Ministério da
Ciência e Tecnologia

INPE-15330-TDI/1370

USO DO SOFTWARE IMAGE J PARA ANÁLISE QUANTITATIVA DE IMAGENS DE MICROESTRUTURAS DE MATERIAIS

Felipe da Cruz Dias

Dissertação de Mestrado do Curso de Pós-Graduação em Engenharia e Tecnologia Espaciais/Ciência e Tecnologia de Materiais e Sensores, orientada pelos Drs. Maurício Fabbri e Maria do Carmo de Andrade Nono, aprovada em 4 de junho de 2008.

Registro do documento original:
<http://urlib.net/sid.inpe.br/mtc-m17@80/2008/04.30.20.23>

INPE
São José dos Campos
2008

PUBLICADO POR:

Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE
Gabinete do Diretor (GB)
Serviço de Informação e Documentação (SID)
Caixa Postal 515 - CEP 12.245-970
São José dos Campos - SP - Brasil
Tel.:(012) 3945-6911/6923
Fax: (012) 3945-6919
E-mail: pubtc@sid.inpe.br

CONSELHO DE EDITORAÇÃO:
Presidente:
Dr. Gerald Jean Francis Banon - Coordenação Observação da Terra (OBT)
Membros:
Drª Maria do Carmo de Andrade Nono - Conselho de Pós-Graduação
Dr. Haroldo Fraga de Campos Velho - Centro de Tecnologias Especiais (CTE)
Drª Inez Staciarini Batista - Coordenação Ciências Espaciais e Atmosféricas (CEA)
Marciana Leite Ribeiro - Serviço de Informação e Documentação (SID)
Dr. Ralf Gielow - Centro de Previsão de Tempo e Estudos Climáticos (CPT)
Dr. Wilson Yamaguti - Coordenação Engenharia e Tecnologia Espacial (ETE)
BIBLIOTECA DIGITAL:
Dr. Gerald Jean Francis Banon - Coordenação de Observação da Terra (OBT)
Marciana Leite Ribeiro - Serviço de Informação e Documentação (SID)
Jefferson Andrade Ancelmo - Serviço de Informação e Documentação (SID)
Simone A. Del-Ducca Barbedo - Serviço de Informação e Documentação (SID)
REVISÃO E NORMALIZAÇÃO DOCUMENTÁRIA:
Marciana Leite Ribeiro - Serviço de Informação e Documentação (SID)
Marilúcia Santos Melo Cid - Serviço de Informação e Documentação (SID)
Yolanda Ribeiro da Silva Souza - Serviço de Informação e Documentação (SID)
EDITORAÇÃO ELETRÔNICA:
Viveca Sant´Ana Lemos - Serviço de Informação e Documentação (SID)

Ministério da
Ciência e Tecnologia

INPE-15330-TDI/1370

USO DO SOFTWARE IMAGE J PARA ANÁLISE QUANTITATIVA DE IMAGENS DE MICROESTRUTURAS DE MATERIAIS

Felipe da Cruz Dias

Dissertação de Mestrado do Curso de Pós-Graduação em Engenharia e Tecnologia Espaciais/Ciência e Tecnologia de Materiais e Sensores, orientada pelos Drs. Maurício Fabbri e Maria do Carmo de Andrade Nono, aprovada em 4 de junho de 2008.

Registro do documento original:
<http://urlib.net/sid.inpe.br/mtc-m17@80/2008/04.30.20.23>

INPE
São José dos Campos
2008

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)

D543u Dias, Felipe da Cruz.
Uso do software Image J para análise quantitativa de imagens de microestruturas de materiais/ Felipe da Cruz Dias. – São José dos Campos: INPE, 2008.
145p. ; (INPE-15330-TDI/1370)

Dissertação (Mestrado em Engenharia e Tecnologia Espaciais/Ciência e Tecnologia de Materiais e Sensores) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2008.

1. Análise de imagens. 2. Tamanho de grão. 3. Microestruturas cerâmicas. 4. Análise de microestruturas. 5. Normas ASTM. . Image J. I. Título.

CDU 544.016.5

Copyright © 2008 do MCT/INPE. Nenhuma parte desta publicação pode ser reproduzida, armazenada em um sistema de recuperação, ou transmitida sob qualquer forma ou por qualquer meio, eletrônico, mecánico, fotográfico, microfílmico, reprográfico ou outros, sem a permissão escrita da Editora, com exceção de qualquer material fornecido especificamente no propósito de ser entrado e executado num sistema computacional, para o uso exclusivo do leitor da obra.

Copyright © 2008 by MCT/INPE. No part of this publication may be reproduced, stored in a retrieval system, or transmitted in any form or by any means, eletronic, mechanical, photocopying, microfilming, recording or otherwise, without written permission from the Publisher, with the exception of any material supplied specifically for the purpose of being entered and executed on a computer system, for exclusive use of the reader of the work.

Aprovado (a) pela Banca Examinadora em cumprimento ao requisito exigido para obtenção do Título de Mestre em

ETE/Ciência e Tecnologia de Materiais e Sensores

Dr. Chen Ying An

Presidente / INPE / SJCampos - SP

Dr. Stephan Stephany

Membro da Banca / INPE / SJCampos - SP

Dr. Luiz Alberto Vieira Dias

Convidado(a) / ITA / São José dos Campos - SP

Dra. Maria do Carmo de Andrade Nono

Orientador(a) / INPE / SJCampos - SP

Dr. Maurício Fabbri

Orientador(a) / INPE / SJCampos - SP

Aluno (a): Felipe da Cruz Dias

São José dos Campos, 04 de junho de 2008

“Ninguém pode construir em teu lugar as pontes que precisarás passar, para atravessar o rio da vida – ninguém, exceto tu, só tu. Existem, por certo, atalhos sem números, e pontes, e semi-deuses que se oferecerão para levar-te além do rio; mas isso te custaria a tua própria pessoa; tu te hipotecarias e te perderias. Existe no mundo um único caminho por onde só tu podes passar. Onde leva? Não perguntes, segue-o.”

FRIEDRICH WILHELM NIETZSCHE

Dedico este trabalho a meus pais, Alfredo e Márcia, a meu avô, Antônio e, a meu irmão Gabriel, pelo apoio incondicional e por acreditarem e me ensinarem o valor dos estudos e da dedicação. Dedico também à minha namorada, amiga, confidente e mulher, Danielle, que sempre está ao meu lado e me completa.

AGRADECIMENTOS

Ao *Software* de Pós-graduação em Engenharia e Tecnologias Espaciais e ao Laboratório Associado de Materiais e Sensores (LAS), do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), pela oportunidade de realização deste curso de mestrado e pela utilização de suas instalações.

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico - CNPq, pelo auxilio financeiro de dois anos de bolsa de mestrado.

Aos professores do INPE pelo conhecimento compartilhado em especial aos meus orientadores Prof. Dr. Maurício Fabbri e Profª Dra. Maria do Carmo de Andrade Nono, pelo conhecimento passado, pela orientação e apoio na realização deste trabalho e tão importante quanto as lições, a paciência e boa vontade que tiveram para a realização deste trabalho mesmo com as adversidades enfrentadas.

Aos meus companheiros de sala: Ana, Danilo, Ricardo, Rodrigo e Solange pelo excelente convívio.

A todos os meus amigos pelo apoio, incentivo, motivação e sugestões, que foram muito importantes nos momentos difíceis. Em especial aos meus amigos Danilo, Luís André, Gustavo, Rodrigo e Thiago sejam pelos momentos de descontração, sejam pelas discussões homéricas e filosofais ou mesmo por suas idéias e sugestões.

Ao Dr. Vitor pela amizade, apoio e sugestões ao longo do trabalho.

Às pessoas da informática, Felício e Stela pela atenção dispensada;

A meus pais por sempre acreditarem em mim e na importância dos estudos.

RESUMO

No presente trabalho são comparadas duas formas de realizar análise de imagens: por contagem manual de tamanho de grãos e por análise automática, realizadas em imagens de cerâmicas densas usadas em sensores para monitoramento de oxigênio, obtidas por microscopia eletrônica de varredura. A distribuição de tamanhos de grãos em microestruturas de materiais afeta a maioria das propriedades de interesse tecnológico. Desta forma, o uso de análise de imagens na caracterização de microestruturas de materiais assume uma grande importância na pesquisa e desenvolvimento de aplicações específicas. A contagem manual é feita utilizando a norma técnica da ASTM para garantir a reprodutibilidade dos testes e intervalos de confiança dos resultados e a análise automática foi realizada pelo *software* livre de análise de imagens Image J. Os resultados obtidos por estas técnicas foram comparados utilizando o método estatístico de significância da diferença das médias.

IMAGE J *SOFTWARE* USAGE FOR QUANTITATIVE IMAGE ANALYSYS OF MATERIALS MICROSTRUCTURE

ABSTRACT

In this present work are compared two ways to carry out image analysis: by manual counting of grain size and by automatic analysis, done in dense ceramics images, obtained by scanning electron microscopy. This ceramics are employed for oxygen monitoring sensors. The grain size distribution in materials microstructure affects a great number of properties that are technologically important. Thus, the use of image analysis in the microstructure characterization of materials assumes a importance in research and development of specifics applications. The manual counting was done using a ASTM technical norm to guarantee the tests reproducibility and the results confidence intervals and the automatic image analysis was done by the free license image analysis *software*, Image J. The obtained results were compared using statistical method of significance of means difference.

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS

LISTA DE TABELAS

LISTA DE SÍMBOLOS

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

CAPÍTULO 1 - INTRODUÇÃO 29

CAPÍTULO 2 - FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA 33

2.1 Modelo de Imagem 33
2.2 Microscopia Eletrônica de Varredura (MEV) e Aquisição de Imagens 36
2.3 Processamento e Análise de Imagens e sua Importância 40
2.4 Métodos aplicados no Pré-Processamento 42
2.4.1 Técnicas de Realce por Modificação de Histograma 43
2.4.2 Técnicas de Realce por Operações de Filtragem 48
2.4.2.1 Métodos no Domínio Espacial 48
2.4.2.2 Métodos no Domínio de Freqüência 50
2.5 Métodos aplicados na Análise de Imagens 53
2.5.1 Métodos de Segmentação de Imagens 54
2.5.2 Morfologia Matemática 62
2.5.2.1 Dilatação 64
2.5.2.2 Erosão 66
2.5.2.3 Abertura e Fechamento Morfológicos 68
2.5.3 Métodos de Classificação 70
2.6 Sensores Cerâmicos Baseados em Condução Iônica no Estado Sólido 73
2.6.1 Obtenção das Microestruturas Cerâmicas 73
2.6.2 Condutividade Iônica em Cerâmicas 74

CAPÍTULO 3 - MATERIAIS E MÉTODOS 77

3.1 Materiais Cerâmicos Utilizados 77
3.2 Métodos de contagem de grãos 80
3.2.1 Métodos de Análise de Imagens por Contagem Manual de Grãos 82
3.3 Métodos de análise de imagens automática 84
3.3.1 *Softwares* de análise de imagens 85
3.3.2 O *software* estatístico R 89
3.4 Comparação dos resultados por métodos estatísticos 89
3.4.1 Conceitos de estatística 90

CAPÍTULO 4 - RESULTADOS E DISCUSSÕES 93

4.1 Resultados obtidos para o método de contagem manual 93
4.2 Resultados obtidos pelo método de contagem automática 98
4.3 Comparação entre os métodos 125
4.3.1 Comparação entre os métodos de contagem manual e automática 125
4.3.2 Comparação entre os métodos de contagem realizados no trabalho anterior e no presente trabalho 126

CAPÍTULO 5 - CONCLUSÕES 129

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS 133

APÊNDICE A 137

APÊNDICE B 143

LISTA DE FIGURAS

2.1 - Volume de interação do feixe de elétrons do microscópio eletrônico de varredura…… 40

2.2 - Relação entre Visão por Computador, Processamento Digital de Imagens e Computação Gráfica……..... 41

2.3 - Histogramas correspondentes a quatro tipos de imagens……... 45

2.4 - Exemplo de vizinhanças entre pixels: (a) 4-vizinhança e (b) 8-vizinhança…… 49

2.5 - Vizinhança 3 x 3 ao redor de um ponto de coordenadas (*x*, *y*) em uma imagem……... 50

2.6 - Representação esquemática da aplicação de filtros de Domínio de Freqüências…… 53

2.7 – Efeito da amostragem sobre regiões de borda. (a) Borda Ideal, (b) Efeito da quantização, borda com aparência de escada……..... 56

2.8 – (a) uma região 3x3 de uma imagem. (b) máscara do operador de Roberts.horizontal e (c) vertical. (d) Máscara do operador de Prewitt horizontal e (e) vertical. (f) Máscara do operador de Sobel horizontal e (g) vertical. (h) Máscara usada para calcular o Laplaciano…… 59

2.9 - O histograma de u,a imagem pode ser particionado por (a) thresholding simples e (b) thresholding múltiplo…….. 62

2.10 – (a) Dois conjuntos A e B, (b) a união de A e B. (c) A intersecção de A e B. (d) O complementar de A e B. (e) A diferença de A e B……. 64

2.11 – Exemplos de dilatação de um conjunto por dois elementos estruturantes distintos: (a) conjunto original A, (b) elemento estruturante B, (c) resultado da dilatação de A por B, (d) elemento estruturante, (e) resultado da dilatação de A pelo outro elemento estruturante……... 65

2.12 - Exemplos de erosão de um conjunto por dois elementos estruturantes distintos: (a) conjunto original A, (b) elemento estruturante B, (c) resultado da erosão de A por B, (d) elemento estruturante, (e) resultado da erosão de A pelo outro elemento estruturante…….. 67

2.13 – Abertura e Fechamento morfológico. O elemento estruturante é o pequeno círculo mostrado na figura (b). A seqüência de (b) a (e) ilustra a operação de abertura da figura representada em (a) pelo elemento estruturante. A seqüência de (f) a (i) ilustra o fechamento morfológico da mesma figura pelo mesmo elemento estruturante…. 69

2.14 – Exemplo da técnica de *Connected Component Labeling* em uma imagem binária, onde cada quadrado representa um pixel e, os quadrados sem marcação têm valor zero. (a) imagem antes da varredura e (b) imagem após uso da técnica……... 71

2.15 – Seqüência esquemática da operação durante medição de tamanho de intercepto em uma microestrutura……... 72

2.16 – Representação esquemática do processo de coalescência de grão durante a sinterização…….. 74

2.17 – Dependência da condutividade elétrica pela temperatura…… 75

3.1 – Microestruturas de cerâmicas à base de zircônia dopadas com composto de ítrio e de terras raras, em porcentagem de peso com aumento de 2000 vezes: (a) 15%; (b) 17%; (c) 18,5% e (d) 19%..... 78

3.2 – Representação do teste de hipóteses para uma distribuição normal….. 92

4.1 – Imagens Binarizadas a partir das fotomicrografias originais, apresentadas no capítulo 3: (a) Amostra I; (b) Amostra II; (c) Amostra III; (d)Amostra IV……... 98

4.2 – Imagens geradas pela *software* para realizar a análise: (a) Amostra I; (b) Amostra II; (c) Amostra III; (d)Amostra IV…… 101

4.3 – Histogramas de frequência para a área dos grãos em cada amostra: (a) Amostra I; (b) Amostra II; (c) Amostra III e (d) Amostra IV…… 104

4.4 – Histograma de frequências com curva normal ajustada para a área de cada amostra: (a) Amostra I; (b) Amostra II; (c) Amostra III e (d) Amostra IV……. 106

4.5 – Teste de Normalidade para a distribuição da área dos grãos de cada

amostra: (a) Amostra I; (b) Amostra II; (c) Amostra III e (d) Amostra IV…………………………………………………………... 109
4.6 – Histogramas de frequência para o perímetro dos grãos em cada amostra: (a) Amostra I; (b) Amostra II; (c) Amostra III e (d) Amostra IV. ………………………………………………………… 111
4.7 – Histograma de frequências com curva normal ajustada para as distribuições do perímetro de cada amostra: (a) Amostra I; (b) Amostra II; (c) Amostra III e (d) Amostra IV………………………. 114
4.8 – Teste de Normalidade para a distribuição do perímetro dos grãos de cada amostra: (a) Amostra I; (b) Amostra II; (c) Amostra III e (d) Amostra IV………………………………………………………….. 116
4.9 – Histogramas de frequência para o diâmetro dos grãos em cada amostra: (a) Amostra I; (b) Amostra II; (c) Amostra III e (d) Amostra IV………………………………………………………….. 118
4.10 – Histograma de frequências com curva normal ajustada para a distribuição dos diâmetros de grãos de cada amostra: (a) Amostra I; (b) Amostra II; (c) Amostra III e (d) Amostra IV……………….. 121
4.11 – Teste de Normalidade para a distribuição do diâmetro dos grãos de cada amostra: (a) Amostra I; (b) Amostra II; (c) Amostra III e (d) Amostra IV……………………………………………………….... 123
A.1 – Caixa de diálogo da ferramenta de calibração do *software* Image…… 138
A.2– Caixa de diálogo da função *“Set Measurements”*………………………. 139
A.3– Caixa de diálogos da função *“Analyze Particle”*…………………….. 140
A.4– Exemplo dos tipos de seleção (a) imagem original, (b) Threshold na imagem original, (c) imagem com contornos *Outlines*, (d) imagem com contornos *Masks* e (e) imagem com contorno *Ellipses*.………… 141

LISTA DE TABELAS

3.1 - Equações relacionando os parâmetros calculados ao tamanho de grão ASTM (*G*)…… 84

3.2 – Comparação entre os *softwares* de domínio público para análise e processamento de imagens: Image Tool e Image J…… 86

3.3 – Valores do limite de confiança para diversos níveis de confiança…… 91

4.1 – Descrição das amostras……. 93

4.2 – Número de intersecções em cada contagem para cada amostra…… 94

4.3 – Cálculo do número de intersecções por unidade de comprimento da linha de teste…… 94

4.4 – Média e desvio padrão do intercepto linear médio……... 95

4.5 - Multiplicadores para intervalo de confiança de 95%..... 95

4.6 – Intervalo de Confiança e Acurácia Relativa a 95% das amostras…… 96

4.7 – Número de grão ASTM calculado…… 96

4.8 – Tabela de valores do tamanho de grãos ASTM…… 96

4.9 – Média e desvio padrão das distribuições de área para as diferentes amostras obtidas por contagem automática…… 125

4.10 – Média e desvio padrão das distribuições de diâmetro para as diferentes amostras obtidas por contagem automática……. 125

4.11 – Média e desvio padrão das distribuições de diâmetro (em μm) para as diferentes amostras obtidas por contagem automática.....…….. 127

4.12 – Comparação entre os métodos manual e automático para o cálculo de diâmetro .....…….. 127

LISTA DE SÍMBOLOS

$f(x, y)$	-	Função bi-dimensional de intensidade de luz que representa uma imagem
$i(x, y)$	-	Iluminância
$r(x, y)$	-	Reflectância
g	-	Nível de cinza
$L_{\min}$	-	Limite mínimo do nível de cinza
$L_{\max}$	-	Limite máximo do nível de cinza
M, N	-	Dimensões de uma matriz
k, m, n	-	Índices
b	-	Número de bits de uma imagem
$h_f(f)$	-	Histograma de uma imagem
n_f	-	Número de pixels com um determinado nível de cinza
$g(x, y)$	-	Função bi-dimensional de intensidade de luz que representa uma imagem
$T[f(x, y)]$	-	Operação aplicada a uma imagem
$H_g(f)$	-	Histograma cumulatigo de uma imagem
L	-	Número de tons de cinza na imagem
P	-	Operador de uma imagem
$\Im(f(x, y))$	-	Transformada de Fourrier de uma imagem
$\Im^{-1}(f(x, y))$	-	Transformada de Fourrier inversa de uma imagem
∇f	-	Gradiente de uma imagem
$\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y}$	-	Derivadas parciais de uma imagem para cálculo do gradiente
$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$	-	Laplaciano de uma imagem
T	-	Valor de limiarização para a operação de Threshold
P^2	-	Plano bi-dimensional
Z^2	-	Malha ortogonal bi-dimensional de valores inteiros
$A \oplus B$	-	Operação de dilatação de um conjunto A por um elemento

		estruturante B
$A \ominus B$	-	Operação de erosão de um conjunto A por um elemento estruturante B
$A \circ B$	-	Operação de abertura de um conjunto A por um elemento estruturante B
$A \bullet B$	-	Operação de fechamento de um conjunto A por um elemento estruturante B
σ_i	-	Condutividade Elétrica
J	-	Fluxo de Carga
z		Valência da espécie
e	-	Carga do elétron
c	-	Concentração
v	-	Velocidade
μ	-	Mobilidade Elétrica
E	-	Campo Elétrico
D	-	Difusividade
k	-	Constante de Boltzmann
T	-	Temperatura Absoluta
t	-	Número de Transferência
A	-	Fator pré-exponencial
E_a	-	Energia de Ativação
ρ	-	Resistividade
P_L	-	Número de intersecções por unidade de comprimento da linha de teste
P_i	-	Número de intersecções contadas
L_T	-	Comprimento total das linhas de teste
M	-	Magnificação do microscópio
N_L	-	Número de interceptos por unidade de comprimento da linha de teste
N_i	-	Número de interceptos contados
$\bar{l}$	-	Intercepto linear médio

z_{α}	-	Limite de confiança
95% CI	-	Intervalo de confiança a 95 %
%RA	-	Acurácia relativam em %

LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS

LAS	Laboratório Associado de Materiais e Sensores
SUCERA	Grupo de Pesquisas e Engenharia de Superfícies e Cerâmicas Avançadas e Nanoestruturadas
RGB	Red – Green - Blue
ASTM	American Society for Testing Materials
MEV	Microscopia Eletrônica de Varredura

CAPÍTULO 1

INTRODUÇÃO

Dispositivos sensores têm sido grandes responsáveis pela automação e controle de processos industriais e monitoramento ambiental. Frente à grande importância e relevância de tais dispositivos, há um crescente avanço em número de desenvolvimento e de estudos relacionados a esta área: desde o emprego de novos materiais ao emprego de novas de técnicas de processamento e de caracterização, com intuito da compreensão das propriedades e domínio dos processos de fabricação de sensores mais baratos e mais eficientes [1].

Os materiais cerâmicos à base de zircônia (ZrO_2) e de titânia (TiO_2) representam um papel de destaque na fabricação de dispositivos sensores devido às suas propriedades elétricas, grande potencialidade e aplicabilidade como sensores de gases e de umidade [1, 2, 3].

O Laboratório Associado de Sensores e Materiais (LAS) do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) tem se firmado, ao longo dos últimos anos, no desenvolvimento e caracterização de materiais para aplicação como sensores e sistemas sensores de parâmetros ambientais, de gases e de umidade. Para a fabricação destes utiliza-se a matéria-prima na forma de pó, o que exige um processamento cuidadoso, desde a mistura dos pós e compactação até a sua sinterização, possibilitando assim se obter uma cerâmica com densidade alta, maior homogeneidade da sua microestrutura e uma distribuição de tamanhos de grãos adequada. O controle de características da microestrutura destes materiais (a fase cristalina e os tamanhos de grãos e de poros, principalmente) é um fator de suma importância para o desenvolvimento e o estudo de seu uso em dispositivos microeletrônicos, uma vez que as propriedades elétricas e a resistência mecânica estão intrinsecamente relacionadas a estes fatores [4, 5, 6, 7].

No caso apresentado acima, o controle e o estudo da microestrutura dos materiais são imprescindíveis para as suas aplicações e a compreensão das suas

propriedades. Dentre as diversas técnicas utilizadas neste estudo podemos citar a análise de imagens como uma importante ferramenta, com seu uso em pleno crescimento apoiado pelo desenvolvimento de técnicas confiáveis e modernas aliadas à evolução dos sistemas automatizados e dos computadores. Através desta análise é possível quantificar e determinar áreas e quantidades de fases e elementos microestruturais presentes na microestrutura dos materiais

A área de processamento e análise de imagens é objeto de crescente interesse devido a grande aplicabilidade principalmente no aprimoramento de informações para interpretação humana e análise automática por computador de informações extraídas de uma cena. Com o desenvolvimento de técnicas computacionais diversas áreas do conhecimento se beneficiaram da análise de imagens, dentre elas a ciência dos materiais, na qual as informações representam um dado fenômeno ou propriedade do material a ser estudado [8, 9, 10].

Ainda que a análise de imagens represente uma importante ferramenta no estudo de materiais e dispositivos sensores, é necessário que o *software* se adapte às diferentes geometrias apresentadas na imagem, e um pré-processamento eficiente é essencial como etapa anterior à análise, visto que nesta etapa defeitos indesejáveis na amostra serão eliminados e características serão realçadas. Tamanha a importância do pré-processamento, deve-se levar em conta que um determinado critério utilizado para uma imagem pode não ser o mais eficiente para outra. Tal implicação torna o pré-processamento um conceito um tanto quanto subjetivo, dependente da característica a ser estudada e do operador, que preferencialmente deve possuir um conhecimento prévio da amostra em questão [8 - 14].

Diversos *softwares* existentes, sejam eles *freewares* ou não, se propõem a realizar análise quantitativa de imagens, porém em muitos ocorrem problemas e discrepâncias nas medições quando comparadas com análises experimentais, devido às hipóteses simplificadoras utilizadas, principalmente se a geometria encontrada na amostra apresentar alguma complexidade. Portanto, para fins de validação dos resultados da análise de imagens é necessário que o *software* realize as operações da

maneira mais precisa o possível e critérios estatísticos sejam respeitados para que haja representatividade da análise.

Os pesquisadores e técnicos necessitam de uma ferramenta prática que auxilie no estudo da microestrutura de materiais e de dispositivos microeletrônicos, desde que o *software* utilizado realize as medições quantitativas de forma que os resultados, levando em consideração as respectivas medidas de dispersão estatística, sejam condizentes com as análises experimentais e apresentem reprodutibilidade (ou seja, um grau de concordância entre os resultados de medições sucessivas) [15, 16].

Tendo em vista a importância do tema, o presente trabalho tem como objetivos:

1. Testar e validar o *software* Image J desenvolvido por Wayne Rasband do Research Services Branch, National Institute of Mental Health, Bethesda, Maryland, através de microscopias de cerâmicas densas para análise quantitativa de microestruturas de materiais em comparação com outras técnicas de análise de imagens;

2. Comparar os resultados obtidos em microestruturas com dados experimentais dos materiais em estudo, ou seja, quantidade e distribuição de tamanhos de grãos para cerâmicas densas policristalinas, ambas desenvolvidas no LAS/CTE/INPE;

3. Escrever um manual de auxílio que permita o uso por diversos usuários, em diferentes tipos de microestruturas e de análise a serem realizadas, para que o *software* sirva de ferramenta de caracterização de materiais para uso em microeletrônica e outras aplicações.

Os testes de validação da metodologia proposta foram feitos com fotomicrografias, a partir de medições realizadas por outros métodos, tal como o método dos interceptos, ou mesmo com medições realizadas com outros *softwares*.

A partir dos resultados dos testes de validação, o *softwares* será testado com fotomicrografias de materiais cerâmicos utilizados na fabricação de sensores de gases e

de umidade produzidos pelo Grupo de Pesquisas e Engenharia de Superfícies e Cerâmicas Avançadas e Nanoestruturadas (SUCERA), que é um grupo credenciado ao CNPq. Os resultados apresentados serão comparados com análises experimentais e correlacionados com as propriedades dos dispositivos.

Futuramente, espera-se que este trabalho seja utilizado como um material de apoio ao usuário, que possibilite o uso independente do *software* pelo pesquisador interessado, sem que haja um longo período de treinamento.

CAPÍTULO 2

FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 Modelo de Imagem

Imagem (do latim *imago*) significa representação visual de um objeto. Para fins computacionais, imagem é uma representação em 2 dimensões de um objeto como um conjunto finito de valores digitais inteiros, onde cada valor é chamado de *picture element*, ou *pixel*. Assim sendo, uma imagem refere-se a uma função bi-dimensional de intensidade de luz, denotada por *f*(*x*, *y*), onde o valor ou amplitude de *f* em coordenadas espaciais dá a intensidade (brilho) da imagem no ponto [8, 9].

Como luz é uma forma de energia, *f*(*x*, *y*) deve ser diferente de zero e finita, isto é,

$$0 < f(x, y) < \infty \tag{2.1}$$

As imagens que "percebemos" no dia-a-dia normalmente consistem da luz refletida dos objetos. A natureza básica de *f*(*x*, *y*) deve ser caracterizada por duas componentes:

- A quantidade de luz incidente na cena;
- A quantidade de luz refletida pelo objeto na cena.

Apropriadamente, estes componentes são chamados de componentes de *iluminância* e de *reflectância* e, são denotados por $i(x, y)$ e $r(x, y)$, respectivamente. A função $f(x, y)$ representa o produto da interação entre a iluminância e as propriedades de reflectância ou de transmitância. Matematicamente:

$$f(x, y) = i(x, y) \cdot r(x, y) \tag{2.2}$$

onde,

$$0 < i(x, y) < \infty \tag{2.3}$$

e,

$$0 < r(x, y) < 1 \tag{2.4}$$

A equação (2.4) indica que a reflectância é limitada por 0 (absorção total) e 1 (reflectância total). A natureza de $i(x, y)$ é determinada pela fonte de luz que incide sobre o objeto, enquanto $r(x, y)$ exprime a fração de luz que o objeto vai transmitir ou refletir no ponto (x, y). Os valores dados nas equações (2.3) e (2.4) são limites teóricos. A intensidade de uma imagem monocromática f nas coordenadas (x, y) é chamada de nível de cinza (*g*) da imagem no ponto. Das equações (2.2) a (2.4), pode–se afirmar que *l* está situado entre:

$$L_{min} \leq g \leq L_{max} \tag{2.5}$$

Na teoria, a única exigência acerca $L_{\min}$ é que ele seja positivo, e sobre $L_{\max}$ que seja finito, ambos números inteiros. Na prática, $L_{\min} = i_{\min} \cdot r_{\min}$ e $L_{\max} = i_{\max} \cdot r_{\max}$. O intervalo $[L_{\min}, L_{\max}]$ é chamado de *escala de cinza*. Uma prática comum é deslocar numericamente este intervalo a $[L_{\min}, L_{\max}]$, onde *g* = 0 é considerado preto e *g* = L-1 é considerado branco na escala. Todos os valores intermediários de cinza variam do preto ao branco.

No caso de uma imagem possuir informações em intervalos ou bandas distintas de freqüência, é necessária uma função *f(x, y)* para cada banda. É o caso de imagens coloridas padrão RGB, que são formadas pela informação de cores primárias aditivas, o vermelho (R – red), verde (G – green) e azul (B – blue) [8, 9].

Uma imagem de um objeto real é, em princípio, contínua tanto na variação espacial como nos níveis de cinza. Para que uma representação dessa imagem possa ser feita num computador digital é necessário discretizar a imagem tanto no espaço quanto

na amplitude. O processo de discretização espacial chama-se *amostragem* e, o de discretização em amplitude denomina-se *quantização*.

Basicamente, a amostragem converte a imagem analógica em uma matriz de *M* por *N* pontos, *pixels*. Maiores valores de *M* e *N* implicam em uma imagem com maior resolução:

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \text{L} & f(0,M-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \text{L} & f(1,M-1) \\ \text{M} & \text{M} & \text{O} & \text{M} \\ f(N-1,0) & f(N-1,1) & \text{L} & f(N-1,M-1) \end{bmatrix} \tag{2.6}$$

A resolução, grau de discernimento de detalhes de uma imagem depende muito dos valores de M e N e o número de tons de cinza da imagem, representado anteriormente pela letra *g*.

O processo de digitalização requer a decisão de valores para *M*, *N* e o número de níveis discretos de cinza associados a cada pixel. Uma prática comum no processamento de imagens digitais é tomar estes valores como múltiplos inteiros de potências de dois, isto é,

$$N = 2^k,\ M = 2^m \tag{2.7}$$

$$\textit{Níveis de cinza} = 2^n \tag{2.8}$$

onde *n* é o número de bits usados para representar os níveis de cinza.

Assim, a quantização faz com que cada um dos pixels assuma um valor inteiro, na faixa de 0 a 2^n - 1. Quanto maior o valor de *n*, maior o número de níveis de cinza presentes na imagem digitalizada. Usando as equações (2.7) e (2.8) tem-se como resultado o número *b*, de bits necessários para armazenar a imagem digitalizada:

$$b = N \cdot M \cdot n \tag{2.9}$$

Se *M* = *N*,

$$b = N^2 \cdot n \tag{2.10}$$

Por exemplo, uma imagem 128x128 com 64 níveis de cinza requer 12288 bytes ou 12 megabytes, para armazenamento. Para obter-se uma imagem digital de qualidade semelhante à de uma imagem de televisão Preto e Branco, por exemplo, são necessários 512 x 512 pixels e de 16 a 32 níveis de cinza no máximo. A maioria dos sistemas de visão artificial utiliza imagens com 256 níveis de cinza, convém lembrar que quanto maior for N, M e níveis de cinza, mais a equação acima se aproxima da imagem original, e maiores serão os custos de digitalização e armazenamento desta imagem. Convém lembrar ainda que uma "boa" imagem é muito difícil de definir, visto que qualidade além de ser um critério subjetivo é também fortemente dependente da aplicação na qual será utilizada [8, 9, 17].

2.2 Microscopia Eletrônica de Varredura (MEV) e Aquisição de Imagens

Nos processos de estudo, desenvolvimento e pesquisa de materiais é de grande relevância o estudo de sua microestrutura, visto que a partir do seu entendimento é possível inferir sobre as correlações da microestrutura e as propriedades do material. Neste intuito as técnicas de microscopia óptica e de varredura são as mais utilizadas.

Com o avanço e processamento de materiais em escala nanométrica, a microscopia óptica tornou-se limitada devido a possibilidades de aumento de até 2000 vezes. Porém, com o desenvolvimento da eletrônica, da mecânica fina e a utilização de conceitos de varredura, os mesmos utilizados em radares e monitores de TV, em meados do século XX, tornou-se possível a construção do microscópio eletrônico de varredura, cujo aumento pode chegar a 100 000 vezes. Tamanha potencialidade fez da Microscopia Eletrônica de Varredura (MEV) imprescindível no estudo não somente de Ciência e Engenharia de Materiais como em diversas áreas, tal como Geologia, Microeletrônica e até Ciências Forenses [18].

A partir da utilização dos conceitos de varredura, a imagem é gerada mediante uma varredura do espaço objeto e posterior mapeamento dos sinais obtidos em um plano imagem, estabelecendo uma relação temporal entre objeto e imagem. A formação

da imagem se dá pela interação de um feixe de elétrons com o material a ser estudado. A superfície é varrida por um feixe de elétrons colimado (elétrons primários), este feixe de elétrons deve ser estável e com intensidade suficiente para que ao atingir a amostra possa produzir um bom sinal. O diâmetro do feixe produzido diretamente pelo canhão de elétrons é muito grosseiro para produzir uma boa imagem em grandes aumentos e por isso precisa ser reduzido pelas condensadoras (lentes eletromagnéticas). A maioria dos aparelhos de MEV é capaz de produzir um feixe de elétrons que ao atingir a amostra tenha um diâmetro da ordem de 10 nm (100 Å) e que ainda possua corrente suficiente para formar uma imagem com boa resolução [18, 19].

O feixe de elétrons incidente é defletido sobre a amostra por um par de bobinas eletromagnéticas situadas numa depressão dentro da objetiva, acima da abertura final. O feixe é defletido sobre a amostra na direção x e y. A varredura do feixe de elétrons pelas bobinas defletoras é também acompanhada pela deflexão de sua imagem no vídeo. O aumento da varredura da imagem é simplesmente a relação entre o tamanho da imagem no vídeo pelo tamanho da área varrida na amostra. Como o tamanho da imagem do vídeo não varia, as bobinas de deflexão é que serão as responsáveis pelo aumento da amostra. Quanto maior o aumento, menor a região varrida e menor a deflexão do feixe.

É muito importante do fato de se poder variar o aumento da imagem somente variando a área varrida sem ter que modificar outros parâmetros do MEV. Uma conseqüência é a possibilidade de selecionar um aumento maior do que o desejado para a imagem, podendo então focar adequadamente o feixe na amostra e com isso obter uma correta focagem.

O tamanho do feixe considerado ideal, para um determinado aumento, é aquele cujas bordas do feixe tocam levemente a linha anteriormente varrida. Se o diâmetro do feixe é muito grande, ocorre uma sobreposição das linhas varridas e o resultado é uma imagem fora de foco. A outra situação é quando o diâmetro do feixe é muito pequeno. Neste caso ao reduzir o diâmetro do feixe pelo ajuste da corrente nas lentes condensadoras, conforme visto anteriormente, o número de elétrons no feixe, e, conseqüentemente, o número de elétrons que irão interagir com a amostra é também reduzido. Isto significa que para obter o mesmo brilho na imagem, como seria com o

feixe ideal, o sinal reduzido precisa ser amplificado, resultando em aumento de ruído eletrônico. Resumindo, a resolução do MEV depende do diâmetro do feixe de elétrons incidente. Existe uma relação fundamental entre a corrente do feixe e seu diâmetro e, o aumento de um geralmente leva ao aumento do outro. Baixas correntes de feixe de elétrons originam sinais mais fracos, e o ruído se torna cada vez mais significativo. O ruído se forma de flutuações na própria corrente do feixe, na interação dos elétrons com a amostra e na detecção e amplificação dos sinais pelos detectores.

A versatilidade da microscopia eletrônica de varredura e da microanálise se encontra na possibilidade de se poder captar e medir as diversas radiações provenientes das interações elétron-matéria. O MEV tem sua maior aplicação no exame de superfícies rugosas, devido a fácil visualização e interpretação das imagens, embora a utilização de diversas formas de interação entre elétrons e a matéria permitam a aquisição de muitas outras informações, tal como diferenciação entre elementos, orientação cristalina, potenciais elétricos e magnéticos entre outros [18, 19].

O MEV tem as seguintes características que se destacam:

- obtenção de imagens de superfícies polidas ou rugosas, com grande profundidade e alta resolução;
- fácil interpretação das imagens, com aparência tridimensional;
- aquisição de sinal digital, possibilitando processamento dos sinais, e manipulação e processamento das imagens;

A interação entre elétrons e matéria também é fator determinante na diferenciação entre MEV e outras técnicas de microscopia. Enquanto que na microscopia eletrônica de transmissão (MET) e na microscopia fotônica (MF) as imagens são ditas “diretas”, visto que os raios atravessam a amostra e passam por lentes, formando uma imagem real em uma tela ou virtual em uma ocular, o MEV origina imagens “indiretas”, isto é, não existe um caminho ótico entre a amostra e a imagem, sendo os sistemas de geração e visualização da imagem separados [18, 19].

Na projeção de uma imagem por varredura, a relação entre objeto e imagem é dada em tempo real, ou seja, depende diretamente do mapeamento do espaço ponto a ponto do espaço objeto, enquanto na projeção paralela existe uma relação geométrica entre o objeto e sua imagem, através da lente. Outra vantagem da formação de imagens por varredura está na formação serial da imagem, que permite diretamente o arquivamento e processamento eletrônico da mesma, com redução de ruído e melhoria de contraste.

A formação da imagem depende do mapeamento das interações que ocorrem entre elétrons e a superfície da amostra. Para tal, a superfície é varrida por um feixe de elétrons colimado (elétrons primários) e, a intensidade dos sinais secundários originados é medida por um tubo de raios catódicos, formando assim a imagem.

Os sinais do MEV não são gerados apenas na superfície da amostra. O limite de resolução é determinado pelo diâmetro da região da amostra que, excitado pelo feixe primário, emite o sinal considerado. Os elétrons primários penetram na amostra a partir da área de incidência do feixe e são progressivamente espalhados, interagindo num determinado volume de interação. Os elétrons primários penetram em todo o volume de interação, gerando diferentes sinais secundários usados para obter informação. A energia de cada elétron secundário determina a sua “profundidade de escape”. Este volume de interação depende da tensão de aceleração dos elétrons primários, do número atômico dos constituintes da amostra e, sobretudo do diâmetro do feixe primário. Uma representação do volume de iteração é mostrada na Figura 2.1 [18, 19].

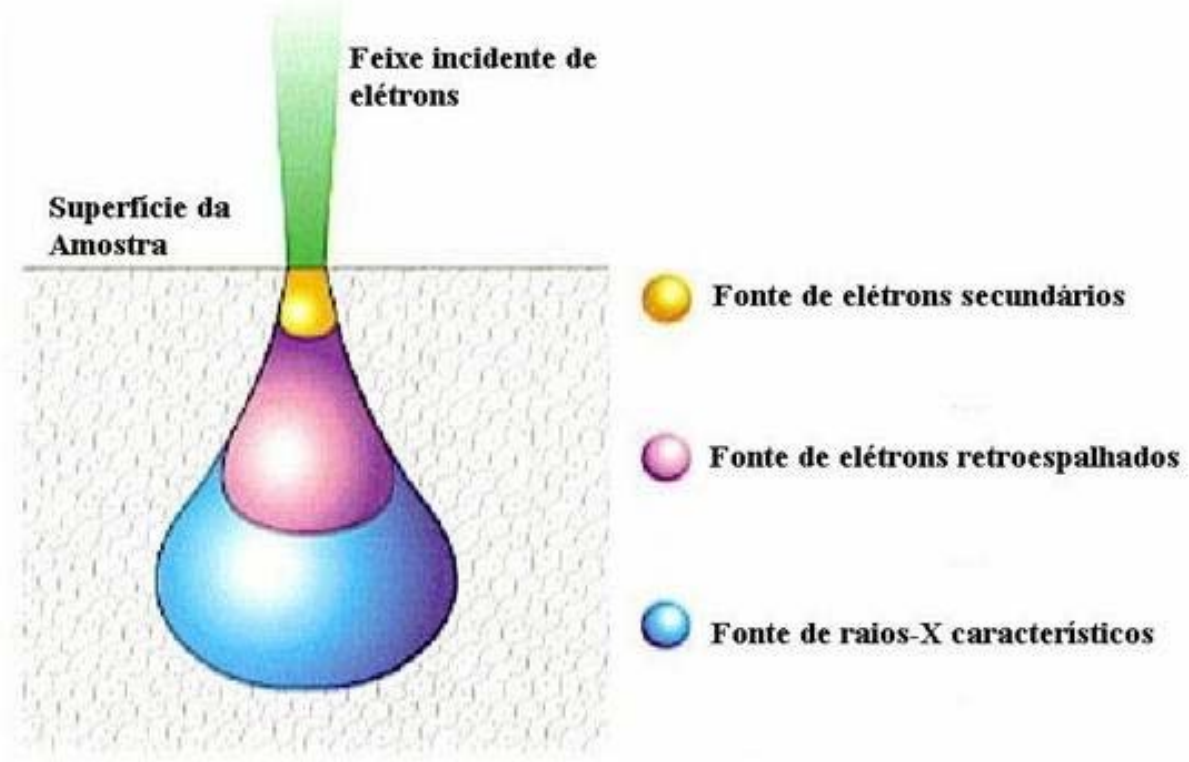


FIGURA 2.1 – Volume de interação do feixe de elétrons do microscópio eletrônico de varredura[18]

2.3 Processamento e Análise de Imagens e sua Importância

Imagens são de grande importância na evolução da humanidade: desde tempos remotos informações e registros são transmitidos através de imagens. Com o avanço da tecnologia, a significância de imagens é encontrada, principalmente, em sistemas de informações.

Visão por Computador, Processamento Digital de Imagens e Computação Gráfica são processos que lidam com imagens e informações nela contida. A diferença entre estes processos pode ser vista na representação dos dados de entrada e saída de cada um dos processos, mostrados na Figura 2.2 [17].

As áreas de Visão por Computador, Processamento de Imagens e Computação Gráfica vêm apresentando expressivo desenvolvimento nas últimas décadas. Tal crescimento pode ser detectado na área acadêmica, onde o assunto é objeto de

pesquisas, teses e dissertações; na esfera industrial, onde a cada dia aumenta o número de empresas que produzem, comercializam e utilizam soluções de Processamento Digital de Imagens em seus processos; e na vida cotidiana, com a popularização dos computadores pessoais e das aplicações multimídia [9].

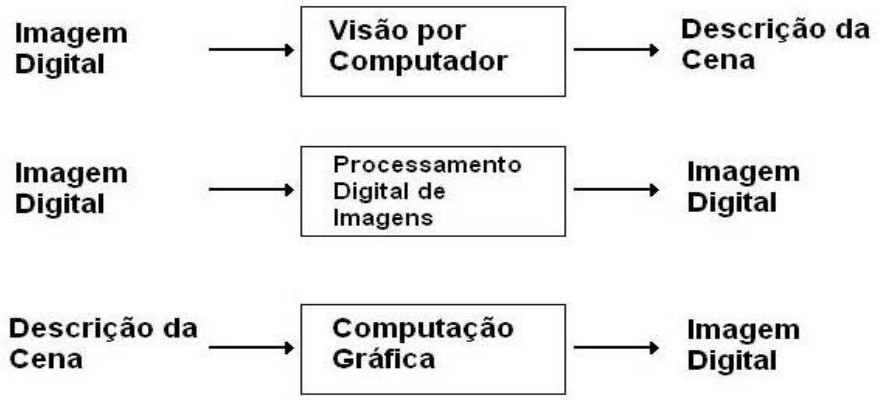


FIGURA 2.2 - Relação entre Visão por Computador, Processamento Digital de Imagens e Computação Gráfica[17]

A área de processamento de imagens é objeto de crescente interesse devido a grande aplicabilidade em duas categorias: aprimoramento de informações para interpretação humana e análise automática por computador de informações extraídas de uma cena. Uma das primeiras aplicações para o aprimoramento de imagens foi melhorar a qualidade de imagens transmitidas através de telégrafos entre Londres e Nova Iorque através do sistema Bartlane na década 20. Porém as limitações deste sistema eram muito grandes [8, 9].

Grande impulso foi dado com os primeiros computadores digitais de grande porte e o *software* espacial norte americano, no uso de técnicas de realce de imagens com técnicas computacionais, corrigindo imagens captadas pela Sonda Ranger, em 1964. A partir desta data, as técnicas de processamento digital de imagens se difundiram em diversas áreas, sendo utilizadas para resolver uma grande variedade de problemas,

por exemplo, em medicina, imagens de raios-X e outras imagens biomédicas, passam por um realce de contraste para facilitar a interpretação. Embora frequentemente não seja relatado, a maioria dos problemas requer métodos capazes de realçar informações para interpretação humana [8, 9].

O processamento digital de imagens atua em imagens e resulta em outras imagens e pode ser dividido da seguinte forma:

- **Codificação de Imagens (*Image Coding*)**: usado para armazenamento e "transporte" de imagens;
- **Otimização de Imagens (*Image Enhancement*)**: usado para facilitar e/ou auxiliar a visão humana a perceber determinadas características na imagem;
- **Restauração de Imagens (*Image Restoration*)**: são as operações utilizadas para tentar corrigir distorções advindas dos sistemas de aquisição de imagens, tal como borrões e ruído;
- **Extração de Características de Imagens (*Image Feature Extraction*)**: como o nome já propõe, trata-se das técnicas que transformam uma dada imagem em outra, na qual medições podem ser extraídas com maior facilidade.

O item que trata de extração de informações da imagem é conhecido também como **Análise de Imagens (*Image Analysis*)**. Antes de realizar a análise quantitativa de imagens, ou seja, extrair informações de forma a inferir quantitativamente nos elementos presentes na imagem, é necessário uma etapa de pré-processamento para remover defeitos presentes e realçar as características desejadas, que podem ser resultantes da aquisição da imagem e tratam-se desde pixels ruidosos a borrões. Dentre as operações mais comuns na etapa de pré-processamento podemos destacar a equalização de histograma e filtragens [8, 9, 17, 20].

2.4 Métodos aplicados no Pré-Processamento

Antes que seja realizada a análise quantitativa de uma imagem, faz-se necessário o pré-processamento da imagem, visto que a imagem resultante do processo de

aquisição pode conter imperfeições, tais como presença de pixels ruidosos, contraste e/ou brilho inadequado, entre outras. A função de uma etapa de pré-processamento é aprimorar a qualidade da imagem para análises posteriores. Desta afirmação decorrem duas importantes implicações:

- a interpretação de que um resultado é mais adequado, ou não, normalmente é subjetivo e depende do conhecimento prévio do observador a respeito da imagem analisada;

- uma determinada técnica de realce de imagens é orientada a um problema que se deseja resolver. Logo, não existem técnicas capazes de resolver 100% dos problemas que uma imagem possa apresentar ou mesmo produzir bons resultados em imagens diferentes.

As operações efetuadas na etapa de pré-processamento são ditas de baixo nível, pois trabalham diretamente com os valores de intensidade de cada pixel, levando em conta um prévio conhecimento sobre a imagem em si. Dentre as etapas de pré-processamento mais relevantes podemos destacar a modificação de histograma e a filtragem.

O objetivo principal das técnicas de realce de imagens é processar uma imagem para torná-la adequada para uma aplicação específica. Neste trabalho, espera-se com estas técnicas eliminar ruídos e defeitos advindos da aquisição da imagem e realçar detalhes para aplicar técnicas de análise de imagem e facilitar a extração de informações e interpretação dos resultados.

2.4.1 Técnicas de Realce por Modificação de Histograma

O histograma de uma imagem é uma representação gráfica de quantos *pixels* possuem um determinado nível de cinza. Sua interpretação revela a qualidade de uma imagem em relação ao contraste e ao brilho. A modificação de um histograma modifica a imagem, visto que sua intensidade será modificada, podendo realçar detalhes de interesse visto que os níveis de cinza presentes em uma imagem podem ser facilmente modificados para realçar a interpretação visual da imagem.

Em uma formulação matemática, supondo que $f(x, y)$ uma imagem com valores inteiros e dimensão N x M, com n = 0, 1,..., N – 1 e m = 0, 1,..., M – 1 e os níveis de cinza representados por G ={0,1,..., L -1}; o número de *pixels* com um determinado nível de cinza é denotado por n_f, então, o histograma de $f(x, y)$ é denotado por:

$$h_f(f) = \frac{n_f}{N \cdot M} \text{ para os níveis de cinza indo de G} = 0,1,...,L-1 \qquad (2.11)$$

O histograma dá uma rápida impressão da ocupação dos níveis de cinza, um exemplo, é a utilização do histograma para verificar os ajustes de captação de imagem. Uma outra característica importante do histograma de uma imagem, é que o local representado pelo "pico" do histograma descreve o brilho relativo da imagem, enquanto a "altura" deste pico revela detalhes sobre o contraste: em histogramas cuja maioria dos pixels estão mais próximos de zero (ou seja, o pico está próximo mais próximo de zero) significa uma imagem mais escura; ao contrário se a maioria dos pixels encontram-se mais próximos dos últimos valores do nível de cinza, então a imagem é muito mais brilhante; em histogramas onde a maioria dos pixels encontram-se em um ponto médio na escala de níveis de cinza, ocupando uma pequena região do histograma, significa uma imagem com baixo contraste; pixels bem distribuídos ao longo dos níveis de cinza representam imagens com brilho normal e alto contraste, conforme pode ser visto na Figura 2.3 [8, 9, 17, 20, 21].

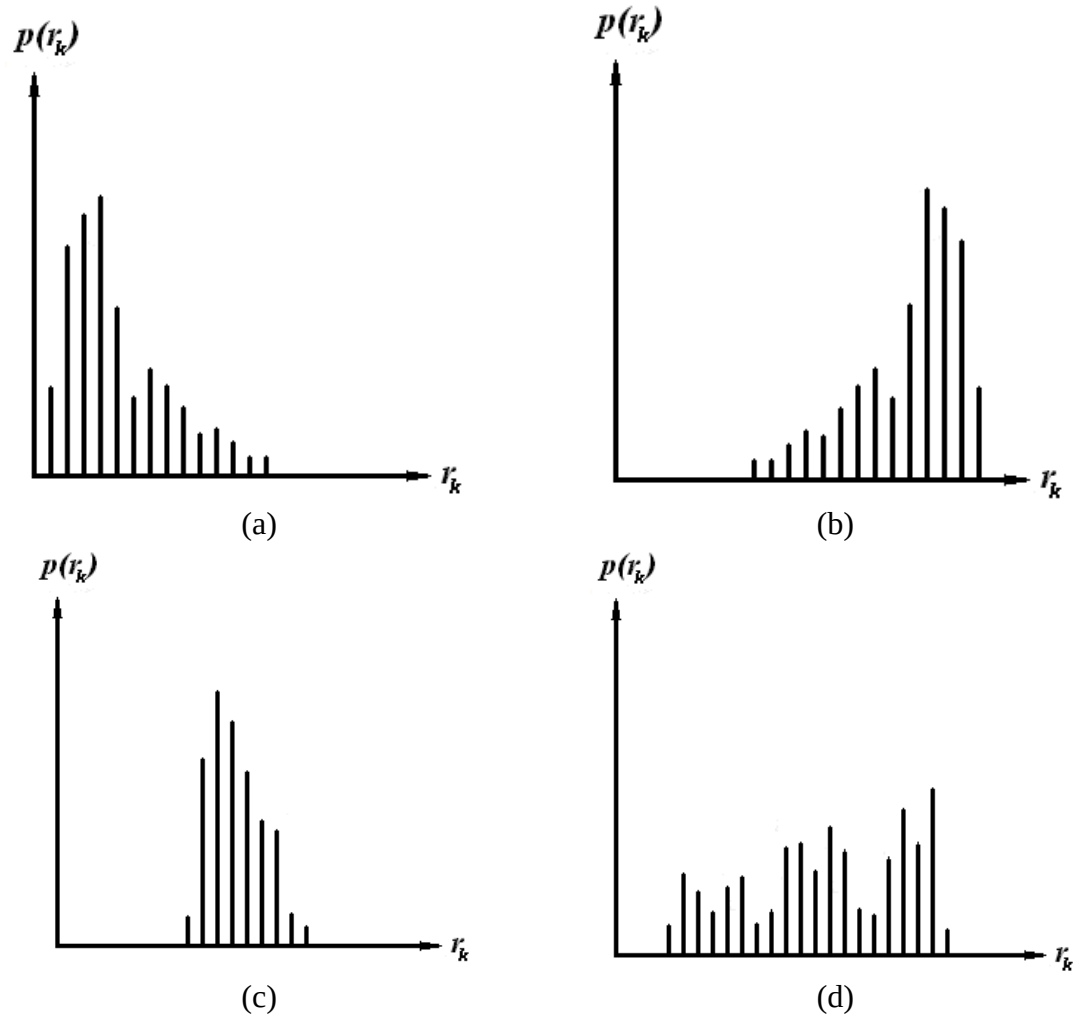


Figura 2.3 – Histogramas correspondentes a quatro tipos de imagens. (a) imagem escura; (b) imagem Clara; (c) imagem de baixo contraste e (d) imagem de alto contraste[8].

Uma função transformação que opera pixel a pixel sobre a imagem, do tipo:

$$g(x, y) = T[f(x, y)] \tag{2.12}$$

modifica o histograma da imagem como um todo, ou seja, altera os valores de brilho e contraste em todos os pixels da imagem. Este tipo de transformação é a chave para diversas técnicas de realce de imagens, dentre elas o esticamento de contraste ou histograma (*contrast ou histogram stretching*).

Em imagens com baixo contraste, a técnica de esticamento, também conhecida como *autoscaling*, os pixels da imagem são distribuídos de maneira linear, do menor ao maior nível de cinza utilizado pelo sistema de imagens ou pelo monitor. O efeito demonstrado na imagem é o aumento do brilho e do contraste em todos os pixels na imagem. Um exemplo de função de transformação de autoscaling para um sistema de 256 níveis de cinza é dado pela equação (2.13):

$$g(x,y) = \frac{255}{f_{\max} - f_{\min}}(f - f_{\min}) \tag{2.13}$$

Pela equação acima, todos os pixels da imagem são utilizados no cálculo e uma nova imagem é obtida, porém não mais com valores inteiros e sim com valores reais (*floating points*), forçando uma conversão depois da operação.

Embora a operação de autoscaling seja muito útil e melhore efetivamente o contraste da imagem, a operação mais importante e difundida no realce de imagens é a equalização de histogramas. A equalização modifica o histograma da imagem original de tal forma que a imagem transformada tenha um histograma uniforme, ou seja, todos os níveis de cinza devem aparecer na imagem com a mesma freqüência.

Considerando que uma operação $T(.)$ é aplicada a imagem $f(x, y)$ então é evidente que o histograma $h_f(f)$ da imagem irá mudar. Se $T(.)$ é uma operação monotonicamente crescente, então o histograma da imagem resultante pode ser facilmente calculado. Para isso, define-se *histograma cumulativo da imagem*:

$$H_f(f) = \sum_{G=0}^{f} h_f(G) \tag{2.14}$$

O histograma cumulativo é a porcentagem de pixels com nível de cinza menor ou igual a *f*.

Consideremos agora a imagem $g(x, y)$ resultante de uma operação monádica. O histograma cumulativo desta imagem é $H_g(g)$. Como $T(.)$ é monotonicamente crescente,

a porcentagem de pixels em $g_{x,y}$ possuindo um nível de cinza menor ou igual a g iguala-se a $H_f(f)$ com $g = T(f)$ ou $f = T^{-1}(g)$. Então:

$$H_g(g) = H_f(T^{-1}(g)) \text{ e } H_g(T(f)) = H_f(f) \tag{2.15}$$

O histograma de $g_{x,y}$ segue de:

$$h_g(g) = \begin{cases} H_g(0) & \text{se } g = 0 \\ H_g(g) - H_g(g-1) & \text{demais valores} \end{cases} \tag{2.16}$$

As equações (2.14) e (2.15) podem ser usadas para construir uma operação monádica na qual a imagem resultante tem a forma acima descrita. Suponha-se que seja desejado uma imagem $g_{x,y}$ que tenha seu histograma nivelado:

$$h_g = \frac{1}{L} \text{ para } g \in G \tag{2.17}$$

Então, o histograma cumulativo de $g_{x,y}$ será linearmente crescente:

$$H_g(g) = \frac{g}{L-1} \tag{2.18}$$

Substituindo g pela equação (15), resulta:

$$H_g(T(f)) = \frac{T(f)}{L-1} = H_f(f) \tag{2.19}$$

Conseqüentemente,

$$T(f) = (L-1)H_f(f) \tag{2.20}$$

ou,

$$T(f) = (L-1)\sum_{G=0}^{f} h_f(G) \tag{2.21}$$

A equação (21) representa a transformação que converte uma imagem em uma imagem com histograma equalizado, onde L é o número de tons de cinza na imagem original.

Na prática, a obtenção de um histograma perfeitamente uniforme não é possível devido à natureza das imagens digitais, cujos pixels podem assumir somente valores discretos. O processo de equalização pode levar a falsos contornos na imagem, pois o número de níveis de cinza pode ser reduzido. A equalização pode ter um efeito de realce notável da imagem, mas o contraste pode ser muito forte e, por isto a equalização de histograma deve ser usada com muito cuidado [17, 20, 21, 22].

2.4.2 Técnicas de Realce por Operações de Filtragem

Além das técnicas de modificação de histogramas, operações de filtragem também são utilizadas para realçar imagens. As técnicas de filtragem podem ser divididas em duas abordagens: técnicas que se aplicam ao *domínio espacial* e técnicas que se aplicam ao *domínio de freqüência* [8, 9].

2.4.2.1 Métodos no Domínio Espacial

Um pixel *p* com coordenadas (*x, y*) possui quatro vizinhos horizontais e verticais cujas coordenadas são dadas por:

$$(x+1, y), (x-1, y), (x, y+1), (x, y-1)$$

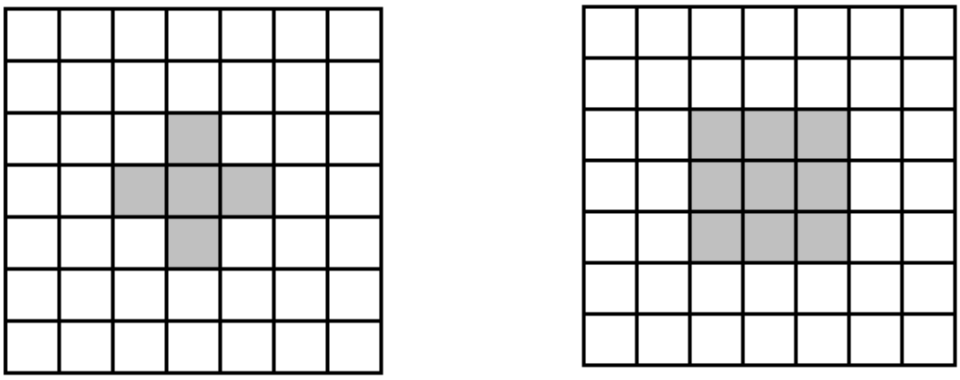
Este conjunto de pixels é chamado de 4-vizinhança de *p* e é denotado por $N_4(p)$. Cada pixel é uma unidade de distância de (*x, y*), e caso o pixel *p* esteja na borda da imagem alguns de seus vizinhos ficarão fora da imagem.

Os quatro pixels da diagonal de *p* tem as coordenadas

$$(x+1, y+1), (x+1, y-1), (x-1, y+1), (x-1, y-1)$$

e são denotados por $N_D(p)$. Estes pontos juntos da 4-vizinhança são chamados de 8-vizinhança de *p,* e são denotados por $N_8(p)$. Assim como na 4-vizinhança, quando o

ponto p estiver na borda da figura, alguns pontos de $N_D(p)$ e $N_8(p)$ ficarão fora da imagem [17, 20].



(a) (b)

Figura 2.4 - Exemplo de vizinhanças entre pixels: (a) 4-vizinhança e (b) 8-vizinhança[17]

Os métodos que trabalham no domínio espacial operam diretamente sobre a matriz de pixels que é a imagem digitalizada, normalmente usando operações de convolução, que é a combinação de duas imagens, sendo uma das imagens menor do que a outra (chamada de *máscara* ou *filtro espacial)*, através de operações de deslocamento, multiplicação e adição. Logo as funções de processamento de imagens no domínio espacial podem ser expressas como:

$$g(x, y) = P[f(x, y)] \qquad (2.22)$$

onde $g(x, y)$ é a imagem processada, $f(x, y)$ é a imagem original e P é um operador em f, definido em uma certa vizinhança de (x, y).

Operações de filtragem espacial tratam-se então de operações de vizinhança local, na qual a cada pixel da imagem de saída é atribuído um valor de tom de cinza dependente da vizinhança local correspondente na imagem de entrada.

A vizinhança normalmente definida ao redor de (x, y) é a 8-vizinhança do pixel de referência, o que equivale a uma região 3x3, na qual o pixel central é o de referência**.**

O centro dessa região ou sub-imagem é movido pixel a pixel, iniciando no canto superior esquerdo da imagem e aplicando a cada localidade o operador *P* para calcular o valor de *g* naquele ponto (Figura 2.5).

Nos casos em que a vizinhança é 1x1, o operador *P* torna-se uma função de transformação (ou mapeamento), do tipo:

$$s = P(r) \tag{2.23}$$

onde *r* é o nível de cinza de *f*(*x*, *y*) e *s* é o nível de cinza de *g*(*x*, *y*) em um certo ponto. As técnicas de processamento de imagens pertencentes a este caso são frequentemente denominadas *técnicas ponto-a-ponto*. Nesta técnica, o efeito da transformação produz um aumento no contraste original da imagem.

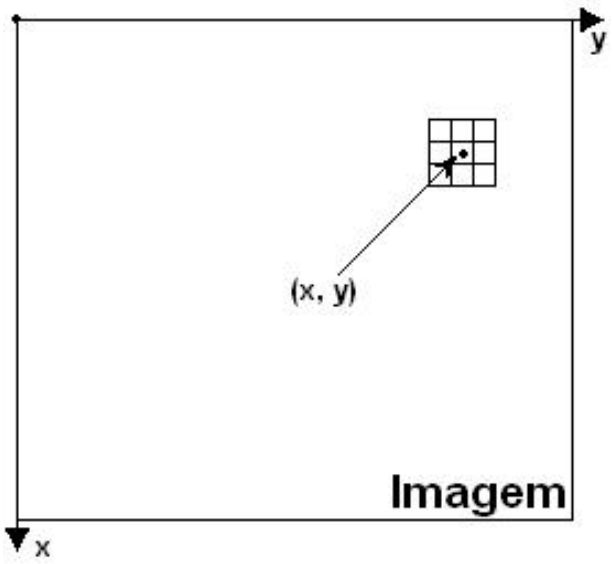


FIGURA 2.5 - Vizinhança 3 x 3 ao redor de um ponto de coordenadas (*x*, *y*) em uma imagem[8].

2.4.2.2 Métodos no Domínio de Freqüência

Fourier formulou no início do século XVIII a teoria de que qualquer função que se repete periodicamente pode ser representada como uma soma de senos e/ou cossenos de freqüências diferentes, cada um multiplicado por um coeficiente próprio (Séries de

Fourier). Mesmo funções não-periódicas podem ser representadas por integrais de senos e/ou cossenos, desde que a área sob a curva da função seja finita (Transformadas de Fourier).

A Transformada Discreta de Fourier bi-dimensional (é uma ferramenta matemática de grande aplicabilidade na solução dos problemas de processamento digital de imagens (sinais bi-dimensionais) pois, muitas vezes, é conveniente a mudança do domínio do tempo ou espaço (*x, y*) para o domínio da freqüência facilitando, assim, o seu processamento [8, 17, 22].

A representação de um sinal no domínio do tempo está presente, naturalmente, no nosso dia a dia. Contudo, certas operações tornam-se muito mais simples e esclarecedoras se trabalhadas no domínio da freqüência, domínio este conseguido através das Transformadas de Fourier. É muito importante observar o que ocorre em um domínio, quando efetuamos certas operações no outro domínio. A transformada de Fourier discreta de uma função bi-dimensional é dada por:

$$\Im\{f(x,y)\} = F(u,v) = \frac{1}{MN}\sum_{x=0}^{M-1}\sum_{y=0}^{N-1} f(x,y)e^{-j2\pi\left(\frac{ux}{M}+\frac{vy}{N}\right)} \qquad (2.24)$$

onde $u = 0, 1,..., M-1$ e $v = 0, 1,..., N-1$. Os valores de x e y correspondem a amostragem espacial, assim, o valor da função para os eixos x e y resulta em $f(x_0+x\Delta x, y_0+y\Delta y)$ para $x=0, 1,..., M-1$ e $y = 0, 1,..., N-1$. Similarmente, os incrementos da transformada de Fourier são:

$$\Delta u = \frac{1}{M\Delta x} \qquad (2.25)$$

e

$$\Delta v = \frac{1}{N\Delta y} \qquad (2.26)$$

Conhecendo o $F(u, v)$, pode-se obter $f(x, y)$ usando a *Transformada de Fourier Inversa:*

$$\Im^{-1}\{F(u,v)\} = f(x,y) = \sum_{x=0}^{M-1}\sum_{y=0}^{N-1} F(u,v)e^{j2\pi\left(\frac{ux}{M}+\frac{vy}{N}\right)} \qquad (2.27)$$

Os métodos que atuam no domínio da freqüência se baseiam na modificação da transformada de Fourier da imagem. Estas técnicas se fundamentam no teorema da convolução. Seja $g(x, y)$ a imagem formada pela convolução (denotada pelo símbolo *) da imagem $f(x, y)$ com um operador linear $h(x, y)$, ou seja,

$$g(x, y) = f(x, y) * h(x, y) \qquad (2.28)$$

Então, pelo teorema da convolução, a seguinte multiplicação no domínio das freqüências também é válida:

$$G(u, v) = F(u, v)* H(u, v) \qquad (2.29)$$

onde G, F e H são as transformadas de Fourier de g, f e h, respectivamente. Na terminologia de sistemas lineares, a transformada $H(u, v)$ é denominada *função de transferência do filtro*.

Inúmeros problemas de processamento de imagens podem ser expressos na forma da equação acima. Em uma aplicação de suavização de imagens, por exemplo, dada $f(x, y)$, o objetivo após calcular $F(u, v)$, é selecionar $H(u, v)$ de tal maneira que a imagem desejada:

$$g(x, y) = \Im^{-1}[F(u,v)H(u,v)] \qquad (2.30)$$

não possua componentes de uma determinada freqüência de $f(x, y)$. Isso poderia ser obtido usando um filtro que se adeque às condições desejadas.

De fato, toda idéia de filtragem linear de imagem é consideravelmente mais intuitiva e atraente no domínio de freqüência. Porém na prática, pequenas máscaras (filtragem espacial) são mais utilizadas que a Transformada de Fourier devido a fácil

implementação e rapidez da operação. Na Figura 2.6 é apresentado uma representação esquemática da utilização de filtros de domínio de freqüências [8, 17, 20].

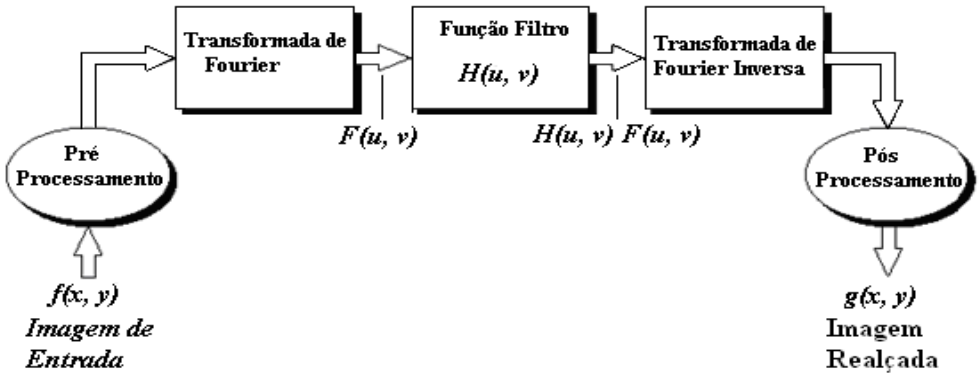


FIGURA 2.6 - Representação esquemática da aplicação de filtros de Domínio de Freqüências[17]

2.5 Métodos aplicados na Análise de Imagens

Um dos objetivos do processamento de imagens é a extração de informações da imagem, na qual um programa fornece parâmetros da imagem que possibilitarão a descrição, interpretação ou entendimento da cena pode ser fornecida pelo computador. Assim sendo, análise de imagens difere de outras técnicas de processamento de imagem, tal como restauração e realce, onde a imagem de saída é outra imagem [8, 17, 20, 21, 22].

Geralmente, o primeiro passo em análise de imagens é a segmentação da imagem. A segmentação subdivide a imagem em suas partes constituintes ou objetos. O nível da subdivisão depende do problema a ser resolvido, ou seja, a segmentação é iterativa e deve parar quando o problema de interesse em uma aplicação estiver isolado. Algoritmos de segmentação podem ser baseados em duas diferentes abordagens: *descontinuidade* e *similaridade*. Abordagens baseadas em descontinuidades detectam mudanças abruptas nos níveis de cinza da imagem. Já abordagens por similaridade são baseadas em principalmente por operações de *Thresholding* [22](Soile 1999).

Os métodos de extração de características são baseados em reconhecimento de padrões que fornecem um arranjo espacial de eventos ou características que se repetem ao longo da imagem, produzindo conjuntos de pixels conectados. Esta técnica é conhecida como *Connected Component Labeling*. A classificação determinará em qual tipo de evento cada pixel participará, por exemplo, a seleção de pixels com altos valores ou baixos valores por *Thresholding*.

Algoritmos de extração de características podem ser implementados em conjunto com a etapa de classificação, é o caso de algoritmos de análise quantitativa para avaliação de forma ou contagem de objetos de interesse na imagem. A classificação pode ser automatizada ou semi-automatizada, de acordo com o sistema e com as técnicas utilizadas, além da finalidade que a análise de imagem terá .

2.5.1 Métodos de Segmentação de Imagens

Conforme dito acima a segmentação pode ser dividida em duas abordagens: por *descontinuidades* ou por *similaridade*.

Embora os modelos de descontinuidades possam ser aplicados a pontos, linhas e contornos de regiões, certamente a detecção de descontinuidades de bordas são as mais utilizadas pela sua importância em análise de imagens, mesmo porque pontos isolados e linhas estreitas não são freqüentes. A formulação básica de bordas em imagens auxilia a compreensão dos conceitos utilizados.

Uma borda é o contorno entre duas regiões com níveis de cinza relativamente distintos. Quando os níveis de cinza das regiões não são suficientemente homogêneas, ou seja, não é possível determinar a região de contorno somente através dos níveis de cinza, técnicas de *Thresholding* são mais indicadas.

Basicamente a idéia de muitas técnicas de detecção de bordas é o cálculo do operador derivativo local. Podemos inferir que:

- Deve-se notar que a transição entre regiões apresenta uma curva “suave” devido ao processo de amostragem da imagem;

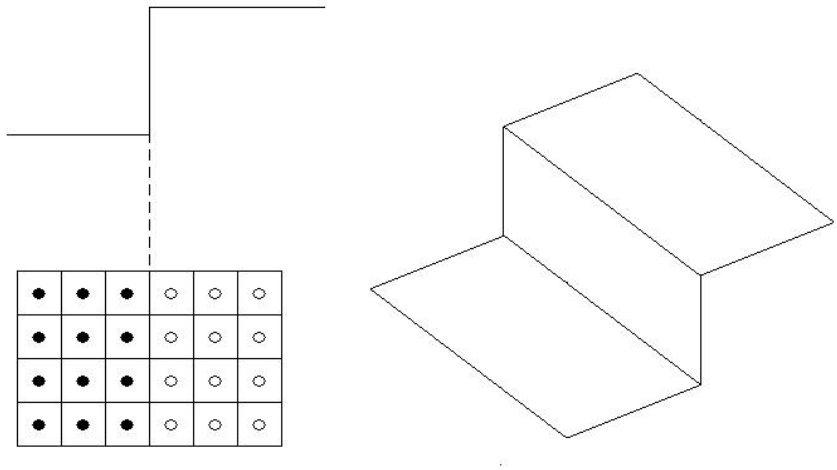
- A primeira derivada do nível de cinza é positiva na direção da transição pixels escuros-claros, negativa conforme se afasta desta região e zero na região de níveis constantes;

- A segunda derivada é positiva na parte da transição associada ao lado escuro da borda, negativa para a parte da transição associada ao lado claro, “passando pelo zero” exatamente no ponto de transição entre parte escura e clara, e zero na região de níveis constantes.

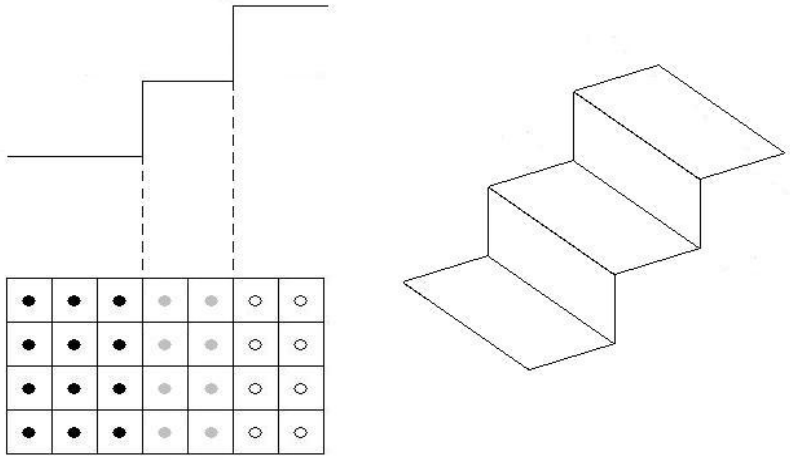
O problema ocorrido devido a amostragem da imagem pode ser melhor interpretado a partir da Figura 2.7. Uma borda ideal, tipo degrau nunca ocorre realmente, pois: i) raramente possuem diferenças de níveis abruptos; ii) devido ao ruído.

Pode-se concluir ainda que operadores baseados na primeira derivada podem ser usados para detectar a presença de uma borda na imagem, enquanto o sinal da segunda derivada pode ser usado para determinar se um pixel da borda está numa região clara ou escura da fronteira.

Como a definição de bordas trata-se da mudança de níveis de cinza, um operador que seja sensível a estas mudanças poderá funcionar como um detector de bordas. Um operador derivativo faz isso a partir da interpretação da derivada como uma “taxa de variação” no valor da função, no caso, esta variação trata-se da mudança nos níveis de cinza de uma imagem, que é abrupta próximo a borda e pequena em relação a área estudada [8, 17, 21, 22].



(a)



(b)

FIGURA 2.7 – Efeito da amostragem sobre regiões de borda. (a) Borda Ideal, (b) Efeito da quantização, borda com aparência de escada[21].

Como imagens são funções bi-dimensionais, é importante considerar níveis de mudanças em diferentes regiões, por esta razão, derivadas parciais são usadas neste intuito em relação aos eixos *x* e *y*, assim sendo, o operador utilizado é o *gradiente*. O gradiente de uma imagem *f*(*x*, *y*) no ponto (*x*, *y*) é o vetor:

$$\nabla f = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix} \tag{2.31}$$

O vetor gradiente contém informações sobre a intensidade do valor da borda e qual a sua direção. O módulo do *vetor gradiente* ou *resposta da borda* (*edge response*), também chamado de magnitude, é dado por:

$$|\nabla f| = G_{mag} = \sqrt{\left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y}\right)^2} \tag{2.32}$$

e a direção é dada por:

$$\alpha(x, y) = G_{dir} = \tan^{-1}\left(\frac{\frac{\partial f}{\partial x}}{\frac{\partial f}{\partial y}}\right) \tag{2.33}$$

De fato, o gradiente de uma imagem não pode ser obtido de maneira usual, visto que uma imagem não é uma função contínua. Como uma imagem trata-se de valores discretos, então o gradiente é calculado usando diferenças, isto é, o gradiente de cada pixel é calculado como a diferença dos pixels da região. Graficamente torna-se mais claro os conceitos acima. Considerando a Figura 2.8(a), onde z denota o valor de níveis de cinza, as aproximações de gradiente ficariam:

$$\nabla f \cong [(z_5 - z_8)^2 + (z_5 - z_6)^2]^{\frac{1}{2}} \cong |z_5 - z_8| + |z_5 - z_6| \tag{2.34}$$

Uma outra aproximação pode formulada a partir da equação (30):

$$\nabla f \cong [(z_5 - z_9)^2 + (z_6 - z_8)^2]^{\frac{1}{2}} \cong |z_5 - z_9| + |z_6 - z_8| \tag{2.35}$$

As equações (2.34) e (2.35) podem ser implementadas usando máscaras de tamanho 2x2. Por exemplo, a Figura 2.8 (a) e (b) são as equações (2.34) e (2.35)

implementadas, tomando os valores absolutos da resposta das duas máscaras e somando o resultado. Estas máscaras são chamadas de *Operadores de gradiente cruzado de Roberts (Filtro de Roberts).*

No caso 3x3, a discretização do gradiente ficaria:

$$\nabla f \cong \left|(z_7 + z_8 + z_9) - (z_1 + z_2 + z_3)\right| + \left|(z_3 + z_6 + z_9) - (z_1 + z_4 + z_7)\right| \qquad (2.36)$$

A diferença entre a terceira e primeira linha aproxima a derivada na direção *x*, enquanto a diferença entre a terceira e a primeira coluna aproxima a derivada na direção *y*. As máscaras mostradas na Figura 2.8(c) e (d) são chamadas de *Operadores de Prewitt (Filtro de Prewitt)*, e são usadas para implementar a equação (2.36).

Ainda há uma outra forma de discretizar o gradiente de imagens:

$$\begin{aligned} G_x &= (z_7 + 2z_8 + z_9) - (z_1 + 2z_2 + z_3) \\ G_y &= (z_3 + 2z_6 + z_9) - (z_1 + 2z_4 + z_7) \end{aligned} \qquad (2.37)$$

Apesar das diversas formas de se calcular o gradiente de uma imagem no ponto (*x, y*), o método descrito pela equação (2.37), também chamados de *Operadores de Sobel* (*Filtro de Sobel*) apresenta a vantagem de providenciar além da diferenciação o efeito de suavização. A Figura 2.8 (g) e (h) apresentam as máscaras do *Operador de Sobel*.

Ainda usando a idéia de operadores derivativos, podemos calcular o Laplaciano de uma função a fim de estudar a segunda derivada da função como detector de bordas. O Laplaciano de uma função é definido por:

$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \qquad (2.38)$$

Assim com no caso do gradiente, existem várias maneiras de se implementar a equação (2.34). Para uma região3x3, a forma mais freqüentemente utilizada é:

$$\nabla^2 f = 4z_5 - (z_2 + z_4 + z_6 + z_8) \qquad (2.39)$$

onde *z* representa os níveis de cinza. O requerimento básico para o cálculo do Laplaciano é que o coeficiente do pixel central da máscara seja positivo enquanto os coeficientes dos demais sejam negativos. Como o Laplaciano é um operador derivativo, a somatória dos coeficientes deverá ser zero, isso porque a derivada de funções constantes deve é igual a zero assim sendo, quando o ponto em questão e sua vizinhança tiverem o mesmo valor a resposta do filtro será igual a zero.

A propriedade de cruzar o zero (*zero-crossings*) no exato ponto da borda é usada para encontrar a localização exata da borda, embora o laplaciano seja pouco utilizado neste sentido por produzir bordas duplas e ser incapaz de detectar a direção da borda [17, 21].

Em geral, detecção de bordas por operações de gradiente tende a trabalhar bem em casos envolvendo imagens com mudanças abruptas de intensidade e baixo ruído, enquanto operadores derivativos de segunda ordem, como o laplaciano, oferecem uma alternativa confiável de localização das bordas quando estas estão borradas e a imagem possui altos ruídos: a propriedade de suavização do laplaciano reduz o efeito do ruído [17].

A Figura 2.8 (h) mostra uma máscara espacial que pode ser usada para implementar a equação (2.39).

z_1	z_2	z_3
z_4	z_5	z_6
z_7	z_8	z_9

(a)

FIGURA 2.8 – (a) uma região 3x3 de uma imagem. (b) máscara do operador de Roberts.horizontal e (c) vertical. (d) Máscara do operador de Prewitt horizontal e (e) vertical. (f) Máscara do operador de Sobel horizontal e (g) vertical. (h) Máscara usada para calcular o Laplaciano[8]. Continua

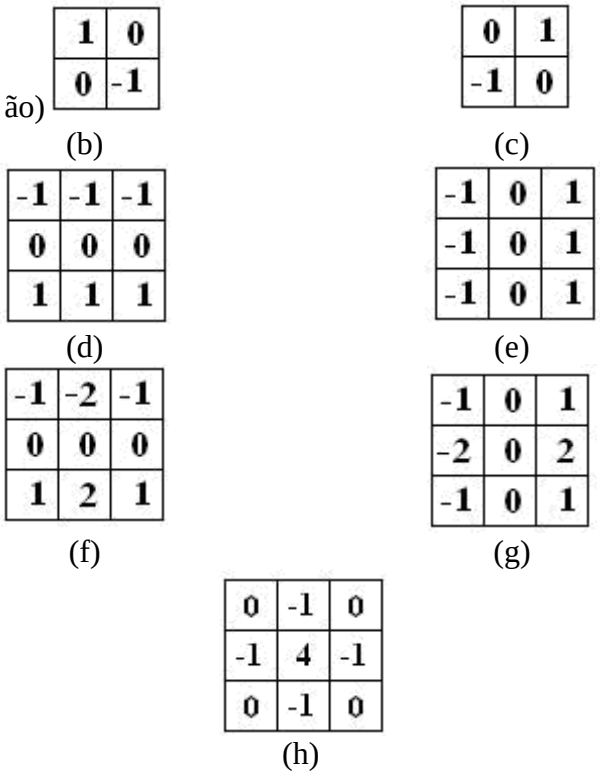


FIGURA 2.8 - Conclusão

Outra técnica muito utilizada na segmentação de imagens é o *Thresholding* (Limiarização), que é uma técnica baseada na similaridade de regiões.

A segmentação por níveis de cinza, ou Limiarização (*Thresholding*), é a conversão de uma imagem com níveis de cinza em uma imagem monocromática (branco e preto), que deve conter todas as informações relevantes da imagem: número, posição e forma dos objetos. A grande vantagem de se classificar pixels de uma imagem por seus níveis de cinza indica, em regiões próximas, que estes pixels pertencem ao mesmo objeto e, a redução da complexidade dos dados simplifica muitos procedimentos de reconhecimento e classificação (Soile 1999). A operação de *Thresholding* é essencial antes de operações vetorização e operações morfológicas, devido à binarização da imagem.

A forma mais simples de se realizar limiarização da imagem, convertendo-a m uma imagem binária é selecionar um valor *T* de limiar (*threshold value*). Suponha uma

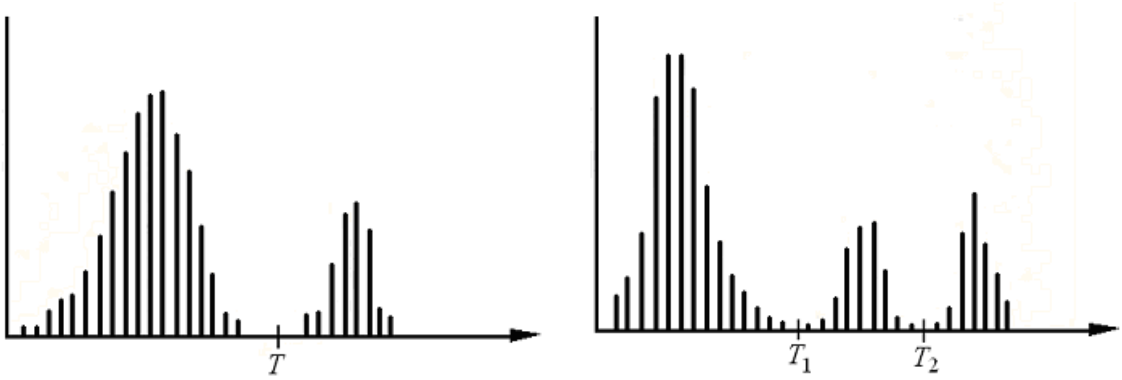
imagem $f(x, y)$ composta por objetos claros em um fundo escuro (*background*), de forma que os objetos e o fundo tenham os valores de seus pixels agrupados em dois modos dominantes de valores. Um meio óbvio de extrair os objetos do fundo da imagem é selecionar um valor T de limiar (*threshold*) que separa estes dois modos. Assim, para um ponto (x, y) no qual $f(x, y) \geq T$, o ponto será um ponto do objeto e terá valor 1 (branco), caso contrário, ou seja, $f(x, y) < T$, o ponto será um ponto do fundo da imagem (*background*) e terá valor 0 (preto). Desta forma, a imagem limiarizada é definida por:

$$g(x,y) = \begin{cases} 1 & \text{se } f(x,y) \geq T \\ 0 & \text{se } f(x,y) < T \end{cases} \tag{2.40}$$

O conceito de limiarização pode ainda ser expandido a vários níveis de limiarização para imagens em tons de cinza, sendo conhecido por *multilevel thresholding*. A imagem, ao invés de possuir somente dois modos dominantes, pode possuir os pixels agrupados em três ou mais modos dominantes, por exemplo, dois tipos de objetos claros. A idéia é utilizada para classificar um dado ponto (x, y) como pertencente a uma classe de objetos é a mesma: se $T_1 < f(x, y) \leq T_2$ pertencerá a uma classe de objetos, se $f(x, y) > T_2$ pertencerá a outra classe e se $f(x, y) \leq T_1$ o ponto será do fundo da imagem. Desta forma teríamos:

$$g(x,y) = \begin{cases} G_2, & \text{se } f(x,y) > T_2 \\ G_1, & \text{se } T_1 < f(x,y) \leq T_2 \\ 0, & \text{se } f(x,y) \leq T_1 \end{cases} \tag{2.41}$$

onde G_1 e G_2 são diferentes tons de cinza. A Figura 2.9 ilustra a partição de histogramas de imagens com as duas formas de limiarização.



(a) (b)

FIGURA 2.9 – O histograma de u,a imagem pode ser particionado por (a) thresholding simples e (b) thresholding múltiplo[8]

A segmentação é então efetuada realizando-se uma varredura na imagem, pixel a pixel, classificando os pixels como objetos ou *background*, de acordo com o nível de cinza em relação ao valor de limiarização *T*. Quando o valor de *T* depende somente do valor de *f*(*x, y*), a limiarização é chamada de *global* (*global thresholding*). Se *T* depender do valor de *f*(*x, y*) e de alguma propriedade local do ponto então a limiarização é chamada de *local* (*local thresholding*). E, caso *T* dependa de valores das coordenadas espaciais *x* e *y*, a limiarização é chamada de *dinâmica* (*dynamic thresholding*) [8, 17, 20, 21, 22].

A maior dificuldade desta técnica de segmentação está na escolha do valor de limiarização *T*, visto que o sucesso da operação está justamente na partição do histograma.

Após esta etapa, alguns algoritmos podem ser usados para realçar ou corrigir fatores de forma na imagem e auxiliar a extração de características da imagem; é o caso das operações morfológicas.

2.5.2 Morfologia Matemática

A *morfologia matemática* é a teoria que descreve estruturas geométricas em duas, três ou mais dimensões, e tem sido vastamente aplicada à análise de imagens por

oferecer métodos capazes de modificar a estrutura dos objetos na imagem e extrair componente da imagem que são úteis na representação e descrição das formas de uma região, tais como fronteiras de objetos. A morfologia matemática está baseada na *teoria de conjuntos*. Os conjuntos de interesse representam as formas contidas na imagem e, em geral, são conjuntos em espaços Euclidianos, tais como P^2 e o P^3. A geometria de objetos em 3-dimensões pode ser representada como um conjunto de pontos em 2-dimensões. Na análise de imagens, tais objetos são observados em uma certa posição em um plano de imagem bi-dimensional, isto é $A \subset P^2$, além de que muitas das técnicas utilizadas são baseadas em discretizações em uma malha ortogonal de Z^2, o que torna as representações $A \subset Z^2$ [17, 22].

Outra representação também utilizada na morfologia matemática á representação de um objeto como uma imagem binária ou um *bitmap*. Uma imagem binária é uma representação definida em Z^2, que mapeia cada pixel do espaço no domínio {0,1}. Para cada elemento em A, é assinalado o valor "1", caso contrário é assinalado "0", ou seja, o conjunto de objetos na imagem torna-se um subconjunto do plano imagem.

Muitas das técnicas utilizadas por operadores morfológicos são úteis desde o pré-processamento até a análise de imagens, tal como filtragens morfológicas, *thinning* e *pruning*.

Antes de se definir as operações morfógicas é necessário definir algumas operações básicas sobre conjuntos. Sejam *A* e *B* conjuntos em Z^2, com elementos $a = (a_1, a_2)$ e $b = (b_1, b_2)$., respectivamente. A *translação* de *A* por $x = (x_1, x_2)$, denotada por A_x, é definida por:

$$A_x = \{c \mid c = a + x, \text{ para } a \in A\} \tag{2.42}$$

A *reflexão* de *B*, denotada por *B'*, é definida por

$$B' = \{x \mid x = -b, \text{ para } b \in B\} \tag{2.43}$$

O *complemento* do conjunto *A* é dado por

$$A^C\{x \mid x \notin A\} \tag{2.44}$$

A diferença de dois conjuntos *A* e *B*, denotada por *A* – *B*, é definida por:

$$A - B = \{x \mid x \in A, x \notin B\} = A \cap B^C \tag{2.45}$$

A representação destas operações são mostradas na Figura 2.10.

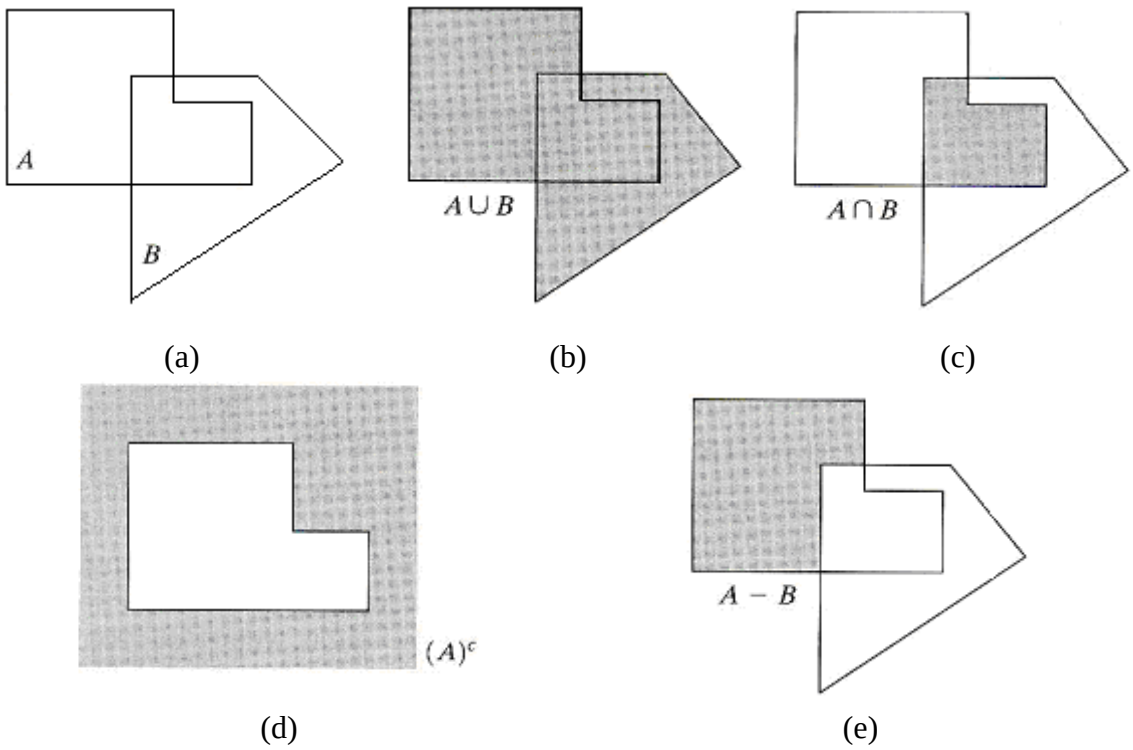


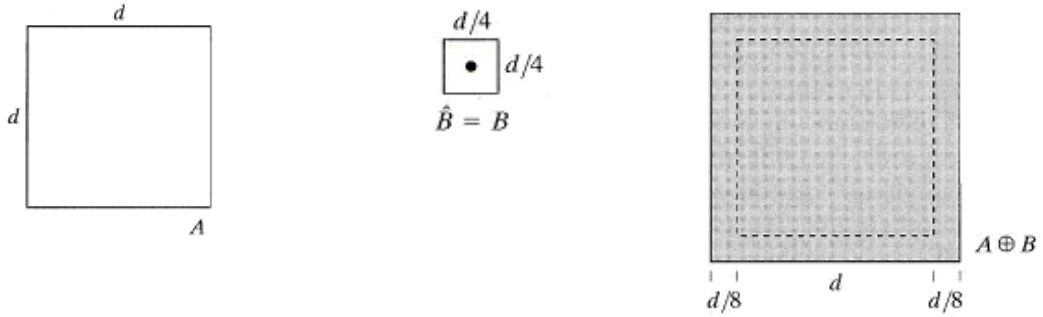
Figura 2.10 – (a) Dois conjuntos A e B, (b) a união de A e B. (c) A intersecção de A e B. (d) O complementar de A. (e) A diferença de A e B[8]

2.5.2.1 Dilatação

A *dilatação* de um conjunto *A* por um conjunto de forma conhecida *B*, que recebe o nome de *elemento estruturante*, é definida como o local de pontos *x* no qual *B* "acerta" (intercepta) *A* quando suas origens coincidem com *x*:

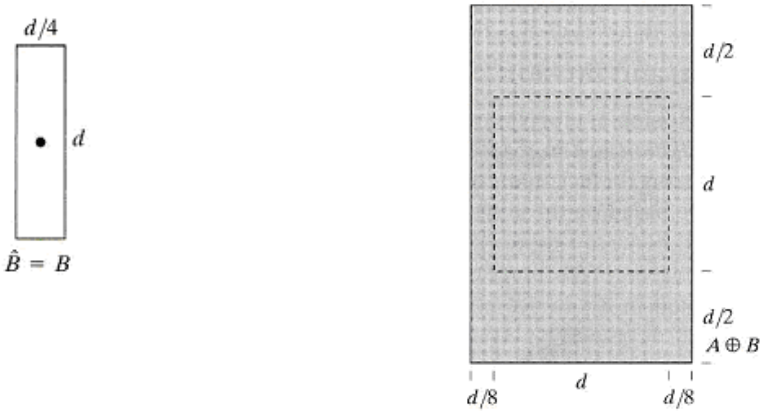
$$A \oplus B = \{x \mid B_x \cap A \neq \varnothing\} \tag{2.46}$$

A dilatação de um conjunto *A* por *B* pode ser baseada na seguinte questão: “Em quais pontos o elemento estrutural “acerta” o conjunto?”. O conjunto dilatado, denotado por *A*⊕*B*, são as posições onde a resposta para a questão é afirmativa. Assim, o processo de dilatação é o conjunto de todos os pontos *x* deslocamentos tal que a sobreposição de *B’* e *A* possui pelo menos um elemento diferente de zero. Em outras palavras, o elemento estruturante desliza sobre a imagem se houver alguma interseção do elemento estruturante com a imagem, o *pixel x* da imagem correspondente ao ponto central do elemento estruturante será ativado, caso contrário será marcado como irrelevante. A imagem dilatada é sempre maior ou igual à imagem original. A dilatação permite conectar conjuntos separados e preenche todos os furos que são menores do que o elemento estruturante [20 – 22]. Um exemplo pode ser visto na Figura 2.11.



(a) (b) (c)

FIGURA 2.11 – Exemplos de dilatação de um conjunto por dois elementos estruturantes distintos: (a) conjunto original A, (b) elemento estruturante B, (c) resultado da dilatação de A por B, (d) elemento estruturante, (e) resultado da dilatação de A pelo outro elemento estruturante[8]. Continua



(d) (e)

FIGURA 2.11 – Conclusão

O elemento estruturante *B* pode ser visto como uma máscara de convolução, embora a dilatação seja baseada em operações sobre conjuntos, considerando que a convolução é baseada em operações aritméticas, o processo de mover *B* sobre sua origem e então desloca-lo sucessivamente pelo conjunto imagem *A* é análogo ao processo de convolução (filtragem) discutido anteriormente, o que oferece vantagens na implementação e torna a compreensão do processo mais intuitiva [8, 17, 20, 21, 22].

2.5.2.2 Erosão

A *erosão* pode ser vista como a operação oposta da *dilatação*. A erosão pode ser definida como o conjunto de pontos *x*, no qual o elemento estruturante *B* está incluído em *A* quando sua origem está em *x*:

$$A \ominus B = \{x \mid B_x \subset A\} \qquad (2.47)$$

Assim como na dilatação, a erosão pode se basear na seguinte pergunta: “Em quais posições o elemento estruturante se “encaixa” no conjunto?”. Novamente, a resposta à pergunta resultará no conjunto erodido, representado por $A \ominus B$, desta forma a erosão pode ser vista como o conjunto de todos os pontos *x* nos quais *B*, transladado por *x*, está contido em *A*. Em outras palavras, o *pixel x* da imagem que corresponde ao ponto central do elemento estruturante será ativado se o elemento estruturante estiver inteiramente contido na imagem original, caso contrário, será marcado como

irrelevante. Obtém-se assim, *pixels* ativos nas posições onde o elemento estruturante “se encaixa” na imagem. A erosão faz com que a imagem resultante fique menor ou igual à imagem original, em todos os casos. Além disso, faz desaparecer todos os conjuntos inferiores ao elemento estruturante, e aumenta os “furos” interiores aos conjuntos e permite também separar conjuntos que estiverem próximos [20, 21, 22].

Um exemplo da operação de erosão pode ser visto na Figura 2.18.

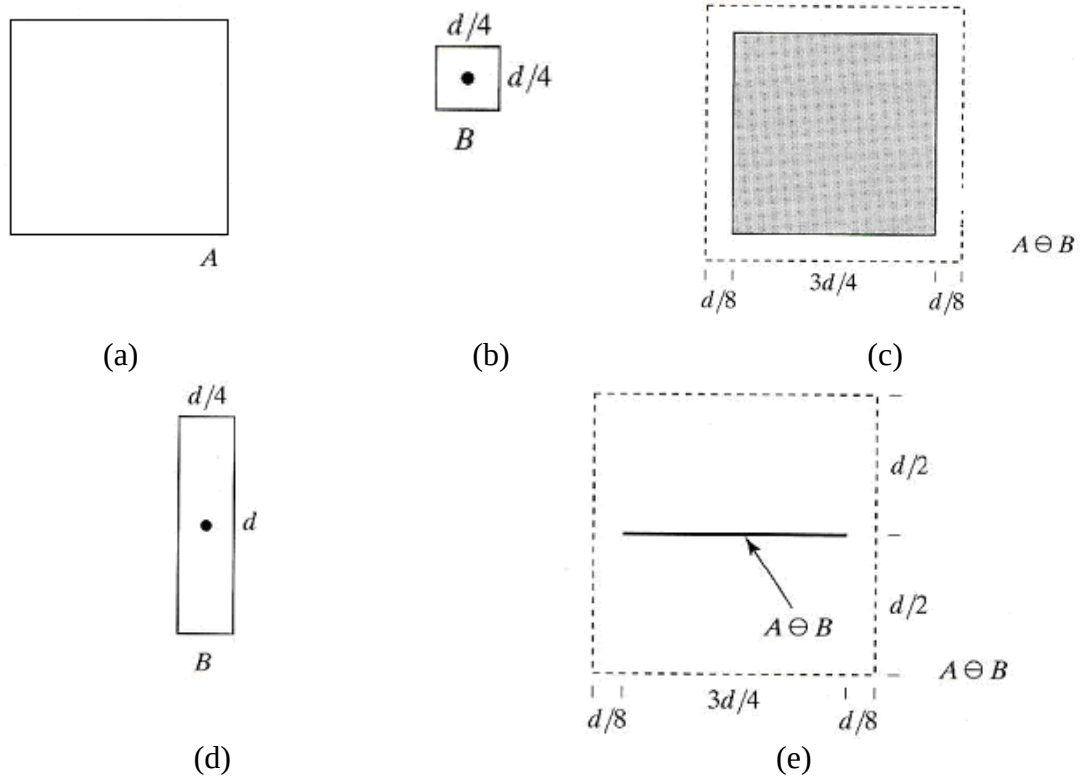


FIGURA 2.12 - Exemplos de erosão de um conjunto por dois elementos estruturantes distintos: (a) conjunto original A, (b) elemento estruturante B, (c) resultado da erosão de A por B, (d) elemento estruturante, (e) resultado da erosão de A pelo outro elemento estruturante[8].

Assim como na dilatação, a notação da equação (47) pode ser vista como uma operação de convolução para facilitar a implementação e a interpretação da operação [8, 17, 20, 21, 22].

2.5.2.3 Abertura e Fechamento Morfológicos

Dilatação e erosão são usualmente empregadas em pares: a dilatação de uma imagem seguida de uma erosão da imagem dilatada ou uma erosão seguida da dilatação da imagem erodida. Em ambos os casos, o resultado da aplicação sucessiva de operações de dilatação e erosão é a eliminação de detalhes específicos da imagem menores que o elemento estruturante, sem uma distorção geométrica de detalhes. O resultado destas operações são imagens no qual o contorno foram filtrados.

A operação de *abertura* suaviza o contorno da imagem, separa regiões estreitas e elimina finas protusões. A abertura do conjunto A pelo elemento estruturante B é denotada por $A \circ B$ e definida por:

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \tag{2.48}$$

e, em outras palavras quer dizer, que a abertura de A por B é, simplesmente, a erosão de A por B, seguida de uma dilatação do resultado por B.

A operação de *fechamento* também tende a suavizar seções do contorno, mas ao invés do que faz a *abertura*, funde regiões estreitas próximas, elimina pequenos buracos e preenche pequenos vazios no contorno. O fechamento do conjunto A pelo elemento estruturante B é denotado por $A \bullet B$ e definido por:

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B \tag{2.49}$$

e, em outras palavras o fechamento do conjunto A por B é simplesmente a dilatação de A por B, seguido pela erosão do resultado por B.

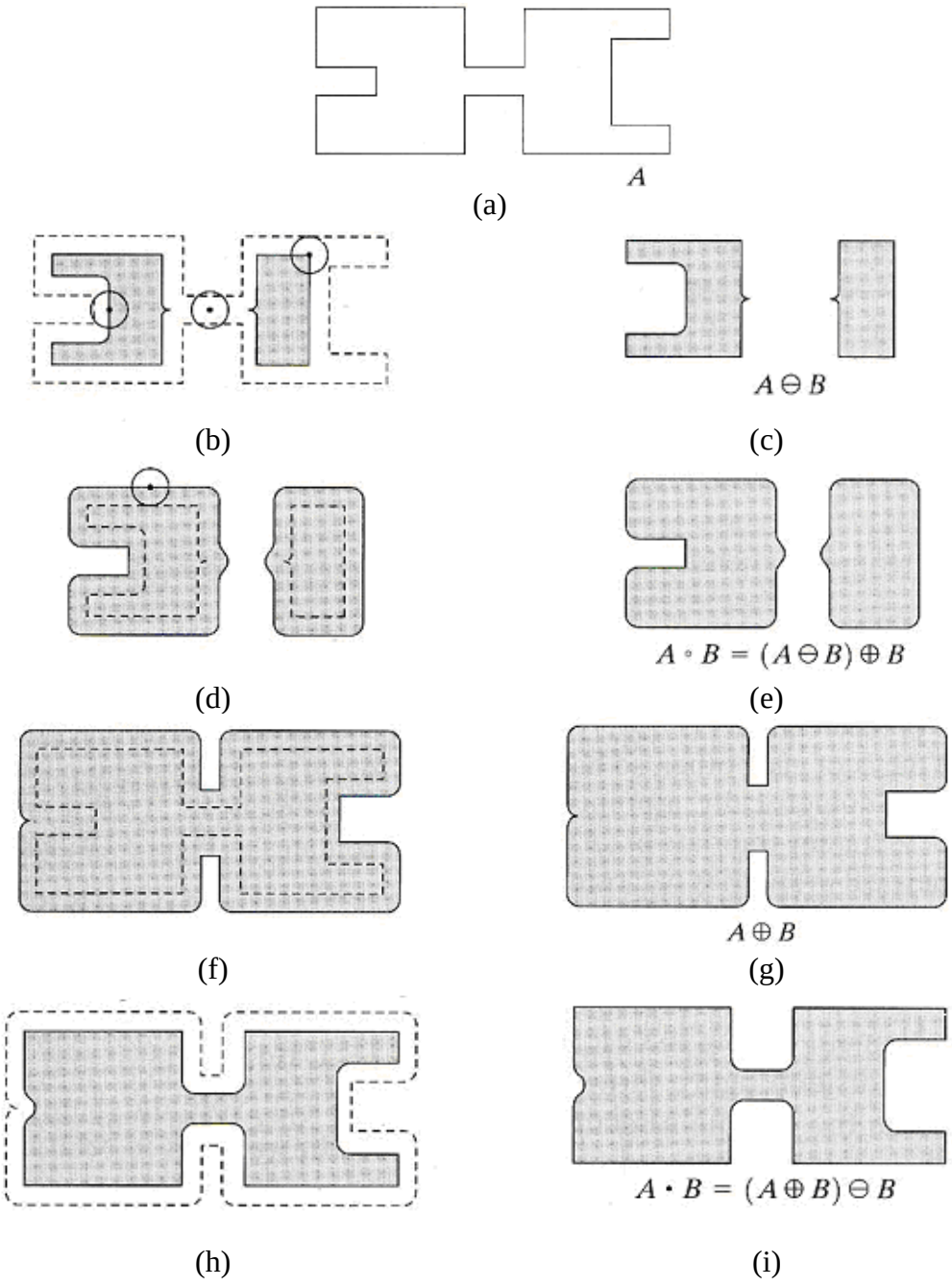


FIGURA 2.13 – Abertura e Fechamento morfológico. O elemento estruturante é o pequeno círculo mostrado na figura (b). A seqüência de (b) a (e) ilustra a operação de abertura da figura representada em (a) pelo elemento estruturante. A seqüência de (f) a (i) ilustra o fechamento morfológico da mesma figura pelo mesmo elemento estruturante[8].

2.5.3 Métodos de Classificação

Após a etapa de segmentação de imagens, a imagem passará por processos que tornem possível a extração das características de interesse. Uma das técnicas mais utilizadas para extração de características é a técnica de *Connected Component Labeling*. Esta técnica "varre" a imagem e agrupa seus pixels em componentes baseados na sua conectividade, isto é, todos os pixels em um componente conectado possuem valores de intensidade similar e estão, de certo modo, conectados um ao outro. Uma vez determinado todos os grupos, cada pixel é marcado com um nível de cinza ou uma cor, de acordo com o componente identificado [20, 23].

A abordagem mais simples deste método é a varredura da imagem repetidamente, de cima para baixo, da esquerda para direita, para determinar a identificação (*labeling*) mais apropriada entre os pixels assinalados, até que não haja mais mudanças entre uma varredura e outra. A classificação dada a um pixel é chamada provisória até a última varredura, onde a classificação torna-se definitiva. Para a classificação de um pixel, a vizinhança é estudada para que a marcação apropriada do pixel. Se não houver um pixel referente a nenhum objeto, uma marcação provisória é assinalada, por outro lado, se houver pixels referentes a objetos na vizinhança, a marcação do pixel será considerada equivalente à sua vizinhança e, uma marcação representativa a todos os pixels equivalentes é assinalada. Uma alternativa simples para selecionar os valores das marcações representativas é usar a menor marcação encontrada no grupo de pixels.

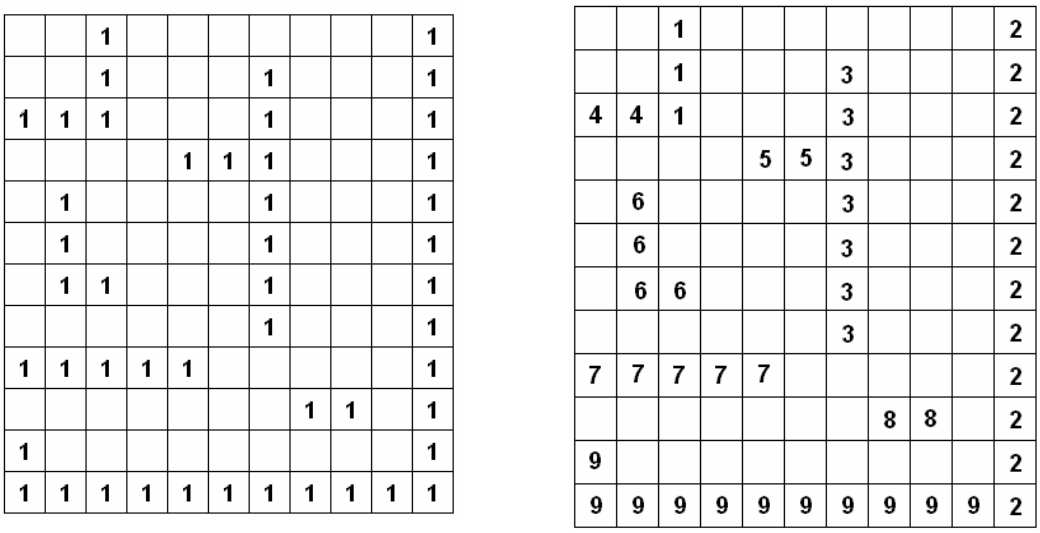


FIGURA 2.14 – Exemplo da técnica de *Connected Component Labeling* em uma imagem binária, onde cada quadrado representa um pixel e, os quadrados sem marcação têm valor zero. (a) imagem antes da varredura e (b) imagem após uso da técnica[20].

As operações de pré-processamento combinadas com os métodos de análise de imagens tornam possível a medição de diversos elementos microestruturais na imagem, dentre eles podemos citar:

(a) número de objetos no campo de observação;

(b) comprimento de elementos lineares;

(c) área de elementos microestruturais.

Os dois últimos parâmetros podem ser medidos pela contagem dos pixels que formam a imagem do dado elemento. Há um grande número de algoritmos que podem ser usados para aumentar a velocidade das medições, entretanto, a formulação básica não requer vasta experiência em programação [10, 20, 21].

Medições de comprimento de intercepto estão entre as operações básicas realizadas para contagem de objetos em imagem, seja manual ou automaticamente. Um

exemplo de algoritmo de contagem de comprimento de intercepto horizontal é descrito abaixo:

1. digitalização da imagem, obtendo uma matriz A_{ij};
2. operação de limiarização (*Threshold*) resultando em uma imagem binária em que os objetos de interesse sejam brancos e o fundo da imagem preto;
3. medição do intercepto horizontal ao de uma linha a uma distância conhecida, de uma borda do campo de observação:
    - 3.1 selecionar a coluna de índice *i*;
    - 3.2 começar pela coluna $j = 1$;
    - 3.3 encontrar j tal que $A_{ij} = 1$; encontrar o menor j^- tal que $j^- > j^+$ e $A_{ij} = 0$; computar a distância $l_k = (j^- - j^+)$;
4. repetir o passo 3.3 até que toda a coluna de pixels seja analisada.

Esta operação está descrita na Figura 2.15.

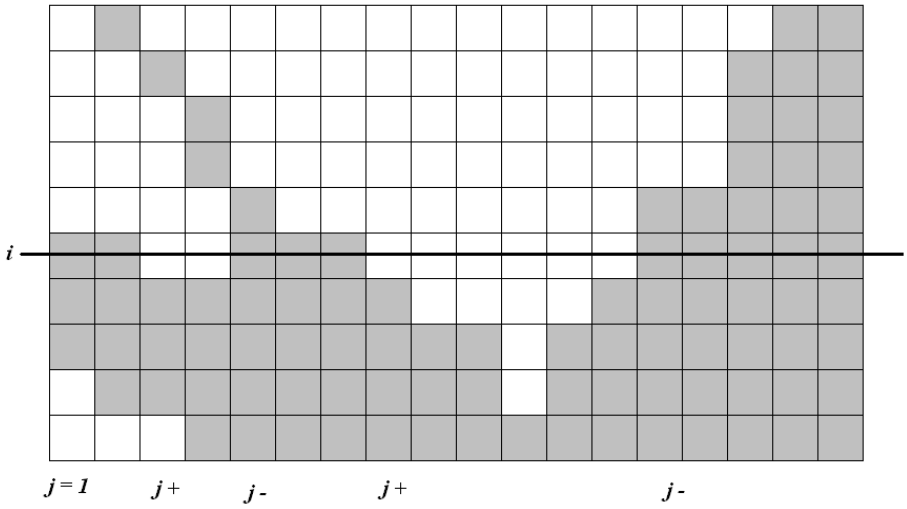


FIGURA 2.15 – Seqüência esquemática da operação durante medição de tamanho de intercepto em uma microestrutura[10].

2.6 Sensores Cerâmicos Baseados em Condução Iônica no Estado Sólido

A automação de sistemas industriais, bem como o monitoramento e controle de condições ambientais, tem aumentado o interesse de diversos segmentos industriais e acadêmicos para a pesquisa e o desenvolvimentos de materiais que possam atender tais necessidades. Os sensores cerâmicos a base de zircônia (ZrO_2) têm desempenhado um importante papel neste sentido, revelando grande potencialidade devido a sua grande aplicabilidade, como sensores de oxigênio [2].

A importância de cerâmicas a base de zircônia encontram-se nas propriedades de condutividade iônica em temperaturas altas. A incorporação de dopantes, tal como a ítria (Y_2O_3, CeO_2), melhoram as propriedades elétricas destes óxidos, visto que o caráter de condução iônica se dá através de processos de difusão termicamente ativada de íons de oxigênio [4, 5, 7].

Os sensores cerâmicos de oxigênio são, em geral, policristalinos, o que se justifica pois neste tipo de sensor a condução iônica ocorre predominantemente nos contornos de grão. Isto justifica a a importância da microestrutura nestes sensores, que é influenciada pela distribuição de tamanhos de grãos e pela quantidade e tamanho de poros [2, 4, 24].

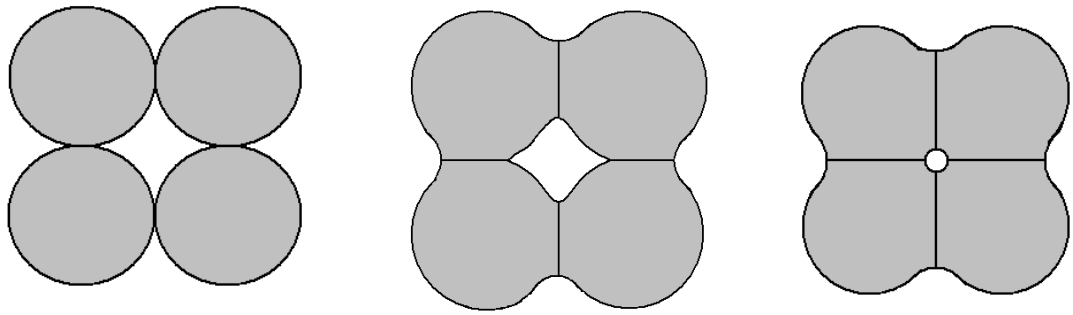
2.6.1 Obtenção das Microestruturas Cerâmicas

Como em grande parte dos produtos cerâmicos, a matéria prima para a fabricação de sensores encontra-se na forma de pó. Desta forma, as etapas do processamento são de grande importância para o controle das propriedades de relevância da cerâmica final, tal como resistência mecânica e propriedades elétricas.

O controle da distribuição de tamanhos de partículas dos pós a serem conformados e sinterizados é importante no controle do fator de empacotamento através da diminuindo dos espaços vazios após a conformação dos pós na forma de peças [4, 5, 6].

Durante etapa de sinterização termicamente ativada a cerâmica conformada se contraí devido à coalescência das partículas, aumentando a densidade da amostra, melhorando assim diversas propriedades influenciadas pela presença de poros, tal como

condutividade iônica e a resistência mecânica. Após a prensagem, muitas das partículas do pó se tocam entre si. Durante o estágio inicial de sinterização, são formados pescoços na região de contato entre partículas adjacentes. Como resultado, um contorno de grão se forma no interior de cada pescoço, e todo o interstício entre partículas se torna um poro. À medida que a sinterização progride, os poros se tornam menores e mais esféricos, conforme pode ser visto pela Figura 2.16. Este processo se deve pela redução da energia na fronteira do grão e aumento na energia de superfície [4, 5].



(a) (b) (c)

FIGURA 2.16 – Representação esquemática do processo de coalescência de grão durante a sinterização[5].

2.6.2 Condutividade Iônica em Cerâmicas

As propriedades elétricas estão entre as importantes dos materiais cerâmicos. A condutividade elétrica da cerâmica, por exemplo, varia em uma ampla faixa, indo desde os componentes mais isolantes para os mais condutores (supercondutores). A condução elétrica em cerâmicas pode ocorrer pelo movimento de íons bem como elétrons. Os materiais sólidos que apresentam condutividade iônica são chamados de condutores iA aplicabilidade destes materiais só é possível devido à existência de sistemas com alta condutividade iônica, é o caso de sensores químicos e de gás, eletrólitos sólidos e células combustíveis [4].

Em materiais iônicos, tantos os cátions quanto os ânions possuem carga elétrica, desta forma, quando aplicado um campo elétrico, estes íons podem migrar ou se

difundir através de vacâncias ou defeitos contidos na estrutura do material, gerando uma corrente de íons. É importante ressaltar também que, em materiais iônicos, a distância entre as bandas de valência e de condução é maior do que em metais (em geral acima de 2 eV), que são naturalmente bons condutores, o que torna a condução na temperatura ambiente muito menor.

A Figura 2.18 ilustra a dependência da condutividade elétrica pela temperatura [4].

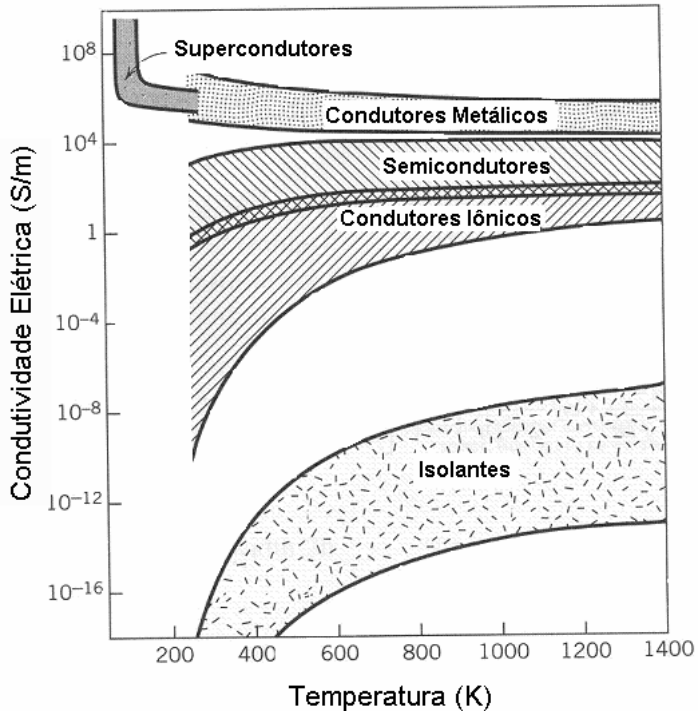


FIGURA 2.17 – Dependência da condutividade elétrica pela temperatura[4].

Em compostos iônicos, a incorporação de dopantes na matriz cerâmica, desde que em proporções adequadas, aumenta os coeficientes de condutividade. Isto ocorre devido ao aumento na concentração de defeitos, sejam vacâncias ou íons a mais na rede cristalina, que aumenta o número de portadores de carga sem atrapalhar o movimento dos mesmos. A difusão intersticial ocorre mais rapidamente que a difusão de vacâncias, pois os átomos intersticiais são menores e então tem maior mobilidade. Além disso, há

mais posições intersticiais que vacâncias na rede, logo, a probabilidade de movimento intersticial é maior que a difusão de vacâncias [5].

CAPÍTULO 3

MATERIAIS E MÉTODOS

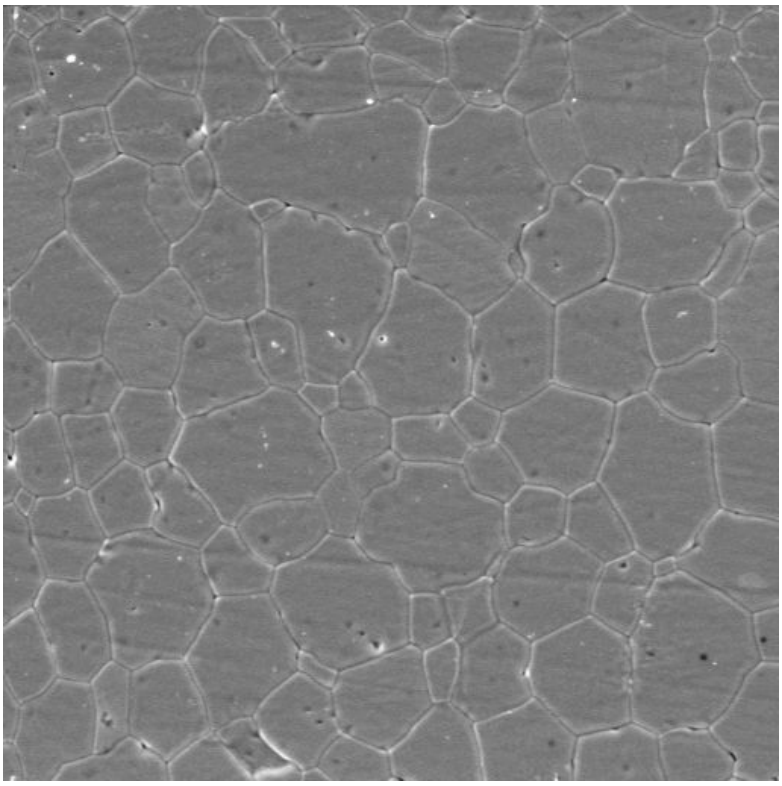
3.1 Materiais Cerâmicos Utilizados

A importância das cerâmicas à base de zircônia para uso como sensor de oxigênio encontra-se na sua propriedade de condutor iônico de O_2 em temperaturas maiores que 700°C. Estes materiais possuem duas importantes aplicações no monitoramento de O_2 na fabricação de aços e no controle da mistura combustível/O_2 nos motores de carros [2].

Os sensores cerâmicos de oxigênio são policristalinos e não porosos e são chamados de eletrólitos sólidos cerâmicos. Nestes materiais, além da composição química, as características mais importantes são a estrutura cristalina cúbica, o tamanho de grãos e uma quantidade mínima de poros. A condução de íons de oxigênio ocorre pelas vacâncias de oxigênio na rede cristalina do material, que são deliberadamente introduzidas na sua estrutura. Este fenômeno de difusão de íons de oxigênio é termicamente ativado. Nestes materiais a condução iônica dominante é intragranular e é mais lenta nos contornos de grãos. Os poros atuam como barreiras para o movimento dos íons de oxigênio. Existe um comprometimento entre as características de difusão e as propriedades mecânicas destes sensores, o que induz a um controle cuidadoso do tamanho de grãos em sua microestrutura. Tal compromisso explica a importância da distribuição de tamanhos de grãos e da minimização da porosidade para o aumento na condutividade iônicas nas cerâmicas de zircônia grãos na minimização da porosidade [2].

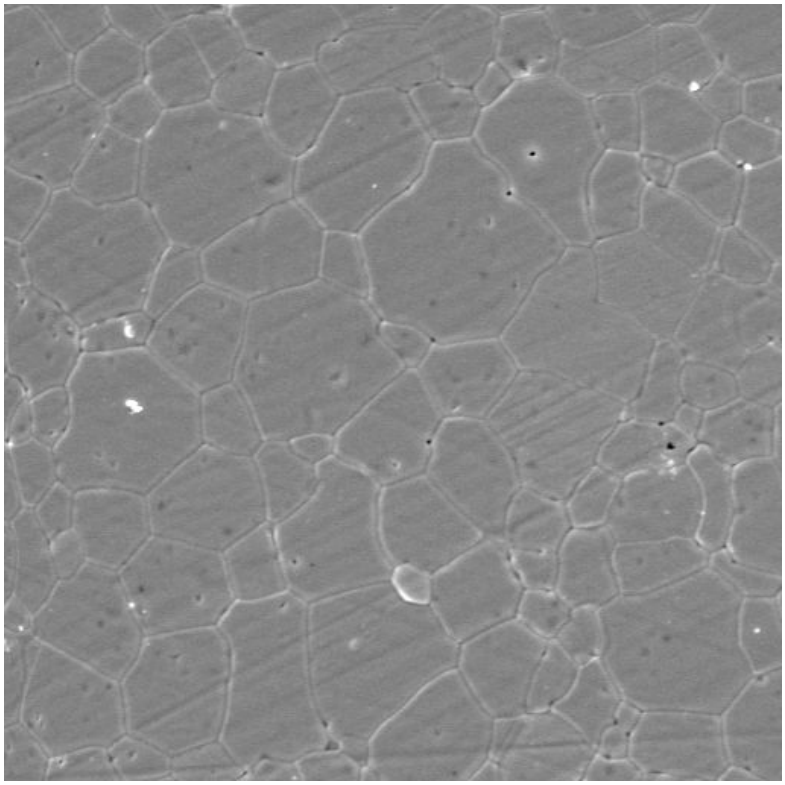
Assim sendo, é necessário que estas cerâmicas apresentem alta densidade (baixa porosidade), além de distribuição de tamanhos de grãos o mais homogênea possível. Como a matéria prima está na forma de pó, a preparação destas amostras é uma etapa de crucial importância para obtenção das propriedades de interesse na cerâmica em questão. As cerâmicas utilizadas neste trabalho foram desenvolvidas e caracterizadas de tese de doutorado realizado no LAS e em conjunto com a Faculdade de Engenharia Química de Lorena (EEL-USP) [2].

Neste trabalho foram utilizadas as imagens obtidas em MEV das microestruturas destas cerâmicas de zircônia. Foram selecionadas imagens de microestruturas de cerâmicas com diferentes composições químicas e portando com tamanhos diferentes de grãos e conseqüentemente com valores diferentes de condutividade iônica. Na Figura 3.1 são mostradas as microestruturas características de cerâmicas de zircônia dopadas com composto de ítrio e de terras raras, rica em La_2O_5, utilizadas neste trabalho.

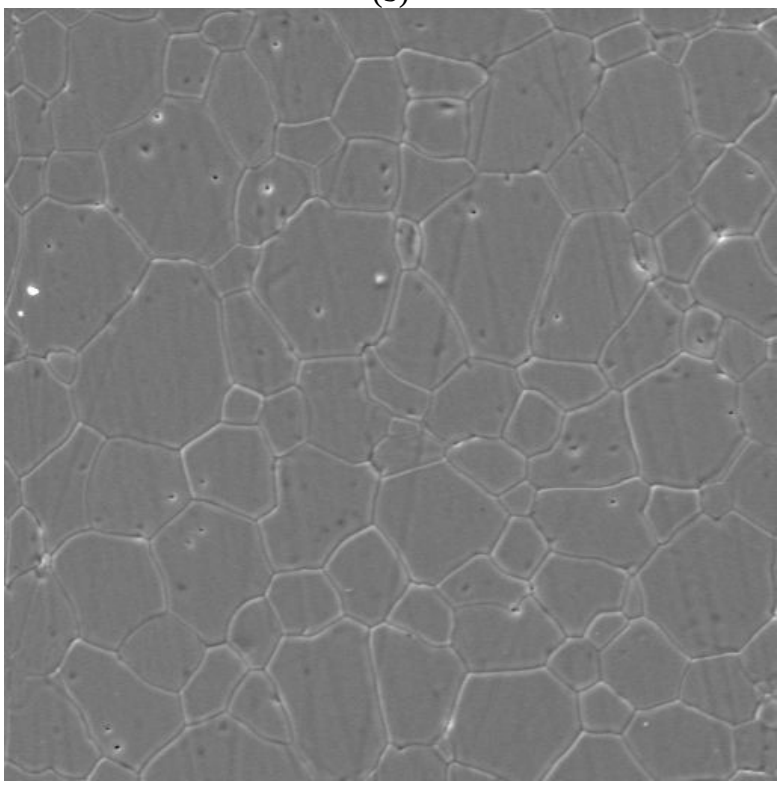


(a)

FIGURA 3.1 – Microestruturas de cerâmicas à base de zircônia dopadas com composto de ítrio e de terras raras, em porcentagem de peso de: (a) 15%; (b) 17%; (c) 18,5% e (d) 19%[2]. Continua

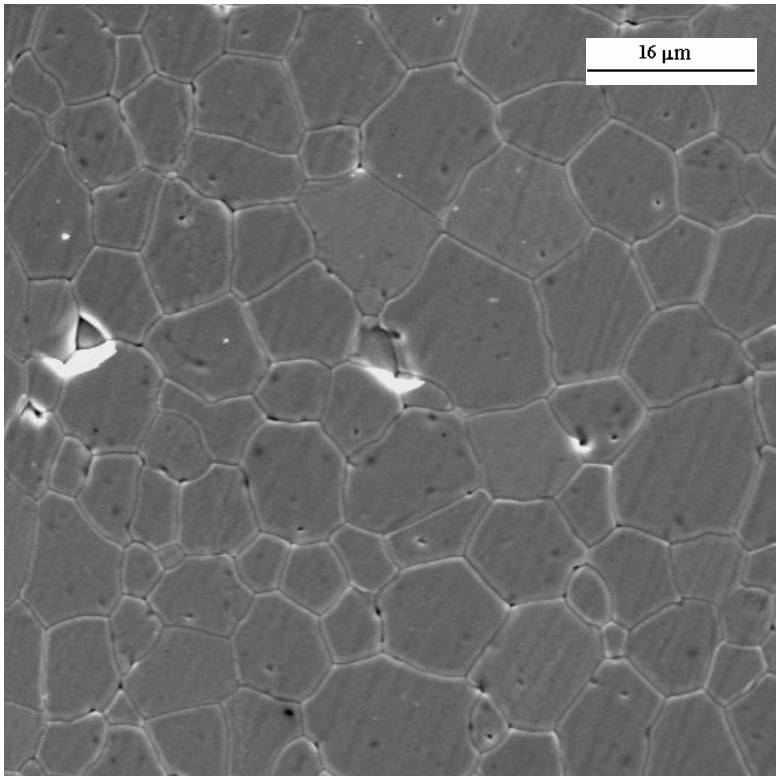


(b)



(c)

FIGURA 3.1 – Continuação (Continua)



(d)

FIGURA 3.1 – Conclusão

3.2 Métodos de contagem de grãos

A fim de padronizar os testes e medições realizadas a partir da análise de imagens, a American Society for Testing and Materials (ASTM) from ANSI (American National Standart Institute) desenvolveu normas que facilitam e permitem a reprodução de testes de análise quantitativa de imagens. Assim sendo, a utilização destas normas permitem a reprodutibilidade dos testes, bem como asseguram intervalo de confiança para os mesmos [15, 16].

A norma ASTM E 112 – 96 é a norma referente à medição de tamanho médio de grãos por contagem manual através de imagens, enquanto os métodos para contagem automática de grãos são descritos na norma ASTM E 1382 - 97.

Os métodos para contagem manual baseiam-se em três procedimentos básicos para a estimação do tamanho de grãos:

- *Método por comparação*: o método de comparação não exige a contagem de grãos, interceptos ou intersecções, ao contrário, como o nome sugere e, desde que a estrutura de grãos a ser comparada seja equiaxial, é realizada uma comparação de estrutura de grãos a uma série de imagens gradeadas na forma quadros ou transparências, denominadas cartas. Estas cartas são imagens de padrões obtidas por diferentes métodos de ataque à superfície, com tamanhos de grãos e aumentos definidos.

- *Método planimétrico*: o método planimétrico envolve a contagem do número de grãos dentro de uma área conhecida. O número de grãos por unidade de área, N_A, é usado para determinar o número grãos por unidade de área.

- *Método por contagem de interceptos*: o método de contagem de interceptos envolve a contagem do número de grãos interceptados por uma linha de teste ou o número intersecções entre a linha de teste e os contornos de grãos, por unidade de comprimento da linha de teste. Estas medidas são usadas para calcular o comprimento do intercepto linear médio, $\bar{l}$, que por sua vez é usado para determinar o número de tamanho de grão ASTM.

Os métodos de análise automática de imagens são altamente dependentes da qualidade do ataque realizado para revelar os contornos de grãos, assim sendo, a norma ASTM E 1382-97 ressalta a importância e os cuidados que devem ser tomados para a revelação da microestrutura da amostra, bem como o tratamento da fotomicrografia através do pré-processamento da imagem. Os métodos de contagem assemelham-se quanto à metodologia, considerações acerca da representatividade da amostra, análise estatística e intervalos de confiança, sendo que o método de análise automática permite ao usuário realizar um maior número de medições.

Apesar da importância e padronização que as normas ASTM representam, poucos são os trabalhos que a referenciam ou seguem seus critérios, o que dificulta a comparação ou mesmo a validação dos resultados apresentados. Desta forma, a fim de seguir os critérios descritos pelas normas técnicas, assegurando a precisão, acurácia e reprodutibilidade das medidas, as seguintes orientações devem ser cumpridas, independente dos métodos utilizado:

- a superfície da amostra a ser estudada deve permitir que no mínimo cinco campos de observação sejam obtidos, com no mínimo 50 grãos por campo;

- o procedimento de polimento deve remover todos os danos e marcas referentes aos processos de corte e desgaste. Toda ranhura e "sujeira" devem ser retiradas, embora ranhuras menores que 1µm sejam toleradas;

- o procedimento de ataque e revelação dos grãos precisa ser escolhido adequadamente de acordo com a amostra a ser estudada;

- um número suficiente de medições devem ser realizadas, em campos diferentes, para que uma mesma amostra tenha representatividade;

3.2.1 Métodos de Análise de Imagens por Contagem Manual de Grãos

O método de contagem manual utilizado neste trabalho consiste na contagem do número de intersecções entre os contornos de grãos da fotomicrografia com uma malha de linhas paralelas, embora pudessem ser contados os interceptos, que são os segmentos da linha de teste que estão sobre um grão, visto que a idéia da contagem é a mesma.

Este método é descrito pela norma ASTM E 112-96(2004e) e, é conhecido como procedimento de Heyn ou como método do intercepto linear médio. Neste método, uma malha composta por linhas paralelas é colocada sobre a imagem e as intersecções entre contornos de grãos e a malha são contadas: conta-se 1 para cada intersecção; ½ quando a linha de teste termina exatamente em um contorno de grão e, conta-se 1½ quando a intersecção ocorrer em um ponto de encontro entre três ou mais grãos [16].

Após fazer a contagem de intersecções, calculamos o número de intersecções por unidade de comprimento da linha de teste, com a seguinte fórmula:

$$P_L = \frac{P_i}{L_T / M} \tag{3.1}$$

onde P_i é o número de intersecções contadas, L é o comprimento total das linhas de teste e M é a magnificação utilizada.

Podemos calcular número de interceptos por unidade de comprimento da linha de teste, caso estejamos usando o número de interceptos ao invés do número de intersecções. Assim sendo a fórmula seria:

$$N_L = \frac{N_i}{L_T / M} \tag{3.2}$$

onde N_i é o número de interceptos contados.

Após o cálculo destas medidas, calculamos o intercepto linear médio ($\bar{l}$) através da fórmula:

$$\bar{l} = \frac{1}{N_L} = \frac{1}{P_L} \tag{3.3}$$

Após a determinação do tamanho de grão de acordo com a norma ASTM é possível inferir sobre tamanho médio de grão, diâmetro médio de grão. O valor médio das n determinações de $\bar{l}$, N_L ou P_L é usado para determinar o número de grão ASTM, representado pela letra G, usando as equações da tabela abaixo:

TABELA 3.1 - Equações relacionando os parâmetros calculados ao tamanho de grão de acordo com a norma ASTM

Equação	**Unidade**
$G = \left(3{,}321928 \cdot \log\left(\overline{N_A}\right)\right) - 2{,}954$	N_A em mm^2
$G = \left(6{,}643856 \cdot \log\left(\overline{N_L}\right)\right) - 3{,}288$	$\overline{N_L}$ em mm^{-1}
$G = \left(6{,}643856 \cdot \log\left(P_L\right)\right) - 3{,}288$	P_L em mm^{-1}
$G = \left(-6{,}643856 \cdot \log\left(\bar{l}\right)\right) - 3{,}288$	$\bar{l}$ em mm

FONTE: ASTM

Algumas amostras apresentam variabilidades nas grandezas medidas de um campo de medição a outro e, esta variação é que torna as medições incertas. Com isso, ainda que se aumentem os números de campos estudados nem sempre a acurácia será maior, visto que tal procedimento não ajudará a distinguir uma variabilidade natural de uma possível falta de acurácia na contagem. Desta forma, uma análise estatística sobre os resultados é de suma importância para assegurar um intervalo de confiança acerca dos resultados obtidos. Tal discussão será realizada posteriormente no Capítulo 4, que trata dos resultados obtidos.

3.3 Métodos de análise de imagens automática

A determinação do tamanho de grãos pode ser feita por diferentes métodos, conforme já foi dito. A análise automática de imagens é feita através de *softwares* próprios para análise de imagens. A partir da análise automática de imagens um vasto número de grãos pode ser analisado em uma única imagem obtida por microscopia e repetida para outros campos de observação, além de possibilitar também a organização dos resultados sob a forma de histogramas de freqüência (número de ocorrências X classes limites). Um fator importante está na representatividade da amostra, ou seja, o número de amostras e campos de observação devem ser suficientes para que a análise seja representativa.

Nos casos de análise de imagens através de *softwares*, a precisão e acurácia relativa dos resultados dependem da representatividade das amostras e da preparação das mesmas (técnica de ataque utilizada e polimento utilizado, por exemplo), visto que tais características influem na revelação dos grãos. O observador também deve se atentar à realização de etapas de pré-processamento, tal como filtragens, para que sua intervenção não influencie tendenciosamente nas análises realizadas. Apesar das facilidades em poder realçar características de interesse através de *softwares*, como por exemplo completar contornos de grãos quando estes não estão completamente revelados, tais procedimentos devem ser utilizados com cautela.

3.3.1 *Softwares* de análise de imagens

Existem vários *softwares* disponíveis no mercado para análise de imagens, porém, em geral, eles são muito caros e sua utilização muito complexa, muitas vezes necessitando de treinamento específico. Por isto é interessante o uso de um *software* livre que acompanhe um manual de auxílio ao usuário e o estabelecimento de rotinas de análises que atendam às necessidades dos diversos grupos de pesquisa e sigam as normas técnicas internacionais [15, 16], desde que suas análises sejam devidamente validadas e certificadas pelas normas existentes.

Dois *softwares* de análise e processamento de imagens, com código-fonte livre foram estudados para a realização deste trabalho. Além dos *softwares* possuírem código-fonte livre, existe, em ambos, a possibilidade de desenvolvimento de plugins que se adeqüem às necessidades dos usuários. Os dois *softwares* estudados foram: UTHSCSA *Image Tool* (desenvolvido pela University of Texas Health Science Center at San Antonio) e Image J (desenvolvido por Wayne Rasband do Research Services Branch, National Institute of Mental Health, Bethesda, Maryland). Um terceiro *software* foi cogitado, Scion Image, porém foi constatado que este era baseado no *software* Image J.

TABELA 3.2 – Comparação entre os *softwares* de domínio público para análise e processamento de imagens: Image Tool e Image J [25, 26]

	Softwares	
Característica	**Image Tool**	**Image J**
Linguagem em que foi Desenvolvida	Borland C++	Java
Requerimentos do Sistema	• Windows 95 ou mais recente; • 16 MB de memória RAM no mínimo, embora o recomendável seja 32 MB.	• Windows 95 ou mais recente, Mac OS, Mac OS X e Linux; • 64 MB de memória RAM, no mínimo, embora o recomendável seja 256 MB;
Extensões Suportadas	• PCX (Paint Brush), • BMP (Windows Bitmap) • TIF/TIFF (Tagged Image Format) • PNG (Portable Network Graphics) • PCT (Macintosh PICT) • JPG/JPEG (Joint Photographic Engineers Group) • ITS (Image Tool Stack Format)	• TIF/TIFF (Tagged Image Format) • BMP (Windows Bitmap) • JPG/JPEG (Joint Photographic Engineers Group) • PGM (Portable Grey Map) • DICOM (Digital Imaging and Communications in Medicine) • FITS (Flexible Image Transport System) • NIH (Macintosh Image Format)

(Continua)

TABELA 3.2 - Continuação

Linguagem de Script (Macros)	• Permite a compilação de macros, com extensão DLL, em qualquer linguagem de *software*ção; • Possui comandos próprios que utilizam funções do próprio *software*; • Permite que o plugin desenvolvido seja alocado no menu conveniente.	• As macros devem ser realizadas em linguagem JAVA; • Possui comandos próprios que utilizam funções do próprio *software*; • Permite que o plugin desenvolvido seja alocado no menu conveniente
Filtros e Operações	• Conta com as operações e filtros mais básicos para processamento e análise de imagens.	• Possui grande quantidade de filtros e operações para processamento e análise de imagens, permitindo o download e instalação de filtros desenvolvidos por outros usuários participantes de fóruns do *software*; • Possui um comando que permite salvar um arquivo de imagem em um arquivo de texto (formato TXT), com coordenadas e intensidade de cada pixel da imagem que não seja do background.

(Continua)

TABELA 3.2 – Conclusão

Ajuda ao usuário	• Possui documentação de ajuda	• Possui documentação de ajuda • Possui grande número de fóruns de ajuda online
Plugins de Análise de Imagem	• A máscara da imagem ao ser analisada é feita na imagem corrente, não podendo ser salva; • Permite que a janela contendo os resultados sejam exportados para um arquivo DAT; • Representa graficamente o perfil de níveis de cinza de uma linha desenhada na imagem.	• Permite salvar a máscara da imagem analisada, ou seja, além da imagem original, cria uma segunda imagem com os números atribuídos pela contagem de grãos que pode ser salva; • Permite que a janela contendo os resultados (área, perímetro, etc) sejam exportados para um arquivo com formato XLS (Microsoft Excel); • Além de representar graficamente o perfil de níveis de cinza para uma linha traçada na imagem, pode fazer a representação de toda a superfície da imagem em questão (surface plot). • Permite a colocação de uma barra de escala dos níveis de cinza da imagem;

Devido ao desempenho e às facilidades apresentadas, o *software* Image J foi escolhido para o desenvolvimento deste trabalho.

3.3.2 O *software* estatístico R

Para auxiliar na análise estatística dos resultados obtidos no estudo da amostra através do *software* de análise de imagens, foi utilizado o *software* estatístico R. A principal vantagem e motivação para utilização deste *software* está na praticidade de obtenção de complexas análises estatísticas, além do *software* ser livre e de fácil utilização.

A linguagem R é tida como um software integrado com uma série de facilidades para análise de dados, análise gráfica e cálculos, permitindo ao usuário acesso aos mais diversos métodos estatísticos, através de pacotes que podem ser instalados conforme a necessidade do usuário. O *software* está disponível para plataformas Windows, MacOS, Unix, Linux e FreeBSD, possui vasta documentação de apoio e muitos fóruns de discussão, em inglês e português [27].

Tendo em vista tais facilidades, a linguagem R será utilizadas neste trabalho para a obtenção da análise estatística das amostras após a análise automática de imagens. Através de um código fonte relativamente simples, pretende-se calcular a média e o desvio padrão dos resultados, além de realizar testes de distribuição, análise dos quantis da distribuição e plotagem de um histograma de densidade de probabilidade x distribuição de classes, tudo isso para tornar mais fácil a interpretação dos resultados obtidos e facilitar estudos futuros, além de verificar a normalidade da distribuição de grãos.

3.4 Comparação dos resultados por métodos estatísticos

Após a obtenção dos resultados pelos diferentes métodos de contagem empregados, manual e automático, é necessária a comparação dos mesmos, para verificar se a diferença observada em cada método é significante ou não. Ainda que as normas ASTM assegurem para os dois métodos reprodutibilidade e intervalos de confiança de 95%, será realizado o teste de significância da diferença das médias [28].

3.4.1 Conceitos de estatística

Ao se tentar chegar às decisões, é conveniente a formulação de hipóteses acerca das populações de interesse. Estas suposições que podem ser ou não verdadeiras são denominadas *hipóteses estatísticas*.

No caso deste trabalho, para efeito de comparação entre os métodos formularemos a hipótese de que não há diferença entre os métodos, ou seja, quaisquer diferenças observadas são devido ao acaso, o que caracteriza uma *hipótese nula*, representada por H_0. Uma hipótese que seja diferente da hipótese nula é chamada de *hipótese alternativa* e, representada por H_1. Os processos em que se decidem ou não pela aceitação de uma hipótese, neste caso, se as diferenças são ou não significativas, são chamados *testes de hipóteses ou de significância* [28].

Se uma hipótese for rejeitada quando deveria ser aceita, dizemos que foi cometido um *erro do Tipo I*, caso contrário, ou seja, se uma hipótese for aceita quando deveria ser rejeitada, diz-se que foi cometido um *erro do Tipo II*. Em qualquer um dos casos, ocorre uma decisão errada ou um erro de julgamento.

Para que um teste seja eficiente, ele deve ser planejado de forma a minimizar os erros de decisão, ainda que a tentativa de minimizar um tipo de erro pode acarretar no aumento da probabilidade de ocorrência de outro tipo de erro. Assim sendo, ao testar uma hipótese, a probabilidade máxima de ocorrência de um *erro do Tipo I*, é denominada *nível de confiança* e, é frequentemente representada por α.

Para realizar os testes, consideremos $\overline{X}_1$ e $\overline{X}_2$ as médias das grandezas em questão, área e diâmetro de grãos por exemplo, obtidas de duas amostras com o número de grãos analisados N_1 e N_2 respectivamente, que no caso serão iguais, visto que as fotomicrografias analisadas foram as mesmas para os dois métodos. Como, teoricamente, não deveria existir diferença entre as médias populacionais (que seria a média da grandeza avaliada para todas as regiões da amostra, uma vez que uma fotomicrografia representa apenas uma parte da amostra), visto que ambas têm mesma origem, ou seja, $\mu_1 = \mu_2$, e fazendo $\mu_1 + \mu_2$, temos que a distribuição amostral da

diferença das médias tem, muito aproximadamente, distribuição normal. Assim, usando a idéia de escores reduzidos (z_α), que medem o desvio em relação à média, em unidades de desvio padrão, podemos testar a significância de uma diferença observada em um nível apropriado de significância. Tal escore é dado por:

$$z_\alpha = \frac{\overline{X}_1 - \overline{X}_2}{\sigma_{\overline{X}_1 - \overline{X}_2}} \tag{3.4}$$

onde,

$$\mu_{\overline{X}_1 - \overline{X}_2} = \mu_{\overline{X}_1} - \mu_{\overline{X}_2} = \mu_1 - \mu_2 = 0 \tag{3.5}$$

e,

$$\sigma_{\overline{X}_1 - \overline{X}_2} = \sqrt{\frac{\sigma_1^2}{N_1} + \frac{\sigma_2^2}{N_1}} \tag{3.6}$$

Na prática, é comum a escolha de um nível de confiança de 0,05 ou 0,01, embora possam ser usados outros valores. Um nível de 0,05 ou 5% significa que há 95% de chances de que se tome a decisão acertada, ou ainda que a hipótese é rejeitada no nível de significância 0,05, o que significa uma probabilidade de erro de 5%.

A tabela 3.2 dá os valores de z_α correspondentes a vários níveis de confiança adotados mais comumente:

TABELA 3.3 – Valores do limite de confiança para diversos níveis de confiança

Limite de Confiança	**99,73%**	**99%**	**98%**	**96%**	**95,45%**	**95%**	**90%**	**80%**	**68,27%**	**50%**
z_α	3,00	2,58	2,33	2,05	2,00	1,96	1,645	1,28	1,00	0,6745

FONTE: Spiegel (2004)

A Figura 3.2 fornece uma representação esquemática do teste para uma distribuição normal.

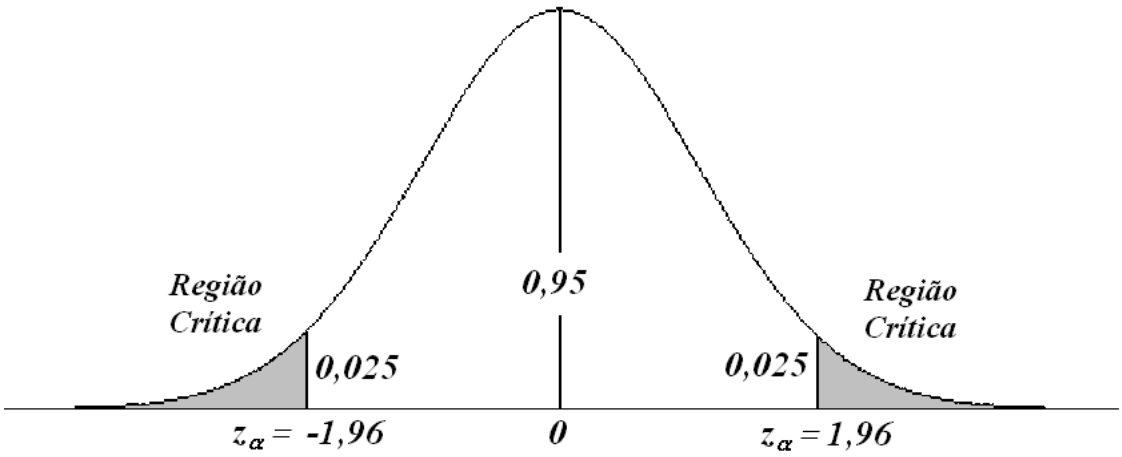


FIGURA 3.2 – Representação do teste de hipóteses para uma distribuição normal
FONTE: Spiegel (2004)

Conforme observado na figura, pode-se estar 95% confiante de que, se a hipótese for verdadeira, a distribuição da variável estará compreendida entre -1,96 e 1,96, visto que a área compreendida pela curva normal entre estes valores é 0,95. Entretanto, se a distribuição estiver fora do intervalo representado, pode-se afirmar que a distribuição difere de modo significativo do que seria esperado daquela hipótese e, seria plausível rejeitá-la.

A região fora do intervalo de -1,96 a 1,96 é denominada *região crítica de rejeição da hipótese* ou *região de significância*, enquanto a região compreendida entre o intervalo é dita *região de aceitação da hipótese* ou *região de não-significância*.

CAPÍTULO 4

RESULTADOS E DISCUSSÕES

Com o objetivo de facilitar a comparação entre os métodos para as diferentes amostras, foi elaborada uma tabela que designaria cada amostra, de acordo com sua quantidade de dopante e, sabendo que o aumento foi o mesmo para todas as amostras, 2000 vezes.

TABELA 4.1 – Descrição das amostras

Número da Amostra	**Quantidade de dopante (YTR) (% de peso)**
Amostra I	15
Amostra II	17,5
Amostra III	18,5
Amostra IV	19

A seguir serão apresentados os resultados obtidos para cada amostra, em cada uma das técnicas utilizadas e a comparação dos resultados de acordo com o teste estatístico descrito no capítulo anterior.

4.1 Resultados obtidos para o método de contagem manual

O método manual foi realizado a partir da contagem da intersecção de uma malha composta por 25 linhas paralelas de 144 mm cada, espaçadas entre si por 4mm, colocadas em direções aleatórias. Tal procedimento foi repetido 5 vezes para cada micrografia, sendo esta a quantidade mínima recomendada pela norma ASTM, caso os cálculos de acurácia relativa não alcançassem os limites recomendados (abaixo de 10%), mais medições devem ser realizadas. A seguir, os resultados são apresentados para cada amostra.

TABELA 4.2 – Número de intersecções em cada contagem para cada amostra

	Amostra I	**Amostra II**	**Amostra III**	**Amostra IV**
1ª contagem	253,5	272,5	243,5	251,5
2ª contagem	262	265,5	241,5	249
3ª contagem	244	272,5	256	251
4ª contagem	276,5	268	238	256
5ª contagem	253,5	259	254,5	247,5

A seguir, foi calculado o número de intersecções por unidade de comprimento da linha de teste, P_L, a partir da Fórmula 4.1, onde P_i é o número de intersecções contadas, L é o comprimento total das linhas de teste e M é a magnificação utilizada.:

$$P_L = \frac{P_i}{L / M} \qquad (4.1)$$

Os resultados são apresentados na tabela 4.3 e são calculados para cada contagem.

TABELA 4.3 – Cálculo do número de intersecções por unidade de comprimento da linha de teste

	Amostra I	**Amostra II**	**Amostra III**	**Amostra IV**
1ª contagem	140,8333333	151,3888889	135,2777778	139,7222222
2ª contagem	145,5555556	147,5	134,1666667	138,3333333
3ª contagem	135,5555556	151,3888889	142,2222222	139,4444444
4ª contagem	153,6111111	148,8888889	132,2222222	142,2222222
5ª contagem	140,8333333	143,8888889	141,3888889	137,5

Em seguida a esta etapa, é calculado o intercepto linear médio, $\bar{l}$, que é dado pelo inverso do número de intersecções por unidade de comprimento, $\bar{l} = \frac{1}{P_L}$ e calculada a sua média e desvio padrão, que são apresentados na Tabela 4.4.

TABELA 4.4 – Média e desvio padrão do intercepto linear médio

	Amostra I	**Amostra II**	**Amostra III**	**Amostra IV**
Média ($\overline{X}$)	0,00699	0,00673	0,00730	0,00717
Desvio Padrão	0,00032	0,00014	0,00023	0,00009

Os resultados encontrados na etapa anterior são utilizados para o cálculo do intervalo de confiança e acurácia relativa a 95%, de acordo com as equações:

$$95CI = \frac{t \cdot \sigma}{\sqrt{n}} \tag{4.2}$$

$$RA = \frac{95CI}{\overline{X}} \cdot 100 \tag{4.3}$$

onde *CI* é a abreviação em inglês para *Confidence Interval*, *RA* é *Relative Acuracy*, *n* é o número de medições realizadas e *t* representa um multiplicador para um intervalo de confiança de 95% em função de *n*. Os valores de *t* são apresentados na tabela 4.5.

TABELA 4.5 - Multiplicadores para intervalo de confiança de 95%

Número de Campos	*t*	Número de Campos	*t*
5	2,776	13	2,179
6	2,571	14	2,160
7	2,447	15	2,145
8	2,365	16	2,131
9	2,306	17	2,120
10	2,262	18	2,110
11	2,228	19	2,101
12	2,201	20	2,093

FONTE: American Standard for Testing Materials (2004)

É importante ressalta que se o valor da acurácia relativa for considerado muito elevado para os testes realizados, novas medições devem ser feitas e os cálculos repetidos. Em geral, uma acurácia relativa de 10%, ou menor, é considerada uma precisão aceitável. Na tabela 4.6 são apresentados os valores dos intervalos de confiança e da acurácia relativa para cada amostra.

TABELA 4.6 – Intervalo de Confiança e Acurácia Relativa a 95% das amostras

	Amostra I	**Amostra II**	**Amostra III**	**Amostra IV**
Intervalo de Confiança	0,402	0,178	0,294	0,113
Acurácia Relativa a 95%	5,747	2,640	4,032	1,582

A partir destes resultados podemos calcular o número de grão ASTM através da equação 4.4 e com o auxílio da tabela 4.7. Os resultados se encontram na tabela 4.8.

$$G = \left(-6{,}643856 \cdot \log\left(\bar{l}\right)\right) - 3{,}288 \qquad (4.4)$$

TABELA 4.7 – Número de grão ASTM calculado

	Amostra I	**Amostra II**	**Amostra III**	**Amostra IV**
Número de Grão ASTM	11,032	11,142	10,907	10,959

TABELA 4.8 – Tabela de valores do tamanho de grãos ASTM

Número do tamanho de grão	$\overline{N_A}$ **, grãos/unidade de área**		$\overline{A}$ **, Área média do grão**		$\overline{\sigma}$ **, Diâmetro médio**		$\bar{l}$ **, Intercepto Médio**		$\overline{N_L}$
	nº/in² a 100X	**nº/mm² a 1X**	**mm²**	**µm²**	**mm**	**µm**	**mm**	**µm**	**nº/mm**
00	0.25	3.88	0.2581	258064	0.5080	508.0	0.4525	452.5	2.21
0	0,50	7,75	0,1290	129032	0,3592	359,2	0,3200	320,0	3,12

(Continua)

TABELA 4.8 – Conclusão

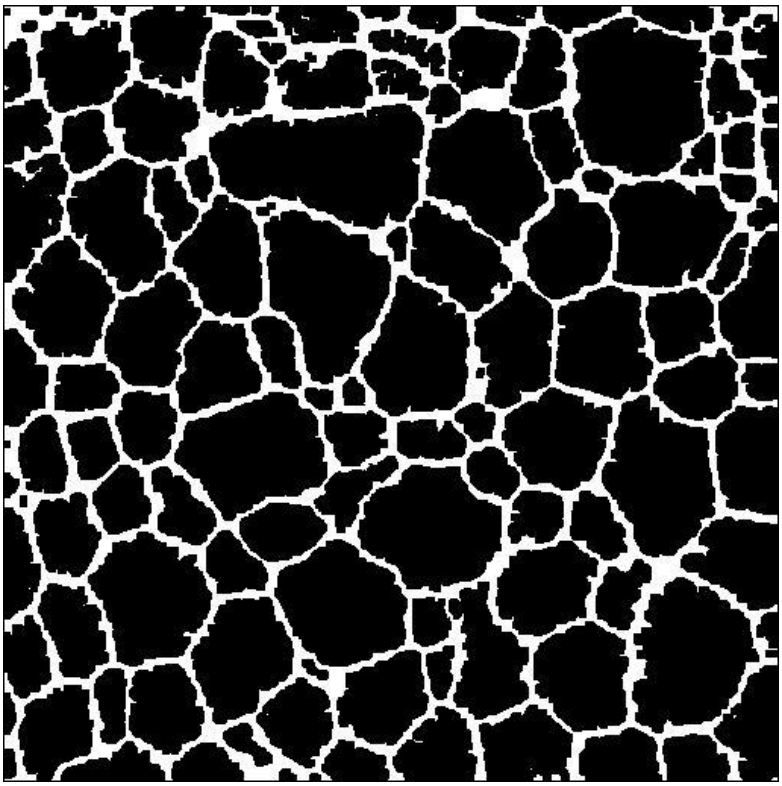
0,5	0,71	10,96	0,0912	91239	0,3021	302,1	0,2691	269,1	3,72
1,0	1,00	15,50	0,0645	64516	0,2540	254,0	0,2263	226,3	4,42
1,5	1,41	21,92	0,0456	45620	0,2136	213,6	0,1903	190,3	5,26
2,0	2,00	31,00	0,0323	32258	0,1796	179,6	0,1600	160,0	6,25
2,5	2,83	43,84	0,0228	22810	0,1510	151,0	0,1345	134,5	7,43
3,0	4,00	62,00	0,0161	16129	0,1270	127,0	0,1131	113,1	8,84
3,5	5,66	87,68	0,0114	11405	0,1068	106,8	0,0951	95,1	10,51
4,0	8,00	24,00	0,00806	8065	0,0898	89,8	0,080	80,0	12,50
4,5	11,31	175,36	0,00570	5703	0,0755	75,5	0,0673	67,3	14,87
5,0	16,00	248,00	0,00403	4032	0,0635	63,5	0,0566	56,6	17,68
5,5	22,63	350,73	0,00285	2851	0,0534	53,4	0,0476	47,6	21,02
6,0	32,00	496,00	0,00202	2016	0,0449	44,9	0,0400	40,0	25,00
6,5	45,25	701,45	0,00143	1426	0,0378	37,8	0,0336	33,6	29,73
7,0	64,00	992,00	0,00101	1008	0,0318	31,8	0,0283	28,3	35,36
7,5	90,51	1402,9	0,00071	713	0,0267	26,7	0,0238	23,8	42,04
8,0	128,00	1984,0	0,00050	504	0,0225	22,5	0,0200	20,0	50,00
8,5	181,02	2805,9	0,00036	356	0,0189	18,9	0,0168	16,8	59,46
9,0	256,00	3968,0	0,00025	252	0,0159	15,9	0,0141	14,1	70,71
9,5	362,04	5611,6	0,00018	178	0,0133	13,3	0,0119	11,9	84,09
10,0	512,00	7936,0	0,00013	126	0,0112	11,2	0,0100	10,0	100,0
10,5	724,08	11223,0	0,000089	89,1	0,0094	9,4	0,0084	8,4	118,9
11,0	1024,00	15872,0	0,000063	63,0	0,0079	7,9	0,0071	7,1	141,4
11,5	1448,15	22446,4	0,000045	44,6	0,0067	6,7	0,0060	5,9	168,2
12,0	2048,00	31744,1	0,000032	31,5	0,0056	5,6	0,0050	5,0	200,0
12,5	2896,31	44892,9	0,000022	22,3	0,0047	4,7	0,0042	4,2	237,8
13,0	40,96,00	63488,1	0,000016	15,8	0,0040	4,0	0,0035	3,5	282,8
13,5	5792,62	89785,8	0,000011	11,1	0,0033	3,3	0,0030	3,0	336,4
14,0	8192,00	126976,3	0,000008	7,9	0,0028	2,8	0,0025	2,5	400,0

FONTE: American Standard for Testing Materials (2004)

Podemos notar pelos valores da Tabela 4.7 que o número de grão ASTM das amostras é aproximadamente igual em todos os casos. Seguindo a orientação da norma e arredondando o número encontrado pelo uso da fórmula, obtemos como número de grão ASTM, *G* igual a 11,0, que representa grãos com área média de 63 μm^2 e, diâmetro médio de 7,9 μm. É importante ressaltar que a escolha do aumento das micrografias foi escolhido de modo a atender as recomendações da norma de conter ao menos 50 grão para a realização da contagem.

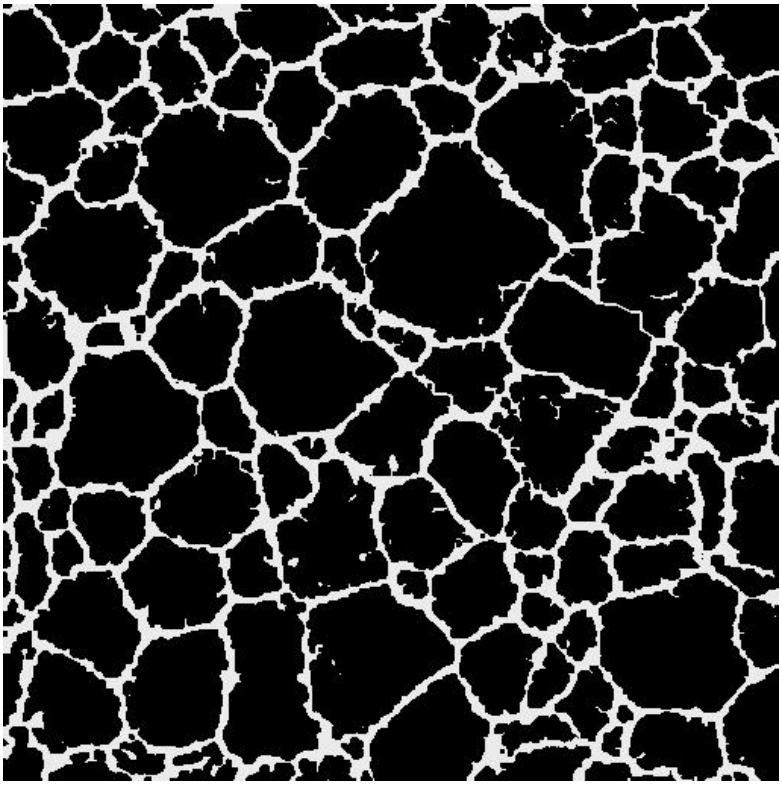
4.2 Resultados obtidos pelo método de contagem automática

Os resultados obtidos pelo método de contagem automática de tamanho de grão dependem das operações de pré-processamento, explicitadas no capítulo anterior, que por sua vez influem no processo de binarização. Na Figura 4.1 são apresentadas as imagens binarizadas após a etapa de pré-processamento. Antes de tais operações, o *software* foi calibrado a partir de uma imagem com a barra de tamanho utilizada pelo microscópio, seguindo os procedimentos também descritos anteriormente.

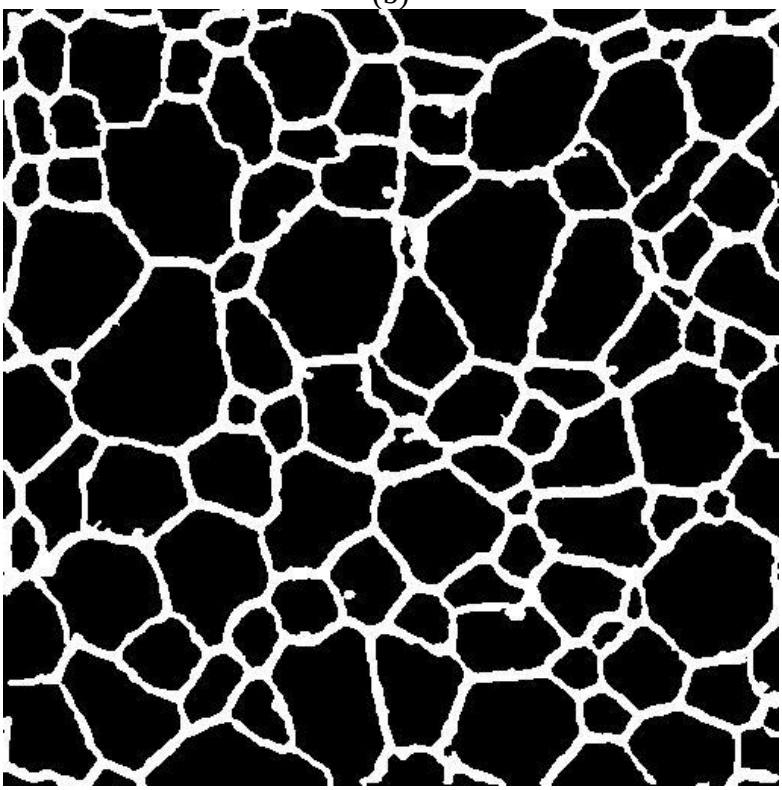


(a)

FIGURA 4.1 – Imagens Binarizadas a partir das fotomicrografias originais, apresentadas no capítulo 3: (a) Amostra I; (b) Amostra II; (c) Amostra III; (d)Amostra IV. Continua

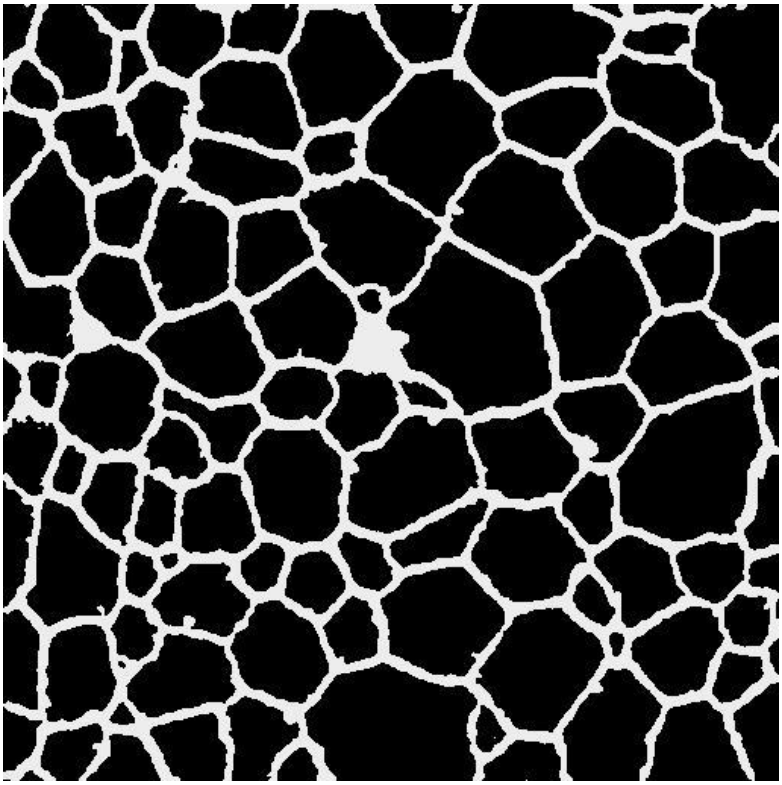


(b)



(c)

FIGURA 4.1 – Continuação (Continua)



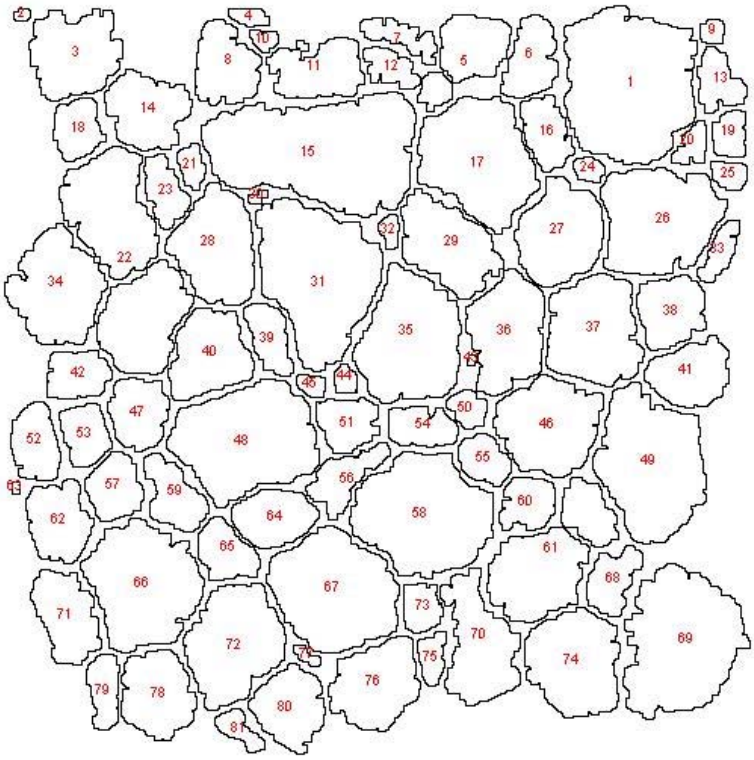
(d)

FIGURA 4.1 - Conclusão

Nesta etapa, fica evidente a importância do tratamento da revelação da microestrutura da amostra e das etapas de pré-processamento da imagem: sem uma boa revelação a etapa de pré-processamento também não terá um bom desempenho, forçando o usuário a intervir manualmente ou mesmo impossibilitando a análise de imagens. Na Figura 4.1(a) e (b), pode-se notar que os contornos de grãos não ficaram muito bem delineados, devido a dificuldade de um filtro que detectasse as pequenas diferenças dos gradientes de cores dos contornos de grãos. Outro detalhe que pode representar dificuldades na segmentação da imagem são as marcas de polimento que podem ficar em amostras que passam por este processo.

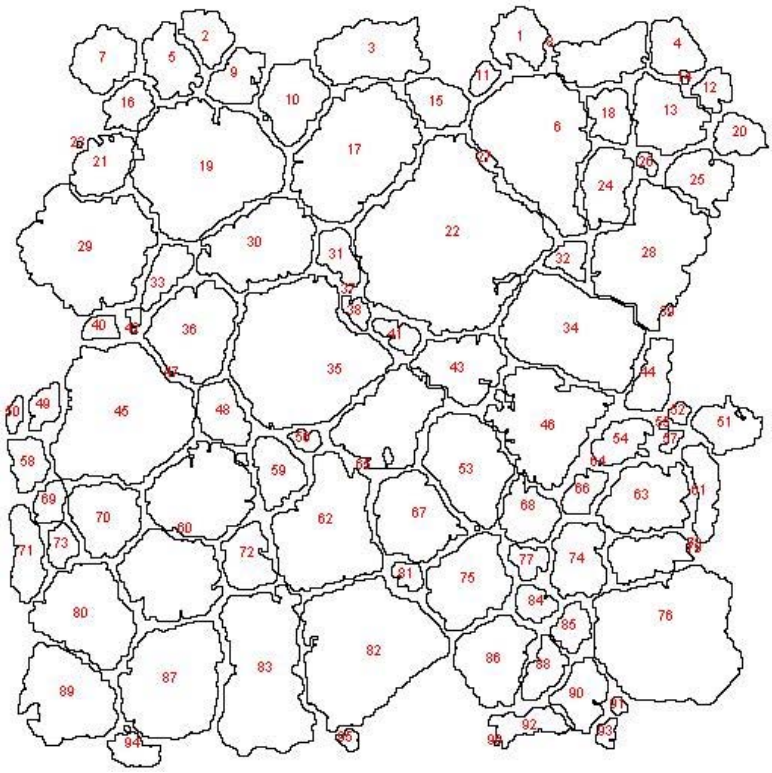
A partir destas imagens foram efetuadas as medições de área, perímetro e diâmetro de Feret (que trata-se do diâmetro de uma circunferência com mesma área da partícula em questão), gerando uma nova imagem.

Para tais medições, foi selecionado no *software* para que as partículas nas bordas da imagem fossem descartadas, a fim não influenciarem nos cálculos estatísticos. A nova imagem gerada, contendo os grãos numerados, sendo possível relacionar o número dado ao grão (*label*) com a sua disposição na imagem. Estas novas imagens podem auxiliar o pesquisador, a localizar as partículas de interesse e suas respectivas informações, servindo como uma espécie de mapa da amostra. Nestas imagens, fica mais uma vez evidente que a dificuldade em segmentar a imagem podem influenciar negativamente no cálculos das propriedades de interesse, visto que em geral os algoritmos de contagem contam os pixels que compõe os grãos. Tais imagens são apresentadas na Figura 4.2.

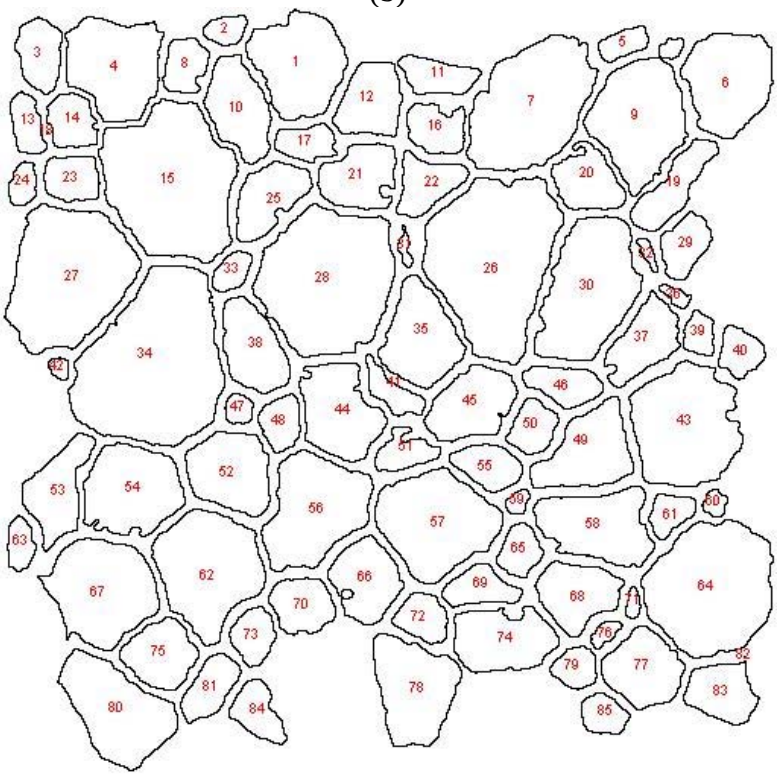


(a)

FIGURA 4.2 – Imagens geradas pela *software* para realizar a análise: (a) Amostra I; (b) Amostra II; (c) Amostra III; (d)Amostra IV. Continua

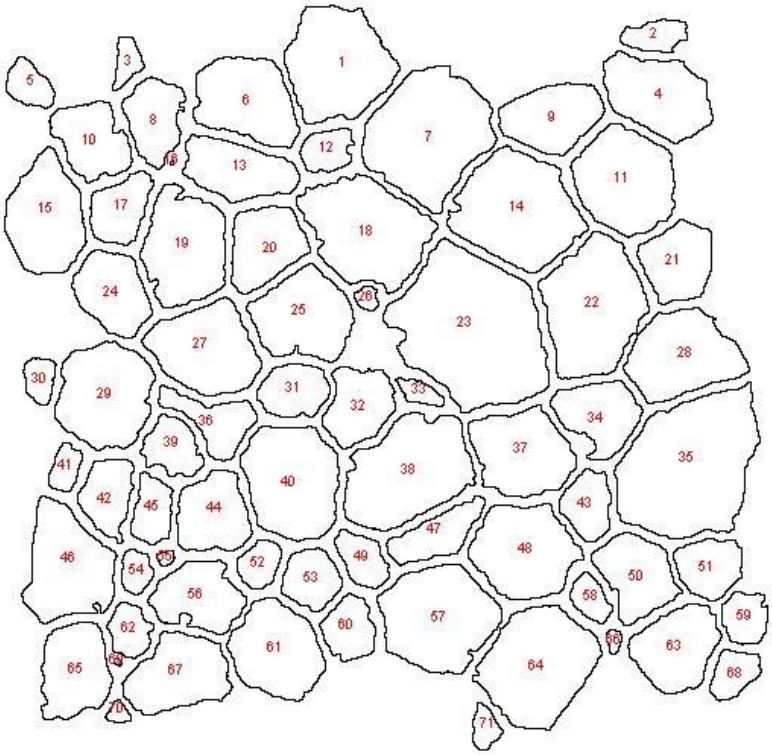


(b)



(c)

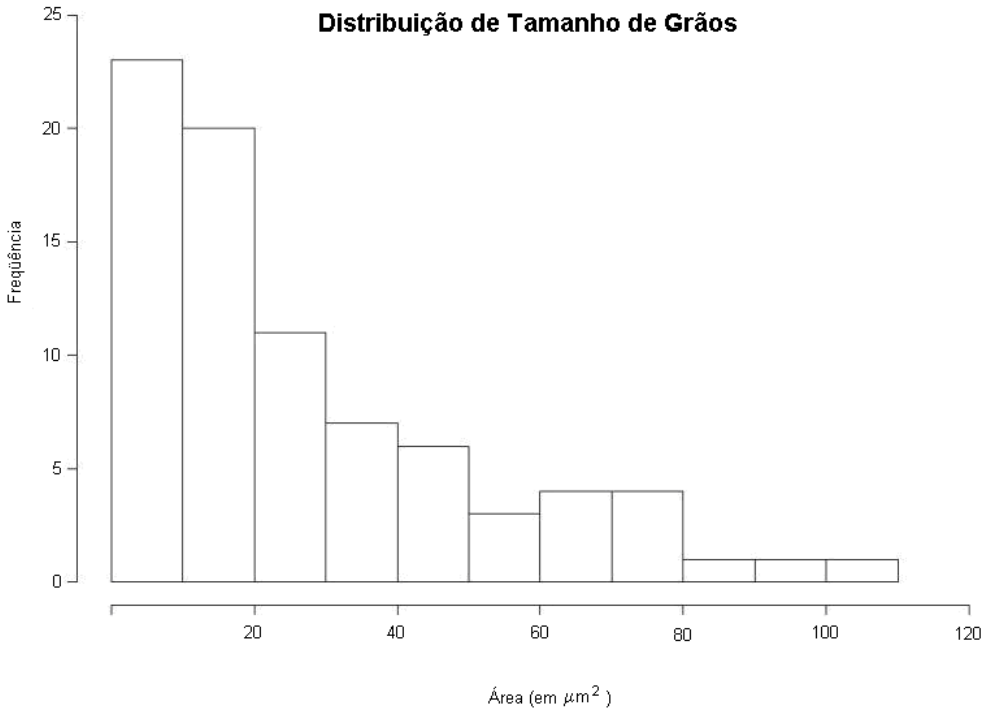
FIGURA 4.2 – Continuação (Continua)



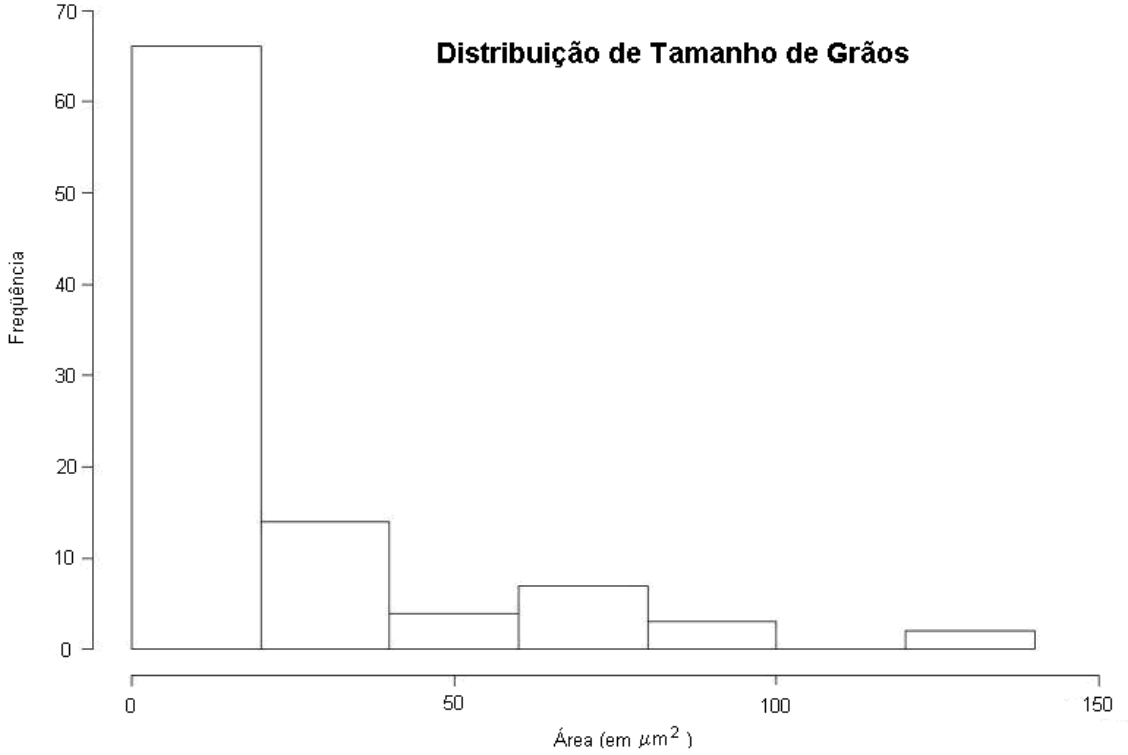
(d)

FIGURA 4.2 – Conclusão

Os resultados obtidos a partir destas imagens foram salvos em um arquivo de extensão DAT, para que pudessem ser exportados para um *software* de análise de dados desenvolvido em linguagem R, assim sendo, as análises estatísticas foram feitas automaticamente. O usuário pode escolher qualquer outro tipo de planilha de processamento de dados, ou mesmo utilizar a opção *Sumarize* do próprio Image J para obter o valor da média das medições e seu desvio padrão. Os histogramas referentes à distribuição das áreas dos grãos estão nas Figuras 4.3 a 4.5.

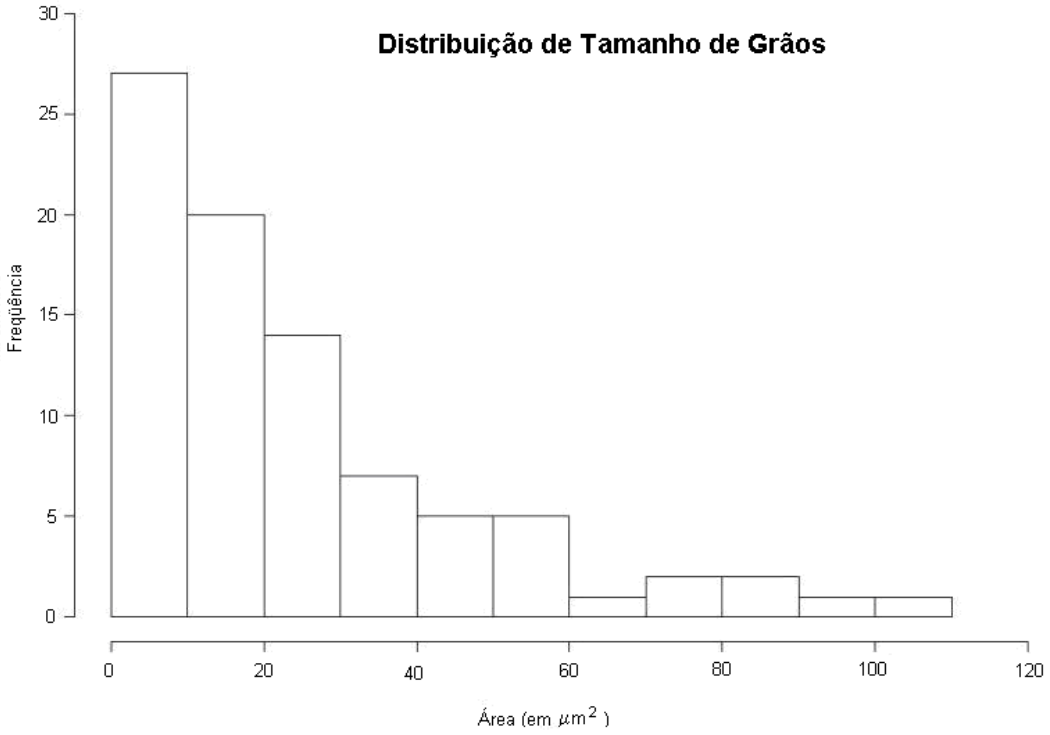


(a)

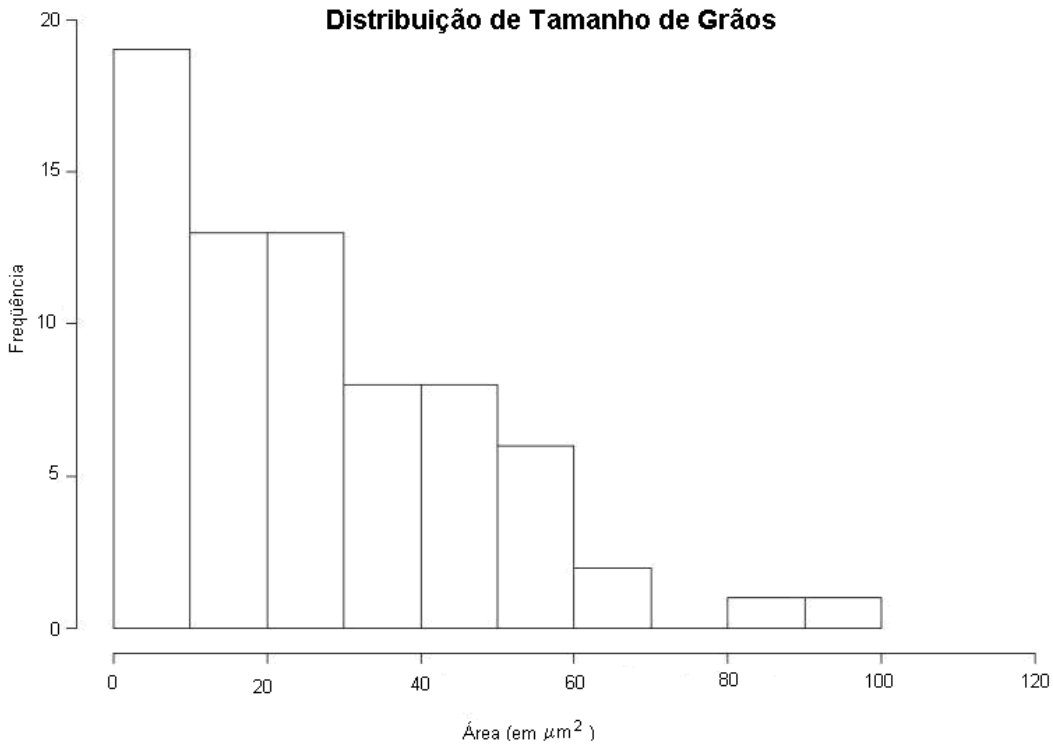


(b)

FIGURA 4.3 – Histogramas de frequência para a área dos grãos em cada amostra: (a) Amostra I; (b) Amostra II; (c) Amostra III e (d) Amostra IV. Continua



(c)

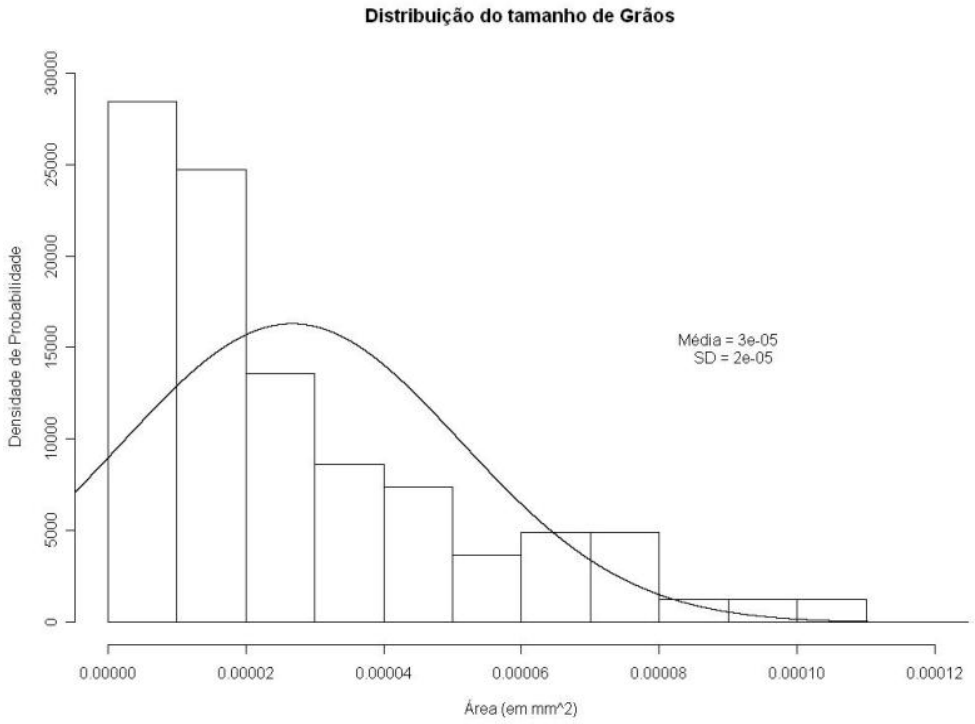


(d)

FIGURA 4.3 – Conclusão

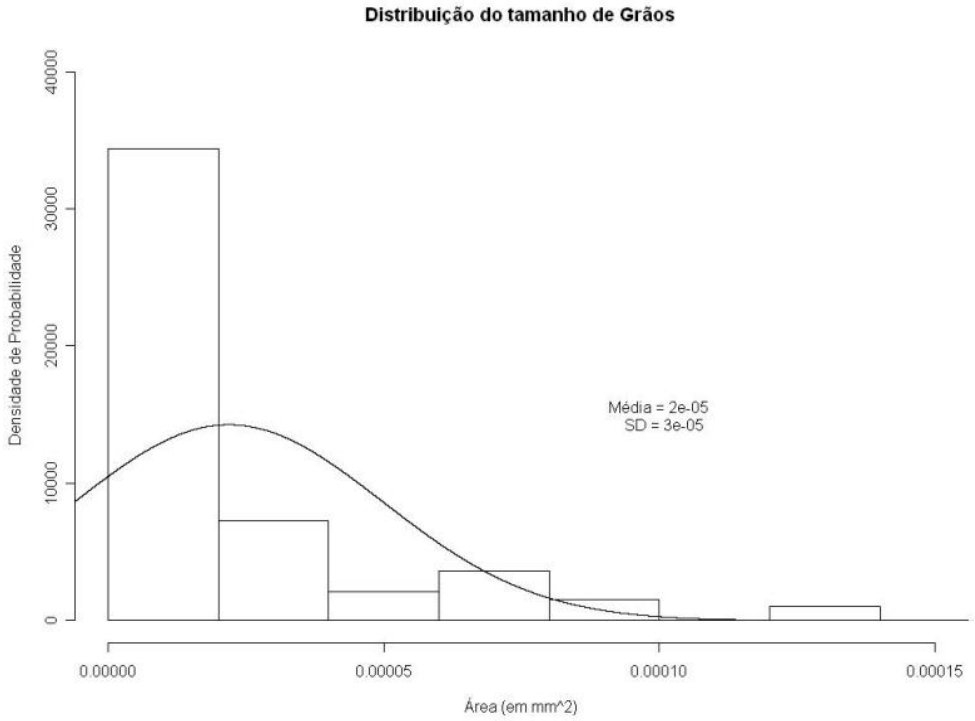
Pode-se notar que na Figura 4.3 a maior frequência em todas as distribuições estão em grãos com áreas relativamente pequenas entre grãos maiores. Tal comportamento na distribuição das áreas dos grãos justifica um desvio padrão alto em relação a estas medidas. O valor tão baixo do eixo x nos gráficos é devido às medidas estarem em mm^2, para a conversão para μm^2 basta multiplicar os valores por 10^{-6}.

Nas Figuras 4.4 são apresentados os histogramas de densidade de probabilidade plotados juntos de uma curva normal ajustada, enquanto na Figura 4.5 apresenta-se o teste de normalidade para as distribuições de área dos grãos.

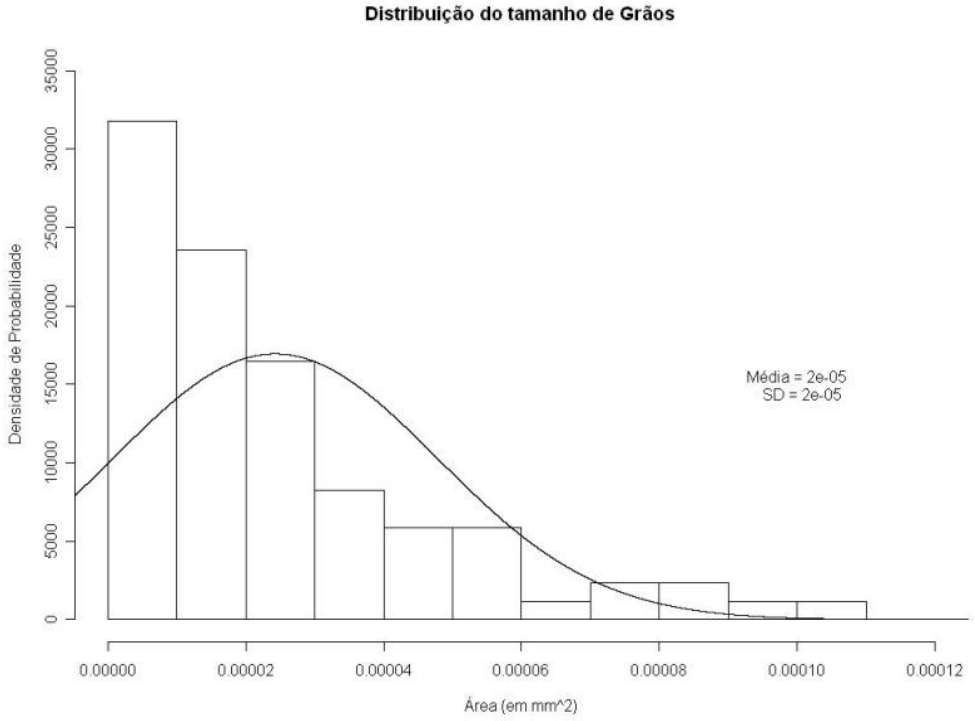


(a)

FIGURA 4.4 – Histograma de frequências com curva normal ajustada para a área de cada amostra: (a) Amostra I; (b) Amostra II; (c) Amostra III e (d) Amostra IV. Continua

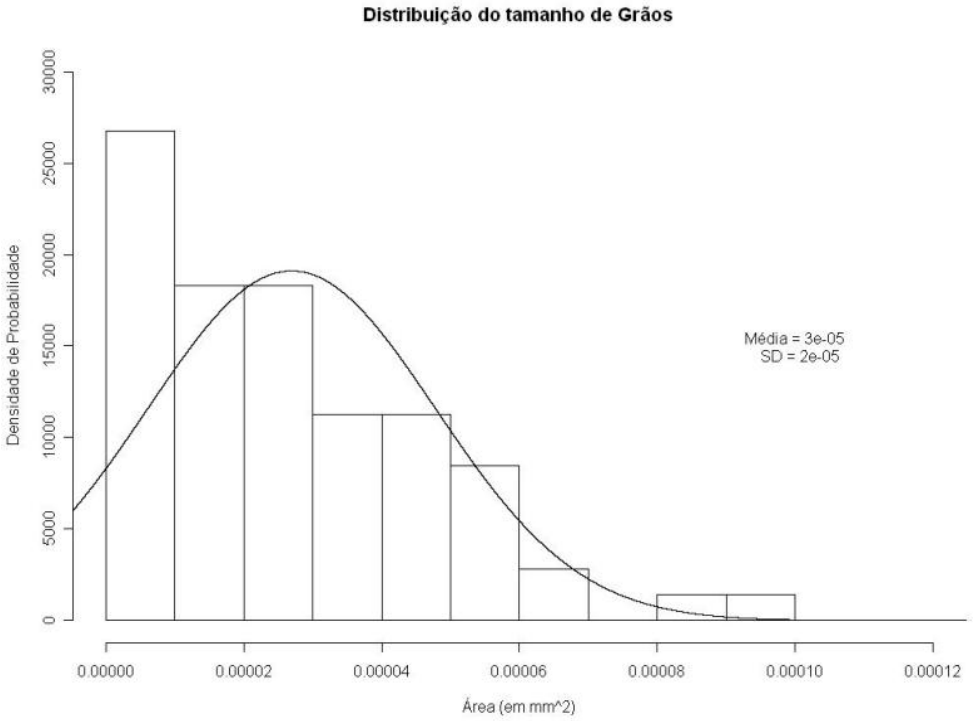


(b)



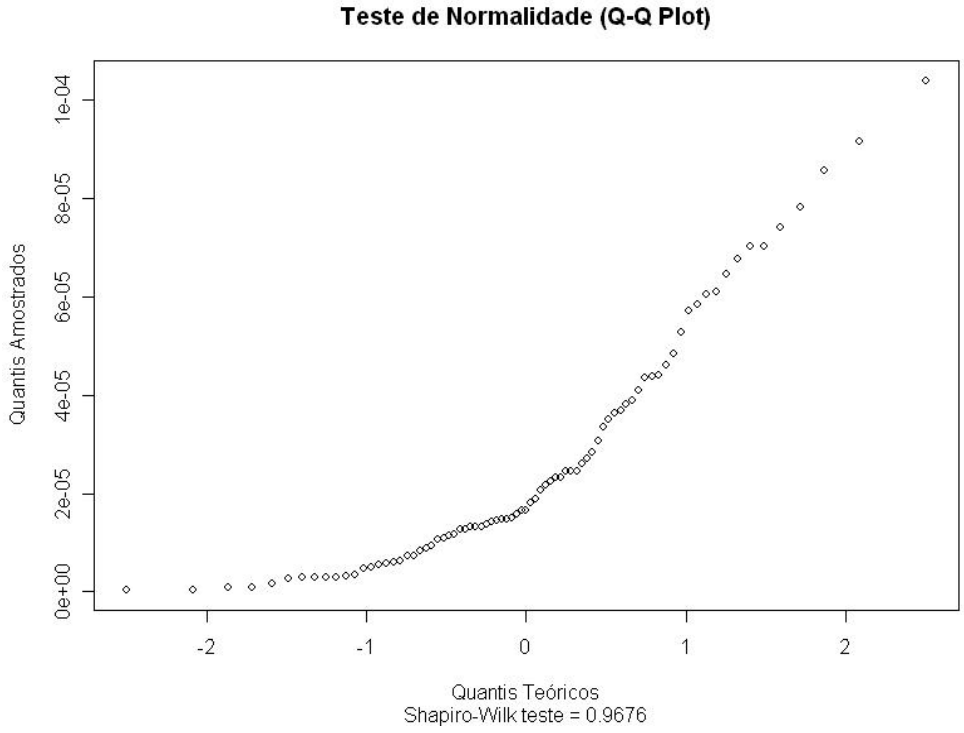
(c)

FIGURA 4.4 – Continuação (Continua)

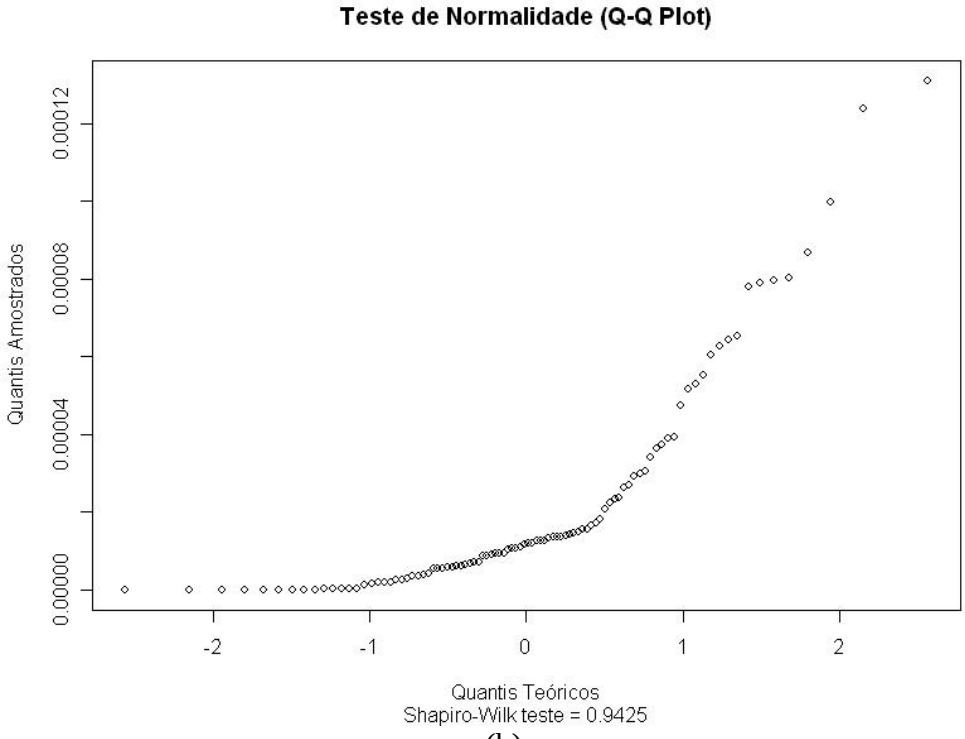


(d)

FIGURA 4.4 – Conclusão

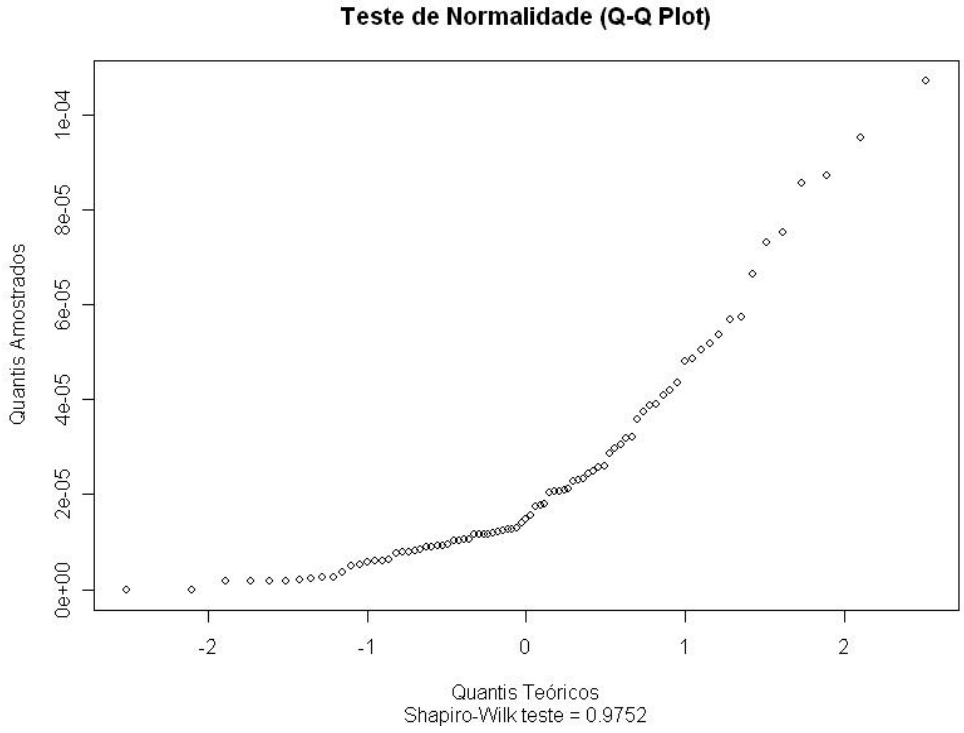


(a)

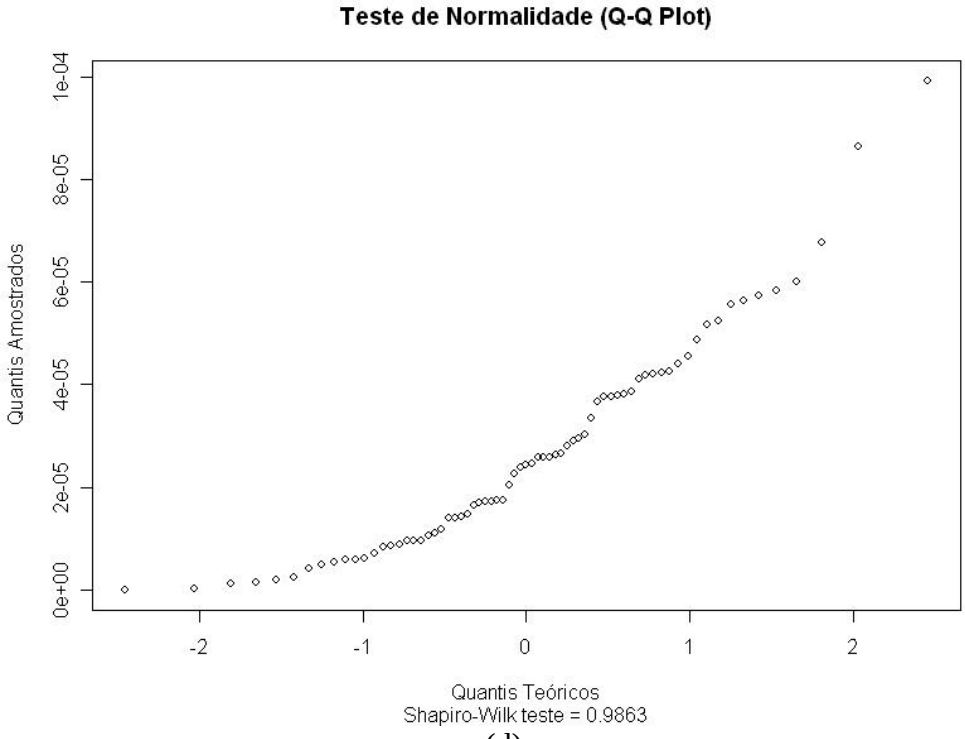


(b)

FIGURA 4.5 – Teste de Normalidade para a distribuição da área dos grãos de cada amostra: (a) Amostra I; (b) Amostra II; (c) Amostra III e (d) Amostra IV. Continua



(c)

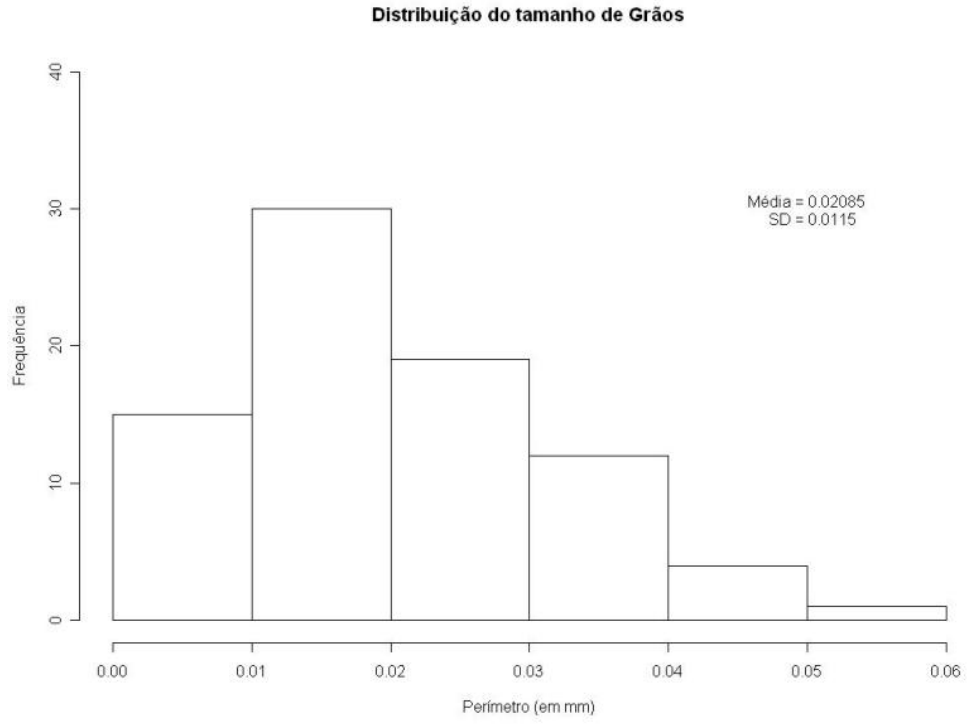


(d)

FIGURA 4.5 – Conclusão

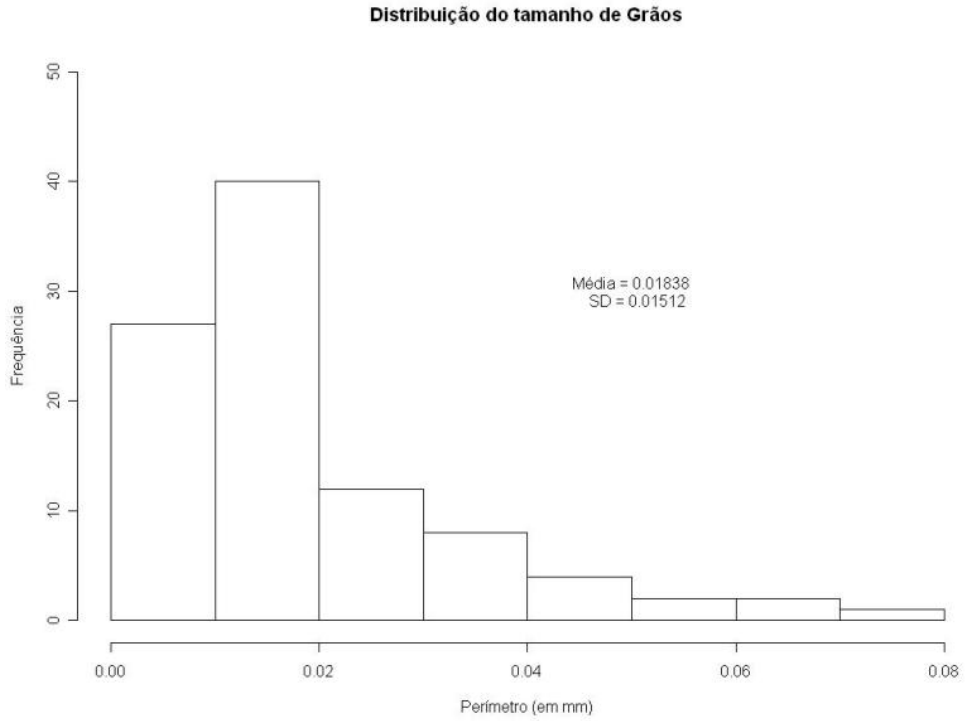
Na Figura 4.4, com o auxílio da curva normal, torna-se mais evidente o que podia ser constatado na Figura 4.3: uma maior frequência de grãos com áreas menores. Verifica-se porém que, apesar da curva normal não ajustar perfeitamente o histograma, os testes de normalidade da Figura 4.5, expressos pelo gráfico e pelo teste algébrico de Shapiro-Wilk, apontam para uma distribuição que não a normal, exigindo o emprego de outros testes estatístico que possam comprovar o caráter da distribuição aqui apresentada. Tal conclusão pode ser tomada, pois quanto mais próximo de 1 mais a distribuição tende a uma distribuição normal [28].

Estudos referentes à distribuição dos perímetros dos grãos também foram realizados. Novamente nestes estudos ocorreram que os valores do desvio padrão estavam na mesma ordem de grandeza da medida de interesse. Nas Figuras a seguir, 4.6 a 4.8, são apresentadas as distribuições de tamanho de perímetro dos grãos e os testes de normalidade, respectivo à cada amostra.

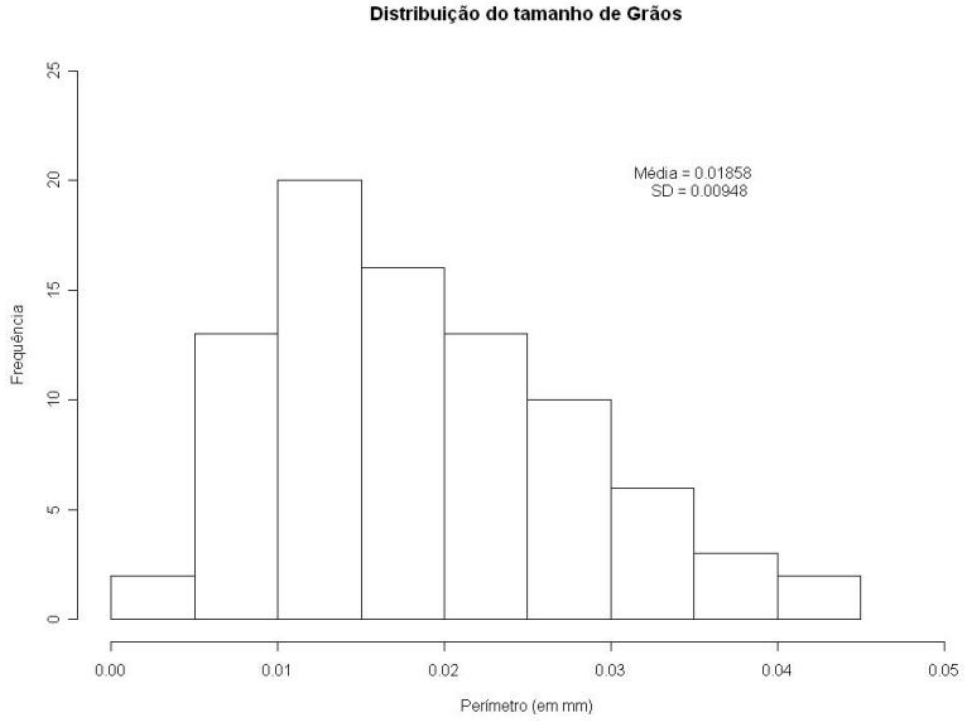


(a)

FIGURA 4.6 – Histogramas de frequência para o perímetro dos grãos em cada amostra: (a) Amostra I; (b) Amostra II; (c) Amostra III e (d) Amostra IV.
Continua

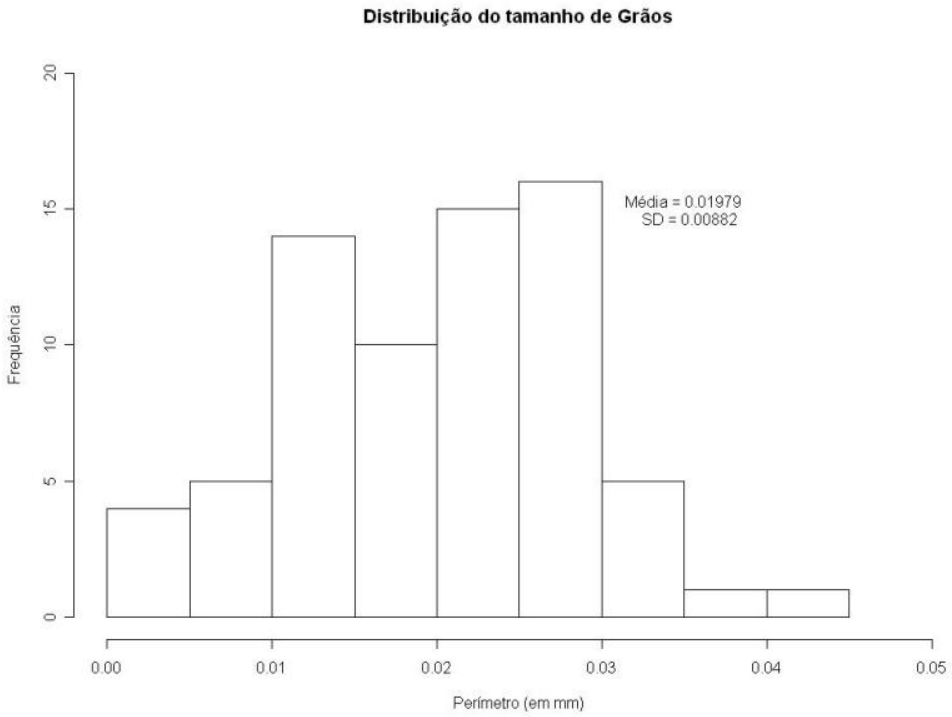


(b)



(c)

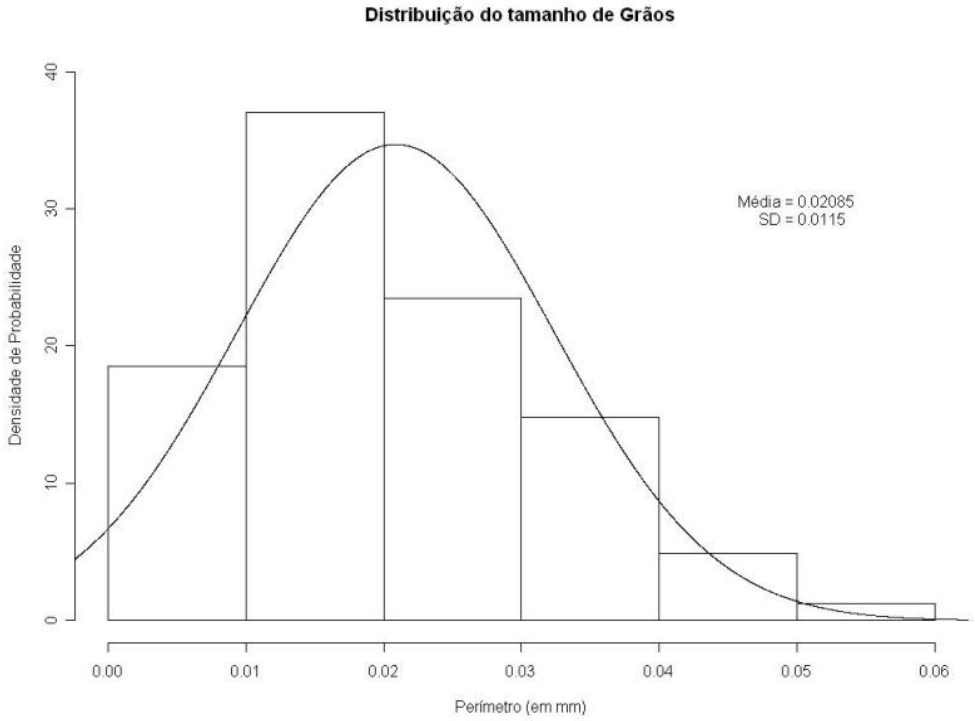
FIGURA 4.6 – Continuação (Continua)



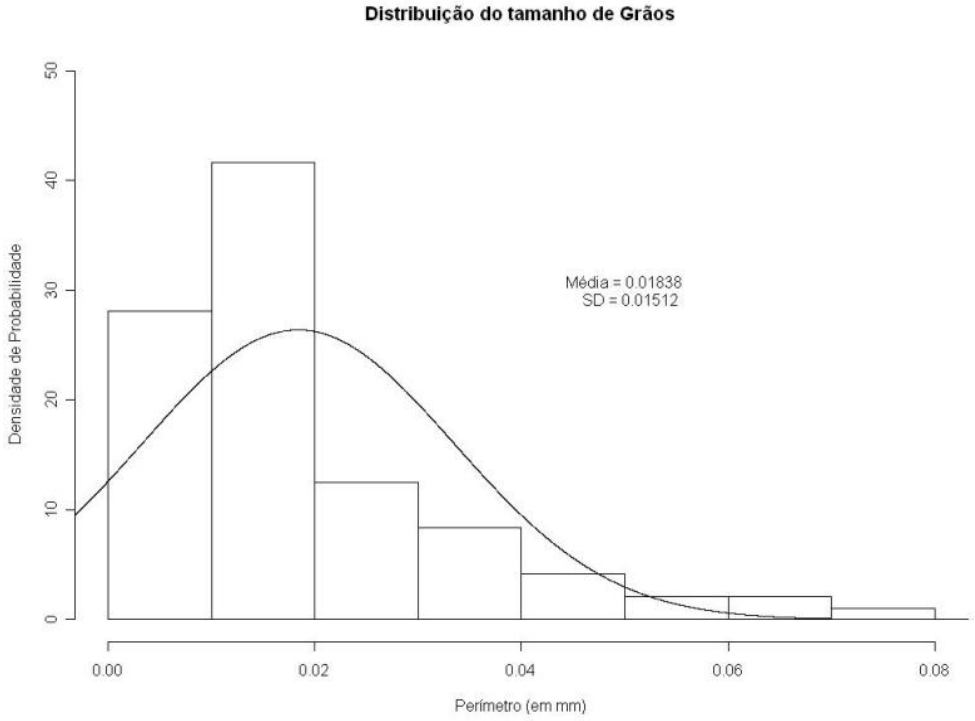
(d)

FIGURA 4.6 – Conclusão

Nestes histogramas de frequência podemos notar que as distribuições de classes estão mais próximas de uma curva normal, exceto pelo histograma referente a amostra II. Tal fato pode ser decorrente da dificuldade de segmentação apresentada na fotomicrografia, que comprometeu a qualidade da imagem binarizada e conseqüentemente a análise de imagens referentes a esta amostra.

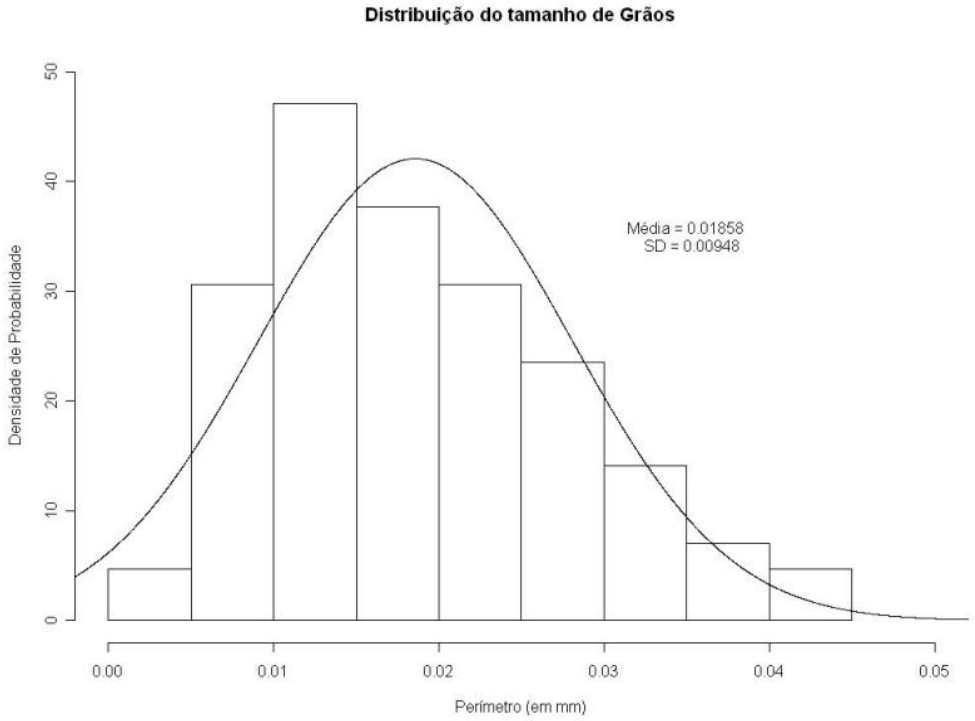


(a)

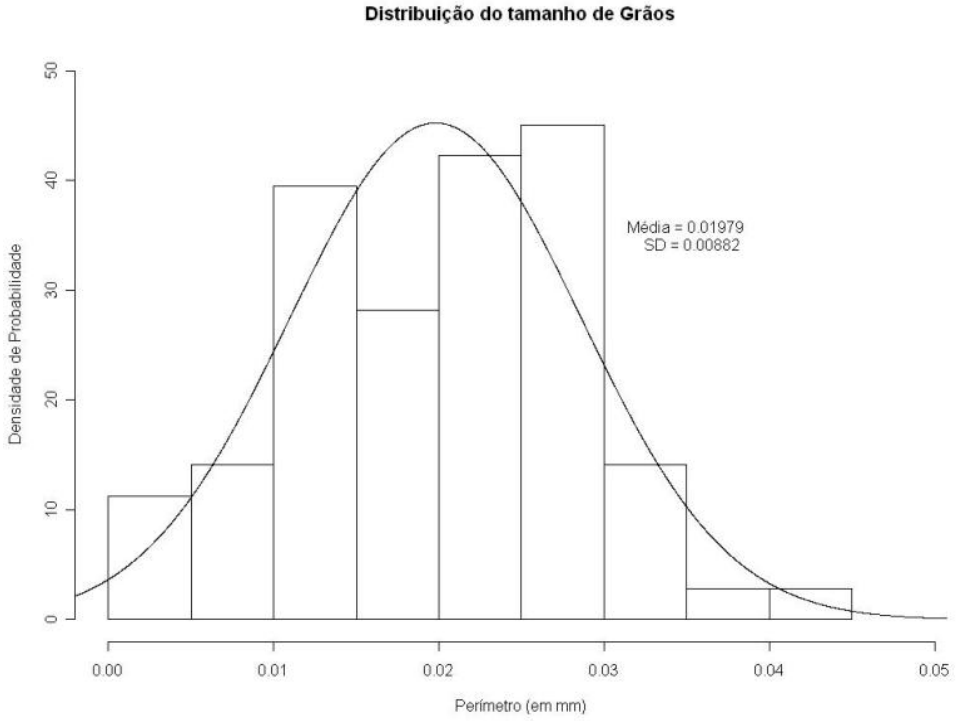


(b)

FIGURA 4.7 – Histograma de frequências com curva normal ajustada para as distribuições do perímetro de cada amostra: (a) Amostra I; (b) Amostra II; (c) Amostra III e (d) Amostra IV. Continua

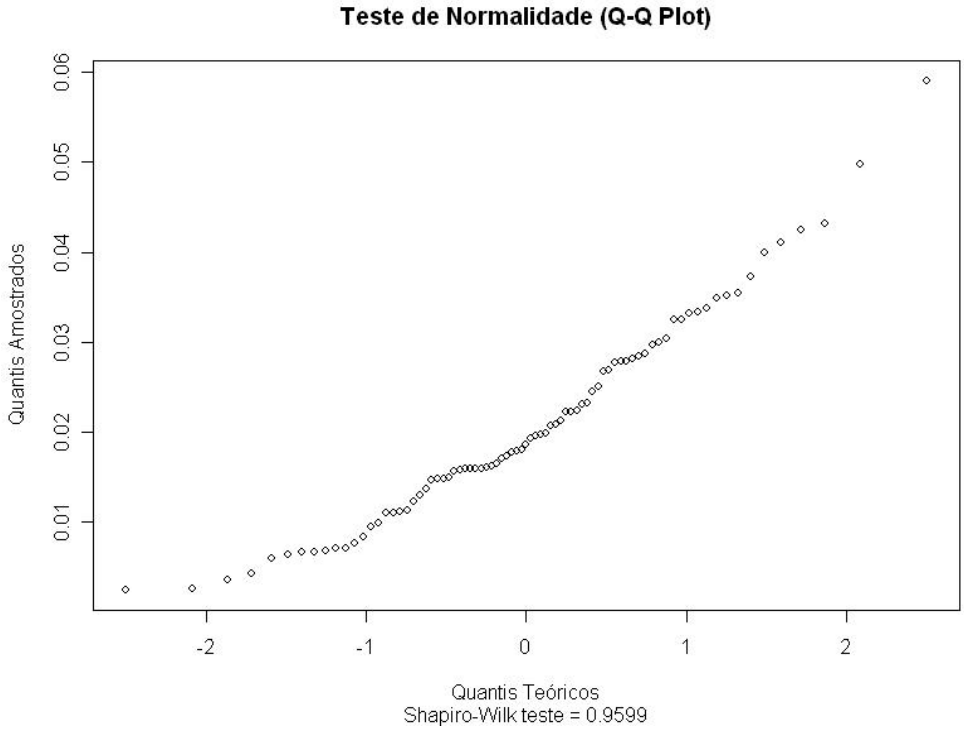


(c)

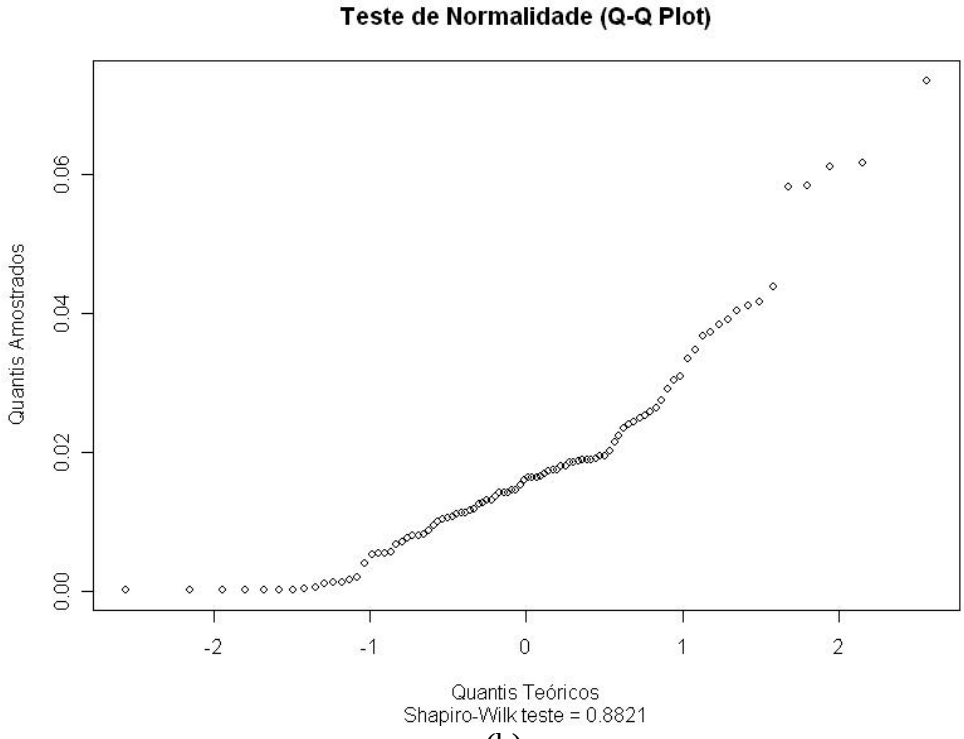


(d)

FIGURA 4.7 – Conclusão

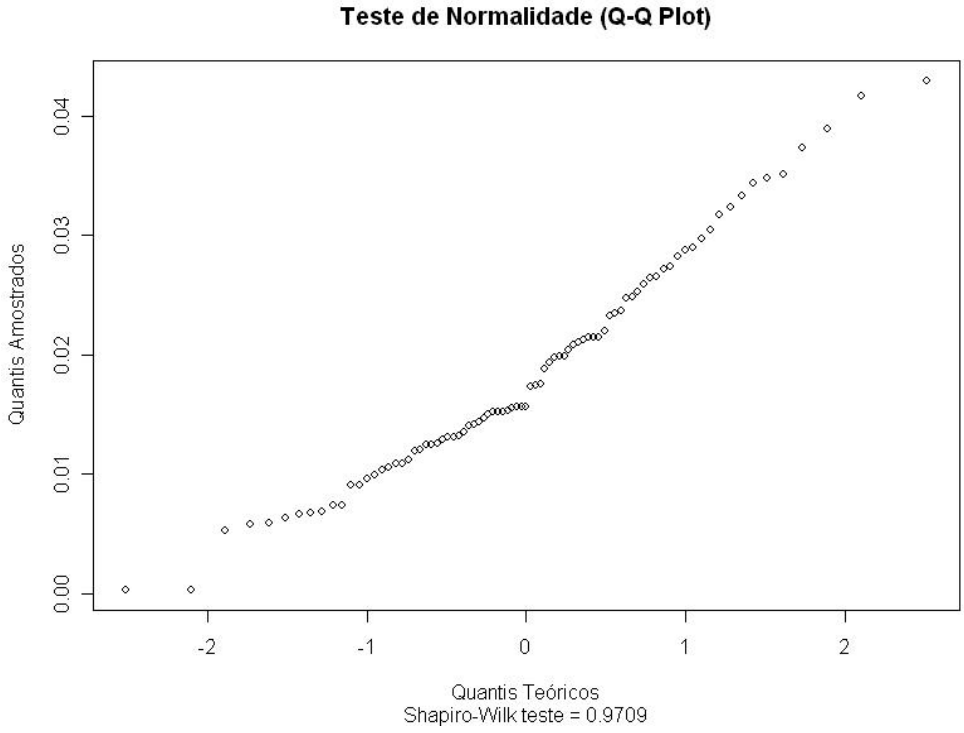


(a)

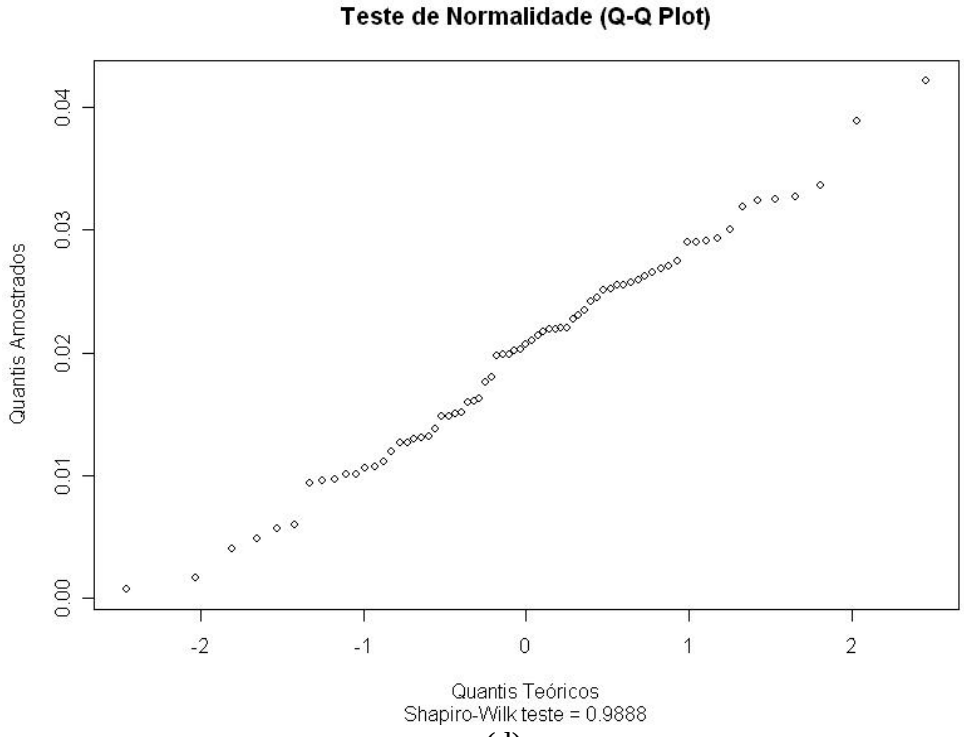


(b)

FIGURA 4.8 – Teste de Normalidade para a distribuição do perímetro dos grãos de cada amostra: (a) Amostra I; (b) Amostra II; (c) Amostra III e (d) Amostra IV. Continua.



(c)

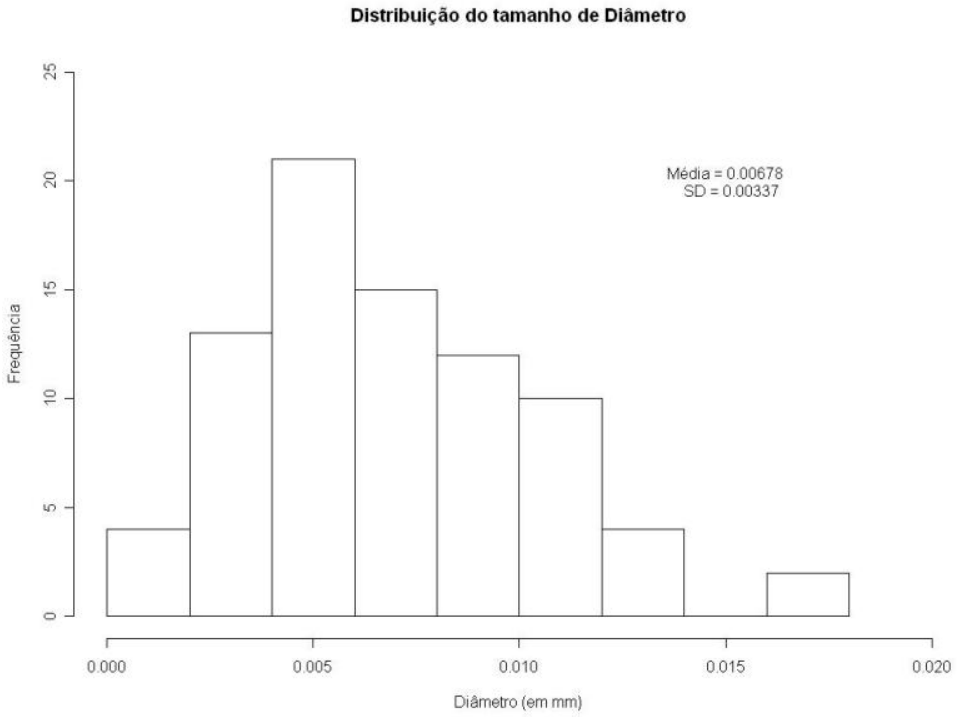


(d)

FIGURA 4.8 – Conclusão

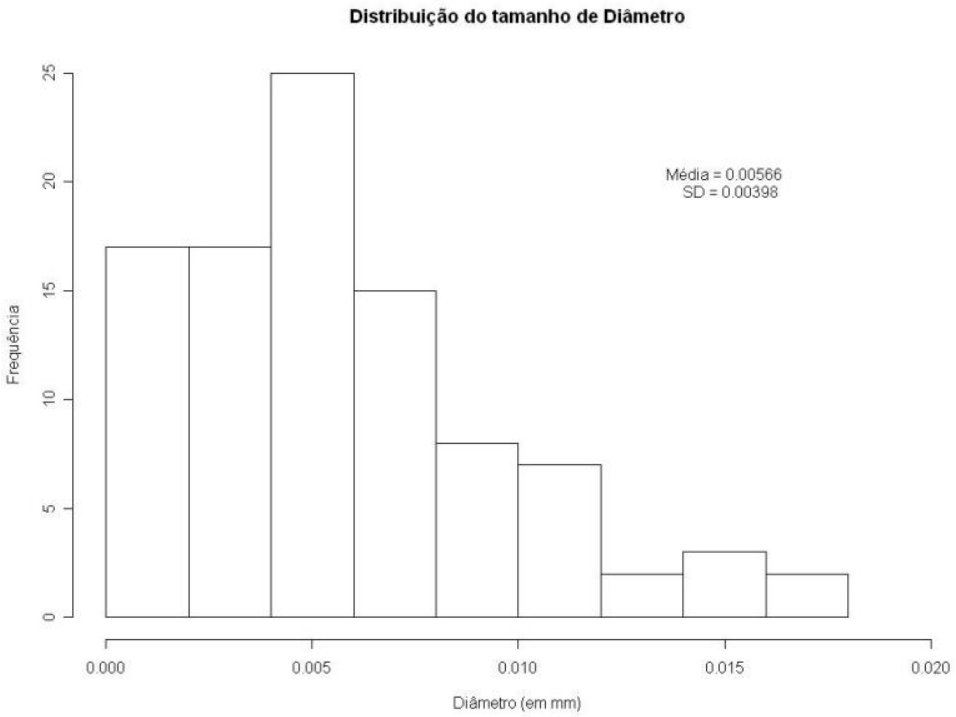
Na Figura 4.7 verificam-se que os ajustes de curvas normais aos histogramas ficaram mais precisos, e isso pode ser verificado pelo teste de normalidade das distribuições, na Figura 4.8, exceto pelo histograma da amostra II, que teve o pior desempenho e um baixo valor para o teste de normalidade. É notável também que o valor do desvio padrão seja muito próximo do valor da média, o que indica grande variabilidade de valores em relação ao valor médio do perímetro.

Por último foram extraídos dos valores de contagem automática o valor referente ao diâmetro de Feret, que associa o diâmetro de uma circunferência com mesma área do objeto. Tais medidas estão representadas nas Figuras 4.9 a 4.11.

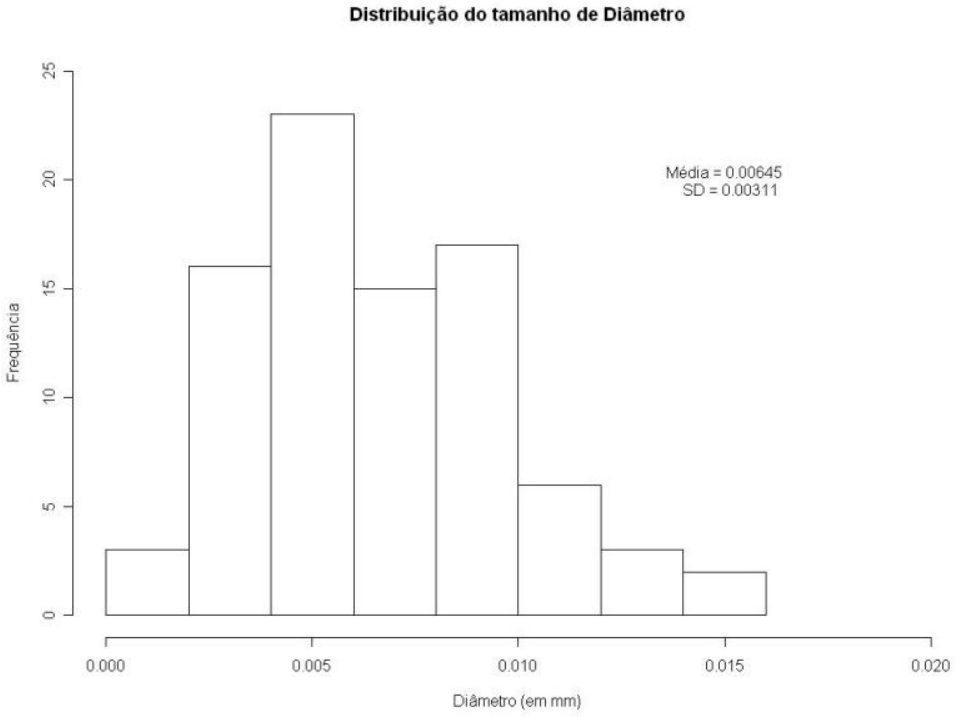


(a)

FIGURA 4.9 – Histogramas de frequência para o diâmetro dos grãos em cada amostra: (a) Amostra I; (b) Amostra II; (c) Amostra III e (d) Amostra IV. Continua.

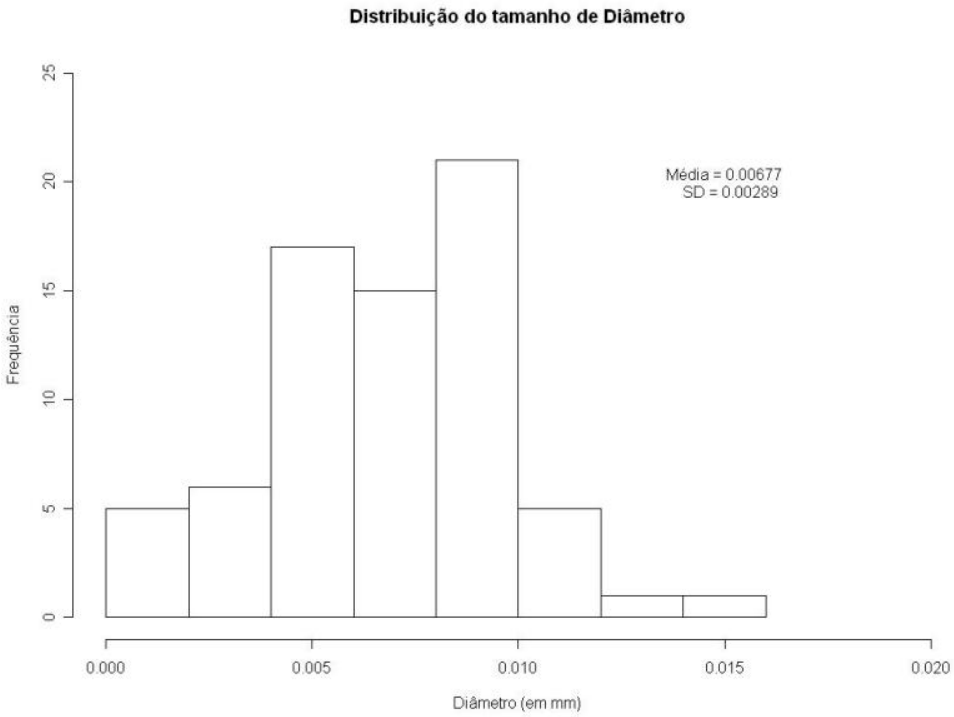


(b)



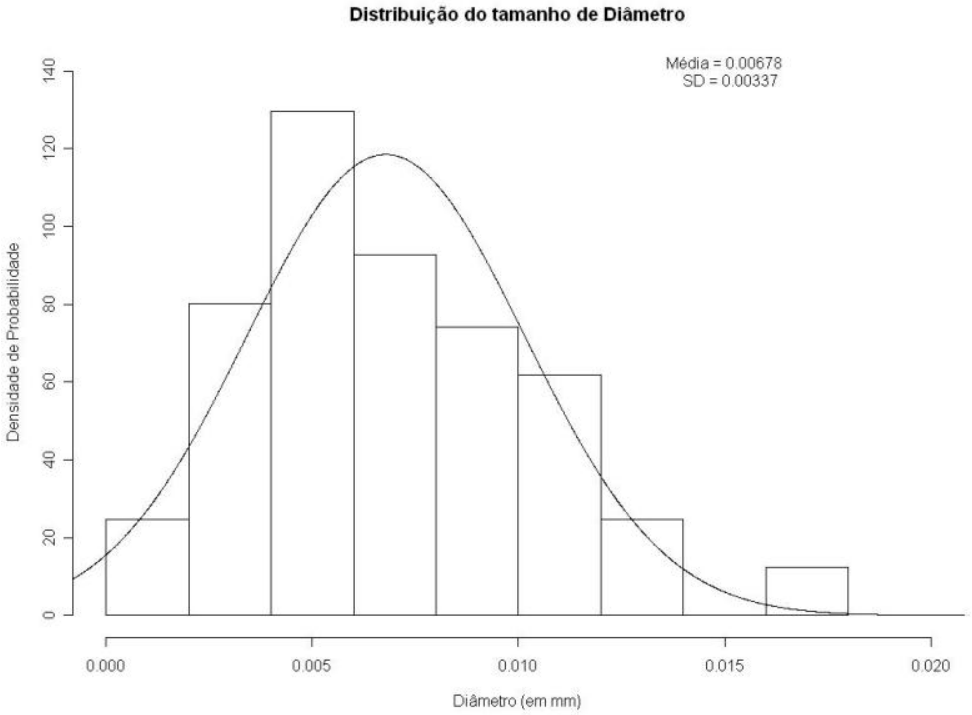
(c)

FIGURA 4.9 – Continuação (Continua)

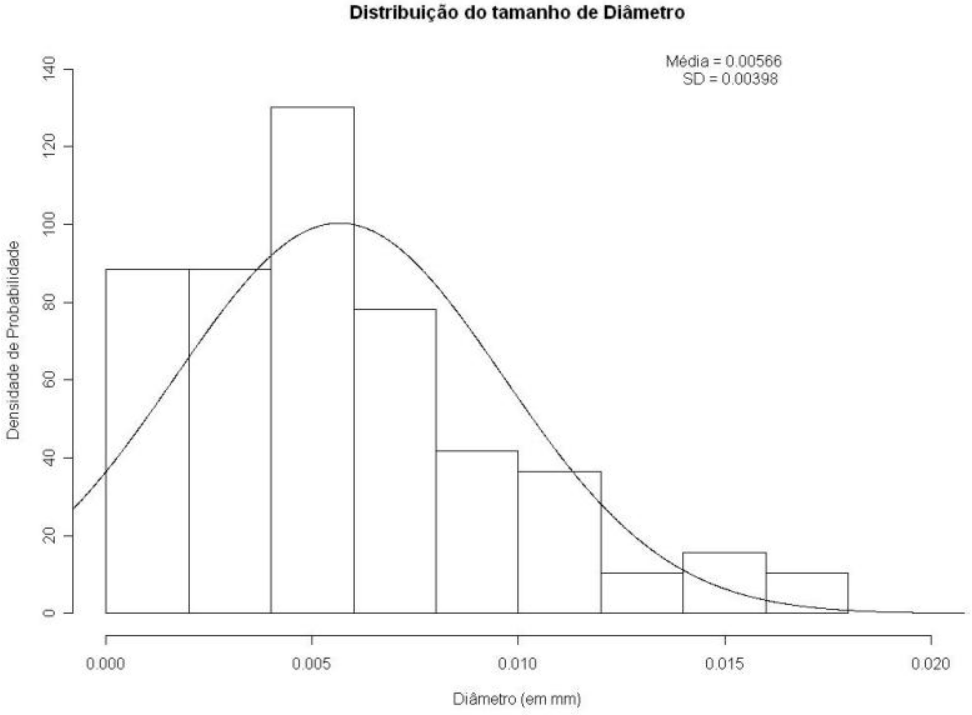


(d)

FIGURA 4.9 – Conclusão

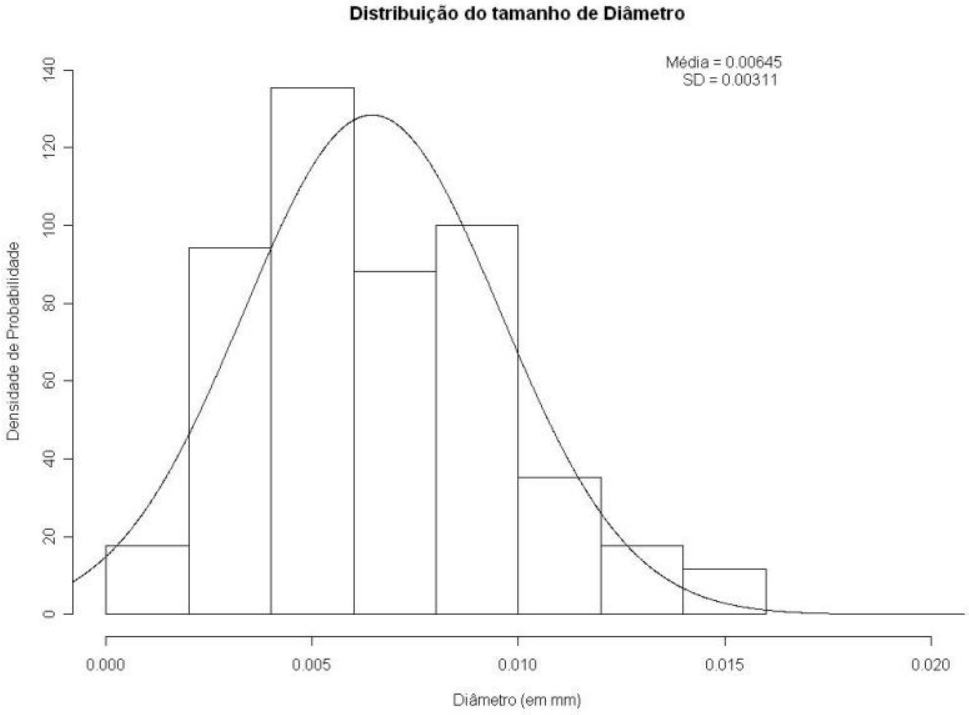


(a)

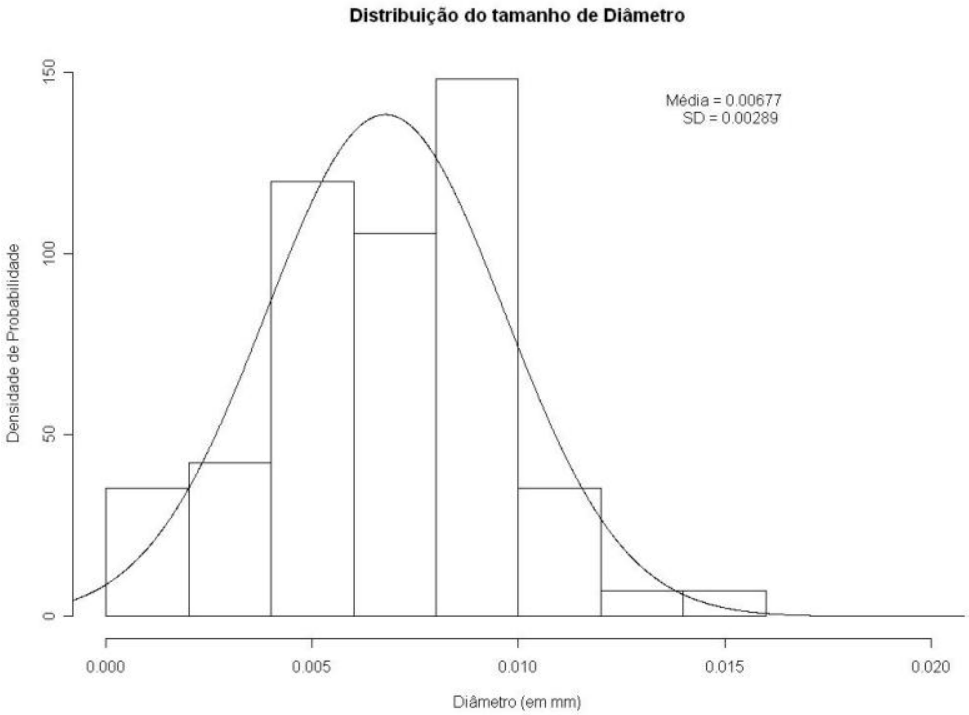


(b)

FIGURA 4.10 – Histograma de frequências com curva normal ajustada para a distribuição dos diâmetros de grãos de cada amostra: (a) Amostra I; (b) Amostra II; (c) Amostra III e (d) Amostra IV. Continua

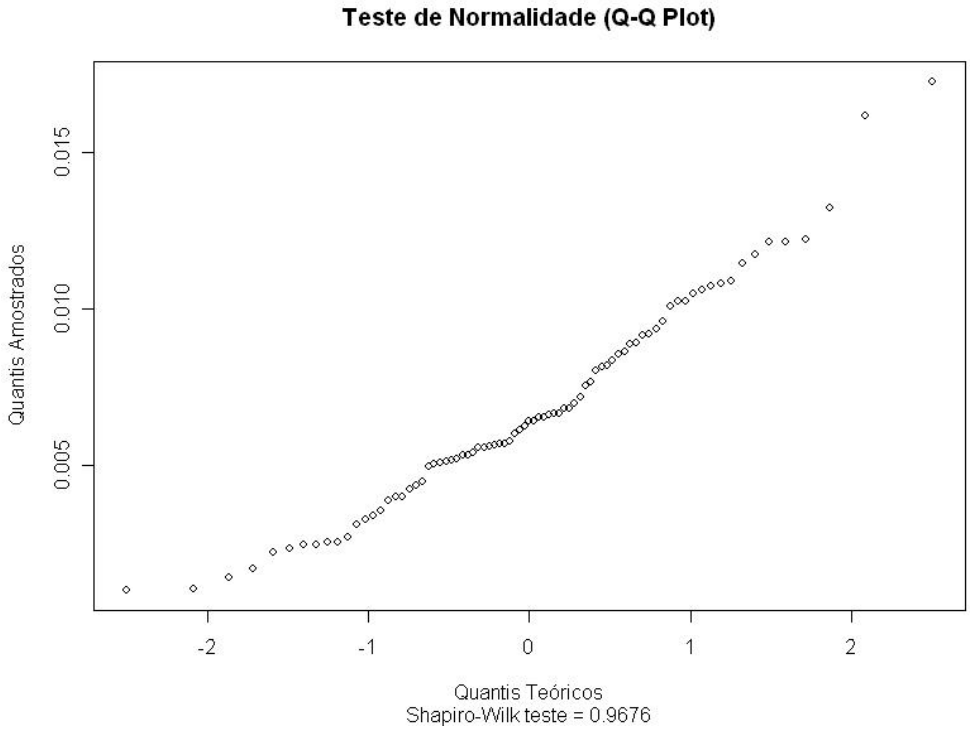


(c)



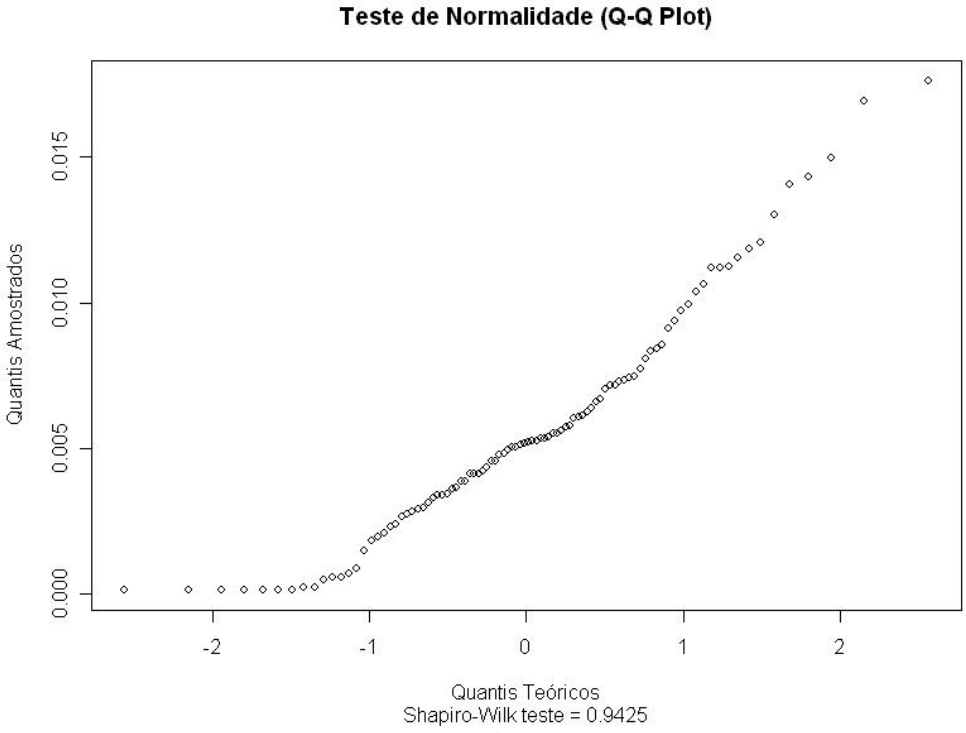
(d)

FIGURA 4.10 – Conclusão

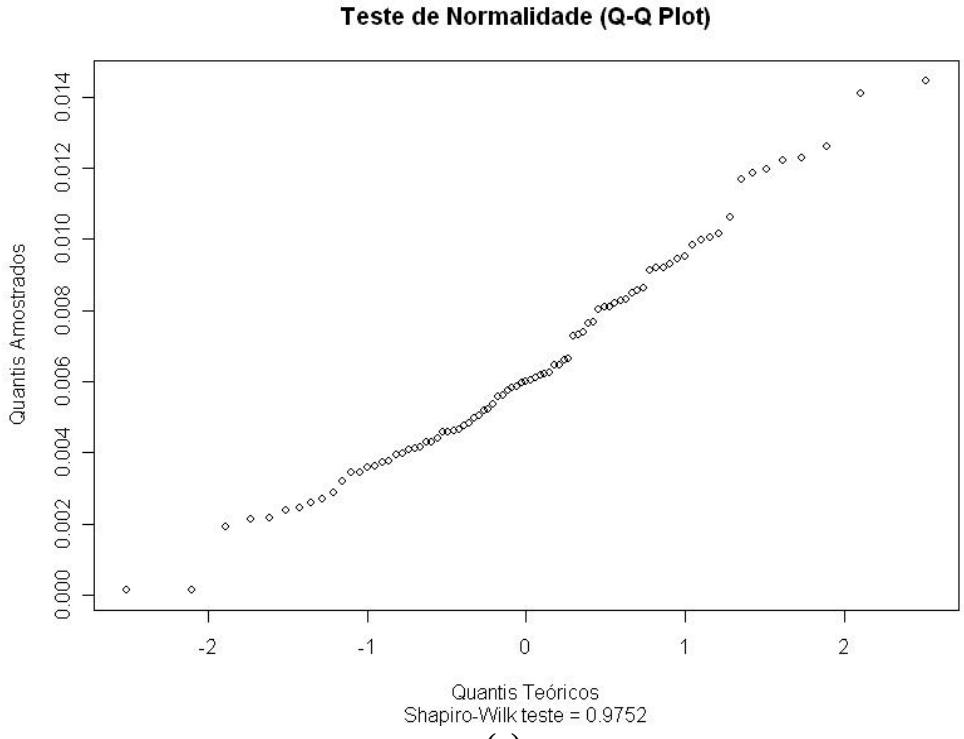


(a)

FIGURA 4.11 – Teste de Normalidade para a distribuição do diâmetro dos grãos de cada amostra: (a) Amostra I; (b) Amostra II; (c) Amostra III e (d) Amostra IV. Continua.

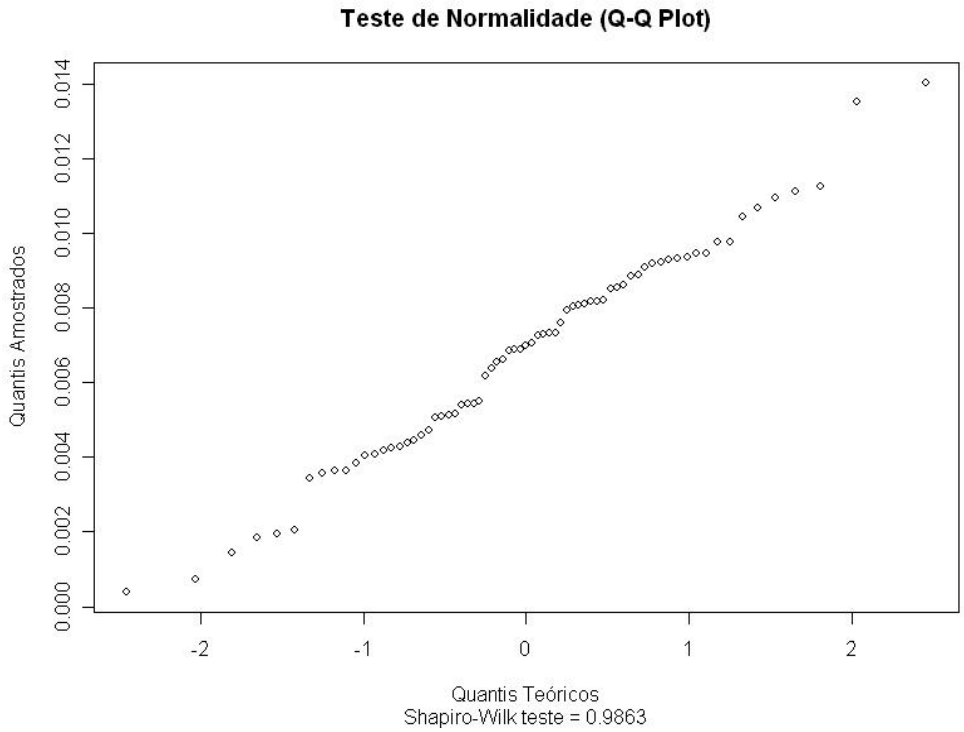


(b)



(c)

FIGURA 4.11 – Continuação (Conclusão)



(d)

FIGURA 4.11 – Conclusão

O comportamento das distribuições de diâmetros das amostras foi análogo ao observado para as distribuições de perímetros, com a amostra II tendo um desempenho inferior ao das outras amostras.

4.3 Comparação entre os métodos

4.3.1 Comparação entre os métodos de contagem manual e automática

A tabela de tamanho de grãos ASTM para contagens manuais só dispõem valores de tamanho médio de área e diâmetro, somente estas duas grandezas podem ser comparadas em relação aos dois métodos utilizados. Uma importante questão é que nesta tabela os valores dados são médios, não havendo uma distribuição em si, logo não há como utilizar o método de teste de hipóteses. A assim os valores encontrados serão comparados de maneira simples, pela comparação entre as médias obtidas. Ao contrário da técnica de contagem manual, na técnica de contagem automática, existe uma distribuição de tamanhos, que possibilita o cálculo de medidas de dispersão. A Tabela

4.9 mostra a comparação entre as médias dos dois métodos de análise de imagens para comparar o diâmetro (μm)

TABELA 4.9 – Média e desvio padrão das distribuições de diâmetro para as diferentes amostras obtidas por contagem automática

	Amostra I	**Amostra II**	**Amostra III**	**Amostra IV**
$\overline{d}_{Automático}$	6,8	5,7	6,5	6,8
$\overline{d}_{Manual}$	6,7	6,7	6,7	6,7

É possível notar por esta comparação simples que os resultados estão condizentes um com os outros, visto que apenas na amostra II os resultados tiveram uma diferença de mais de dois décimos. Porém, a falta de uma quantidade maior de amostras para estudar pode ter prejudicado os resultados.

Na Tabela 4.10 são apresentadas as comparações entre os valores das áreas cálculados pelas duas técnicas, com a grandeza, diâmetro, em μm^2.

TABELA 4.10 – Média e desvio padrão das distribuições de área para as diferentes amostras obtidas por contagem automática

	Amostra I	**Amostra II**	**Amostra III**	**Amostra IV**
$\overline{A}_{Automático}$	30	20	20	30
$\overline{A}_{Manual}$	45	45	45	45

4.3.2 Comparação entre os métodos de contagem realizados no trabalho anterior e no presente trabalho

Após os cálculos realizados por duas técnicas distintas é necessário responder à seguinte pergunta: *"A diferença entre as medições é significativa ou foi meramente devido ao acaso?"*. Para responder tal pergunta, será usado o teste de significância da diferença das médias.

No trabalho desenvolvido de doutoramento realizado no LAS e em conjunto com a Faculdade de Engenharia Química de Lorena (EEL-USP) para desenvolver e caracterizar as cerâmicas aqui estudadas, as cerâmicas também passaram por uma etapa de caracterização através de análise de imagens [2]. Assim um teste de significância foi realizado para efetuar a comparação dos resultados obtidos no trabalho de Freitas (2000) e no presente trabalho. Na Tabela 4.13 são apresentas os valores de diâmetro médio e seu respectivo desvio padrão para as amostras

TABELA 4.13 – Média e desvio padrão das distribuições de diâmetro (em μm) para as diferentes amostras obtidas por contagem automática

	Amostra I	**Amostra II**	**Amostra III**	**Amostra IV**
Média ($\overline{X}$)	1,39	1,48	1,47	1,47
Desvio Padrão (σ)	0,6388	0,6744	0,6382	0,5897

Admitindo-se que o número de grãos das amostras seja o mesmo, podemos montar a seguinte tabela de dados:

TABELA 4.14 – Comparação entre os métodos manual e automático para o cálculo de diâmetro

	Comparação com a amostra I	Comparação com a amostra II	Comparação com a amostra III	Comparação com a amostra IV
N	123	127	124	102
$\sigma_{\overline{X}_1 - \overline{X}_2}$	0,309274	0,3587202	0,285106	0,292049
$\mathbf{z_\alpha}$	**-17,4279**	**-116694**	**-17,6426**	**-18,1476**

Fica evidente, apenas observando a tabela acima, que os valores para determinação dos intervalos de significância para o escore reduzido, independente do

nível de significância adotado, estão muito além dos limites estabelecidos para os principais níveis de confiabilidade. Tal fato revela que as amostras possuem uma grande e significante diferença entre.

Uma questão que pode ter influenciado decisivamente nos resultados está ligada à segmentação da imagem, ou seja, à sua binarização. Em geral, nesta operação que a imagem perde muito de sua resolução, dificultando assim a identificação dos contornos de grãos e causando erros cumulativos na análise de imagem. Uma possível alternativa seria o uso de um *software* digitalizador, no qual o usuário deverá contornar os grãos da imagem antes de realizar a análise quantitativa, de modo que a binarização tornaria-se muito mais simples e isenta de erros. Outros *software*s podem ser utilizados neste sentido desde que permitam abrir uma imagem e desenhar ou colocar vetores sobre a mesma, é o caso até mesmo do Microsoft Power Point.

CAPÍTULO 5

CONCLUSÕES

O presente trabalho tem como objetivo testar e validar um *software* livre de análise de imagens, de forma a se tornar uma ferramenta útil para pesquisadores e técnicos que trabalham com microestruturas de materiais, devidamente documentada, além de comparar os resultados obtido por tal *software* com a análise manual de contagem de grãos. Com tal intuito, podemos concluir a partir dos resultados apresentados:

- O *software* Image J apresentou-se como uma importante ferramenta no tratamento de imagens e análise quantitativa de imagens, oferecendo muitos recursos como parte de seu pacote padrão e outros tantos como *plugins* e extensões do *software*, que se adaptam para cada tipo de uso. O fato de possuir *mailing list* e ser um *software* de licença livre estimula diversos grupos de discussão e desenvolvimento de novas ferramentas, que aprimoram o *software*. A documentação existente no *site* do *software* é de muita ajuda ao usuário, pois explicam bem o uso do *software*.

- Quanto maior a “clareza” da microestrutura melhores serão os resultados da análise de imagens. As condições de processamento do material e o tratamento dado para a revelação da microestrutura de uma amostra antes da obtenção da fotomicrografia é de extrema importância para a análise de imagens. Nestas etapas, contornos de grãos mal revelados, marcas de tratamentos, grãos arrancados por polimento, dentre outros defeitos podem ser influências deletérias ao tratamento e à análise de imagens.

- A utilização das normas técnicas para análise de imagens é de suma importância na utilização desta técnica pois garante a reprodutibilidade das condições de medida e certifica o que está sendo realizado. Porém deve-se levar em consideração que as medições pelo método de contagem manual são muito

suscetíveis a erros e à falta de precisão, visto que se trata de critérios subjetivos para a interpretação de contornos de grãos. Há ainda o fato das medidas de interesse estarem tabeladas, tal como área e diâmetro médios, sendo que tal fato possa nem sempre estar de acordo com a característica mostrada na imagem da amostra.

- A calibração do *software* deve ser a mais precisa possível devido à propagação de erro que eventualmente venha ocorrer.

- Estudos relacionados a métodos mais eficientes de segmentação de imagens sem perda de características de forma são importantes para um aprimoramento maior da funcionalidade da técnica de análise de imagens.

- As diferenças entre os métodos de contagem utilizados podem ser explicadas pelo pequeno número de amostras utilizadas. É importante, ainda para efeito de comparação de resultados, a repetição deste estudo em um número maior de fotomicrografias da mesma amostram, com campos de observação diferentes. Outra forma para comparação dos resultados seria a utilização da imagem a ser analisada digitalizada através de um outro *software*, de forma que somente os contornos de grãos fiquem na imagem.

- O uso de técnicas estatísticas se apresentaram como uma boa ferramenta para a análise, comparação e apresentação dos resultados.

Finalmente, a fim de complementar este trabalho, sugere-se a realização de outras pesquisas que levem em consideração os seguintes assuntos:

1. Estudar métodos de segmentação de imagens que possibilitem a melhor visualização dos contornos de grãos através do *software* de análise de imagens.

2. Comparação entre o método de contagem automática e técnicas experimentais de contagem de tamanho de grãos.

É importante ressaltar que os conhecimentos adquiridos neste trabalho de análise de imagens com o uso de *software*, obedecendo as normas técnicas existentes, pode ajudar os pesquisadores a utilizarem e operacionalizar a técnica de análise microestrutura de materiais a partir da análise de imagens.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

[1] KURANAGA, C,; NONO, M. C. A.; SILVA, M. D., MINEIRO, S. L. Influence of microstructure on humidity sensing properties of ZrO_2-TiO_2 ceramics. In: CONGRESSO DE MICROSCOPIA E MICROANÁLISE NO MERCOSUL (MICROMAT 2002)., 2002, Curitiba. **Anais...** Curitiba: SBMM, 2002. v. 1, p. 202-208.

[2] FREITAS, D. **Desenvolvimento de uma cerâmica à base de zircônia dopada com concentrado de óxidos de ítrio e de terras raras para aplicação em sensores de oxigênio**, 2000. Tese de Doutorado, DEMAR/FAENQUIL, Lorena, 2000.

[3] MINEIRO, S. L.; NONO, M. C. A.; KURANAGA, C.; SILVA, M. D. Humidity sensitive characteristics of ZnO-TiO_2-ZrO_2. **Mater. Sci. Forum**, v. 498, p. 293-298, 2005.

[4] CHIANG, Y. M.; BIRNIE, D. P.; KINGERY, W. D. **Physical ceramics principle for ceramic science and engineering**. New York: John Wiley & Sons, 1997.

[5] CALLISTER, W.D. **Ciência e engenharia de materiais:** uma introdução. Rio de Janeiro: LTC, 2002.

[6] VAN VLACK, L.H. **Propriedades dos materiais cerâmicos**. São Paulo: Edgard Blücher, 1973.

[7] KINGERY, D.; BOWEN, H. K.; UHLMANN, D. R. **Introduction to ceramics.** 2. ed. Neu York: Wiley-Interscience, 1976.

[8] GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. **Digital image processing**. 3. ed. Boston: Addison-Wesley, 1992.

[9] MARQUES Fº, O.; VIEIRA NETO, H. **Processamento digital de imagens**. Rio de Janeiro. Brassport, 1999.

[10] KURZYDŁOWSKI, K. J.; RALPH, B. **The Quantitative description of the microstructure of materials**. New York. CRC Press, 1995

[11] DIÓGENES, A. N.; HOFF, E. A.; FERNANDES, C. P. Grain size measurement by image analysis: An application in the ceramic and in the metallic industries. In: INTERNATIONAL CONGRESS OF MECHANICAL ENGINEERING, 18., 2005, Ouro Preto. **Proceedings…** [S.l.]: COBEM, 2005.

[12] CHIM, R. Grain Sizes of Ceramics by automatic image analysis. **Journal of American Ceramic Society**, v. 77, n. 2, p. 589-592, 1994

[13] CREMONA, M. et al. O.; ALBUQUERQUE, M. P. Grain size distribution analysis in polycrystalline LiF thin films by mathematical morphology techniques on AFM images and X-ray diffraction data. **Journal of Microscopy**, v. 197, p. 260-267, 2000.

[14] HEFLER, J.; HECLER, A.; MAHONEY, E.M.; HARRIS, J. E. Microstructural Characterization *of* Structural Ceramics Using Image Processing and Analysis. **Journal of American Ceramic Society**, v. 76, n. 6, p. 1551-1557, 1993

[15] AMERICAN SOCIETY FOR TESTING AND MATERIALS. **ASTM E 112(2004e2):** Standard Test Methods for Determining Average Grain. West Conshohocken, United States, 2004, 26p.

[16] AMERICAN SOCIETY FOR TESTING AND MATERIALS. **ASTM E 1382(2004):** standard test methods for determining average grain size using semiautomatic and automatic image analysis. West Conshohocken, United States, 2004, 22p.

[17] VAN DER HEIJDEN, F. **Image based measurement systems**. New York: John Wiley & Sons, 1994.

[18] MANHEIMER, E. A. **Microscopia dos materiais:** uma introdução.. Rio de Janeiro: Sociedade Brasileira de Microscopia e Microanálise/ E-papers Serviços Editoriais, 2002.

[19] GOLDSTEIN, J. I. et al..**Scanning electron microscopy and x-ray microanalysis**. New York: Plenum Press. 2. ed., 1992.

[20] HARALICK, R. M.; SHAPIRO, L. G. **Computer and robot vision.** Boston: Addison Wesley, 1992. 672p.

[21] [21]PARKER, J. R. **Algorithms for image processing and computer vision**. New York: John Wiley & Sons, 1997. 417p.

[22] SOILE, P. **Morphological image analysis:** principles and applications. New York: Springer, 1999.

[23] RAHIMI, **A. Fast connected components on images**. Disponível em: <http://xenia.media.mit.edu/~rahimi/connected/>. Acesso em: 22 jun. 2006.

[24] LEE, J. H.; MOON, H.; LEE, H. W., KIM, J. KIM, J. D.; YOON, K. H. Quantitative analysis of microstructure and its related electrical property of SOFC anode, Ni–YSZ cermet. **Solid State Ionics**, v. 148, p. 15– 26, 2002.

[25] RASBAND, W. **Image J documentation**. Disponível em: <http://rsb.info.nih.gov/ij/docs/index.html>. Acesso em 27 de jan 2007.

[26] IMAGE TOOL, **Image tool help standard manual**. Disponível em: <http://ddsdx.uthscsa.edu/dig/pub/it/docs/itdocs.zip>. Acesso em 08 nov 2006.

[27] VENABLES, W. N.; SMITH, D. M. **An introduction to R**. notes on R: a programming environment for data analysis and graphics. Disponível em: <http://www.r-project.org/manuals.html>. Acesso em 10 de jul 2007.

[28] SPIEGEL, M. R. **Probabilidade e estatística:** coleção Schaum. 2 ed. Rio de Janeiro: Editora. Bookman, 2004. 398p.

APÊNDICE A

USO DO *SOFTWARE* IMAGE J

Todas as imagens utilizadas passaram por uma etapa de pré-processamento a fim de que as características de interesse, no caso os contornos de grãos, fossem realçados. Deve-se salientar que os procedimentos aqui apresentados podem não ser satisfatórios para outras amostras, chamando a atenção para o fato da consideração acerca da característica que pretende-se estudar e o tratamento a ser empregado, tanto na amostra quanto na análise de imagem.

O filtro *Sharpen* serve para que o contraste da imagem seja aumentado, realçando detalhes na imagem ou em uma área selecionada, podendo como contratempo realçar a presença de ruídos também. Basicamente este filtro substituí o pixel analisado pela média ponderada de sua vizinhaça 3x3. Após o uso deste filtro, é utilizado um filtro para detecção de bordas, baseado nos operadores de Sobel vertical e horizontal, denominado *Find Edges*. Feito isto, um outro filtro é utilizado para suavizar os tons de cinza da imagem, tal filtro trata-se do *Gaussian Blur*. A etapa seguinte trata-se de binarizar a imagem através do comando *Make Binary*. A binarização da imagem, ou seja, a transformação de uma imagem de 256 cores (em escalas de cinza) para uma imagem em preto e branco, é necessária para a utilização do pacote de análise de imagens, que só comporta imagens binarizadas.

Para retirar manchas e pequenas imperfeições contidas na imagem, é utilizado um filtro morfológico denominado *Fill Holes* (Rasband 2007).

Como o Image J reconhece os objetos pela cor de seus pixels, é necessário usar uma plugin demo, instalado junto com o *software* para fazer a inversão de cores. Neste processo nem sempre os contornos de grãos ficam bem delineados, às vezes torna-se necessário, a partir da imagem original, por comparação, apagar ou redesenhar manualmente alguns contornos de grão. Tal alternativa pode ser realizada sem

comprometimento da qualidade da análise, desde que os contornos originais sejam realçados, conforme descrito nas normas técnicas.

A calibração do *software* deve ser realizada antes que a análise seja feita. Para isso devemos seguir os seguintes passos:

- uma imagem contendo a barra de aumento do microscópio deve ser aberta no *software*. O tamanho da barra de medida tem 4 cm e, o que diferencia cada aumento não é o tamanho da barra e sim o valor de referência para cada aumento.

- com a ferramenta *Straight Line Selection* faça um traço exato sobre a barra de tamanho.

- na barra de menu, no botão *Analyze> Set Scale* aparecerá a seguinte caixa de diálogo:

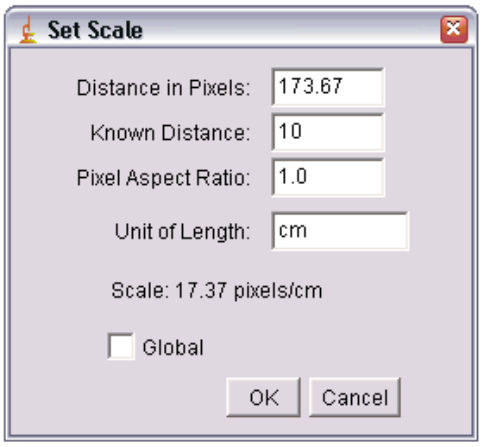


FIGURA A.1 – Caixa de diálogo da ferramenta de calibração do *software* Image J[25]

Na caixa *Distance in Pixels* aparecerá a distância relativa à quantidade de pixels que o tamanho da barra contém. Na caixa inferior, *Known Distance* devemos iinformar qual a real distância representada pela barra. Na próxima caixa de diálogos, *Pixel Aspect Ratio* devemos informar qual a razão de aspecto da imagem. A próxima caixa trata-se da unidade de medida. Por último, uma das caixas de diálogo trata das questão desta

calibração ser utilizadas para todas as medidas realizadas, ou seja, se esta será uma escala global. Este procedimento de calibração deve ser feito sempre que o *software* é iniciado com o intuito de realizar uma análise quantitativa de imagens.

Realizada a calibração, podemos realizar a análise de imagens. Para isso seguimos os seguintes passos:

- na barra de menu, no botão *Analyze> Set Measurements*. Nesta área, serão escolhidas quais as medidas serão calculadas pelo *software* durante a análise. Nesta caixa poderão ser escolhidas também quantas casas decimais terão os resultados, se os números associados a cada grão serão apresentados na imagem e se os resultados serão reencaminhados em um arquivo já existente. A caixa de diálogo apresentada é mostrada na Figura 3.4.

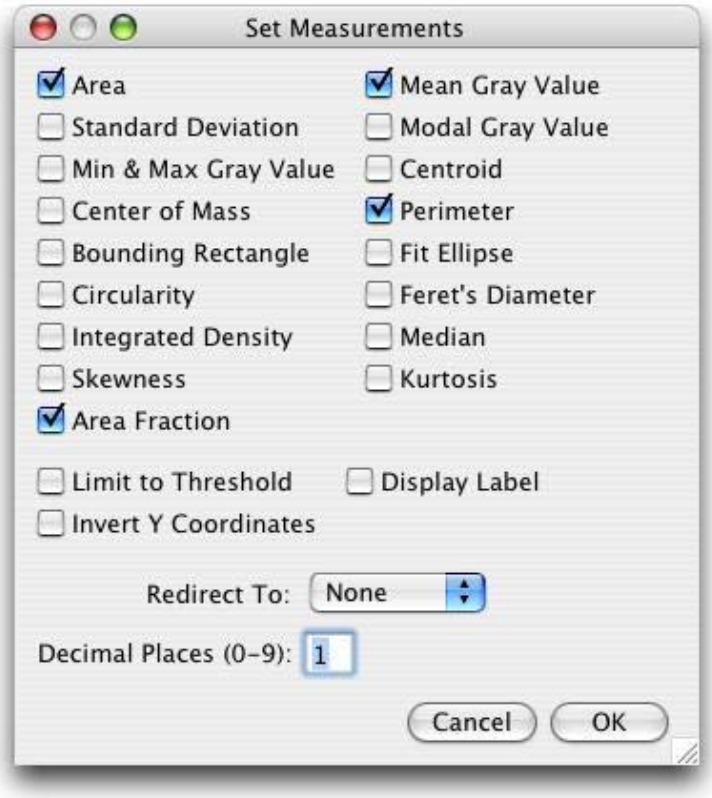


FIGURA A.2 – Caixa de diálogo da função *Set Measurements*[25]

- novamente no botão *"Analyse"* da barra de menu, clicar na opção *"Analyze Particle"*, outra caixa de diálogo irá se abrir.

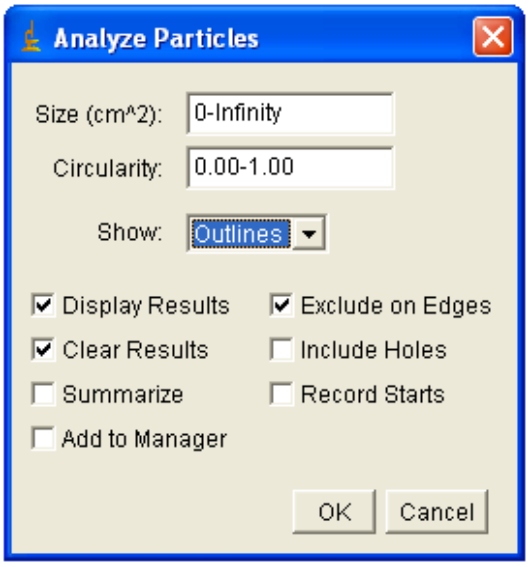


FIGURA A.3 – Caixa de diálogos da função *"Analyze Particle"*[25]

Nesta caixa o usuário deverá escolher a faixa de tamanho de partículas que serão analisadas, de acordo com a calibração realizada anteriormente, a circularidade destas partículas, onde os resultados serão apresentados: em nenhuma imagem, em uma imagem nova contendo apenas os contornos de interesse (*Outlines*); em uma nova imagem, contendo os objetos medidos pintados de uma cor diferente (*Masks*) ou em elipses que melhor se ajustam ao formato dos objetos medidos (*Ellipses*). A Figura 3.6 representa um exemplo de tais características. O usuário pode, por exemplo, selecionar nesta caixa de diálogos se os resultados deverão ser exibidos em uma nova imagem, onde cada partícula será denotada por um número, ou um *label*, através da opção *Display Results*, se os resultados provenientes de análises anteriores dever ser apagados a cada nova análise (*Clear Results*), se após a análise uma nova janela contendo informações como a área total contada, porcentagem da área total que foi medida, média da contagem, entre outros (*Sumarize*) e se partículas no contorno da imagem deve ser excluídas (*Exclude on the Edge*).

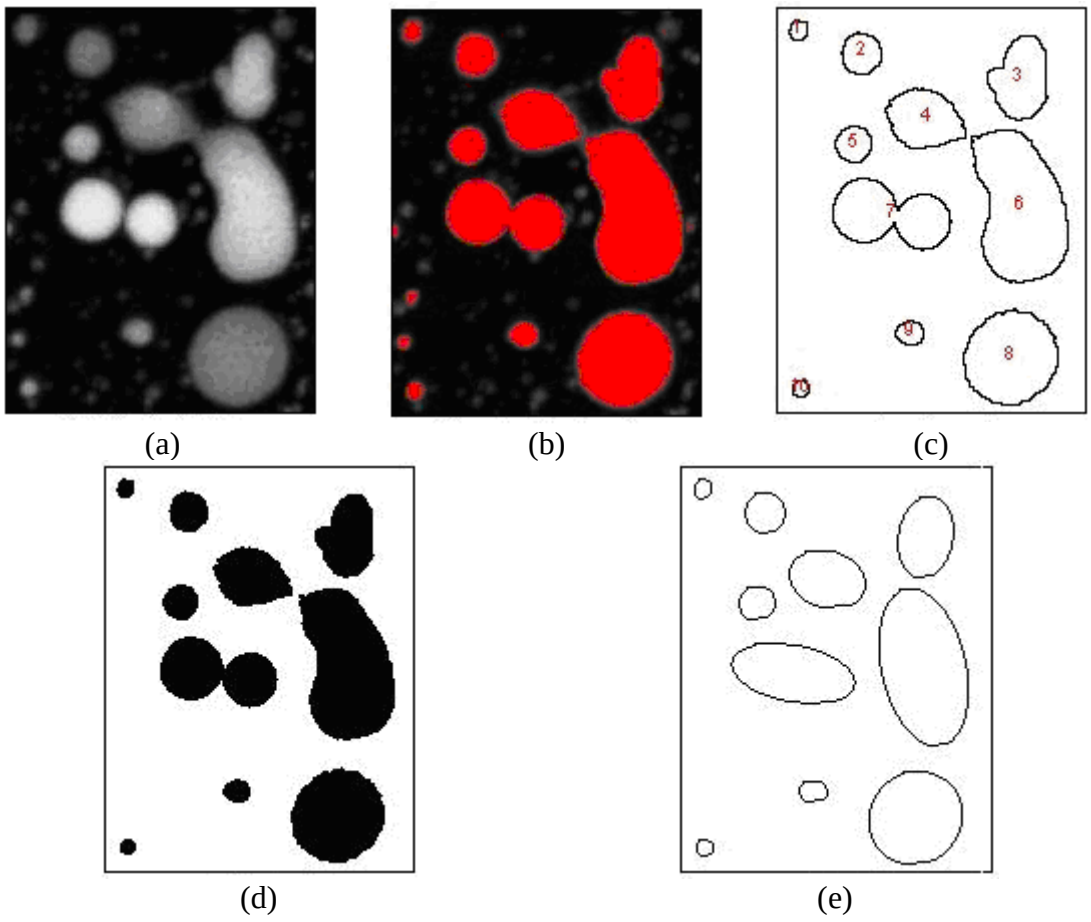


FIGURA A.4 – Exemplo dos tipos de seleção (a) imagem original, (b) Threshold na imagem original, (c) imagem com contornos *Outlines*, (d) imagem com contornos *Masks* e (e) imagem com contorno *Ellipses*[25]

Após as escolhas do método de seleção dos objetos de interesse, basta clicar em "OK" e a contagem terá início. É importante salientar que o *software* tem por default fazer a contagem dos objetos escuros presentes na imagem. Tal padrão pode ser modificado utilizando a opção de *Threshold* manual (no menu *Image> Adjust> Threshold*, ou pelas teclas de atalho *CTRL+SHIFT+T*), ou seja, o usuário escolhe o limiar de binarização, ao invés de optar pela opção *"Make Binary"*.

Conforme dito anteriormente, a opção *"Display Results"* permite que dará origem a uma nova imagem, com as partículas assinaladas por um número (*label*). Concluída esta contagem, uma nova janela também deverá se abrir contendo os

resultados da contagem para cada particula, sendo indicada por seu número. Tais janelas, tanto a imagem contendo as partículas numeradas como a janela de resultados podem ser salvas: a imagem através da barra de opções do próprio *software* Image J e, a janela de resultados através da barra de opções da própria janela. Recomenda-se que a extensão da imagem seja JPEG, apesar das diversas opções oferecidas, visto que é um formato muito utilizado e compatível com a maioria dos *softwares*, apesar das perdas de resolução por compressão próprias do formato. Neste caso, as perdas não são significativas a ponto de influenciar os resultados da análise de imagens. Já os arquivos de resultados recomenda-se que sejam salvos em formato DAT, que permite o usuário exportá-lo para outros *software*s de processamento de dados.

Concluída tal etapa, os resultados serão analisados através do *software* estatístico R. O *software* desenvolvido nesta linguagem é relativamente simples e necessita apenas que o *software* R esteja instalado na máquina, não ocupando muito espaço em disco rígido do computador nem sendo um *software* que exija altos custos computacionais. Tal procedimento é necessário devido a impossibilidade de se gerar um arquivo executável a partir da linguagem R.

A interface inicial do *software* é relativamente simples e de fácil utilização. O usuário deve abrir o script (código fonte) do *software*, selecionar todas as linhas de comando e seguir as instruções do *software*, conforme estas forem aparecendo. A execução do *software* é rápida, e os arquivos de saída, histograma de distribuição tamanho de grãos, histograma de densidade de probabilidade com normal ajustada e teste de normalidade da distribuição, serão salvos na pasta indicada pelo usuário. Nos histogramas serão exibidos os valores de média e desvio padrão da distribuição de grãos, enquanto no teste de normalidade será exibido o valor referente ao teste de normalidade de Shapiro–Willk.

APÊNDICE B

CÓDIGO FONTE DO PROGRAMA EM LINGUAGEM R

```
########ROTINA PARA ABERTURA DOS ARQUIVOS DE RESULTADO#######

require(tcltk)

x1=choose.files(filters = Filters["All",])

i=length(x1)

nomearq<-vector(mode="character",length=i)

dados<-read.table(paste(x1),header=TRUE,sep="",dec=".")

class(dados[1,3])

######################CÁLCULOS ESTATÍSTICOS#########################

suma<-summary(dados[,3])

sd1<-sd(dados[,3])

quat<-quantile(dados[,3],probs=c(.0,.10,.20,.30,.40,.50,.60,.70,.80,.90,1))

class(quat)

quat<-cbind(quat)

a<-hist(dados[,3],main="Distribuição do tamanho de
Grãos",xlab="Perímetro",ylab="Frequência",xlim=c(0,.02),ylim=c(0,25))

media<-mean(dados[,3])

breaks<-a[1]

counts<-a[2]

density<-a[4]

mids<-a[5]

############CAIXA DE DIÁLOGO PARA SALVAR OS ARQUIVOS###########

msg=paste("Escolha o diretório para salvar os arquivos",sep=" ")
```

```
tkmessageBox(message=msg)

dir<-choose.dir()

setwd(dir)

#####################CRIAÇÃO DOS HISTOGRAMAS####################

#SALVANDO FIGURAS

nam2<-paste("histograma.jpg",sep="")

  jpeg(file=nam2,width=1024,height=768,res=300)

  hist(dados[,3],main="Distribuição do tamanho de Grãos",xlab="Perímetro (em
mm)",ylab="Frequência",xlim=c(0,.02),ylim=c(0,25))

  text(0.015,20,paste("Média = ",round(media,5),"\n   SD = ",round(sd1,5),sep=""))

  dev.off()


sha<-shapiro.test(dados[,3])


nam3<-paste("histograma2.jpg",sep="")

   jpeg(file=nam3,width=1024,height=768,res=300)

   hist(dados[,3],main="Distribuição do tamanho de
Grãos",xlab="Perímetro",ylab="Frequência",xlim=c(0,.02),ylim=c(0,25))

   hist(dados[,3],freq=F,ylim=c(0,140),xlim=c(0,0.02),main="Distribuição do tamanho
de Grãos",ylab="Densidade de Probabilidade",xlab="Perímetro (em mm)")

   d = seq(range(dados[,3])[1]-
3*sd(dados[,3]),range(dados[,3])[2]+3*sd(dados[,3]),0.00001)

   lines(d,dnorm(d,media,sd(dados[,3])))

   text(0.015,140,paste("Média = ",round(media,5),"\n   SD = ",round(sd1,5),sep=""))

dev.off()


nam4<-paste("testeNormalidade.jpg",sep="")
```

```
  jpeg(file=nam4,width=800,height=600,res=300)

qqnorm(dados[,3],xlab = "Quantis Teóricos", ylab = "Quantis
Amostrados",main="Teste de Normalidade (Q-Q Plot)",sub=paste("Shapiro-Wilk teste
= ",round(sha[[1]][1],digits=4),sep=""))

dev.off()
```

PUBLICAÇÕES TÉCNICO-CIENTÍFICAS EDITADAS PELO INPE

Teses e Dissertações (TDI)

Teses e Dissertações apresentadas nos Cursos de Pós-Graduação do INPE.

Notas Técnico-Científicas (NTC)

Incluem resultados preliminares de pesquisa, descrição de equipamentos, descrição e ou documentação de programa de computador, descrição de sistemas e experimentos, apresentação de testes, dados, atlas, e documentação de projetos de engenharia.

Propostas e Relatórios de Projetos (PRP)

São propostas de projetos técnico-científicos e relatórios de acompanhamento de projetos, atividades e convênios.

Publicações Seriadas

São os seriados técnico-científicos: boletins, periódicos, anuários e anais de eventos (simpósios e congressos). Constam destas publicações o Internacional Standard Serial Number (ISSN), que é um código único e definitivo para identificação de títulos de seriados.

Pré-publicações (PRE)

Todos os artigos publicados em periódicos, anais e como capítulos de livros.

Manuais Técnicos (MAN)

São publicações de caráter técnico que incluem normas, procedimentos, instruções e orientações.

Relatórios de Pesquisa (RPQ)

Reportam resultados ou progressos de pesquisas tanto de natureza técnica quanto científica, cujo nível seja compatível com o de uma publicação em periódico nacional ou internacional.

Publicações Didáticas (PUD)

Incluem apostilas, notas de aula e manuais didáticos.

Programas de Computador (PDC)

São a seqüência de instruções ou códigos, expressos em uma linguagem de programação compilada ou interpretada, a ser executada por um computador para alcançar um determinado objetivo. São aceitos tanto programas fonte quanto executáveis.