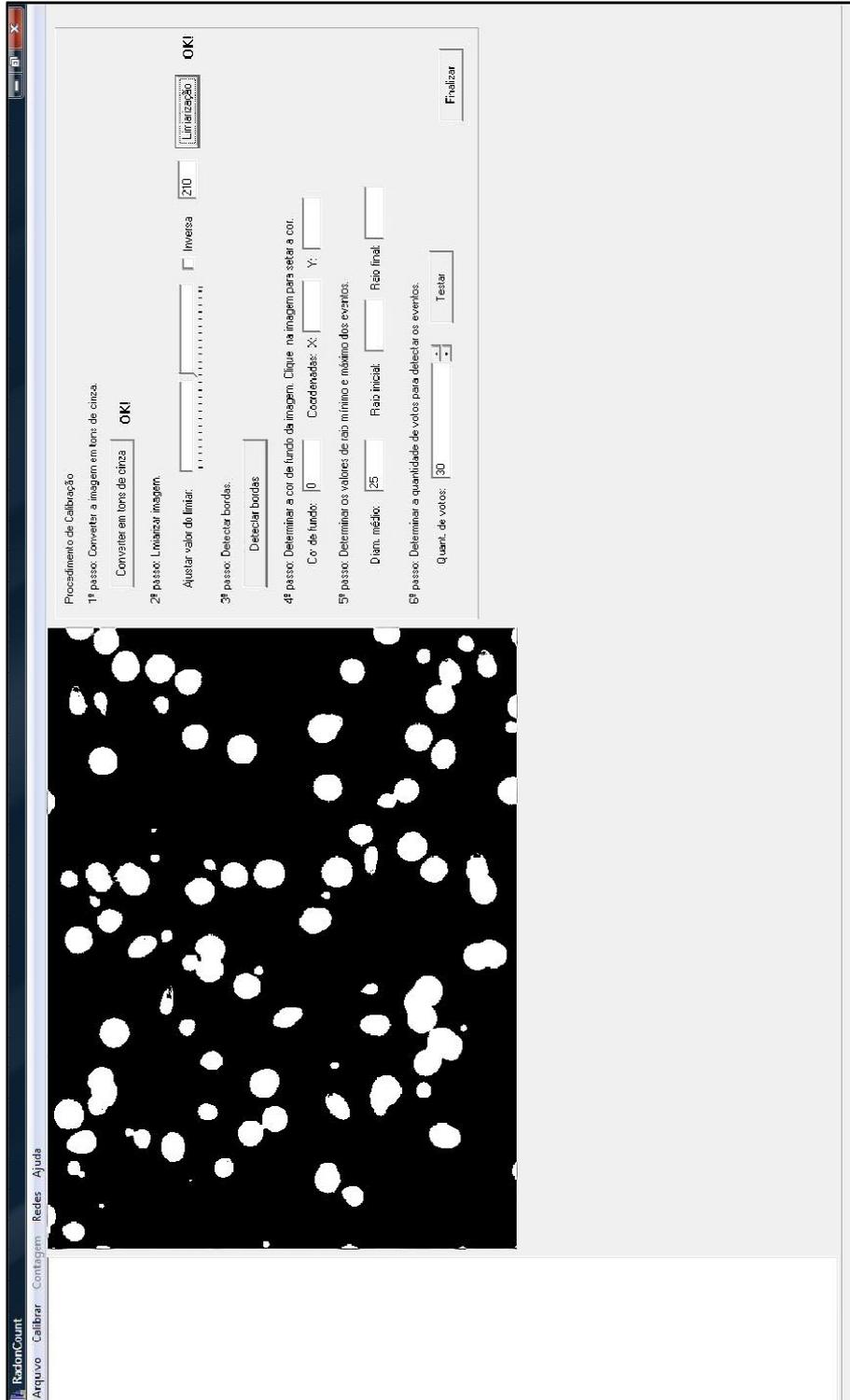


Figura 53 – Imagem da superfície de um detector de traços nucleares produzidos por partículas Alfa limiarizada com valor de limiar $t = 210$.

3.5.2 Filtro Laplaciano

Após o processo de limiarização da imagem é necessário aplicar um método para detecção de bordas. A transformada de Hough necessita da informação do contorno dos objetos a serem analisados para que ela possa ser empregada. Dessa forma, o filtro laplaciano prepara a imagem para a próxima etapa do processamento que é a transformada de Hough.

A Figura 54 apresenta os resultados da detecção de bordas utilizando o filtro laplaciano na imagem limiarizada da Figura 53.

O filtro laplaciano foi implementado conforme ilustra o Pseudocódigo 1.

```
Function Laplaciano (f(x,y))  
begin  
  Imagem(x,y) := f(x,y);  
  for all f(x,y) do  
    begin  
      limiar := (Imagem(linha, coluna) * 4) +  
                (Imagem(linha, coluna - 1) * -1) +  
                (Imagem(linha, coluna + 1) * -1) +  
                (Imagem(linha - 1, coluna) * -1) +  
                (Imagem(linha + 1, coluna) * -1);  
  
      if limiar < 0 then  
        limiar := 0;  
      else  
        limiar := 255;  
        f(linha, coluna) := limiar;  
      end;  
    end;  
end;
```

Pseudocódigo 1 – Pseudocódigo do filtro laplaciano

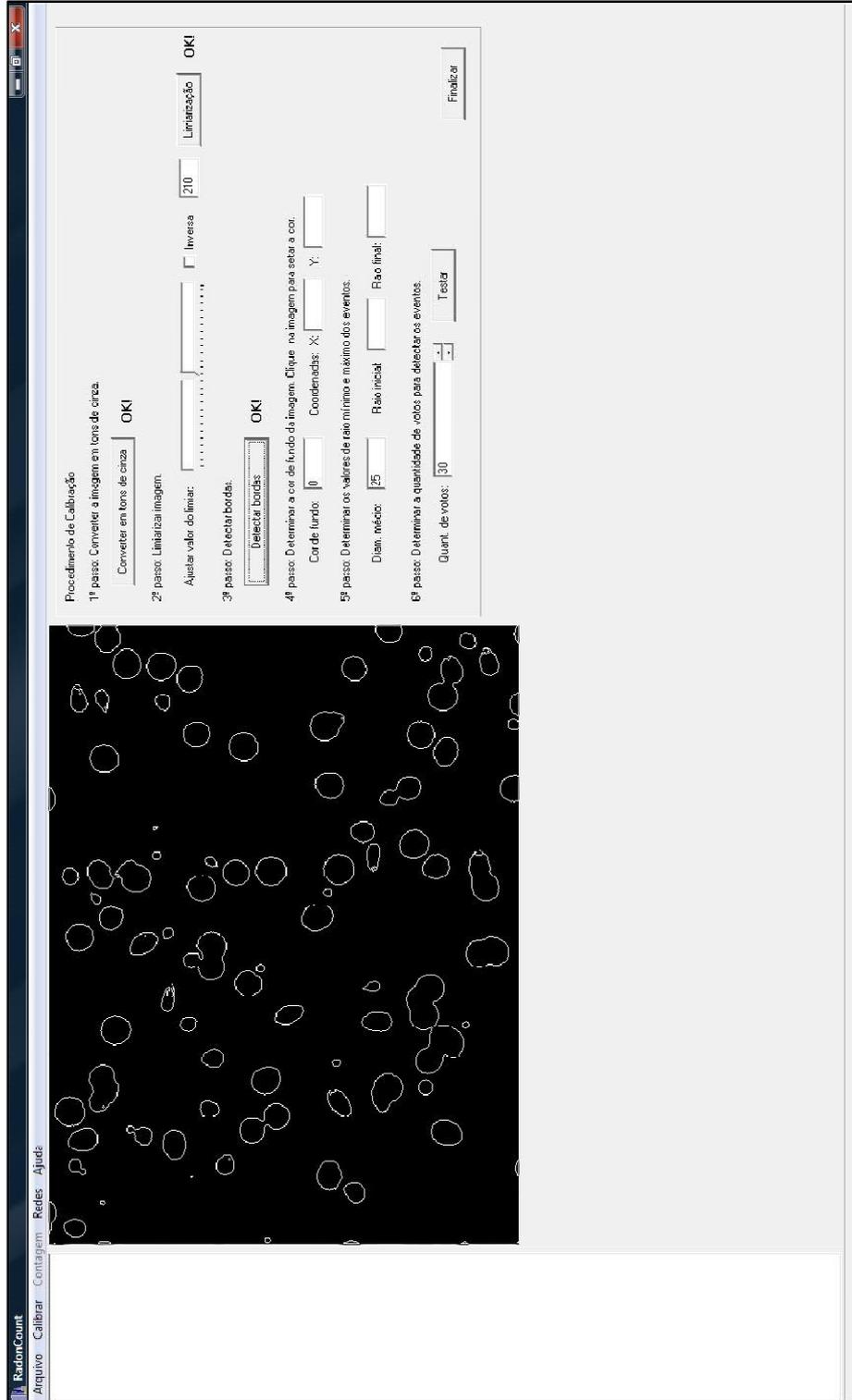


Figura 54 - Processo de detecção de bordas utilizando o filtro Laplaciano após uso da técnica de limiarização simples.

3.6 Processamento

3.6.1 Identificação de Padrões Completos

A etapa de processamento da imagem consiste no uso da transformada de Hough para a identificação dos padrões completos que são os traços nucleares produzidos por partículas Alfa.

A estrutura de procedimentos para a etapa de processamento com o uso da transformada de Hough pode ser observado através da Figura 55.

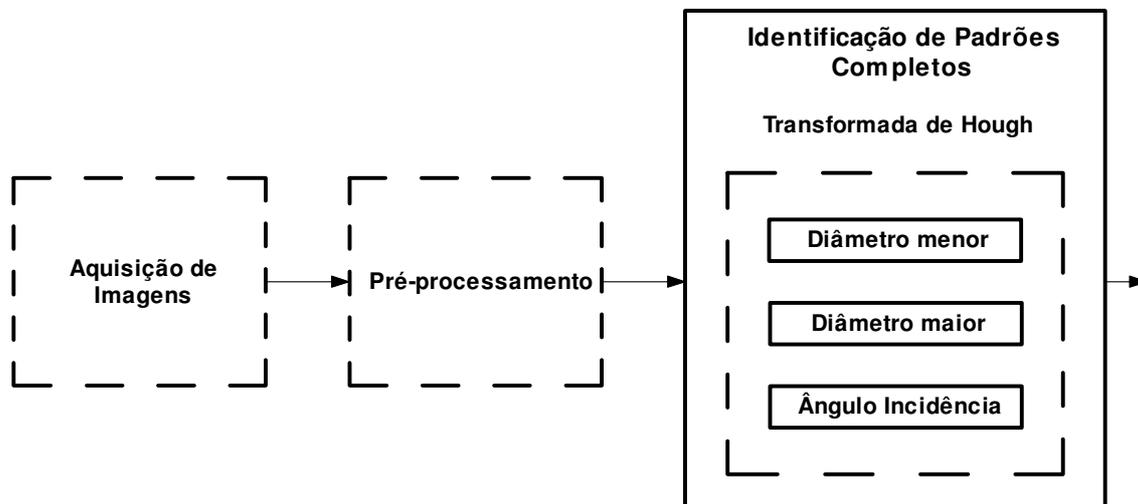


Figura 55 – Estrutura de procedimentos que detalha a identificação de padrões utilizando a transformada de Hough para Elipses.

Após o processo de identificação das bordas através do filtro Laplaciano, a imagem está pronta para ser utilizada pela transformada de Hough. Primeiramente, deve-se estabelecer alguns parâmetros que são necessários para dar início a TH que são:

- cor de fundo da imagem;
- tamanho mínimo do eixo maior;
- tamanho máximo do eixo maior e

- quantidade de votos necessária para que uma elipse seja detectada.

Estabelecidos os parâmetros iniciais são procurados na elipse dois pontos de contorno (x_1, y_1) e (x_2, y_2) cuja distância esteja presente no intervalo definido previamente. A partir destes dois pontos é possível então calcular o centro (x_0, y_0) da elipse (4.1), a metade do eixo maior s (4.2) e sua inclinação α (4.3).

$$x_0 = \frac{x_1 + x_2}{2}, y_0 = \frac{y_1 + y_2}{2} \quad (4.1)$$

$$s = \frac{\sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2}}{2} \quad (4.2)$$

$$\alpha = \arctan \left[\frac{(y_2 - y_1)}{(x_2 - x_1)} \right], x_2 > x_1 \quad (4.3)$$

Para o cálculo do eixo menor t é necessário um terceiro ponto da elipse. Para isto pode ser escolhido um dos vários pontos do contorno da elipse e conseqüentemente a partir desta escolha são calculados vários valores de eixo menor, que são incrementados em uma matriz acumuladora unidimensional. Dessa forma, para cada par de candidatos a pontos extremos do eixo maior, é eleito o eixo menor t com o maior número de votos.

Eleito o eixo menor t , todos os outros parâmetros da elipse são armazenados em uma matriz de seis dimensões. Os primeiros cinco parâmetros desta matriz são:

- eixo maior;
- eixo menor;
- coordenada x do centro;
- coordenada y do centro e
- ângulo de inclinação.

O sexto parâmetro é referente ao número de votos obtido por elipse detectada. As possíveis elipses existentes são aquelas que possuem o maior número de votos. Todos estes passos estão detalhados no Pseudocódigo 2.

```

Function HoughEllipse()
begin
  Guardar todos os pixels da imagem em um array de uma
  dimensão;
  Limpar acumulador;
  for I(x1,y1) := x1=0, y1=0 to x1=Ni, y1=Nj do
  begin
    for I(x2,y2) := x2=0, y2=0 to x2=Ni, y2=Nj do
    begin
      if (distância entre (x1,y1) e (x2,y2) > eixo
      maior requecido) then
      begin
         $s = \{[(x_1 - y_1)^2 + (y_1 - y_2)^2]^{1/2}\}/2;$  //eixo maior
         $x_0 = (x_1 + x_2)/2;$  //centro x
         $y_0 = (y_1 + y_2)/2;$  //centro y
         $\alpha = \arctan[(y_2 - y_1)/(x_2 - x_1)];$  //inclinação
        for I(x,y) := x=0, y=0 to x=Ni, y=Nj do
        begin
           $\rho = [(x - x_0)^2 + (y - y_0)^2]^{1/2};$ 
          if ( $\rho > 0$  e  $\rho \leq s$ ) then
          begin
             $t^2 = (s^2\rho^2\sin^2\tau)/(s^2 - \rho^2\cos^2\tau);$ 
            M[t]++; //incrementa acumulador
          end;
        end;
        encontre o máximo elemento no acumulador;
        armazene os cinco parâmetros da elipse mais
votada
        no array ellipse[t, s, x0, y0,  $\alpha$ , v];
      end;
    end;
  end;

```

Pseudocódigo 2 – Pseudocódigo para cálculo da transformada de Hough para elipses.

3.6.2 Identificação de Padrões Incompletos

Para a identificação dos padrões incompletos são utilizadas Redes Neurais Artificiais, ou seja, para traços produzidos por partículas Alfa que durante o processo de aquisição de imagens ficaram localizados nas bordas das imagens. Para o treinamento da rede foram criados padrões incompletos à partir dos existentes no banco de padrões e desta forma, a rede neural pode reconhecer os traços que não foram identificados pela transformada de Hough. A estrutura de procedimentos para a etapa de reconhecimento de padrões incompletos está na Figura 56.

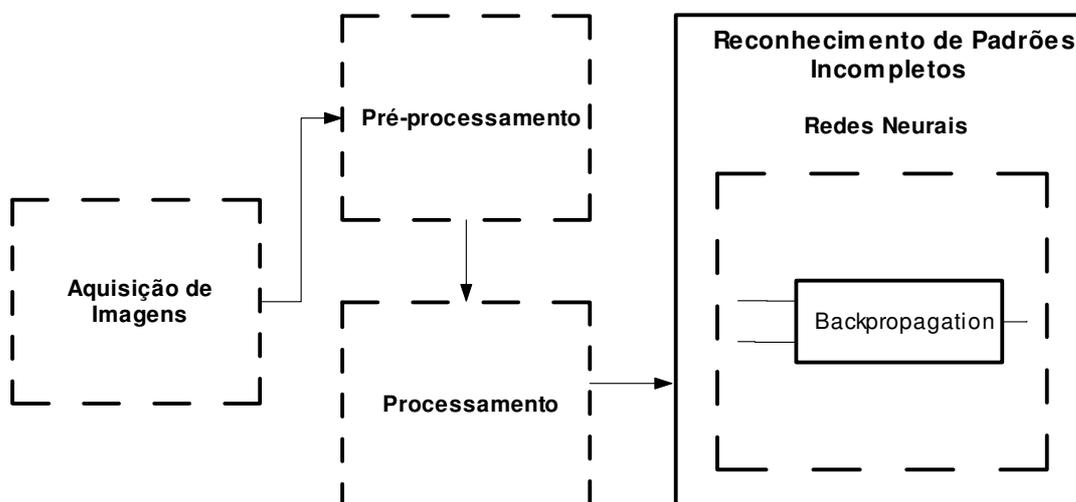


Figura 56 – Estrutura de procedimentos que detalha o reconhecimento de padrões incompletos utilizando Redes Neurais Artificiais.

O processo de classificação das partículas através das redes neurais é feito em duas etapas, que consistem na criação e no treinamento da rede. Após o treinamento, a rede estará apta a fornecer os resultados desejados.

Para a criação da rede, é necessário fornecer alguns parâmetros para sua configuração: nome da rede, inclinação sigmóide da função, o valor mínimo e máximo assumido pela rede, número de camadas da rede, a quantidade de neurônios em cada camada e o nome do arquivo onde serão guardados os pesos da rede. A Figura 57 mostra a tela de criação da rede.

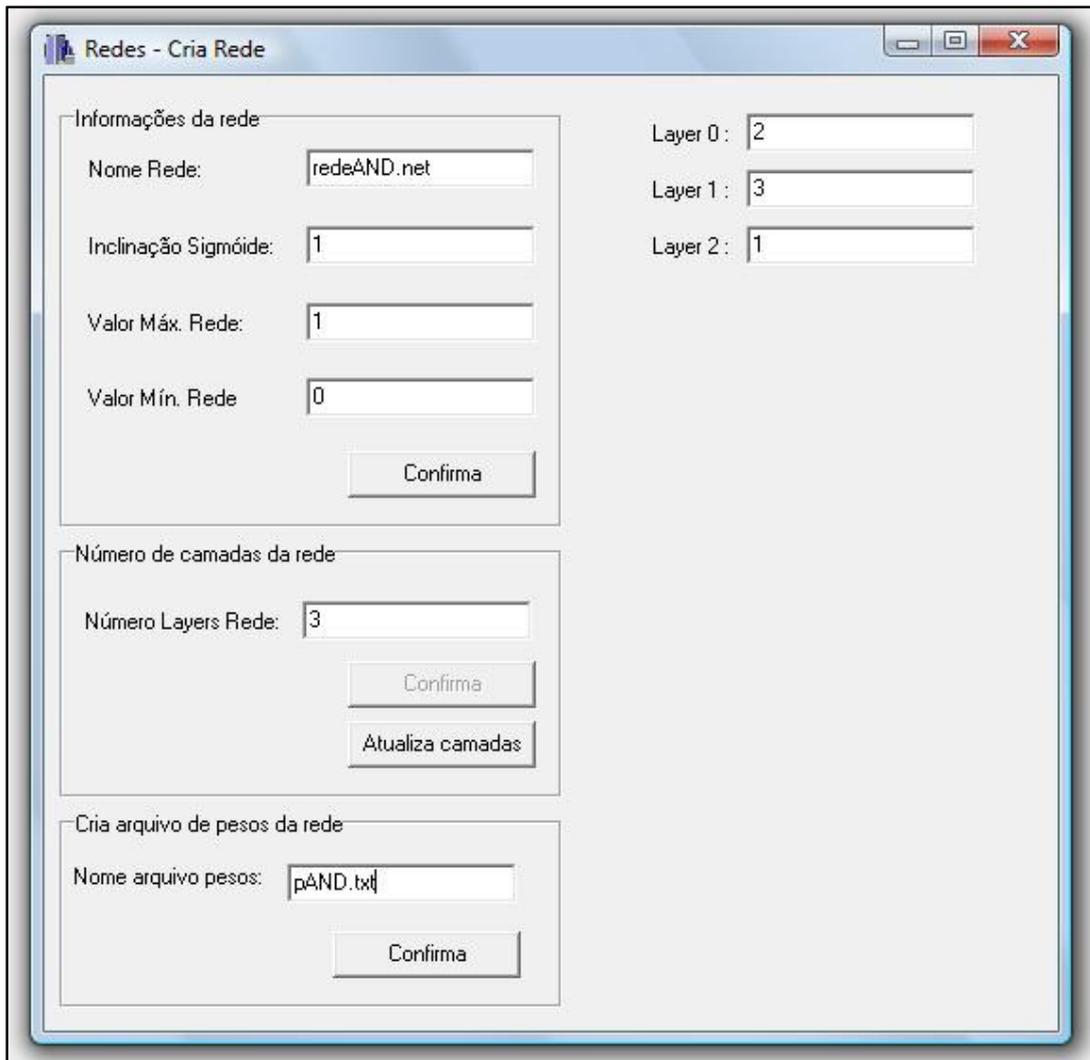


Figura 57 – Tela do processo de criação da rede neural para classificação de eventos.

Para o treinamento da rede é necessário fornecer os seguintes parâmetros: o nome da rede a ser treinada, o arquivo que contém os padrões, a taxa de aprendizado da rede, o erro quadrático máximo e a quantidade de iterações, que indica a frequência com que o valor do erro quadrático mínimo é exibido na tela. A Figura 58 mostra a tela do processo de treinamento da rede.

Após o treinamento da rede é possível fazer um teste para verificar se a rede está apresentando as saídas corretamente. Para o teste da rede, basta fornecer o nome da rede e o nome do arquivo onde foram gravados os pesos. Em seguida deve-se fornecer os valores de entrada e a rede irá devolver os valores de saída. A Figura 59 mostra a tela do processo de teste da rede.

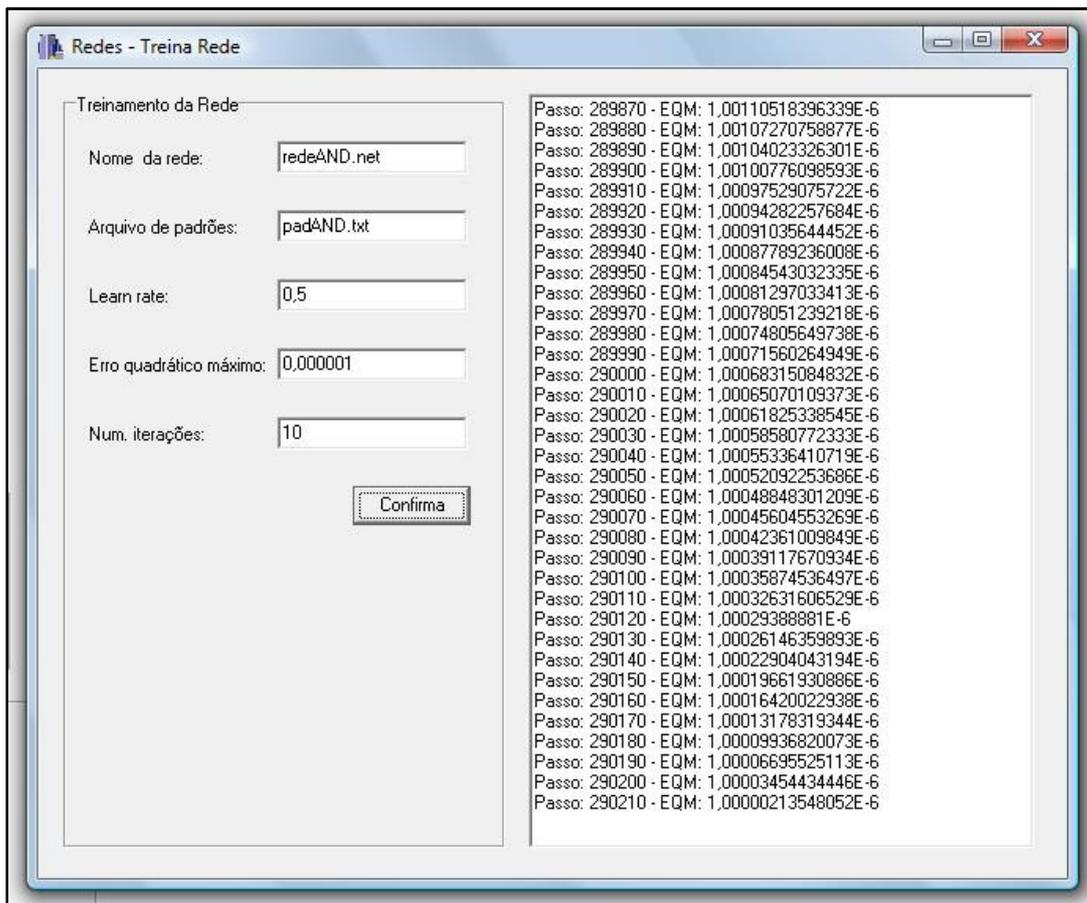


Figura 58 – Tela do processo de treinamento da rede neural para classificação de eventos.

Backpropagation foi o algoritmo utilizado na implementação do módulo das redes neurais. Ele utiliza uma seqüência de dois passos, a propagação e a retropropagação, descritas a seguir:

- **Propagação:** Depois de apresentado o padrão de entrada, a resposta de uma unidade é propagada como entrada para as unidades na camada seguinte, até a camada de saída, onde é obtida a resposta da rede e o erro é calculado;
- **Retropropagação (*backpropagation*):** Desde a camada de saída até a camada de entrada, são feitas alterações nos pesos sinápticos, calculando o erro através da resposta obtida e da resposta desejada.



Figura 59 – Tela do processo de teste da rede neural para classificação de eventos.

O algoritmo *backpropagation* pode ser observado através do Pseudocódigo 3.

```

Iniciar os pesos da rede com valores aleatórios
repita
erro total = 0
para cada padrão de treinamento faça
    apresentar padrão à rede
    calcular saída produzida pela rede
    erro = saída produzida - saída desejada
    erro total = erro total + erro
    para toda camada i da rede, i=n, n-1, ... 1 faça
        para cada nodo nij da i-ésima camada faça
            ajustar pesos associados ao nodo
        fim para
    fim para
fim para
até erro_total < limiar

```

Pseudocódigo 3 – Pseudocódigo do algoritmo *Backpropagation* utilizado em Redes Neurais Artificiais.

Assim, o que o algoritmo *backpropagation* faz, é apresentar os padrões à rede, calcular a saída produzida pela rede, o valor do erro e em seguida ajustar os pesos desde a camada de saída até a camada de entrada até que o valor do erro total seja menor que o valor estipulado para o erro quadrático máximo.

4 Resultados e Conclusões

4.1 Resumo do Capítulo

Este capítulo apresenta os resultados obtidos com o método desenvolvido para o reconhecimento de traços nucleares produzidos por partículas alfa em detectores de estado sólido, a interface gráfica do sistema, as conclusões e sugestões para trabalhos futuros.

4.2 Interface do Sistema

O sistema foi implementado no ambiente de desenvolvimento visual Borland C++ Builder 5.0[®], buscando atender as necessidades de análise do Laboratório de Radônio oferecendo flexibilidade nas operações realizadas pelos usuários, agregando confiabilidade as análises efetuadas.

A tela de abertura do sistema contém uma barra de *menus* na parte superior que permite o acesso às funções do sistema. O centro da tela está dividido em dois lados, sendo que, o lado esquerdo é destinado a exibir a lista de imagens a serem analisadas pelo sistema e o lado direito exibe as funções acionadas através da barra de A
de menus.

Figura 60 apresenta a tela de abertura do sistema desenvolvido. As funções a serem utilizadas podem ser acessadas através das cinco opções disponibilizadas na barra de *menu*: Arquivo, Calibrar, Contagem, Redes e Ajuda.

O *menu* Arquivo oferece as seguintes opções:

- **Abrir Imagem:** Carrega uma imagem no sistema;
- **Carregar Detector:** Carrega várias imagens no sistema;
- **Salvar Imagem:** Permite salvar a imagem que está sendo exibida no momento;
- **Sair:** Encerra a execução do sistema



Figura 60 – Tela de abertura do sistema.

O *menu* Calibrar oferece as seguintes opções:

- **Procedimento:** Carrega uma imagem e abre as opções de calibração do sistema para determinar os parâmetros ideais para a análise das imagens.
- **Medidas:** Carrega o valor da área de cada imagem necessário para o cálculo da concentração de Radônio.

A Figura 61 mostra a tela do sistema após a escolha da opção Procedimento no *menu* Calibrar.

O processo de calibração do sistema consiste em determinar os melhores parâmetros para a análise correta das imagens. Primeiramente, deve-se selecionar uma imagem do detector que será analisado para a configuração dos parâmetros. Após a imagem ser carregada são habilitadas as opções para efetuar a calibração como mostra a Figura 61, lado direito. Este procedimento consiste em seis passos descritos abaixo:

- **1° Passo:** Converter a imagem em tons de cinza.
- **2° Passo:** Limiarização da imagem.
- **3° Passo:** Detecção de bordas.
- **4° Passo:** Determinar a cor de fundo da imagem.
- **5° Passo:** Determinar o intervalo do diâmetro dos eventos que serão utilizados pela Transformada de Hough.
- **6° Passo:** Determinar a quantidade de votos para detecção dos eventos.

De acordo com os estudos realizados, observou-se que o melhor valor de limiar para o processo de limiarização é de 210. O intervalo do diâmetro dos eventos pode ser determinado pelo usuário utilizando uma ferramenta do sistema onde o usuário clica em dois pontos da imagem traçando uma linha vermelha para obter um valor estimado do tamanho do evento.

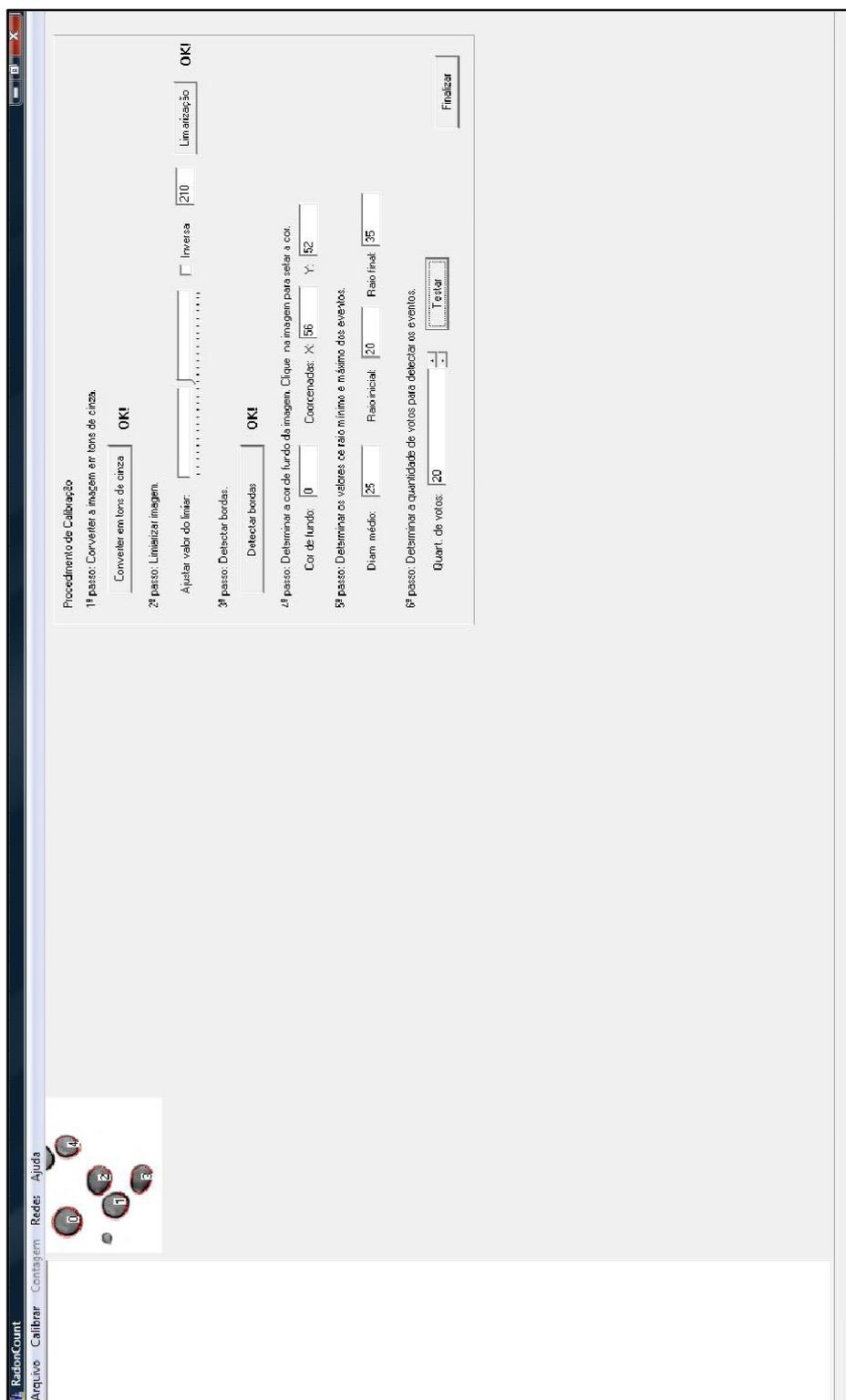


Figura 61 – Tela de calibração de parâmetros do software.

Após a escolha dos parâmetros acima é possível testar os valores através do botão *Testar* disponível na interface. Se todos os eventos da imagem selecionada forem detectados, então os valores escolhidos podem ser considerados ideais para a análise de um detector inteiro. Para o caso em que não foram detectados todos os eventos, novos valores devem ser escolhidos e um novo teste deve ser executado. É recomendável seguir este procedimento até que todos os eventos sejam detectados.

O próximo passo após o processo de calibração é carregar as imagens do detector a ser analisado acessando a opção Carregar Detector no *menu* Arquivo.

Agora deve ser iniciado o processo de contagem do detector, disponível no *menu* Contagem que oferece as seguintes opções:

- **Iniciar Contagem:** Inicia o processo de contagem de um detector após as imagens serem carregadas.
- **Resultados:** Mostra na tela o resultado das análises das imagens.

Ao escolher a opção Iniciar Contagem o sistema começa o processo de análise do detector automaticamente. Para cada imagem do detector carregada, o sistema realiza as seguintes operações: converte a imagem em tons de cinza, limiariza a imagem, detecta as bordas dos eventos e utiliza a transformada de Hough para detectar os eventos. A Figura 62 mostra a tela do sistema após o processo de contagem do detector.

Terminado o processo de contagem deve-se acessar a opção Resultados no menu Contagem. Conforme mostra a Figura 63, abaixo da imagem são fornecidos dados como resultado da análise que são: área total processada, número de eventos encontrados, média do diâmetro menor, média do diâmetro maior, área média dos eventos, a maior área, menor área, valor do background, densidade de traços (número de eventos/cm²) e a concentração de Radônio expressa em Bq/m³. À direita, o sistema fornece outros resultados organizados nas abas de Gráficos e Tabelas. A aba Gráficos disponibiliza os histogramas do diâmetro maior e menor (dois gráficos superiores), o histograma da área dos eventos (gráfico do meio) e finalmente um gráfico de dispersão (gráfico inferior). A aba de Tabelas, Figura 64, apresenta os dados da imagem selecionada à esquerda da tela, mostrando as informações do diâmetro maior, diâmetro menor, coordenada de centro X, coordenada de centro Y e ângulo de incidência de cada evento identificado.

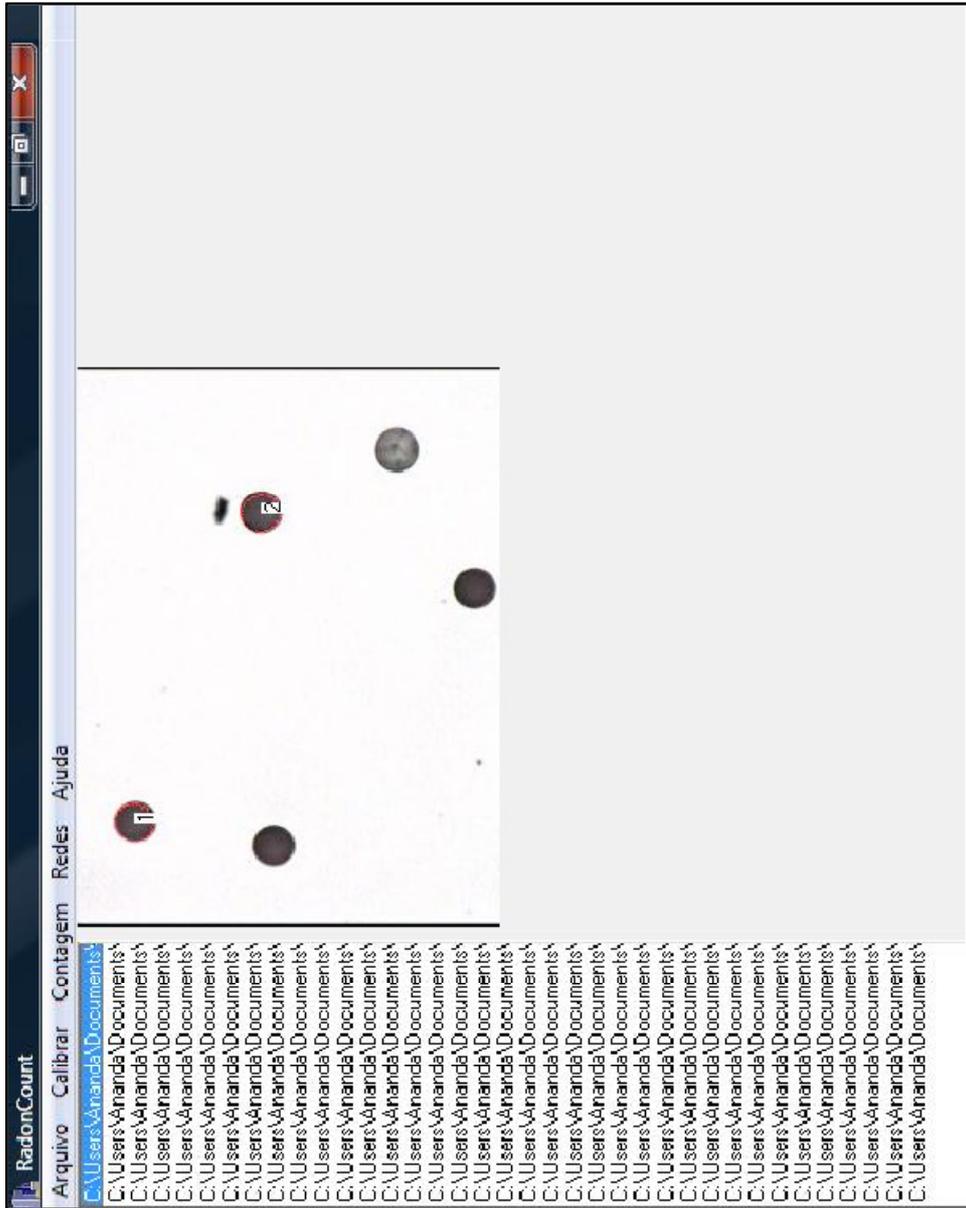


Figura 62 – Tela do sistema após o processo de contagem do detector. À esquerda encontra-se a lista das imagens carregadas e à direita o resultado final.

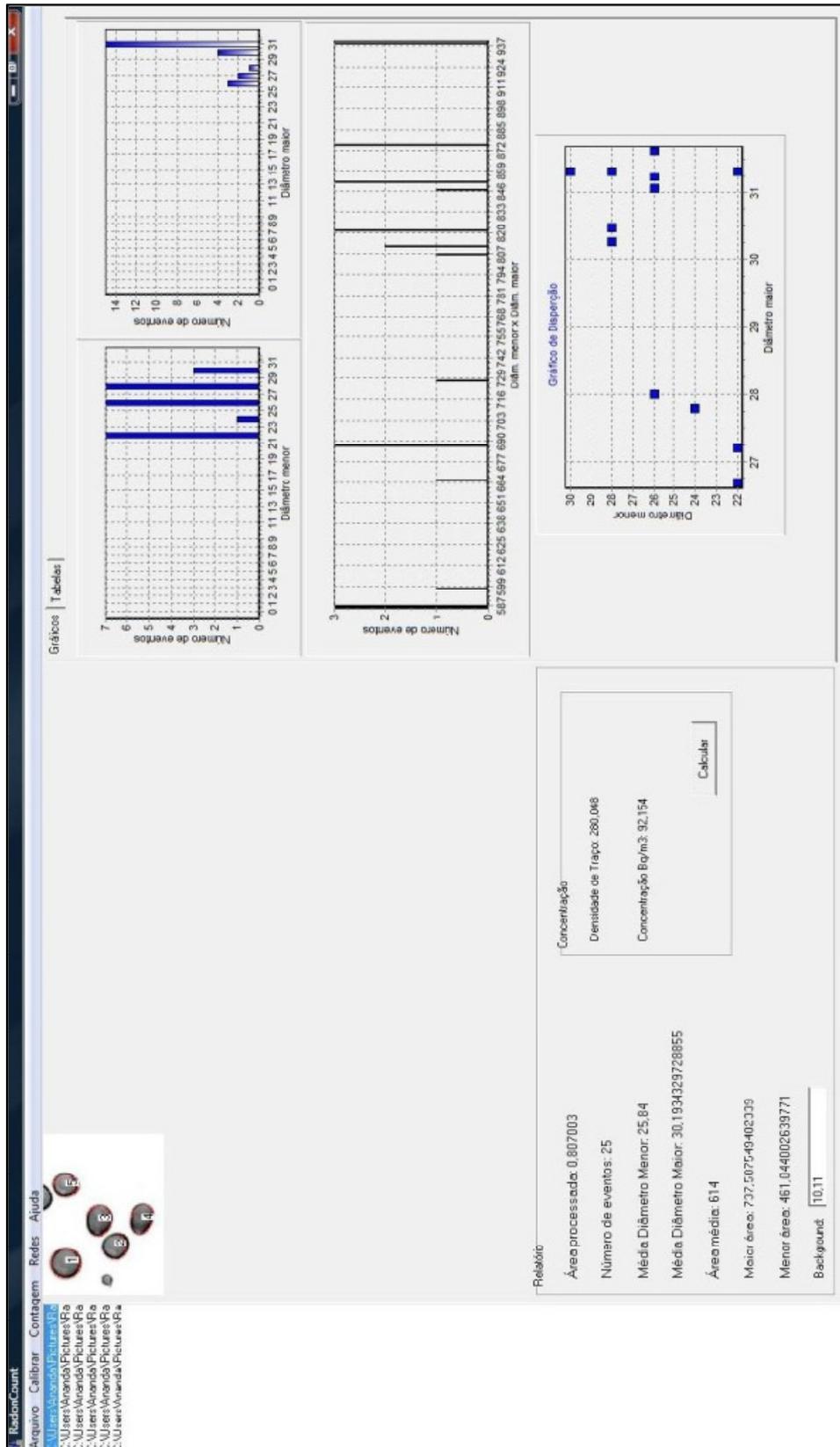


Figura 63 – Tela de resultados do sistema com a aba de gráficos em destaque.

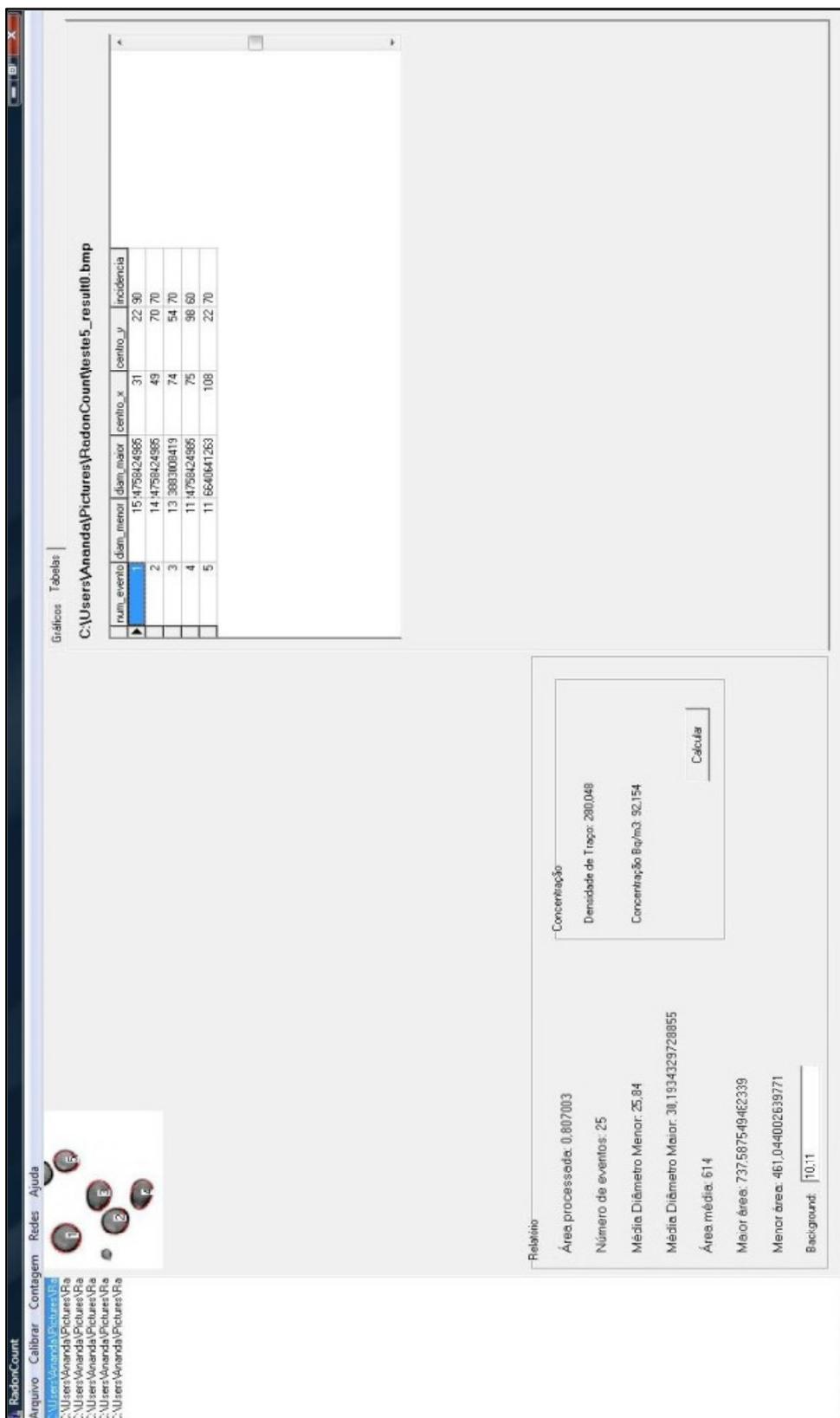


Figura 64 – Tela de resultados do sistema com a aba de tabelas em destaque.

O menu Rede oferece as seguintes opções:

- **Cria Rede:** Cria uma rede neural artificial para a classificação das partículas alfa.
- **Treina Rede:** Treina a rede criada com os padrões desejados.
- **Testa Rede:** Testa a rede depois de treinada para verificar os resultados obtidos.

Para a criação da rede, é necessário fornecer os seguintes parâmetros de configuração: nome da rede, inclinação sigmóide da função, o valor mínimo e máximo assumido pela rede, número de camadas da rede, a quantidade de neurônios em cada camada e o nome do arquivo onde serão guardados os pesos da rede. A Figura 65 mostra a tela de criação da rede.

Redes - Cria Rede

Informações da rede:

Nome Rede:

Inclinação Sigmóide:

Valor Máx. Rede:

Valor Mín. Rede:

Layer 0:

Layer 1:

Layer 2:

Confirma

Número de camadas da rede:

Número Layers Rede:

Confirma

Atualiza camadas

Cria arquivo de pesos da rede:

Nome arquivo pesos:

Confirma

Figura 65 – Tela do sistema para a criação de uma rede neural artificial.

Para o treinamento da rede os seguintes parâmetros são necessários: o nome da rede a ser treinada, o arquivo que contém os padrões, a taxa de aprendizado da rede, o erro quadrático máximo e a quantidade de iterações, que indica a frequência com que o valor do erro quadrático mínimo é exibido na tela. A Figura 66 mostra a tela do processo de treinamento da rede.

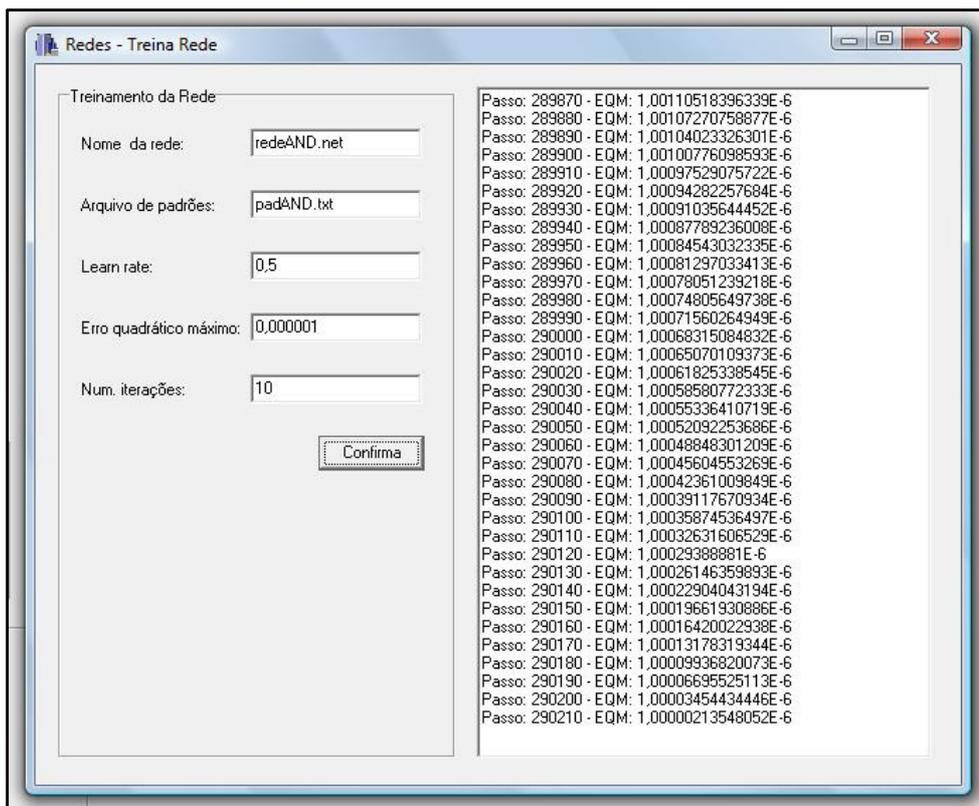


Figura 66 – Tela do sistema para o treinamento de uma rede neural artificial.

Para o teste da rede, basta fornecer o nome da rede e o nome do arquivo onde foram gravados os pesos. Em seguida deve-se fornecer os valores de entrada e a rede irá devolver os valores de saída. A Figura 67 mostra a tela do processo de teste da rede.



Figura 67 – Tela do sistema para o teste das redes neurais artificiais.

4.3 Estudo de caso para determinação de padrões

Este tópico apresenta os resultados obtidos com o uso da transformada de Hough para elipses na classificação das imagens que compõe o banco de padrões.

A Transformada de Hough para elipses foi aplicada nas 240 imagens do banco de padrões e em todos os casos a TH conseguiu reconhecer os eventos corretamente, o que permitiu identificar o padrão de comportamento das partículas alfa em relação ao seu ângulo de incidência.

A Figura 68 mostra algumas das imagens presentes no banco de padrões.

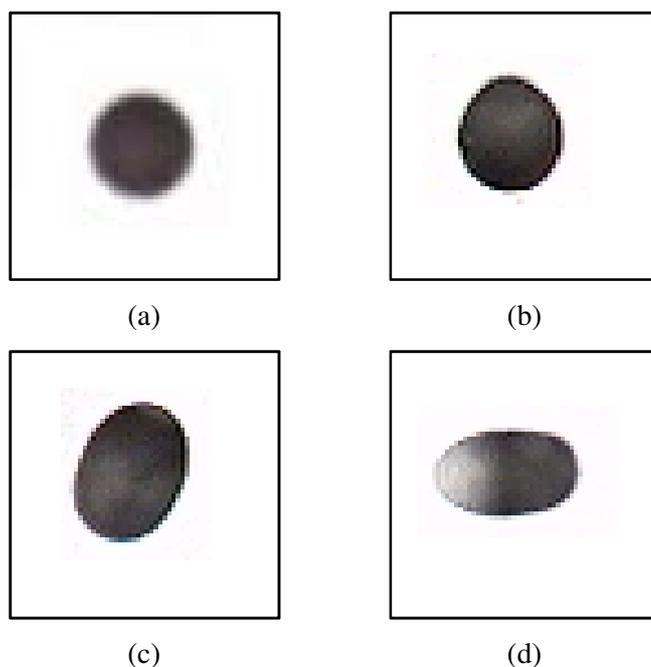


Figura 68 – (a) partícula Alfa com ângulo de incidência de 90°; (b) partícula Alfa com ângulo de incidência de 75°; (c) partícula Alfa com ângulo de incidência de 60°; (d) partícula Alfa com ângulo de incidência de 45°.

Os resultados podem ser observados através da Figura 69, Figura 70, Figura 71 e Figura 72 respectivamente. Como os eventos foram analisados individualmente, todos aparecem com a identificação do número 1 na parte inferior, com exceção de alguns que se apresentaram na forma de *clusters* (traços que se encontram bem próximos uns aos outros).

Partículas com ângulo de incidência de 90°			
Padrão	Resultado	Padrão	Resultado

Figura 69 – Resultados obtidos com a TH na classificação das partículas com ângulo de incidência de 90°.

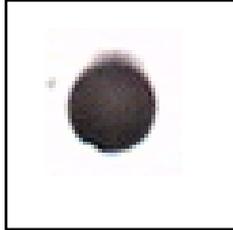
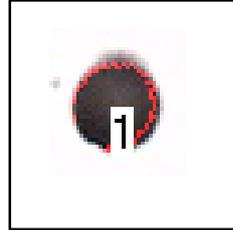
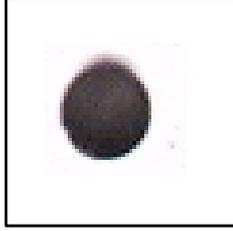
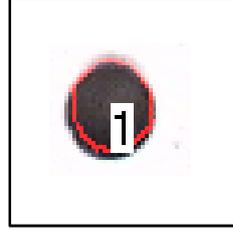
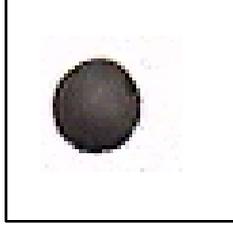
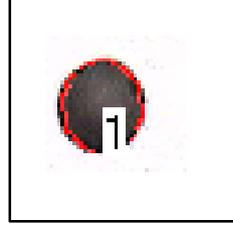
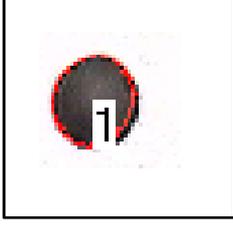
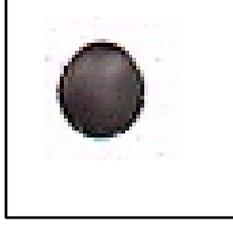
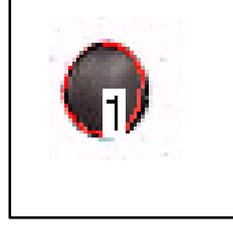
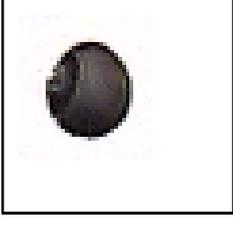
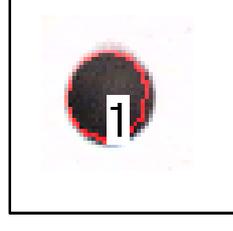
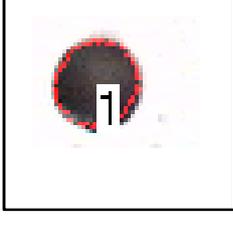
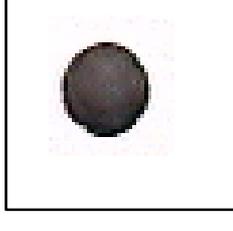
Partículas com ângulo de incidência de 75°			
Padrão	Resultado	Padrão	Resultado
			
			
			
			
			
			

Figura 70 – Resultados obtidos com a TH na classificação das partículas com ângulo de incidência de 75°.

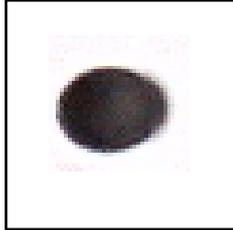
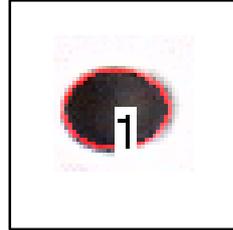
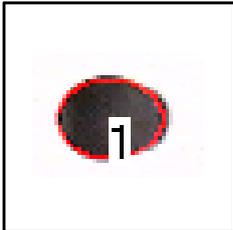
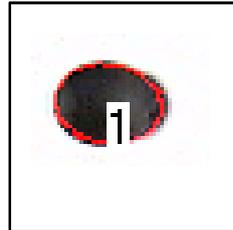
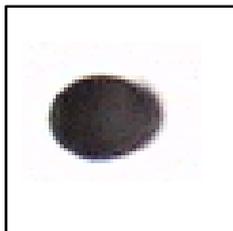
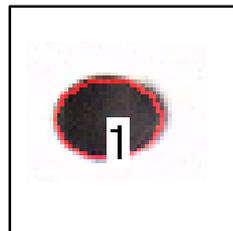
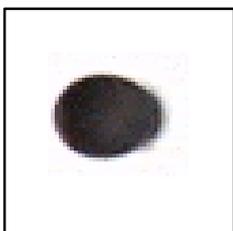
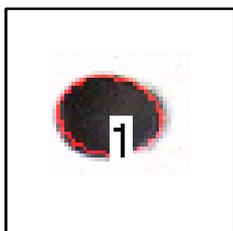
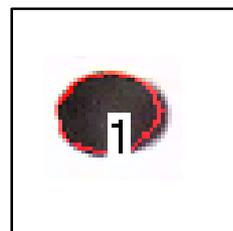
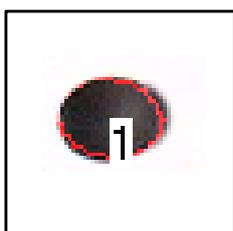
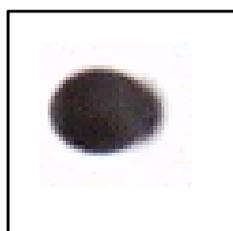
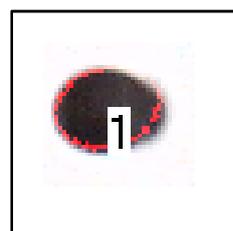
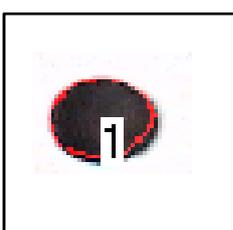
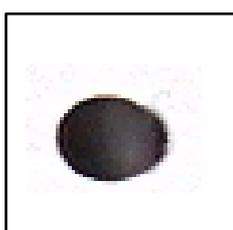
Partículas com ângulo de incidência de 60°			
Padrão	Resultado	Padrão	Resultado
			
			
			
			
			
			

Figura 71 – Resultados obtidos com a TH na classificação das partículas com ângulo de incidência de 60°.

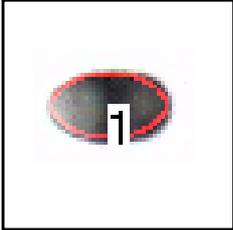
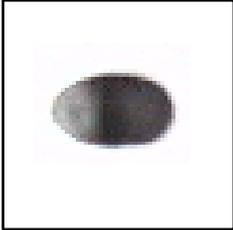
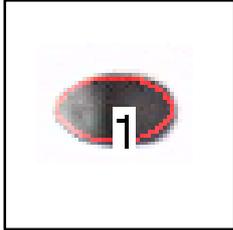
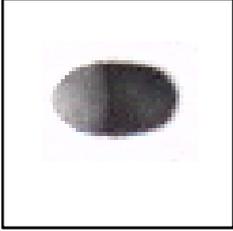
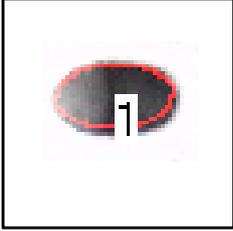
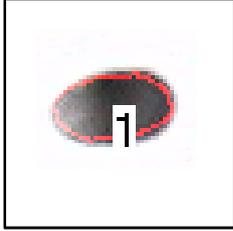
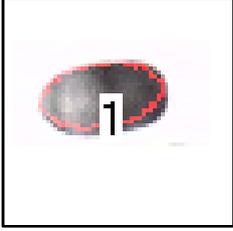
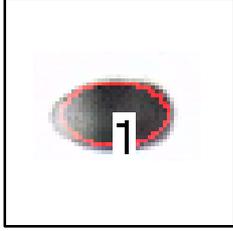
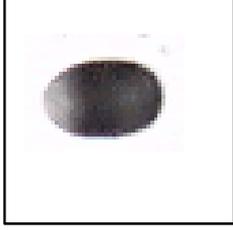
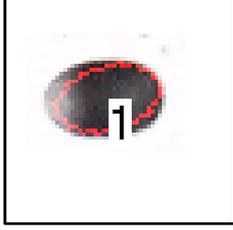
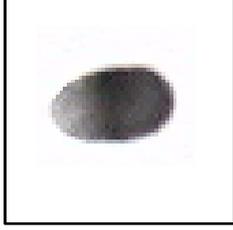
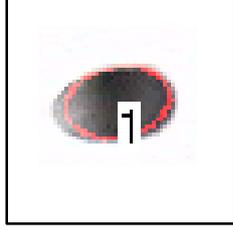
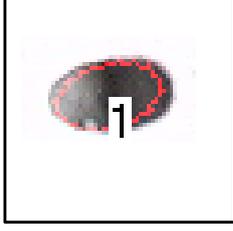
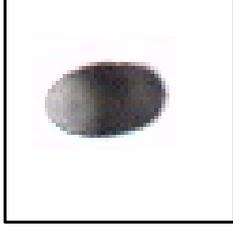
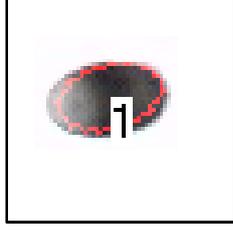
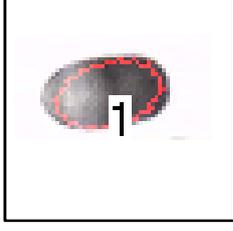
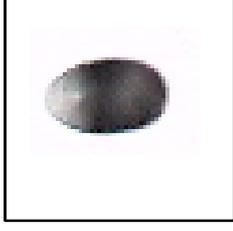
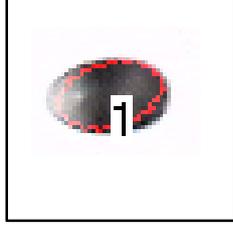
Partículas com ângulo de incidência de 45°			
Padrão	Resultado	Padrão	Resultado
			
			
			
			
			
			

Figura 72 – Resultados obtidos com a TH na classificação das partículas alfa com ângulo de incidência de 45°.

4.4 Estudo de caso para detecção de partículas alfa

Neste tópico, são apresentados os resultados obtidos com o uso da Transformada de Hough para elipses na contagem de traços nucleares produzidos por partículas alfa em detectores de estado sólido.

Foi analisado um conjunto de seis detectores amostrados em uma mina subterrânea de ouro localizada no nordeste do Brasil, durante um período de aproximadamente 5 meses.

O primeiro detector analisado forneceu como resultado os gráficos e tabelas apresentados na Figura 73 e Figura 74 respectivamente. O relatório final apresentado na parte inferior esquerda contém as seguintes informações:

- área processada da imagem;
- número de eventos encontrados;
- média do diâmetro menor;
- média do diâmetro maior;
- área média;
- maior área encontrada;
- menor área encontrada;
- densidade de traço e
- concentração final.

Na Figura 73, encontra-se em destaque a aba Gráficos (canto superior direito), onde é possível visualizar o histograma do diâmetro maior, histograma do diâmetro menor, histograma da área dos eventos e gráfico de dispersão.

Na Figura 74 encontra-se em destaque a aba Tabelas (canto superior direito), onde é possível visualizar as características de cada um dos eventos separadamente. As informações fornecidas para cada evento são:

- diâmetro maior;
- diâmetro menor;
- coordenada x do centro do evento;
- coordenada y do centro do evento e
- ângulo de incidência do evento.

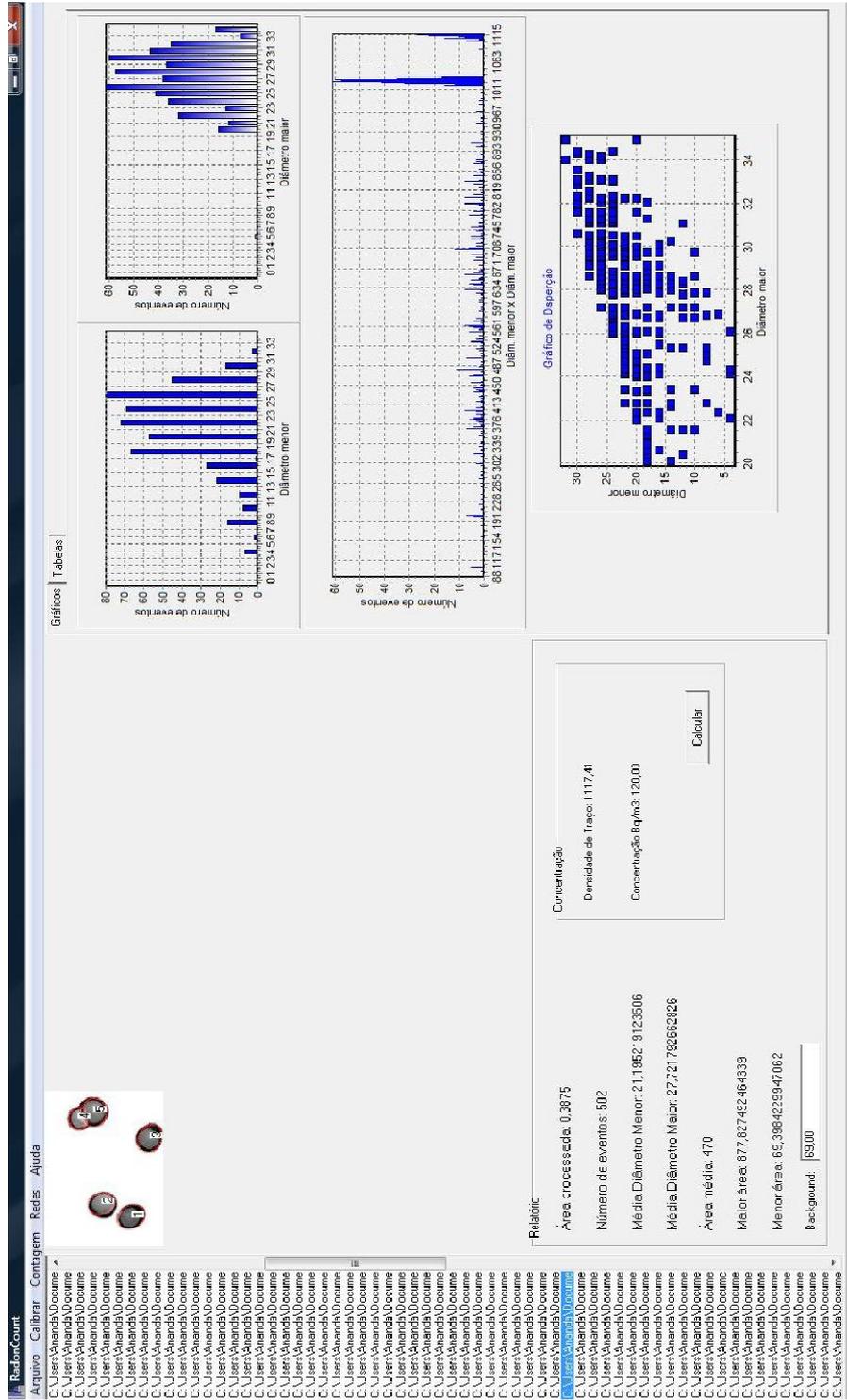


Figura 73 – Resultados obtidos da contagem do detector 245 com detalhe para os gráficos obtidos.

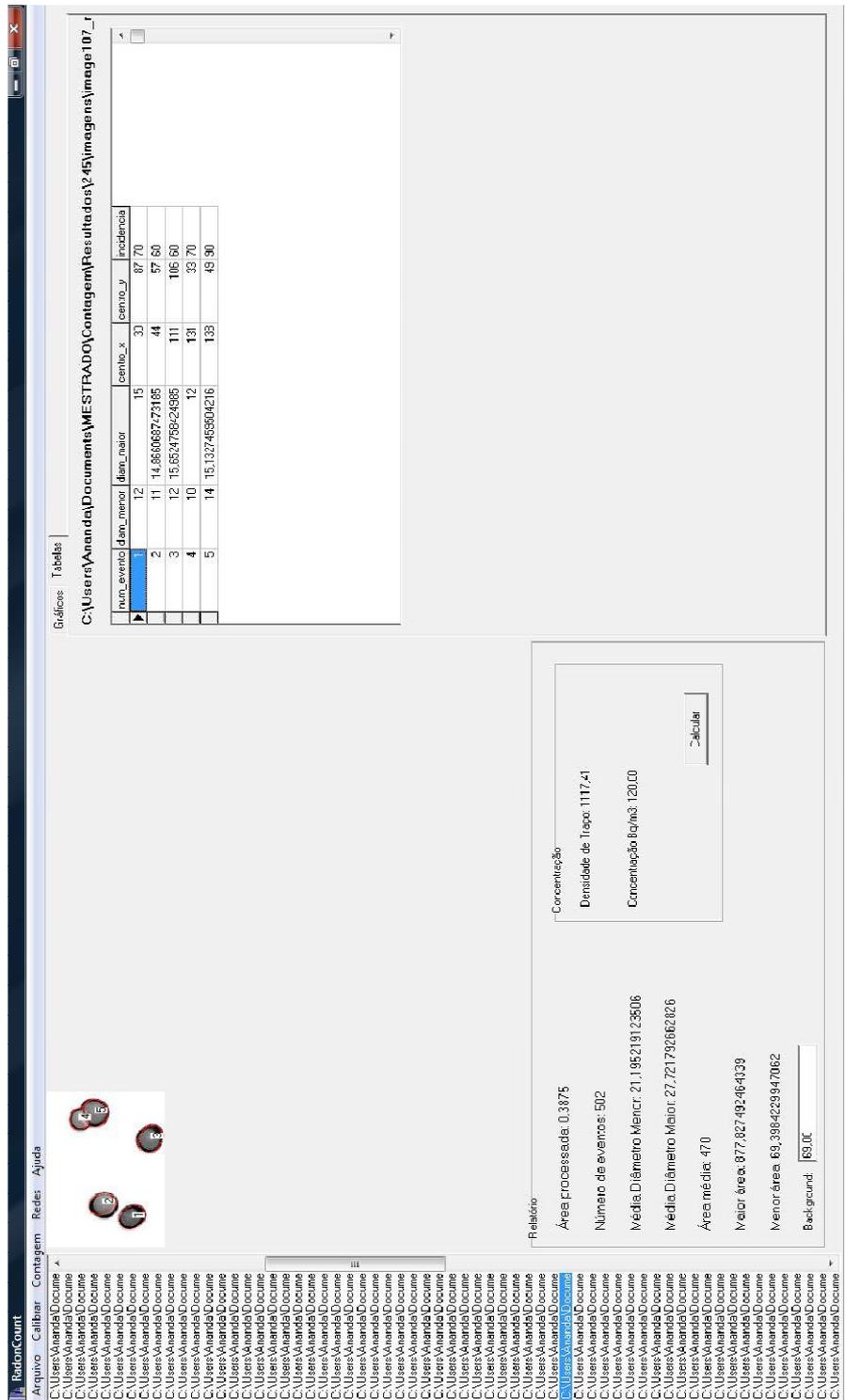


Figura 74 – Resultados obtidos da contagem do detector 245 com detalhe nos valores da tabela de dados.

A Tabela 16 e Tabela 17 apresentam respectivamente o resultado das análises mostrando os valores obtidos com o processo de contagem atual do Laboratório de Radônio e o processo de contagem automática com a metodologia desenvolvida. Na Tabela 16 tem-se os valores da densidade de traço de cada detector e na Tabela 17 o valor da concentração final de cada detector.

Tabela 16 – Síntese das análises dos detectores mostrando os valores de densidade de traço de cada detector e o erro absoluto.

<i>Nº detector</i>	<i>Densidade de traço (traços/cm²)</i>		<i>Erro</i>
	<i>Processo de contagem semi-automático</i>	<i>Processo de contagem automático</i>	
245	1151	1107	3,822%
246	983	937	4,679%
247	813	790	2,829%
248	1089	1050	3,581%
252	1693	1719	1,535%
253	699	676	3,290%

Tabela 17 – Síntese das análises dos detectores mostrando os valores da concentração final de cada detector e o erro absoluto.

<i>Nº detector</i>	<i>Concentração (Bq/m³)</i>		<i>Erro absoluto</i>
	<i>Processo de contagem semi-automático</i>	<i>Processo de contagem automático</i>	
245	123	119	3,252%
246	111	106	4,504%
247	92	89	3,260%
248	117	112	4,273%
252	181	184	1,657%
253	75	72	4,000%

Nos detectores analisados verificou-se que os valores de erro na densidade de traço e na concentração final foram inferiores a 4,7%.

O uso da transformada de Hough mostrou-se eficiente na detecção de clusters nos casos em que os traços encontram-se bem próximos uns aos outros. Como mostram as imagens (a), (b), (c) e (d), da Figura 75, a transformada de Hough conseguiu identificar os traços corretamente. Entretanto, para os casos onde os traços se sobrepõem, como no caso das imagens (e) e (f) da Figura 75, a Transformada de Hough não obteve sucesso.

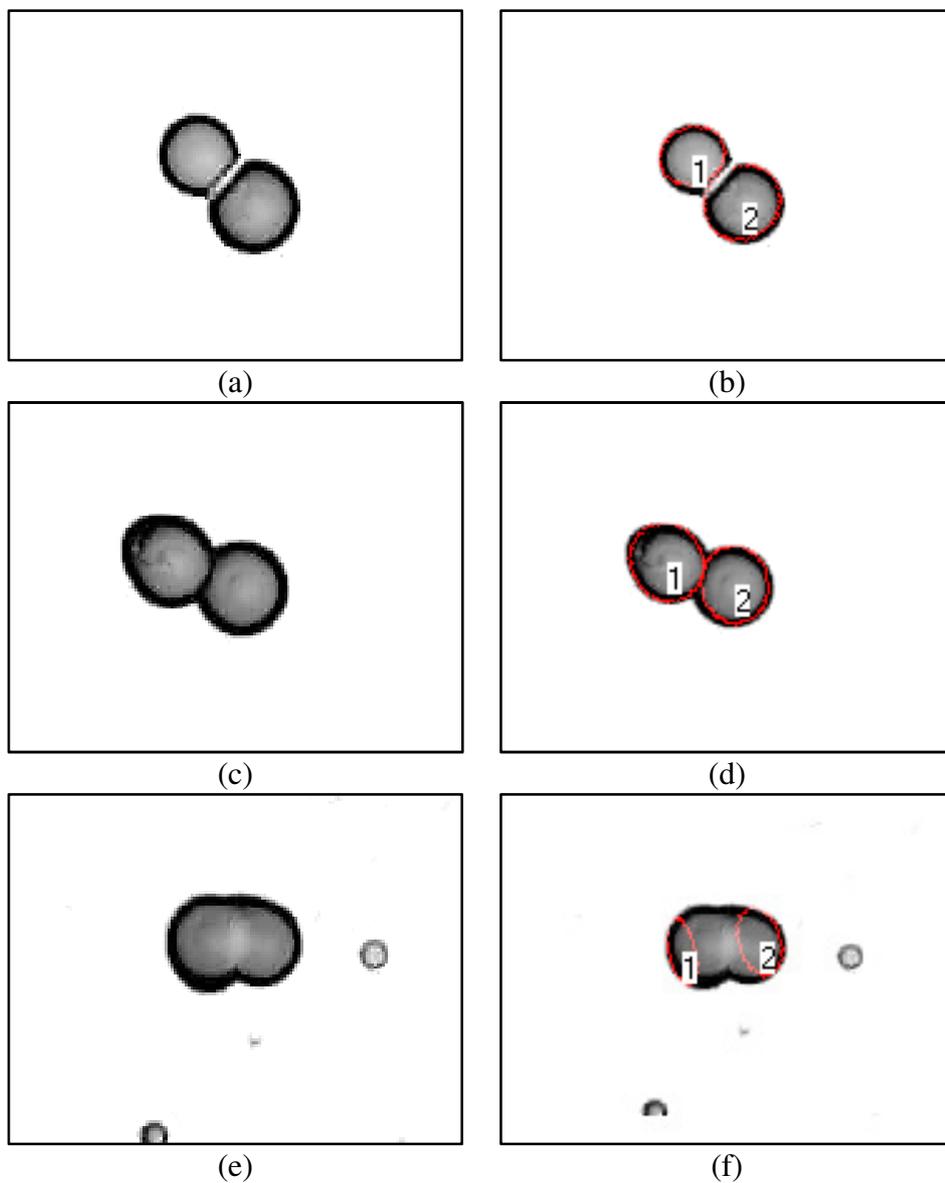


Figura 75 – Exemplos de clusters detectados pela Transformada de Hough para elipses. (a), (c) e (e) imagens originais, (b), (d) e (f) imagens após identificação dos traços.

Para os casos de traços incompletos que encontram-se nas bordas das imagens, o Transformada de Hough não obteve bons resultados. Nas análises realizadas, a maioria dos traços não foram identificados, e os que foram identificados, apresentaram erros. Efetivamente, os traços identificados erroneamente podem ainda contar no cálculo da concentração final, porém, apresentarão dados errados na etapa de classificação dos eventos com relação ao seu ângulo de incidência. A Figura 76 mostra exemplos dos traços identificados com erros nas imagens (a) e (b) e exemplos dos traços não identificados nas imagens (c) e (d).

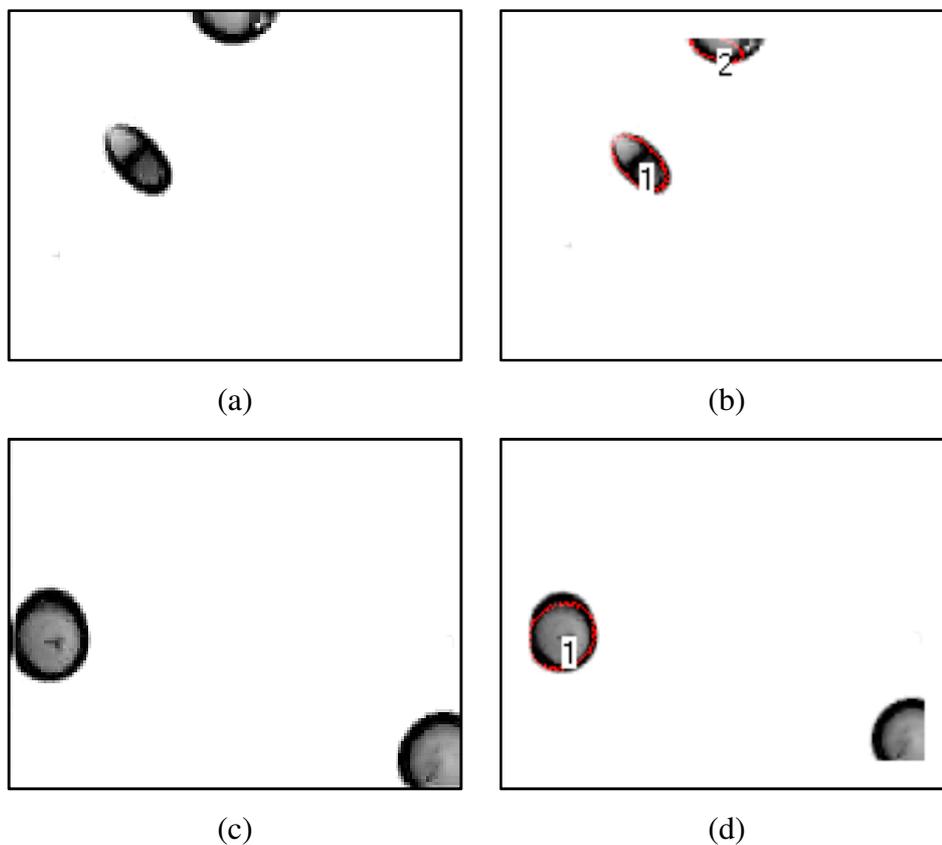


Figura 76 – Exemplos de traços incompletos localizados nas bordas das imagens. (a) e (c) imagens originais e (b) e (d) imagens após identificação dos traços incompletos.

4.5 Estudo de caso para detecção de traços incompletos utilizando redes neurais artificiais.

Como visto anteriormente, a TH não permite identificar os traços incompletos que se encontram nas bordas das imagens. Para corrigir este aspecto do método foi utilizada uma Rede Neural Artificial.

Para o treinamento da Rede Neural Artificial foram utilizados 4 tipos de padrões para cada ângulo de incidência que compreenderam as metades inferior, superior, esquerda e direita dos padrões de traços nucleares produzidos por partículas alfa, totalizando 16 tipos de padrões.

A Tabela 18 mostra alguns dos padrões utilizados para o treinamento da rede neural artificial.

Tabela 18 – Exemplo de padrões utilizados para o treinamento da rede neural artificial para o reconhecimento de traços incompletos.

Traço completo	Metade Superior	Metade Inferior	Metade Direita	Metade Esquerda
 90°	 90°	 90°	 90°	 90°
 75°	 75°	 75°	 75°	 75°
 60°	 60°	 60°	 60°	 60°
 45°	 45°	 45°	 45°	 45°

Cada pixel da imagem serviu como entrada para a rede neural artificial e como resultado, temos quatro saídas, onde os eventos são classificados de acordo com sua metade correspondente.

Para o treinamento da rede foram utilizadas imagens do banco de padrões divididas em 4 partes cada, as quais compreenderam as metades de cada evento conforme observado na Tabela 18.

A Rede Neural artificial foi capaz de reconhecer corretamente os padrões incompletos de forma a viabilizar sua contagem junto aos padrões completos identificados com o uso da Transformada de Hough.

A Tabela 19 e Tabela 20 apresentam respectivamente o resultado das análises mostrando os valores obtidos com o processo de contagem atual do Laboratório de Radônio (processo de contagem semi-automático), os valores obtidos com o uso da Transformada de Hough para a contagem de padrões completos e os valores obtidos após o uso da Rede Neural Artificial para a contagem de traços incompletos, bem como o erro em relação a cada uma das técnicas comparadas com o processo de contagem semi-automático. Na Tabela 19 tem-se os valores da densidade de traço de cada detector e na Tabela 20 o valor da concentração final de cada detector.

Tabela 19 – Síntese das análises dos detectores mostrando os valores de densidade de traço de cada detector e o erro absoluto, (1) usando o processo de contagem semi-automático, (2) usando o processo de contagem automático com a Transformada de Hough e (3) usando o processo de contagem automático com a Transformada de Hough e a Rede Neural Artificial.

<i>N° detector</i>	<i>Densidade de traço (traços/cm²)</i>				
	<i>(1) Processo de contagem semi- automático</i>	<i>(2) Processo de contagem automático</i>	<i>Erro</i>	<i>(3) Processo de contagem automático com a utilização da Rede Neural Artificial</i>	<i>Erro</i>
245	1151	1107	3,822%	1117	2,953%
246	983	937	4,679%	960	2,339%
247	813	790	2,829%	805	0,984%
248	1089	1050	3,581%	1099	0,918%
252	1693	1719	1,535%	1739	2,717%
253	699	676	3,290%	694	0,715%

Tabela 20 – Síntese das análises dos detectores mostrando os valores da concentração final de cada detector e o erro absoluto, (1) usando o processo de contagem semi-automático, (2) usando o processo de contagem automático com a Transformada de Hough e (3) usando o processo de contagem automático com a Transformada de Hough e a Rede Neural Artificial.

<i>N° detector</i>	<i>Concentração (Bq/m³)</i>				
	<i>(1) Processo de contagem semi- automático</i>	<i>(2) Processo de contagem automático</i>	<i>Erro absoluto</i>	<i>(3) Processo de contagem automático com a utilização da Rede Neural Artificial</i>	<i>Erro absoluto</i>
245	123	119	3,252%	120	2,439%
246	111	106	4,504%	108	2,702%
247	92	89	3,260%	91	1,086%
248	117	112	4,273%	118	0,854%
252	181	184	1,657%	186	2,762%
253	75	72	4,000%	74	1,333%

4.6 Conclusões

O método apresentado para o reconhecimento de traços nucleares produzidos por partículas alfa em detectores de estado sólido usando a transformada de Hough para elipses e Redes Neurais Artificiais encontra utilidade na análise de imagens produzidas pela emissão de partículas alfa do Radônio.

Os detectores analisados com a técnica da Transformada de Hough para elipses apresentaram alta correlação ($R^2 = 0,980$) com o método de contagem semi-automático.

A técnica da Transformada de Hough apresentou caráter inovador no processo de contagem dos traços produzidos por partículas alfa, fornecendo dados individuais relativos às partículas alfa, como por exemplo, o seu ângulo de incidência no detector, o que não era possível de se obter com o processo semi-automático.

O uso da Rede Neural Artificial proporcionou ainda a possibilidade do reconhecimento dos traços incompletos. No processo semi-automático, os traços incompletos não são contabilizados e portanto, pode haver uma pequena diferença no valor final da concentração. Embora os traços incompletos não possam ser classificados com relação ao seu ângulo de incidência, eles configuram papel importante na contagem da concentração final.

A interface desenvolvida utilizando o ambiente de desenvolvimento visual Borland Builder® C++ facilitou o desenvolvimento do sistema e tornou o processo de interação com o usuário mais intuitivo.

Finalmente, o uso das técnicas do processamento digital de imagens, viabilizou uma nova técnica para a contagem de traços nucleares produzidos por partículas alfa em detectores de estado sólido, contribuindo para o desenvolvimento do Laboratório de Radônio e aprimorando os estudos relacionados às partículas alfa e o Radônio.

4.7 Propostas Para Trabalhos Futuros

- Estudar a viabilidade do uso da Transformada de Hough Probabilística e da Transformada de Hough Randômica;
- Estudar a viabilidade do uso de outras técnicas de segmentação como o Watershed;
- Aprimorar o sistema de captura de imagens e estudar a possibilidade da utilização de imagens de maior resolução.
- Continuar os estudos sobre as partículas alfa com relação a sua energia, fazendo outros ensaios com diferentes fontes radioativas.
- Qualificar situações de ocorrência em casas de vegetação agrícola.

5 Referências Bibliográficas

- ABO-ELMAGD, 2008 ABO-ELMAGD, M., DAIF, M. M., EISSA, H. M., Cytogenetic effects of radon inhalation – Elsevier, Radiation Measurements 43, p. 1265 – 1269, 2008.
- BAYSSON, 2008 BAYSSON, H., TIRMARCHE, M., LAURIER, D., Risk of Cancer in relation to Natural Radiation, including Radon: Evidence from Epidemiological Studies – Institute for Radiological Protection and Nuclear Safety (IRSN), França, 2008.
- BENLAMRI, 2000 BENLAMRI, R. - Range image segmentation of scenes with occluded curved objects - Pattern Recognition Letters 21, p. 1051-1060, 2000.
- BEN-TZVI, 1989 BEN-TZVI, D.; NAQVI, A. A.; SANDLER, M. B. - *Efficient parallel implementation of the Hough transform on a distributed memory system. Image Vision Comput. 7(3): 167-172, 1989*
- BIRAL, 2002 BIRAL, A. R. “Radiações ionizantes para médicos, físicos e leigos” Editora Insular, 2002.
- BISHOP, 2005 Bishop, C. M. - Neural Networks for Pattern Recognition. Oxford University Press, 2005.
- BORGNE, 2004 BORGNE, H.; GUÉRIN-DUGUÉ, A.; ANTONIADIS, A. - Representation of images for classification with independent features Pattern Recognition Letters 25, p. 141-154. 2004.
- BRAGA, 2001 BRAGA, A. P., CARVALHO, A. P. L., LUDERMIR, T. B. - *Redes Neurais Artificiais: teoria e aplicações*. Rio de Janeiro: Livros Técnicos e Científicos, 2000.

- CAO, 2006 CAO, M. Y.; YE, C. H.; DOESSEL, O.; LIU, C. - Spherical parameter detection based on hierarchical Hough transform - Pattern Recognition Letters 27, p. 980–986, 2006
- CARTWRIGHT et al, 1978 CARTWRIGHT, B. G., SHIRK, E. K., PRICE, P. B., “A Nuclear Tracks Recording Polymer of Unique Sensitivity and Resolution”. Nuclear Instruments and Methods, v. 153, pp. 457-460, 1978.
- CHENG, 2004 CHENG, Z.; LIU, Y. - Efficient Technique for Ellipse Detection Using Restricted Randomized Hough Transform - Proceedings of the International Conference on Information Technology: Coding and Computing, 2004
- CHUNG, 2010 CHUNG, Chi-Han; CHENG, Shyi-Chyi; CHANG, Chin-Chun - Adaptive image segmentation for region-based object retrieval using generalized Hough transform – Patter Recognition, vol. 43, issue 10, p. 3219-3232, 2010.
- CONCI, 2008 CONCI, A.; AZEVEDO, E.; LETA, F. R. – Computação Gráfica – Teoria e Prática Vol. 2 – Elsevier Editora Ltda., 2008.
- CORRÊA, 2007 CORRÊA, J. N., PASCHUK, S. A., FIOR, L., SCHELIN, H. R., SILVA, R. D. F., PÖTTKER, F., MELO, V. P., ²²²Rn Measurements at Federal University of Technology (UTFPR, Curitiba, PR, Brazil), 2007.
- CRUVINEL, 1999 CRUVINEL, P. E. ; VIEIRA, S. R.; CRESTANA, S.; MINATEL, E. R.; MUCHERONI, M. L.; TORRE-NETO, A. “Image processing in automated measurements of raindrop size and distribution. Computers and Electronics in Agriculture, Amsterdam, p. 205-217, 1999.
- CRUVINEL, 2003 CRUVINEL, P. E.; MARTINEZ, A. C.; KOENIGKAN, L.,

- “Estudo comparativo entre análise de correlação no domínio da frequência e transformada rápida de Hough para determinação do volume de gotas de chuva”, Congresso Brasileiro de Engenharia Agrícola, 32 – CONBEA, 2003.
- CRUVINEL, 2005 CRUVINEL, P. E.; OLIVEIRA, V. A.; KOENIGKAN, L. V.; BRESSAN, G. M.; PARASI, F.; MANTOVANI, E. C., “Metodologia para o mapeamento georeferenciado da aplicação de chuva artificial em área de plantio com base no uso de visão computacional”, 3º Simpósio Internacional de Agricultura de Precisão – SIAP 2005 – Sete Lagoas, MG, 16 a 18 de agosto de 2005.
- DAVIES, 1986 DAVIES, E. R. - Image space transform for detecting straight edges in industrial images, Pattern Recognition Letters, 4, 185-192; 1986.
- DE PAULO, 1991 PAULO, S. R. de, Dosimetria Ambiental de Rn-222 e filhos: medida de eficiência absoluta do CR-39 levando em conta os efeitos do plate-out e fatores ambientais, Campinas: Editora da Unicamp, 1991. Tese de Doutorado, Unicamp.
- DING, 2005 DING, Y. H. – Range image segmentation based on randomized Hough transform – Pattern Recognition Letters 26, p. 2003-2041, 2005.
- DING, 2005 DING, Y.; PING, X.; HU, M.; WANG D. - Range image segmentation based on randomized Hough transform - Pattern Recognition Letters 26, p. 2033–2041, 2005.
- DÖRSCHHEL, 2003 DÖRSCHHEL, B.; HERMSDORF, D.; REICHEL, U.; STARKE, S.; WANG, Y. - 3D computation of the shape of etched tracks in CR-39 for oblique particle incidence and comparison with experimental results – Radiation

- Measurement 27, P. 563-571, 2003
- DUDA, 1972 DUDA, R. and HART, P. - Use of the Hough transformation to detect lines and curves in pictures. Comm. of ACM 15, 1. 11-15; 1972.
- DUDA, 1973 DUDA, R. O.; MORE, I. D. *Pattern classification and scene analysis*. New York: J. Wiley, 1973.
- DUDA, 2001 DUDA, R. O.; HART, P. E.; STORK, D. G. – *Pattern Classification* (2nd ed.), John Wiley and Sons, 2001.
- FEWS, 1992 FEWS, A. P. – Flexible analysis of etched nuclear particle tracks – *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research B72*, pp. 91-103, 1992
- FLEISCHER, 1975 FLEISCHER, L.R.; PRICE, P. B.; WALKER, R. M. - *Nuclear Track in Solids, Principles & Applications*, University of California Press, Berkeley, 1975
- FONGA, 1996 FONGA, H. Pattern recognition in gray-level images by Fourier analysis. *Pattern Recognition Letters*, Amsterdam, v. 17, n. 14, p. 1477-1489, 1996.
- FUKUNAGA, 1985 FUKUNAGA, K. The estimation of the Bayes error by the k-nearest neighbor approach. In: KANAL, L.; ROSENFELD, A. (Ed.) *Progress in pattern recognition*. Amsterdam: North-Holland, 1985, v. 2.
- FUKUNAKA, 1990 FUKUNAGA, K. *Introduction to statistical pattern recognition*. 2. Ed. [S.I.]: Academic Press, 1990.
- GIACINTO, 1997 GIACINTO, G.; PAOLUCCI, R.; ROLI, F. Application of neural networks and statistical pattern recognition algorithms to earthquake risk evaluation. *Pattern Recognition Letters*, Amsterdam, v. 18, n. 11/13, p. 1353-1362, 1997.
- GONZALEZ, 1993 GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. – *Digital Image Processing*. First Edition – Addison-Wesley, 1993.

- HAYKIN, 1999 HAYKIN, S. “Neural Networks: A Comprehensive Foundation”, Second Edition, Prentice Hall, 1999.
- HAYKIN, 2001 HAYKIN, S. - Redes Neurais: Princípios e Prática, Tradução, Ed. Artmed: Bookman, Porto Alegre, 2001.
- HILLS, 2003 HILLS, M.; PRIDMORE, T.; MILLS, S. - OBJECT Tracking Through a Hough Space - The Institution of Electrical Engineers, 2003
- HOPFIELD, 1982 HOPFIELD, J. J. – Neural Networks and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities – Proc. National Academy of Sciences, v. 79, p. 2554-2558, 1982.
- HUANG, 2008 HUANG, K.; CHEN, K.; YOU, J.; TUNG, A. - Hough transform neural network for pattern detection and seismic applications - Neurocomputing 71, p. 3264–3274, 2008
- IOANNIDES, 2007 PATIRIS, D. L.; BLEKAS, K.; IOANNIDES, K. G. - TRIAC II. A MatLab code for track measurements from SSNT detectors – Computer Physics Communications 177, P. 329-338, 2007.
- IRCP, 1991 International Commission on Radiological Protection – ICRP Publication 60 – Recommendations of the International Commission on Radiological Protection, Pergamon Press, 1991.
- IRCP, 1993 International Commission on Radiological Protection – ICRP Publication 65 - Protection against Radon-222 at home and work, Annals of ICRP, Pergamon Press, 1993.
- JAMES, 1890 JAMES, W. Psychology (Briefer Course). Reimpresso em J. A. Anderson and E. Rosenfeld (Eds.): Neurocomputing: Foundations of Research. Cambridge, EUA: The MIT Press,

- 1988.
- JI, 2001 JI, Q.; HARALICK, R. M. - Error propagation for the Hough transform - Pattern Recognition Letters 22, p. 813-823, 2001
- JI, 2003 JI, Q.; XIE, Y. – Randomized Hough transform with error propagation for line and circle detection – Pattern Analysis and Application 6, p. 55-64, 2003.
- KALSI, 2006 KALSI, P. C., RAMASWAMI, A., MANCHANDA, V. K., Solid State Nuclear Track Detectors and their Applications – Radiochemistry Division, 2006
- KAPLAN, 1978 KAPLAN, I. - Física Nuclear – 2ª edição - Tradução: José Goldemberg – Rio de Janeiro, 1978.
- KOVÁCS, 2002 KOVÁCS, Z. L. - Redes Neuras Artificiais: Fundamentos e Aplicações, 3a. edição. Editora Livraria da Física, São Paulo-SP, 2002.
- KUCHIMARU, 2008 KUCHIMARU, T.; SATO, F.; HONDA, K.; KATO, Y.; IIDA, T. - Three-dimensional track imaging during etching and sequential reconstruction of track structures - Radiation Measurements 43, P. S125–S127, 2008.
- LIN, 2001 LIN, X.; OTOBE, K. - Hough transform algorithm for real-time pattern recognition using an artificial retina camera – Optics Express, Vol. 8, No. 9, 2001
- MARTINEZ, 2002 MARTINEZ, A. C. “Um Novo Método para Medidas de Gotas de Chuva com Técnicas do Processamento Digital de Imagens” – Orientador: Prof. Dr. Paulo Estevão Cruvinel – Universidade de São Paulo – Escola de Engenharia de São Carlos – 2002.
- McCULLOCH, 1943 McCULLOCH, W.; PITTS, W. - A logical calculus of the

- ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, P. 115 – 133, 1943.
- MINSKY, 1969 MINSKY, M.; PAPER, S - *Perceptrons: an introduction to computational geometry*, the MIT Press. Cambridge, Mass., 1969.
- NAZAROFF, 1988 Radon and its decays products in indoor air – Edited by William W. Nazaroff and Anthony V. Nero Jr., 1988.
- NG, 2007 NG, F. M. F.; LUK, K.Y; NIKEZIC, D.; YU, K.N. - Determination of alpha-particle track depths in CR-39 detector from their cross-sections and replica heights – *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research B* 263 – P. 266-270, 2007
- PRICE, 1962 PRICE, P. B; WALKER, R. M. - Electron microscope observation of etched tracks from spallation recoils in mica – *Phys. Rev. Lett.* 8:217-219, 1962.
- RAMIREZ, 2006 RAMIREZ, V. A.; CAPULIN, C. H. G.; GARCIA, A. P.; YANEZ, R. E. S. - Circle detection on images using genetic algorithms - *Pattern Recognition Letters* 27, p. 652–657, 2006.
- RANZATO, 2007 RANZATO, M.; TAYLOR, P. E.; HOUSE, J. M.; FLAGAN, R. C.; LECUNA, Y.; PERONA, P. - Automatic recognition of biological particles in microscopic images *Pattern Recognition Letters* 28, p. 31-39, 2007.
- ROSENBLATT, 1959 ROSENBLATT, F - *Mechanisation of thought processes: Proc. of Symposium* 10 (1), 421-456, 1959.
- RUMELHART, 1969 RUMELHART, D. E.; HINTON G. E.; WILLIAMS R. J. - *Parallel distributed processing: explorations in the Microstructures of cognition*, vol 1: foundations, Rumelhart, D.E., et al. eds., MIT Press, Cambridge, Mass., 318-362,

1986.

- RUMELHART, 1986 RUMELHART, D. E; McCLELLAND J. L. - Parallel Distributed Processing, vol.1, The MIT Press, 1986.
- SAITO, 2002 SAITO, J. H.; ARANTES, M.; IDE, A. N. - A System for Fingerprint Minutia Classification and Recognition. In: 9th International Conference on Neural Information Processing (ICONIP'02), 2002, Singapore. Proceedings of the 9th International Conference on Neural Information Processing (ICONIP'02). Piscataway, NJ : IEEE Service Center, 2002. v. 5. p. 2474-2478.
- SILK, 1959 SILK, E. C. H.; BARNES, R.S. - Examination of fission fragments tracks with an Electron Microscope, Philosophical Magazine. 4, 970-971, 1959.
- SILVA, 2007 SILVA, N. C.; MACACINI, J. F.; TRINDADE, A. C.; PÊGO, B. R. - Desenvolvimento de um Sistema para análise de Radônio usando detectores de estado sólido de traços nucleares – SSNTD In: International Nuclear Atlantic Conference - INAC, 2007, Santos - SP. INAC 2007, 2007
- SUZUMURA, 2005 SUZUMURA, Y. F. “Método para Avaliação da Eficiência de Pulverização Agrícola Baseado em Processamento de Imagens e Rede Neural – Orientador: Prof. Dr. Paulo Estevão Cruvinel – UNITAU – Universidade de Taubaté – 2005.
- TALBOT, 2002 TALBOT, H.; APPLETON, B. C. - Elliptical Distance Transforms and the Object Splitting Problem - CSIRO Mathematical and Information Sciences - Proceedings of ISMM2002, 2002
- TAUHATA, 2003 TAUHATA, L., SALATI, I. P. A., PRINZIO, R. Di, PRINZIO, M. A. R. R. Di, Radioproteção e Dosimetria:

Fundamentos - 5ª revisão agosto/2003 – Rio de Janeiro – IRD/CNEN.

- TOMMASINO, 2004 TOMMASINO, L., Electrochemical Etching Process for the Detection of Neutrons and Radon-decay Products – Nuclear Technology & Radiation Protection, v. 19, n. 1, p. 12 – 19, 2004.
- TORII, 2007 TORII, A.; IMIYA, A. - The randomized-Hough-transform-based method for great-circle detection on sphere - Pattern Recognition Letters 28, p. 1186–1192, 2007.
- TORII, 2008 TORII, A.; IMIYA, A. - Optimization of an Hough transform algorithm for the search of a Center - Pattern Recognition 41, p. 567 – 574, 2008
- WHO, 2004 World Health Organization - Radon and Health: WHO Information Sheet, 2004.
- WHO, 2009 WHO HandBook on Indoor Radon – A Public Health Perspective, 2009.
- XIE, 2002 XIE, Y.; JI, Q. – A new efficient ellipse detection method – IEEE, P. 957-960, 2002.
- XU, 2005 XU, D.; XU, W. - Description and recognition of object contours using arc length and tangent orientation - Pattern Recognition Letters 26, p. 855-864, 2005.
- YU, 2007 YU, K. N.; LEE, H. H. W.; WONG, A. W. T.; LAW, Y. L.; CHEUNG, S. F. L.; NIKEZIC, D.; NG, F. M. F. - Optical appearance of alpha particle tracks in CR-39 SSNTD – Nuclear Instruments and Methods in Physics Research B 263, P. 271-278, 2007.
- YUEN, 1989 YUEN, H. K.; ILLINGWORTH, J.; KITTLER, J. -

Detecting partially occluded ellipses using the Hough transform, Image and Vision Computing, vol. 7, no. 1, pp. 31-37, Feb 1989.

ZHANG, 2002 ZHANG, L.; BAO, P. - Edge detection by scale multiplication in wavelet domain - Pattern Recognition Letters 23, p. 1771-1784, 2002.

ZHAO, 2000 ZHAO, M.; YANG, Y.; YAN, H. - An Adaptive Thresholding Method for Binarization of Blueprint Images - Pattern Recognition Letters 21, P. 927-943, 2000.

PRICE et al, 1963 PRICE, P. B; WALKER, R. M.; FLEISCHER, R. L. - Method of forming fine holes of near atomic dimensions - Rev. Sci. Instrum. 34:510-512, 1963.