UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS

FACULDADE DE ENGENHARIA MECÂNICA

961039

Aplicação das Técnicas de Processamento Digital de Imagens na Caracterização de Materiais

Autor: **Fernando de Azevedo Silva**

Orientadora: **Ana Maria Martinez Nazar**

Co-orientador: **Jean-Jacques Ammann**

ESTE EXEMPLAR CORRESPONDE A REDAÇÃO FINAL
DA TESE DEFENDIDA POR Fernando de
Azevedo Silva E APROVADA PELA
COMISSÃO JULGADORA EM 03/07/96

ORIENTADOR

07/96

UNICAMP
BIBLIOTECA CENTRAL

DADE BC
CHAMADA:
UNICAMP
Si38a
Ex.
MBO BC/ 28625
OC. 667196
C D X
REÇO R$ 11,00
TA 19/09/96
CPD
M.00093471-5

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA
BIBLIOTECA DA ÁREA DE ENGENHARIA - BAE - UNICAMP

Si38a

Silva, Fernando de Azevedo
Aplicação das técnicas de processamento digital de imagens na caracterização de materiais / Fernando de Azevedo Silva.--Campinas, SP: [s.n.], 1996.

Orientadores: Ana Maria Martinez Nazar, Jean-Jacques Ammann.
Tese (doutorado) - Universidade Estadual de Campinas Faculdade de Engenharia Mecânica.

1. Processamento digital de imagens. 2. Caracterização de materiais. 3. Processamento de imagens - Técnicas digitais. I. Nazar, Ana Maria Martinez. II. Ammann, Jean Jacques. III. Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de Engenharia Mecânica. IV. Título.

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS

FACULDADE DE ENGENHARIA MECÂNICA

DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE MATERIAIS

Aplicação das Técnicas de Processamento Digital de Imagens na Caracterização de Materiais

Autor: **Fernando de Azevedo Silva**

Orientadora: **Ana Maria Martinez Nazar**

Co-orientador: **Jean-Jacques Ammann**

Curso: *Engenharia Mecânica*

Área de Concentração: *Materiais e Processos de Fabricação*

Tese de doutorado apresentada à comissão de Pós-graduação da Faculdade de Engenharia Mecânica, como requisito para a obtenção do título de Doutor em Engenharia Mecânica.

Campinas, 1996

SP - Brasil

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA MECÂNICA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE MATERIAIS

TESE DE DOUTORADO

Aplicação das Técnicas de Processamento Digital de Imagens na Caracterização de Materiais

Autor: **Fernando de Azevedo Silva**

Orientadora: **Ana Maria Martinez Nazar**

Co-orientador: **Jean-Jacques Ammann**

Profa. Dra. Ana Maria Martinez Nazar, Presidente
UNICAMP - FEM

Prof. Dr. Rubens Caram Júnior
UNICAMP - FEM

Prof. Dr. Sérgio Gama
UNICAMP - IFGW

Prof. Dr. Tomaz Manabu Hashimoto
UNESP - FEG

Prof. Dr. Waldemar Alfredo Monteiro
IPEN

Campinas, 03 de julho de 1996.

Dedicatória

Dedico este trabalho a memória de minha mãe, Ana Maria de Azevedo Silva, e a minha esposa, Silvelen, por seu amor e por sua compreensão, dando-me o apoio necessário para superar as diversas dificuldades surgidas.

Agradecimentos

Ao concluir este trabalho gostaria de tornar público o meu sincero agradecimento e gratidão às seguintes pessoas e instituições:

À Profa. Dra. Ana Maria Martinez Nazar, pela orientação, amizade, paciência e dedicação com que me acompanhou durante todo o trabalho.

Ao Dr. Jean-Jacques Ammann, pela orientação, amizade e pelo inestimável apoio científico em todas as fases deste trabalho.

Ao amigo Luis Rogerio Oliveira Hein, por suas sugestões, incentivo e por sua cooperação em algumas etapas deste trabalho.

Aos colegas Cláudio José da Rocha, Débora, Miguel Bejarano e Tadeu Machado pelas sugestões, interesse e empréstimo de algumas micrografias.

Aos funcionários da secretaria do DEMa - UNICAMP, José Daniel Pisoni Cedro e Maria do Carmo Mariano Ferreira, pela atenção e colaboração.

Aos demais colegas da UNICAMP, pela amizade e apoio.

À CAPES pela concessão da bolsa de estudos.

À FAPESP pelo apoio financeiro ao projeto.

Dificuldades reais podem ser resolvidas;
apenas as imaginárias são insuperáveis.

Sumário

I. **Introdução** 1

1.1. Considerações Gerais 1

1.2. Sistemas de Análise Microestrutural Quantitativa 3

1.3. Objetivo 7

II. **Fundamentos Teóricos do Processamento Digital de Imagens** 8

2.1. Introdução 8

2.2. Definições Básicas 8

2.3. O Processamento Digital de Imagens 17

2.4. Aquisição ou Digitalização de Imagens 18

2.5. Pré-Processamento 22

2.5.1. *Operações Pontuais* 24

2.5.1.1. *Modelamento ou Modificação do Histograma* 25

• *Equalização do Histograma* 26

• *Estiramento de Contraste* 27

2.5.2. *Filtragem no Domínio Espacial* 29

2.5.2.1. *Filtragem Linear* 30

2.5.2.2. *Filtros Derivados ou Operadores de Diferenciação* 32

2.5.2.3. *Filtragem Não Linear* 38

2.5.3. *Filtragem no Domínio da Frequência* 40

2.5.3.1. *Transformada deFourier* 40

2.5.3.2. *Melhoramento de Imagens por Filtros de Frequência* 42

• *Filtros Passa-Baixas Frequências* 44

• *Filtros Passa-Altas Frequências* 48

• *Filtros Passa-Médias Frequências* 52

2.6. Segmentação 56

2.6.1. *Limiarização* 57

2.6.2. *Morfologia Matemática* 59

2.6.2.1. *Introdução* 59

2.6.2.2. *Operações Morfológicas Básicas* 59

2.7. Análise de Imagens 64

III. **Materiais e Métodos** 67
3.1. Introdução 67
3.2. Sistema de Aquisição e Processamento de Imagens 67
3.2.1. *Equipamentos* 67
3.2.2. *Programas* 68
3.3. Imagens 74

IV. **Implementação de Algoritmos Específicos** 77
4.1. Introdução 77
4.2. Algoritmos Morfológicos 77
4.2.1. *Introdução* 77
4.2.2. *Algoritmo SKIZ* 79
4.2.3. *Algoritmo Watershed* 84
4.2.4. *Resultados e Discussão* 90
4.3. Excentricidade de Objetos 94
4.3.1. *Metodologia de Cálculo Utilizada no Desenvolvimento do Algoritmo* 96
4.3.2. *Descrição das Operações que Constituem o Algoritmo* 98
4.4. Fator de Forma 106
4.4.1. *Princípio do Cálculo do Perímetro de Objetos Reais* 108
4.4.2. *Descrição das Operações que Constituem o Algoritmo* 109
4.4.3. *Algoritmo para Produção de Imagens Outline* 119

V. **Aplicação das Técnicas de Processamento Digital de Imagens** 122
5.1. Introdução 122
5.2. Análise Quantitativa de Materiais Compósitos 124
5.2.1. *Introdução* 124
5.2.2. *Compósito de Matriz de Cobalto com Carbeto de Tungstênio* 125
5.2.3. *Compósito de Matriz de Resina Epóxi com Fibras de Carbono* 137
5.3. Análise Quantitativa de Fases 154
5.3.1. *Introdução* 154
5.3.2. *Aço-ferramenta M2* 155
5.3.3. *Biocerâmica Hidroxiapatita* 170

5.3.4. *Liga Metálica Ternária Al-Fe-Nb* 185
5.3.5. *Superliga Monocristalina à Base de Níquel* 200
5.4. Análise Quantitativa de Grãos 213
5.4.1. *Introdução* 213
5.4.2. *Biocerâmica Hidroxiapatita* 213
5.4.3. *Liga de Alumínio da Série 7050* 228
5.5. Análise Quantitativa de Partículas 233
5.5.1. *Introdução* 233
5.5.2. *Pó de Ácido Adípico* 234
5.5.3. *Pó de Zircônia* 245
5.6. Análise Quantitativa de Porosidade 256
5.6.1. *Introdução* 256
5.6.2. *Implementação da Metodologia* 257
5.6.3. *Resultados* 261

VI. **Conclusões e Sugestões para Próximos Trabalhos** 263

• **Referências Bibliográficas** 265

• **Anexo** 274

Resumo

SILVA, Fernando de Azevedo, *Aplicação das Técnicas de Processamento Digital de Imagens na Caracterização de Materiais*, Campinas, Faculdade de Engenharia Mecânica, Universidade Estadual de Campinas, 1996, 284 p., Tese (Doutorado).

O processamento digital de imagens se apresenta como uma ferramenta bastante promissora e versátil na área de caracterização de materiais, devido a sua versatilidade quando comparada as técnicas convencionais.

Neste trabalho, apresenta-se uma metodologia eficiente, automática ou semi-automática para a caracterização de materiais, baseado nas técnicas de processamento e análise de imagens.

Independentemente do tipo de material a ser caracterizado a metodologia desenvolvida abrange cinco etapas fundamentais: *aquisição ou digitalização de imagens*, *pré-processamento*, *segmentação*, *extração de dados* e *representação*. Com a execução sequencial dessas etapas é possível melhorar imagens, identificar características individuais e extrair informações quantitativas de interesse.

As implementações da metodologia foram realizadas utilizando como plataforma de trabalho o sistema de processamento de imagens Khoros, em ambiente *UNIX*. Este programa oferece a maioria das ferramentas morfológicas e uma linguagem flexível de programação visual.

No desenvolvimento dos algoritmos computacionais foram utilizadas dois tipos de imagens. Inicialmente, imagens sintéticas cujo objetivo foi de auxiliar no desenvolvimento, como também, testar e verificar de forma apropriada os algoritmos computacionais implementados. Elas também foram úteis para avaliar a precisão dos cálculos de diversos parâmetros. Posteriormente, com o intuito de ilustrar e mostrar o desempenho dos algoritmos

implementados, eles foram aplicados em imagens reais (fotomicrografias) de algumas amostras de diversos materiais, tais como: cerâmicas avançadas (pós e compactos sinterizados), compósitos e ligas metálicas. As micrografias correspondentes são provenientes de microscopia óptica ou eletrônica de varredura.

O método desenvolvido permite lidar com uma série de problemas relacionados com as imagens de interesse, como por exemplo, heterogeneidade do *background*, contraste insuficiente, partículas parcialmente unidas, etc. É possível também, lidar com objetos que apresentem uma ampla faixa de distribuição de tamanho e forma.

A metodologia desenvolvida se mostrou versátil, eficiente e precisa na determinação de parâmetros globais (número de objetos, fração em área, fração volumétrica, etc.) e específicos (área, diâmetro, excentricidade, fator de forma, etc.), com um adequado tratamento estatístico dos dados obtidos.

Palavras Chave

- Processamento Digital de Imagens, Caracterização de Materiais

Abstract

SILVA, Fernando de Azevedo, *Aplicação das Técnicas de Processamento Digital de Imagens na Caracterização de Materiais*, Campinas, Faculdade de Engenharia Mecânica, Universidade Estadual de Campinas, 1996, 284 p., Tese (Doutorado).

Digital image processing appears to be a very promising tool in the field of material characterization due to its versatility, specially when compared to the conventional techniques.

In this work, a highly efficient and automatic or semi-automatic methodology for material characterization, using digital image processing and analysis, is presented. Independently of the type of material to be characterized, the principle of the processing includes five general steps: image acquisition, pre-processing, segmentation, data extraction and representation. The sequential execution of these steps allows to improve the image, to identify individual characteristics and to extract the information of interest.

For the implementation of this methodology, the Khoros image processing software, running under *UNIX*, has been used. This software offers most of the morphological tools and a flexible, visual programming language.

Two different types of images have been used in the development of the algorithms. Synthetic images have been created to help in the implementation and test of the segmentation and data extraction algorithms. Real images from optical and electronic microscopy, have been used to illustrate the performance of the implemented techniques. In this way, various materials have been characterize by these techniques like: advanced ceramics (powder and sintered compacts), composites and metallic alloys.

The methods developed here can deal with several limiting problems such as background heterogeneity, touching or partially overlapping particles and a wide range of particle size and shape.

The implemented methods allow the determination of global parameters (number of objects, area and volume fraction, ASTM grain size number, etc) and specific parameters (area, equivalent diameter, eccentricity, form factor, etc) in an accurate and statistical way.

Estrutura do Trabalho

O trabalho está dividido da seguinte maneira:

Inicialmente, no capítulo I, são descritos e comentados os sistemas existentes para análise microestrutural quantitativa de materiais. A continuação, no capítulo II, apresentam-se os conceitos básicos relacionados com o processamento e a análise de imagens digitais. Estes conceitos envolvem a terminologia da área e as técnicas de processamento de imagens mais utilizadas. Posteriormente, nos capítulos III, IV e V são abordados os detalhes de implementação das técnicas de análise numérica de imagens aplicadas na caracterização microestrutural de materiais. Os capítulos que fazem parte desta etapa do trabalho, envolvem o sistema de aquisição e processamento de imagens, a utilização do programa Khoros, descrevendo as partes que o compõe, bem como suas principais características, uma visão geral de programação neste ambiente e a descrição dos algoritmos implementados, com o propósito de efetuar a caracterização automática dos diversos tipos de materiais. Nesta etapa também são apresentadas e discutidas a implementação e aplicação dos algoritmos. Finalmente, no capítulo VI são apresentadas as conclusões e algumas sugestões de trabalhos futuros para a continuação deste trabalho. No final inclui-se um anexo, onde são descritas uma a uma, as rotinas de processamento de imagens utilizadas.

Capítulo I

Introdução

1.1. Considerações Gerais

O campo do conhecimento em processamento digital de imagens teve seu início em meados da década de 60, com o impulso originado pelos programas espaciais da *NASA*, nos EUA. O propósito original do projeto era melhorar a qualidade visual das imagens digitais adquiridas pelas sondas espaciais.

Nos dias atuais, a execução das técnicas de processamento e análise de imagens utilizando computadores digitais, se constitui numa tecnologia de grande importância para a sociedade moderna, pois auxiliam o desenvolvimento de atividades humanas nas mais diversas áreas. Este fato revela a existência de uma forte demanda na área do processamento digital de imagens, motivando desta forma, o desenvolvimento e a realização do presente trabalho de pesquisa.

Tanto o aumento da capacidade de memória de massa (armazenamento de dados) e da velocidade de processamento dos computadores pessoais de pequeno e médio porte, quanto a introdução de novas plataformas de trabalho integrando conceitos avançados de programação, contribuiu para o desenvolvimento da nova tecnologia, possibilitando a implementação de algoritmos numéricos que resolvem problemas cada vez mais complexos. Desta forma, a tecnologia de processamento e análise de imagens passou a ser utilizada em áreas tão diversas como, na *Medicina* (tomografia por ressonância magnética nuclear, radiografia digital, etc.), na *Engenharia de Materiais* e/ou *Metalúrgica* (caracterização microestrutural de ligas metálicas e cerâmicas, etc.), em *Robótica* (sensores visuais de robôs industriais, reconhecimento de padrões, etc.) e, em *Sensoriamento Remoto.*

Apesar da existência da enorme diversidade de objetivos, todos os problemas desse universo de aplicações possui uma característica em comum, ou seja, as soluções envolvem a extração de informações de interesse a partir de imagens digitais.[1,2]

Nos últimos 20 anos, o aprimoramento das técnicas de caracterização microestrutural tem sido amplamente pesquisado, pois a análise microestrutural de materiais pode proporcionar informações quantitativas importantes dos mesmos. Estas informações estão principalmente relacionadas com a história do processamento, composição, propriedades

físico-químicas e comportamento em serviço dos materiais.[3] Desta forma, a análise quantitativa de microestruturas pode auxiliar no estudo do comportamento dos materiais através de correlações entre composição, as condições de processamento (parâmetros de processos), constituintes microestruturais (como tamanho de grão, tamanho e distribuição de precipitados, porosidade ou distribuição e orientação de fibras, etc.) e as propriedades mecânicas (fadiga, tenacidade a fratura, tração, etc.).[4]

Até os anos 80, a análise de imagens realizada através de microscopia óptica e/ou eletrônica estava limitada, na maioria das vezes, a um plano essencialmente qualitativo. A análise quantitativa, para a definição e avaliação de parâmetros, era efetuada, essencialmente, pelo emprego de métodos manuais (estereologia quantitativa).[5]

Na pesquisa e no desenvolvimento de novos materiais (cerâmicas avançadas, compósitos, ligas metálicas polifásicas de alta resistência, etc.) é necessário realizar uma análise quantitativa precisa de seus constituintes microestruturais. Variações sensíveis das propriedades mecânicas de um determinado material estão, frequentemente, associadas a pequenas variações dos constituintes microestruturais.[6]

A complexidade das microestruturas dos materiais modernos (compósitos, ligas polifásicas, etc.) implica na necessidade de se caracterizar quantitativamente numerosos parâmetros, que não podem ou que são pouco precisos e/ou difíceis de serem avaliados pelos métodos manuais convencionais, como por exemplo, distribuição espacial, tamanho médio, fração volumétrica e morfologia (excentricidade e fator de forma) dos objetos de interesse, etc.

Por outra parte, a obtenção de dados precisos e representativos do material de estudo, requer uma amostragem ampla para permitir o uso dos conceitos e técnicas estatísticas, o que limita a aplicação dos métodos manuais, principalmente no ambiente industrial.[7] Mais ainda, é necessário salientar que a confiabilidade dos resultados obtidos por estes métodos depende da habilidade do técnico responsável, o que restringe bastante a reprodutibilidade destes dados.

Mais recentemente, o rápido desenvolvimento da eletrônica e principalmente a evolução alcançada pela informática, em relação a equipamentos e programas, permitiu a criação de sistemas computacionais baseados em técnicas de processamento digital de imagens, para avaliação microestrutural dos diversos tipos de materiais, semi-automatizados ou totalmente automatizados. É importante mencionar, que os resultados obtidos por esses

sistemas (extração de informações de interesse), são bem mais precisos e reprodutíveis, sendo utilizados em pesquisa aplicada, desenvolvimento de novos produtos, controle de processo e conceito de qualidade assegurada.[8]

Sistemas de processamento digital de imagens de concepção moderna são capazes, por exemplo, de descrever rigorosamente a microestrutura dos diversos tipos de materiais, utilizando os parâmetros estereológicos convencionais. Atualmente, o aumento da disponibilidade de tais sistemas vem tornando mais frequente suas aplicações na solução de diversos problemas.[9]

A análise de imagens auxiliada por computador permite que muitas das operações necessárias à caracterização microestrutural quantitativa de materiais sejam parcialmente ou totalmente automatizadas. Desta forma, proporciona uma maior rapidez na obtenção de resultados e, consequentemente, a obtenção de um maior número de dados (maior amostragem) para uma análise estatística mais significativa, como também, uma descrição da morfologia dos constituintes microestruturais, que na maioria das vezes, não é possível de se alcançar através dos métodos convencionais de caracterização.[10-15]

1.2. Sistemas de Análise Microestrutural Quantitativa

Atualmente, existem diversos sistemas desenvolvidos para a caracterização microestrutural quantitativa de materiais. Uma interessante classificação dos métodos quantitativos utilizados em análise metalográfica ou ceramográfica foi realizada por Paul e Exner.[16] Estes pesquisadores dividem os sistemas de avaliação microestrutural quantitativa em quatro grupos principais:

- *Sistemas manuais.*

São as técnicas tradicionais da metalografia quantitativa (estereologia), utilizando para a análise uma medição direta das micrografias obtidas ou diretamente no próprio microscópio óptico, com o auxílio de uma ocular calibrada.

Os métodos manuais de análise quantitativa de constituintes microestruturais exigem a utilização de diversas técnicas de avaliação para qualificação de materiais, que faz com que esses métodos fiquem bastante limitados. São empregados em todo parque industrial e no meio acadêmico/científico com grandes restrições quanto a sua viabilidade técnica, pois não são métodos eficientes, em virtude da elevada demanda de tempo e baixa reprodutibilidade de resultados, não permitindo uma análise estatística significativa. Isto em função da

metalografia quantitativa envolver um número grande de medidas, especialmente se for necessária uma boa precisão dos dados obtidos.[6,17] Com isso, além de inviabilizar a geração de bancos de dados, dificulta a correlação precisa entre o comportamento mecânico e parâmetros microestruturais.

Além disto, muitos dos parâmetros associados à geometria de precipitados, poros ou inclusões não podem ser avaliados por estes métodos. Basicamente, os métodos manuais de avaliação microestrutural podem fornecer informações quantitativas apenas sobre os seguintes parâmetros:[18]

- quantidade relativa de cada fase presente;
- tamanho de grão médio das amostras;
- quantidade e distribuição dos constituintes (grãos, poros, precipitados, etc.).

• *Sistemas semi-automáticos.*

Nestes sistemas computacionais, a análise da imagem para a identificação dos constituintes presentes na microestrutura, como por exemplo, grãos, fases ou poros é realizada pelo próprio operador através, por exemplo, de uma mesa digitalizadora ou utilizando a tela do vídeo de um computador, e o cálculo dos parâmetros de interesse relacionados com os constituintes é realizado pelo sistema (equipamento e programas).

Nos sistemas semi-automáticos, o custo dos equipamentos envolvidos é relativamente baixo, devido a simplicidade dos programas utilizados e componentes necessários. Entretanto, devido aos seus princípios operacionais, sua eficácia e confiabilidade ainda depende fortemente da habilidade e experiência do operador, que pode representar uma substancial fonte de erro. O grau de automatização adquirido proporciona rapidez na obtenção de dados e, consequentemente uma maior amostragem, permitindo com maior facilidade, o emprego das técnicas de análise estatística, embora não apresente a mesma velocidade de processamento quando comparado aos sistemas totalmente automatizados.

Através destes sistemas, podem ser avaliados parâmetros de campo ou globais, como por exemplo, frações em área e em volume, número de objetos, etc., e, parâmetros específicos de objetos, como por exemplo, área, diâmetro, excentricidade, fatores de forma, orientação, perímetro, coordenadas do centro de gravidade, etc.[19] Apesar da precisão na aquisição de dados estar na maior parte vinculada a aspectos subjetivos, os resultados obtidos pelos sistemas semi-automáticos podem ser equiparados, na maioria das vezes, aos avaliados por

sistemas totalmente automáticos de custo bem mais elevado, sendo indicados para casos onde o tempo de análise não for um fator determinante.

• *Sistemas totalmente automatizados* baseados em equipamento.

Nestes sistemas a aquisição da imagem que revela a microestrutura, se dá através de dispositivos óptico-eletrônicos como câmeras de vídeo, câmeras *CCD* ou através do próprio microscópio como no caso de microscópios eletrônicos de varredura e, a seleção e avaliação dos objetos de interesse é realizada diretamente por módulos eletrônicos especializados.

Estes sistemas podem ser classificados e descritos em duas categorias:

1. *Sistemas especialistas*, destinados a operações específicas, onde um pequeno e notável número de informações pode ser obtido para grandes lotes de amostras diferentes em tempos reduzidos. São sistemas econômicos, embora não sejam os mais adequados para o levantamento de correlações entre constituintes microestruturais e propriedades mecânicas. Permitem apenas uma caracterização "grosseira" da microestrutura, sendo adequados e justificáveis somente quando da adoção de critérios pouco críticos para o controle total da qualidade, como por exemplo, na análise da fração volumétrica dos poros presentes em diversas amostras de materiais sinterizados, para o controle do processo.

2. *Sistemas universais*, de construção modular, onde diversos circuitos especialistas podem gerar um grande número de informações de forma muito rápida, como por exemplo, tamanho e distribuição de partículas de 2ª fase. Entretanto, estes sistemas apresentam custos relativamente elevados, requerem pessoal qualificado e não possuem uma alta flexibilidade, o que restringe as vezes, por exemplo, seu uso em pesquisas.

Uma grande desvantagem verificada no emprego de sistemas totalmente automatizados baseados completamente em equipamento, está na necessidade de um extremo cuidado na preparação de amostras, uma vez que estes dispositivos não permitem tolerância a defeitos superficiais. Assim, todas as amostras à serem analisadas devem apresentar um mesmo padrão de superfície, além de um bom contraste.[20]

• *Sistemas totalmente automatizados* baseados em programa de computador, com armazenamento de imagens em memória.

Uma vez estabelecido e desenvolvido as bases teóricas de um algoritmo particular, este pode ser implementado em sistemas dedicados ou especialistas. Estes sistemas são

basicamente constituídos de um equipamento (computador de médio porte) e de um programa de aplicação específica, nos quais o reconhecimento de morfologias dos constituintes microestruturais e sua avaliação são tarefas rotineiras realizadas pelos programas específicos, cujos algoritmos se baseiam em métodos numéricos computacionais. Estes sistemas são bem interessantes, pois combinam a flexibilidade do programa com a velocidade e capacidade de processamento do equipamento.

Estes sistemas de avaliação microestrutural baseados em programas desenvolvidos para esta finalidade, com a digitalização de imagens reais (micrografias) e o processamento em computadores de médio porte, tem se apresentado como uma alternativa bastante viável nos últimos anos. Isto é consequência direta da drástica redução de preços e do aumento da capacidade dos computadores de pequeno e médio porte, tanto em termos de processamento quanto em armazenagem de informações. A popularização da informática, ainda reduziu consideravelmente as despesas com o treinamento de pessoal.

Os dispositivos de digitalização modernos garantem uma alta fidelidade na representação digital de uma imagem real. Utilizando algoritmos numéricos específicos, programas de melhoramento de imagens e reconhecimento de padrões, permitem corrigir defeitos e realçar características de interesse para se efetuar uma análise quantitativa posterior. Mas sua grande vantagem sobre os demais sistemas consiste em que a interferência do operador sobre o levantamento dos dados é muito reduzida, o que limita bastante as fontes de erros subjetivos, sem deixar de manter um controle rigoroso sobre as informações processadas.

Há um crescente interesse, no meio científico e tecnológico, quanto ao desenvolvimento de algoritmos computacionais aplicados na caracterização de parâmetros específicos, o que contribui fortemente para a evolução das possibilidades de aplicações destes sistemas.[21] Atualmente, sua confiabilidade e eficiência são compatíveis com as que se verificam nos demais sistemas e sua velocidade de processamento dos dados tende a aumentar com o esperado crescimento de potencial dos computadores.

O processamento baseado em programa permite, em relação aos sistemas baseados em equipamentos (computadores), uma maior flexibilidade, desenvoltura e organização, uma vez que os resultados obtidos na forma digital podem ser interpretados e analisados também por outros programas de aplicações específicas, como por exemplo, *Microsoft Excel*, *Microsoft Word*, etc.[8]

1.3. **Objetivo**

Efetivamente já existem no mercado sistemas de caracterização baseados em técnicas de processamento de imagens. Entretanto, a utilização desses sistemas comerciais regularmente limita o usuário em função das ferramentas disponíveis no sistema. Se essa possibilidade de trabalho é suficiente para uma aplicação particular, o sistema não oferece a mesma capacidade para um outro tipo de aplicação. Isto levou ao objetivo deste trabalho: desenvolver e implementar uma metodologia de caracterização, que apresente flexibilidade para aplicá-la na pesquisa científica de qualquer tipo de material.

Para atingir este objetivo o trabalho abrange as seguintes etapas:

a) Desenvolvimento e implementação de algoritmos numéricos computacionais de caráter específico, para aplicação em segmentação e análise de forma.

b) Desenvolvimento e implementação de programas modulares para a determinação de parâmetros globais e específicos.

c) Aplicação dos algoritmos desenvolvidos em imagens sintéticas e imagens reais. As imagens sintéticas tem por finalidade testar os algoritmos implementados. As imagens reais provenientes de microscopia óptica ou eletrônica de varredura (microestrutura de materiais cerâmicos, compósitos e ligas metálicas) ilustram as diversas aplicações.

d) Formação de um banco de exemplos de aplicações das técnicas de processamento digital de imagens na área de caracterização de materiais. Cada exemplo relacionado, consistirá na implementação de um programa computacional interativo para determinar os parâmetros que caracterizam a estrutura de interesse.

Capítulo II

Fundamentos Teóricos do Processamento Digital de Imagens

2.1. Introdução

O objetivo deste capítulo é apresentar os conceitos básicos e a terminologia utilizada na área da análise numérica de imagens digitais e, também, algumas das técnicas principais de processamento aplicadas a esta área, expondo uma visão geral das operações e princípios envolvidos na implementação dos algoritmos que constituem os programas modulares computacionais desenvolvidos neste trabalho (*workspaces*). Estes *workspaces* serão apresentados posteriormente nos capítulos IV e V, sendo aplicados na caracterização microestrutural de materiais, utilizando para isto o programa gráfico Khoros, que será apresentado com detalhes no capítulo III.

2.2. Definições Básicas

Imagem, do ponto de vista do olho humano, é a projeção num plano (retina) das energias luminosas presentes no espaço sob a forma de ondas de radiação eletromagnética que interferem com os objetos reais.

Neste caso, a *energia luminosa* (*I*) de um objeto pontual percebida pelo olho humano, sob um determinado ângulo de observação, pode ser definida como o produto da *distribuição de energia luminosa incidente (L)* pela *refletividade* ou *transmissividade* (ρ) do objeto, dadas em função dos comprimentos de onda (λ) do espectro eletromagnético visível, de 350 nm a 780 nm, isto é:[22]

$$I(\lambda) = L(\lambda) \cdot \rho(\lambda) \qquad (2.1)$$

Onde a *distribuição de energia luminosa incidente* $L(\lambda)$ é uma função direta da fonte externa geradora de luz. A *refletividade* ou *transmissividade* $\rho(\lambda)$ é determinada pelas características físicas dos objetos reais.

Desta forma, os valores de refletividade ou transmissividade se definem no seguinte intervalo:

$$0 \leq \rho(\lambda) \leq 1$$

Sendo o valor "0" para a condição de absorção total e o valor "1" para refletividade total. Como exemplos dos valores típicos de refletividade ou transmissividade, podem ser citados os seguintes materiais apresentados na tabela 2.1.[23]

Tabela 2.1 - Valores típicos de refletividade ou transmissividade.

Material	$\rho(\lambda)$
Tecido de veludo preto	0,01
Aço inoxidável	0,65
Parede branco-fosca	0,80
Metal revestido com prata	0,90
Neve	0,93

A *luminância* ou *intensidade de luz* [$f(x,y)$] em cada ponto que constitui uma imagem qualquer no espaço bidimensional (x,y) será dada então, por:[22]

$$f(x,y) = \int_0^{\infty} I(x,y,\lambda).V(\lambda)\, d\lambda \qquad (2.2)$$

Onde $V(\lambda)$ é denominada função de *eficiência luminosa* relativa da capacidade visual humana. Esta função também se aplica a eficiência luminosa de um sistema visual ou sensor óptico-eletrônico foto-sensível. A figura 2.1 ilustra, como exemplo, a função de eficiência luminosa típica do olho humano.

A luminância ou intensidade de luz de um objeto real é independente das luminâncias dos objetos vizinhos. Já, o *brilho* de um objeto é a sua luminância captada (perceptível) e depende diretamente das luminâncias dos objetos vizinhos. Sendo assim, dois objetos com diferentes vizinhanças podem possuir luminâncias idênticas ou equivalentes mas brilhos totalmente diferentes.

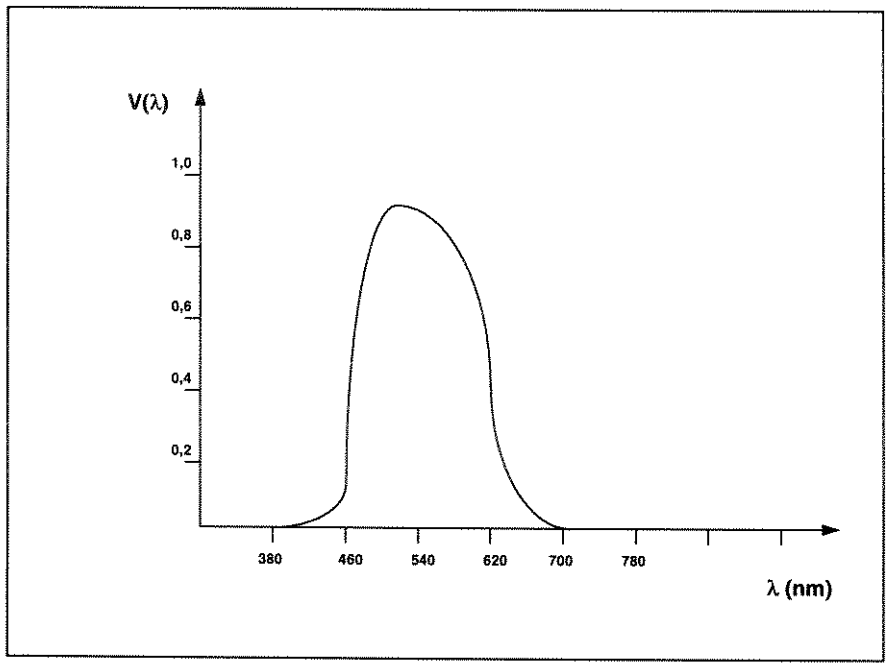


Figura 2.1 - Função de eficiência de percepção da energia luminosa pelo olho humano (adaptada de *Jain*).[22]

O fenômeno visual apresentado na figura 2.2 exemplifica e ilustra as diferenças existentes entre os conceitos de luminância e brilho. Esta, exibe duas imagens sintéticas, que contém nos seus interiores objetos reais representados por dois pequenos quadrados. Estes possuem valores iguais para a luminância, mas o quadrado da esquerda apresenta mais brilho. A razão para explicar este fenômeno é que a percepção visual humana é bem mais sensível ao maior contraste de luminâncias existente entre o objeto e o *background* das imagens.[22]

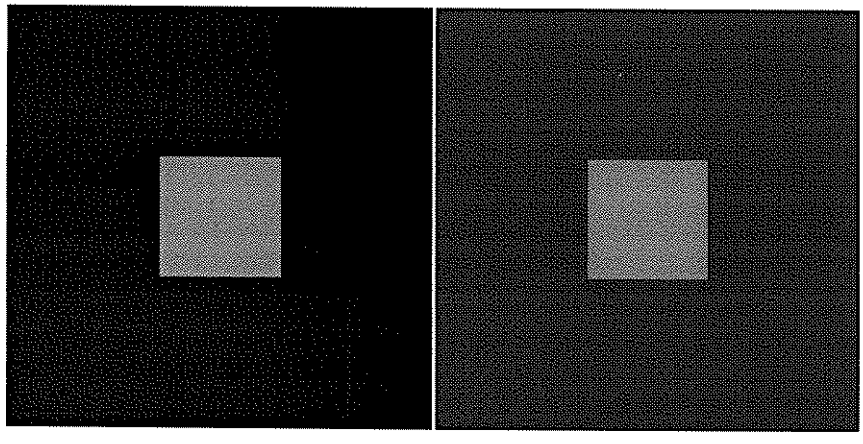


Figura 2.2 - Fenômeno de contraste simultâneo (os quadrados menores no interior da imagem possuem o mesmo valor de luminância mas não apresentam o mesmo brilho).

Uma imagem real é, em princípio, contínua tanto em termos de sua representação espacial (coordenadas espaciais) como em relação ao seu brilho (amplitude). Todavia, uma imagem contínua, monocromática, ou simplesmente imagem, também pode ser definida e representada através de uma função matemática com duas variáveis independentes *f(x,y)* da intensidade de energia luminosa. Com isso, o seu valor numérico definido no seguinte intervalo: $[0 \leq f(x,y) \leq \infty]$, em relação a qualquer ponto de coordenadas espaciais da imagem no espaço bi-dimensional *(x,y)*, está associado ao brilho da imagem no ponto considerado.

Para que uma representação desta imagem possa ser realizada num computador digital é necessário discretizar esta imagem tanto no espaço quanto na amplitude. Portanto, a imagem digital é o resultado da transformação da função matemática contínua *f(x,y)* em uma outra função matemática *F(x,y)* cujos valores são discretos.

A função *F(x,y)* é definida por uma matriz *M x N*, onde cada elemento desta matriz representa uma quantidade discreta:

$$F(x,y) = \begin{bmatrix} F(0,0) & F(0,1) & \dots & F(0,N-1) \\ F(1,0) & F(1,1) & \dots & F(1,N-1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ F(M-1,0) & F(M-1,1) & \dots & F(M-1,N-1) \end{bmatrix} \tag{2.3}$$

Os elementos que definem a função discreta *F(x,y)* são chamados *pixels*, representando a abreviação de *picture elements*.[23]

Um *pixel* será então um ponto qualquer no espaço amostrado, isto é, um ponto avaliado no plano bidimensional *(x,y)* com intensidade luminosa conhecida. Em outras palavras, um *pixel* é a projeção de uma pequena parte da imagem que reduz essa parte a um valor unitário. Este valor é a medida da intensidade de luz para esse elemento.[24]

A figura 2.3 ilustra o sistema de referência (convenção de eixos) adotado normalmente para representar uma imagem digital.[23]

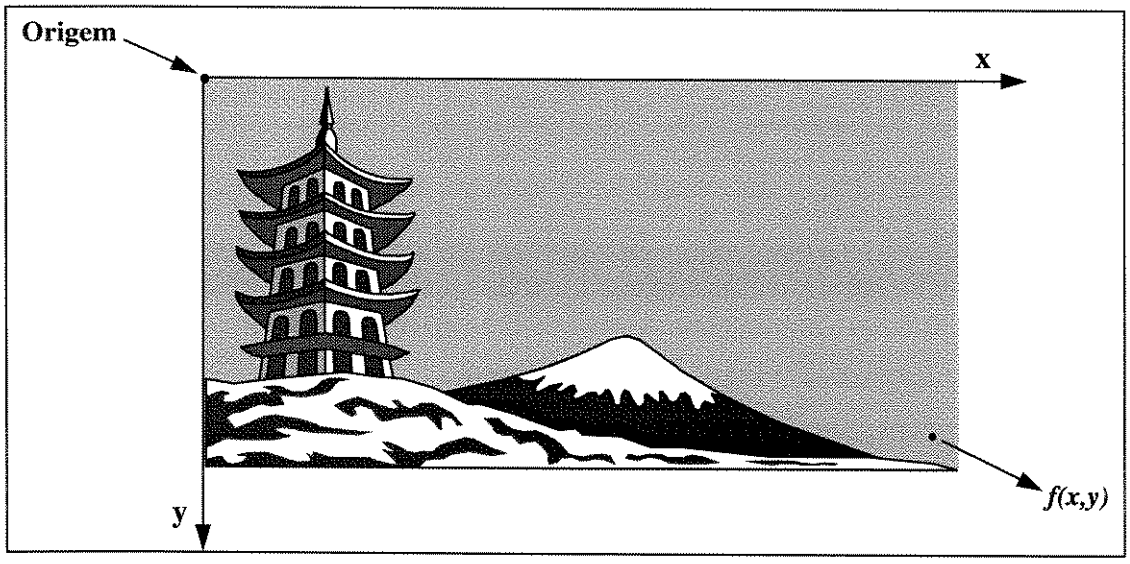


Figura 2.3 - Sistema de referência utilizado na representação de uma imagem digital qualquer.

Os requisitos de qualidade (resolução) e o tamanho de uma imagem digital variam de acordo com a sua aplicação.

A resolução de uma imagem pode ser definida como sendo a qualidade de observação dos detalhes discerníveis e, depende diretamente do número de *pixels* que caracteriza o tamanho da imagem, como também, do número de níveis de cinza possíveis para cada *pixel*. Assim, para uma imagem real com tamanho definido, quanto maior for o número de *pixels* que a descreve, maior será sua *resolução espacial*. Na prática, a resolução espacial de uma imagem digital é medida em pontos por polegada. Já, a *resolução de profundidade* desta imagem está diretamente relacionada com o número de níveis de cinza de cada *pixel* que a constitui.[23,24]

As figuras 2.4 e 2.5 exemplificam as definições e características descritas anteriormente, através de exemplos de uma imagem digitalizada em diferentes condições.

Na figura 2.4-(a) apresenta-se uma imagem digital monocromática com 256 por 256 *pixels*, 256 níveis de cinza e resolução espacial de 300 *dpi* (300 pontos por polegada). Já nas figuras 2.4-(b), (c) e (d) apresentam os resultados da redução na resolução espacial, de 300 *dpi* para 150, 100 e 75 *dpi*, respectivamente. Em todas as situações foi mantido constante o tamanho das imagens e o número de níveis de cinza em 256.

Nestas imagens, como o tamanho delas é constante (256 por 256 *pixels*), ocorreu um aumento proporcional no tamanho específico de cada *pixel*, conforme foi diminuindo a resolução espacial, de modo a preencher a área total das imagens. Este efeito produzido é

particularmente visível nas imagens de baixa resolução. Comparando estas imagens, nota-se um aumento da granulação, além de uma diminuição na definição dos objetos, especialmente na fruta que apresenta a superfície em forma de "mosaico".

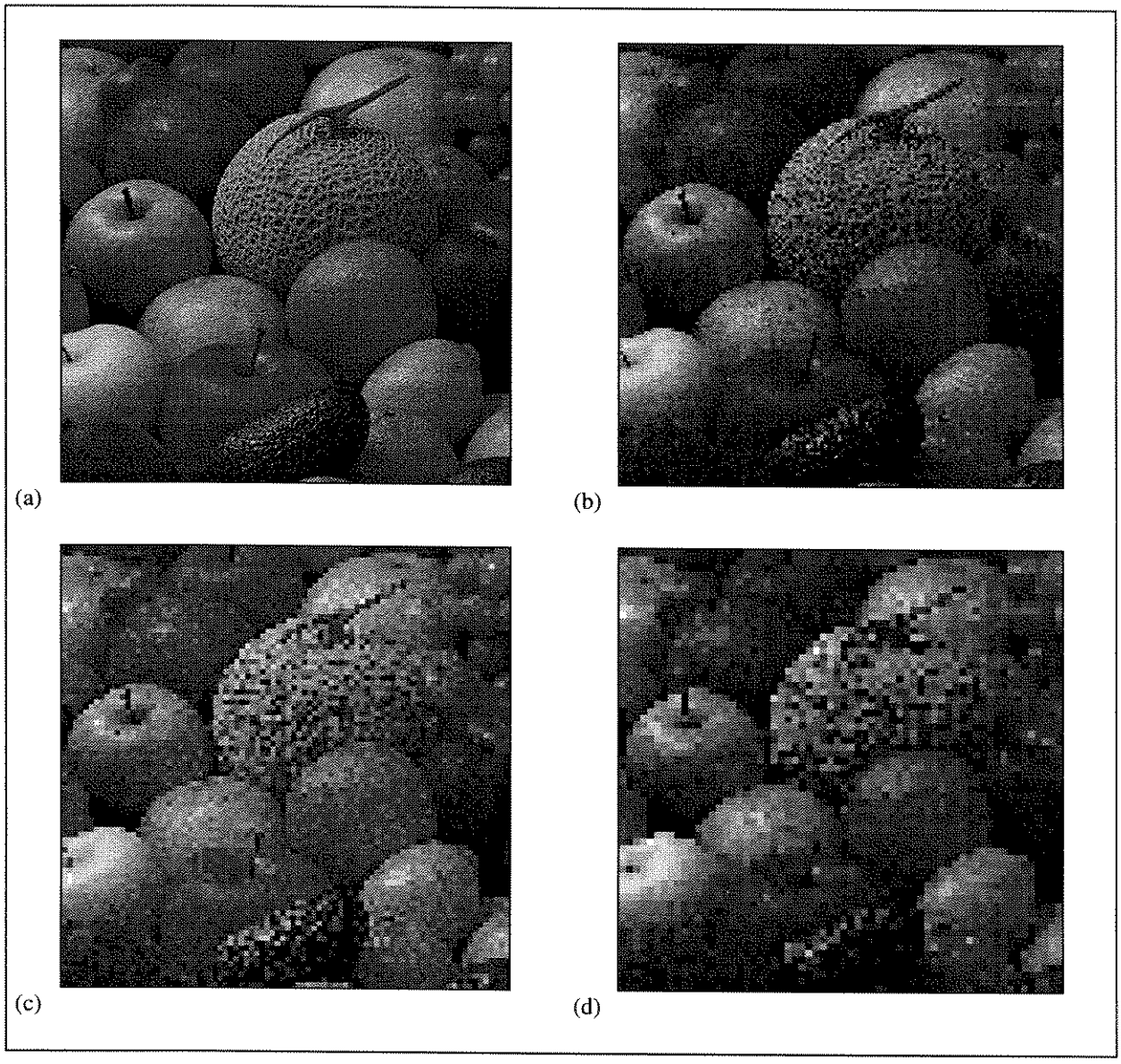


Figura 2.4 - Efeitos da redução da resolução espacial: (a) 300 *dpi*; (b) 150 *dpi*; (c) 100 *dpi*; (d) 75 *dpi*.

A figura 2.5 ilustra o efeito produzido pela diminuição do número de níveis de cinza em uma imagem digital. A figura 2.5-(a) mostra a mesma imagem apresentada no exemplo anterior, mas com 16 níveis de cinza. Comparando as imagens apresentadas nas figuras 2.4-(a) e 2.5-(a), nota-se que é quase imperceptível qualquer diferença entre elas.

As figuras 2.5-(a), (b), (c) e (d) são obtidas pela redução do número de níveis de cinza em 16, 8, 4 e 2, respectivamente, enquanto que a resolução espacial foi mantida constante em 300 *dpi*.

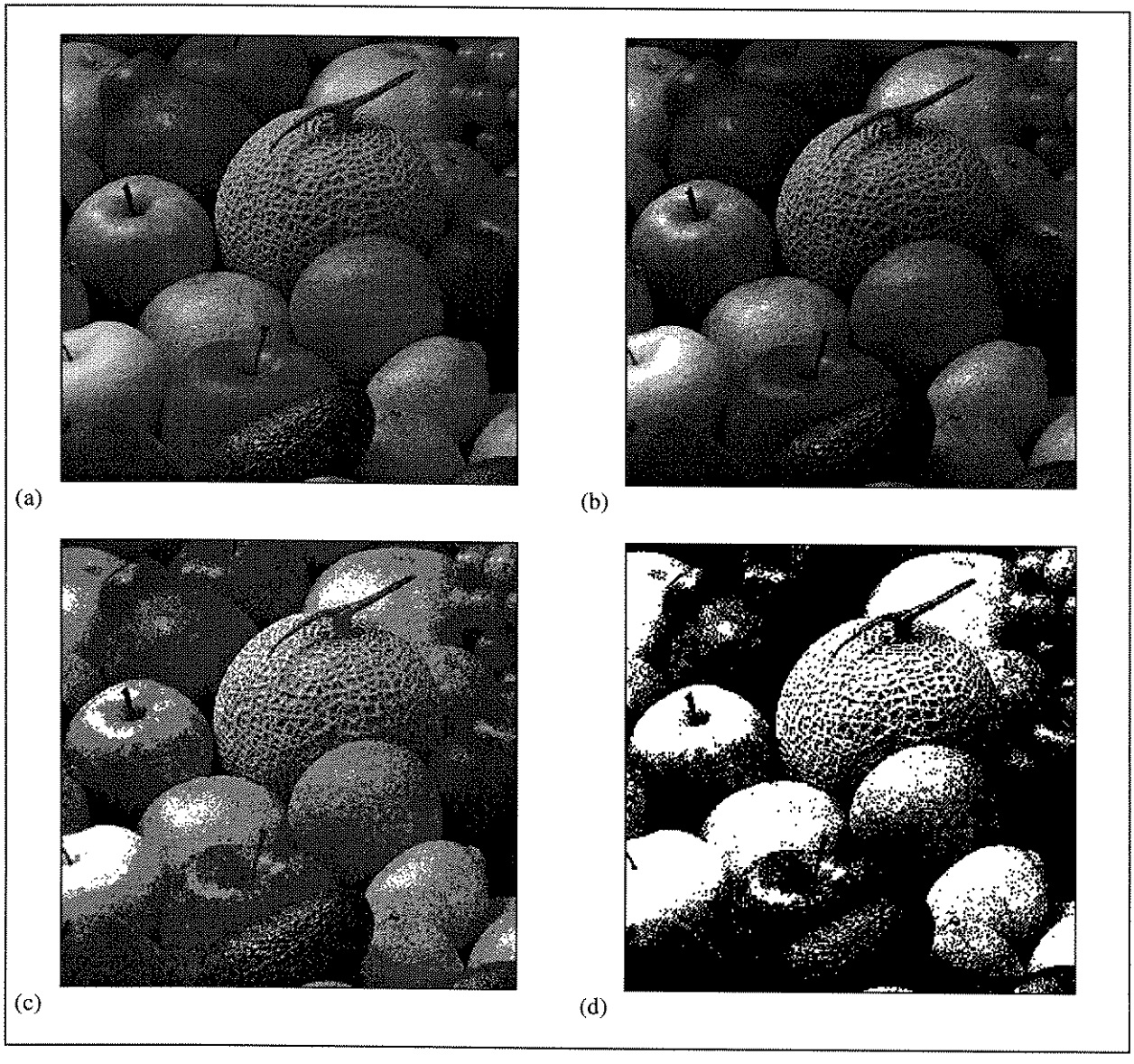


Figura 2.5 - Imagem digital com 256 por 256 *pixels* e 16 (a), 8 (b), 4 (c), e 2 (d) níveis de cinza.

As imagens digitais podem ser classificadas em duas categorias:

- *Imagem monocromática*: o valor numérico de cada *pixel* representa uma grandeza escalar associada ao brilho ou nível de cinza do ponto correspondente. Este tipo de imagem também é conhecido por imagem em tons ou níveis de cinza.

Quando os *pixels* só possuem dois valores distintos (0 ou 1), este tipo de imagem é conhecido por imagem binária (imagem preto e branco). Imagens binárias são de grande

importância, pois são fáceis de serem manipuladas, ocupam bem menos espaço na memória do computador e, principalmente, podem ser processadas através de operadores lógicos.

- *Imagem colorida*: o valor numérico de cada *pixel* representa uma grandeza vetorial associada a cor do ponto correspondente, por exemplo, azul, verde e vermelho, considerando o modelo de cores básicas RGB. Este modelo é baseado em um sistema de coordenadas cartesianas. A figura 2.6 apresenta o cubo de cores RGB. Neste cubo, os pontos ao longo da diagonal principal possuem valores em níveis de cinza, variando do preto na origem (0,0,0) até o branco na aresta oposta (1,1,1).[23]

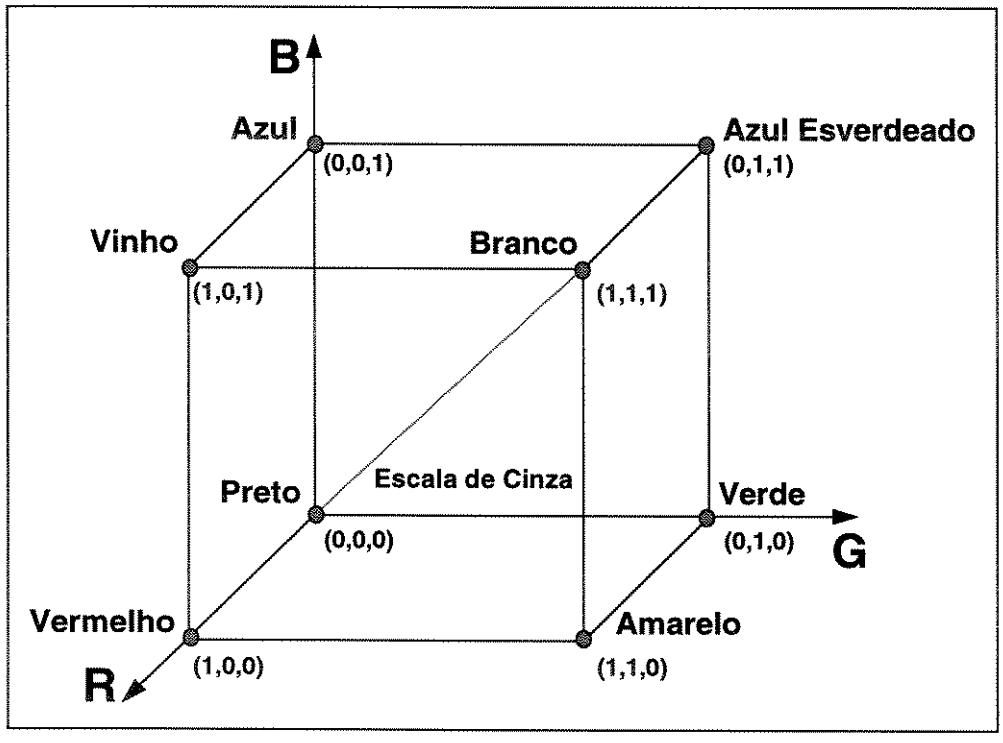


Figura 2.6 - Cubo de cores RGB (adaptada de *Gonzalez*).[23]

Imagens digitais são obtidas através de um dispositivo de visão ou de aquisição de imagem, tal como: uma câmera de vídeo, câmeras de estado sólido que incluem dispositivos a carga acoplada (*charge coupled devices - CCD*) e dispositivos por injeção de carga (*charge injection devices - CID*),[25] ou um *scanner* de mesa (sistema óptico-eletrônico de digitalização composto basicamente por foto-sensores).

Com a utilização de uma câmera *CCD* a imagem real produzida num microscópio eletrônico de transmissão, por exemplo, pode ser capturada diretamente, transformando-se

automaticamente em uma imagem digital. Já um *scanner* transfere para o formato digital a imagem real reproduzida em papel fotográfico.[26]

Para processar e analisar imagens digitais com qualidade semelhante a de uma imagem monocromática produzida e visualizada em aparelhos de televisão *standard*, é preciso digitalizar estas imagens com 512 por 512 *pixels* e codificar cada *pixel* com 128 níveis de cinza. O processo de visualização de uma imagem digital na tela de um monitor de vídeo, por exemplo, é realizada através da conversão do valor numérico de cada *pixel* que constitui a imagem em energia luminosa (intensidade de luz). A figura 2.7 mostra um exemplo de uma imagem digital que apresenta as características citadas anteriormente. Em geral, 64 níveis de cinza são considerados mais do que suficientes para a interpretação e distinção dos objetos reais contidos na imagem pelo olho humano.[23]

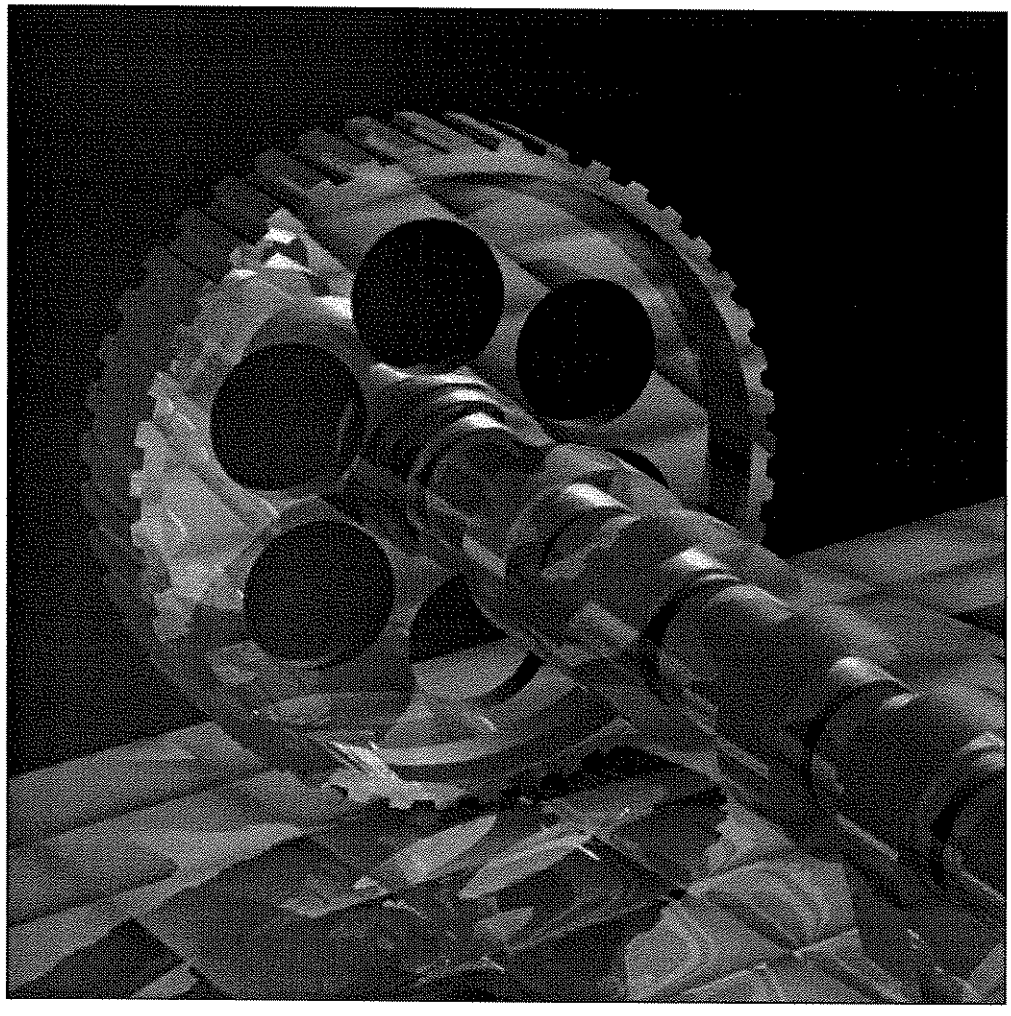


Figura 2.7 - Exemplo de uma imagem digital monocromática, com 512 por 512 *pixels* e 128 níveis de cinza.

2.3. O Processamento Digital de Imagens

O termo *processamento digital de imagens* basicamente refere-se ao tratamento de uma imagem digital realizado em sistemas computadorizados.[22] Nesta área está incluso os métodos que iniciam e terminam com uma imagem. Normalmente, o tamanho da imagem resultante é o mesmo da imagem original. Já os níveis de cinza dos *pixels* resultantes podem ser modificados, utilizando operações que baseiam-se no valor original do *pixel* considerado e de seus vizinhos. Em alguns casos, várias imagens são combinadas para produzirem uma nova imagem.[27]

Os algoritmos numéricos que constituem o processamento digital de imagens são efetuados passo-a-passo com o objetivo de melhorar a qualidade da imagem original (digitalizada), corrigir defeitos e/ou efetuar uma filtragem na mesma, para salientar (tornar mais visível) e posteriormente, extrair as características de interesse a analisar.

O processamento digital de imagens requer operações executadas em compudatores digitais de alto desempenho. O volume de dados envolvido neste processamento é geralmente muito alto, devido a grande quantidade de *pixels* que definem as imagens.

O procedimento para o processamento digital de imagens se baseia num método numérico que abrange uma série de operações sequenciais. É necessário salientar que não existe uma metodologia geral de tratamento de imagens. A escolha das etapas do processamento, bem como os algoritmos utilizados dependerão não somente da imagem inicial, mas também, dos objetivos desta análise. Portanto, como o campo do processamento digital de imagens é muito amplo, a continuação será apresentado este assunto direcionado sempre a caracterização microestrutural de materiais.

Assim, independentemente do tipo de material a ser caracterizado, cinco etapas fundamentais formam parte do processamento. Entre as quais: *aquisição* ou *digitalização* de imagens, *pré-processamento*, *segmentação*, *extração de dados* e *representação*. A figura 2.8 mostra de forma esquemática as etapas fundamentais que constituem o processamento digital de imagens.

A seguir, essas etapas são abordadas de forma mais detalhada, que serviram de base para o desenvolvimento e a apresentação dos capítulos IV e V, que trata da implementação das técnicas de processamento de imagens aplicadas à caracterização microestrutural quantitativa de materiais.

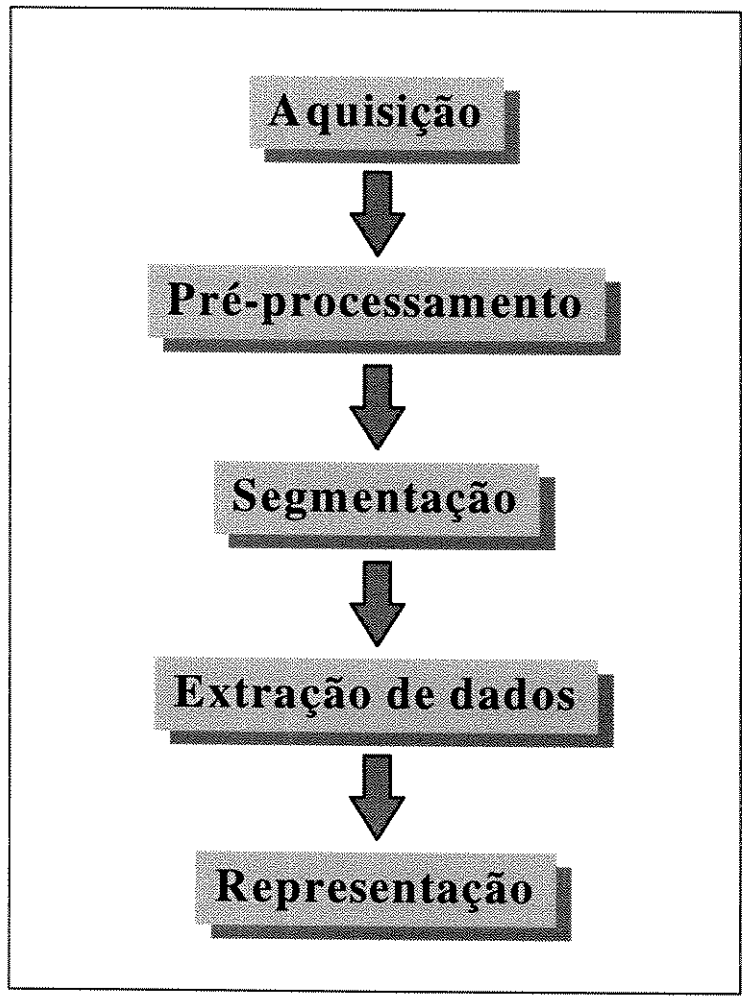


Figura 2.8 - Etapas do processamento digital de imagens.

2.4. Aquisição ou Digitalização de Imagens

A etapa de conversão da imagem real de um objeto em sua representação discreta dá-se o nome de *aquisição* ou *digitalização* da imagem.[23]

A operação de discretização no espaço é denominada *amostragem* da imagem que determina o seu número de *pixels*, enquanto que na amplitude é chamada de *quantização* dos níveis de cinza ou do brilho. Desta forma, uma imagem pode ser definida em termos matemáticos, como sendo uma função direta da energia luminosa *(I)* de cada ponto no plano bidimensional *(x,y)*, captada por foto-sensores do dispositivo de digitalização, isto é:

$$\boxed{I = g(x, y)} \tag{2.4}$$

Onde $g(x,y)$ não é uma função contínua no espaço, e a intensidade da energia luminosa (I) assume valores numéricos discretos, geralmente inteiros, dependendo da sensibilidade dos foto-sensores do dispositivo de digitalização. Com isso, em imagens monocromáticas, os valores assumidos pela função $g(x,y)$ são denominados níveis de cinza.

O número possível dos níveis de cinza de quantização (G) pode ser calculado através da seguinte expressão:

$$\boxed{G = 2^m} \tag{2.5}$$

Onde m é o número de *bits* do conversor analógico-digital, ou o número inteiro positivo definido no seguinte intervalo: $1 \leq m \leq 12$. Como exemplo, podemos considerar um conversor de 8 *bits* que permite a quantificação a 2^8 (256 valores diferentes de níveis de cinza), enquanto que um conversor de 4 *bits* permite somente uma quantificação a 2^4 (16 níveis de cinza).

O número de *bits* (b) necessários para armazenar uma imagem digitalizada pode ser calculado pela seguinte equação:

$$\boxed{b = M \times N \times m} \tag{2.6}$$

Na prática, M e N são potências de 2, isto é: $M = 2^k$ e $N = 2^n$. Se M for igual a N,

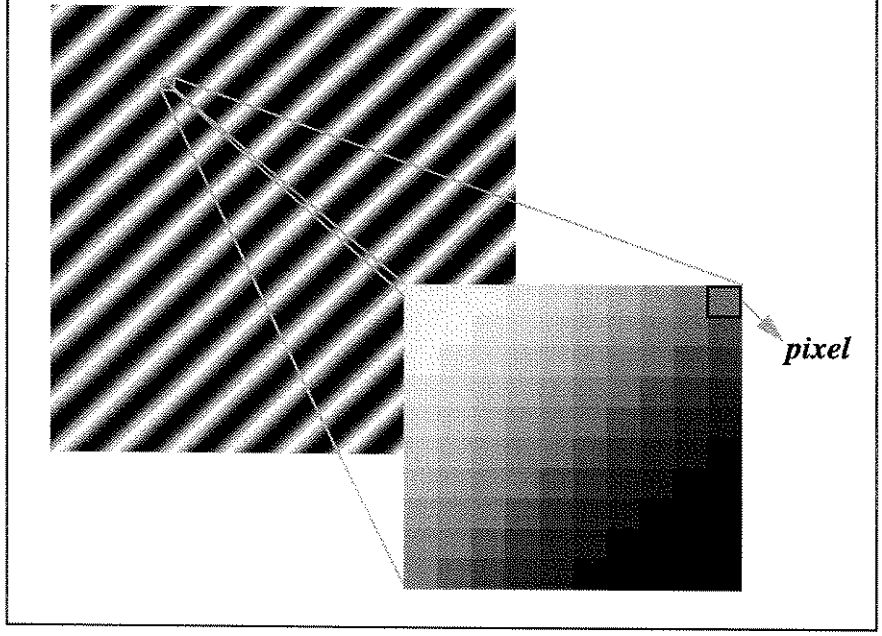
$$\boxed{b = N^2 \times m} \tag{2.7}$$

Por exemplo, uma imagem com 128 por 128 *pixels* e 64 níveis de cinza necessita de 98.304 *bits* ou 12.288 *bytes* para armazenagem.[23]

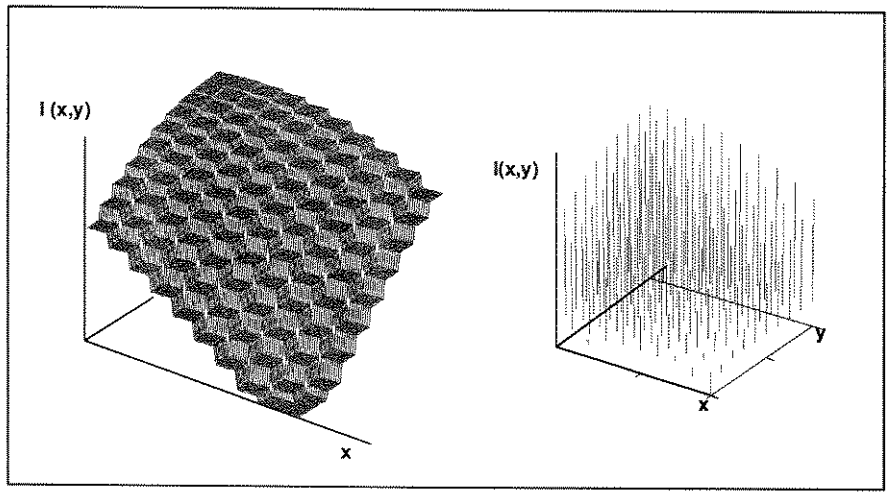
A figura 2.9 exemplifica a definição matemática de uma imagem digitalizada.

Em termos práticos, as imagens digitalizadas são representadas nos computadores na forma de arquivos gráficos, com uma organização dos dados *(format)* específica a cada sistema. Dentre os formatos de arquivos gráficos existentes, podemos citar, como por exemplo, os seguintes: *bmp* (*Bitmaps of Windows*), *pcx* (*PC Paintbrush*), *tiff* (*Tagged Image Format*), *viff* (*Visualization Image File Format*), etc.

Para ter a possibilidade de utilizar uma mesma imagem em sistemas diferentes, é geralmente necessário adaptar o formato do arquivo gráfico, como por exemplo, *tiff* para *viff*. Também, essa etapa inclui a seleção e extração na imagem da região de interesse.[28]



a) Imagem real no espaço bidimensional (*x,y*). No detalhe, uma região ampliada da imagem mostrando alguns *pixels* em destaque.



b) Representações no espaço discreto da imagem digitalizada, em termos da intensidade de energia luminosa I(x,y).

Figura 2.9 - Representação gráfica de uma imagem real e digitalizada.

Nos dispositivos digitalizadores a aquisição da imagem é realizada através de um conversor analógico-digital (A/D), sendo que o número de elementos sensíveis (foto-sensores) é constante, definido em seu projeto. Num *scanner*, por exemplo, que é um dispositivo semelhante a uma fotocopiadora, a resolução espacial da imagem será selecionada em função da quantidade de foto-sensores disponíveis num dado comprimento linear.

A quantidade de *pixels* que representará a imagem digitalizada depende diretamente da área da superfície em que a imagem (fotomicrografia) está contida e do nível de resolução espacial selecionado no dispositivo, como por exemplo, 300 *dpi* (300 pontos por polegada). Assim, a resolução espacial de uma imagem será, na prática, tanto maior quanto menor for a relação entre a área total da imagem e o número de *pixels* que a representa.[24]

Estes dispositivos de digitalização normalmente são conectados a um computador, que os controla, utilizando interfaces padrões, tal como *SCSI* (*Small Computer System Interface*) ou portas paralelas.[26]

Os valores numéricos mínimo e máximo atribuídos à energia luminosa *(I)* dependerão diretamente do dispositivo de digitalização. Esta faixa de valores será definida em função do número de *bits* associado a cada *pixel* da imagem. Deste modo, pode-se dizer que quanto maior for o número de *bits* que representa cada ponto da imagem digitalizada, maior será o número de níveis de cinza e, consequentemente, maior será a resolução de profundidade da mesma.

O padrão normal de imagens é 512 por 512 *pixels* ou 640 por 480 *pixels*, e 256 níveis de cinza (8 *bits*).[29] A figura 2.10 mostra um exemplo de uma imagem digital monocromática, com 640 por 480 *pixels* e 256 níveis de cinza.

Atualmente, o desenvolvimento nessa área tem-se direcionado no sentido de obter dispositivos de digitalização com um maior número possível de elementos sensíveis, consequentemente uma maior resolução espacial, que permitem adquirir imagens com 1024 por 1024 *pixels* ou mesmo 4000 por 4000 *pixels*, sem, contudo, perder a resolução de profundidade da mesma.[30]

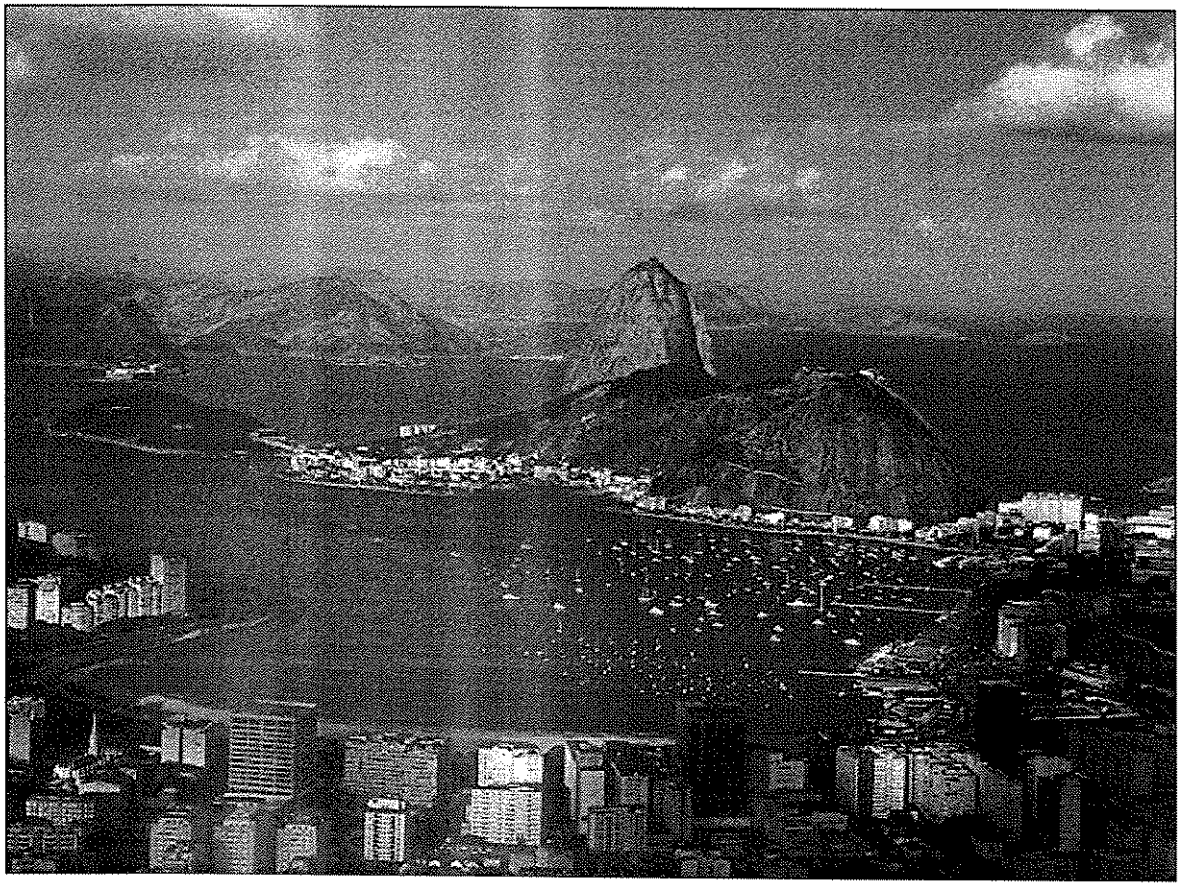


Figura 2.10 - Exemplo de uma imagem digital monocromática, com 640 por 480 *pixels* e 256 níveis de cinza.

2.5. Pré-Processamento

Após a etapa de aquisição ou digitalização de imagens, aplicam-se técnicas matemáticas para melhoramento que corrigem defeitos e realçam as características contidas efetivamente na imagem (fazer mais visível), possibilitando a execução das etapas seguintes.[31] Portanto, o termo pré-processamento refere-se as técnicas matemáticas que colocam os dados adquiridos (imagem original digitalizada) em um aspecto mais adequado, tornando o resultado mais satisfatório para posterior seleção das características de interesse na imagem, em relação a uma aplicação específica.[23] Dentre as possíveis características desejáveis à sobressair para a análise quantitativa de microestruturas, podem ser mencionados: grãos, inclusões, partículas de segunda fase, poros, precipitados, etc.

As técnicas de melhoramento de imagens é um conjunto de ferramentas que atuam tanto no domínio espacial, quanto no domínio da frequência. Exemplos típicos desta etapa do processamento digital de imagens são as operações pontuais (aritméticas e manipulação de histogramas), operações de filtragem (filtros no domínio espacial e da frequência), etc.[28]

O termo *domínio espacial* refere-se ao conjunto de *pixels* que constitui uma imagem digital no plano bidimensional, e as técnicas relacionadas a este domínio, são procedimentos que operam diretamente sobre os *pixels* da imagem. Já, as técnicas de processamento relacionadas com o *domínio da frequência* são baseadas na modificação da transformada de *Fourier* de uma imagem.[23] O conceito de transformada de *Fourier* será apresentado mais adiante, no item 2.5.3.

A grande dificuldade da etapa de melhoramento de imagens é quantificar o critério para o melhoramento. Um grande número de técnicas de melhoramento de imagens são empíricas e exigem procedimentos interativos para obter resultados satisfatórios. Esses resultados podem ser obtidos corrigindo um certo número de defeitos e imperfeições surgidos durante a etapa de aquisição da imagem, que podem ter como causa características físicas do sistema (microscópio desalinhado), as condições deficientes de iluminação (ângulo de iluminação incorreto), variações nas amostras (densidade, espessura ou superfície não planas), etc.[27] A etapa de pré-processamento é quase sempre necessária.

As técnicas de melhoramento digital de imagens podem ser classificadas, de acordo com os princípios matemáticos envolvidos, conforme é apresentado na figura 2.11, e serão discutidas a seguir:

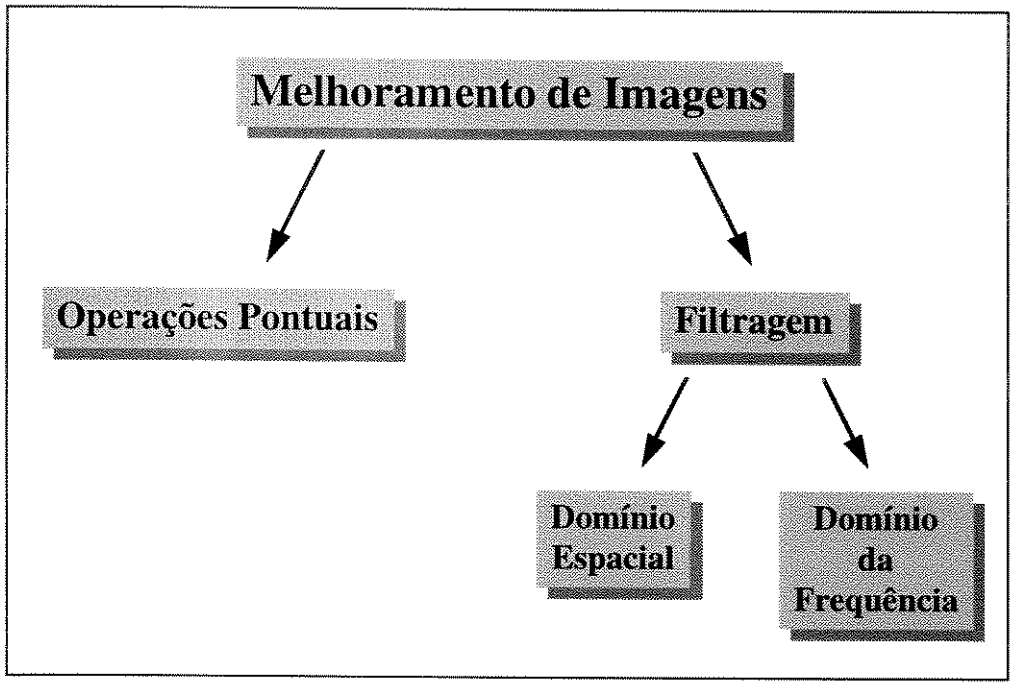


Figura 2.11 - Técnicas de melhoramento de imagens.

2.5.1. Operações Pontuais

Nas *operações pontuais*, a função matemática que define a imagem é modificada ponto-a-ponto (localmente), isto é, um dado nível de cinza (u) pertencente ao intervalo $[0,L]$, onde L é um número inteiro positivo; é levado a um outro nível (v) que também pertence ao intervalo $[0,L]$, de acordo com a transformação $v = f(u)$.

A função $f(u)$ é válida para toda a imagem digital. Esta função atua sobre a luminosidade ou intensidade de luz de cada ponto da imagem, mas guardando uma relação com a sua condição luminosa inicial. Assim, preserva-se a natureza das informações contidas inicialmente na imagem permitindo-se, daí, a sua melhor interpretação.[22,31]

A figura 2.12-(a) apresenta uma imagem digital monocromática, com um tamanho de 512 por 512 *pixels* e 256 níveis de cinza. Nesta imagem pode-se observar estrias de fadiga em uma liga de alumínio (*Al*-7050). Assim, a figura 2.12-(b) apresenta o resultado da aplicação de uma operação pontual numa imagem digital. A operação exemplificada calcula o valor do logaritmo do nível de cinza de cada ponto da imagem original, mantendo uma proporção com os valores iniciais, de acordo com a seguinte expressão:

$$g(x,y) = \log\ [f(x,y)\ +\ 1] \tag{2.8}$$

Onde $g(x,y)$ é a imagem resultante da operação e $f(x,y)$ é a imagem original.

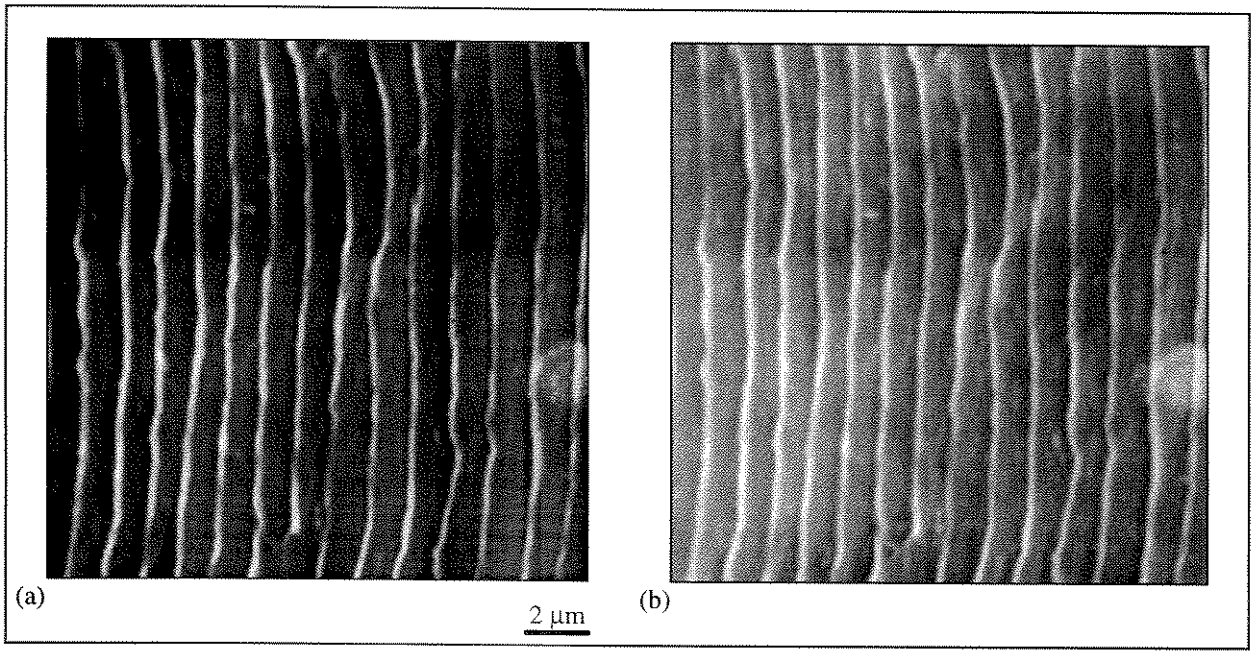


Figura 2.12 - (a) Imagem digital original; (b) Imagem que mostra o resultado da operação pontual de logaritmo.

2.5.1.1. Modelamento ou Modificação do Histograma

O histograma de uma imagem digital representa a frequência relativa de ocorrência dos vários níveis de cinza na imagem considerada. Em outras palavras, o histograma pode ser definido como um gráfico que fornece para cada valor de nível de cinza, o número de *pixels* correspondentes na imagem. Na medida que o histograma fornece, para um nível de cinza considerado, somente o número de *pixels* e não a localização desses, ele permite apenas dar uma descrição global da imagem.

No caso de um único objeto, o histograma possui uma distribuição de tipo *gaussiana* (unimodal). Já, no caso de imagens constituídas de dois objetos, por exemplo, o objeto analisado e o *background* (fundo) de diferentes intensidades (níveis de cinza), o histograma apresentará uma distribuição bimodal. E, no caso de imagens que possuem vários objetos distintos, o histograma fornece uma soma ponderada dos histogramas de cada classe de objetos.[23,24]

A figura 2.13 apresenta exemplos de histogramas de quatro tipos básicos de imagens digitais. O histograma apresentado na figura 2.13-(a) mostra que os níveis de cinza são concentrados próximo ao valor que caracteriza o "preto", considerando a escala de níveis de cinza. Este exemplo de histograma corresponde a uma imagem digital que possui somente características escuras. Já o oposto é apresentado na figura 2.13-(b). O histograma apresentado na figura 2.13-(c) tem uma forma estreita, que indica uma pequena faixa dinâmica, correspondendo a uma imagem digital que possui um baixo contraste. Nesta, todos os níveis de cinza presentes na imagem ocorrem no meio da escala de cinza, que caracteriza um faixa de tonalidade cinza escuro. Finalmente, a figura 2.13-(d) mostra um histograma com extensão significativa, correspondendo a uma imagem digital com um alto contraste.[23]

De forma geral, é necessário muitas vezes aprimorar o contraste e consequentemente a dinâmica de imagens digitais. Nesse caso, as técnicas relacionadas com o modelamento do histograma modificam uma imagem pontualmente, para que seu histograma tenha a forma desejada.

A continuação, vão ser abordadas as duas principais técnicas que permitem efetuar o rearranjo da distribuição dos níveis de cinza em imagens digitais. Essas técnicas são denominadas: *equalização do histograma* e *estiramento de contraste*.

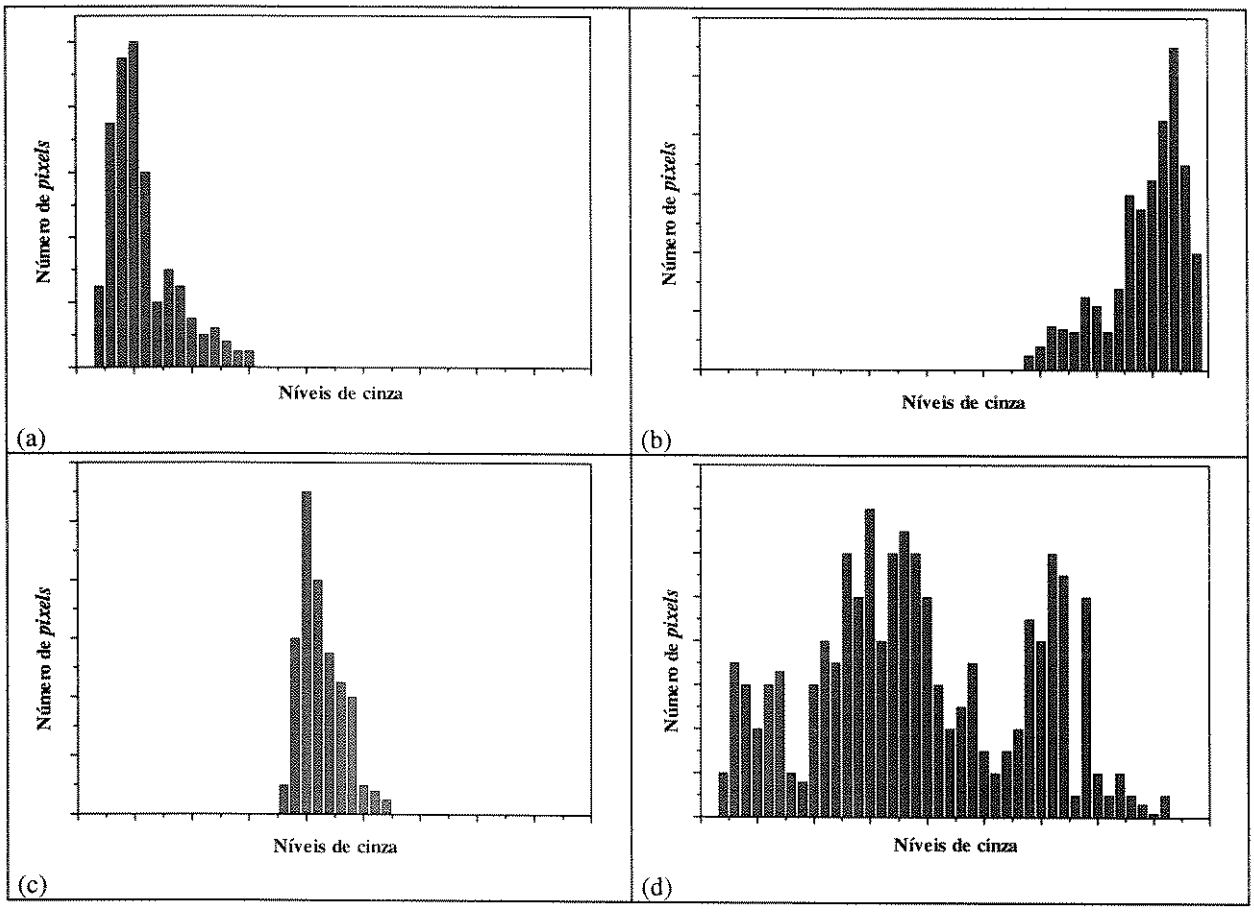


Figura 2.13 - Histogramas de níveis de cinza correspondentes a quatro tipos de imagens digitais básicas: (a) Imagem escura; (b) Imagem clara; (c) Imagem com baixo contraste; (d) Imagem com alto contraste.

• Equalização do Histograma

A técnica de equalização do histograma tem por objetivo obter uma densidade média de *pixels* em função dos níveis de cinza na imagem após a execução da operação.[22]

Isto pode ser observado a partir da figura 2.14-(a) que mostra uma imagem digital monocromática, com um tamanho de 480 por 320 *pixels* e 256 níveis de cinza. Esta imagem apresenta uma microestrutura totalmente lamelar, em uma amostra (corte transversal) da liga de composição eutética *Al* - 33% *Cu*. A figura 2.14-(b) apresenta o resultado da operação de equalização do histograma apresentado na figura 2.15-(a). Já, a figura 2.15-(b) apresenta o histograma gerado a partir da operação de equalização.

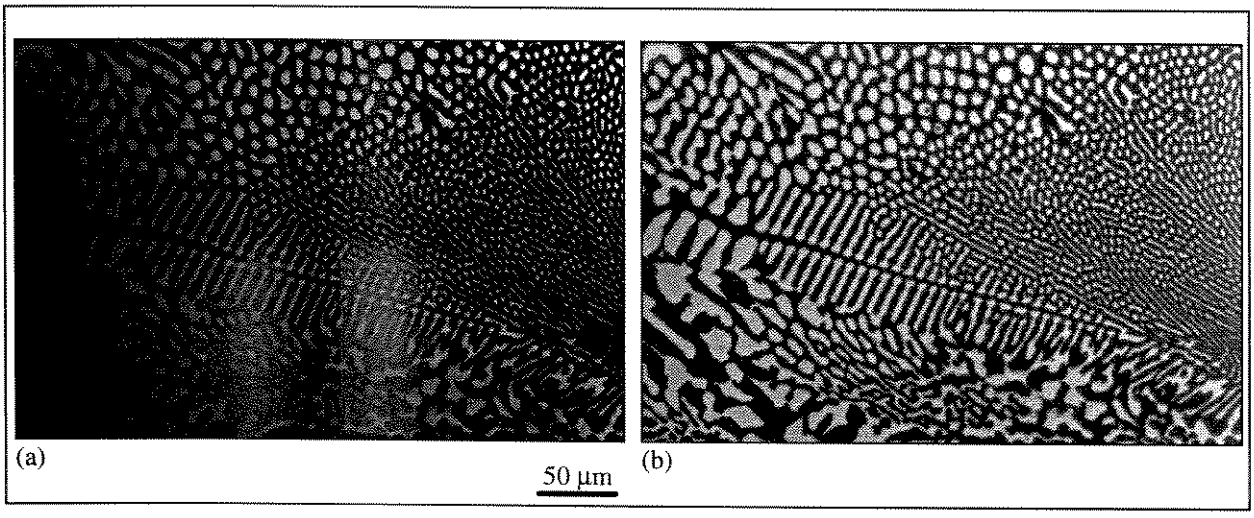


Figura 2.14 - (a) Imagem original; (b) Imagem equalizada.

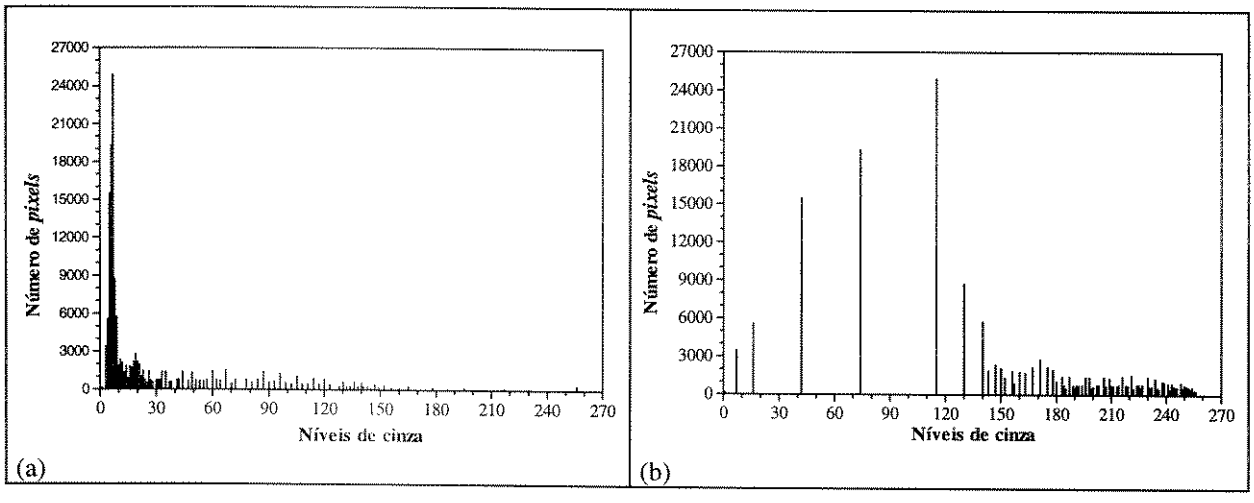


Figura 2.15 - (a) Histograma da imagem original; (b) Histograma gerado com a operação de equalização.

- **Estiramento de Contraste**

O contraste insuficiente é um dos defeitos mais comuns de serem encontrados em fotografias ou imagens reais. Isto é resultante de uma redução na faixa de amplitude da imagem, devido principalmente a condições não-uniformes de luminosidade.

A operação de estiramento de contraste é classificada como uma técnica de realce de imagens, que tem por objetivo a obtenção de imagens que apresentam como principal característica um bom contraste (contornos de objetos nítidos e bem definidos). O contraste na imagem pode ser aumentado através de um remanejamento da faixa de amplitude de cada

pixel que constitui a imagem digital.[24] Isto é realizado tornando o mais amplo possível a escala de valores de níveis de cinza da imagem.

A figura 2.16-(a) apresenta uma imagem digital monocromática, com um tamanho de 469 por 482 *pixels* e 256 níveis de cinza. A imagem mostra de forma precária a microestrutura da liga Ti-15V-3Cr-3Sn-3Al, que apresenta a fase α (hexagonal) precipitada em contornos de grãos, denominada GB-α (α de contorno de grão).[32] A figura 2.16-(b) apresenta o resultado da aplicação da operação de estiramento de contraste nesta imagem. Já, a figura 2.17-(a) apresenta o histograma original e a figura 2.17-(b) o histograma obtido com a operação de estiramento de contraste.

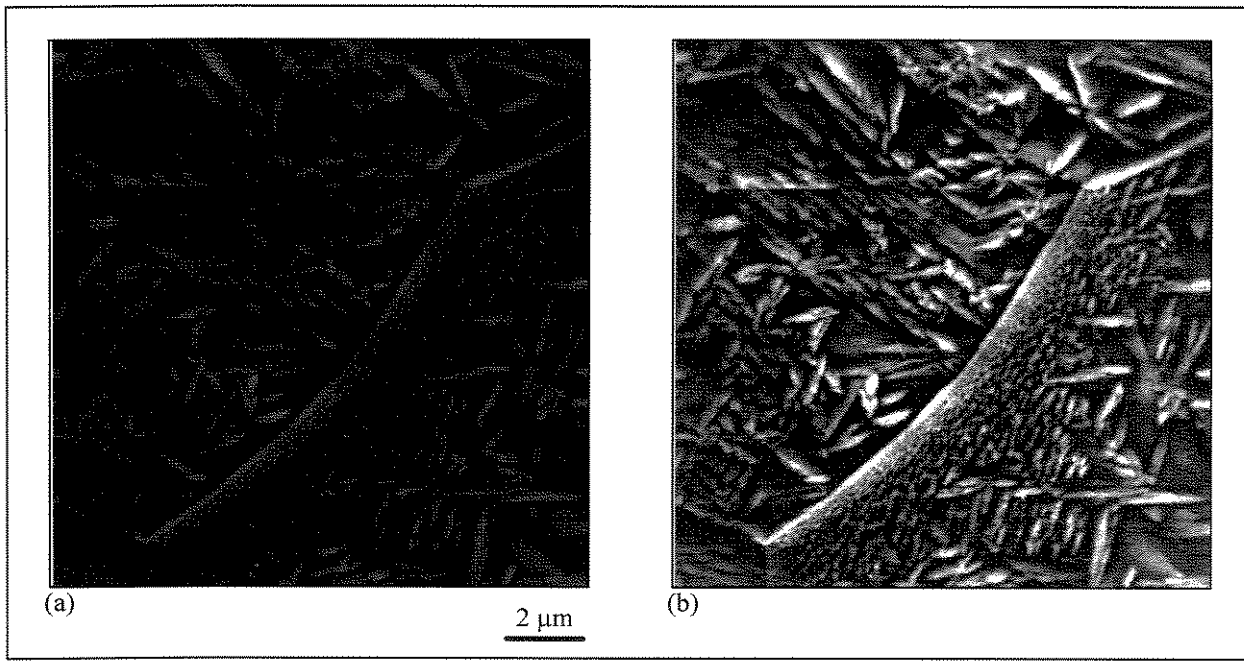


Figura 2.16 - (a) Imagem original; (b) Imagem que mostra o resultado da operação de estiramento de contraste.

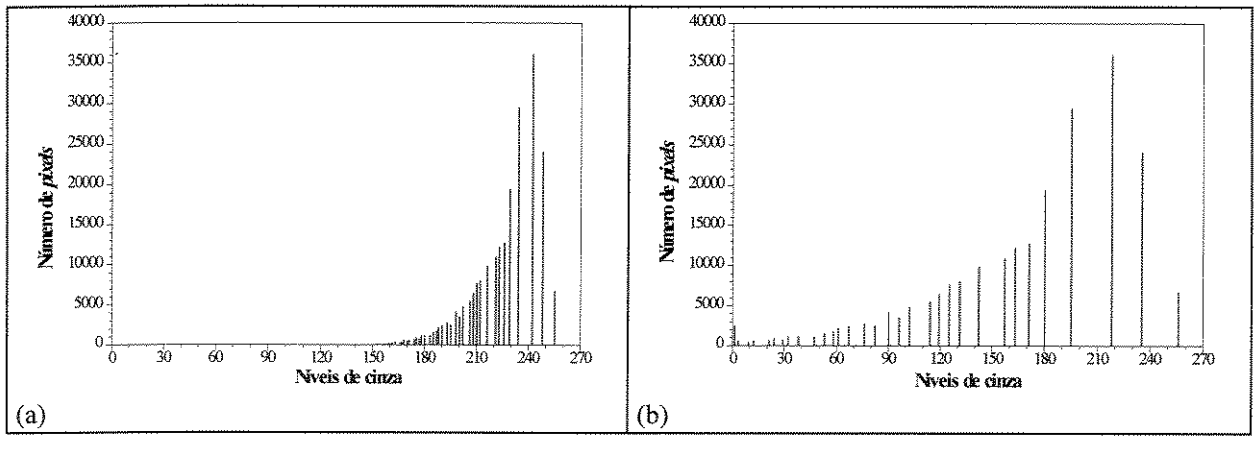


Figura 2.17 - (a) Histograma da imagem original; (b) Histograma gerado com a operação de estiramento.

2.5.2. **Filtragem no Domínio Espacial**

A filtragem de uma imagem digital *f(x,y)* realizada no domínio espacial, é um procedimento de melhoramento que opera diretamente nos *pixels* que constituem a imagem.[24] A função de processamento pode ser expressa como segue:[23]

$$g(x,y) = T\,[f(x,y)] \tag{2.9}$$

Onde *g(x,y)* é a imagem resultante do processamento, *T* é o filtro espacial definido na vizinhança de *(x,y)*, e *f(x,y)* é a imagem original.

O filtro espacial *T* opera sobre um conjunto de *pixels* vizinhos ao *pixel* de interesse, dependendo do valor do nível de cinza desse *pixel* e de seus vizinhos.

A vizinhança de um *pixel P(x,y)* é definida como o conjunto de todos os *pixels* que ficam ao redor de *P*.[28] A figura 2.18 exemplifica esta definição.

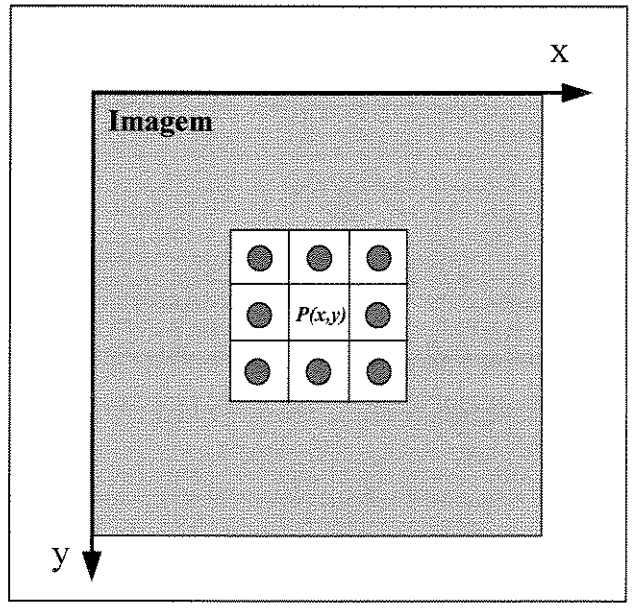


Figura 2.18 - No detalhe uma vizinhança 3x3 sobre um *pixel P(x,y)* em uma imagem digital.

Independentemente do tipo de filtro espacial considerado, o valor do nível de cinza de um *pixel* interfere, imediatamente, na transformação do *pixel* vizinho, o que não ocorre no caso de uma operação pontual.[23,24]

As operações de filtragem realizadas no domínio espacial podem ser divididas em duas categorias: a *filtragem linear*, efetuada através de uma operação de convolução, e a *filtragem não linear*. A seguir, serão discutidas estas duas classes de filtros espaciais.

2.5.2.1. **Filtragem Linear**

Geralmente, no processo de filtragem linear realizada no domínio espacial são empregadas matrizes de pequenas dimensões, menores que a matriz imagem, denominadas *elementos estruturantes* ou *kernels* ou ainda, *máscaras*, que atuam como filtros espaciais, através da operação de convolução.[23,24]

A operação de convolução realizada no domínio espacial pode ser definida como uma aplicação ponto-a-ponto de um operador de vizinhança (filtro espacial), que combina cada *pixel* da imagem original com seus vizinhos.

Matematicamente, a operação de convolução de uma imagem digital pode ser expressa como:[27]

$$g(x,y) = \sum_{i=1}^{m} \sum_{j=1}^{n} h(i,j).f(x-i,y-j) \tag{2.10}$$

Onde $g(x,y)$ é a imagem resultante da operação, m e n definem o tamanho da máscara, $h(i,j)$ é a máscara considerada, e $f(x,y)$ é a imagem original.

Com relação aos filtros espaciais lineares, a proposição básica do processo de filtragem por convolução se baseia no somatório dos produtos entre os coeficientes da máscara e os valores de intensidade dos *pixels* sob a máscara, em uma localização específica na imagem.

A figura 2.19 apresenta um exemplo de uma máscara espacial qualquer, com dimensão 3 x 3. Normalmente, podem ser utilizadas máscaras de dimensões maiores para a consideração de uma maior área na imagem analisada mas, preferencialmente, devem ter uma ordem ímpar por razões de simetria.

w_1	w_2	w_3
w_4	w_5	w_6
w_7	w_8	w_9

Figura 2.19 - Uma máscara 3 x 3 com coeficientes arbitrários.

De acordo com a relação 2.10, a resposta da aplicação desta máscara linear, nos níveis de cinza dos *pixels* localizados na imagem sob a máscara, é dada pela seguinte equação:[23]

$$R = w_1 \cdot z_1 + w_2 \cdot z_2 + \ldots + w_9 \cdot z_9 \qquad (2.11)$$

Onde R é o novo valor do *pixel* na posição 5 sob o centro da máscara após a operação, w_1, w_2, ..., w_9 são os coeficientes da máscara considerada, e z_1, z_2, ..., z_9 representam os valores dos níveis de cinza dos *pixels*, das nove posições existentes numa vizinhança 3 x 3.

Assim, se o centro da máscara é localizado sob o *pixel P (x,y)* da imagem apresentada na figura 2.18, o nível de cinza deste *pixel* é substituído pelo valor de R, calculado a partir da equação 2.11. A máscara é então movida para a localização do próximo *pixel* na imagem e o processo é repetido. Isto continua até que todas as posições dos *pixels* na imagem tenham sido percorridas. Para os *pixels* que são localizados na borda da imagem, o valor de R não é definido.

De acordo com o teorema da convolução, que será visto a seguir, a operação de convolução também pode ser calculada no domínio da frequência. Esse processo é bem mais rápido quando comparado ao cálculo da convolução realizado no domínio espacial, considerando imagens digitais de grandes dimensões.

A convolução realizada no domínio da frequência de uma imagem *f(x,y)* com uma outra imagem *h(x,y)*, pode ser computada tomando-se as transformadas discretas de *Fourier* das imagens consideradas, $\Im\ [f(x,y)]$ e $\Im\ [h(x,y)]$, multiplicando-as *pixel* por *pixel* e calculando a transformada inversa do produto.

$$f(x,y) * h(x,y) \Leftrightarrow F(u,v) \cdot H(u,v) \qquad (2.12)$$

No item 2.5.3 descreve-se os princípios básicos da transformada discreta de *Fourier* e sua aplicação na área do processamento digital de imagens.

A equação 2.12 é referida como o teorema da convolução. [23]

2.5.2.2. Filtros Derivados ou Operadores de Diferenciação

Aplicações destes filtros lineares podem diminuir ou eliminar ruídos e melhorar o contraste, a definição de bordas, dos contornos e dos detalhes. Os operadores de diferenciação *Gradiente*, *Kirsch*, *Prewitt*, *Sobel* e *Laplaciano*, pertencem a esta classe de métodos no domínio do espaço.[27]

Um operador de diferenciação é baseado sobre a noção de derivada.[23] Geralmente, uma imagem digital $f(x,y)$, é fisicamente constituída por uma sequência de regiões de tamanhos diversos, onde os níveis de cinza são próximos, e de fronteiras, que são encontros de várias regiões, marcando uma transição entre elas. Do ponto de vista matemático, as regiões são caracterizadas por derivadas suaves e pouco acentuadas e as fronteiras por derivadas fortes e acentuadas. O princípio de um operador de diferenciação é derivar a imagem para acentuar as bordas contidas na imagem.[28]

Na figura 2.20 é representada uma imagem com três regiões, o perfil dos níveis de cinza ao longo de uma linha de varredura horizontal da imagem, e as derivadas primeira e segunda do perfil.

Nesta figura, pode-se observar que a primeira derivada de um perfil de níveis de cinza assume valores positivos na primeira região de transição (borda entre a primeira e segunda regiões), valores negativos na segunda região de transição (borda entre a segunda e terceira regiões), e como esperado, o valor zero nas áreas onde o nível de cinza é constante. A segunda derivada é positiva na parte da imagem que a transição está associada com o lado mais escuro da borda, negativa na parte da imagem que a transição está associada com o lado mais claro da borda, e zero nas áreas onde o nível de cinza é constante. Portanto, a magnitude da primeira derivada pode ser usada para detectar a presença de uma borda em uma imagem digital, e o sinal da segunda derivada pode ser usado para determinar se um *pixel* encontra-se no lado mais escuro ou mais claro de uma borda. Note também, que a segunda derivada assume o valor zero no ponto central da região de transição em níveis de cinza. Esta característica é um poderoso recurso para determinar com precisão a localização de bordas em uma imagem

digital. Finalmente, pode-se constatar que as derivadas apresentam variações fortes ao nível da fronteira entre as regiões.[23]

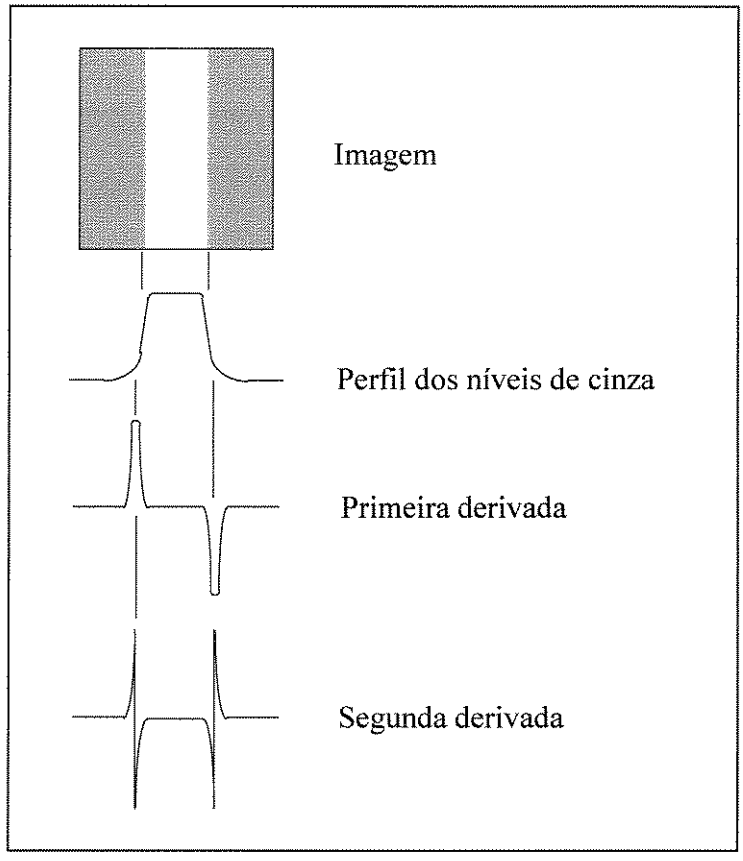


Figura 2.20 - Princípio da diferenciação espacial.

O método mais comum de diferenciação aplicado em processamento de imagens é o *gradiente*. Este corresponde à primeira derivada de uma imagem.[24]

Para uma imagem *f(x,y)* o gradiente de *f* em relação as coordenadas *(x,y)* é definido como o vetor:[23]

$$\nabla \mathbf{f} = \begin{bmatrix} G_X \\ G_Y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix} \tag{2.13}$$

A magnitude deste vetor, é geralmente referida simplesmente como o gradiente e denomina-se ∇f, onde:[23]

$$\nabla f = \mathbf{mag}\,(\nabla \mathbf{f}) = [G_x^2 + G_y^2]^{1/2} = \left[\left(\frac{\partial f}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y}\right)^2\right]^{1/2} \tag{2.14}$$

É comum na prática, calcular o gradiente de uma imagem aproximando a equação 2.14 para valores absolutos:[23]

$$\nabla f \cong |G_X| + |G_Y| \tag{2.15}$$

A equação 2.15 apresentada anteriormente representa uma soma dos valores absolutos dos gradientes em duas direções perpendiculares e é muito simples de ser implementada na forma digital. Para isso, considere uma região da imagem como apresentada na figura 2.21, onde as variáveis ($z_i \mid i = 1, 2, ..., 9$) representam os valores dos níveis de cinza.

z_1	z_2	z_3
z_4	z_5	z_6
z_7	z_8	z_9

Figura 2.21 - Uma região 3 x 3 de uma imagem qualquer.

Assim, a equação 2.15 pode ser aproximada em relação ao ponto central (z_5), da seguinte forma:[23]

$$\nabla f \cong \left|(z_7 + z_8 + z_9) - (z_1 + z_2 + z_3)\right| + \left|(z_3 + z_6 + z_9) - (z_1 + z_4 + z_7)\right| \tag{2.16}$$

Em que:

$$G_X = (z_7 + z_8 + z_9) - (z_1 + z_2 + z_3) \tag{2.17}$$

e,

$$G_y = (z_3 + z_6 + z_9) - (z_1 + z_4 + z_7) \tag{2.18}$$

A diferença entre a terceira linha e a primeira linha na região 3 x 3 da imagem, figura 2.21, aproxima-se do cálculo da derivada parcial na direção *x*, e a diferença entre a terceira coluna e a primeira coluna aproxima-se do cálculo da derivada parcial na direção *y*. No entanto, o gradiente só poderá ser calculado em relação a uma direção definida, devido as características do vetor que o define. Assim, para se calcular o gradiente de uma imagem digital é necessário a utilização de operadores direcionais.

De acordo com as definições anteriores, os filtros derivativos aumentam o ruído presente e, por isso, foram definidos vários filtros específicos para superar essa dificuldade. A seguir, são apresentados os principais operadores de gradiente direcionais.

a) Operador *Kirsch*.

A figura 2.22 apresenta as máscaras espaciais que caracterizam o operador *Kirsch*[27] e podem ser utilizadas para aproximar o cálculo do gradiente, equação 2.16, através da operação de convolução.

-3	-3	5
-3	0	5
-3	-3	5

(a)

5	5	5
-3	0	5
-3	-3	-3

(b)

Figura 2.22 - Máscaras que definem o operador *Kirsch*. (a) Operador de gradiente para a direção 90°; (b) Operador de gradiente para a direção 180°.

b) Operador *Prewitt*.

A equação 2.16 caracteriza o operador *Prewitt*. Este pode ser calculado através da operação de convolução, utilizando para isto, as máscaras espaciais mostradas na figura 2.23.

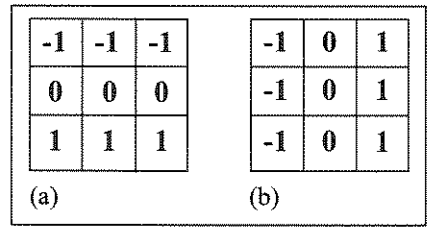


Figura 2.23 - Máscaras utilizadas para definir o operador *Prewitt*. (a) Operador de gradiente para a direção 0°; (b) Operador de gradiente para a direção 90°.

c) Operador *Sobel*.

As máscaras espaciais mostradas na figura 2.24, caracterizam o operador *Sobel* e podem ser utilizadas para calcular a equação 2.15, a partir das seguintes equações:[23]

$$G_X = (z_7 + 2\,z_8 + z_9) - (z_1 + 2\,z_2 + z_3) \tag{2.19}$$

e,

$$G_y = (z_3 + 2\,z_6 + z_9) - (z_1 + 2\,z_4 + z_7) \tag{2.20}$$

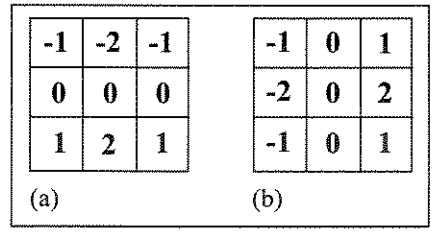


Figura 2.24 - (a) Máscara utilizada para calcular G_x no ponto central da região 3 x 3, considerando a direção 0°; (b) Máscara utilizada para calcular G_y no mesmo ponto, considerando a direção 90°. Estas máscaras definem o operador *Sobel*.

O operador *Sobel* possui uma vantagem considerável porque, como os filtros derivativos aumentam o ruído, o efeito de suavização inerente a este operador torna-se uma característica particularmente atrativa.

O *Laplaciano* de uma função *f(x,y)* bidimensional é a derivada de segunda ordem desta função, definida como:[23]

$$\nabla^2 f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \tag{2.21}$$

Como no caso do gradiente, a equação 2.21 também pode ser implementada na forma digital facilmente. Para uma região 3 x 3 de uma imagem, a forma mais frequentemente encontrada na prática é:[23]

$$\nabla^2 f = 4\, z_5 - \left(z_2 + z_4 + z_6 + z_8\right) \tag{2.22}$$

O requisito básico na definição do laplaciano digital é que o coeficiente associado com o *pixel* central tem que ser positivo e os coeficientes associados com os outros *pixels* devem ser negativos. Isto porque o laplaciano é uma derivada, a resposta tem que ser zero quando todos os *pixels* possuem o mesmo valor. A figura 2.25 mostra uma máscara que pode ser utilizada para calcular o laplaciano a partir da equação 2.22.

0	**-1**	**0**
-1	**4**	**-1**
0	**-1**	**0**

Figura 2.25 - Máscara utilizada para calcular o laplaciano.

Um inconveniente deste filtro é um maior realce do ruído e dos pontos isolados, em decorrência da derivada de segunda ordem.

Finalmente, para exemplificar a aplicação de um filtro de diferenciação em uma situação real, a figura 2.26-(a) mostra uma imagem digital monocromática, com um tamanho de 467 por 459 *pixels* e 256 níveis de cinza. Esta imagem representa a microestrutura (corte transversal) de uma amostra de uma liga metálica com uma composição eutética. A figura 2.26-(b) apresenta o resultado da imagem tratada com um operador *Sobel* para a definição das bordas dos objetos.

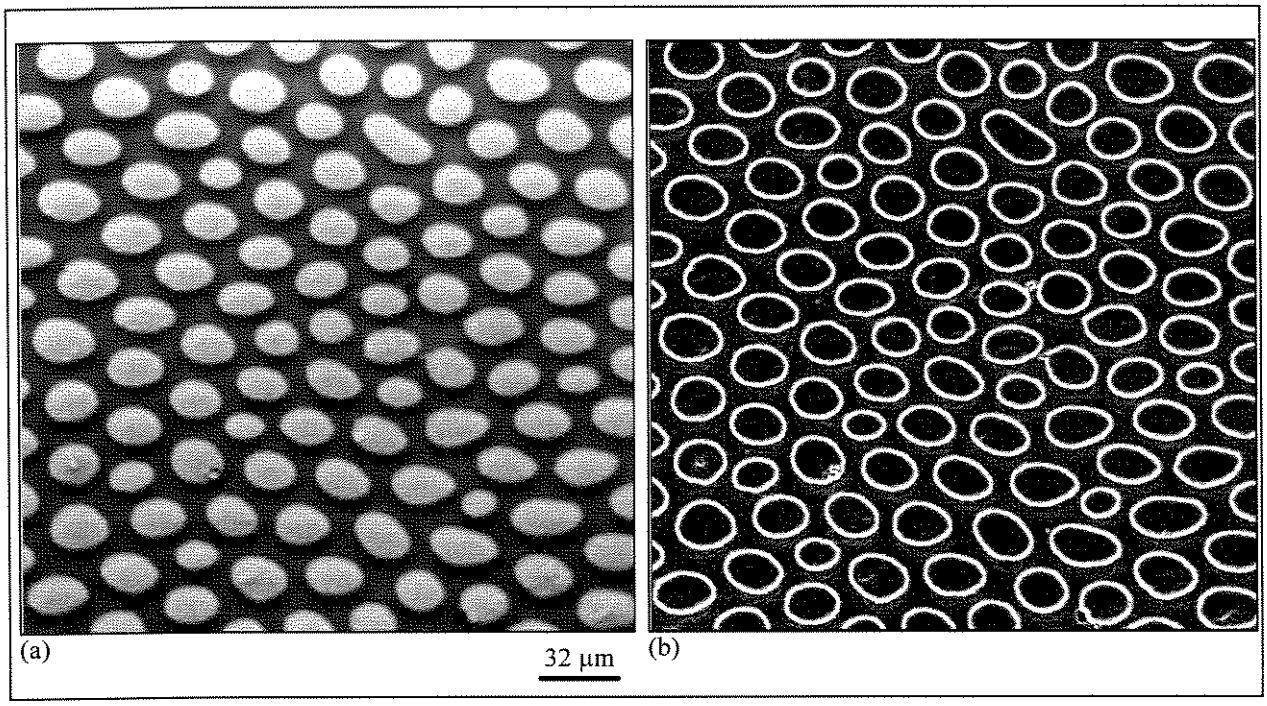


Figura 2.26 - (a) Imagem original; (b) Imagem mostrando a utilização do operador *Sobel*, colocando em evidência os contornos dos objetos presentes.

2.5.2.3. **Filtragem Não Linear**

Os filtros espaciais não lineares também operam sobre o conceito de vizinhança. De forma geral, sua operação é baseada diretamente nos valores dos *pixels* na vizinhança considerada, e não explicitamente no uso de coeficientes como no caso dos filtros espaciais lineares.

Um exemplo deste tipo de operador espacial é o filtro da mediana, que se aplica em imagens digitais para alcançar uma redução sensível de ruído aleatório.[23]

Este filtro trabalha com cada *pixel* que define a imagem digital e seus vizinhos, normalmente utilizando uma vizinhança 3 x 3. Assim, os valores dos níveis de cinza dos nove *pixels* são classificados em ordem crescente e, o valor da mediana (o nível de cinza do 5º *pixel* na fila), é usado para substituir o nível de cinza original do *pixel* central, considerando a vizinhança 3 x 3. Em seguida, o processo é novamente repetido para o próximo *pixel* na imagem, até que todos tenham sido processados. Os filtros da mediana podem ser aplicados mais de uma vez numa mesma imagem, até que não ocorra mais nenhuma mudança.[27]

Suponha uma imagem digital qualquer, que numa vizinhança 3 x 3 considerada, possua os seguintes valores de níveis de cinza: {10, 20, 20, 20, 100, 20, 20, 25, 15}. Então, esses valores são ordenados em ordem crescente: {10, 15, 20, 20, 20, 20, 20, 25, 100}, que resulta no valor 20 como resultado da mediana, no lugar de 100. Desta forma, pode-se concluir que a principal função de um filtro da mediana é forçar os *pixels* com intensidades distintas, a assemelhar-se mais com seus vizinhos e, assim suavizar a imagem.

A figura 2.27-(a) mostra uma imagem digital monocromática, com um tamanho de 525 por 438 *pixels* e 256 níveis de cinza. Esta imagem apresenta a microestrutura de uma amostra de um material compósito de matriz de carbeto de silício reforçada com agulhas de nitreto de silício (α-Si_3N_4), contendo *pixels* alterados pela presença de ruído de tipo gaussiano. Este ruído foi inserido propositalmente na imagem de modo a ilustrar a aplicação do filtro da mediana. Já a figura 2.27-(b), mostra o resultado da imagem anterior tratada com o filtro.

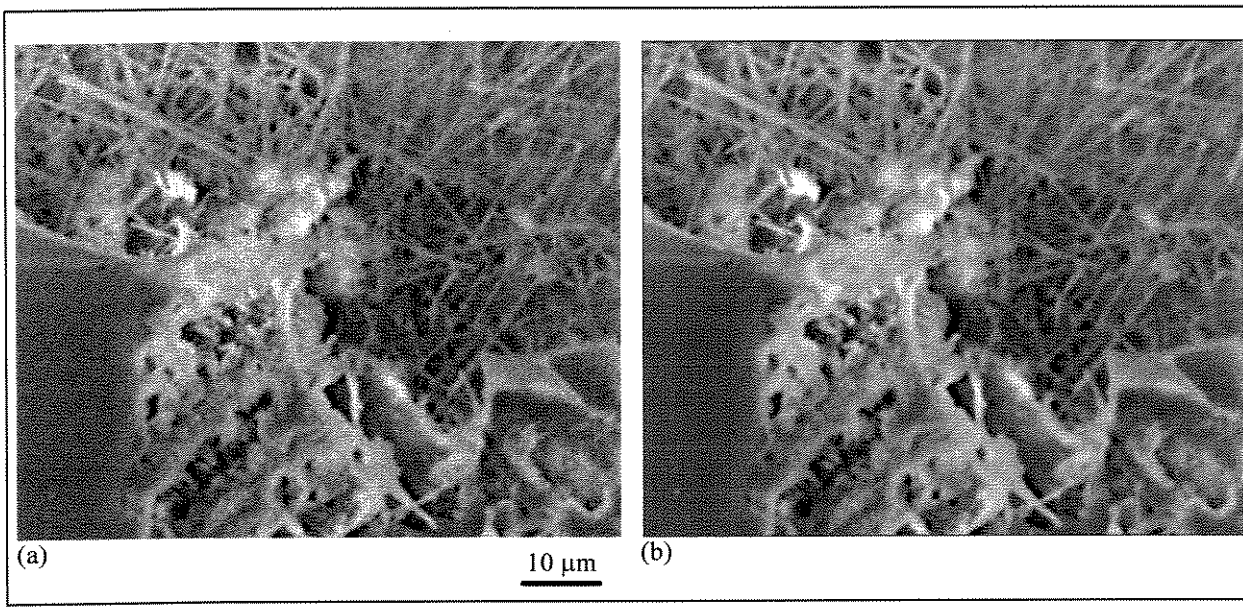


Figura 2.27 - (a) Imagem original; (b) Imagem submetida ao filtro da mediana.

Outros exemplos de filtros não lineares aplicados numa vizinhança 3 x 3, incluem o filtro máximo (*max*), cuja resposta R da aplicação deste filtro na imagem, é obtida pelo valor máximo de (z_1, z_2, ..., z_9), no qual é utilizado para encontrar o *pixel* com nível de cinza de maior valor, e o filtro mínimo (*min*), no qual é utilizado com propósito oposto.[23]

2.5.3. **Filtragem no Domínio da Frequência**

O domínio da frequência (u,v) para uma dada função, está associado ao domínio do espaço (x,y) por uma operação de transformação $(\Im)$.[22,24]

Domínio Espacial	$\xrightarrow{\Im}$ / $\xleftarrow{\Im^{-1}}$	Domínio da Frequência
$f(x,y)$		$F(u,v)$

Variações locais repentinas de intensidade de luz na imagem (domínio do espaço) correspondem a componentes em alta frequência, assim como variações suaves correspondem a componentes em baixa frequência.

Embora existam várias transformadas, será enfatizado neste trabalho o estudo da transformada de *Fourier*, devido a sua ampla faixa de aplicações em problemas de processamento digital de imagens.

2.5.3.1. **Transformada de *Fourier***

Seja $f(x,y)$ uma função contínua de duas variáveis reais (x,y) no plano bidimensional. A transformada de *Fourier* da função $f(x,y)$, denominada $\Im\,[f(x,y)]$, é definida pela seguinte equação:[23]

$$\Im[f(x,y)] = F(u,v) = \int_{-\infty}^{\infty}\int_{-\infty}^{\infty} f(x,y)\, e^{-2\pi i(ux+vy)}\, dx\, dy \tag{2.23}$$

Onde (x,y) são as variáveis de espaço e (u,v) são as variáveis de frequência.

Tais operações de transformação são muito interessantes e positivas no sentido em que preservam completamente todas as informações contidas na imagem, possibilitando reconstituir a imagem original (imagem obtida na etapa anterior de processamento) através da transformação inversa.

Dado $F(u,v)$, a função $f(x,y)$ pode ser obtida utilizando a transformada de *Fourier* inversa, a partir da seguinte equação:[23]

$$\Im^{-1}\,[F(u,v)] = f(x,y) = \int_{-\infty}^{\infty}\int_{-\infty}^{\infty} F(u,v)\, e^{2\pi i(ux+vy)}\, du\, dv \tag{2.24}$$

As equações 2.23 e 2.24 são chamadas de par de transformadas de *Fourier*.

A transformada de *Fourier* de uma função real *f(x,y)* é geralmente uma função complexa, isto é:[23]

$$F(u,v) = R(u,v) + i\,I(u,v) \tag{2.25}$$

Onde $R(u,v)$ e $I(u,v)$ são as componentes real e imaginária da função $F(u,v)$, respectivamente.

As vezes, é conveniente expressar a equação 2.25 numa forma exponencial:[23]

$$F(u,v) = \left| F(u,v) \right| e^{\phi(u,v)\,i} \tag{2.26}$$

Onde:

$$\left| F(u,v) \right| = \left[R^2(u,v) + I^2(u,v) \right]^{1/2} \tag{2.27}$$

e,

$$\phi(u,v) = \tan^{-1}\left[\frac{I(u,v)}{R(u,v)} \right] \tag{2.28}$$

A magnitude da função $|F(u,v)|$ é chamada de espectro de *Fourier* da função $f(x,y)$, e $\phi(u,v)$ é o ângulo de fase.

O espectro de *Fourier* também pode ser expresso como uma função da intensidade de luz, onde o brilho é proporcional a amplitude de $|F(u,v)|$.[23] Neste caso, $f(x,y)$ e $|F(u,v)|$ são imagens, que podem ser representadas como superfícies cujas elevações representam o valor de cada *pixel*.[24]

O espectro de potência de $f(x,y)$ é dado pela seguinte equação:[23]

$$P(u,v) = \left| F(u,v) \right|^2 = R^2(u,v) + I^2(u,v) \tag{2.29}$$

O termo densidade espectral é normalmente utilizado para denominar o espectro de potência.

No caso específico de imagens digitais quadradas de N por N *pixels*, a transformada de *Fourier* pode ser expressa através da seguinte equação:[23,24]

$$F(u,v) = \frac{1}{N} \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x,y)\, e^{\frac{-2\pi i(ux+vy)}{N}} \tag{2.30}$$

Para u e v iguais a 0, 1, 2, ..., N - 1, e,

$$f(x,y) = \frac{1}{N} \sum_{u=0}^{N-1} \sum_{v=0}^{N-1} F(u,v)\, e^{\frac{2\pi i(ux+vy)}{N}} \tag{2.31}$$

Para x e y iguais a 0, 1, 2, ..., N - 1.

2.5.3.2. Melhoramento de Imagens por Filtros de Frequência

A base teórica das técnicas de melhoramento realizadas no domínio da frequência é o teorema da convolução.

Assim, considere $g(x,y)$ como sendo uma imagem formada pela convolução de uma outra imagem $f(x,y)$, com um operador linear de posição invariável $h(x,y)$, isto é:[23,24,27]

$$g(x,y) = h(x,y) * f(x,y) \tag{2.32}$$

Onde um operador de posição invariável pode ser definido como um operador que uma vez aplicado numa imagem, o resultado obtido depende apenas do valor de $f(x,y)$ no ponto considerado e não da posição deste ponto na imagem.

Então, do teorema da convolução pode-se determinar a seguinte relação no domínio da frequência:[23,27]

$$G(u,v) = H(u,v)\, F(u,v) \tag{2.33}$$

Onde $G(u,v)$, $H(u,v)$ e $F(u,v)$ são as transformadas de *Fourier* de $g(x,y)$, $h(x,y)$ e $f(x,y)$, respectivamente.

A aplicação de operadores de transformação entre o domínio espacial e o domínio da frequência, como é o caso da transformada discreta de *Fourier*, permite aplicar novos tipos de filtros bastante eficazes. Estes filtros, como será apresentado a seguir, possibilitam filtrar ruídos de frequência específica e também podem ser aplicados para salientar objetos que se repetem ciclicamente na imagem como, por exemplo, estruturas lamelares.[29]

Este processamento é realizado de forma bem simples. Inicialmente calcula-se a transformada de *Fourier* da imagem a ser melhorada e multiplica-se o resultado por uma função de transferência que representa um filtro no domínio da frequência. Em seguida, calcula-se a transformada inversa do produto, obtendo então, a imagem melhorada.

$$f(x,y) \xrightarrow{\mathfrak{I}} F(u,v) \xrightarrow{filtro} F'(u,v) \xrightarrow{\mathfrak{I}^{-1}} f'(x,y)$$

Deste modo, a aplicação de filtros no domínio da frequência entre as etapas de transformação direta e inversa, provocará alterações na imagem em relação à sua condição anterior, obtendo-se o efeito desejado, isto é, filtrar ruídos de frequência específica.[22,23] Estas transformações, entretanto, consomem um grande tempo de processamento (quantidade de cálculos), já que é necessário efetuar ao menos duas transformações, direta e inversa.

No caso específico da transformada de *Fourier*, este procedimento se apresenta de forma bastante competitiva no caso de imagens digitais de grandes dimensões. Isto em decorrência de se utilizar no processamento a transformada rápida de *Fourier* (*Fast Fourier Transform* - *FFT*).[33] Esta é um poderosíssimo recurso surgido em 1965, para se calcular a transformada discreta de *Fourier* com uma velocidade muito maior, quando comparada ao processo convencional, facilitando assim sua aplicação em tempo real.[34]

Pode-se classificar os filtros existentes no domínio da frequência em três categorias, dependendo de quais frequências são atenuadas ou eliminadas pelo uso do filtro:[22-24]

1) passa-baixas (*low-pass)*;

2) passa-altas (*high-pass)*;

3) passa-faixa ou passa-banda (*band-pass*).

Um filtro passa-baixas tem valores próximos de zero para as altas frequências e, um filtro passa-altas tem valores próximos de zero para as baixas frequências. Já o terceiro tipo atenua tanto as frequências altas quanto as baixas, preservando contudo as frequências médias.[23]

O processamento realizado no domínio de *Fourier*, que tem como base as características de frequência da imagem, é especialmente útil para remover ou atenuar ruído periódico em imagens digitais, utilizando um filtro passa-baixas. Também, pode ser indicado para salientar bordas e contornos de objetos (informações da imagem de alta frequência) e para reduzir os efeitos de heterogeneidade, utilizando um filtro passa-altas.[29]

A seguir, serão comentadas e discutidas as três categorias de filtros de frequência existentes.

• *Filtros Passa-Baixas Frequências*

A filtragem passa-baixas frequências também é conhecida como *suavização* (*smoothing*) da imagem, pois as variações locais de intensidade de luz na imagem são suavizadas, ou seja, as altas frequências, que correspondem às transições repentinas de contraste são atenuadas ou até mesmo eliminadas. Portanto, um problema encontrado no processo de suavização é que, além de suavizar os interiores dos objetos, as bordas também são suavizadas.

A idéia principal da operação de suavização é eliminar ruído da imagem digitalizada. Por outro lado, o efeito indesejado da operação é a diminuição da definição e nitidez da imagem.

Como já visto no domínio de *Fourier*, pode-se escrever:[23]

$$\boxed{G(u,v) = H(u,v)\,F(u,v)} \tag{2.33}$$

Onde $H(u,v)$ é denominado função de transferência do filtro.

Um filtro passa-baixa ideal (*ILPF*) tem como função de transferência a seguinte relação:[23,28]

$$H(u,v) = \begin{cases} 1 & \text{Se } D(u,v) \le D_0 \\ 0 & \text{Se } D(u,v) > D_0 \end{cases}$$

Onde D_0 denomina-se frequência de corte e $D(u,v)$ é a distância do ponto (u,v) em relação a origem no plano de frequência, isto é:

$$D(u,v) = (u^2 + v^2)^{1/2} \tag{2.34}$$

A denominação filtro ideal indica que todas as frequências, dentro de um círculo de raio D_0, passam sem nenhuma atenuação, ao passo que todas as frequências fora deste círculo são completamente atenuadas. Esse tipo de filtro produz alguns efeitos indesejáveis nas bordas dos objetos. Portanto, na prática este filtro passa-baixa ideal, pode ser implementado utilizando um filtro de *Butterworth*. A função de transferência de um filtro passa-baixa de *Butterworth* (*BLPF*) de ordem n e com a frequência de corte localizada numa distância D_0 da origem, é definida pela seguinte relação:[23,28]

$$H(u,v) = \frac{1}{1 + \left[\frac{D(u,v)}{D_0}\right]^{2n}} \tag{2.35}$$

Onde $D(u,v)$ é calculado através da equação 2.34. A figura 2.28 apresenta a resposta da função de transferência de um filtro *BLPF* de ordem n igual a "1" e, com a frequência de corte normalizada D_0 igual a "0,3".

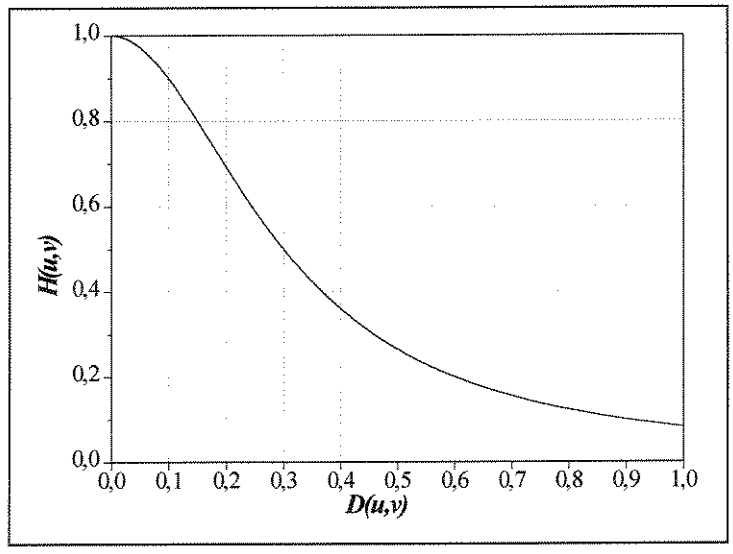


Figura 2.28 - Resposta de um filtro *BLPF* considerando $n = 1$ e $D_0 = 0,3$.

Já a figura 2.29 ilustra a aplicação de um filtro de frequência *BLPF* numa imagem digital monocromática. Assim, a figura 2.29-(a) mostra uma imagem que representa a microestrutura (corte longitudinal) de uma amostra de uma liga metálica de composição eutética, com a presença de ruído aleatório. O objetivo da aplicação de um filtro passa-baixa é suavizar a imagem, através da eliminação de ruído. Este ruído corresponde aos componentes de alta frequência da transformada de *Fourier* da imagem digitalizada. A figura 2.29-(b) mostra o resultado da aplicação do filtro *BLPF*, com destaque para a suavização da imagem apresentada na figura 2.29-(a). O filtro utilizado é de ordem n igual a "1" e, com frequência de corte normalizada D_0 igual a "0,15".

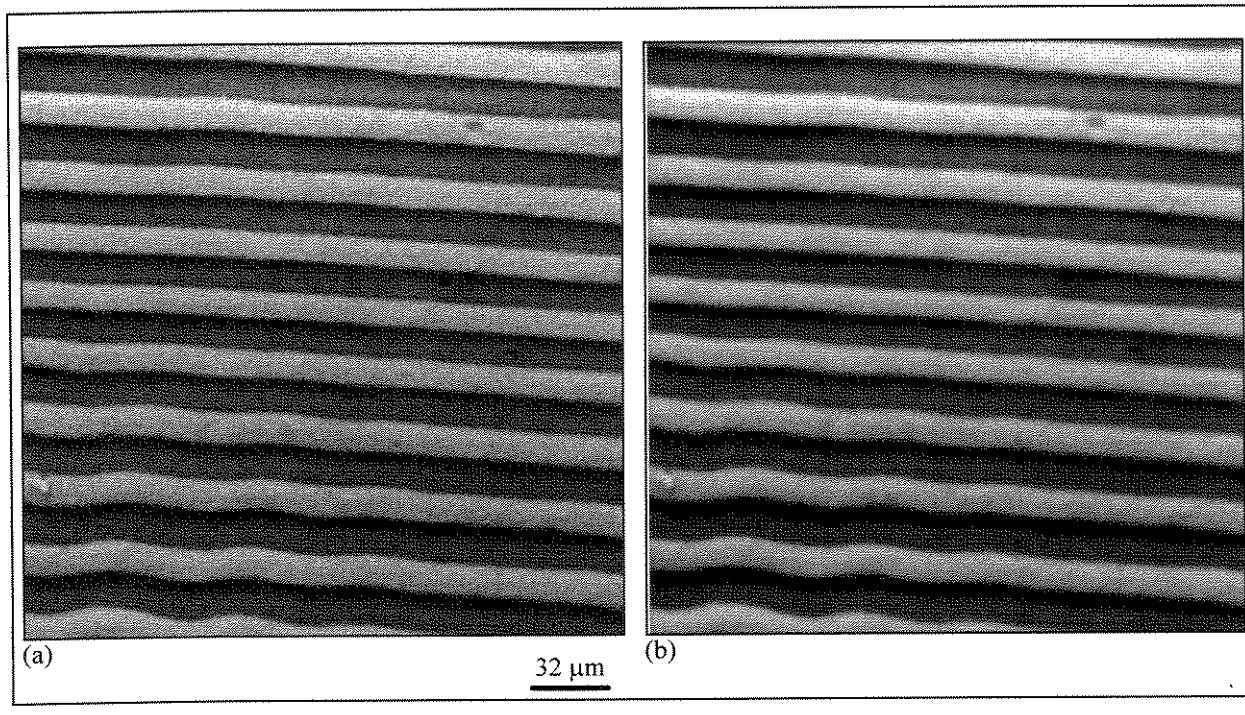


Figura 2.29 - (a) Imagem original, com 460 por 459 *pixels* e 256 níveis de cinza; (b) Resultado da aplicação de um filtro passa-baixa frequência, onde se observa a suavização da imagem.

A figura 2.30-(a) apresenta o espectro de *Fourier* obtido da imagem visualizada na figura 2.29-(a). E, a figura 2.30-(b) apresenta o espectro de *Fourier* obtido da imagem após a aplicação do filtro de frequência *BLPF*, mostrada na figura 2.29-(b). Esses espectros de *Fourier* são ferramentas de grande importância, utilizados na escolha e no ajuste dos parâmetros do filtro (ordem e frequência de corte), pois traduzem de forma visual as informações relacionadas com a frequência das imagens.

Sendo assim, pode-se observar no espectro de *Fourier* da figura 2.30-(b), comparando com o espectro de *Fourier* da figura 2.30-(a), que as frequências que passam dentro do círculo de raio D_0 são preservadas, ao passo que as frequências que passam fora deste círculo são muito atenuadas.

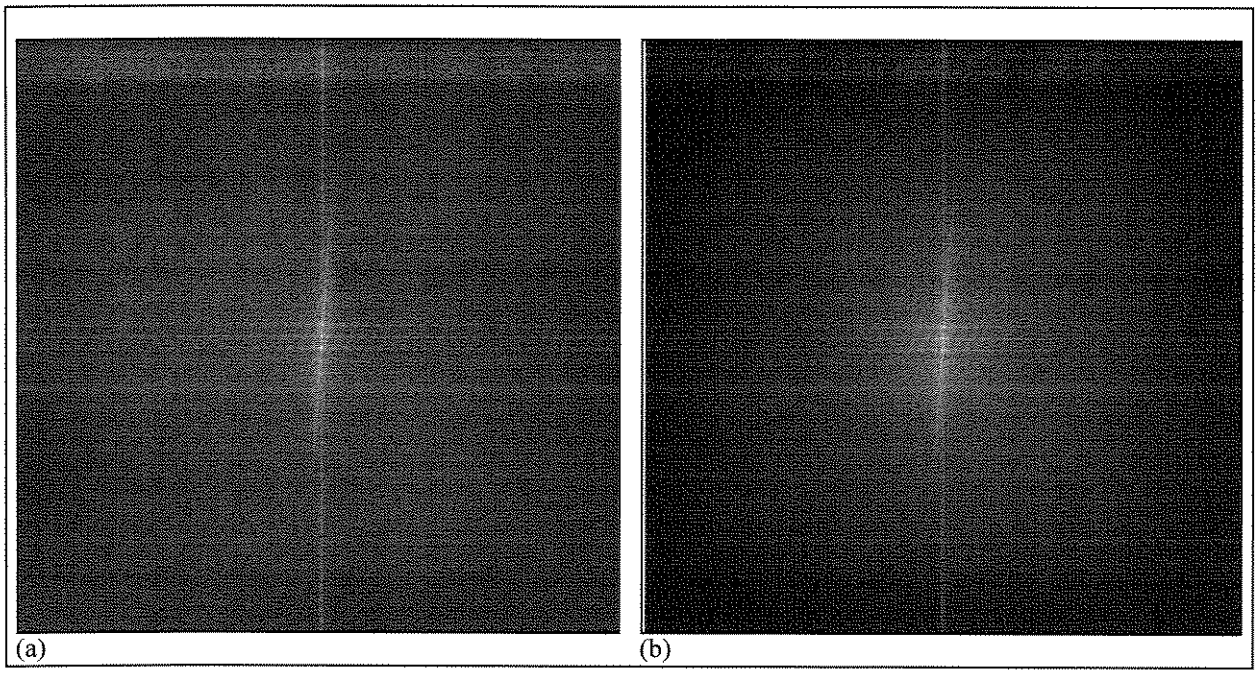


Figura 2.30 - (a) Espectro de *Fourier* da imagem original; (b) Espectro de *Fourier* da imagem filtrada.

A figura 2.31 apresenta um gráfico em escala logarítmica, gerado a partir da extração dos valores de magnitude dos espectros de *Fourier* das imagens original e filtrada, mostrados nas figuras 2.30-(a) e 2.30-(b). Esses valores foram extraídos da coluna central, coordenadas (256,0) a (256,512), das imagens que representam os espectros.

Assim, torna-se mais fácil visualizar o efeito da aplicação do filtro de frequência *BLPF* na imagem da figura 2.29-(a).

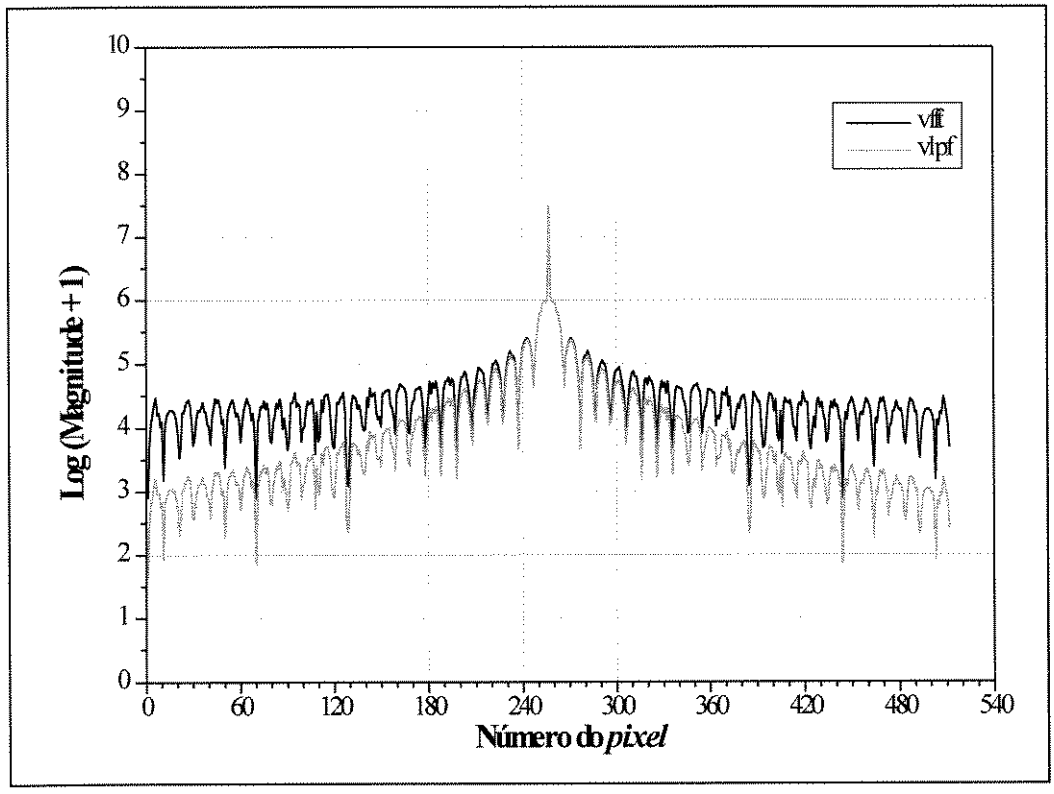


Figura 2.31 - Distribuição da magnitude dos espectros de *Fourier* ao longo da coluna central. Curva original (——); curva após a aplicação do filtro passa-baixa (——).

• *Filtros Passa-Altas Frequências*

A idéia principal da filtragem passa-altas frequências é enfatizar alguma característica de interesse da imagem, como por exemplo, as bordas dos objetos contidos na imagem, através da atenuação ou eliminação dos componentes de baixa frequência, sem alterar as informações de alta frequência na transformada de *Fourier*. As bordas dos objetos normalmente apresentam variações locais de intensidade de energia luminosa relevantes, tornando-as mais nítidas com a aplicação do filtro. Portanto, esta operação na imagem digitalizada também é conhecida como *realce*. O efeito indesejado é o de enfatizar o ruído que porventura exista na imagem.[22,23]

Um filtro passa-alta ideal (*IHPF*) também pode ser definido, cuja função de transferência satisfaça a seguinte relação:[23,28]

$$H(u,v) = \begin{cases} 0 & \text{Se } D(u,v) \leq D_0 \\ 1 & \text{Se } D(u,v) > D_0 \end{cases}$$

Onde D_0 é a distância de corte medida em relação a origem do plano de frequência, e $D(u,v)$ é calculado a partir da equação 2.34.

Este filtro passa-alta ideal é o oposto de um filtro passa-baixa ideal, porque todas as frequências dentro de um círculo de raio D_0 passam totalmente atenuadas, ao passo que todas as frequências fora deste círculo passam sem nenhuma atenuação.

Na prática, como no caso de um filtro passa-baixa ideal, este filtro também produz efeitos indesejáveis nas bordas dos objetos, entretanto, podemos obter uma aproximação utilizando um filtro de *Butterworth*. A função de transferência de um filtro passa-alta de *Butterworth* (*BHPF*) de ordem n e com a frequência de corte localizada numa distância D_0 da origem, é definida pela seguinte relação:[23,28]

$$H(u,v) = \frac{1}{1+\left[\frac{D_0}{D(u,v)}\right]^{2n}} \tag{2.36}$$

Onde $D(u,v)$ é calculado através da equação 2.33. A figura 2.32 apresenta a resposta da função de transferência de um filtro *BHPF* de ordem n igual a "1" e, com a frequência de corte normalizada D_0 igual a "0,3".

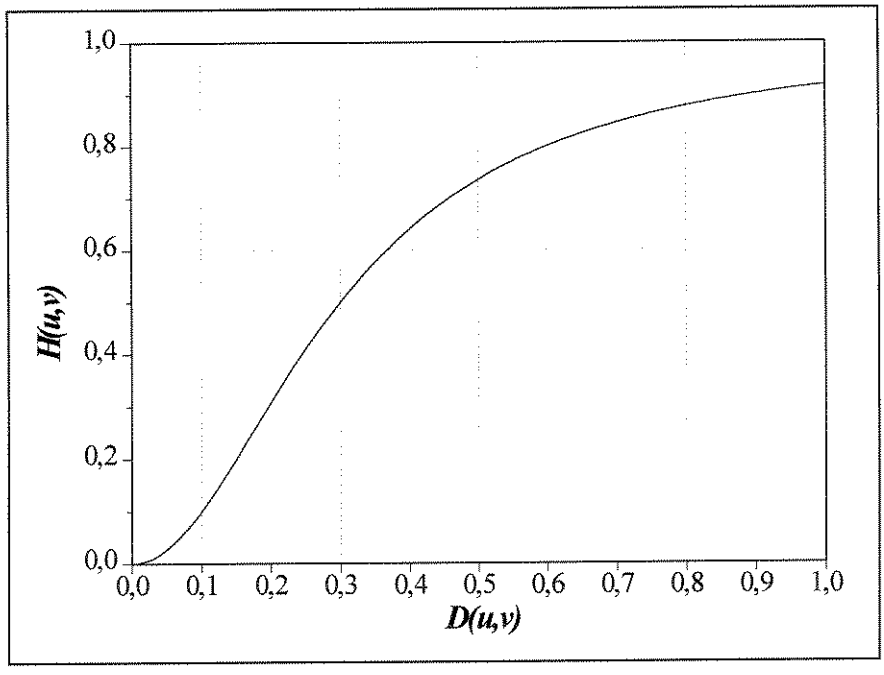


Figura 2.32 - Resposta de um filtro *BHPF* considerando $n = 1$ e $D_0 = 0,3$.

A figura 2.33 mostra um exemplo de aplicação de um filtro de frequência *BHPF* em uma imagem digital monocromática. Assim, a figura 2.33-(a) mostra uma imagem que representa a microestrutura de uma amostra de alumina, com a presença de porosidade. O objetivo da aplicação de um filtro passa-alta nesta imagem é para salientar os componentes de alta frequência da transformada de *Fourier*, de modo a atenuar as variações de intensidade da imagem digitalizada. A figura 2.33-(b) mostra o resultado da aplicação do filtro *BHPF*, com o realce da imagem apresentada na figura 2.33-(a). O filtro utilizado é de ordem n igual a "6" e, com frequência de corte normalizada D_0 igual a "0,08".

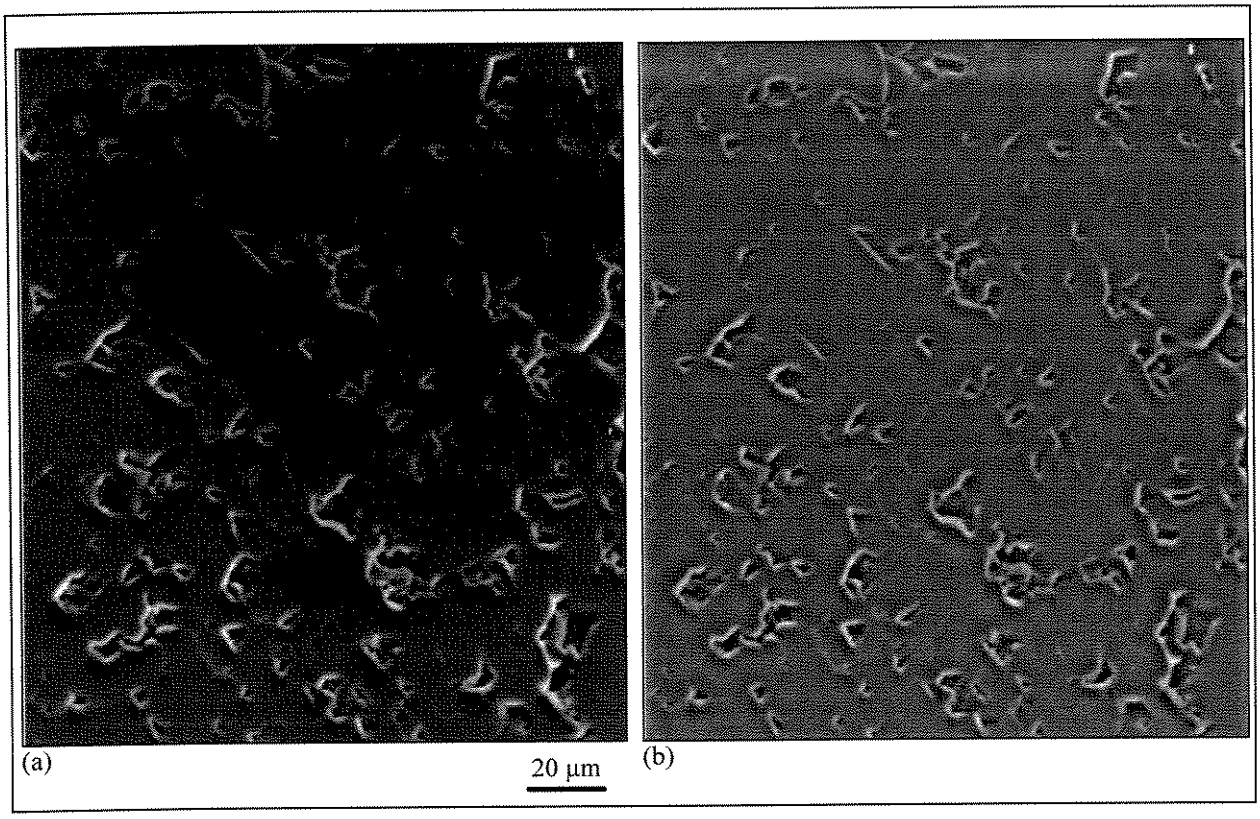


Figura 2.33 - (a) Imagem original, com 439 por 512 *pixels* e 256 níveis de cinza; (b) Resultado da aplicação de um filtro passa-alta frequência, onde se observa o realce da imagem.

A figura 2.34-(a) apresenta o espectro de *Fourier* obtido da imagem visualizada na figura 2.33-(a). E, a figura 2.34-(b) apresenta o espectro de *Fourier* obtido da imagem após a aplicação do filtro de frequência *BHPF*, mostrada na figura 2.33-(b).

Nos espectros obtidos, notam-se que com a utilização do filtro passa-alta foram atenuadas e/ou eliminadas as frequências que passam dentro do círculo de raio de corte D_0. No entanto, as frequências que passam por fora do círculo foram totalmente preservadas.

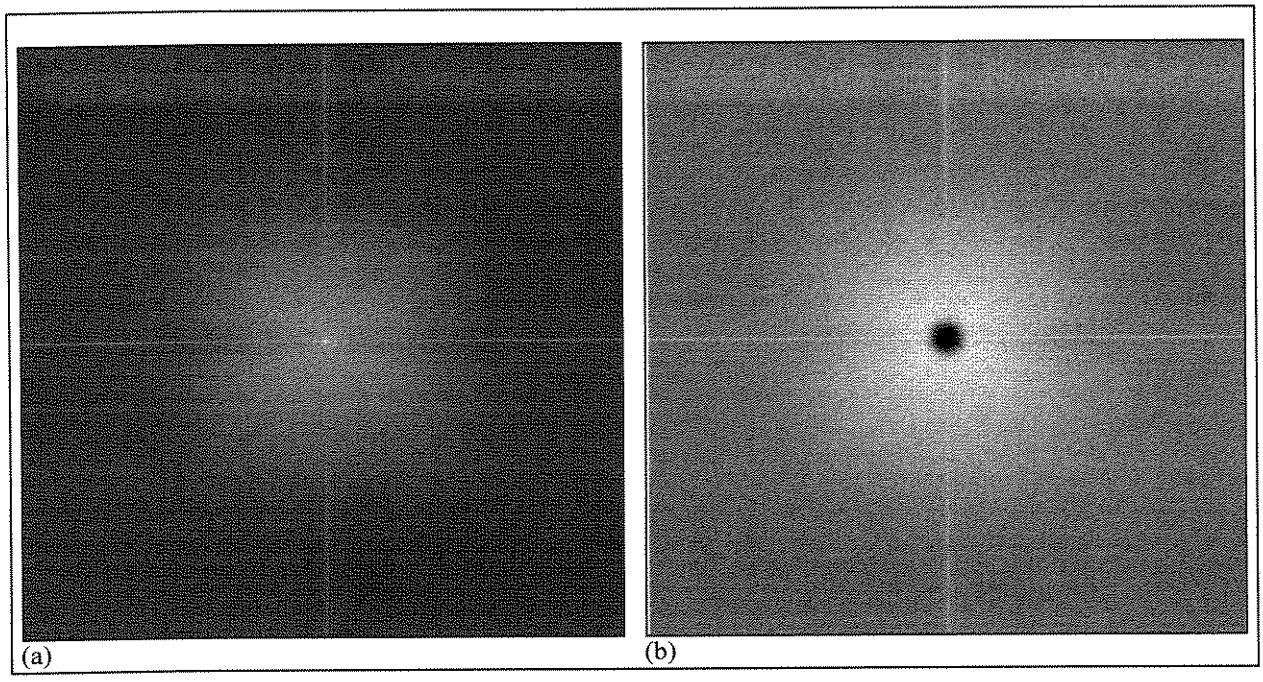


Figura 2.34 - (a) Espectro de *Fourier* da imagem original; (b) Espectro de *Fourier* da imagem filtrada.

A figura 2.35 apresenta um gráfico em escala logarítmica, gerado a partir da extração dos valores de magnitude dos espectros de *Fourier* das imagens original e filtrada, mostrados nas figuras 2.34-(a) e 2.34-(b). Esses valores foram extraídos da coluna central, coordenadas (256,0) a (256,512), das imagens que representam os espectros. Assim, torna-se mais fácil visualizar o efeito da aplicação do filtro de frequência *BHPF* na imagem da figura 2.33-(a).

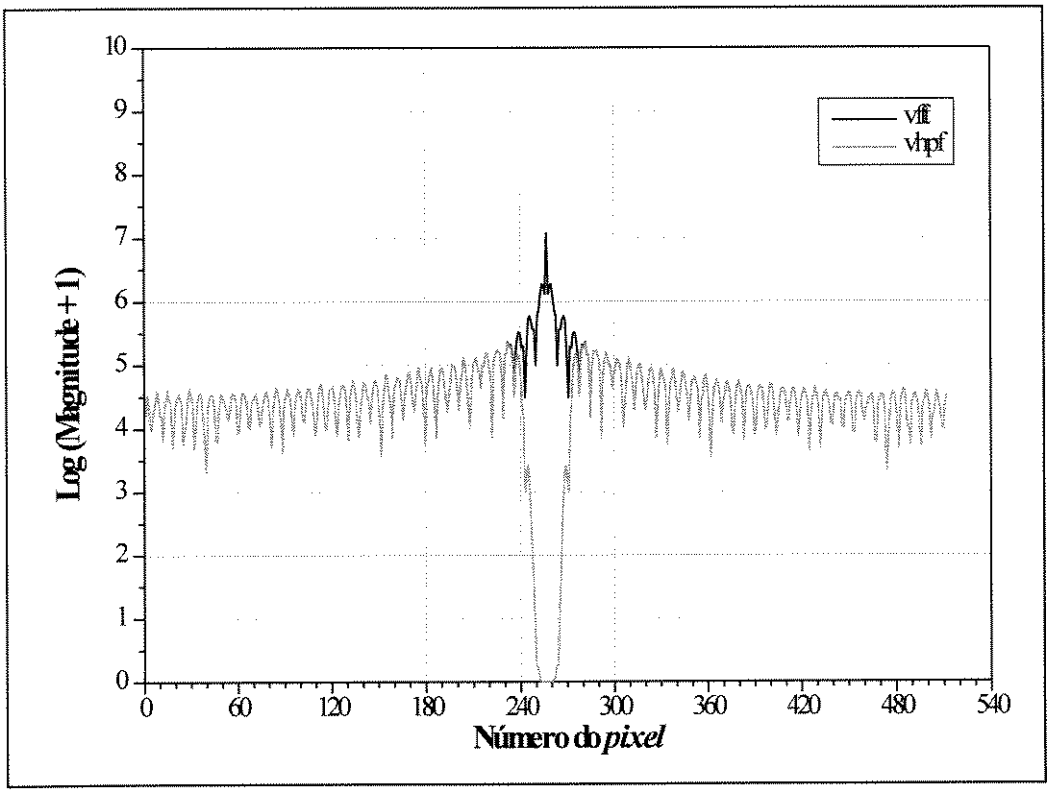


Figura 2.35 - Distribuição da magnitude dos espectros de *Fourier* ao longo da coluna central. Curva original (——); curva após a aplicação do filtro passa-alta (——).

• *Filtros Passa-Médias Frequências*

A suavização, o realce e a preservação de partes selecionadas da imagem digital são ferramentas utilizadas com o objetivo de reduzir o ruído presente, suavizando as regiões internas aos objetos e realçando ou preservando as descontinuidades das bordas dos objetos, como também, variações globais de intensidade. Estas operações associadas na imagem digitalizada é conhecida como filtragem passa-médias frequências, ou também como *filtragem passa-banda.*[23,24]

Este filtro preserva regiões de frequência selecionada entre uma faixa de baixa e alta frequência, podendo ser utilizado por exemplo, na restauração de imagens.

Na prática, usa-se geralmente, uma aproximação de um filtro passa-banda ideal sob a forma de um filtro de *Butterworth*. A função de transferência de um filtro passa-banda de *Butterworth* (*BBPF*) de ordem n, com a frequência de corte localizada numa distância D_0 da origem e uma largura de banda w, é definida pela seguinte relação:

$$H(u,v) = 1 - \frac{1}{1 + \left[\frac{D(u,v).w}{D(u,v)^2 - D_0^2} \right]^{2n}} \qquad (2.37)$$

Onde $D(u,v)$ é calculado através da equação 2.34. A figura 2.36 apresenta a resposta da função de transferência de um filtro *BBPF* de ordem n igual a "1", com a frequência de corte normalizada D_0 igual a "0,3" e largura de banda w igual a "0,4".

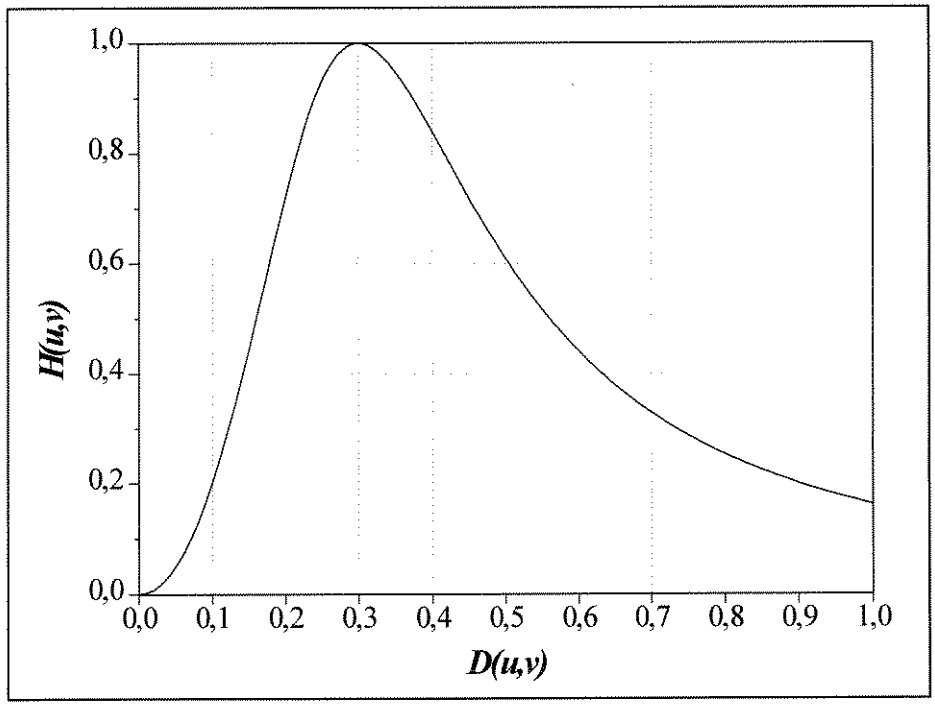


Figura 2.36 - Resposta de um filtro *BBPF* considerando $n = 1$, $D_0 = 0,3$ e $w = 0,4$.

A figura 2.37 apresenta um exemplo de aplicação de um filtro passa-banda em uma imagem digital. Sendo assim, a figura 2.37-(a) mostra uma imagem que representa a microestrutura de uma amostra de uma superliga a base de níquel, com destaque para os precipitados de Ni_3Al. O objetivo da aplicação de um filtro passa-banda nesta imagem é a suavização das regiões internas dos precipitados e o realce das bordas. A figura 2.37-(b) mostra o resultado da aplicação do filtro de frequência *BBPF* da imagem apresentada na figura 2.37-(a). Este filtro é de ordem n igual a "3", com frequência de corte normalizada D_0 igual a "0,18" e largura de banda normalizada w igual a 0,47.

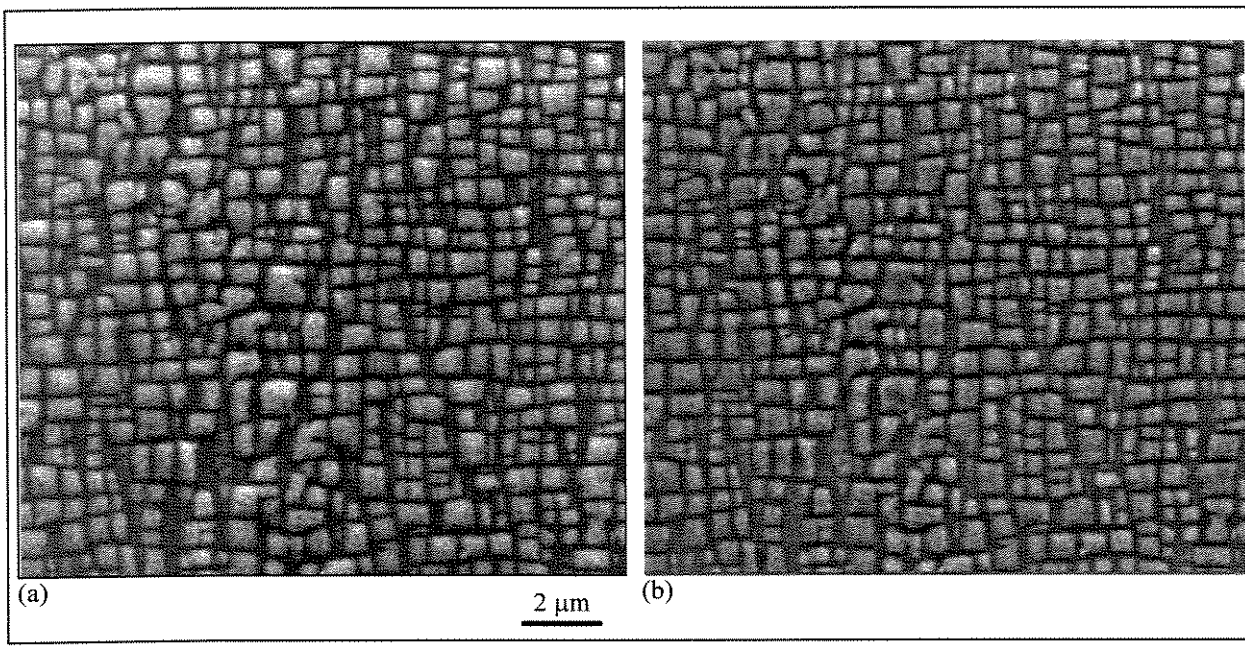


Figura 2.37 - (a) Imagem original, com 512 por 456 *pixels* e 256 níveis de cinza; (b) Resultado da aplicação do filtro onde se observa o realce das bordas dos precipitados e a suavização das regiões interiores.

A figura 2.38-(a) apresenta o espectro de *Fourier* obtido da imagem visualizada na figura 2.37-(a). E, a figura 2.38-(b) apresenta o espectro de *Fourier* obtido da imagem após a aplicação do filtro passa-banda, mostrada na figura 2.37-(b).

Nos espectros obtidos, notam-se que com a utilização do filtro passa-banda foram atenuadas e/ou eliminadas parcialmente as frequências baixas e altas da transformada de *Fourier*, que passam dentro do círculo de raio de corte D_0. No entanto, as frequências que passam perto do raio de corte D_0 foram parcialmente preservadas, em função da largura de banda considerada.

A figura 2.39 apresenta um gráfico em escala logarítmica, gerado a partir da extração dos valores de magnitude dos espectros de *Fourier* obtidos das imagens original e filtrada, mostrados nas figuras 2.38-(a) e 2.38-(b). Esses valores foram extraídos da coluna central, coordenadas (256,0) a (256,512), das imagens que representam os espectros. Assim, torna-se mais fácil visualizar o efeito da aplicação do filtro de frequência *BBPF* na imagem da figura 2.37-(a).

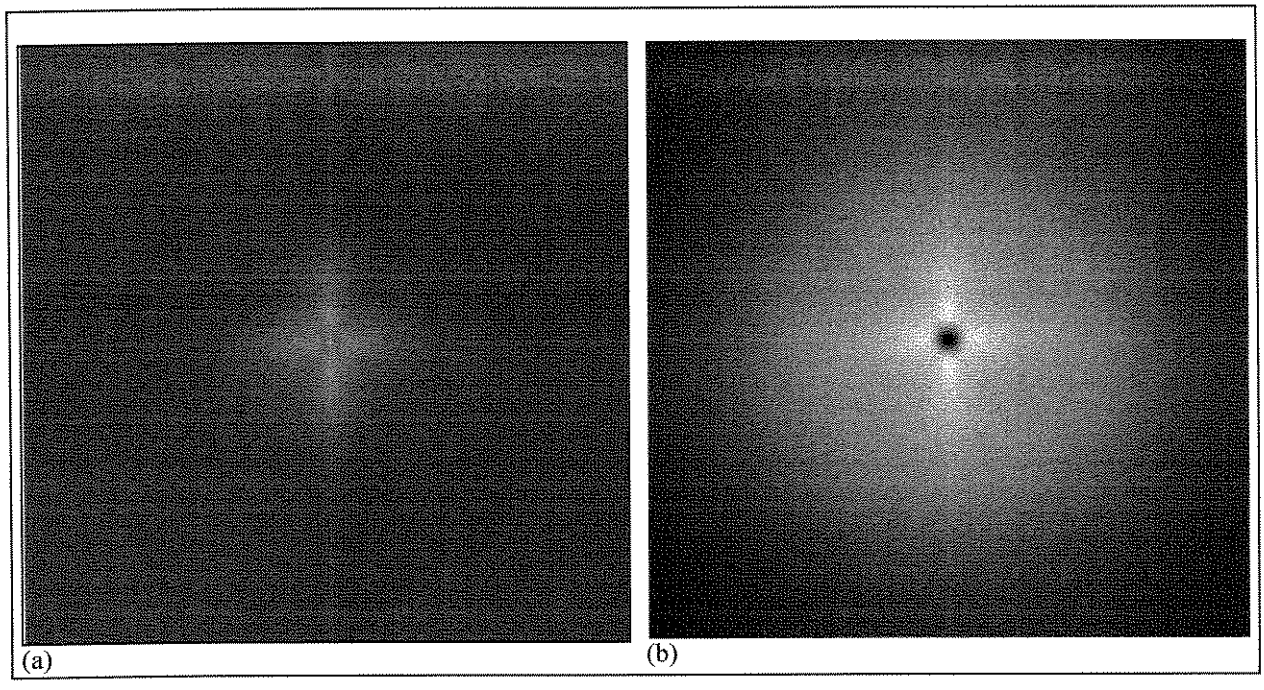


Figura 2.38 - (a) Espectro de *Fourier* da imagem original; (b) Espectro de *Fourier* da imagem filtrada.

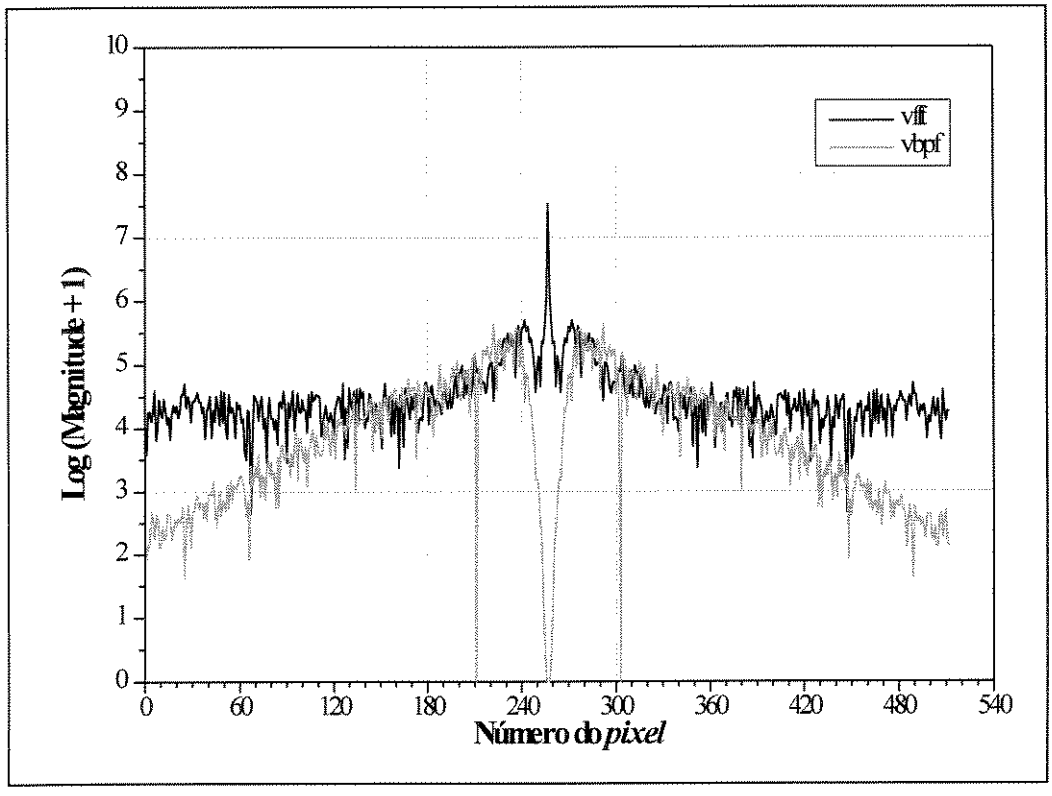


Figura 2.39 - Distribuição da magnitude dos espectros de *Fourier* ao longo da coluna central. Curva original (——); curva após a aplicação do filtro passa-banda (——).

2.6. **Segmentação**

As técnicas para segmentação ou extração de características tem por objetivo a identificação dos objetos de interesse (fases, grãos, poros, precipitados, etc.), presentes na imagem da microestrutura analisada, baseando-se no reconhecimento de particularidades específicas dos objetos.[29] Para tanto, são exploradas características destes objetos, ou seja, de *similaridade* e *descontinuidade* decorrentes dos valores dos níveis de cinza dos *pixels*, tais como: texturas, bordas, contornos e formas.[23] Por exemplo, uma borda (fronteira) de um objeto numa imagem é uma mudança súbita do nível de cinza entre duas regiões relativamente homogêneas. Já uma linha caracteriza-se por ter um nível de cinza relativamente constante ao longo de uma faixa estreita e alongada. Tanto as bordas quanto as linhas são descontinuidades na imagem.[27] A figura 2.40 ilustra os conceitos de borda e linha.

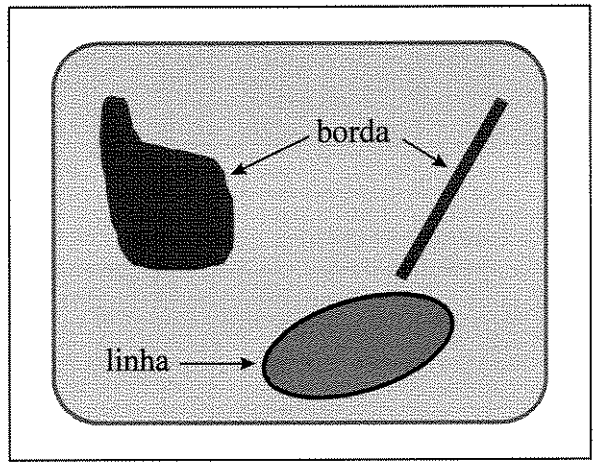


Figura 2.40 - Imagem sintética que mostra a diferença entre os conceitos de borda e linha.

A segmentação é a etapa mais complexa do processamento digital de imagens que normalmente inclui a operação de limiarização da imagem e as operações morfológicas. No item 2.6.2 descreve-se os princípios básicos da morfologia matemática e sua aplicação em processamento e análise de imagens digitais.

2.6.1. **Limiarização**

O método de segmentação mais utilizado em processamento e análise de imagens digitais, é a técnica baseada na escolha de valores de limiar, que explora a característica de similaridade (*thresholding*). Em sua forma mais simples, a técnica de limiar é um método de conversão (nível de cinza $\Rightarrow$ binária) no qual cada *pixel* da imagem é convertido para um valor binário, preto ou branco.[23,24]

Para identificar o limiar mais conveniente, é possível usar o histograma de frequência dos níveis de cinza da imagem que representa picos correspondentes aos objetos a ser caracterizados e ao fundo. Nesse caso um dos limiares mais utilizados é o ponto mínimo do "vale" entre os dois picos do histograma correspondentes aos objetos de interesse e ao fundo.[29]

A figura 2.41-(a) mostra uma imagem digital monocromática, com 288 por 374 *pixels* e 256 níveis de cinza. Esta imagem representa a microestrutura de uma amostra de material compósito de matriz de alumínio reforçada com partículas de carbeto de silício (*SiC*), obtida pelo processo de extrusão de pós. Esta amostra foi produzida com uma fração volumétrica de 10%, com as partículas de *SiC* apresentando um tamanho médio de 43 μm.

Nesta imagem cada *pixel* tem uma tonalidade específica entre 256 possíveis níveis de cinza. Os objetos de interesse (partículas de carbeto de silício) neste caso são mais escuros do que o *background* (matriz de alumínio).

A figura 2.41-(b) apresenta o resultado da segmentação da imagem apresentada na figura 2.41-(a), utilizando como nível de *threshold*, $T = 150$. Este limiar foi estabelecido entre os dois picos principais do histograma mostrado na figura 2.42, que representa uma distribuição bimodal (as partículas e a matriz).

Deste modo, para os *pixels* com níveis de cinza menores ou iguais ao valor de T é atribuído o valor 0 (preto), e para os *pixels* com níveis de cinza maiores do que o valor de T é atribuído o valor 255 (branco), figura 2.41-(b).

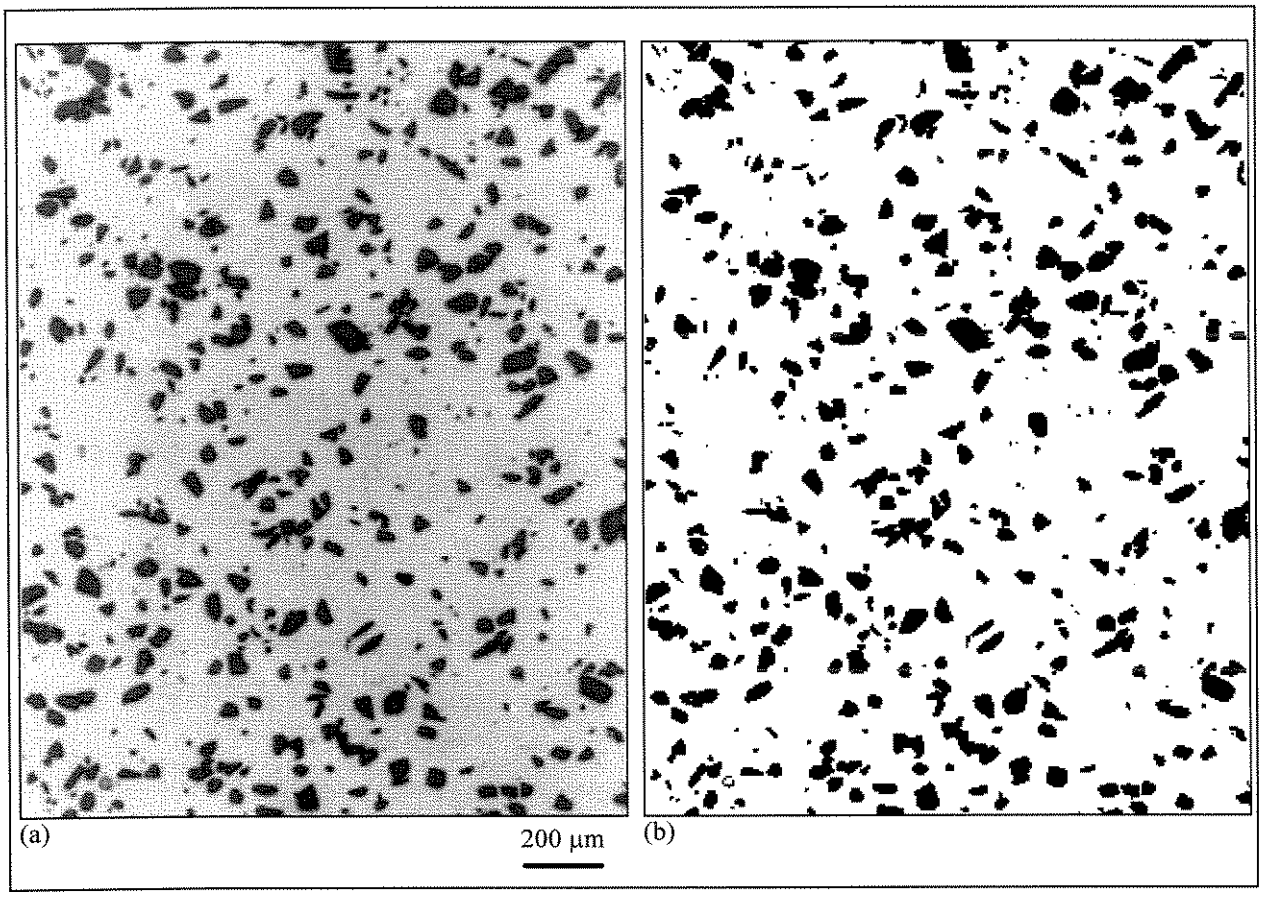


Figura 2.41 - Obtenção de uma imagem binária pela técnica de limiar: (a) Imagem do objeto em todos os níveis de cinza presentes; (b) Imagem binária do objeto depois da aplicação do limiar.

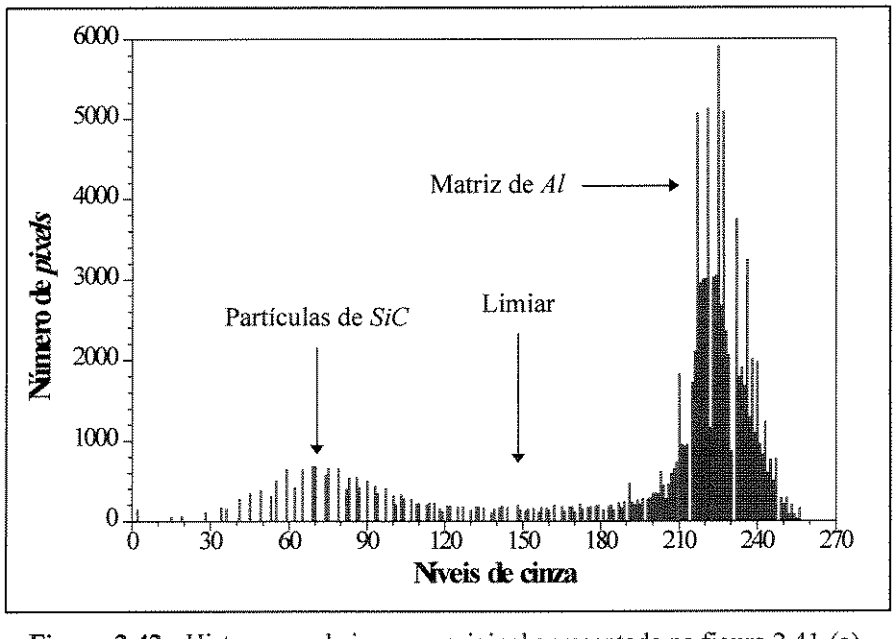


Figura 2.42 - Histograma da imagem original apresentada na figura 2.41-(a).

2.6.2. Morfologia Matemática

2.6.2.1. Introdução

A palavra morfologia possui origem grega e refere-se ao estudo (logia) das formas (morphos) e estruturas de objetos.[35] Portanto, o campo da morfologia matemática se baseia no estudo da estrutura e da forma de objetos, sob o ponto de vista matemático, abrangendo as ferramentas de processamento que permitem a transformação de imagens para a extração de informações.[36] Neste sub-grupo de ferramentas, destacam-se os métodos baseados nos conceitos de morfologia matemática, baseados na Teoria de Conjuntos.[22]

As bases teóricas da morfologia matemática para subconjuntos (são os objetos de interesse a serem analisados) foram elaboradas por *Georges Matheron* e *Jean Serra*[36] na década de 60. Estudando as dilatações e erosões, eles descobriram que estas operações são os elementos fundamentais para se construir uma ampla classe de operações e transformações.

A morfologia matemática é uma metodologia para a descrição de transformações. Ela representa um campo amplo para o estudo e a implementação de algoritmos de processamento e análise de imagens digitais. Existem dois tipos de morfologia matemática: a *morfologia binária* que se aplica sobre imagens binárias e a *morfologia de níveis de cinza* que se aplica sobre imagens com tons de cinza.

2.6.2.2. Operações Morfológicas Básicas

George Matheron e *Jean Serra*[36] resolveram experimentar uma nova abordagem para resolver problemas de definição dos objetos de interesse em imagens, ou seja, a partir de transformações de forma, que possibilitam uma melhor caracterização desses objetos. Isto é realizado através de duas transformações elementares, que eles denominaram *dilatação* e *erosão*. Com isso, as operações de morfologia matemática, na sua maioria, podem ser definidas em termos dessas duas transformações básicas, podendo desta forma, serem empregadas para muitos propósitos, incluindo afinamento, esqueletização, segmentação, etc.[36-40]

As transformações produzidas pelas dilatações e erosões nas imagens binárias dependem de padrões pré-definidos, ou seja, de objetos com a forma conhecida, chamados de elementos estruturantes que as sondam localmente. A forma final dos objetos depende do tamanho e da forma do elemento estruturante.

De uma forma geral, na operação de dilatação, verifica-se quando o elemento estruturante toca o subconjunto e na operação de erosão, quando ele está contido. A forma do elemento estruturante é muito crítica, e, determina junto com a operação morfológica utilizada a transformação do objeto inicial num objeto novo mais compatível com o objetivo do trabalho.[41]

Fazendo uma analogia com um jogo de armar, as transformações seriam os objetos criados, enquanto que as dilatações e erosões seriam as peças a serem encaixadas. Assim como no jogo de armar as peças são usadas para construir módulos e os módulos são integrados para formar objetos. Desta forma, na estratégia de *Matheron* e *Serra*, as dilatações e erosões são usadas para criar transformações simples e estas são compostas para produzir transformações mais complexas (abertura, fechamento, *edge-off*, *close-holes*, etc). De fato, este mecanismo levou a resultados muito interessantes, ou seja, os esqueletos, a descrição de formas, os filtros morfológicos, etc.[36,41]

Na definição destas operações supõe-se que o objeto **X**, ($X \subset N^2$), e o elemento estruturante **B**, ($B \subset N^2$), são representados como conjuntos no espaço *Euclidiano* bidimensional. Desta forma, $\mathbf{B}_x$ significa o elemento **B** transladado de modo que sua origem é localizada em **x**, ou seja, $B_x = \{ \nabla y \in N^2 / (y - x) \in B \}$. Então, a dilatação de **X** por **B** é definida como o conjunto de todos os pontos **x**, tal que um ponto de B_x pelo menos pertence a **X**, isto é:[22,42]

$$\textbf{Dilatação} \equiv \mathbf{X} \oplus \mathbf{B}$$
$$\mathbf{X}^{+} = \{ \nabla \mathbf{x} \in N^2 / (\mathbf{B}_x \cap \mathbf{X}) \neq \varnothing \}$$

E, a erosão de **X** por **B** é definida como o conjunto de todos os pontos **x**, tal que B_x é incluído em **X,** isto é:[22,42]

$$\textbf{Erosão} \equiv \mathbf{X} \ominus \mathbf{B}$$
$$\mathbf{X}^{-} = \{ \nabla \mathbf{x} \in N^2 / \mathbf{B}_x \subset \mathbf{X} \}$$

No espaço *Euclidiano* bidimensional, a dilatação é uma operação de expansão, figura 2.43, que também preenche os buracos menores que o elemento estruturante B, ao passo que a erosão é uma operação de redução, figura 2.44, eliminando todas as partes do conjunto X, que não podem incluir um elemento estruturante B. A operação de erosão afina os objetos extraindo *pixels* do contorno.[37] Também é óbvio que a erosão de um objeto é acompanhada por uma ampliação ou uma dilatação do *background*. Por exemplo, a dilatação pode ser utilizada numa imagem com o objetivo de preencher buracos no interior de partículas, conectar partículas próximas e expandir objetos. Por outro lado, a erosão pode ser utilizada com o objetivo de separar partículas unidas e eliminar pequenas partículas.

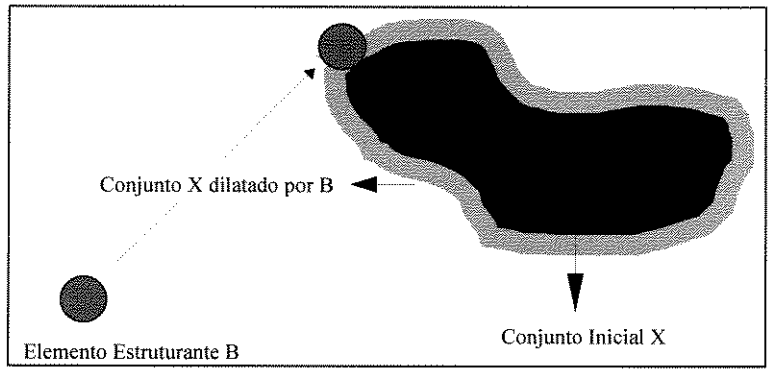


Figura 2.43 - Princípio da dilatação binária.

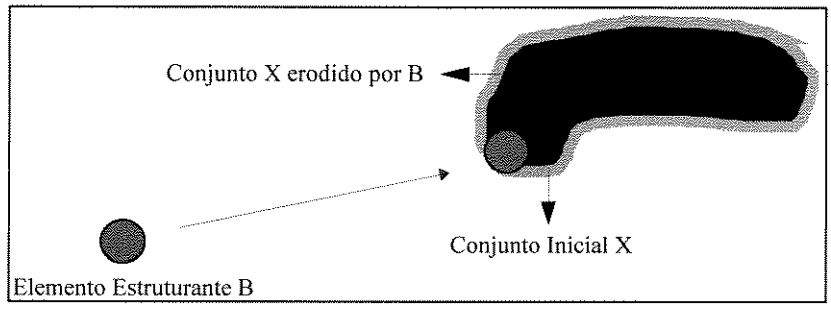


Figura 2.44 - Princípio da erosão binária.

A seguir, a figura 2.45 ilustra e exemplifica a operação morfológica de dilatação num objeto. Já a figura 2.46, ilustra e exemplifica a operação morfológica de erosão num objeto.

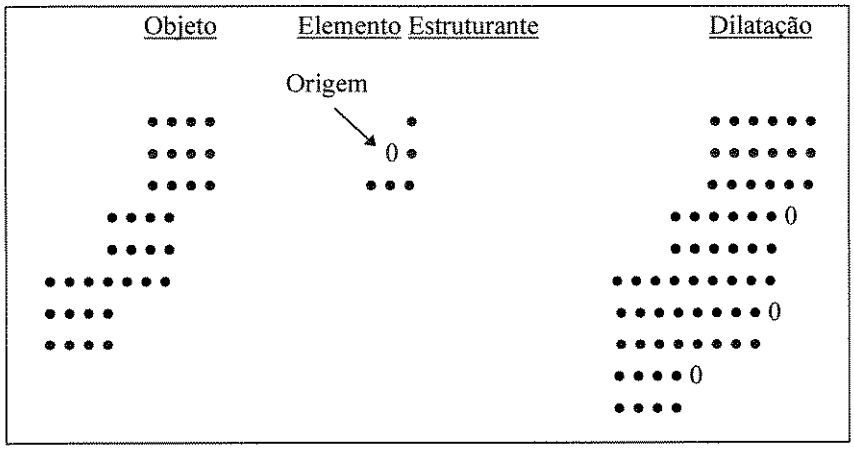


Figura 2.45 - Exemplo do funcionamento da dilatação num objeto.

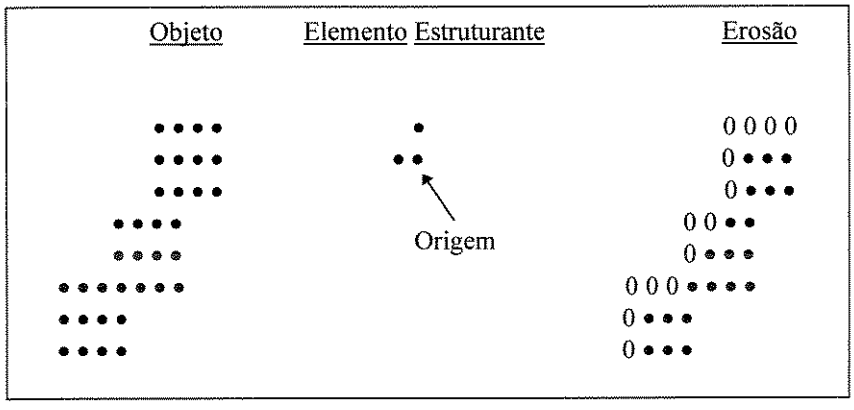


Figura 2.46 - Exemplo do funcionamento da erosão num objeto.

Essas duas operações básicas são utilizadas geralmente em conjunto para desta forma, produzir vários tipos de efeitos e processamentos combinados. Por exemplo, a associação de uma erosão e uma dilatação recebe o nome de *opening* (abertura), que consiste em erodir um conjunto X por B e depois dilatar esse conjunto erodido pelo mesmo elemento estruturante. Esta operação tem por objetivo separar objetos, como também, eliminar pequenos objetos inferiores em tamanho ao elemento estruturante, sem com isso se alterar o tamanho médio dos objetos presentes na imagem. Também se utiliza a operação inversa que associa uma dilatação e uma erosão, e, recebe o nome de *closing* (fechamento). Esta operação tem por objetivo preencher os vazios no interior dos objetos e conectar os objetos próximos, que estão separados por uma distância menor que o tamanho do elemento estruturante.

Considere a imagem digital, mostrada na figura 2.47-(a), que consiste de um objeto com formato retangular (A) corrompido pela presença de ruído. Nesta imagem o ruído se manifesta na forma de vazios no interior do objeto e, também, como pequenas partículas ao redor. Aqui será exemplificado a utilização de filtros morfológicos, com o objetivo de eliminar o ruído presente e ilustrar seus efeitos no objeto, considerando que a distorção causada neste, seja a menor possível.

Sendo assim, a figura 2.47-(b) apresenta o resultado da operação de erosão, $[A \ominus B]$, do objeto (A) pelo elemento estruturante (B). Este elemento estruturante tem a forma de um disco e é maior do que todos os componentes do ruído. O objetivo da operação de erosão é eliminar as pequenas partículas ao redor do objeto (A).

A figura 2.47-(c) mostra o resultado da operação de *opening*, $[A \circ B = (A \ominus B) \oplus B]$, do objeto (A) com o elemento estruturante (B). A finalidade do *opening* é tirar da imagem as pequenas partículas, preservando a forma e o tamanho do objeto de interesse.

A figura 2.47-(d) apresenta o resultado da execução da operação de dilatação na imagem da figura 2.47-(c), $[(A \circ B) \oplus B]$. A dilatação elimina o ruído presente no interior do objeto (A).

Finalmente, a figura 2.47-(e) mostra o resultado obtido da operação morfológica de *closing*, $\{(A \circ B) \bullet B = [(A \circ B) \oplus B] \ominus B\}$, aplicada na imagem apresentada na figura 2.47-(c). Os vazios internos ao objeto são eliminados decorrentes da operação de dilatação na imagem da figura 2.47-(d). Assim, o *closing* deixa o objeto de interesse com o tamanho original.

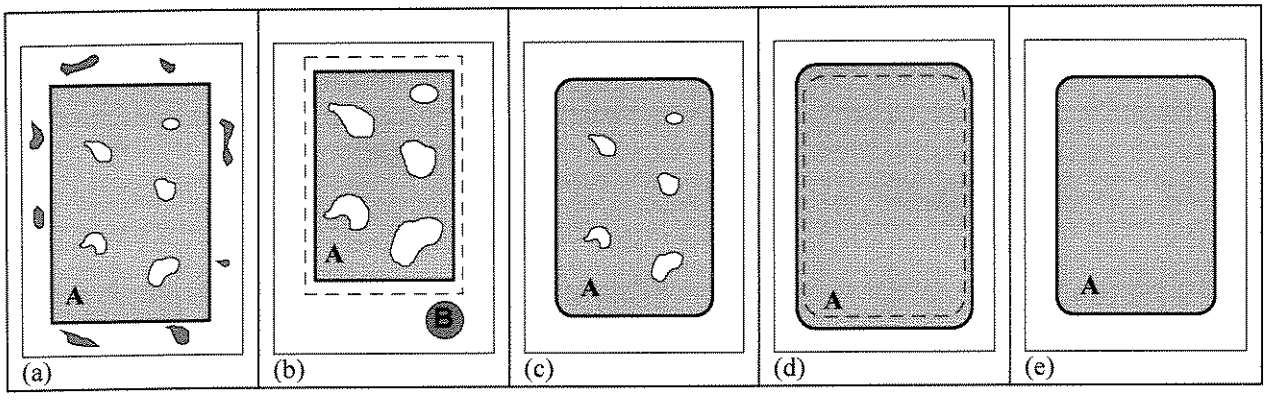


Figura 2.47 - Filtragem morfológica: (a) Imagem original; (b) Resultado da erosão de A; (c) *opening* de A; (d) Resultado da operação de dilatação aplicada no *opening*; (e) Resultado final mostrando a operação de *closing* aplicada na operação de *opening*.

2.7. Análise de Imagens

Na análise de imagens, a entrada do processamento é uma imagem, enquanto que a saída é uma "descrição" desta imagem. Esta descrição abrange as informações ou dados de interesse, extraídos após o processamento da imagem original.[22]

A extração, representação e classificação de dados, informações ou medidas relacionadas com os objetos de interesse presentes nas imagens, constituem o grupo final de técnicas de processamento digital de imagens.[24] Este grupo de técnicas constitui a etapa de análise de características de imagens, podendo ser empregadas de forma automática ou semi-automática.

Para a aplicação das técnicas de extração de características em imagens, é necessário realizar uma operação preliminar de identificação de cada objeto separadamente. A cada objeto, presente na imagem analisada, é atribuído um rótulo (número) que pode representar uma cor na tela do computador. O procedimento de identificação varre a imagem a partir do canto esquerdo superior e rotula todo conjunto de *pixels* que ele encontra, considerando que cada conjunto de *pixels* é rotulado uma única vez. Para os *pixels* serem considerados como um conjunto (objeto), é necessário que eles se toquem pelo lado ou pelo vértice (conexidade 8) ou apenas pelo lado (conexidade 4).[23, 24, 27]

As técnicas de extração de características permitem avaliações quantitativas dos parâmetros morfológicos dos objetos que foram separados (etapa de segmentação) e identificados. O volume de dados extraídos dos vários objetos permitem realizar uma análise estatística significativa, que inclui a média, o desvio padrão e a distribuição do número de objetos relativo ao parâmetro de interesse (tamanho, forma ou orientação). Os resultados podem ser apresentados na forma de tabelas de valores estatísticos, gráficos e histogramas que favorecem a interpretação dos mesmos.[27]

As avaliações quantitativas realizadas na imagem de interesse é um procedimento necessário para obter uma descrição significativa de algum aspecto da estrutura, que os representam. Essas avaliações podem ser de dois tipos básicos: *global* ou *específica*.

A avaliação global inclui a determinação de parâmetros estereológicos clássicos relativos a imagem inteira, tais como: fração em área, fração volumétrica, número de objetos, etc. Já a avaliação específica inclui a determinação de parâmetros inerentes aos objetos de forma individual, tais como: tamanho (área, diâmetro equivalente, comprimento ou perímetro), forma (excentricidade ou fator de forma), etc.[27,29]

Os princípios para esta interpretação compreende o campo da estereologia, que estuda a estrutura tridimensional e suas relações com as imagens bidimensionais.[27]

A seguir, serão comentadas algumas características relacionadas com os principais parâmetros, tanto globais quanto específicos, que podem ser avaliados numa imagem digital.

Normalmente, a fração volumétrica (f_V) é o parâmetro global mais utilizado. Sabe-se que a fração em área (f_A) relativa a um objeto de interesse no plano bidimensional da imagem, é igual a fração em volume deste objeto num sólido (plano tridimensional).[27] Portanto, ambas frações são equivalentes.

A área (A) é simplesmente estimada pelo número de *pixels* contidos em cada objeto. No entanto, os valores da área real são obtidos pela normalização direta da imagem analisada, de acordo com o tamanho real dos *pixels*.[24]

O número de tamanho médio de grão ASTM (G) é determinado de acordo com a norma ASTM E - 112,[43] utilizando para isto, a seguinte relação:

$$G = -2{,}9542 - 3{,}3219 . \log \overline{A}$$

Onde $\overline{A}$ é o valor da área média dos grãos em mm^2. Este procedimento será visto com detalhes no item 5.4.

O diâmetro equivalente (D) pode ser obtido dos valores da área dos objetos de acordo com a seguinte equação:[27]

$$D = 2\sqrt{\frac{A}{\pi}}$$

Este método de cálculo será visto com detalhes no item 5.2.3.

O perímetro (*p*) é o comprimento da borda dos objetos. Ele é calculado de acordo com o procedimento que será apresentado no item 4.4.1.

A excentricidade (ε) é calculada diretamente através da razão entre o menor eixo e o maior eixo dos objetos.[27] Este procedimento de cálculo será visto com detalhes no item 4.3.

O fator de forma (*ff*) é estimado de acordo a seguinte equação:[27]

$$ff = \frac{4\pi A}{p^2}$$

O fator de forma é igual a "1" para objetos circulares e se aproxima de "0" para objetos alongados, rugosos ou com reentrâncias. Este método de cálculo será visto com detalhes no item 4.4.

Capítulo III

Materiais e Métodos

3.1. Introdução

Este capítulo tem por finalidade apresentar os equipamentos e descrever o sistema de processamento e análise de imagens utilizado na realização deste trabalho de pesquisa, como também, o tipo de imagens utilizadas.

Nesta descrição será dada ênfase ao programa Khoros, escolhido para a implementação dos algoritmos numéricos, baseados nas técnicas de processamento digital de imagens e aplicados na caracterização microestrutural de materiais.

O Khoros é um programa computacional de grande versatilidade que apresenta, como principal característica, um ambiente de programação visual, desenvolvido para pesquisa em processamento digital de imagens.

3.2. Sistema de Aquisição e Processamento de Imagens

3.2.1. Equipamentos

Os equipamentos e programas que formam parte do sistema de processamento e análise de imagens são apresentados, esquematicamente, na figura 3.1.

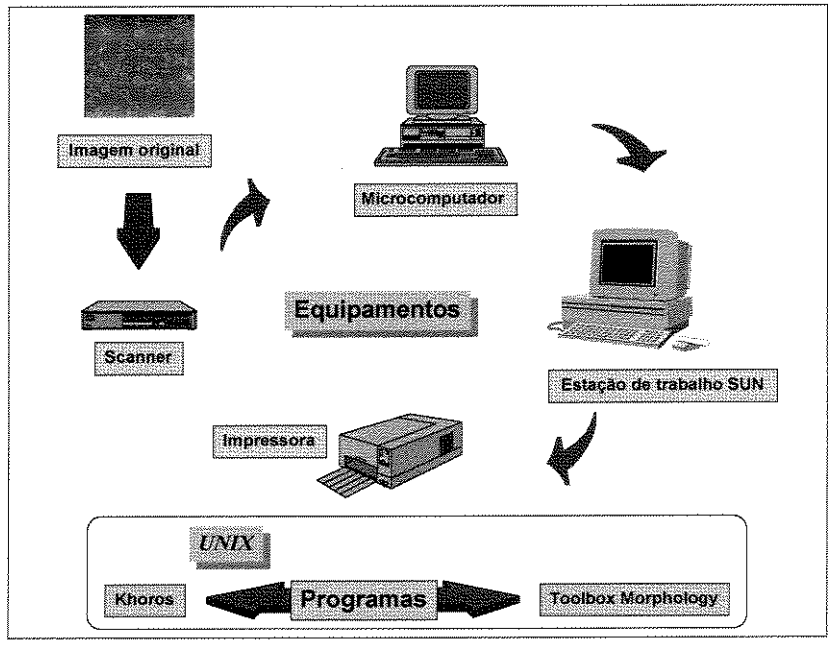


Figura 3.1 - Sistema de processamento e análise de imagens.

As imagens reais são inicialmente digitalizadas utilizando um *scanner* de mesa HP (*Hewlett Packard*), modelo *ScanJet IIp*, monocromático, com resolução máxima de 300 *dpi* (300 pontos por polegada) e 256 níveis de cinza (8 *bits*). O *scanner* é acoplado a um microcomputador tipo PC 486-DX2 66 Mhz, através de uma porta serial *RS-232*. Este controla o *scanner*, além de permitir uma avaliação inicial das imagens digitalizadas.

Para o processamento e a análise das imagens utiliza-se uma estação de trabalho SUN modelo *Sparc Station 20*. Esta estação de trabalho possui como características principais de configuração: um processador de 32 *bits*, 50 MHz, 64 Mbytes de memória *RAM*, 2 Gbytes de memória de massa (espaço disponível em disco rígido), aproximadamente 100 Mbytes de área de *swap* (espaço disponível para a transferência dos arquivos temporários), acelerador gráfico *Turbo Gx Plus* e monitor colorido de 20 polegadas.

E, para a impressão dos resultados utiliza-se uma impressora HP (*Hewlett Packard*) modelo *Laser Jet 4MP*, linguagem *Postscript*, com resolução máxima de 600 *dpi* e, também, uma impressora HP (*Hewlett Packard*), modelo *Desk Jet 560 C*.

3.2.2. **Programas**

Os procedimentos que foram desenvolvidos neste trabalho são altamente complexos, sendo necessário uma série de algoritmos morfológicos e rotinas matemáticas. Este fato levou a escolha do pacote de programas gráficos Khoros,[44,45] versão 1.05, o qual proporciona as ferramentas básicas necessárias para a execução do trabalho.

O pacote de programas Khoros foi desenvolvido pelo *Department of Electrical and Computer Engineering* da *University of New Mexico*, Albuquerque, EUA, como resultado de um grande projeto de pesquisa. O Khoros caracteriza-se por ser um sistema aberto, com acesso livre pela rede mundial *Internet*, para desenvolvimento e pesquisa em processamento e visualização de dados, na forma de imagens ou sinais.

Uma vez que, a área de processamento e análise de imagens digitais abrange um universo grande de aplicações em áreas de interesse particulares, o Khoros foi projetado e desenvolvido sob uma perspectiva muito ampla, flexível e versátil. Ele possui um grande número de rotinas de processamento de imagens, incluindo ferramentas para a visualização interativa de muitos tipos de dados (unidimensionais, bidimensionais e tridimensionais) em interfaces apropriadas.[44] Estas rotinas fazem parte de uma biblioteca, totalizando mais de 260 programas, que estão agrupados segundo suas funções em diversas categorias: aritmética,

classificação, conversão de cores, conversão de dados, conversão de formato de arquivos, extração de características, filtragem no domínio da frequência, álgebra matricial, filtragem no domínio espacial, filtragem morfológica, manipulação geométrica, manipulação de histogramas, estatística, geração de sinais, operações lineares, segmentação, estimação espectral e transformadas.[45]

O Khoros foi desenvolvido à partir de padrões existentes, bem difundidos e de fácil interação com o usuário, utilizando o sistema gráfico *X Windows* (X11 release 4), no ambiente operacional *UNIX* (sistema operacional Solaris 1.1.2), sendo, portanto, compatível com quaisquer *hardwares* que suportem este sistema, por exemplo, as estações de trabalho Apollo, CRAY, DEC, HP, IBM, NeXT, OMRON, SGI e SUN.[45,46,47]

• **Ambiente de Programação Visual - *Cantata***

O programa Khoros possui como maior atrativo uma linguagem que emprega um modelo de programação visual orientada a fluxo de dados, que permite a interconexão de módulos de processamento (rotinas já definidas) no ambiente de interface gráfica, representado pelo componente *cantata*.[44,48,49] Com isso, é possível elaborar programas estruturados complexos de processamento e análise de imagens, a partir de um conjunto de blocos interligados, figura 3.2.

No modelo de programação orientada a fluxo de dados, um programa é desenvolvido e descrito como um fluxograma estruturado, onde cada componente representa uma rotina de processamento de imagens ou estruturas de controle (*if-then-else*, *while-loop*, *count-loop*, etc.) e cada linha direcionada representa um caminho físico (arquivo de imagem) sobre o qual os dados fluem.[49] A execução de cada rotina é efetuada quando todos os dados necessários estiverem disponíveis nas linhas que compõem a entrada da rotina. Após executada a rotina, os dados resultantes são colocados na linha de saída da rotina processada e seguem para as próximas rotinas, a ela conectadas, dando sequência ao processamento. Desta forma, as execuções vão ocorrendo passo-a-passo conforme os dados se tornem disponíveis em relação as rotinas sucessivas. As diversas etapas do processamento podem ser analisadas e/ou visualizadas em qualquer parte do programa implementado por intermédio das ferramentas de visualização.

O ambiente de interface gráfica se baseia no sistema de *menus* suspensos, sendo controlado e manipulado através de movimentos sincronizados do *mouse* com acionamentos de botões correspondentes.

As rotinas de processamento de imagens contidas no sistema Khoros estão agrupadas, segundo suas funções, em categorias representadas por um *menu* característico (*Edit*, *Workspace*, *Program Utilities*, *Toolboxes*, *Input Sources*, *Output*, *Conversions*, etc.), que pode ser acessado selecionando o botão correspondente, figura 3.2. A escolha de um destes *menus* proporciona ao programador uma lista das rotinas disponíveis naquela categoria.

Utilizando essas ferramentas no componente *cantata*, podem ser implementados programas com objetivos específicos. Estes programas são constituídos por vários blocos de processamento (rotinas disponíveis denominados *glyphs*), e, denominam-se programas modulares (*workspaces*), caracterizados por uma sequência determinada desses *glyphs*.

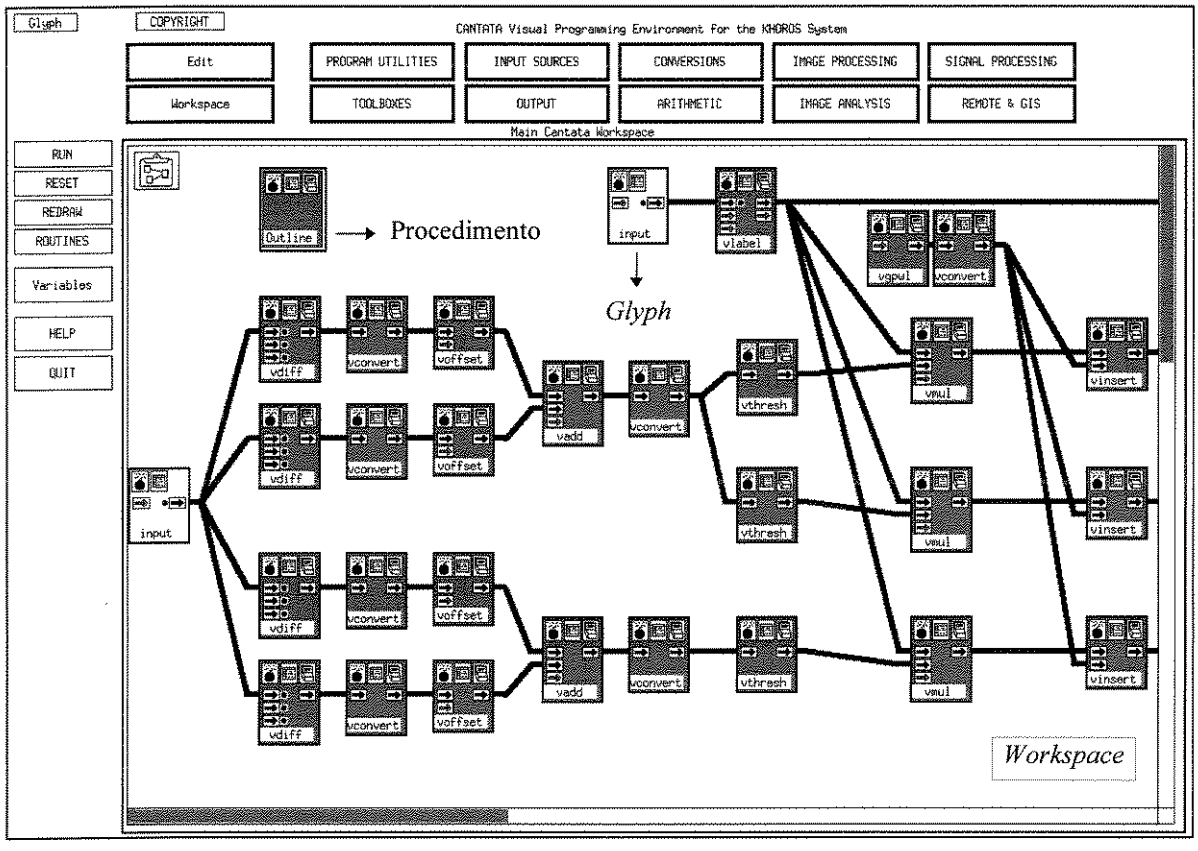


Figura 3.2 - Algoritmo implementado no módulo *cantata* de programação visual, com as principais etapas encontradas nas técnicas de processamento e análise de imagens.

No anexo será apresentado, de forma detalhada, as rotinas disponíveis no Khoros e utilizadas no decorrer deste trabalho, para a implementação dos *workspaces*.

De forma geral, os algoritmos numéricos implementados através das rotinas do Khoros (*workspaces*) podem ser utilizados manualmente (em fase de desenvolvimento), acionando o botão correspondente em cada *glyph*, semi-automaticamente (com a escolha específica de alguns parâmetros operacionais) ou automaticamente (quando completamente desenvolvido), através do botão de comando principal *RUN* localizado no *cantata*.

As entradas e saídas de cada *glyph*, figura 3.3, são representadas por botões (setas) dispostos dos lados esquerdo e direito, respectivamente. Os três botões existentes na parte superior dos *glyphs*, da esquerda para a direita, são usados para destruir o *glyph*, reabrir a rotina (acionado para definir e/ou escolher parâmetros e opções da rotina, vide figuras 3.4 e 3.5) e executar manualmente a rotina correspondente. Uma outra característica interessante é a possibilidade de monitoramento visual do processamento, através da mudança de cor dos *glyphs* conforme as rotinas a eles associados estejam em execução.

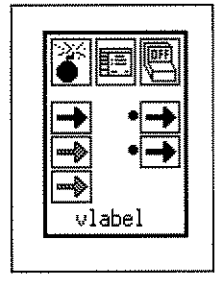


Figura 3.3 - *Glyph* com as suas respectivas características.

Todas as rotinas podem ser executadas no componente *cantata* em forma de *glyphs* ou direto na interface textual. Esta interface se baseia numa linha de comando e é orientada através de instruções via teclado.

Para exemplificar as rotinas do Khoros podem ser relacionadas as seguintes: **vshrink**, figura 3.4-(a), que tem como função reduzir o tamanho de uma imagem desprezando *pixels* da imagem original, **vfft**, figura 3.4-(b), responsável pelo cálculo da transformada discreta de *Fourier* com uma velocidade maior que no processo convencional, e, **editimage** (*Interactive display*), figura 3.5, que permite ao usuário editar textos, linhas e figuras na imagem, mudar o mapa de cores, pseudo-colorir, visualizar outras bandas, visualizar detalhes da imagem através de *zoom*, etc.[46]

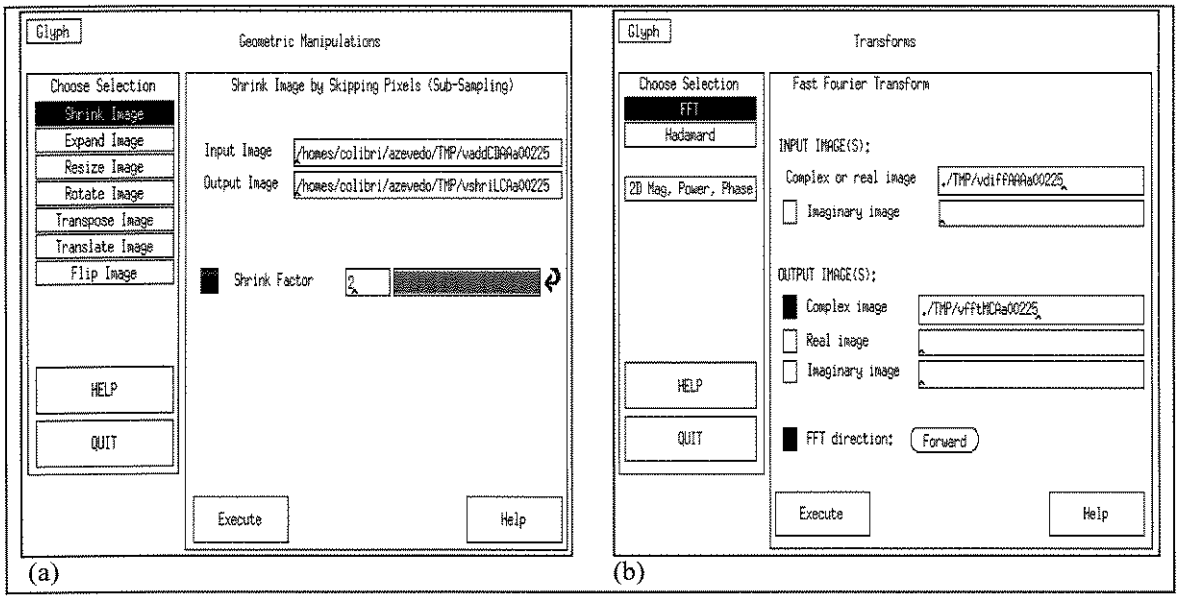


Figura 3.4 - (a) rotina **vshrink**; (b) rotina **vfft**.

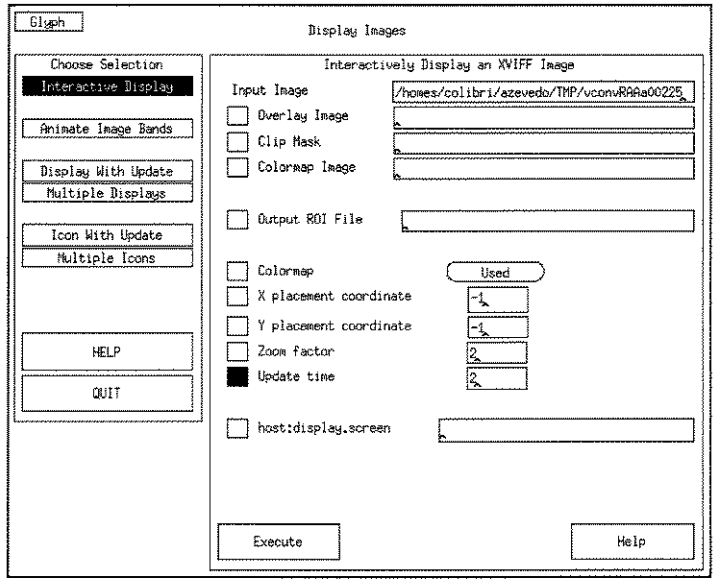


Figura 3.5 - rotina **editimage**.

O Khoros permite também agrupar vários blocos ou rotinas em um único bloco (subsistema), formando um procedimento. O procedimento *Outline* que faz parte do *workspace* ilustrado na figura 3.2, é um exemplo que agrupa as rotinas visualizadas na figura 3.6 em um único bloco (subsistema), que corresponde a um procedimento de geração de linhas de contorno de objetos reais.

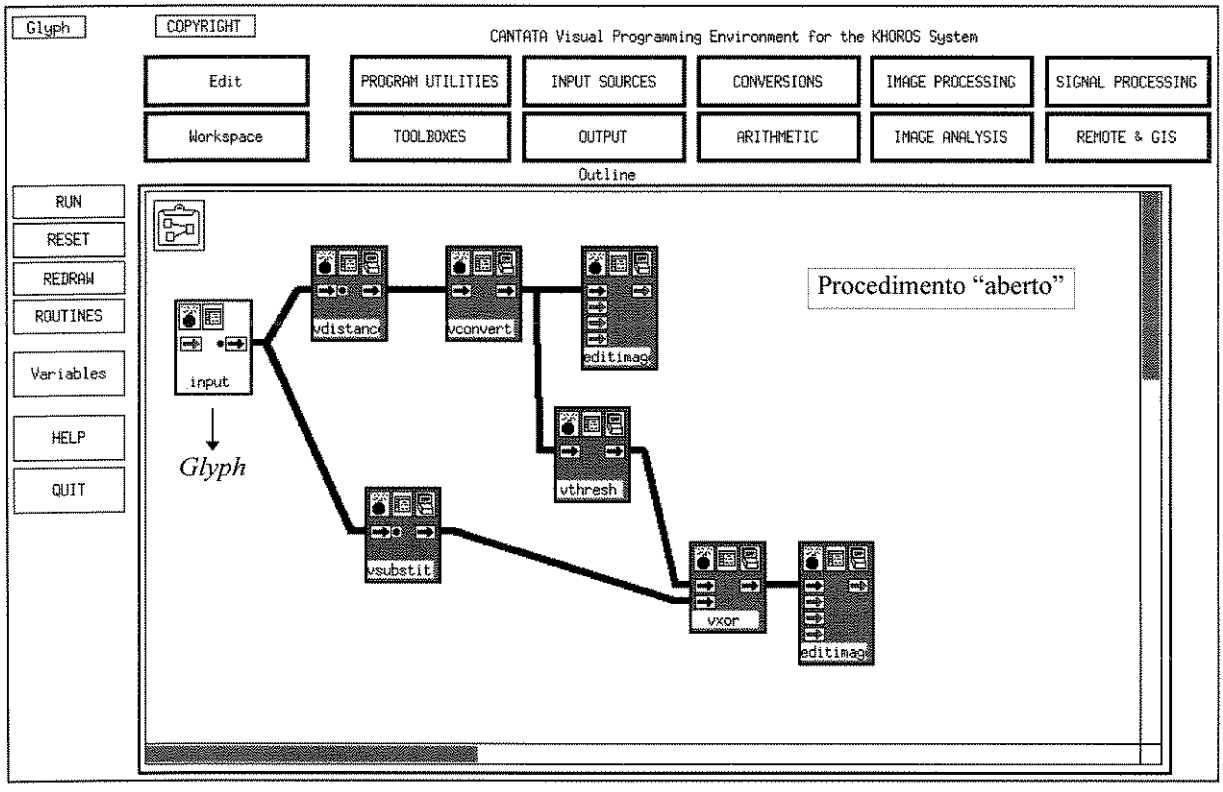


Figura 3.6 - Algoritmo implementado para gerar imagens "outline" no *software* Khoros, que faz parte do *workspace* principal apresentado na figura 3.2.

As imagens geradas e processadas pelo Khoros possuem o formato gráfico *viff* (*Visualization Image File Format*), ocupando 1024 bytes de cabeçalho do arquivo com as informações relacionadas à imagem (tamanho da imagem, tamanho do *pixel*, número de bandas, etc.) e, em seguida, os valores dos *pixels* da imagem. Os *pixels* são armazenados linha por linha e banda por banda. Cada *pixel* que constituem estas imagens, pode ser armazenado nos seguintes formatos de arquivos: *bit, byte, int, long, float, complex, double ou dcomplex*, de acordo com a operação implementada.[45,46]

O sistema Khoros possui o módulo *composer* que representa uma interface com o programador, que permite a criação de novas rotinas de processamento específico. No módulo *composer* o programador da nova aplicação define e especifica o *layout* (configuração física) da janela de entrada e saída dos parâmetros de sua rotina, através de um programa de especificação de interface com o usuário (*UIS - User Interface Specification*). O código fonte e as informações necessárias para a utilização da rotina são escritos em um arquivo base de especificação do programa com extensão (*.prog*). Baseado nestas informações e num arquivo de configuração, o módulo *composer* instala automaticamente a nova rotina desenvolvida pelo

programador, integrando-a ao sistema Khoros na forma de uma caixa de ferramentas (*toolbox*). Assim, o programa gerado pelo usuário torna-se um *glyph* no *cantata*.[46]

Normalmente, uma caixa de ferramentas (rotinas) de usuário é armazenada em uma área pública, de forma que a comunidade de usuários possa acessá-la e copiá-la através do sistema *FTP (file transfer protocol)*.[50]

Em particular salienta-se o *toolbox MMach*,[51] desenvolvido em conjunto pela Faculdade de Engenharia Elétrica da Unicamp e pelo Instituto de Matemática e Estatística da USP, que oferece um conjunto de operações especializadas para aplicação na área da morfologia matemática, que complementam as ferramentas morfológicas utilizadas neste trabalho.

As características apresentadas anteriormente junto com as vantagens de participar de uma lista aberta de discussões via *e-mail* (*khoros-request@khoros.unm.edu*), o acesso a rotinas desenvolvidas por outros programadores e a sua portabilidade,[50] justificam a escolha do sistema Khoros para a implementação das técnicas desenvolvidas neste trabalho.

3.3. **Imagens**

Na realização deste trabalho, dois tipos de imagens foram utilizadas: *sintéticas* e *reais*.

A utilização de imagens sintéticas teve por objetivo a geração de exemplos ideais, a partir de parâmetros conhecidos. Eles são empregados na etapa de desenvolvimento e implementação de algoritmos específicos para a determinação de parâmetros de interesse. Aqui, pode-se destacar os algoritmos de segmentação e os algoritmos morfológicos para a determinação da excentricidade e do fator de forma dos objetos. O emprego dessas imagens possibilitou avaliar a precisão dos procedimentos elaborados. Estas imagens foram criadas com a utilização das rotinas do programa Khoros.

As imagens reais originadas das microestruturas analisadas na execução deste trabalho, são provenientes de observações realizadas através de microscopia óptica ou eletrônica de varredura. Foram considerados diversos exemplos, que abrangem amostras de materiais cerâmicos (na forma de pós e compactos sinterizados), compósitos e metálicos.

A seguir, as amostras caracterizadas através da aplicação dos programas modulares implementados, serão enumeradas e também comentados os objetivos da realização de cada análise.

Com relação aos materiais cerâmicos, as microestruturas analisadas apresentaram como principal característica um baixo contraste. Isto, devido às dificuldades de polimento (elevada dureza e resistência ao desgaste) e ataque químico (inércia química), como também, devido à baixa reflexão e definição dos constituintes microestruturais, tais como: contornos de grão ou precipitados. Este problema constitui num dos principais desafios a ser superado pela metodologia desenvolvida.

Nesta classe de materiais foram caracterizadas as seguintes amostras:

- *Compacto sinterizado de Ferrita* ($ZnFe_2O_4$)
- *Compacto sinterizado de Porcelana Aluminosa*

As microestruturas desses materiais foram analisadas com a finalidade de caracterizar a porosidade aparente (poros abertos presentes nas microestruturas). Como parâmetros de interesse nestas caracterizações, podem ser relacionados a fração volumétrica, quantidade (número de poros), tamanho (área real em μm^2), além de uma análise estatística significativa dos dados obtidos.

- *Compactos sinterizados de Hidroxiapatita* [$Ca_{10}(PO_4)_6(OH)_2$]

A microestrutura deste material foi analisada com o propósito de caracterizar as partículas de segunda fase, β-*tricálcio fosfato*, através da determinação da fração volumétrica, tamanho (área real em μm^2), número de partículas, além de uma análise estatística dos dados. Os grãos foram caracterizados através dos seguintes parâmetros: tamanho (área real em μm^2), tamanho *ASTM*, número de grãos, além de uma análise estatística dos dados.

- *Pó de Zircônia* (ZrO_2)

Este material, em forma de pó, foi analisado com o intuito de caracterizar as partículas de ZrO_2. A caracterização destas foi realizada através da determinação dos seguintes parâmetros: tamanho (área real em μm^2 e diâmetro equivalente em μm), número de partículas, forma (excentricidade e fator de forma), além de uma análise estatística dos dados.

- *Pó de Ácido Adípico*

Aqui neste material orgânico, as partículas foram caracterizadas, obtendo os mesmos parâmetros de interesse que na amostra anterior.

Na classe de materiais compósitos foram caracterizadas as seguintes amostras:

- *Compósito de matriz de Carbeto de Tungstênio reforçada com Cobalto metálico (WC - Co)*

As microestruturas desse material foram caracterizadas com a finalidade de obter resultados relacionados com o elemento de reforço (partículas de cobalto), como: fração volumétrica, tamanho (área real em μm^2), número de partículas, além de uma análise estatística dos dados.

- *Compósito de matriz de Resina Epóxi reforçada com Fibras de Carbono*

Aqui neste material, o elemento de reforço (fibras de carbono) foi caracterizado obtendo os mesmos parâmetros de interesse da amostra anterior.

Na classe dos materiais metálicos foram caracterizadas as seguintes amostras:

- *Aço Ferramenta M2 (6 Nb - 5 Mo - 4 Cr - 1,7 V - 1 C)*

Na microestrutura deste material bifásico procurou-se inicialmente separar os dois tipos de precipitados de *NbC*, dispersos na matriz do eutético de ferrita. Em seguida, estes constituintes foram caracterizados obtendo resultados da fração volumétrica, tamanho (área real em μm^2), número de precipitados, além de uma análise estatística dos dados.

- *Liga de Alumínio da série 7050*

Os grãos duplex deste material foram caracterizados, obtendo resultados relacionados com o tamanho (área real em μm^2 e número *ASTM*), número de grãos, além de uma análise estatística dos dados.

- *Liga metálica trifásica (60 Al - 20 Fe - 20 Nb)*

A microestrutura deste material apresenta três fases distintas, que são: ε, Al_3Nb e $\alpha_2(h)$. A meta do processamento utilizado foi a distinção de cada uma dessas fases e a determinação da fração volumétrica correspondente.

- *Superliga a base de Níquel*

A microestrutura desta amostra consiste de uma matriz de *Ni* reforçada pela dispersão de precipitados de Ni_3Al. Estes foram caracterizados obtendo resultados da fração volumétrica, tamanho (área real em μm^2), número de precipitados, além de uma análise estatística dos dados.

Capítulo IV

Implementação de Algoritmos Específicos

4.1. Introdução

Este capítulo tem por finalidade apresentar e descrever de forma detalhada dois algoritmos de segmentação fundamentais: o *SKIZ* (Esqueletização por Influência de Zona) e o *Watershed* (*Divisor de Águas*). Estes baseiam-se nos conceitos da morfologia matemática e são de grande utilidade em processamento e análise de imagens, para separar objetos parcial ou totalmente unidos nas imagens.[52-54]

Também apresenta-se o desenvolvimento de uma metodologia para caracterizar a forma de objetos bidimensionais. Para isto foram implementados dois algoritmos computacionais que determinam a *excentricidade* e o *fator de forma*, que são parâmetros morfológicos de grande importância.

A seguir, será apresentado com detalhes a implementação dos *workspaces* correspondentes, bem como as operações e os princípios básicos envolvidos.

4.2. Algoritmos Morfológicos

4.2.1. Introdução

De forma geral, deve-se ressaltar que, para efetuar a caracterização quantitativa de parâmetros específicos em imagens digitais, é condição necessária que os objetos de interesse estejam totalmente separados e, consequentemente, sejam reconhecidos como objetos independentes.

É importante salientar que, tanto o algoritmo *SKIZ* quanto o algoritmo *Watershed*, foram completamente implementados neste trabalho, utilizando ferramentas morfológicas que fazem parte dos *toolboxes Morpho* e *MMach*.[55] Para ajudar na compreensão dos algoritmos *SKIZ* e *Watershed*, as operações que constituem os mesmos apresentam-se exemplificadas e ilustradas, utilizando para isto imagens sintéticas que representam a situação de objetos unidos. Estas imagens são usadas para testar e ilustrar o desempenho dos algoritmos implementados.

O princípio básico do algoritmo *SKIZ* consiste em erodir os objetos presentes na imagem, até que a maior parte desses objetos estejam separados. A imagem resultante é constituída de pequenas "ilhas". Em seguida, o *background* da imagem é esqueletizado gerando uma série de linhas finas ao redor de cada ilha. Este esqueleto é, então, subtraído da imagem original, resultando em contornos finos entre cada objeto que se encontrava originalmente unido.[52,53]

Já o princípio do algoritmo *Watershed* é totalmente diferente do *SKIZ.* Tradicionalmente, este algoritmo é visto em termos de uma simulação de inundação.[54]

Inicialmente, é produzido por cada objeto presente na imagem binária, um ponto máximo no mapa de distâncias. Este mapa representa as distâncias com relação a borda externa dos objetos. Em seguida, identificam-se as regiões mínimas na imagem considerada, figura 4.1-(a), e, essas são perfuradas. Após, são gradativamente preenchidas como o caso de um recipiente com água, figura 4.1-(b). A água penetra nos buracos até nivelar-se com a região máxima da superfície da imagem. A linha *watershed* é definida ao redor do ponto de encontro das águas que penetram em diferentes regiões mínimas, figura 4.1-(c). Esta linha representa a fronteira entre os objetos unidos.

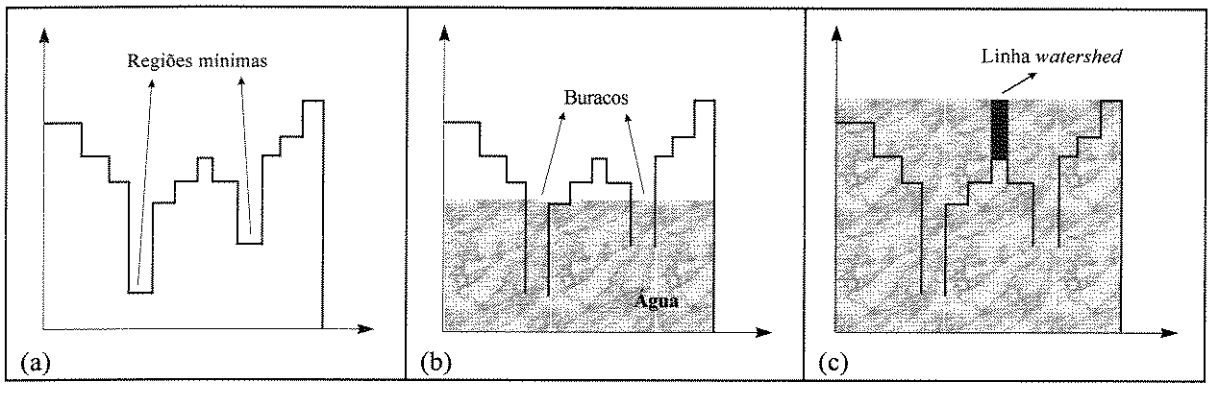


Figura 4.1 - *Watershed* aplicado em um exemplo de uma dimensão: (a) As regiões mínimas são identificadas; (b) Buracos são produzidos nas regiões mínimas e a imagem é então abaixada para dentro d'água; (c) A linha *watershed* é construída no ponto que as águas de diferentes regiões se encontram.

4.2.2. **Algoritmo Morfológico *SKIZ***

4.2.2.1. **Introdução**

Esqueletização por Influência de Zona, SKIZ,[52,53] é um algoritmo baseado na obtenção do esqueleto da matriz (*background*). Tem por finalidade separar objetos contíguos em imagens binárias, de modo que, esses objetos possam ser analisados e quantificados separadamente.

A implementação do método, figura 4.2, abrange inicialmente uma filtragem morfológica de fechamento-abertura da imagem original com o objetivo de suavizar ou eliminar o ruído contido nesta imagem. Em seguida, são executadas erosões sucessivas da imagem filtrada, utilizando elementos estruturantes apropriados, até que todos os objetos contíguos tenham-se separado. Dependendo da forma dos objetos e da extensão de sua continuidade, a separação pode ser satisfatoriamente alcançada com poucas interações, contudo, em alguns casos não é possível de ser efetuada, por exemplo, em objetos muito unidos (semi sobrepostos), ou, se os objetos possuem uma ampla faixa de tamanhos, alguns objetos pequenos podem desaparecer antes de completar a separação total dos outros. Com a erosão "bem" realizada e os objetos separados, a imagem resultante é formada de pequenas "ilhas".

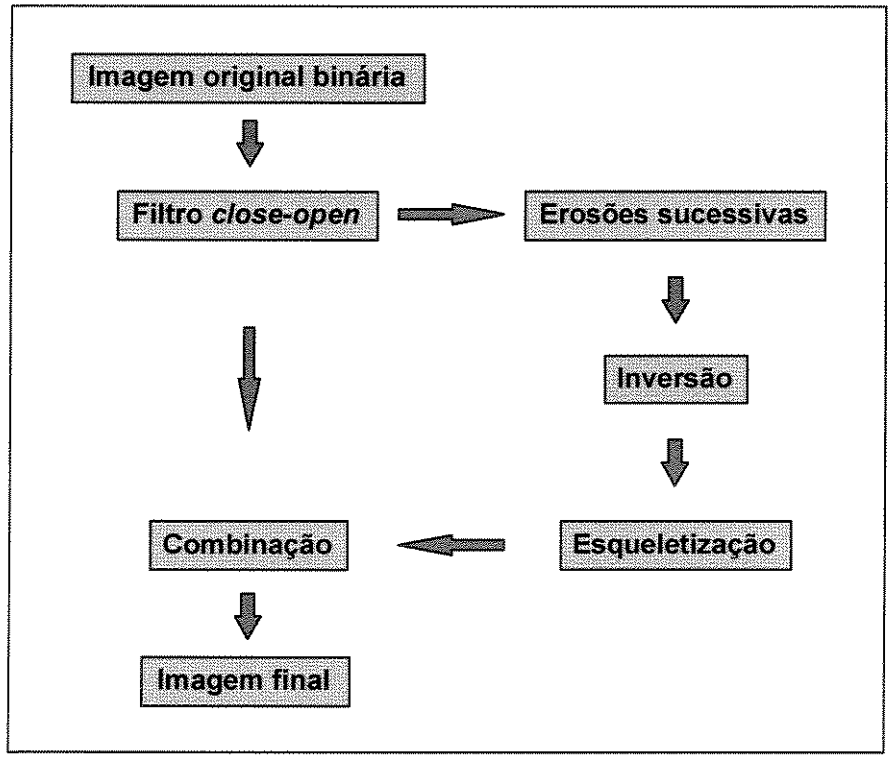


Figura 4.2 - Fluxograma do algoritmo morfológico de segmentação *SKIZ*.

Em seguida, esta imagem é invertida com o objetivo de considerar o *background* como objeto principal na imagem e, posteriormente, ele é esqueletizado. O resultado será o esqueleto da matriz, constituído por uma série de linhas finas, delimitando regiões ao redor de cada ilha. O resultado alcançado é chamado de *SKIZ* da imagem original.

Posteriormente, esta imagem esqueletizada e invertida é combinada com a imagem filtrada original, de forma que a nova imagem é constituída pelos objetos originais separados por linhas finas. A montagem do esqueleto da matriz na imagem original resulta na separação dos objetos anteriormente unidos, enquanto que todas as outras regiões e objetos se mantem fora dessas linhas, preservando intactos tamanho e forma originais.

O *SKIZ* torna-se uma ferramenta altamente poderosa, quando o tamanho dos objetos presentes na imagem é homogêneo com baixo nível de sobreposição. Se um grande número de erosões é necessário, os contornos resultantes podem localizar-se fora das posições corretas.[54]

Este algoritmo foi implementado utilizando o programa Khoros[56] em ambiente *UNIX*, junto com o *toolbox Morpho* desenvolvido por Barrera e outros.[55] A figura 4.3 apresenta o algoritmo de segmentação *SKIZ* implementado no ambiente de programação visual, *cantata*.

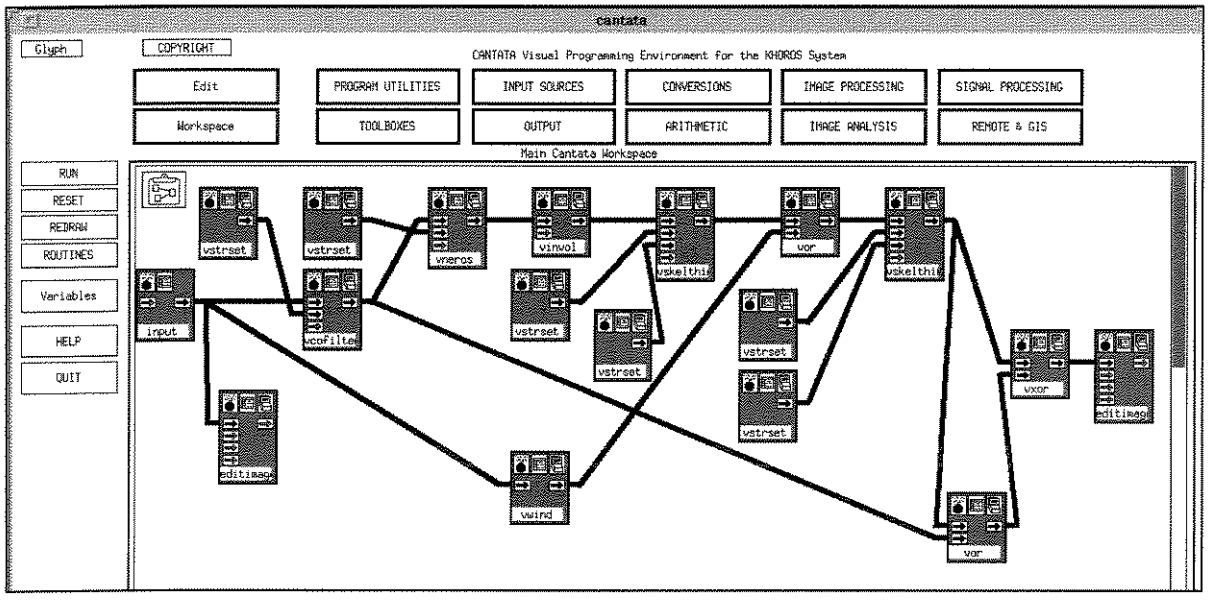


Figura 4.3 - Algoritmo morfológico *SKIZ* implementado no Khoros.

As operações individuais que constituem o algoritmo *SKIZ* são descritas e ilustradas a seguir, através de uma imagem sintética que simula um caso típico, em que utiliza como exemplo a separação de duas partículas esféricas com tamanhos diferentes, figura 4.4.

Esta imagem binária foi desenvolvida com a utilização de rotinas do Khoros, possuindo o formato gráfico *viff*. Ela é inserida no algoritmo implementado através da operação *input*, que se encontra descrita no anexo.

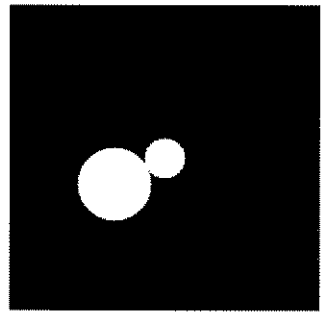


Figura 4.4 - Imagem sintética.

4.2.2.2. Descrição das Operações do Algoritmo *SKIZ* [52,53,55,57-59]

Neste item apresentam-se as operações que fazem parte do algoritmo morfológico *SKIZ*, mas de caráter específico ao assunto abordado.

• **Geração de um elemento estruturante ou kernel morfológico** (*vstrset*):

A maioria das operações morfológicas utilizam matrizes de pequenas dimensões denominadas *elemento estruturante* ou *kernel morfológico*. A definição de um elemento estruturante é muito importante e depende basicamente das aplicações, ou seja, do tipo e da natureza das informações extraídas da imagem analisada.

Geralmente, o elemento estruturante é descrito por uma matriz quadrada contendo *pixels* com valores "0" e "1" (ou reais). A origem do elemento estruturante é o *pixel* central na matriz quadrada.

A figura 4.5 mostra alguns exemplos de elementos estruturantes que podem ser utilizados.

$$A = \begin{vmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{vmatrix} \qquad B = \begin{vmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{vmatrix} \qquad C = \begin{vmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{vmatrix}$$

Figura 4.5 - Exemplos de elementos estruturantes.

• **Filtro close-open** (*vcofilter*):

Este filtro morfológico opera no domínio espacial (manipulação direta dos *pixels* da imagem através da utilização de um elemento estruturante), efetuando operações morfológicas sucessivas de fechamento (*closing*) e abertura (*opening*).

Esta operação é efetuada com o objetivo de "limpar" a imagem original, por exemplo, através da homogeneização do contraste, da eliminação dos objetos muito pequenos, ou da suavização ou eliminação do ruído presente, que pode ser procedente do microscópio eletrônico, da digitalização ou da binarização desta imagem. A operação não se aplica no caso de uma imagem sintética.

• **Erosões sucessivas com o mesmo elemento estruturante** (*vneros*):

As erosões sucessivas refinam os objetos de interesse com o objetivo de separar os objetos unidos (sobrepostos), figura 4.6. A separação vai ocorrer quando o lugar da união está mais estreita que o elemento estruturante.

O número de erosões e a forma do elemento estruturante são críticas para as seguintes condições: realizar a separação dos objetos e não apagar os objetos pequenos.

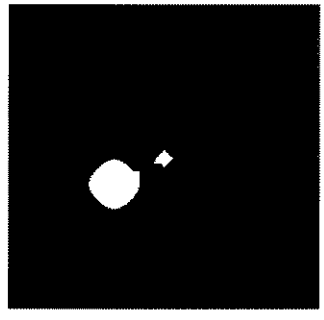


Figura 4.6 - Imagem erodida.

• **Inversão** (*vinvol*):

Efetua uma inversão (involução) de uma imagem *pixel* a *pixel*, com o objetivo de tornar o *background* (originalmente preto) o objeto principal (branco) a ser processado pelas operações seguintes. A figura 4.7 mostra o resultado da aplicação da operação.

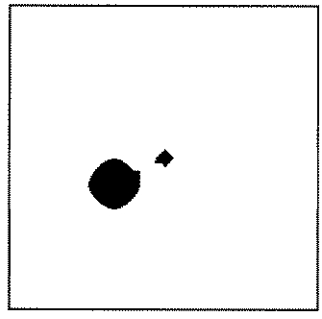


Figura 4.7 - Imagem invertida.

• **Esqueletização por afinamento** (*vskelthin*):

A esqueletização afina os objetos até ter uma espessura de um *pixel* (linha), ou seja, obtém-se o esqueleto de uma imagem, que é uma réplica "afinada" fiel à imagem original, figura 4.8. A noção de esqueleto pode ser ilustrada pela idéia da propagação do fogo no campo. Um fogo é aceso em todos os pontos do contorno de um campo, ele vai propagar-se de uma forma isotrópica e quando duas propagações de fogo encontram-se, esse fogo acaba por falta de combustível. Os pontos de extinção constituem então o esqueleto.[60]

No algoritmo de segmentação *SKIZ* a esqueletização do *background* vai deixar linhas estreitas de *pixels* entre cada objeto da imagem.

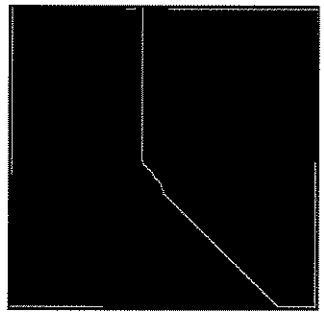


Figura 4.8 - Esqueleto da imagem original.

• **Geração de janela** (*vwind*):

Esta operação tem por função construir uma imagem que é uma janela de dimensões da imagem de entrada. Os *pixels* do contorno possuem o valor "255" e a parte de dentro da janela o valor "0".

• **Operações lógicas**:

O algoritmo morfológico *SKIZ* utiliza duas operações lógicas: o elemento lógico *OR*, figura 4.9-(a) e, o elemento lógico *XOR*, figura 4.9-(b). Estas operações estão descritas, detalhadamente no anexo, pelo fato delas serem de caráter geral, em relação a todos os algoritmos desenvolvidos e implementados no trabalho.

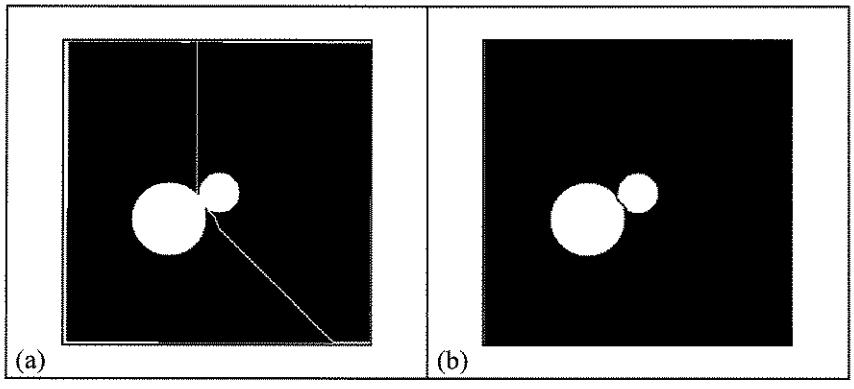


Figura 4.9 - (a) Imagem do resultado da combinação da imagem original com o esqueleto pela operação *OR*; (b) Imagem final do algoritmo *SKIZ* que mostra os objetos separados pela operação *XOR*, da imagem inicial e do esqueleto.

4.2.3. Algoritmo Morfológico *Watershed*

4.2.3.1. Introdução

Watershed pode ser definido como um algoritmo de segmentação baseado no mapa de distâncias dos objetos. O objetivo é separar objetos contíguos em imagens binárias, de modo que, esses objetos possam ser analisados e quantificados separadamente.[52-54,61,62]

A implementação do algoritmo, figura 4.10, abrange inicialmente a geração do mapa de distâncias a partir da imagem original, com o objetivo de identificar na imagem as regiões de fronteira e os contornos dos objetos contíguos. Cada objeto presente na imagem produz um ponto máximo no mapa de distâncias. Esses pontos máximos são considerados como sementes de uma reconstrução condicional da imagem.[52-53]

Em seguida, nesta imagem do mapa de distâncias, efetua-se a operação de inversão com o objetivo de considerar as curvas de níveis como objeto principal a ser processado pela operação seguinte, e posteriormente, na imagem invertida é efetuada erosões em níveis de cinza, através da operação morfológica *watershed*. O resultado destas operações associadas, será o surgimento de regiões claramente demarcadas por algumas linhas finas que estabelecem

a fronteira de cada um dos objetos analisados. Essas regiões são rotuladas por valores relativos que correspondem aos pontos máximos do mapa de distâncias.

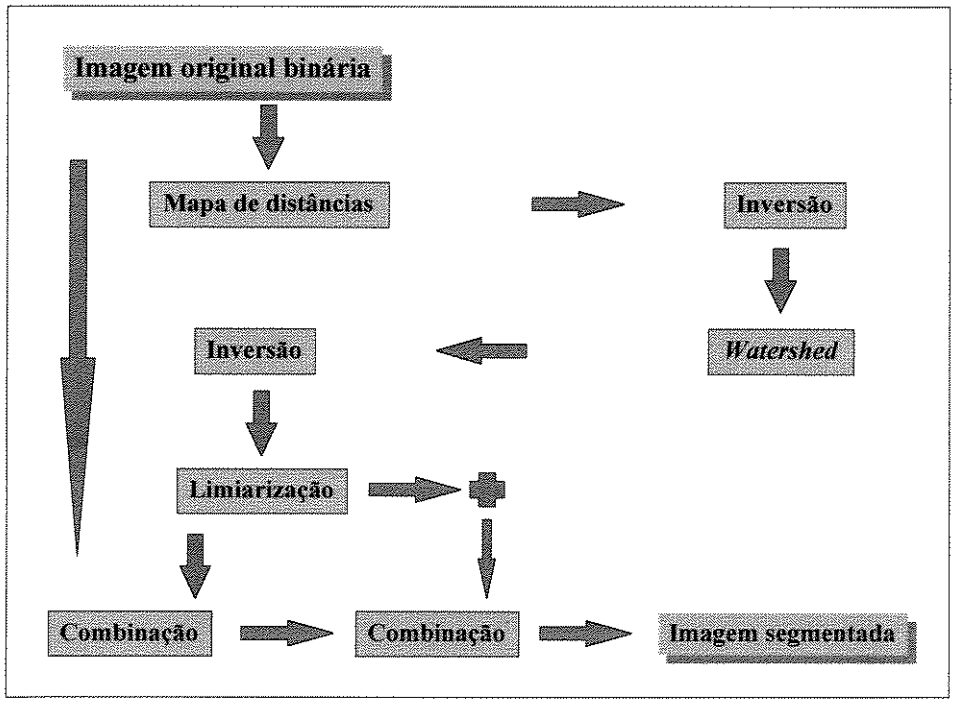


Figura 4.10 - Fluxograma do algoritmo *Watershed.*

Posteriormente, esta imagem *watershed*, é invertida e binarizada. Com isso, a imagem resultante desta sequência de operações é combinada com a imagem original, de forma que a nova imagem é constituída pelos objetos originais separados por linhas finas. Portanto, a execução deste algoritmo resulta na separação completa dos objetos originalmente unidos, no entanto, todas as outras regiões e objetos que porventura se encontram separados não são afetados, preservando intactos tamanho e forma originais. O algoritmo *Watershed* é mais indicado para separar objetos com as seguintes características: redondos, formas suaves e com tamanhos muito diferentes.

A figura 4.11 apresenta o algoritmo morfológico *watershed* desenvolvido no ambiente de programação visual, *cantata*.

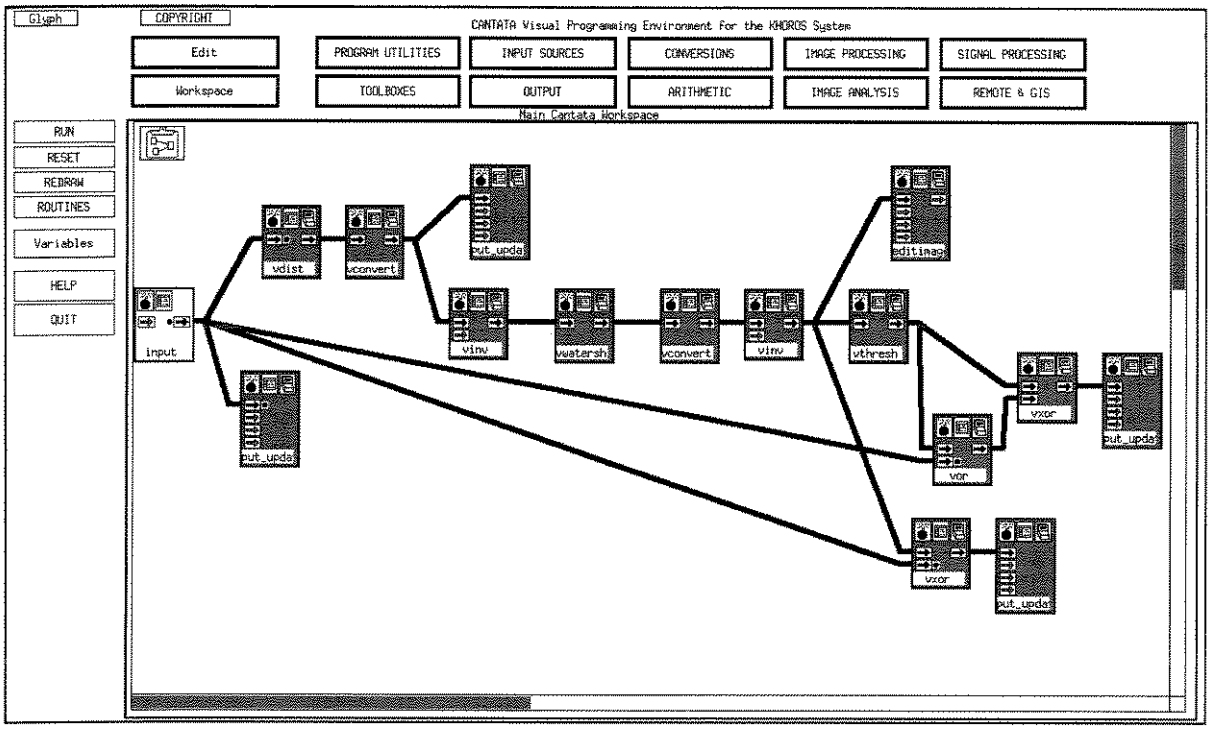


Figura 4.11 - Algoritmo morfológico *watershed* implementado no programa Khoros.

As operações individuais que constituem o algoritmo de segmentação *watershed* são descritas a seguir, através da aplicação do algoritmo numa imagem sintética que representa um caso típico de partículas que aparecem unidas. Esta imagem sintética foi desenvolvida com a utilização de rotinas do programa Khoros. A figura 4.12 apresenta esta imagem.

4.2.3.2. Descrição das Operações que Constituem o Algoritmo *Watershed* [52, 53,58-62]

A seguir, são relacionadas todas as operações que fazem parte do algoritmo *watershed*. Estas podem ser classificadas em função do algoritmo implementado, como sendo de caráter básico ou específico. As operações básicas serão somente citadas sem muito pormenores, encontrando-se descritas com detalhes no anexo. As operações específicas serão descritas a continuação.

- **Entrada de uma sequência ou arquivo de dados definido pelo usuário** (*input*):

No exemplo apresentado, a imagem original possui o formato gráfico *viff*, compatível com o programa Khoros.

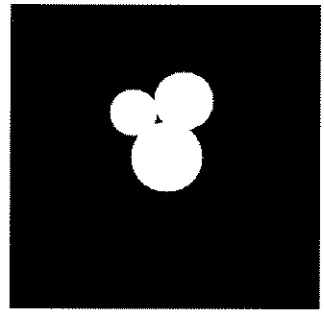


Figura 4.12 - Imagem sintética.

• **Função distância de uma imagem binária** (*vdist*):

Esta operação efetua a geração do mapa de distâncias dos objetos contíguos. Na imagem resultante desta operação o brilho do *pixel* representa a distância mínima em relação a borda externa dos objetos. O tipo da função que determina essas distâncias é *Euclideana.*

Para construir o mapa de distâncias da imagem binária utiliza-se um método sequencial de operadores morfológicos. Os objetos na imagem são erodidos sequencialmente e após a conclusão de cada interação, os *pixels* remanescentes tem os valores correspondentes ao brilho aumentados de uma unidade. Quando o processo é finalizado (os objetos da imagem estão completamente erodidos), o mapa de distâncias desejado está construído. Este método é relativamente lento, exigindo um tempo razoável de processamento e além disso, o número de iterações é proporcional ao aumento do tamanho dos objetos que constituem a imagem analisada.

O mapa de distâncias associado com a operação *watershed*, é utilizado com o propósito de obter uma imagem que apresenta regiões que delimitam por intermédio de algumas linhas finas, a fronteira de cada um dos objetos presentes na imagem original.

A figura 4.13 mostra o mapa de distâncias da imagem original, figura 4.12.

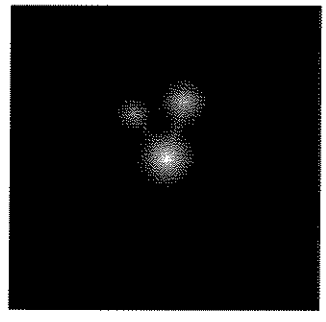


Figura 4.13 - Imagem do mapa de distâncias.

• **Conversão numa imagem VIFF do tipo de dados** (*vconvert*):

Converte o formato dos dados, *short*, gerado através da execução da operação *vdist*, para o formato *byte*.

• **Inversão** (*vinv*):

Efetua uma inversão (involução) da imagem correspondente ao mapa de distâncias, *pixel* a *pixel*. A figura 4.14 mostra o resultado da operação.

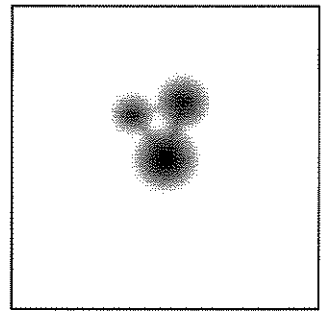


Figura 4.14 - Imagem invertida.

• **Segmentação watershed** (*vwatersh*):

Esta operação constroi, a partir do mapa de distâncias, uma imagem que apresenta regiões diferenciadas em níveis de cinza. A linha de fronteira entre duas dessas regiões, por exemplo, é o local de separação entre dois objetos que se tocam.

Para uma melhor compreensão desta operação, pode-se considerar que os valores do brilho de cada *pixel* no mapa de distâncias, são definidos fisicamente como sendo altitudes ou alturas. Com isso, os pontos brilhantes nos centros das características da imagem do mapa de distâncias, figura 4.13, podem ser definidos como sendo montanhas. Desta forma, as linhas que se formam após a operação de *watershed* são os vales entre essas montanhas. Assim sendo, quando os picos possuem a mesma altura (significa que as duas características que se tocam são do mesmo tamanho), o ponto de divisão é o meio entre os dois picos. No entanto, quando uma característica possui um tamanho menor do que outra, o pico também é proporcionalmente menor e com isso, a operação *watershed* posiciona a linha de fronteira mais próxima do menor pico.

Portanto, com a operação morfológica *watershed* ocorre a identificação da fronteira de cada um dos objetos que se encontravam originalmente unidos, deixando desta forma, linhas estreitas de *pixels* ao redor preferencial destes.

• **Inversão** (*vinv*):

Efetua uma inversão (involução) da imagem *watershed*, *pixel* a *pixel*, com o objetivo de retornar nesta imagem as mesmas características da imagem original, viabilizando a execução da operação seguinte de limiarização.

A figura 4.15 apresenta o resultado das operações *vwatersh* e *vinv* aplicadas na imagem invertida da figura 4.14 e, a figura 4.16 mostra a imagem *watershed* invertida combinada com a imagem original, figura 4.12.

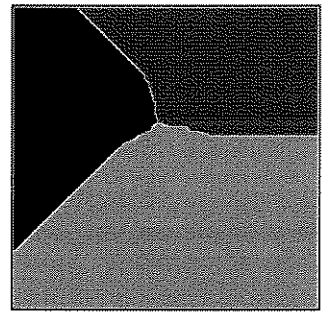


Figura 4.15 - Imagem invertida após a operação *watershed*.

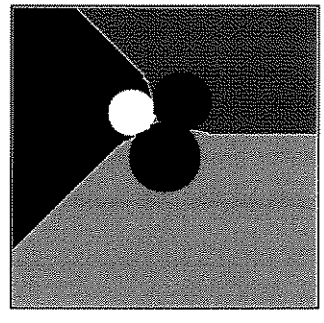


Figura 4.16 - Imagem do resultado da combinação das imagens original e *watershed*.

• **Operação de limiarização** (*vthresh*):

O valor escolhido para a operação de limiarização é 254 (*lower threshold level*). Com a aplicação da operação de *thresholding* na imagem invertida, figura 4.15, obtém o esqueleto da imagem, figura 4.17, que é uma réplica "afinada" fiel à imagem original.

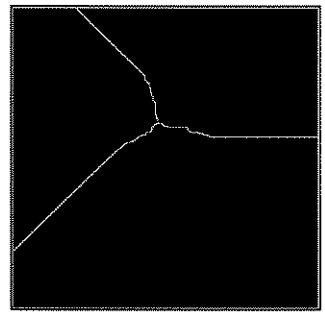


Figura 4.17 - Esqueleto da imagem original.

• **Operações lógicas**:

O algoritmo morfológico *Watershed* utiliza a operação lógica *XOR* para a separação das partículas. A figura 4.18 apresenta o resultado final da aplicação do algoritmo morfológico *Watershed*, com destaque para os objetos que agora se encontram separados.

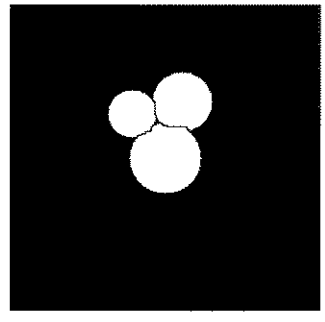


Figura 4.18 - Imagem final do algoritmo *Watershed* que mostra os objetos separados pela operação *XOR*, da imagem inicial e do esqueleto.

4.2.4. Resultados e Discussão

A imagem sintética apresentada na figura 4.19, é utilizada para analisar e comparar os dois algoritmos morfológicos de segmentação: *SKIZ* e *Watershed.*

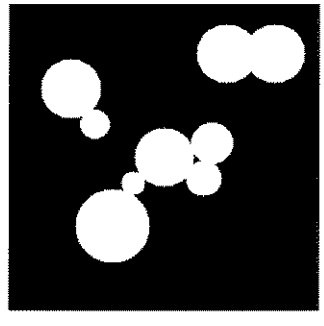


Figura 4.19 - Imagem sintética utilizada para ilustrar os processos de separação das partículas.

A figura 4.20 apresenta os resultados obtidos pela aplicação do *SKIZ* na imagem da figura 4.19. Assim, a figura 4.20-(a) mostra uma imagem que representa o resultado alcançado pelo processo de erosão parcial das partículas presentes na imagem considerada. Nota-se que o número de erosões executadas foi limitado para evitar que as partículas menores sejam eliminadas. A figura 4.20-(b) apresenta uma imagem que representa o resultado da esqueletização do *background*, sobreposto nas partículas parcialmente erodidas. E, a figura 4.20-(c) mostra o resultado final do *SKIZ*. Observa-se que a maioria das partículas foram separadas com êxito, mostrando uma boa precisão, com exceção para as duas partículas mais sobrepostas.

Com isso, é possível concluir que o *SKIZ* torna-se uma ferramenta altamente poderosa, porém, somente quando o tamanho dos objetos presentes na imagem é homogêneo com baixo nível de sobreposição.

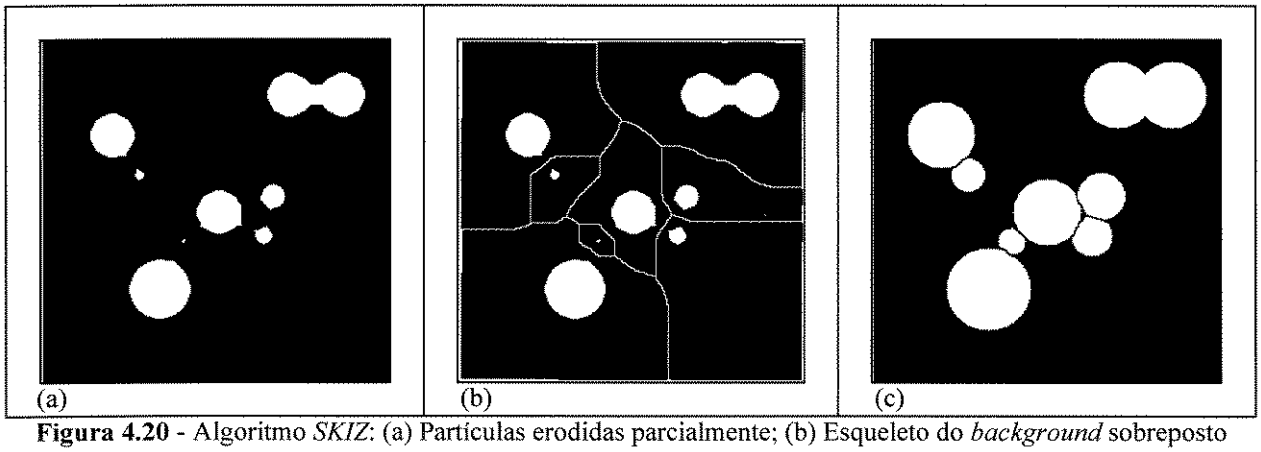


Figura 4.20 - Algoritmo *SKIZ*: (a) Partículas erodidas parcialmente; (b) Esqueleto do *background* sobreposto as partículas erodidas; (c) Partículas separadas, com exceção das duas mais sobrepostas.

Se um grande número de erosões for necessário para separar todos os objetos unidos, o algoritmo *SKIZ* pode ser aperfeiçoado.

O *SKIZ* melhorado é um algoritmo baseado em operações morfológicas, aritméticas e lógicas, figura 4.21. Neste, a etapa original de erosões sucessivas foi modificada implementando um processamento em forma de *loop*, que tem por objetivo restaurar os objetos pequenos, que são eliminados conforme os processos sucessivos de erosão vão sendo executados, como também, manter o tamanho dos objetos o mais homogêneo possível.

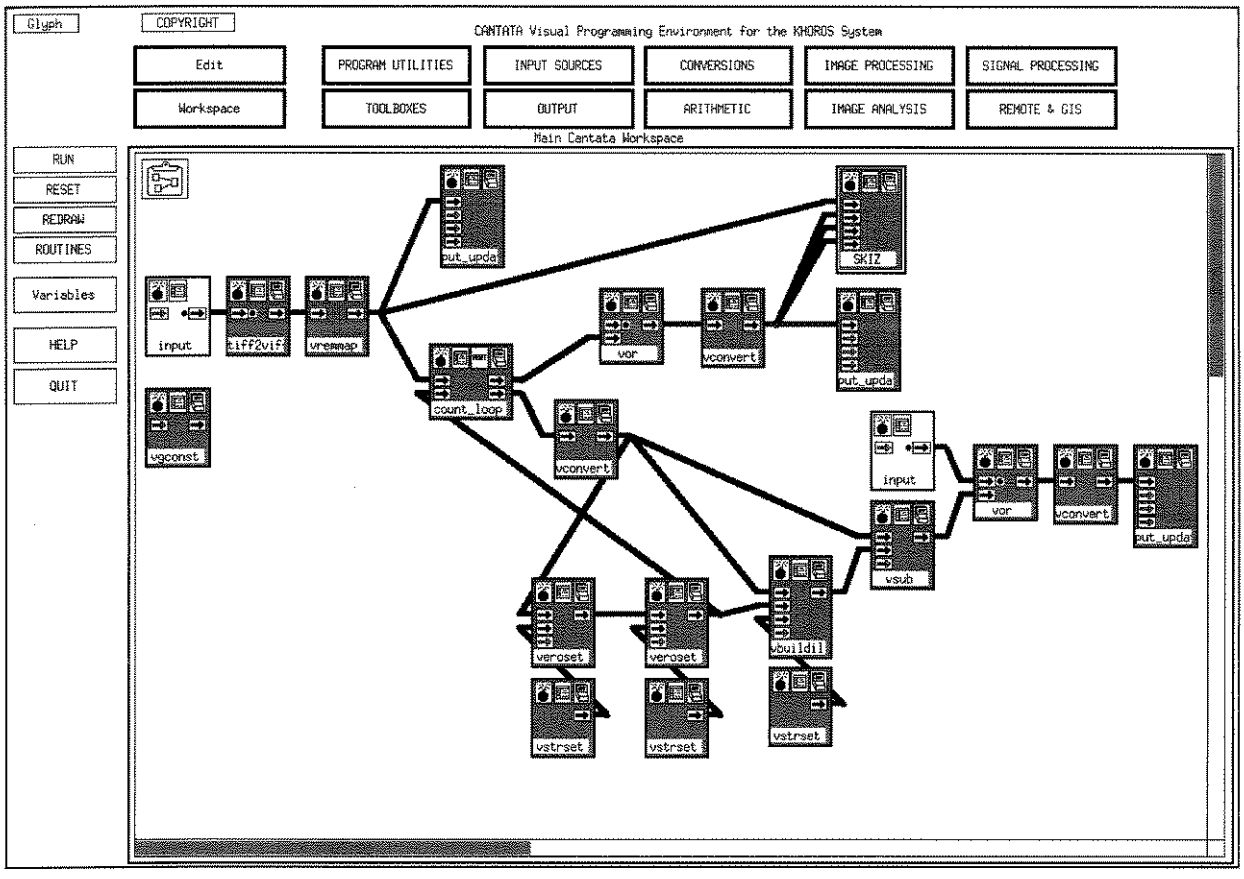


Figura 4.21 - Algoritmo de segmentação *SKIZ* aperfeiçoado implementado no Khoros.

O ponto de partida do processamento em *loop*, figura 4.21, é a imagem binária que define a primeira entrada da rotina *count_loop*. Esta rotina representa o contador do número de interações, sendo responsável pela definição da variável que controla o *loop*, como também, dos seguintes valores de controle: inicial, incremento e final. No caso específico da imagem binária, figura 4.21, a rotina *count_loop* assumiu as seguintes características:

- variável de controle do *loop* = *control*;
- valor inicial = 1;
- valor de incremento = 1;
- valor final = 8.

Após a execução da rotina *count_loop*, realiza-se na imagem binária processos de erosões através das rotinas *vstrset* e *veroset*. A seguir, a imagem erodida é submetida a uma operação de dilatação condicional, rotinas *vstrset* e *vbuildil* que reconstrói a forma original das partículas, a partir das sementes presentes na imagem erodida.

Em seguida, realiza-se uma operação de subtração, rotina *vsub*, da imagem que entra na rotina *count_loop* com a imagem submetida ao processo de reconstrução. O resultado só contém partículas que foram eliminadas pelo processo de erosão. Essas partículas são armazenadas (rotina *vor*) numa imagem temporária que foi gerada através da rotina *vgconst*. Assim, os objetos pequenos presentes na imagem original que foram eliminados são recuperados. O ciclo se repete até que todos os objetos estejam completamente separados, adicionando na imagem temporária novas partículas a serem preservadas.

Finalmente com a separação total, a imagem erodida é combinada, rotina *vor*, com a imagem temporária dos objetos que foram preservados, obtendo-se uma nova imagem que representa as sementes de todos os objetos presentes na imagem original. A última parte do processamento realiza-se como no algoritmo *SKIZ* original.

A figura 4.22 apresenta os resultados obtidos pelo aperfeiçoamento do *SKIZ*. Assim, a figura 4.22-(a) mostra uma imagem que representa o resultado alcançado pelas erosões sucessivas das partículas. Nota-se nesta imagem a presença de pequenas sementes. Estas foram preservadas da erosão das partículas menores. A figura 4.22-(b) apresenta o resultado da esqueletização do *background* sobreposto na imagem das partículas completamente erodidas. E, a figura 4.22-(c) apresenta o resultado final do *SKIZ* aperfeiçoado. Observa-se a separação de todas as partículas, mas os contornos resultantes localizam-se fora das posições corretas, ocasionando uma baixa precisão.

Este melhoramento do *SKIZ* é muito eficiente quando um grande número de erosões torna-se necessário. Porém, obtém-se resultados de boa qualidade somente quando o tamanho dos objetos é suficientemente homogêneo.

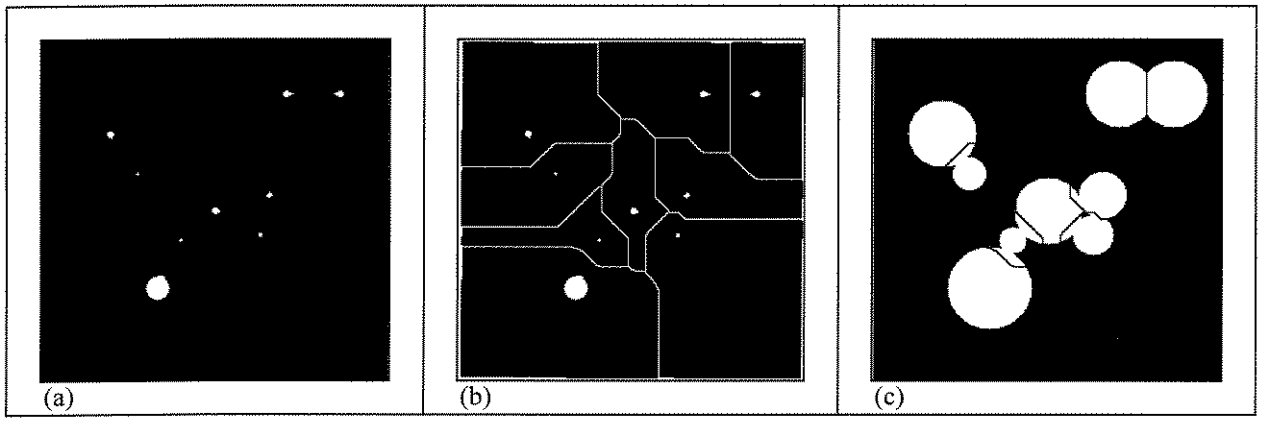


Figura 4.22 - Algoritmo *SKIZ* aperfeiçoado: (a) Partículas completamente erodidas; (b) Esqueleto do *background* sobreposto as partículas erodidas; (c) Todas as partículas são separadas.

A figura 4.23 apresenta os resultados obtidos pela aplicação do *Watershed* na imagem da figura 4.19. Assim, a figura 4.23-(a) mostra o mapa de distâncias da imagem binária apresentada na figura 4.19. A figura 4.23-(b) apresenta a imagem resultante da segmentação *watershed*, baseado no mapa de distâncias. Esta contém para cada partícula, uma região claramente delimitada e rotulada por um valor relativo, correspondente ao ponto máximo produzido pelo mapa de distâncias. A figura 4.23-(c) mostra as partículas totalmente separadas pela aplicação do algoritmo *Watershed*.

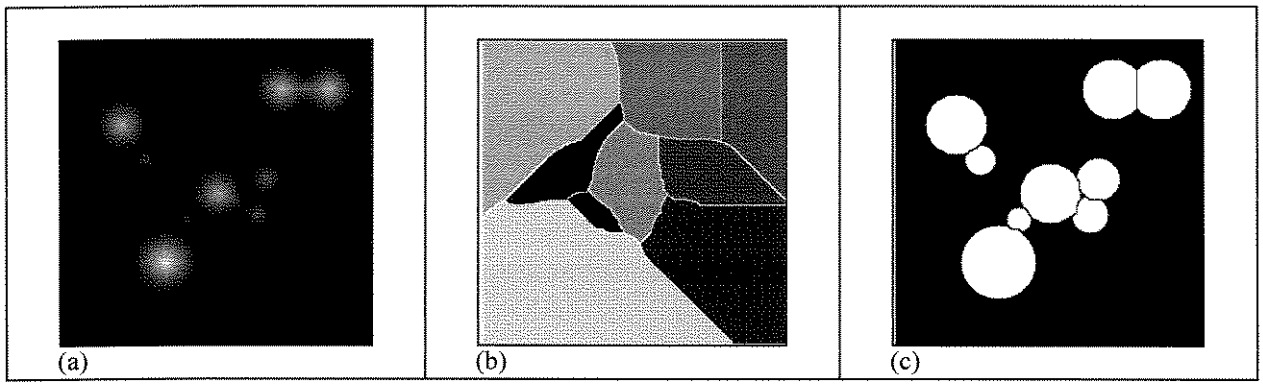


Figura 4.23 - Algoritmo *Watershed*: (a) Mapa de distâncias da imagem sintética; (b) Segmentação *watershed*; (c) Partículas completamente separadas.

Em virtude da aplicação dos algoritmos morfológicos de segmentação: *SKIZ* e *Watershed* na separação das partículas unidas apresentadas na figura 4.19, algumas conclusões puderam ser elaboradas. Estas são apresentadas a seguir:

O critério de escolha para se utilizar o *SKIZ* ou o *Watershed* na segmentação de objetos unidos, depende diretamente da morfologia dos objetos.

Para objetos com a forma irregular mas com tamanho homogêneo, a utilização do *SKIZ* e do *SKIZ* melhorado permite alcançar bons resultados.

No caso de objetos que apresentam tamanho heterogêneo, forma regular e suave, a utilização do *Watershed* é mais apropriada.

4.3. Excentricidade de Objetos

A forma de um objeto refere-se a sua estrutura física. Esta característica pode ser representada através de alguns parâmetros geométricos, tais como: perímetro, área, excentricidade, fator de forma, etc.[63,64]

Os objetos encontrados na natureza possuem infinitos tipos de formatos geométricos. Como exemplo, pode-se citar que existem partículas de pó metálico com a forma de esferas, agulhas, placas finas, esferóides ou em gotas, além de uma infinidade de partículas com formatos não definíveis geometricamente. Estas podem ser chamadas de partículas com formas irregulares.

Por uma série de motivos, sempre houve um grande interesse tecnológico em avaliar o quanto a forma de um objeto em particular, por exemplo, uma partícula de pó cerâmico, tem de semelhante com uma esfera de igual "tamanho", em função da influência direta desta característica, na qualidade final do produto. Para tal objetivo, foram desenvolvidos diversos fatores que tentam avaliar a esfericidade destes objetos reais. Dentre esses fatores, pode-se citar a *excentricidade*.[63]

A excentricidade pode ser definida como a razão do comprimento do menor eixo sobre o maior eixo do objeto real, baseado na determinação dos momentos matemáticos do objeto. Portanto, a excentricidade possui o valor igual a "1" para um círculo perfeito. Assim sendo, pode-se considerar que o limite de variação da excentricidade é: $\boxed{0 \leq \varepsilon \leq 1}$

De acordo com as bases da morfologia matemática, a excentricidade pode ser calculada através da seguinte equação:[63]

$$\boxed{\varepsilon \triangleq \frac{(\mu_{2,0} - \mu_{0,2})^2 + 4.\mu_{1,1}}{\mathbf{A}}} \qquad (4.1)$$

Sendo que:

- "ε" representa o valor da excentricidade;
- "$\mu_{2,0}$, $\mu_{0,2}$ e $\mu_{1,1}$" são os momentos padrões baseados em características dos objetos;
- "**A**" é a área do objeto analisado.

Tanto os valores dos momentos $\mu_{2,0}$, $\mu_{0,2}$ e $\mu_{1,1}$, quanto o valor da área de cada objeto analisado, podem ser obtidos de forma semi-automática através da utilização do programa de análise e processamento de imagens Khoros.[56]

4.3.1. Metodologia de Cálculo Utilizada no Desenvolvimento do Algoritmo

Tendo em vista, a necessidade do cálculo da excentricidade de objetos reais, foi utilizado no presente trabalho, para o desenvolvimento e a implementação do algoritmo computacional, uma relação matemática que está de acordo com a definição da excentricidade:[63]

$$\varepsilon = \frac{a}{b} \tag{4.2}$$

Onde "**a**" e "**b**" são os comprimentos dos semi-eixos de uma elipse, figura 4.24, sendo calculados a partir das seguintes equações:

$$a = \sqrt{(x_{2_{end}} - x_{2_{deb}})^2 + (y_{2_{end}} - y_{2_{deb}})^2} \tag{4.3}$$

E,

$$b = \sqrt{(x_{1_{end}} - x_{1_{deb}})^2 + (y_{1_{deb}} - y_{1_{end}})^2} \tag{4.4}$$

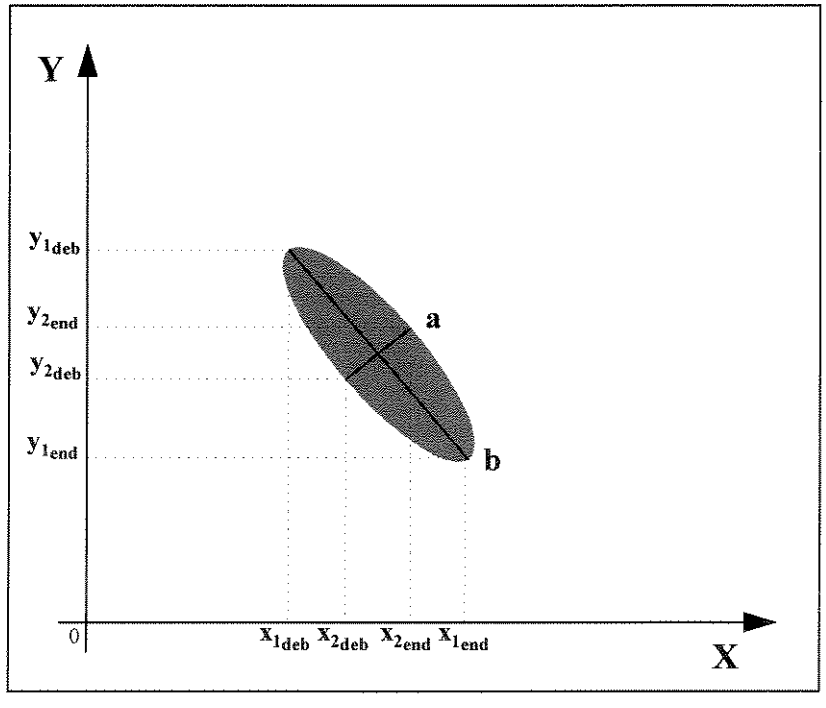


Figura 4.24 - Representação esquemática dos semi-eixos de uma elipse.

O algoritmo para o cálculo da excentricidade de objetos apresenta-se nas figuras 4.25 e 4.26.

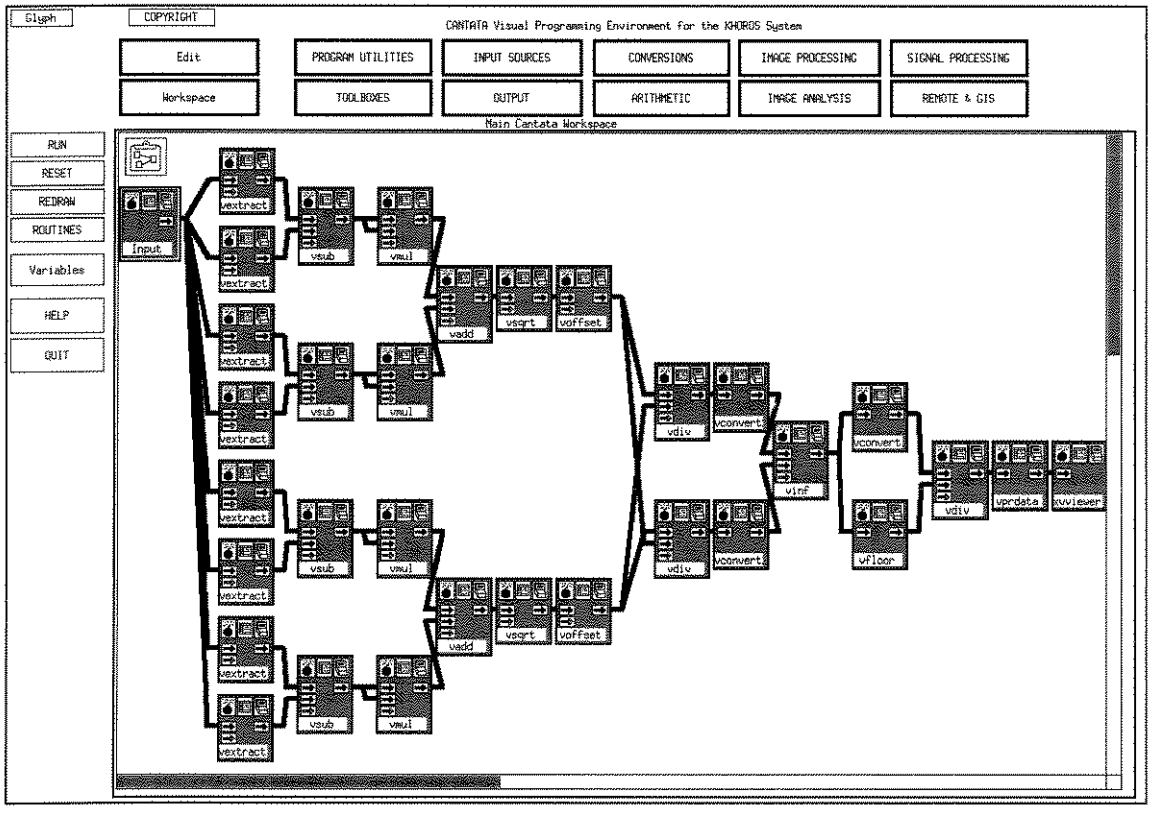


Figura 4.25 - Algoritmo para o cálculo da excentricidade implementado no programa Khoros.

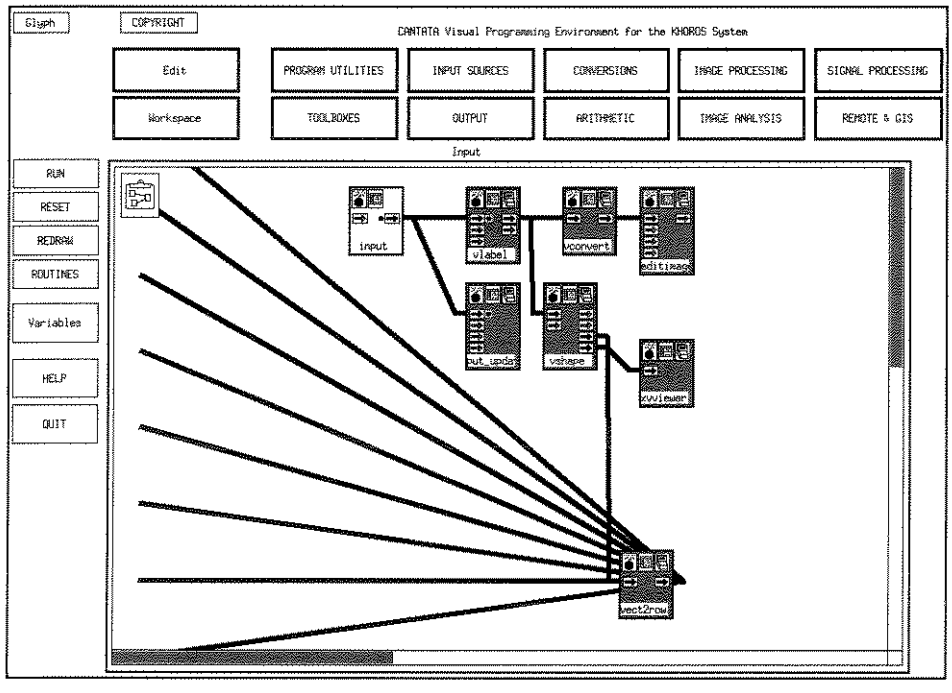


Figura 4.26 - Detalhe do procedimento *Input* no algoritmo para o cálculo da excentricidade.

As operações individuais que constituem o algoritmo são descritas e ilustradas a seguir, através da aplicação do algoritmo implementado num caso típico, utilizando uma imagem sintética, figura 4.27. Esta imagem binária apresenta objetos com a excentricidade teórica definida (círculo = 1,00 e elipse = 0,33), que foram utilizados como referência.

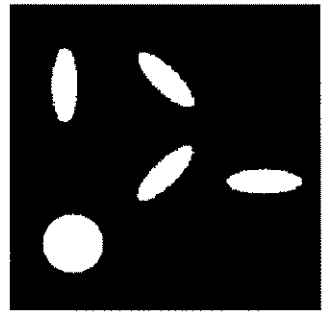


Figura 4.27 - Imagem teste sintética para a execução do algoritmo.

4.3.2. Descrição das Operações que Constituem o Algoritmo[58-60,63]

Neste item, estão relacionadas todas as operações que fazem parte do algoritmo que permite o cálculo da excentricidade de objetos. Estas operações podem ser classificadas em função do algoritmo implementado, como sendo de caráter básico ou específico. As operações básicas serão somente citadas sem pormenores, encontrando-se descritas com detalhes no anexo. E, as operações específicas serão citadas e descritas detalhadamente a continuação.

- **Entrada de uma sequência ou arquivo de dados definido pelo usuário** (*input*):

Efetua a inserção da imagem da imagem original, figura 4.27. Esta imagem possui o formato gráfico *viff* compatível com o Khoros.

- **Exibição de imagem simples com atualização** (*put_update*):

Permite a visualização da imagem original, figura 4.27, em uma tela no sistema *X Windows* (X11 release 4).

- **Classificação ou rotulação** (*vlabel*):

Algoritmo que efetua a classificação das regiões e/ou objetos contidos na imagem original, figura 4.27, através de tentativas de fusão de *pixels* unidos. Na execução do algoritmo um *pixel* recebe o mesmo rótulo (label), se a distância em relação a seu vizinho (*pixel* consecutivo) for aceitável. O processo de classificação é propagado para um número

finito de regiões até que toda a imagem seja rotulada. A figura 4.28 apresenta o resultado da operação.

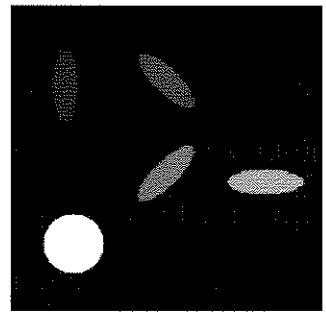


Figura 4.28 -Imagem *vlabel* que apresenta os objetos reconhecidos.

• **Conversão numa imagem *viff* do tipo de dados** (*vconvert*):

Converte o formato dos dados, *bit*, gerado através da execução da operação anterior (*vlabel*), para o formato desejado, *byte*.

• **Programa interativo de manipulação e exposição de uma imagem *viff*** (*editimage*):

Permite a exibição, o exame, a manipulação e a edição da imagem *vlabel*, figura 4.28.

• **Realização de análise de forma** (*vshape*):

Permite executar uma análise de forma em dois tipos diferentes de imagens de entrada. Desta forma, é possível extrair informações dos objetos presentes na imagem, tais como, momentos, área, centróides, etc. A imagem de entrada da operação pode ser definida como:

1. Uma imagem que possui suas regiões e/ou objetos classificados ou rotulados (imagem *vlabel*), figura 4.28.

2. Uma imagem em níveis de cinza. Neste caso particular, as características dos objetos podem ser processadas para a imagem completa.

As características apresentadas a seguir, são processadas para cada região e/ou objeto rotulado pertencente a imagem de entrada, ou ainda para a imagem completa, dependendo do tipo da imagem de entrada:

- Centróide em relação aos eixos X e Y.
- Variância em relação a X e Y.
- Área ou porcentagem em área.
- Orientação dos eixos principais.

- Excentricidade em relação a forma dos objetos.
- Coordenadas em relação aos limites dos pontos extremos.

As seguintes características são opcionais:

- Momentos padrões.
- Momentos centrais e momentos centrais normalizados.
- Momentos invariantes.

Essas características podem ser apresentadas na forma de um arquivo *ASCII*.

A figura 4.29 apresenta um dos resultados possíveis de serem obtidos da operação *vshape*.

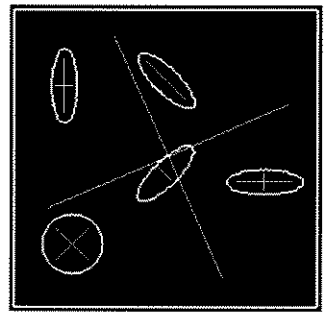


Figura 4.29 - Imagem *vshape* com detalhes da periferia dos objetos, associada aos respectivos eixos principais.

Além do arquivo de dados no formato *ASCII*, outros 3 arquivos podem ser gerados pela operação *vhape*.

1º) **Imagem de eixos**

Esta imagem contém uma representação gráfica dos momentos relacionados com as regiões pertencentes a imagem de entrada. Ela pode unicamente ser gerada quando a imagem de entrada não é uma imagem em níveis de cinza. Dentro deste contexto, existem duas possibilidades para a representação do momento.

A primeira possibilidade é uma imagem que contém uma cruz para cada região. A cruz central é localizada no centróide da região principal (matriz) e os eixos horizontal e vertical são localizados nos limites externos de uma caixa em relação a cada uma das regiões secundárias.

A segunda possibilidade de representação é uma imagem que ainda contém uma cruz para cada região mas, nesta situação a cruz representa o valor do momento no sistema de eixos principais. O eixo principal é o sistema de coordenadas no qual o momento padrão (m_{11}) é igual a zero. Com isso, esta cruz forma um ângulo (θ) com o eixo X, e seus comprimentos

em ambas direções, são proporcionais aos "comprimentos" da forma do objeto na direção considerada.

As figuras 4.30-(a) e 4.30-(b) mostram imagens de eixos obtidas pela operação *vshape* aplicada na figura 4.28.

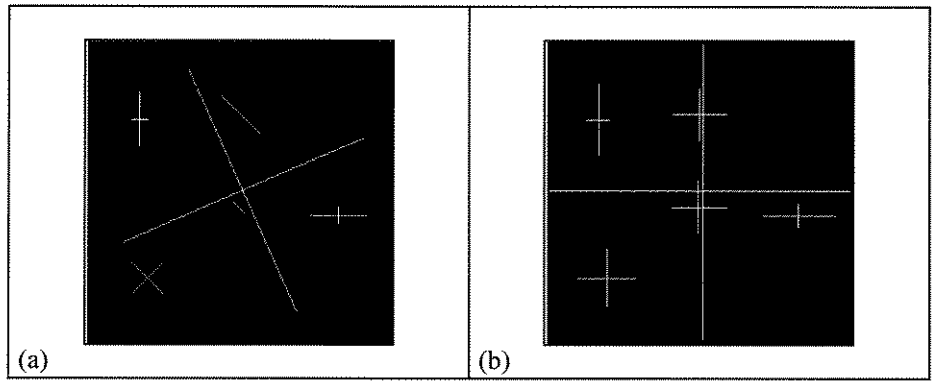


Figura 4.30 - (a) Imagem *vshape* com detalhes dos respectivos eixos principais; (b) Imagem *vshape* com detalhes dos respectivos eixos da caixa.

2º) Imagem de contorno

Esta imagem contém a representação dos contornos de todas as regiões contidas na imagem de entrada, figura 4.28. Além disso, esta imagem pode ser unicamente produzida se a imagem de entrada não for uma imagem em níveis de cinza.

A figura 4.31 mostra a imagem de contornos dos objetos presentes na imagem da figura 4.28.

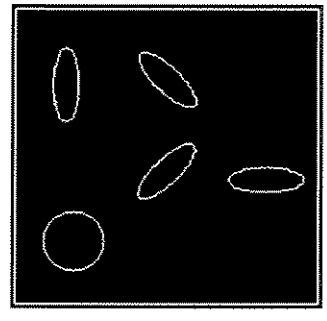


Figura 4.31 - Imagem *vshape* com detalhes da periferia dos objetos.

3º) **Imagem *viff***

Esta imagem contém todas as estatísticas. O arquivo de saída *viff* possui 61 bandas (número de estatísticas), sendo que, o número de vetores neste arquivo depende do número de regiões especificadas na imagem de entrada (imagem *vlabel*).

As 61 bandas estatísticas são relacionadas a seguir:

(0).- *surf_image*: Número de *pixels* na imagem inteira.

(1).- *area*: Número de *pixels* no objeto = m00.

(2).- *percent_area*: Razão entre a *area / surf_image*.

(3).- *real_area*: Área em metros^2.

(4).- *x_cent*: Coordenada *x* do centróide do objeto analisado.

(5).- *y_cent*: Coordenada *y* do centróide do objeto analisado.

(6).- *sigma_x*: Variance = *sqrt* [mu_{20} / m_{00}].

(7).- *sigma_y*: Variance = *sqrt* [mu_{02} / m_{00}].

(8).- *sigma_MX*: *sqrt* [MX / m_{00}].

(9).- *sigma_MY*: *sqrt* [MY / m_{00}].

(10).- *theta (θ)*: Ângulo entre o eixo maior com relação a forma do objeto analisado.

(11).- *eccentricity*: Medida da excentricidade de figuras geométricas.

(12). ↔ (21).- *momentos padrões*.

(22). ↔ (31).- *momentos centrais*.

(32). ↔ (41).- *momentos centrais normalizados*.

(42). ↔ (48).- *momentos invariantes*.

(49).- *direita*: fornece o valor do ponto mais à direita do objeto analisado.

(50).- *esquerda*: fornece o valor do ponto mais à esquerda do objeto analisado.

(51).- *topo*: fornece o valor do ponto mais alto do objeto analisado.

(52).- *inferior*: fornece o valor do ponto mais baixo do objeto analisado.

(53).- *axis_x_1 deb*: momento sobre o eixo principal 1.

(54).- *axis_x_1 end*: momento sobre o eixo principal 1.

(55).- *axis_y_1 deb*: momento sobre o eixo principal 1.

(56).- *axis_y_1 end*: momento sobre o eixo principal 1.

(57).- *axis_x_2 deb*: momento sobre o eixo principal 2.

(58).- *axis_x_2 end*: momento sobre o eixo principal 2.

(59).- *axis_y_2 deb*: momento sobre o eixo principal 2.

(60).- *axis_y2 end*: momento sobre o eixo principal 2.

• **Conversão do formato dos dados de uma imagem** (*vect2row*):

Converte os dados armazenados num formato de vetor (bandas múltiplas) para um arquivo de banda única, onde cada vetor é representado como uma linha separada no arquivo de saída. O número de linhas na imagem resultante, será o produto do número de linhas pelo número de colunas da imagem original e, o número de colunas da imagem resultante, será a dimensão do vetor ou o número de bandas em relação ao arquivo original. No exemplo, a imagem *vshape* apresenta as seguintes características:

- Número de colunas = 6;
- Número de linhas = 1;
- Número de bandas = 61;
- Tipo dos dados da imagem = *float*.

Após, a realização da operação *vect2row*, a imagem passa a ter as seguintes características:

- Número de colunas = 61;
- Número de linhas = 6;
- Número de bandas = 1;
- Tipo dos dados da imagem = *float*.

• **Extração de subimagem de uma imagem** (*vextract*):

Operação que copia, para uma nova imagem, uma área da imagem de entrada que possui *w pixels* de largura e *h pixels* de altura, considerando como referência o canto superior esquerdo (x,y). Esta nova imagem recebe o nome de subimagem. Com isso, a subimagem gerada pode ser tratada como uma imagem normal, podendo ser inserida numa outra imagem que apresenta o mesmo tipo de dados. A subimagem apresenta o mesmo tipo de dados da imagem de entrada. A imagem de entrada pode ter uma única banda ou múltiplas bandas e a subimagem terá o mesmo número de bandas da imagem de entrada.

• **Operação aritmética de subtração entre duas imagens** (*vsub*):

Processa a diferença entre a primeira imagem de entrada e a segunda imagem de entrada, *pixel* a *pixel*. As duas imagens de entrada devem possuir o mesmo tamanho e o

mesmo número de bandas de dados. Além disso, as imagens de entrada podem ter ou não o mesmo tipo de formato de dados.

• **Operação aritmética de multiplicação entre duas imagens** (*vmul*):

Processa o produto de duas imagens de entrada, *pixel* a *pixel*. As duas imagens de entrada devem possuir o mesmo tamanho e o mesmo número de bandas de dados. Além disso, as imagens de entrada podem ter ou não o mesmo tipo de formato de dados.

• **Operação aritmética de adição entre duas imagens** (*vadd*):

Processa a soma de duas imagens de entrada, *pixel* a *pixel*. As duas imagens de entrada devem possuir o mesmo tamanho e o mesmo número de bandas de dados. Além disso, as imagens de entrada podem ter ou não o mesmo tipo de formato de dados.

• **Operação de raiz quadrada de uma imagem *pixel* a *pixel*** (*vsqrt*):

Processa a raiz quadrada de cada *pixel* de uma imagem, sendo que, *pixels* que apresentam valores negativos resulta após a operação o valor "0".

• **Operação de adição de uma constante** (*voffset*):

Processa a soma de um valor constante em uma imagem, *pixel* a *pixel*.

• **Operação aritmética de divisão de duas imagens** (*vdiv*):

Processa a divisão da primeira imagem de entrada pela segunda imagem de entrada, *pixel* a *pixel*. As duas imagens devem ter o mesmo tamanho e possuir o mesmo número de bandas de dados. Além disso, as imagens de entrada podem ter ou não o mesmo tipo de formato de dados.

• **Operação de ínfimo de duas imagens** (*vinf*):

Efetua o ínfimo de duas imagens *pixel* a *pixel*. As duas imagens de entrada devem possuir o mesmo tamanho, o mesmo número de bandas de dados e tipo de formato de dados iguais ou diferentes.

- **Operação de corte** (*vfloor*):

Executa em uma imagem o corte dos níveis de cinza abaixo de um valor constante especificado. A imagem resultante apresenta o mesmo tipo de formato de dados em relação a imagem de entrada.

- **Impressão de um arquivo de dados de uma imagem** (*vprdata*):

Permite a impressão de um arquivo de dados (imagem) num formato *viff* para um arquivo ou uma tela *xviff* num formato *ASCII*.

- **Visualização de um arquivo *ASCII*** (*xvviewer*):

Esta operação cria uma janela no sistema gráfico *X windows*, (X 11 release 4), na qual visualiza-se um arquivo de dados no formato *ASCII*. A figura 4.32 apresenta os resultados do cálculo da excentricidade dos objetos presentes na imagem da figura 4.28.

```
XVIFF File name: /tmp/vdivHQBAa01046.

Image data size, type and values.

---------------------------------
Number of Columns(row_size) = 1
Number of Rows(col_size) = 5
Number of Bands(num_data_bands) = 1
Image type is FLOAT (float)

DATA BAND #0

[0][0] = 0.30
[1][0] = 0.31
[2][0] = 0.31
[3][0] = 0.30
[4][0] = 1.00
```

Figura 4.32 - Planilha que apresenta os resultados da excentricidade para cada objeto analisado.

4.4. **Fator de Forma**

Nas duas últimas décadas, em paralelo ao rápido desenvolvimento das técnicas computacionais, diversos métodos tem sido propostos para analisar a forma de partículas microscópicas.[65] Dentre eles, pode-se citar a determinação do fator de forma (*formfactor*) convencional. Este fator tem por objetivo quantificar a forma de objetos bidimensionais.

Sendo assim, o fator de forma é caracterizado como um parâmetro numérico adimensional, de extrema importância tecnológica,[52,66,67] como por exemplo, no controle de qualidade e no desenvolvimento de novos materiais. Com isso, por exemplo, é possível caracterizar e/ou selecionar objetos em diferentes amostragens, em função de uma forma desejada (reconhecimento de padrões).

O fator de forma pode ser definido através dos valores da área e do perímetro dos objetos a serem analisados, por intermédio da seguinte expressão:[52,64-69]

$$\boxed{Formfactor = (4\pi \cdot \text{área}) / (\text{perímetro})^2} \qquad (4.5)$$

O fator de forma apresenta valores entre "0" e "1" (para o círculo perfeito) e, para um quadrado, o valor é de "0,785". De uma forma geral, quanto mais irregular for a forma de um objeto, mais longe de "1" será o valor do seu fator de forma.[52]

O algoritmo desenvolvido e implementado para o cálculo do fator de forma de objetos reais apresenta-se nas figuras 4.33 e 4.34.

No entanto, devido a dificuldade de obter o valor exato do perímetro de cada um dos objetos contidos na imagem a ser analisada, efetuou-se no algoritmo um processamento paralelo com o objetivo de obter esses valores.

Para testar e ilustrar a execução deste algoritmo foi construída uma imagem sintética com formato gráfico *viff*, figura 4.35, utilizando as rotinas do Khoros.

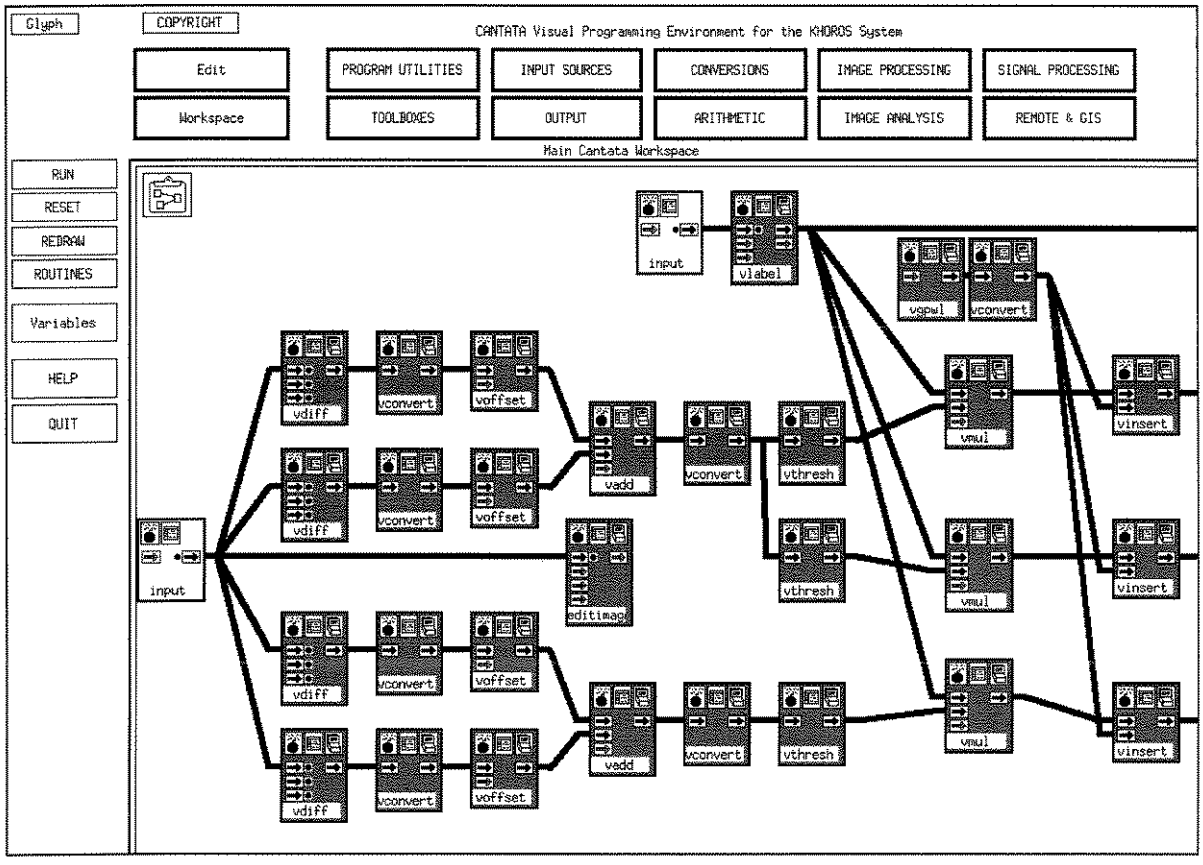


Figura 4.33 - Algoritmo implementado para o cálculo do *formfactor* no programa Khoros.

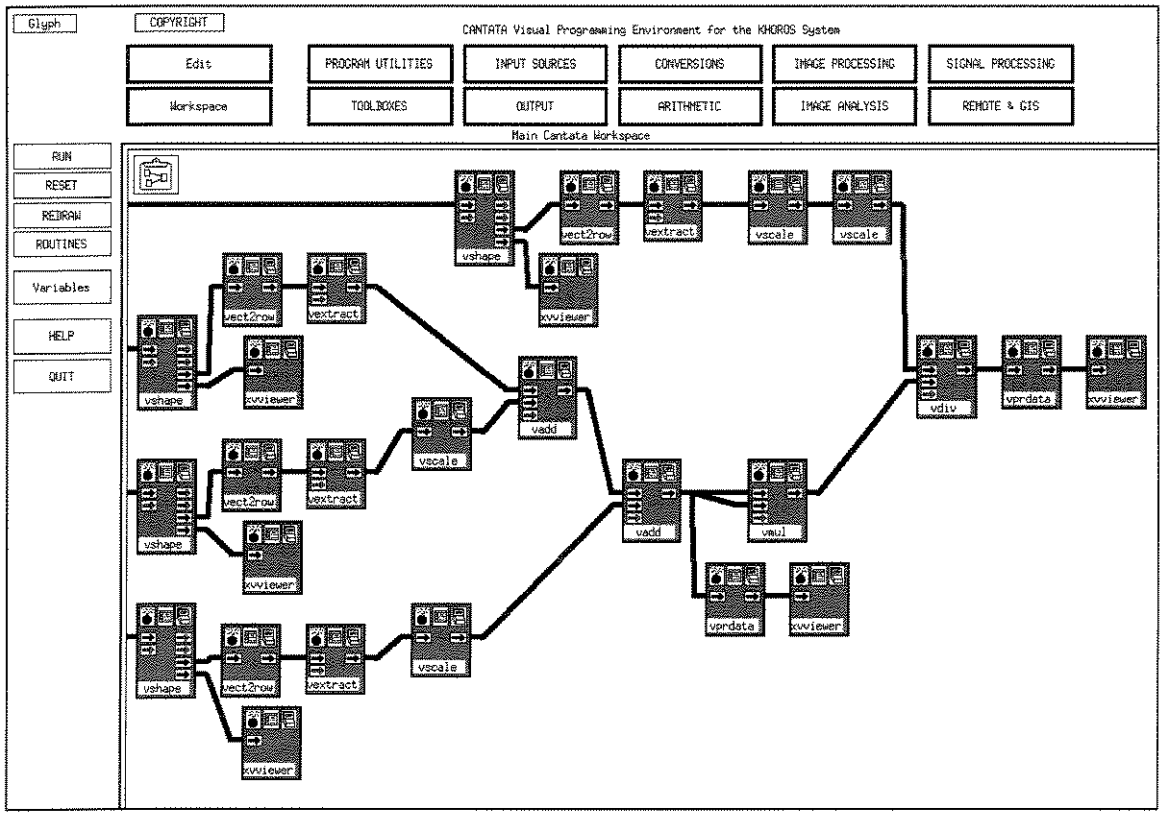


Figura 4.34 - Algoritmo implementado para o cálculo do *formfactor* no programa Khoros (continuação).

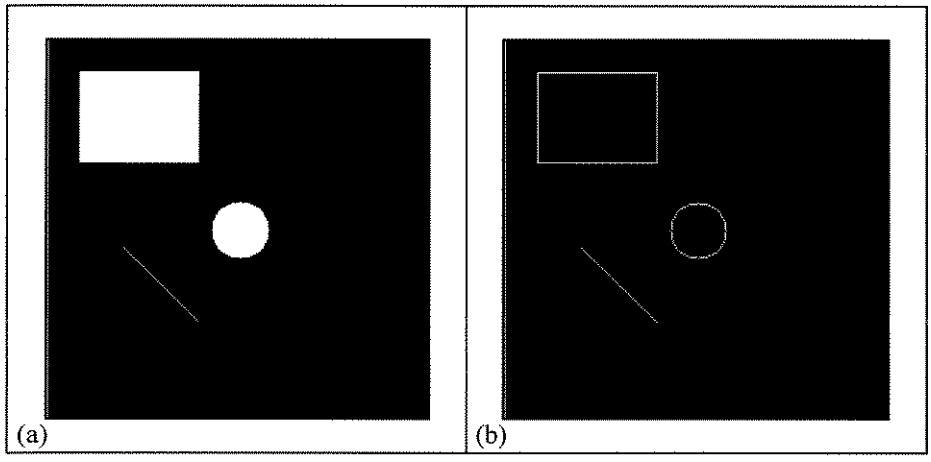


Figura 4.35 - (a) Imagem original; (b) Imagem "*outline*" dos objetos contidos na imagem original.

A imagem "*outline*", figura 4.35-(b), foi obtida através de um processamento particular que se encontra descrito no item 4.4.3, para ser utilizada no cálculo do perímetro dos objetos analisados, figura 4.35-(a). Ambas as imagens desenvolvidas são binárias.

4.4.1. Princípio do Cálculo do Perímetro de Objetos Reais

O perímetro de um objeto é definido pelo comprimento da borda do mesmo. Ele é um parâmetro difícil de estimar em imagens digitais e diversos métodos, com elevada complexidade de implementação, tem sido propostos.[52] Geralmente, se utiliza pontos de referência escolhidos na borda do objeto e o perímetro se calcula como a soma das distâncias entre esses pontos. Este método introduz no parâmetro medido uma grande imprecisão, sendo difícil de implementar num programa computacional automático.

Neste trabalho, o perímetro é calculado a partir da superfície total dos *pixels* que pertencem a borda do objeto. Com isso, a borda dos objetos é extraída da imagem binária segmentada, figura 4.35-(a), como uma curva com 1 *pixels* de espessura, considerando uma conectividade 8. No entanto, como este método é dependente da orientação original dos objetos, efetuou-se uma correção em função dessa orientação. O número de *pixels* que constitui a borda de um objeto em uma imagem digital, corresponde ao comprimento projetado ao longo do eixo da imagem. Deste modo, o comprimento real da borda de um objeto está representado somente por linhas horizontais e verticais. Consequentemente, um processamento original é introduzido neste trabalho para estimar o comprimento real da borda de objetos, orientada aleatoriamente.

Neste processamento, a borda é segmentada conforme a sua orientação, através de operações de convoluções espaciais derivadas de um operador de *Sobel*, para detecção de linhas em uma imagem.[69]

Das operações de convolução realizadas separadamente, produzem quatro imagens em níveis de cinza, apresentando segmentos das bordas dos objetos orientados seletivamente. Dessas imagens, os segmentos das bordas são agrupados em três classes de orientações específicas: {0°,90°}, {± 45°} e {± 22,5°, ± 67,5°}. O número de *pixels* em cada classe é então multiplicado por um fator de correção dependente da orientação. Este fator corresponde ao resultado obtido pelo cálculo do inverso do cosseno dos ângulos de cada classe, "1,0", "1,4142" e "1,0824", respectivamente. Finalmente, os três valores resultantes são somados juntos ao comprimento total das bordas, obtendo-se assim o perímetro dos objetos.[67]

4.4.2. Descrição das Operações que Constituem o Algoritmo[58-60,67,69]

4.4.2.1. Operações Básicas

A seguir, apresentam-se, em ordem alfabética, as operações que fazem parte do algoritmo implementado para o cálculo do fator de forma, mas de caráter geral, em relação a todos os algoritmos desenvolvidos e implementados no trabalho. Portanto, como já mencionado, as mesmas encontram-se descritas no anexo.

- **Classificação ou rotulação** (*vlabel*).
- **Conversão do formato dos dados de uma imagem** (*vect2row*).
- **Conversão numa imagem *viff* do tipo de dados** (*vconvert*).
- **Impressão de um arquivo de dados de uma imagem** (*vprdata*).
- **Programa interativo de manipulação e exposição de uma imagem *viff*** (*editimage*).
- **Realização de análise de forma** (*vshape*).

4.4.2.2. Operações Específicas

A seguir, apresentam-se descritas as operações que fazem parte do algoritmo, mas de caráter específico ao assunto abordado.

- **Entrada de uma sequência ou arquivo de dados definido pelo usuário** (*input*):

No exemplo apresentado, a imagem original possui o formato gráfico *viff* compatível com o *software* Khoros e as seguintes características:

- Imagem: im_test_factorform.xv (256 x 256 *pixels*);
- Output: formato *byte*.

• **Programa que executa uma diferenciação numa imagem** (*vdiff*):

Executa a operação de diferenciação (distinção) numa imagem digital, através do movimento sobre a mesma de dois operadores com dimensões (N x N), definidos pelo programador. Este programa pode ser utilizado para implementar um filtro *sobel* (domínio do espaço), operando apenas em imagens com formato *byte*.

A figura 4.36 mostra as características da rotina *vdiff*.

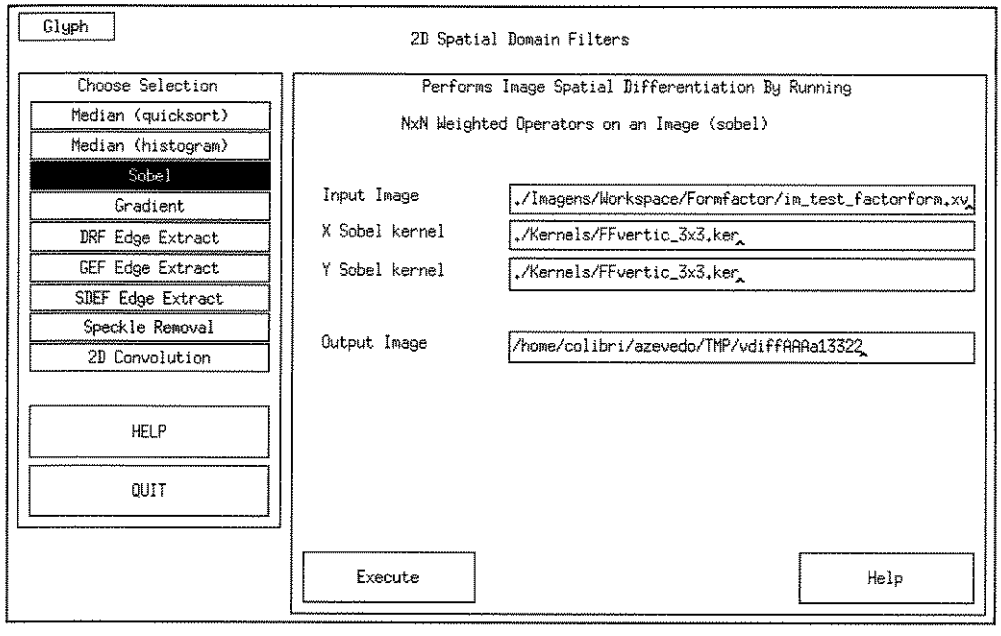


Figura 4.36 - Imagem que mostra as características que podem ser definidas na execução da operação *vdiff*.

Ambos os operadores (elementos estruturantes) tem que possuir a mesmas dimensões, tanto em relação a X, quanto em relação a Y, podendo seus valores serem definidos nos formatos *integer* ou *float*. A escolha ou a definição dos elementos estruturantes estabelece a natureza do filtro. Por exemplo, o filtro de *sobel* é definido pelos seguintes elementos estruturantes:[69]

$$\begin{vmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{vmatrix} \qquad \begin{vmatrix} -2 & -1 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{vmatrix} \qquad \begin{vmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{vmatrix}$$

De forma prática, para obter uma imagem filtrada por um operador de diferenciação, a operação consiste em deslizar sobre toda a imagem uma janela com a mesma dimensão dos elementos estruturantes. Para obter o valor de um *pixel* da imagem filtrada, os valores do elemento estruturante são multiplicados pelos valores dos níveis de cinza dos pontos correspondentes vizinhos desse *pixel* na imagem original. Então, o valor do *pixel* correspondente na imagem filtrada, é obtido com a soma dessas multiplicações,[60] como pode ser melhor ilustrado pelo exemplo a seguir.

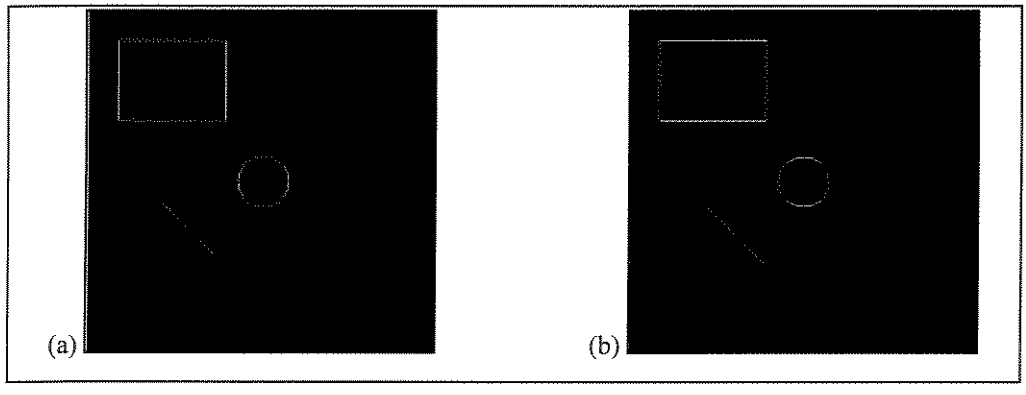
8	6	5	0	0
7	5	5	0	0
8	5	5	0	0
7	6	5	0	0

-1	0	1
-1	0	1
-1	0	1

Resultado:
- 15

No processamento desenvolvido para o cálculo do perímetro de objetos reais presentes em imagens reais, foram implementados no programa quatro filtros derivados do operador de *Sobel*. Operando com os elementos estruturantes apropriados, esses filtros possibilitaram a distinção das bordas dos objetos contidos na imagem de entrada, figura 4.35-(b), em relação a quatro diferentes orientações. Essas orientações são definidas em relação, a vertical (90°), figura 4.37-(a), horizontal (0°), figura 4.37-(b), diagonal a 45° ou diagonal positiva, figura 4.37-(c), e diagonal a 135° ou diagonal negativa, figura 4.37-(d).

Finalmente, com a execução das convoluções espaciais (filtros derivados do operador de *Sobel*) na imagem binária, figura 4.35-(b), os *pixels* que constituem os objetos de interesse (bordas), apresentaram os valores dos níveis de cinza entre 6 e 12.



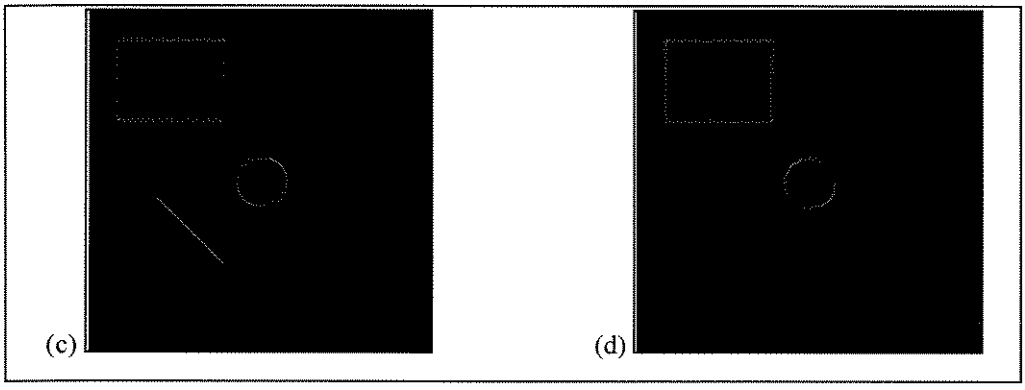


Figura 4.37 - Imagens com os objetos distintos nas orientações: (a) vertical; (b) horizontal; (c) diagonal positiva; (d) diagonal negativa.

• **Entrada de kernel definido pelo programador** (*vcustom*):

Gera um operador (elemento estruturante) definido pelo programador, por intermédio de entrada por teclado, com o objetivo de ser utilizado em convolução espacial, como por exemplo, em filtros de diferenciação *Gradiente*, *Sobel*, *Laplaciano*, etc. Nesta rotina existem argumentos específicos para definir os números de linhas e colunas que terá o operador.

Os dados podem ser armazenados quando da definição do elemento estruturante nos formatos *byte*, *short*, *integer* e *float*.

A seguir, apresentam-se os elementos estruturantes que foram definidos neste trabalho, para serem utilizados nas implementações dos operadores derivados do filtro *Sobel*, com o objetivo de selecionar na imagem original, figura 4.35-(b), as bordas dos objetos em função de suas orientações preferenciais.

- Elemento estruturante vertical (90°): $\begin{vmatrix} 0 & 2 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \end{vmatrix}$

- Elemento estruturante horizontal (0°): $\begin{vmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 2 & 2 & 2 \\ 0 & 0 & 0 \end{vmatrix}$

- Elemento estruturante diagonal a 45° ou diagonal positiva: $\begin{vmatrix} 2 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{vmatrix}$

- Elemento estruturante diagonal a 135° ou diagonal negativa: $\begin{vmatrix} 0 & 0 & 2 \\ 0 & 2 & 0 \\ 2 & 0 & 0 \end{vmatrix}$

• **Operação de adição de uma constante** (*voffset*):

Processa a soma de um valor constante em uma imagem, *pixel* a *pixel*, armazenando o resultado da operação numa outra imagem.

No processamento, foi somado o valor de "-6" nas imagens resultantes do operador derivado do filtro de *Sobel*. Sendo assim, os *pixels* que constituem os objetos de interesse (bordas), passaram apresentar os valores dos níveis de cinza entre "0" e "6".

A figura 4.38 apresenta as imagens resultantes das operações *voffset* utilizadas.

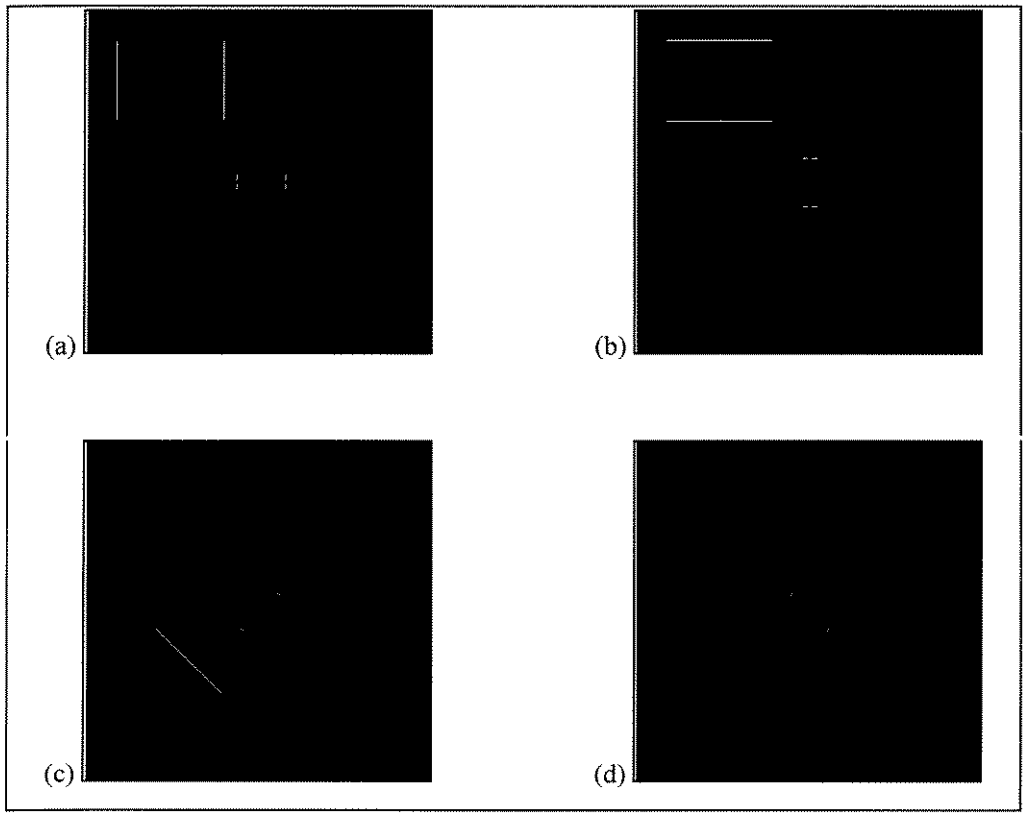


Figura 4.38 - Imagens com os objetos distintos após a subtração do valor "6" nas orientações: (a) vertical; (b) horizontal; (c) diagonal positiva; (d) diagonal negativa.

• **Operação aritmética de adição entre duas imagens** (*vadd*):

No processamento, foi somado as quatro imagens resultantes das operações *voffset*, duas a duas, de modo que , após a execução as imagens resultantes, figura 4.39, apresentaram os objetos agrupados.

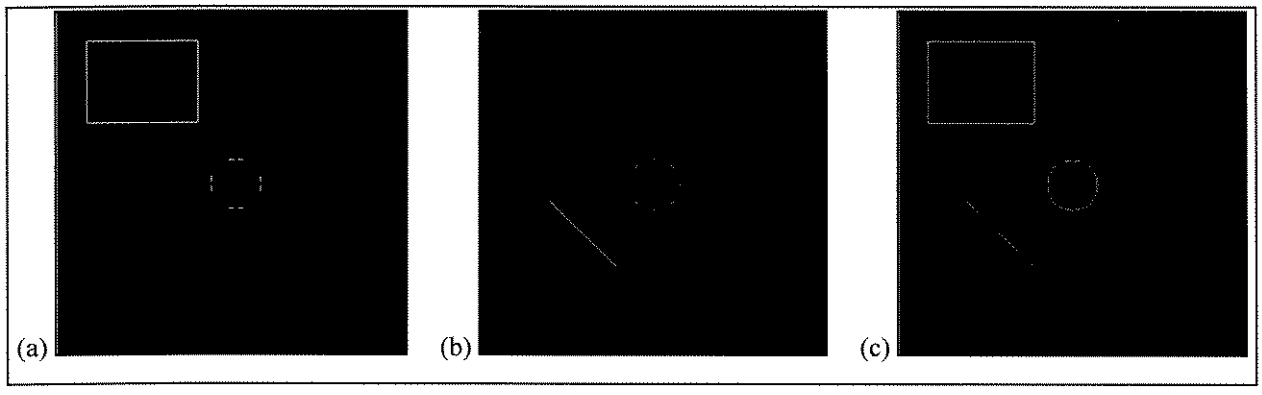


Figura 4.39 - Imagens com os objetos distintos nas orientações: (a) vertical + horizontal; (b) diagonal negativa + positiva; (c) reconstrução dos objetos em todas as orientações.

• **Operação de limiarização** (*vthresh*):

Nas imagens em níveis de cinza, figuras 4.39-(a) e 4.39-(b), os *pixels* que apresentam valores abaixo do limiar passam assumir o valor "0" (preto), e os *pixels* de valores acima passam assumir o valor "1" (branco). Desta forma, a imagem resultante da operação é do tipo binária. Assim, no processamento foram executados três operações de limiarização, com o objetivo de identificar nas imagens os objetos que pertencem a estrutura de interesse. A figura 4.40 mostra os resultados obtidos das operações.

Assim, os valores escolhidos para as operações de limiarização (*lower threshold level*), foram:

$$\text{- } 1^{\underline{o}} \text{ vthresh} \begin{cases} Lower = & 5 \\ Upper = & - \\ Pixel\ Value = & 1 \end{cases}$$

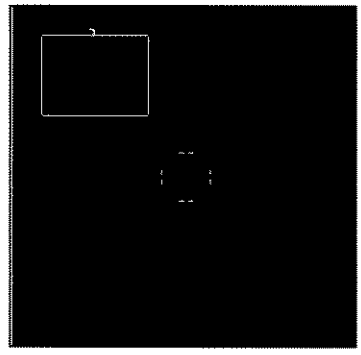


Figura 4.40-(a): Imagem resultante da aplicação da operação de *thresholding* na imagem da figura 4.39-(a).

- 2º vthresh $\begin{cases} Lower = & 1 \\ Upper = & 4 \\ Pixel\ Value = 1 \end{cases}$

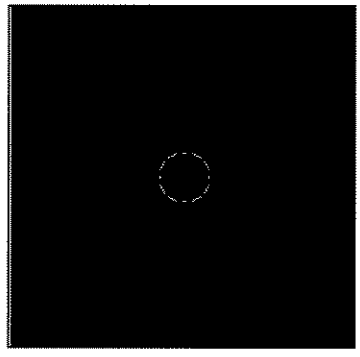


Figura 4.40-(b): Imagem resultante da aplicação da operação de *thresholding* na imagem da figura 4.39-(a).

- 3º vthresh $\begin{cases} Lower = & 5 \\ Upper = & - \\ Pixel\ Value = 1 \end{cases}$

Figura 4.40-(c): Imagem resultante da aplicação da operação de *thresholding* na imagem da figura 4.39-(b).

• **Operação aritmética de multiplicação entre duas imagens** (*vmul*):

No processamento, a imagem rotulada resultante da operação *vlabel* foi multiplicada pelas imagens binárias, figuras 4.40-(a), 4.40-(b) e 4.40-(c), uma a uma. Desta forma, as imagens resultantes das três operações *vmul* apresentam os objetos de interesse salientados e reconhecidos (rotulados).

• **Função para gerar uma imagem periódica linear 2D** (*vgpwl*):

Esta operação gera uma imagem periódica bidimensional a partir de um conjunto de partes lineares. Os valores dos *pixels* na imagem segue uma forma de onda quadrada.

O programador pode especificar as características da imagem a ser gerada, tais como: período, fase, sinal mínimo e máximo, frequência, tempos de ascenção e queda, e, dimensões da imagem (números de linhas, colunas e bandas), figura 4.41.

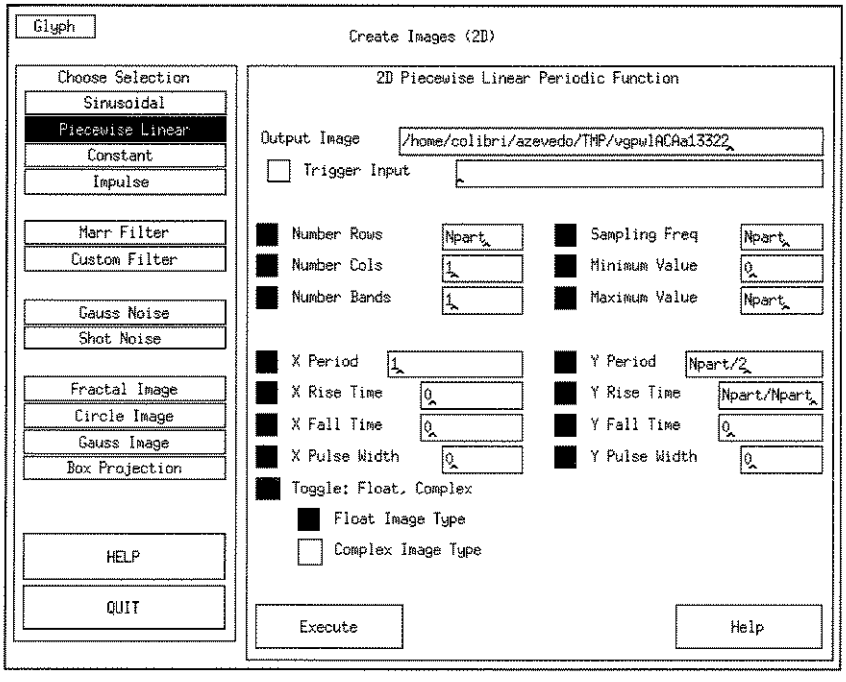


Figura 4.41 - Imagem que mostra as características que podem ser definidas na execução da operação *vgpwl*.

Em decorrência das imagens resultantes das operações *vmul* não apresentarem o mesmo número de objetos, foi necessário efetuar um artifício para corrigir esta heterogeinidade. Desta forma, foi gerada uma imagem com a forma de vetor, figura 4.42, cujas dimensões são iguais ao número de objetos de interesse, reconhecidos pela operação

vlabel. Posteriormente, esta imagem gerada foi inserida nas imagens processadas, com o objetivo de assegurar na lista dos resultados o mesmo número de objetos.

Esta possui as seguintes características: formato *float* $\begin{cases} 5 & rows \\ 1 & columns \end{cases}$, sendo que cada um dos *pixels* que dão origem a imagem *vgpwl* são reconhecidos como objetos.

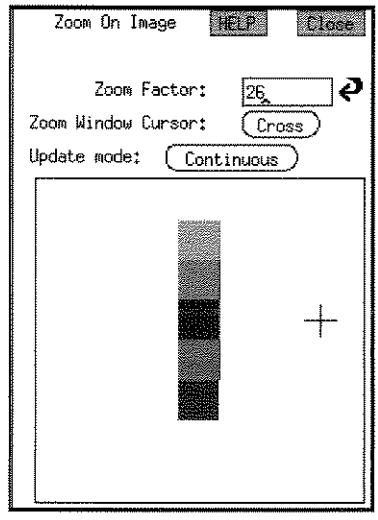


Figura 4.42 - Imagem gerada pela operação *vgpwl*.

• **Operação de inserção de uma subimagem dentro de uma outra imagem** (*vinsert*):

Efetua a inserção de uma subimagem dentro da imagem de entrada (original) para formar uma nova imagem. A subimagem é colocada em função das coordenadas definidas pelo programador, ou seja, através dos parâmetros *xoffset* e *yoffset*, tendo como referência o canto superior esquerdo da imagem de entrada.

Se a subimagem não se encaixar completamente no interior da imagem de entrada, esta poderá ser aumentada para um tamanho maior, de modo a tornar possível a incorporação da subimagem pela imagem principal.

Esta operação possibilita que a imagem resultante possua o formato *complex*. Além disso, é possível trabalhar em imagens com bandas múltiplas, mas neste caso, ambas imagens devem possuir o mesmo número de bandas de dados.

No algoritmo desenvolvido foi realizada a inserção da imagem gerada pela operação *vgpwl*, nas imagens *vmul* (objetos de interesse reconhecidos), de modo a corrigir as diferenças existentes nestas imagens em termos do número de objetos. Assim, as imagens que porventura

tenham um número menor de objetos, com esse artifício passam a ter o mesmo número, através da substituição do objeto que não existe pelo *pixel* correspondente na imagem *vgpwl*.

• **Extração de subimagem de uma imagem** (*vextract*):

No processamento as operações *vextract* foram executadas com objetivo de extrair o valor da área em *pixels* de cada um dos objetos de interesse, sendo que, esses valores com as devidas correções representam o perímetro dos objetos analisados.

• **Multiplica uma imagem por uma constante** (*vscale*):

Executa uma multiplicação de uma imagem de entrada por uma constante (escala) de modo a obter uma imagem resultante.

Em relação ao processamento foram efetuadas duas operações *vscale*, de modo a multiplicar as imagens que apresentavam os objetos com orientação em diagonais, por fatores de correção que levam em consideração a inclinação destes, ou seja, em função dos ângulos de 22,5° e 45°. Este fato pode ser ilustrado considerando o seguinte exemplo. Na figura 4.43 o objeto real (a) representa uma banda horizontal com as seguintes características: área igual a 4 *pixels* e comprimento igual a 4 *pixels*. Portanto, nesse objeto a área é igual ao comprimento. Já, o objeto (b) representa uma banda diagonal considerando uma conectividade 4, que possui uma área igual a 4 *pixels* e um comprimento igual a 5,66 *pixels*. Assim, o comprimento é multiplicado por um fator de correção igual a 0,71 (inclinação de 45°), encontrando o comprimento corrigido igual a 4 *pixels*.

Figura 4.43 - Imagem sintética que ilustra o problema de orientação de objetos.

Em seguida, foram realizadas duas operações de adição das imagens (arquivo de dados), com o objetivo de agrupar num único arquivo, todos os dados obtidos do perímetro dos objetos analisados.

• **Operação aritmética de divisão de duas imagens** (*vdiv*):

Esta operação foi executada no processamento de modo a realizar a seguinte operação: {(4.π.área) / (perímetro^2)}, obtendo desta forma, os resultados relacionados com o fator de forma dos objetos analisados.

• **Visualização de um arquivo *ASCII*** (*xvviewer*):

Permite visualizar o arquivo dos dados obtidos no formato *ASCII*, figura 4.44.

```
XVIFF File name:
/home/colibri/azevedo/TMP/vdivBVBAa00455.

Image data size, type and values.

---------------------------------
Number of Columns(row_size) = 1
Number of Rows(col_size) = 3
Number of Bands(num_data_bands) = 1
Image type is FLOAT (float)

DATA BAND #0

[0][0] = 0.797881
[1][0] = 0.992351
[2][0] = 0.120950
```

Figura 4.44 - Quadro que apresenta os resultados do cálculo do fator de forma para a imagem simulada.

4.4.3. Algoritmo para Produção de Imagens *Outline*

O algoritmo desenvolvido para a geração da imagem "*outline*" dos objetos de interesse, figura 4.35-(b), foi implementado utilizando o programa de processamento de imagens Khoros,[56] versão 1.05, em ambiente *UNIX*, figura 4.45. Como já foi mencionado no texto, esta imagem é necessária para o cálculo do perímetro dos objetos.

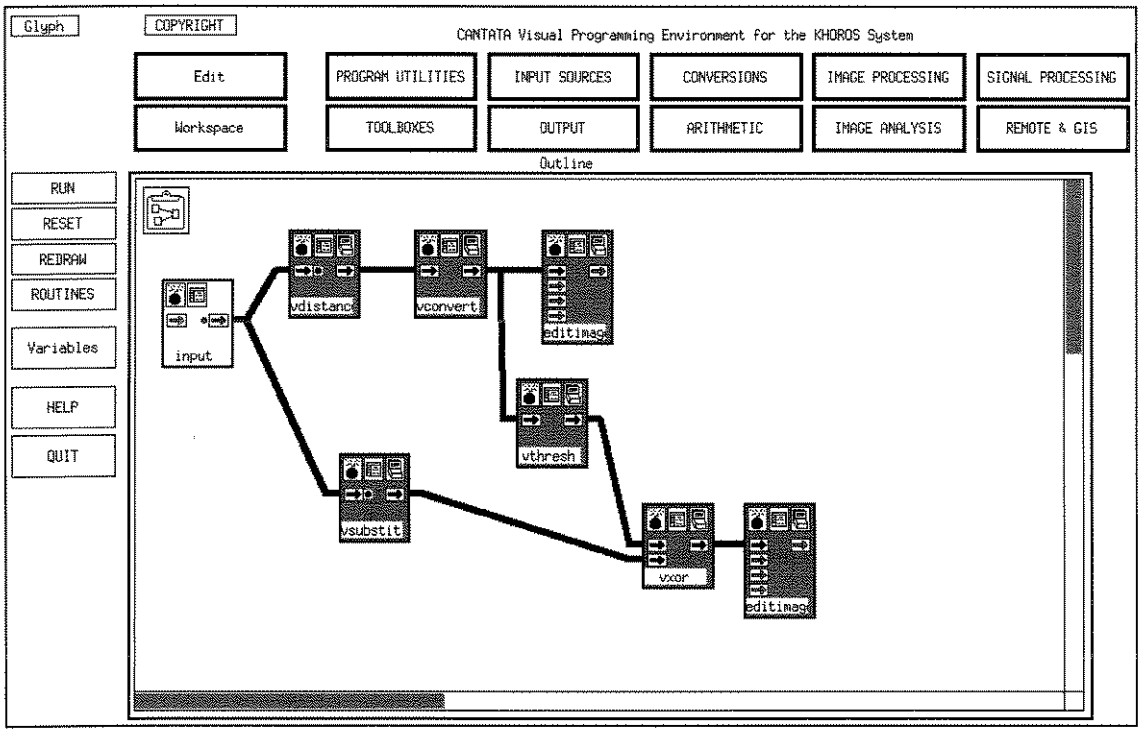


Figura 4.45 - Algoritmo implementado para gerar imagens "*outline*" no programa Khoros.

4.4.3.1. Descrição das Operações Específicas que Constituem o Algoritmo[57,58,67]

A seguir, apresentam-se descritas de forma detalhada e ilustradas as operações que fazem parte do algoritmo, mas de caráter específico ao assunto abordado.

• **Calcula a distância do contorno em imagens *byte*** (*vdistance*):

Efetua o cálculo da distância do ponto central, em relação aos objetos contidos numa imagem *byte*, até um ponto pertencente à periferia desses objetos, figura 4.46. Esta rotina somente opera com imagens que contém apenas dois níveis de cinza, ou seja, "0" para o *background*, e um outro valor qualquer para os objetos.

A rotina também pode ser utilizada, para extrair as bordas ou o eixo mediano dos objetos de interesse. Desta forma, as seguintes funções podem ser utilizadas associadas a rotina "*vdistance*":

- *vmedian* ⇒ determina o eixo mediano de objetos;
- *vthresh* ⇒ gera uma imagem binária.

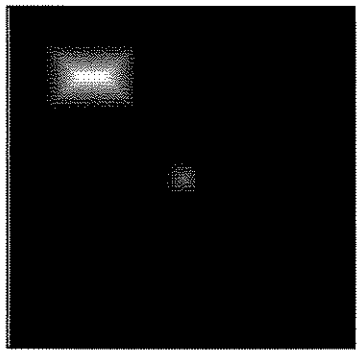


Figura 4.46 - Imagem "*vdistance*" dos contidos na imagem original, figura 4.35-(b).

• **Operação de substituição de valor dos *pixels*** (*vsubstit*):

Executa a substituição do valor de cada um dos *pixels*, em relação a uma imagem digital, para um valor diferente especificado pelo programador. Como restrição, "*vsbstit*" só aceita imagens no formato *byte*.

Esta rotina é normalmente utilizada como uma etapa intermediária da análise morfológica de imagens binárias.

No trabalho, os *pixels* dos objetos apresentavam o valor "255", foram substituídos pelo valor "1".

Capítulo V

Aplicação das Técnicas de Processamento Digital de Imagens

5.1. **Introdução**

Tendo em vista a importância da análise microestrutural quantitativa para o desenvolvimento e o controle da qualidade final dos materiais de engenharia, este capítulo tem por objetivo principal, apresentar e descrever os programas modulares computacionais desenvolvidos para a caracterização destes materiais, a partir de imagens reais (fotomicrografias), provenientes de microscopia óptica ou eletrônica. Essa metodologia, confiável e reprodutível, foi desenvolvida através da implementação e aplicação das técnicas de processamento digital de imagens, permitindo avaliar de forma automática, por exemplo, a fração em área, fração volumétrica, tamanho e distribuição, excentricidade, fator de forma, etc., dos vários constituintes microestruturais presentes nos diversos tipos de materiais.

Assim, os programas modulares computacionais, desenvolvidos e implementados neste trabalho, serão aplicados para caracterizar de forma quantitativa, *elementos de reforço* em amostras de materiais compósitos, *fases* e *grãos* em amostras de materiais cerâmicos e ligas metálicas, *partículas* em amostras de pós cerâmico e orgânico, e *poros* em amostras de materiais cerâmicos.

Como descrito no capítulo III, os algoritmos elaborados para esta finalidade foram desenvolvidos e implementados utilizando o programa gráfico Khoros, versão 1.0.5, em ambiente *UNIX*. Este programa, como já mencionado, possui uma biblioteca de mais de 260 rotinas desenvolvidas, sendo que, as implementações dos algoritmos foram realizadas através da conexão dessas no ambiente de programação visual, *cantata*. Como já visto, o *cantata* permite implementar o programa modular, baseado nas técnicas de processamento e análise digital de imagens, sob a forma de um espaço de trabalho (*workspace*).

É importante salientar, que todas as rotinas utilizadas na implementação dos *workspaces* e mencionadas no decorrer deste capítulo, se encontram descritas e classificadas por função no anexo.

A primeira etapa do processamento corresponde a *aquisição* ou *digitalização* das imagens originais (fotomicrografias), com o objetivo principal de transformar as informações (níveis de cinza) nelas contidas em valores numéricos formatados, para serem processados pelo computador durante a execução dos programas modulares.

De uma forma geral, neste trabalho as imagens foram digitalizadas, salvo indicação contrária, numa resolução de 150 *dpi* (150 pontos por polegada) e com 8 *bits* por *pixel* (256 níveis de cinza), sendo que, essas imagens digitais foram na maioria das aplicações definidas num tamanho padrão de 512 por 512 *pixels*.

Com isso, as imagens digitalizadas que serão analisadas, são inseridas no programa modular específico, através da operação *input*, contida na maioria das vezes no procedimento ***Input***, figura 5.1.

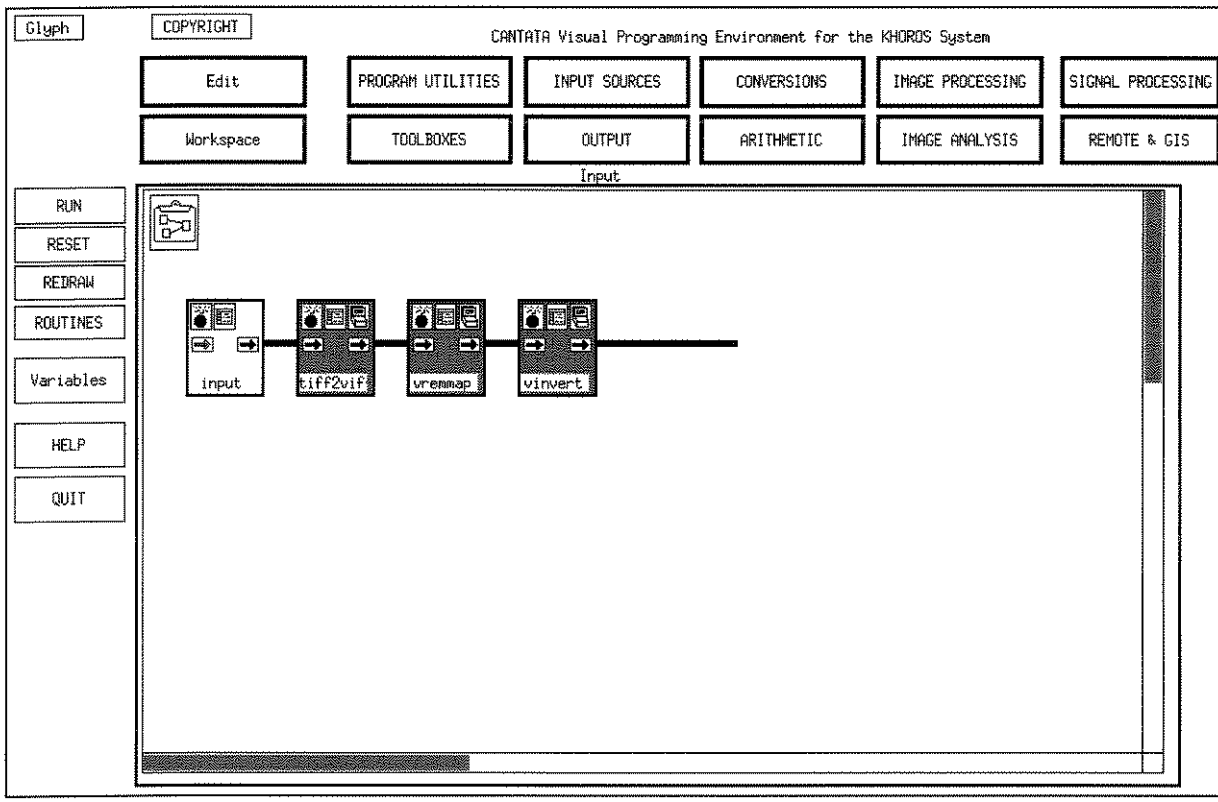


Figura 5.1 - Procedimento ***Input***.

Neste procedimento, após a inserção da imagem digitalizada realiza-se a operação *tiff2viff*, que converte o formato gráfico *tif* (*Tagged Image Format*) original da imagem digitalizada para *viff* (*Visualization Image File Format*), que é reconhecido pelo programa Khoros. Em seguida, executa-se a rotina *vremmap* que tem por objetivo remover o mapa

UNICAMP
BIBLIOTECA CENTRAL

(*color map*) de correção de níveis de cinza da imagem digitalizada. O *color map* foi atribuído na imagem pelo programa que controla o *scanner* utilizado. Em seguida, a imagem resultante é invertida, através da operação *vinvert*, para retornar as suas características originais em termos de sua tonalidade.

Este procedimento inicial é comum e equivalente a todo programa modular de caracterização desenvolvido e implementado neste trabalho.

5.2. Análise Quantitativa de Materiais Compósitos

5.2.1. Introdução

Um material compósito, por definição, consiste de duas ou mais fases fisicamente distintas, que são normalmente processadas separadamente e então unidas. Esta associação resulta em propriedades superiores e únicas, com relação a alguns aspectos específicos, se comparado aos materiais originais, quando testados em separado.[70,71] Como exemplo desta ampla faixa de materiais, podem ser citados: concreto, compósito matriz de alumínio reforçada com partículas dispersas de carbeto de silício, compósito resina epóxi-grafite, compósito resina epóxi-*kevlar*, etc.

A tabela 5.1 apresenta os três grupos de materiais (cerâmica, metal e polímero) associados ora como matriz, ora como elemento de reforço, formando nove combinações possíveis de materiais compostos, além da apresentação de exemplos correspondentes.[72]

Tabela 5.1 - Combinações possíveis para a formação de materiais compósitos.

	Matriz		
Reforço	**Cerâmica**	**Metal**	**Polímero**
Cerâmica	Al_2O_3 - *SiC*	*Co* - *WC*	Epóxi - grafite
Metal	Al_2O_3 - *Al*	*W* - *Ag*	Revestimento para freios
Polímero	Não aplicável	Não aplicável	Epóxi - *kevlar*

De forma geral, para que os compósitos quando em serviço, sejam exigidos em toda potencialidade é necessário que os mesmos sejam previamente caracterizados.

Em relação a essa caracterização é importante efetuar no material considerado, uma análise qualitativa para detectar a presença de defeitos estruturais, tais como: trincas e

porosidade, como também, uma análise quantitativa para se avaliar as propriedades físicas, como por exemplo, coeficiente de expansão térmica, densidade, módulo de elasticidade, resistência ao calor, etc., em função de parâmetros de processo, como por exemplo, fração volumétrica e orientação das fibras, etc.[73]

O programa modular desenvolvido e implementado neste trabalho visa a caracterização quantitativa de elementos de reforço em materiais compósitos. Nesta caracterização busca-se obter resultados precisos e reprodutíveis relacionados com os parâmetros globais e específicos.

Para exemplificar a aplicação da metodologia proposta na caracterização quantitativa de materiais compósitos, especificamente com relação aos constituintes microestruturais e, desta forma, mostrar sua viabilidade e desempenho, efetuou-se caracterizações em amostras de:

- Compósito de matriz de cobalto metálico como ligante de um esqueleto cerâmico de carbeto de tungstênio.
- Compósito de matriz de resina epóxi reforçada com fibras de carbono.

5.2.2. Compósito de Matriz de Cobalto Metálico como ligante de um Esqueleto Cerâmico de Carbeto de Tungstênio

5.2.2.1. Introdução

Uma das principais razões que levam, cada vez mais, o desenvolvimento de compósitos de esqueleto cerâmico é a utilização eficiente destes, como material estrutural em altas temperaturas, como por exemplo, em motores aeronáuticos, turbinas a gás, ferramentas de corte, etc.

Isto é decorrente dos materiais cerâmicos apresentarem pontos de fusão mais elevados, quando comparados com ligas metálicas baseadas em alumínio, ferro, níquel ou cobalto. Além disso, eles apresentam outros aspectos favoráveis, tais como: inércia química, alta dureza, baixa densidade, etc.

Por outro lado, o principal aspecto negativo das cerâmicas é sua fragilidade. Atualmente, esta característica vem sendo minimizada através da incorporação de elementos metálicos na forma de partículas, ou fibras cerâmicas, ou ainda, *whiskers* na matriz cerâmica aumentando, razoavelmente, sua tenacidade à fratura e diminuindo a dispersão dos valores de resistência mecânica.

Assim, os materiais compósitos de esqueleto cerâmico são os principais canditados em aplicações tecnológicas que conciliem uma certa resistência mecânica, numa faixa de temperatura compreendida entre 500 a 1500°C.[74]

As micrografias das amostras de material compósito de esqueleto de carbeto de tungstênio (*WC*), ligado com partículas de cobalto (*Co*) metálico, foram cedidas pelo *Départément des Materiaux - École Polytechnique Fédérale de Lausanne*, Lausanne - Suíça. Este material foi escolhido para ser caracterizado em função de sua grande importância tecnológica atual, principalmente na área das ferramentas de corte.[75,76]

As micrografias das amostras analisadas são provenientes de microscopia eletrônica de varredura, sendo que estas foram previamente preparadas, de acordo com os procedimentos convencionais de ceramografia.

5.2.2.2. **Implementação da Metodologia**

O algoritmo elaborado para análise microestrutural quantitativa das amostras do material escolhido foi desenvolvido, implementando as técnicas de processamento e análise digital de imagens, sob a forma de um *workspace* específico, figura 5.2.

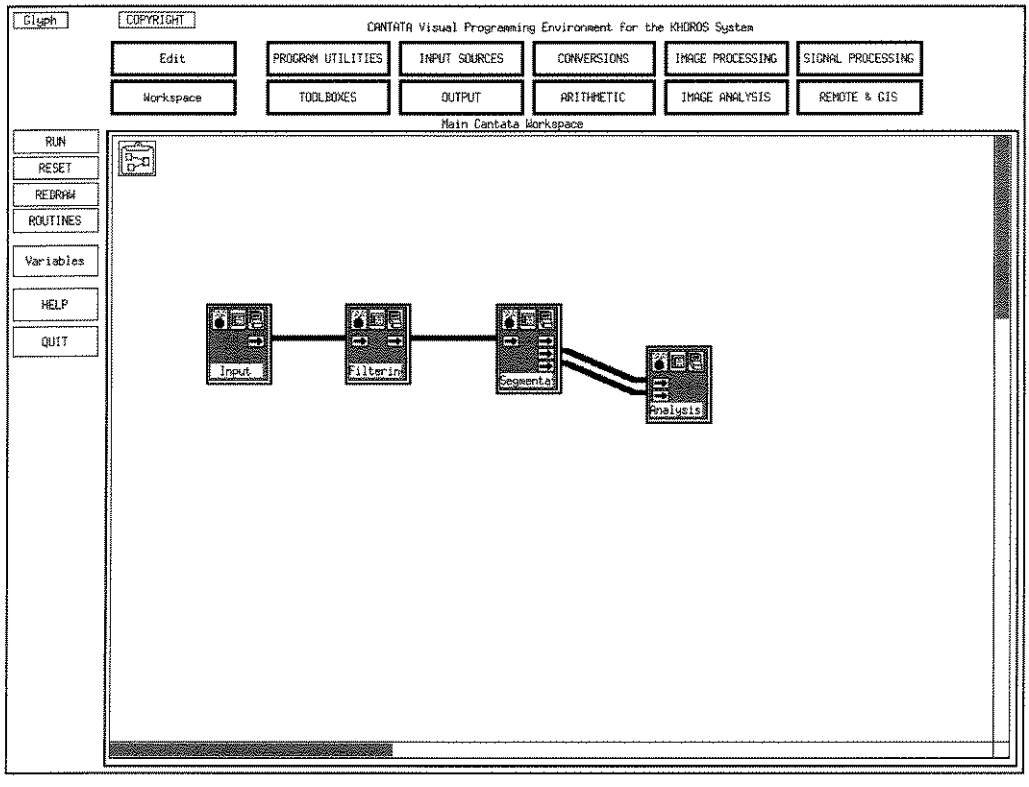


Figura 5.2 - *Workspace* implementado para a caracterização microestrutural de compósito *Co-WC*.

Este *workspace* é constituído por uma sequência de subsistemas denominados de procedimentos ***Input***, ***Filtering***, ***Segmentation*** e ***Analysis***. Cada um desses procedimentos é constituído de uma sequência de operações (rotinas), possuindo uma função bem definida dentro do programa modular principal e, serão descritos e discutidos a continuação.

A imagem original, correspondente a microestrutura analisada, foi digitalizada com uma resolução de 300 *dpi* (300 pontos por polegada), 8 *bits* por *pixel* (256 níveis de tons de cinza) e, processada num tamanho de 875 por 614 *pixels*.

A figura 5.3 apresenta a microestrutura característica da amostra do material analisado. Esta microestrutura é constituída pelos grãos de carbeto de tungstênio (regiões claras na imagem em níveis de cinza), além das partículas de cobalto metálico (regiões escuras).

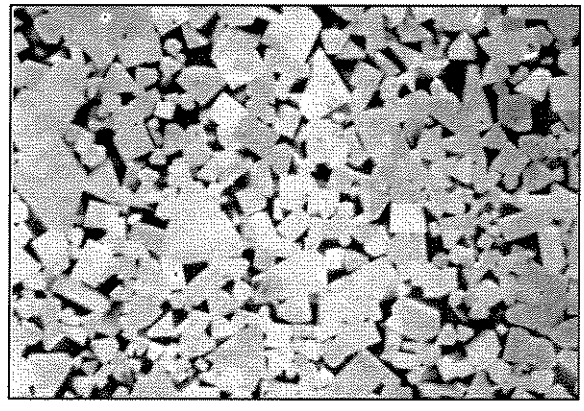


Figura 5.3 - Imagem original da microestrutura do compósito *Co-WC*.

Após a execução do procedimento ***Input***, foi efetuada na imagem digital uma operação de filtragem no domínio espacial, procedimento ***Filtering*** (etapa de pré-processamento), figura 5.4, através da utilização de um filtro da mediana, representado pela rotina *vhmed*.

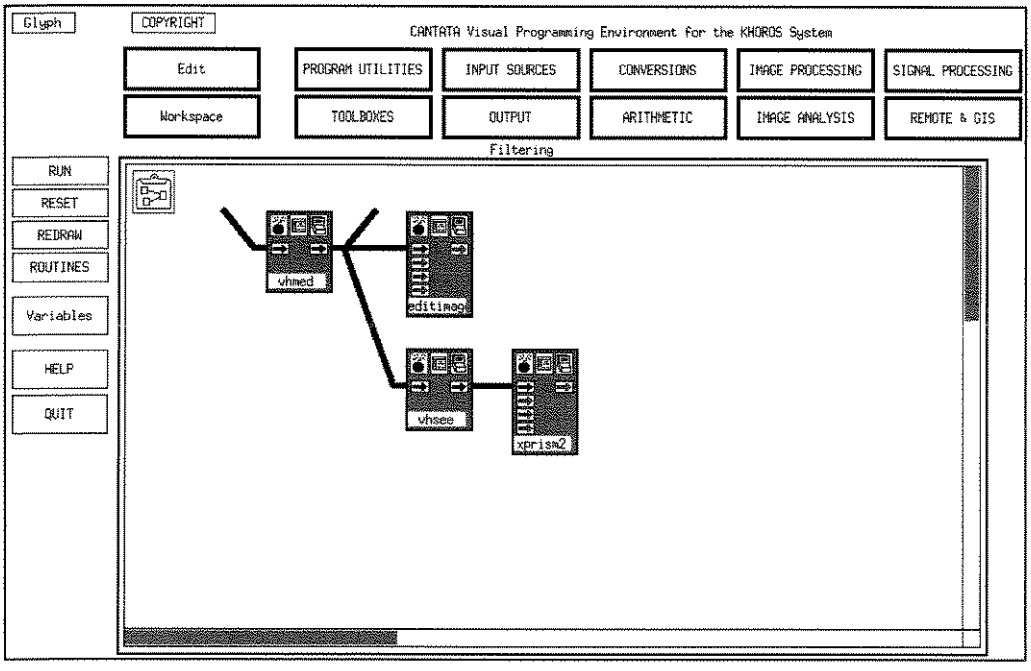


Figura 5.4 - Procedimento ***Filtering***.

Esta operação matemática foi realizada com o objetivo de corrigir alguns defeitos presentes na imagem digitalizada, figura 5.3. Essa correção foi executada atenuando o ruído presente e tornando o brilho mais homogêneo.

A imagem resultante desta operação é visualizada através da rotina *editimage*, e apresentada na figura 5.5-(a). Já a figura 5.5-(b), mostra o respectivo histograma de níveis de cinza da imagem filtrada, obtido e visualizado através da utilização em sequência das rotinas *vhsee* e *xprism2*.

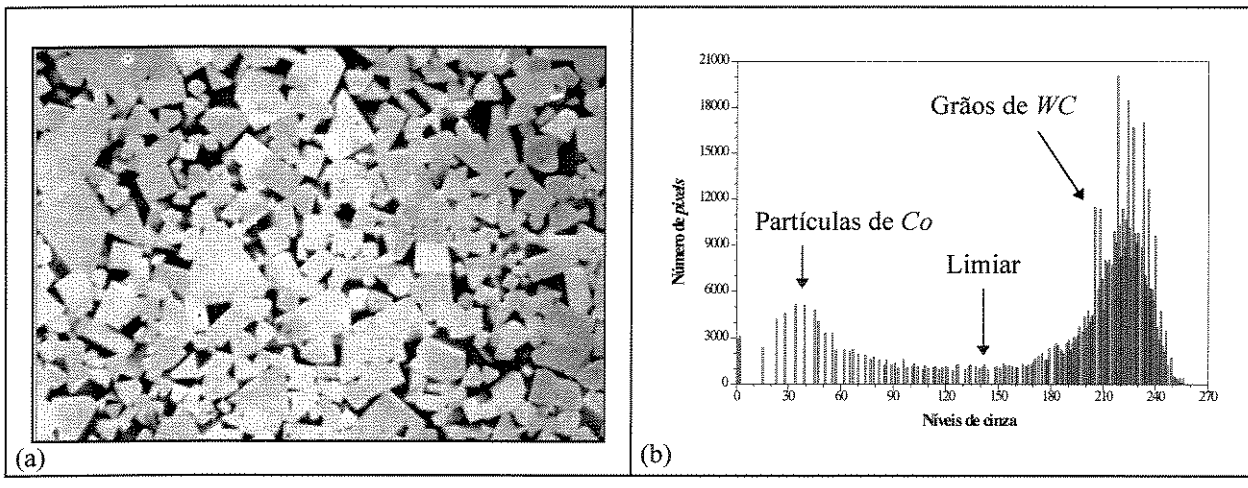


Figura 5.5 - (a) Imagem filtrada do compósito *Co-WC*; (b) Histograma gerado depois do filtro *vhmed*, mostrando os dois picos (*Co* e *WC*) e o valor escolhido para a operação de limiarização.

A continuação, no procedimento ***Segmentation*** (etapa de segmentação), figura 5.6, realizou-se a operação de limiarização da imagem filtrada (rotina *vthresh*), cujo objetivo principal foi salientar as partículas de cobalto.

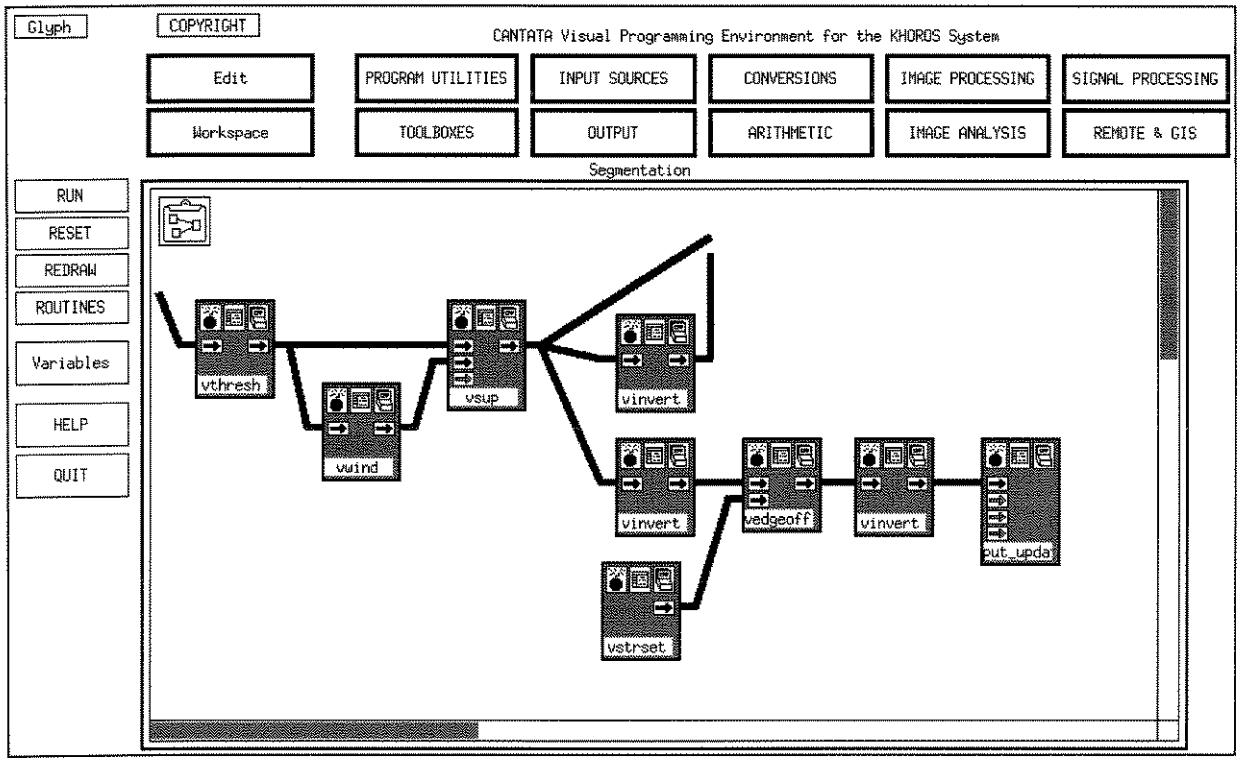


Figura 5.6 - Procedimento ***Segmentation***.

Nesta operação, como já mencionado, são exploradas características de similaridade dos níveis de cinza dos objetos de interesse. Para isso, foi escolhido o valor 141 como nível de limiarização, em relação a imagem apresentada na figura 5.5-(a). Este valor representa o limiar de separação dos objetos de interesse (partículas de *Co*), e do *background* da imagem processada (matriz constituída pelos grãos de *WC*).

Desta forma, a operação de limiarização possibilitou a identificação de todos os *pixels* que constituem as partículas de cobalto, contidas nas imagens analisadas. Após a execução desta operação a imagem resultante é do tipo binário, como apresentado na figura 5.7.

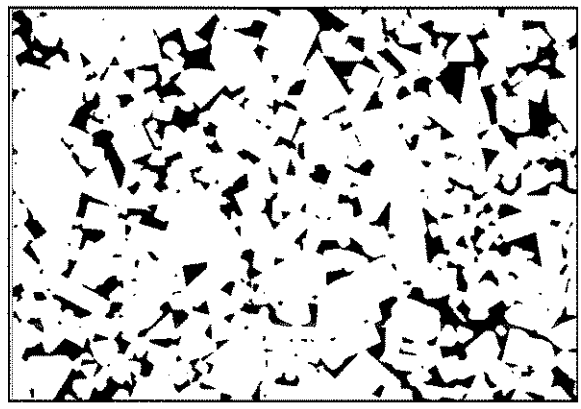


Figura 5.7- Imagem binária do compósito *Co-WC*.

Em seguida, no programa implementado (procedimento ***Segmentation***), figura 5.6, executou-se uma sequência de operações de modo a alcançar os seguintes objetivos:

- eliminação da "moldura" contida na imagem binária (rotinas *vwind* e *vsup*);
- remoção das partículas de cobalto em contato ou intersectadas nos limites que definem as bordas da imagem binária.

As operações de inversão (rotina *vinvert*) e extração dos objetos em contato com as bordas (rotina *vedgeoff*) relacionadas com a realização do segundo objetivo, são de caráter opcional, sendo efetuadas somente na determinação do tamanho (área real da superfície) das partículas de *Co*. Assim, não se considerou nestes cálculos partículas incompletas.

A figura 5.8 apresenta a imagem resultante da execução dessa sequência de operações.

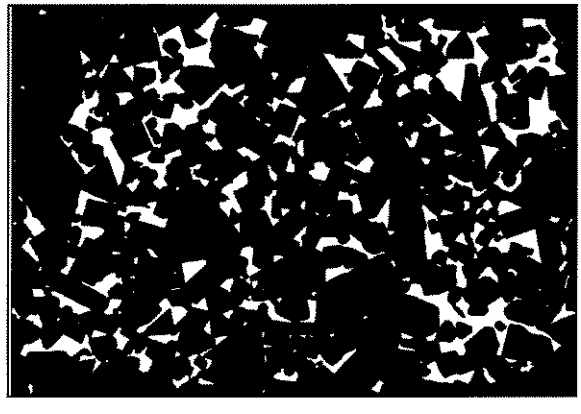


Figura 5.8- Imagem segmentada do compósito *Co-WC*, sem as partículas das bordas.

Com isso, as operações que foram aplicadas sucessivamente nas etapas anteriores permitiram, a partir da identificação das partículas de cobalto (rotina *vlabel*), realizar as etapas

de extração de dados (rotina *vshape*) e representação (procedimento ***Analysis***), figura 5.9. Estes dados são relacionados com as partículas de interesse.

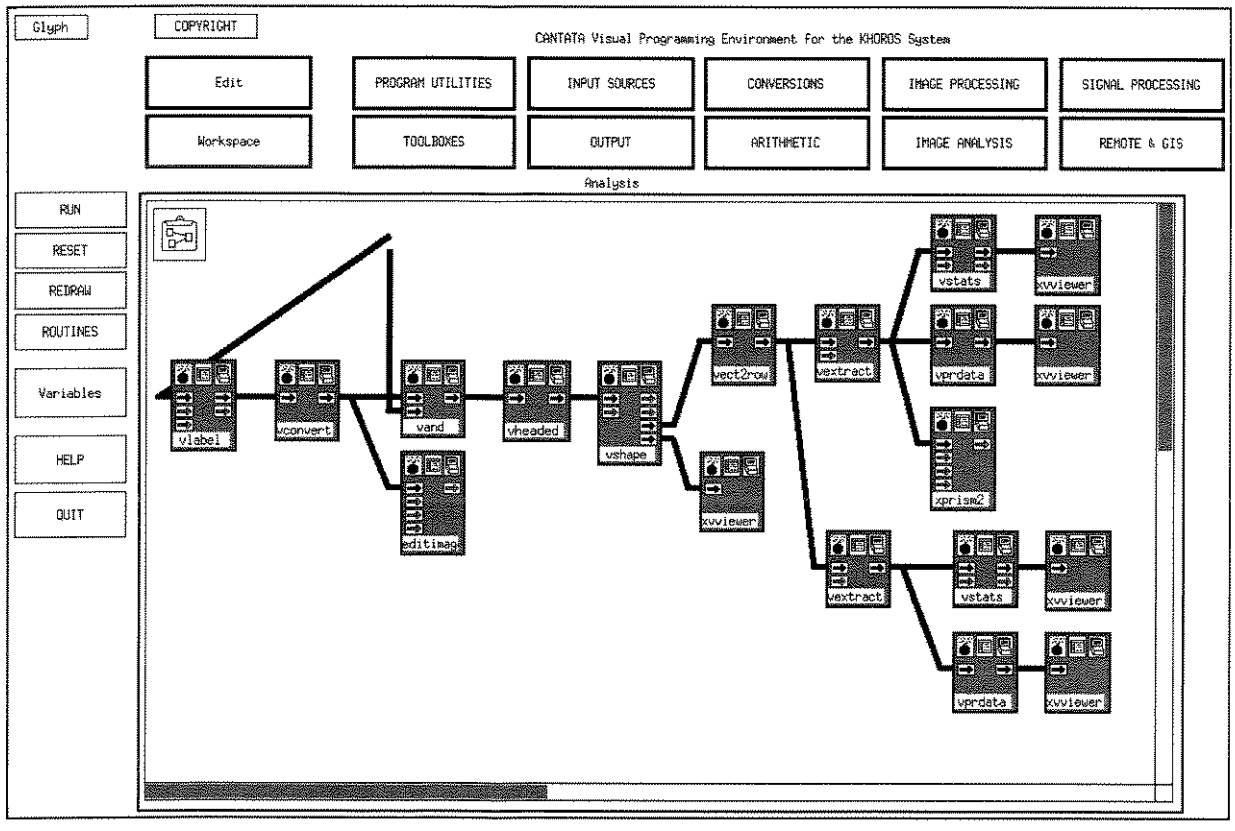


Figura 5.9 - Procedimento ***Analysis***.

A figura 5.10 apresenta as partículas de cobalto identificadas pela operação *vlabel*.

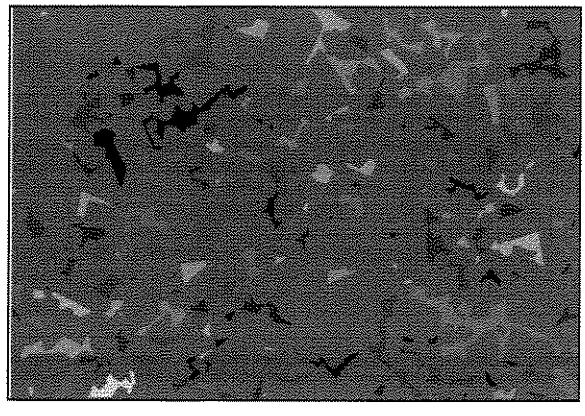


Figura 5.10 - Imagem do compósito *Co-WC* com as partículas de *Co* metálico identificadas, sem a utilização da rotina *edgeoff*.

A representação dos dados obtidos foi realizada na forma de gráfico, histograma e tabela de valores estatísticos.

5.2.2.3. **Resultados e Discussão**

Após a realização do procedimento ***Segmentation*** (etapa de segmentação), figura 5.6, alguns parâmetros de interesse podem ser extraídos. Com relação as imagens rotuladas resultantes da rotina *vlabel* (preservando ou não os objetos em contato com as bordas das imagens segmentadas), as informações mais importantes estão relacionadas com o tamanho (área real da superfície) e a fração volumétrica das partículas de cobalto (figura 5.10).

Então, o cálculo da área é realizado na imagem rotulada sem as partículas das bordas, através do número de *pixels* contidos em cada objeto (partícula de cobalto metálico). Já, os valores da área real são obtidos pela normalização direta da imagem analisada, de acordo com o tamanho real dos *pixels*, que está diretamente relacionado com o aumento da fotomicrografia e com os parâmetros de digitalização (resolução espacial) das imagens analisadas. Esta normalização foi realizada dentro do procedimento *Analysis*, especificamente na rotina de calibração (*vheaded*).

O cálculo da fração volumétrica das partículas de cobalto foi realizado da seguinte maneira: a área relativa ao *background* da imagem completa analisada (figura 5.10) foi determinada em porcentagem e subtraiu-se de 100 %. Assim obteve-se o resultado da fração em área dos objetos de interesse, como também a fração em volume, pois ambas são equivalentes.[77]

Os dados obtidos relacionados com o tamanho (área real da superfície) de cada uma das partículas de cobalto identificadas, são apresentados no gráfico linear da figura 5.11-(a). A distribuição por classe de tamanho das partículas pode ser analisada através do histograma, em escala linear, apresentado na figura 5.11-(b). Os dados estatísticos da área real das partículas de cobalto correspondentes a amostra do material, bem como a fração em volume, estão apresentados na tabela 5.2.

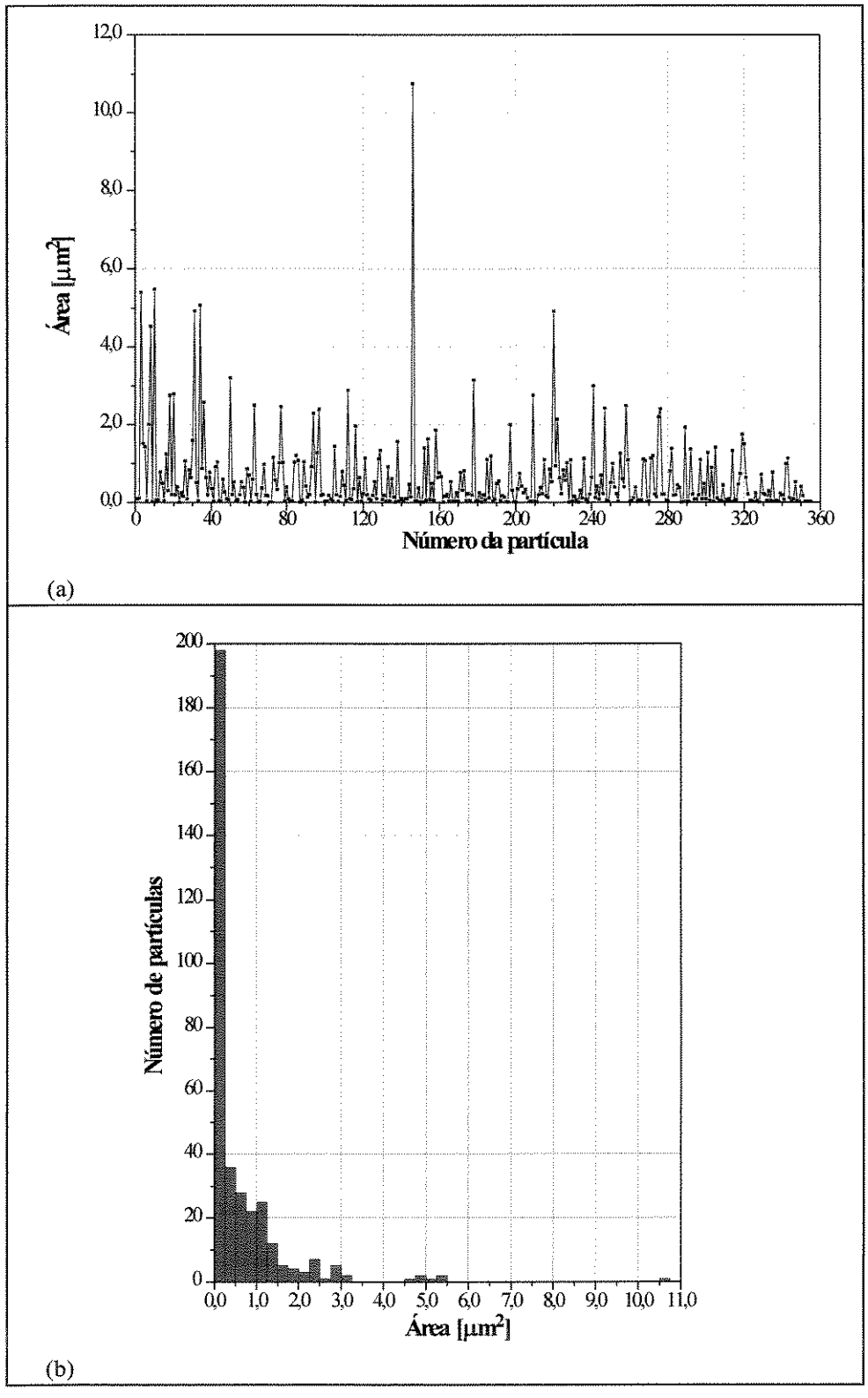


Figura 5.11 - (a) Área real das partículas de *Co* identificadas; (b) Histograma por classe de tamanho.

Tabela 5.2 - Principais valores obtidos da caracterização das partículas de cobalto metálico.

Parâmetros de interesse	Valores obtidos
Número de partículas analisadas sem *edgeoff*	240
Número de partículas analisadas com *edgeoff*	207
Área real média	0,67 μm^2
Área real mínima	0,0108 μm^2
Área real máxima	10,74 μm^2
Fração volumétrica das partículas de *Co* metálico	17,12 %
Fração volumétrica do esqueleto cerâmico de *WC*	82,88 %

O método implementado permitiu a caracterização das partículas de cobalto metálico numa amostra de compósito de esqueleto de carbeto de tungstênio, através de uma determinação precisa de parâmetros globais que caracterizaram o tamanho médio (área real média da superfície) e a fração em volume. Permitiu também, a determinação estatística de parâmetros específicos, incluindo tamanho e distribuição de partículas individuais.

Em virtude da aplicação do programa implementado na caracterização da amostra considerada e, com os resultados obtidos, alguns comentários e conclusões puderam ser elaborados. Estes são apresentados a seguir:

1. A escolha do nível correto da operação de *threshold* (limiarização) se baseou na utilização do histograma apresentado na figura 5.5-(b).

No caso de níveis de cinza bem repartidos, como num histograma de forma bimodal, o processo de limiarização é simples, pois este apresenta distintamente as duas classes de objetos na forma de dois picos separados por um "vale". O nível correto da operação de limiar fica na maioria das vezes, no ponto mínimo do "vale".

Mas no caso específico do histograma da figura 5.5-(b), a situação retratada anteriormente não se aplica totalmente, pois o ponto mínimo não aparece claramente. Assim, o nível de limiar foi escolhido interativamente. Foram realizadas algumas experiências e comparações dos resultados com a imagem filtrada, figura 5.5-(a), até a escolha definitiva do valor 141 como nível de *threshold*. Essa escolha dependeu muito do contraste e da qualidade da imagem analisada.

2. O programa computacional desenvolvido e implementado fornece como resultado da fração volumétrica das partículas de *Co*, 17,12 % (tabela 5.2), que é próximo do determinado segundo o cálculo teórico da fração volumétrica: 17,08 %.

Este cálculo foi realizado de acordo com o procedimento apresentado na referência [70].

- Dados conhecidos:

a)Porcentagem em peso de cobalto metálico utilizado no processamento das amostras analisadas $\Rightarrow$ 11 % W_{Co}.

b)Densidade teórica do *WC* = 15,5 g/cm^3.

c)Densidade teórica do *Co* = 9,3 g/cm^3.

A partir desses dados, pode-se calcular a fração volumétrica utilizando a seguinte equação:

$$Co = \frac{\frac{w_{Co}}{\rho_{Co}}}{\frac{w_{Co}}{\rho_{Co}} + \frac{w_{WC}}{\rho_{WC}}} = \frac{\frac{0,11}{9,3}}{\frac{0,11}{9,3} + \frac{0,89}{15,5}} = 17,08\ \%$$

3. Em relação ao programa implementado, fazendo pequenas adaptações e ajustes neste, seria possível também, quantificar os grãos de *WC* de maneira similar. Mas para isto, seria necessário efetuar nas amostras um ataque químico seletivo para salientar os contornos dos mesmos.

4. O processamento desenvolvido supera facilmente, pequenas variações que podem ocorrer quanto aos aspectos superficiais das microestruturas do material analisado, principalmente decorrentes da preparação e qualidade superficial.

5. Durante o desenvolvimento do *workspace*, o principal problema que surgiu foi com a execução da rotina *vlabel*, no procedimento *Analysis*. Esta rotina é responsável por identificar na imagem segmentada, figura 5.9, cada partícula de *Co* metálico. Todavia, algumas dessas partículas continham em seu interior pequenos núcleos de *WC*. Esses por sua

vez, eram também identificados pela rotina como sendo partículas de *Co*, ocasionando imprecisão nos resultados.

Para solucionar este problema foi utilizada a operação lógica "and" (rotina *vand*). Nesta operação uma das entradas era a imagem rotulada (*vlabel*) e, a outra entrada era a imagem segmentada e invertida. Com isso, o problema foi solucionado com perfeição, possibilitando obter resultados de grande precisão a partir do programa implementado, como pode ser comprovado.

5.2.3. Compósito de Matriz de Resina Epóxi Reforçada com Fibras de Carbono

5.2.3.1. Introdução

Materiais compósitos de matriz polimérica reforçados por fibras são os mais conhecidos e utilizados das três classes de compósitos. Estes materiais consistem de fibras resistentes (fase dispersa), como por exemplo, carbono, boro, *kevlar* ou vidro, figura 5.12, em uma matriz polimérica relativamente fraca. Normalmente se utiliza como matriz, polímeros termofixos (baquelita, resina epóxi, etc.) ou polímeros termoplásticos (poliéster, polietileno, etc.).[71,74]

Compósitos de matriz polimérica são caracterizados pelas seguintes propriedades: alta rigidez e resistência mecânica conciliadas a um baixo peso, quando comparadas as ligas metálicas convencionais. As principais desvantagens desses materiais são a sua capacidade limitada de emprego em altas temperaturas, baixa resistência mecânica no sentido transversal e baixa absorção de impacto. Eles são aplicados essencialmente em estruturas de aviões, onde os compósitos epóxi - fibras de carbono e epóxi - fibras de boro possuem posição de destaque.[74]

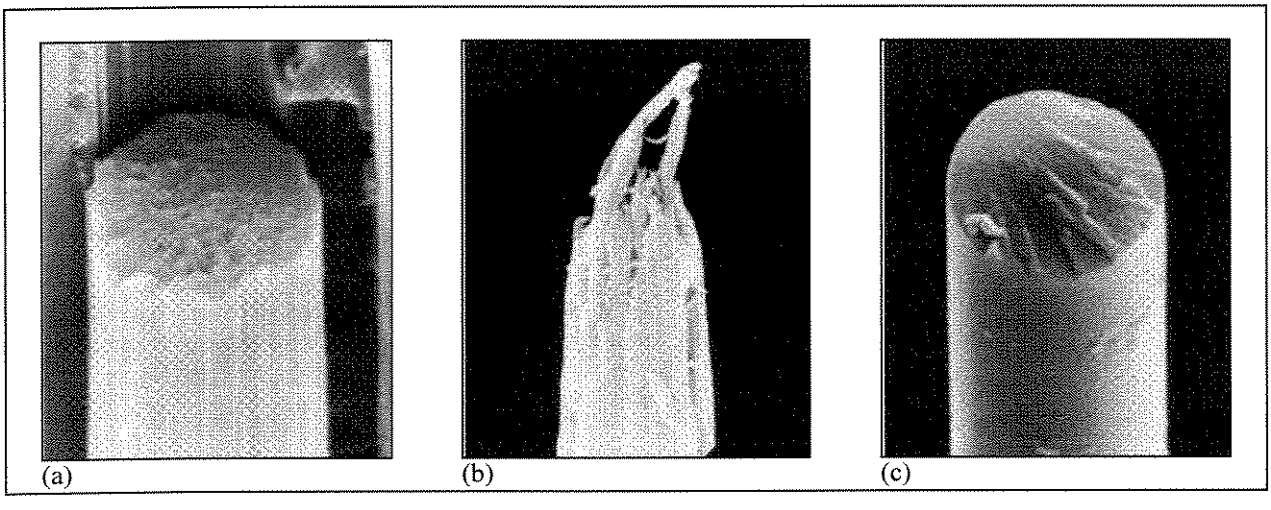


Figura 5.12 - Micrografias obtidas por MEV de fibras fraturadas: (a) carbono; (b) *kevlar*; (c) vidro.[70]

A tabela 5.3 apresenta algumas propriedades típicas de polímeros termofixos e termoplásticos utilizados na confecção de compósitos de matriz polimérica reforçados por fibras.

Tabela 5.3 - Comparação de propriedades típicas de resinas utilizadas em compósitos.

Propriedade	Epóxi	Nylon	Polipropileno	Poliéster
Densidade (g/cm^3)	1,1 - 1,4	1,14	0,90	1,2 - 1,5
Módulo de elasticidade (GPa)	3 - 6	1,4 - 2,8	1,0 - 1,4	2 - 4,5
Coeficiente de Poisson	0,38 - 0,4	0,3	0,3	0,37 - 0,39
Resistência a tração (MPa)	35 - 100	60 - 75	25 - 38	40 - 90
Resistência a compressão (MPa)	100 - 200	--	--	90 - 250
Alongamento (%)	1 - 6	40 - 80	> 300	2

Fibras de carbono de alta resistência mecânica normalmente possuem diâmetro equivalente médio entre 7 a 8 μm e, consistem de pequenos cristais de grafite. A variação no diâmetro da fibra de todos os tipos de materiais é decorrente dos processos de obtenção.[70]

A tabela 5.4 apresenta algumas características de fibras utilizadas na obtenção de compósitos.

Tabela 5.4 - Principais características de fibras.[70,71]

	Fibra de carbono	*Kevlar*	Fibra de vidro
Diâmetro equivalente médio	8 μm	12 μm	11 μm
Módulo de elasticidade	390 GPa	130 GPa	76 GPa
Tensão de fratura	2,2 GPa	3,5 GPa	3,5 GPa
Raio de curvatura mínimo	0,71 mm	--	0,12 mm

Muitas das propriedades dos materiais compósitos fibrosos são fortemente dependentes de parâmetros microestruturais relacionados com as fibras, tais como: diâmetro, comprimento, fração volumétrica, alinhamento, arranjo estrutural e distribuição espacial. O efeito de cada parâmetro microestrutural varia de uma propriedade para outra. Portanto, é fundamental caracterizar, de forma precisa, esses parâmetros para compreender as relações existentes entre estrutura e propriedades, possibilitando desenvolver compósitos de alto desempenho.[70,76]

As fibras utilizadas em compósitos podem ser contínuas ou terem comprimentos curtos (fragmentadas), como também, podem estar alinhadas em uma ou mais direções, ou estarem aleatoriamente distribuídas em duas ou três dimensões.[70] Esses dados são utilizados para o controle dos processos de manufatura, como também, no modelamento das propriedades mecânicas e térmicas. O surgimento de sistemas comerciais de análise de imagens de alto desempenho, contribui para a criação de numerosos grupos de pesquisa com interesse em medir a distribuição direcional de fibras em materiais compósitos. Atualmente, grupos de pesquisa na França, Alemanha, Suécia, Inglaterra e nos EUA, tem utilizado algoritmos diferentes para determinar a excentricidade de cada fibra. Os dados da excentricidade são então utilizados para determinar o ângulo de inclinação de cada fibra em relação ao plano vertical e, também, o ângulo de cada fibra medido em relação ao plano horizontal.[77]

O programa modular, desenvolvido e implementado nesta aplicação, pode contribuir para estas pesquisas, pois entre os vários resultados obtidos, destaca-se o cálculo da excentricidade de cada fibra.

Em relação as amostras do material analisado, estas são constituídas de uma lâmina unidirecional (epóxi - fibra de carbono - epóxi), onde praticamente cada uma das fibras são alinhadas paralelamente, tendo como referencial fibras equidistantes. A figura 5.13 apresenta a microestrutura típica, destacando a distribuição das fibras em relação a seção longitudinal das amostras.

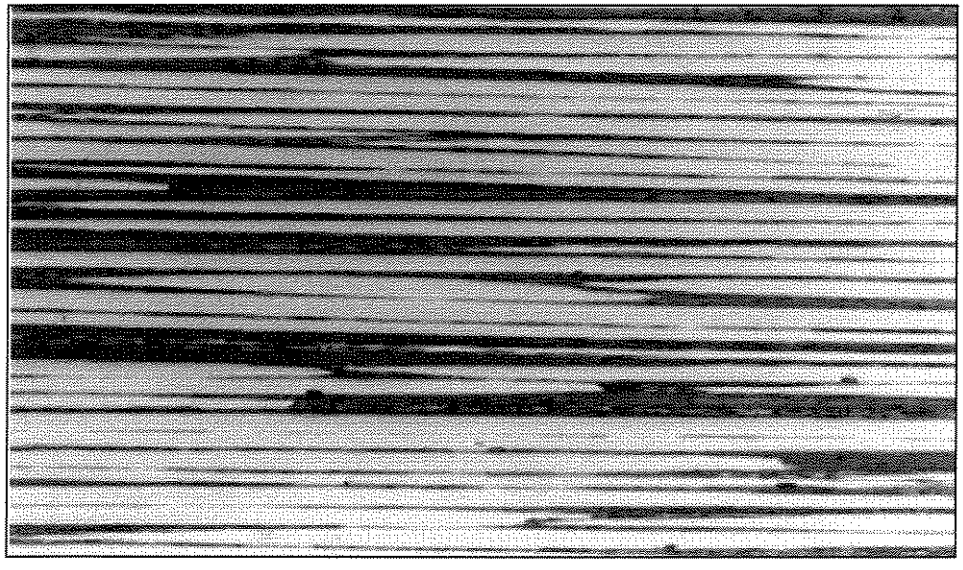


Figura 5.13 - Microestrutura característica do compósito epóxi - fibra de carbono.

As micrografias utilizadas são provenientes de microscopia óptica, sendo que as amostras foram préviamente cortadas e embutidas em baquelita, de modo que todas as análises foram realizadas na seção transversal, em relação a direção de alinhamento das fibras.

5.2.3.2. **Implementação da Metodologia**

O algoritmo implementado sob a forma de *workspace* apresenta-se na figura 5.14. Este está constituído por uma sequência de várias operações (rotinas) e subsistemas denominados de procedimentos ***Input***, ***Loop***, ***SKIZ*** e ***Analysis***. Cada um desses procedimentos é constituído de uma sequência de operações básicas e desempenha uma função muito bem definida dentro do programa modular principal, que serão comentadas e discutidas a seguir.

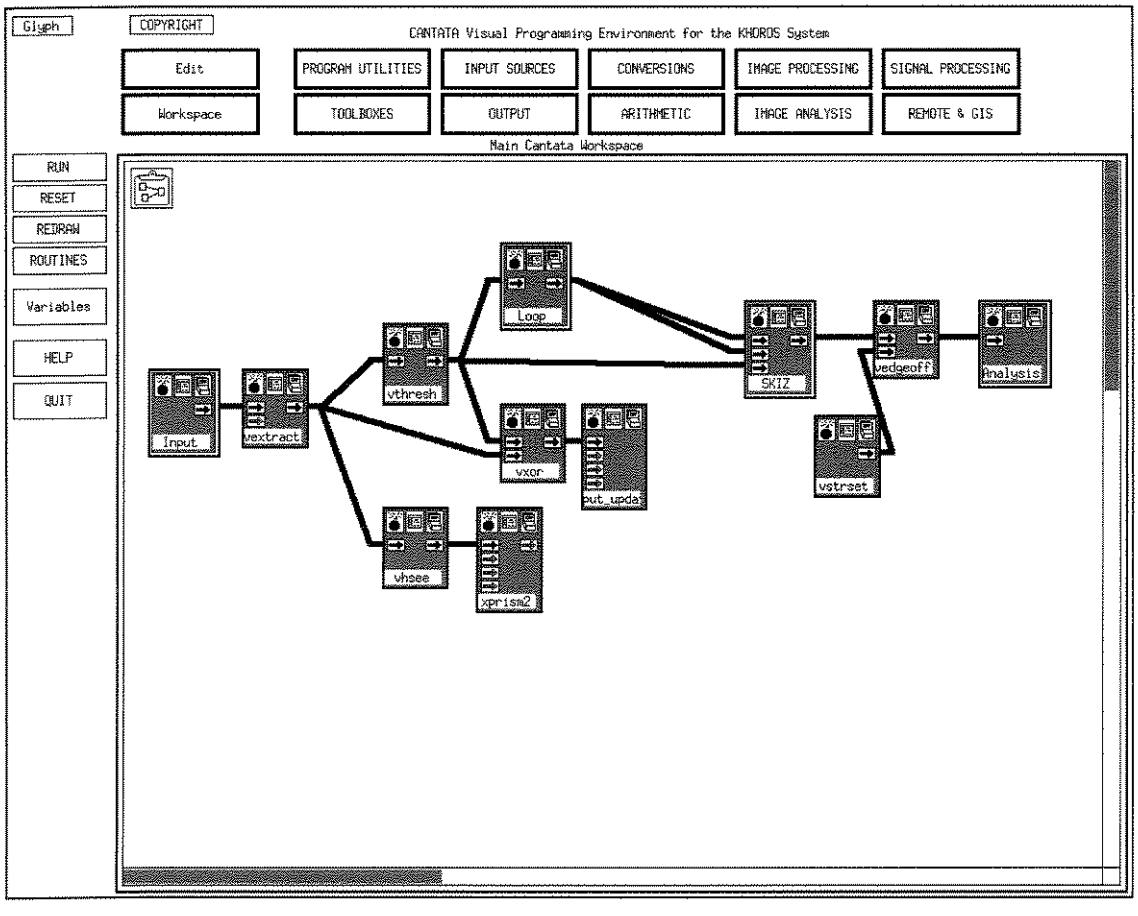


Figura 5.14 - Algoritmo implementado no módulo *cantata* para caracterização do compósito de matriz de resina epóxi reforçada com fibras de carbono.

No trabalho, foram analisados dois campos de uma mesma amostra. As imagens originais correspondentes a micrografia analisada, foi digitalizada com uma resolução de 150

dpi (150 pontos por polegada) e 8 *bits* por *pixel* (256 níveis de cinza). Estas imagens, figuras 5.15-(a) e 5.15-(b), obtidas da microestrutura analisada apresentam um bom contraste, permitindo não efetuar a etapa de pré-processamento. Esta microestrutura é constituída pela matriz de epóxi (regiões mais escuras na imagem), além das fibras de carbono (regiões claras).

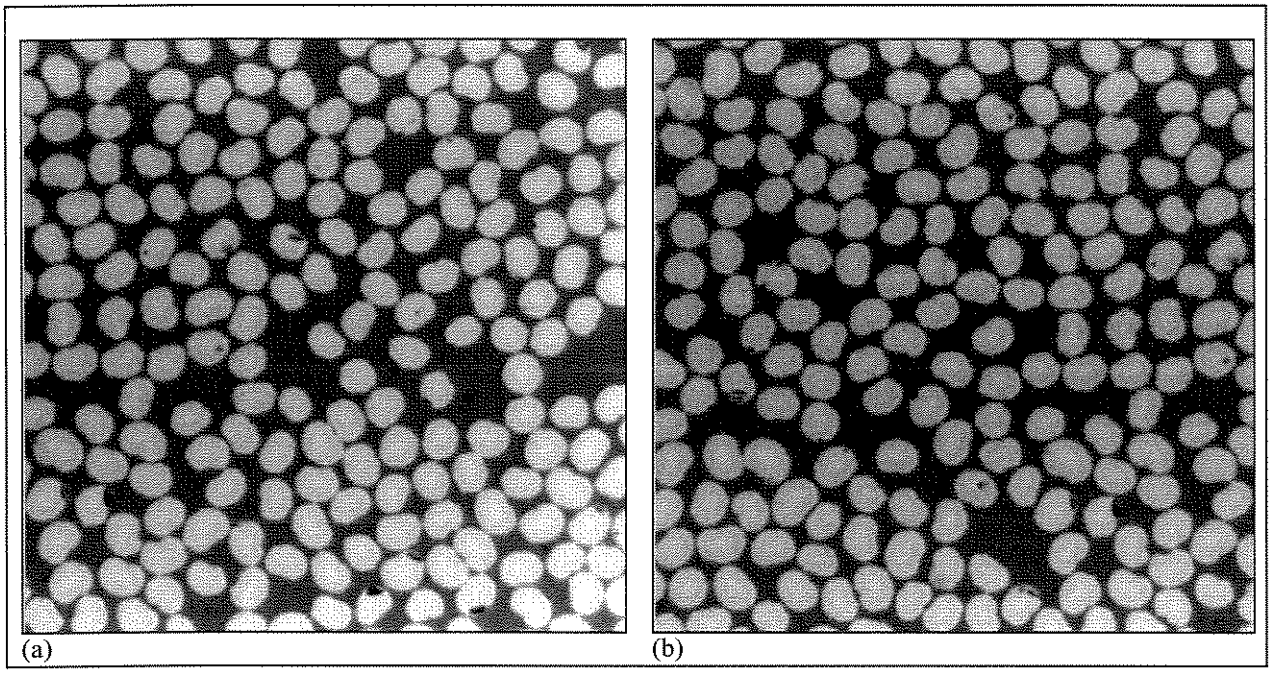


Figura 5.15 - Imagens originais da microestrutura do compósito epóxi - fibras de carbono: 15 μm
(a) Campo nº 1; (b) Campo nº 2.

Após a execução do procedimento ***Input***, figura 5.1, foi efetuada no programa principal, figura 5.14, uma operação (rotina *vextract*) que definiu em 450 por 450 *pixels* o tamanho das imagens digitalizadas.

A figura 5.16 mostra o histograma de níveis de cinza da imagem apresentada na figura 5.15-(b), obtido e visualizado através da utilização em sequência das rotinas *vhsee* e *xprism2*, figura 5.14.

A seguir, realizou-se a operação de limiarização (rotina v*thresh*), cujo objetivo foi salientar as fibras de carbono. Esta operação possibilita a identificação dos *pixels* que pertencem aos objetos de interesse contidos nas imagens analisadas. Assim, foi escolhido o valor 128 como nível de limiar, para a imagem apresentada na figura 5.15-(b). Este valor, conforme pode observar no histograma da figura 5.16, representa o limiar de distinção dos objetos de interesse (fibras de carbono) e do *background* da imagem (matriz epóxi).

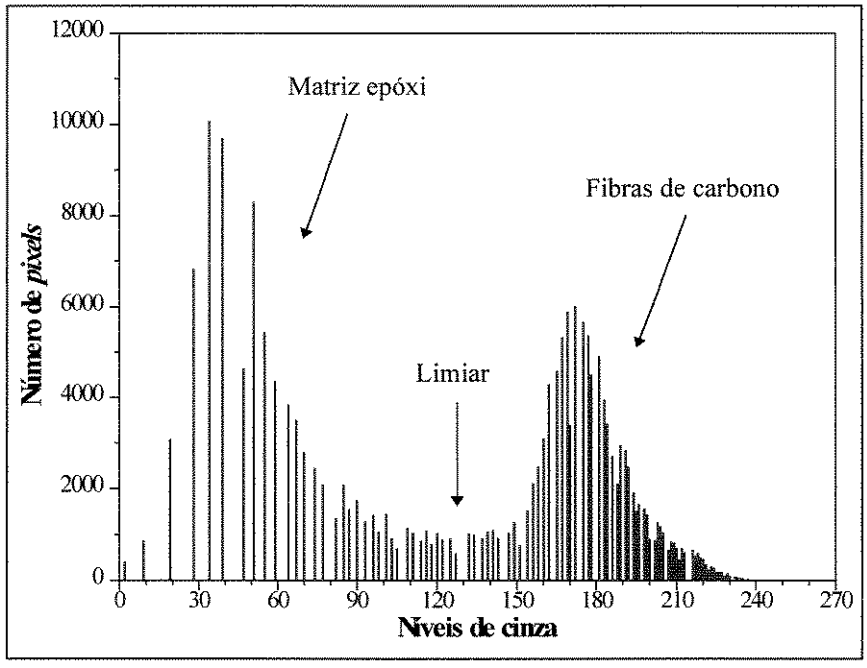


Figura 5.16 - Histograma da imagem original, mostrando os dois picos correspondentes a matriz epóxi e as fibras de carbono, bem como, a escolha do nível de limiarização.

Após a execução desta operação a imagem resultante é do tipo binário, como apresentado na figura 5.17. Nesta imagem observa-se a presença de algumas fibras de carbono parcialmente ou totalmente unidas. Estas serão separadas posteriormente, para que possam ser analisadas e quantificadas separadamente.

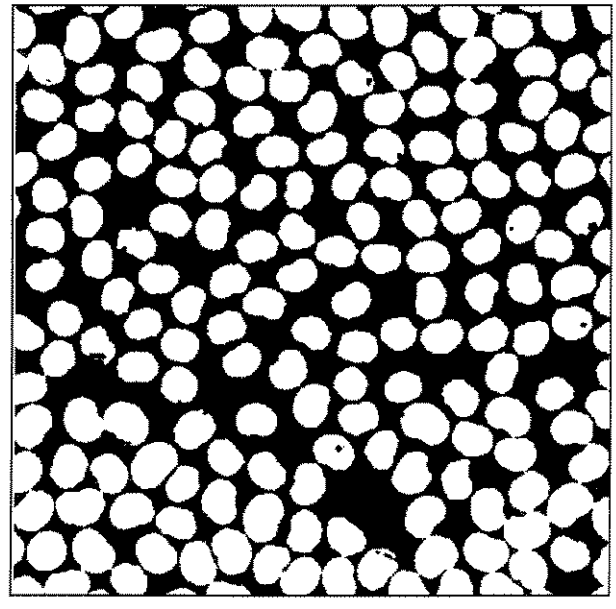


Figura 5.17 - Imagem binária do compósito epóxi - fibras de carbono.

Em seguida, foi utilizada a operação lógica "ou exclusivo" (rotina *vxor*) com a finalidade de sobrepor a imagem binária, figura 5.17, na imagem original, figura 5.15-(b). Este artifício permite avaliar de forma visual se os objetos de interesse presentes na imagem binária, preservaram as suas dimensões originais. Isto pode ser comprovado através da figura 5.18.

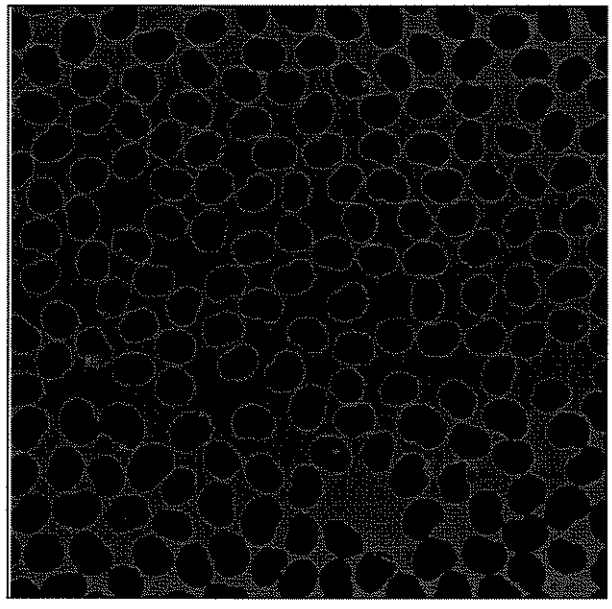


Figura 5.18 - Imagem resultante da sobreposição da imagem binária na imagem original.

Em seguida, no programa implementado executou-se uma sequência de operações com o objetivo principal de separar de forma precisa as fibras de carbono unidas. Para isto foi utilizado o algoritmo morfológico de segmentação *SKIZ* aperfeiçoado. No item 4.2.4 este algoritmo foi apresentado, sendo descrito de forma detalhada.

Os procedimentos ***Loop*** e ***SKIZ***, figuras 5.19 e 5.20, fazem parte do algoritmo de segmentação *SKIZ* aperfeiçoado.

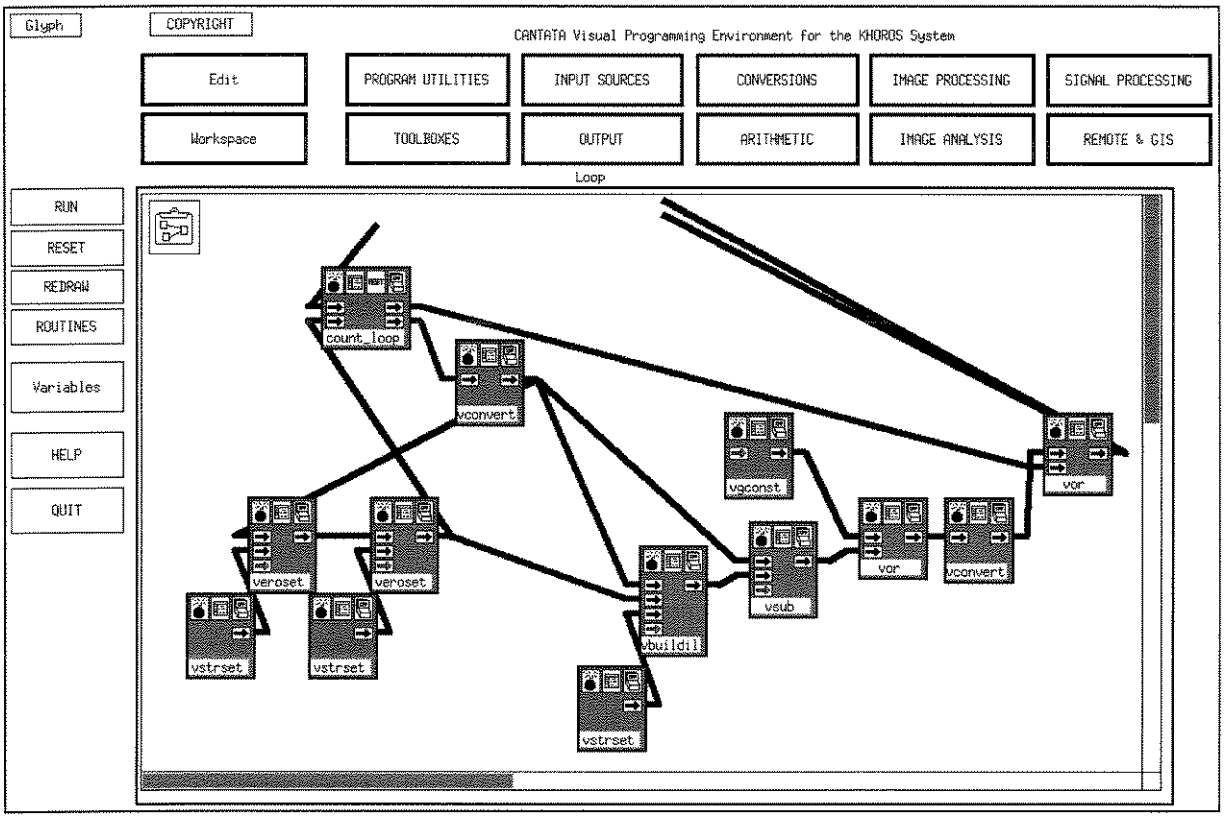


Figura 5.19 - Procedimento ***Loop***.

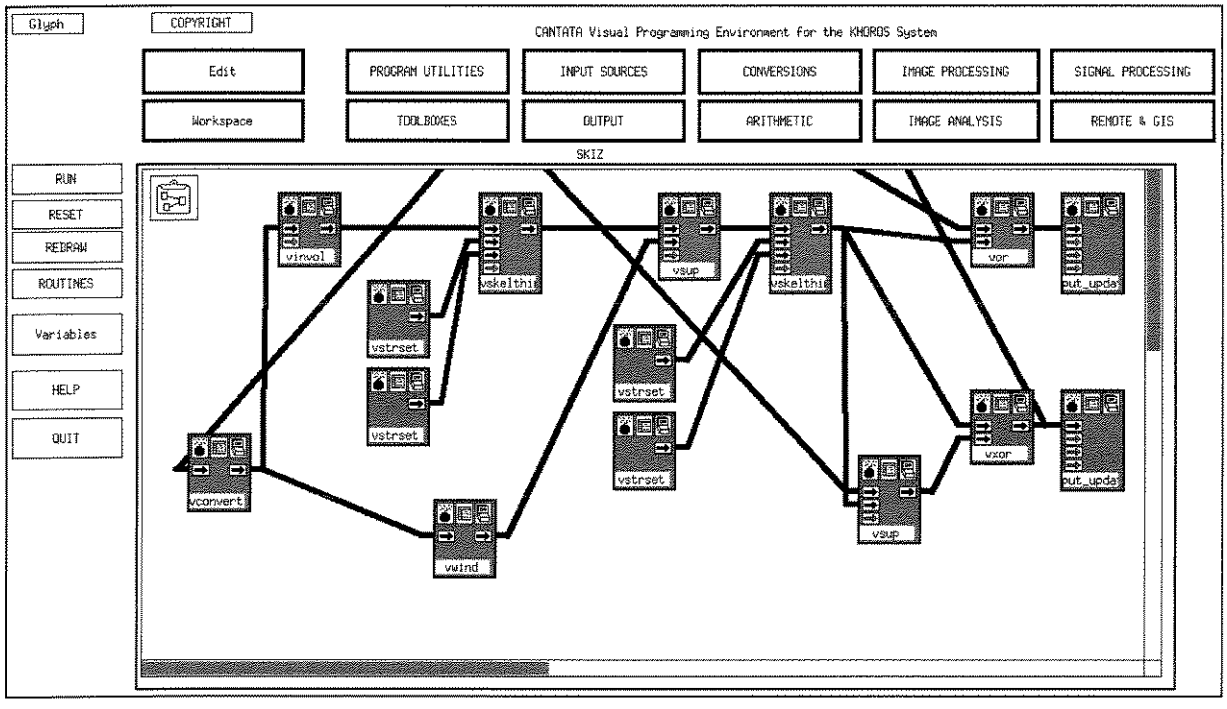


Figura 5.20 - Procedimento ***SKIZ*** onde a etapa de erosões sucessivas foi substituída pelo procedimento ***Loop***.

Com a execução do procedimento ***Loop***, as fibras de carbono presentes na imagem binária, figura 5.17, são completamente erodidas, de modo que fiquem totalmente separadas entre si, figura 5.21-(a). Assim, executa-se o procedimento ***SKIZ*** a partir desta imagem.

A figura 5.21-(b) apresenta o esqueleto do *background* montado sobre as fibras erodidas. Nesta imagem é possível observar as linhas do esqueleto definindo os locais de separação entre as fibras de carbono. Nota-se que o posicionamento dessas linhas, ocorre de tal forma, que a proporção existente entre as dimensões de fibras vizinhas é respeitada.

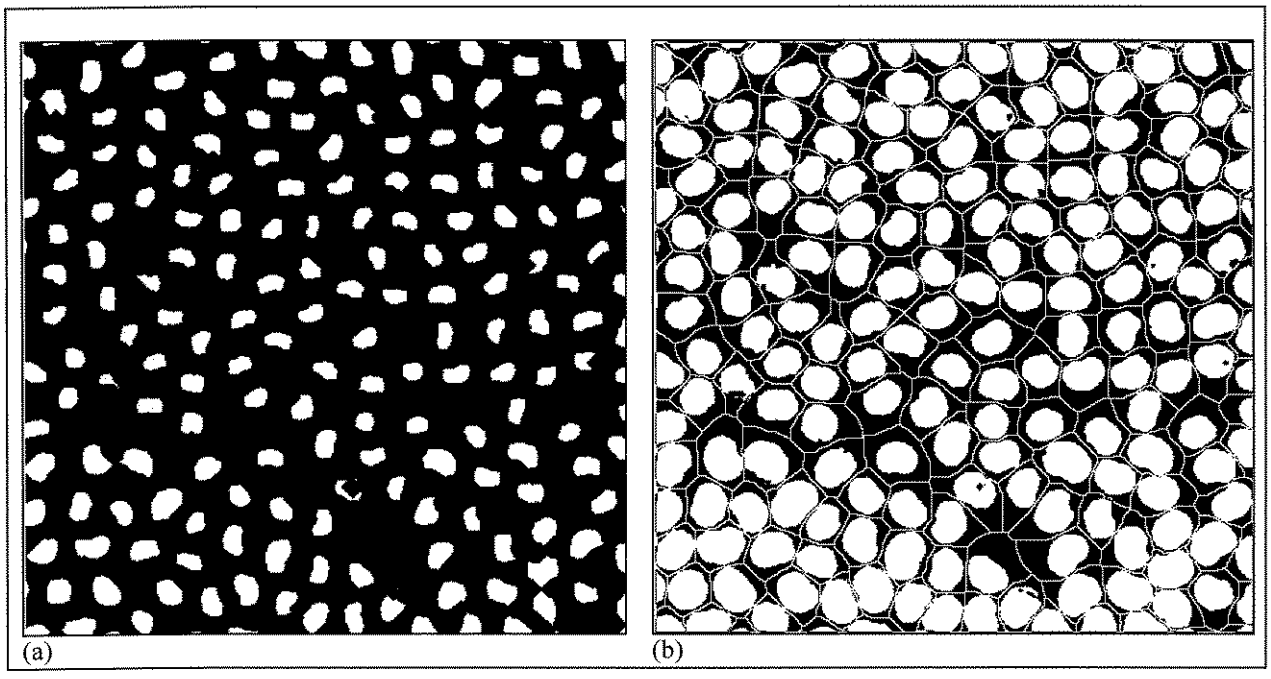


Figura 5.21 - Resultados obtidos do algoritmo *SKIZ* aperfeiçoado: (a) Fibras de carbono completamente erodidas; (b) Montagem do esqueleto nas fibras erodidas.

A figura 5.22 mostra o resultado final alcançado pela utilização do algoritmo *SKIZ* melhorado, com destaque para todas as fibras de carbono separadas.

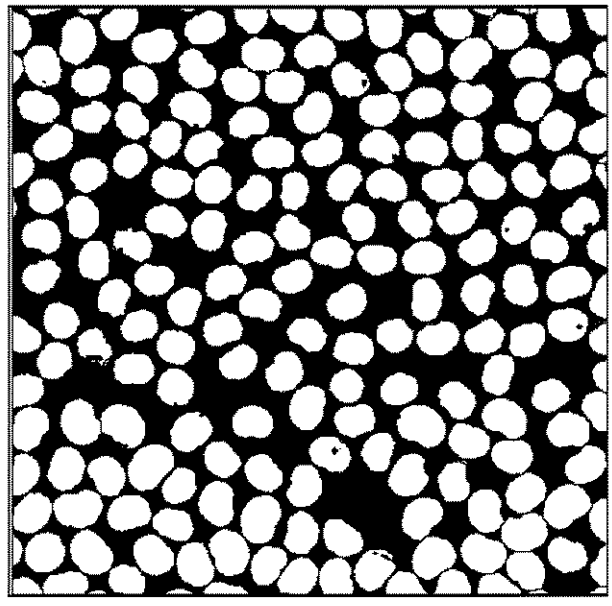


Figura 5.22 - Fibras de carbono completamente separadas.

Após a segmentação dos objetos de interesse (fibras de carbono) executou-se uma operação de morfologia matemática (rotina *vedgeoff*), figura 5.14. Esta operação foi realizada com o objetivo de remover as fibras de carbono em contato ou intersectadas pela borda da imagem segmentada, figura 5.22. Entretanto, estas são de caráter opcional, pois somente são executadas na determinação do tamanho (área real e diâmetro equivalente) e na forma (excentricidade) das fibras de carbono, de modo que, fibras incompletas não são consideradas nos referidos cálculos. A figura 5.23 mostra o resultado obtido pela operação.

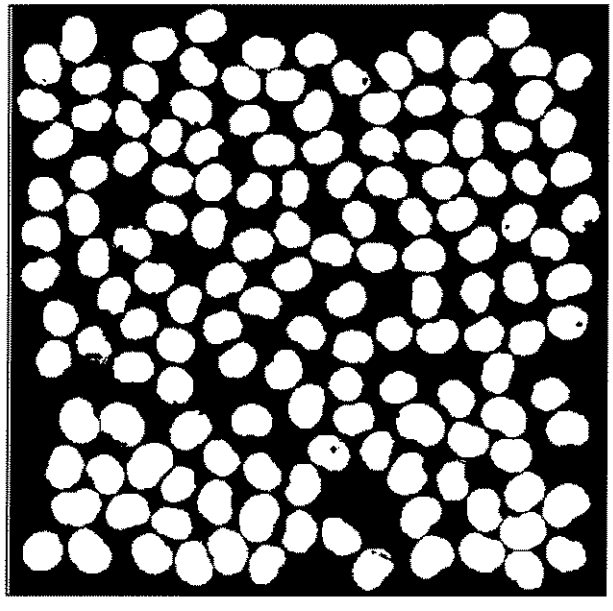


Figura 5.23 - Imagem segmentada do compósito epóxi - fibras de carbono, sem as fibras das bordas.

As operações aritméticas, lógicas e de morfologia matemática que foram aplicadas na etapa anterior permitiram, a partir da segmentação das fibras de carbono, identificá-las (rotina *vlabel*) e extrair os parâmetros de interesse através da rotina *vshape*, procedimento ***Analysis***, figura 5.24.

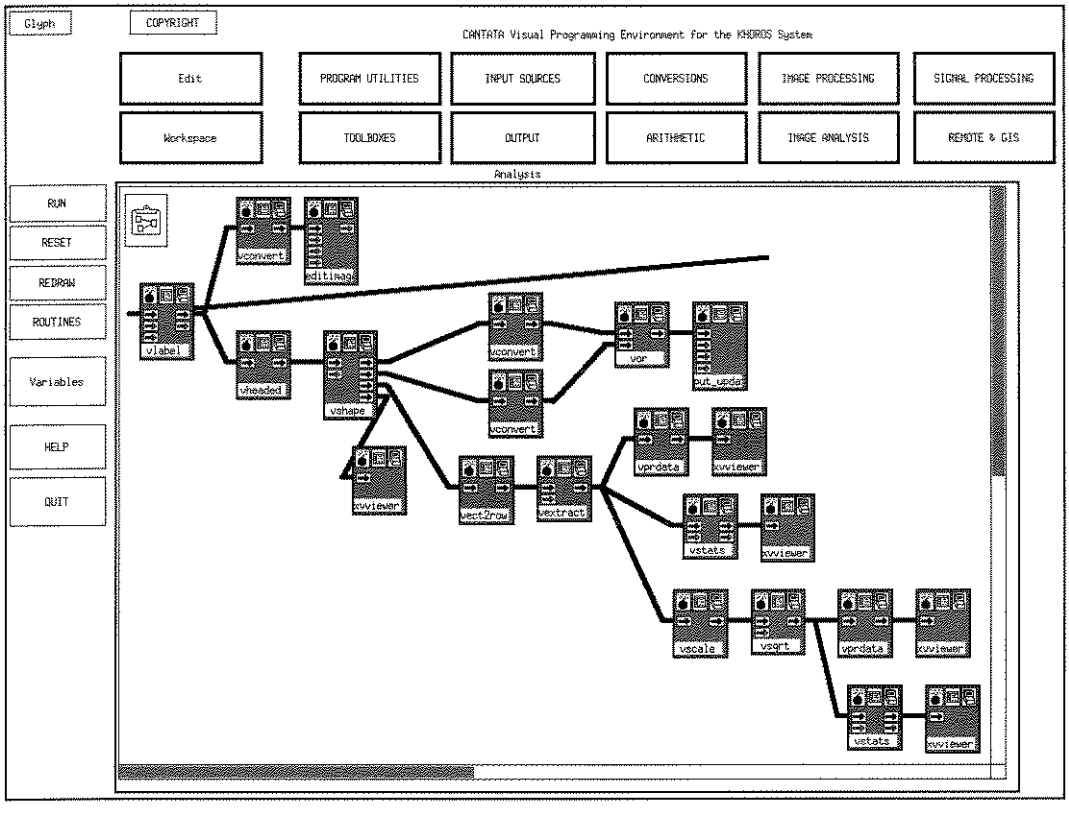


Figura 5.24 - Procedimento ***Analysis***.

A figura 5.25 mostra cada uma das fibras de carbono identificadas pela rotina *vlabel*. Nesta imagem pode-se observar que, para cada fibra foi associado um nível de cinza diferente, facilitando a sua distinção e permitindo a caracterização de cada fibra individualmente.

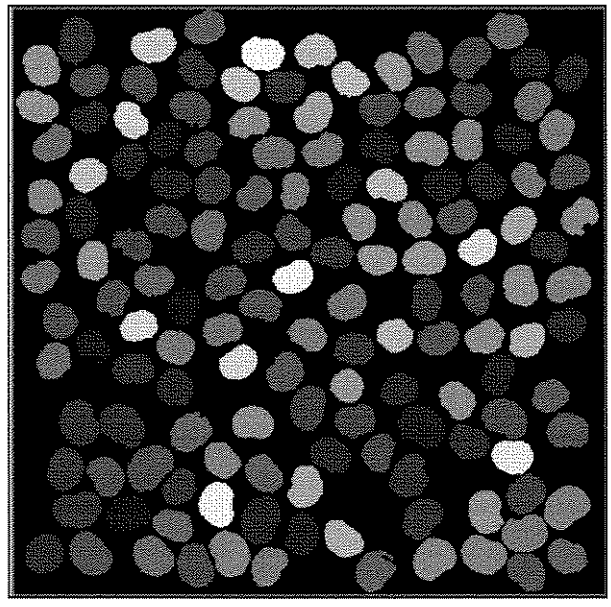


Figura 5.25 - Imagem do compósito epóxi - fibras de carbono com as fibras identificadas.

A representação dos dados obtidos (parâmetros de interesse) foi realizada através de gráficos, histogramas e tabela de valores estatísticos, a serem apresentados a seguir.

5.2.3.3. **Resultados e Discussão**

Com a execução da etapa de identificação das fibras de carbono, alguns parâmetros de interesse podem ser obtidos. Com relação a figura 5.25, as principais informações de interesse estão relacionadas com o tamanho (área real da superfície e diâmetro equivalente) e forma (excentricidade), e fração volumétrica (sem a utilização da rotina *vedgeoff*) das fibras de carbono.

Os cálculos da área, área real em μm^2 e fração volumétrica das fibras de carbono foram realizados da mesma forma que os efetuados para as partículas de cobalto metálico, na caracterização do compósito *Co-WC*. Estes procedimentos de cálculo foram apresentados no item 5.2.2.3.

Já, o cálculo do diâmetro equivalente das fibras de carbono foi realizado através dos valores da área real em μm^2, implementando no procedimento ***Analysis***, figura 5.24, a seguinte equação:

$$d = \sqrt{\frac{4 \cdot A}{\pi}}$$

Os dados obtidos relacionados com o tamanho (área real da superfície e diâmetro equivalente) de cada uma das fibras de carbono identificadas são apresentados nos gráficos da figura 5.26.

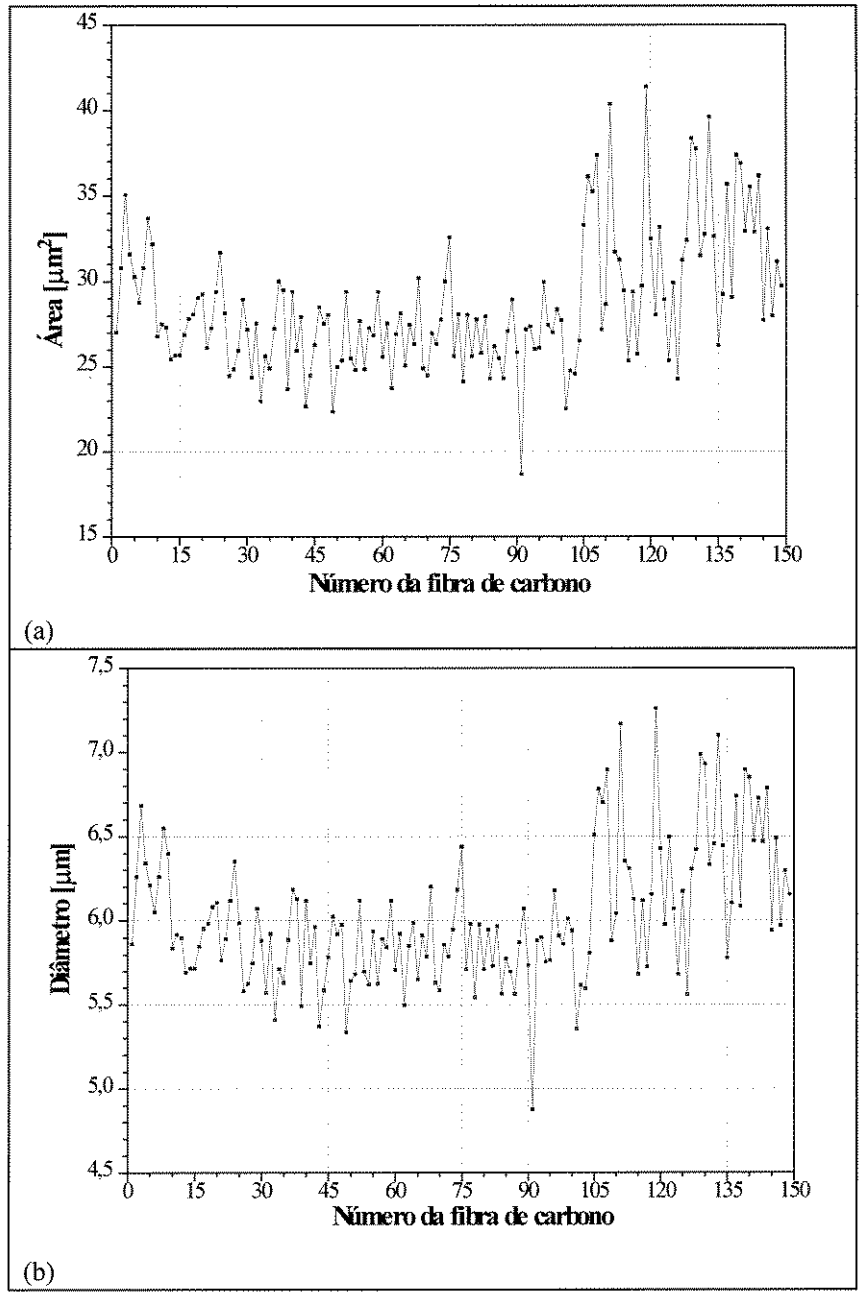


Figura 5.26 - Resultados obtidos das fibras de carbono identificadas: (a) Área real; (b) Diâmetro equivalente.

A distribuição por classe de tamanho, em termos de área real e diâmetro equivalente, pode ser analisada através dos histogramas, apresentados na figura 5.27.

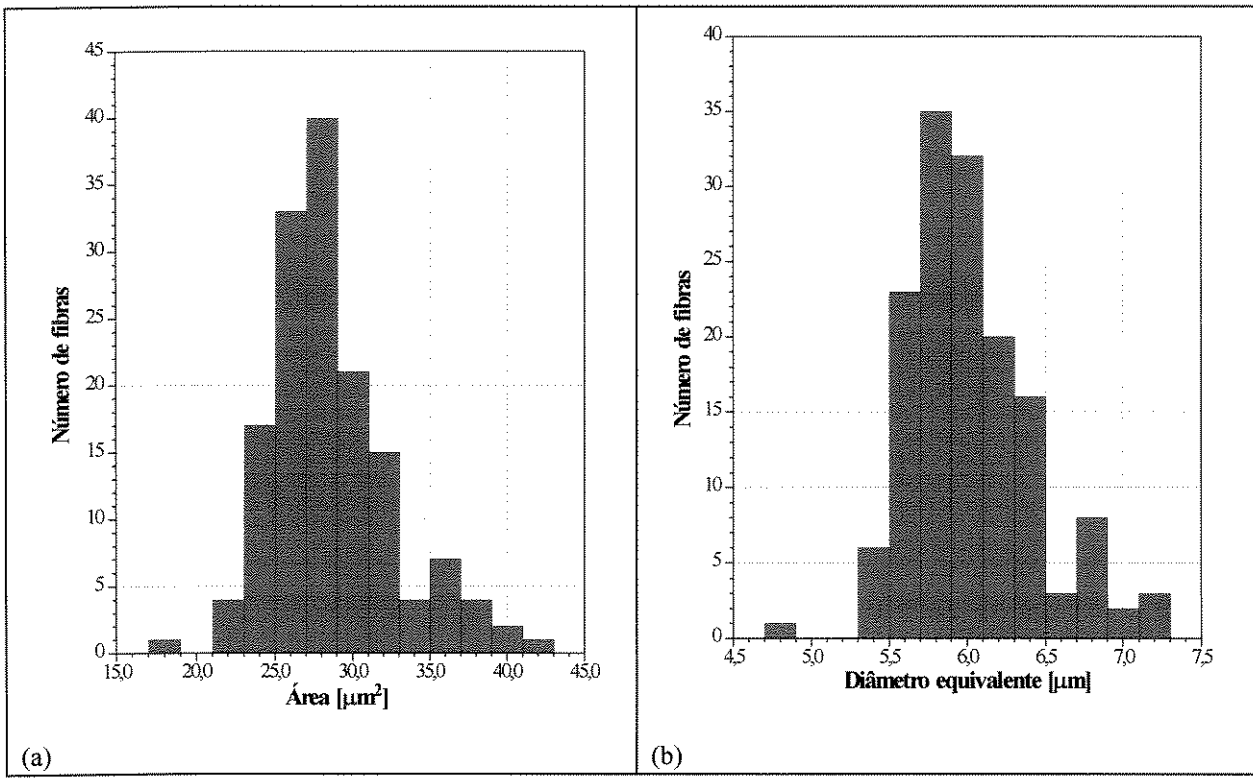


Figura 5.27 - Histograma por classe de tamanho: (a) Área real; (b) Diâmetro equivalente.

A figura 5.28 mostra os contornos das fibras de carbono associados com os seus respectivos semi-eixos. Esta imagem foi utilizada no cálculo da excentricidade de cada uma das fibras. O procedimento de cálculo da excentricidade de objetos reais foi descrito de forma detalhada no item 4.3.

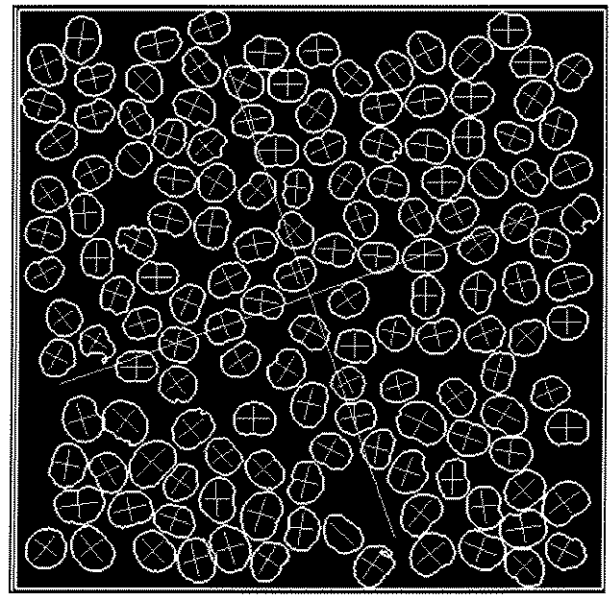


Figura 5.28 - Imagem dos contornos das fibras associados aos semi-eixos.

Os dados obtidos relacionados com a excentricidade de cada uma das fibras de carbono identificadas são apresentados no gráfico da figura 5.29-(a). A frequência da distribuição de valores de excentricidade em função das fibras de carbono pode ser analisada através do histograma apresentado na figura 5.29-(b). Esses resultados mostram uma população bastante homogênea de fibras. O histograma mostra claramente o caráter elíptico das fibras, o que pode estar relacionado com o fato do corte da amostra não ser perfeitamente perpendicular as fibras ou ainda, as fibras não serem perfeitamente cilíndricas.

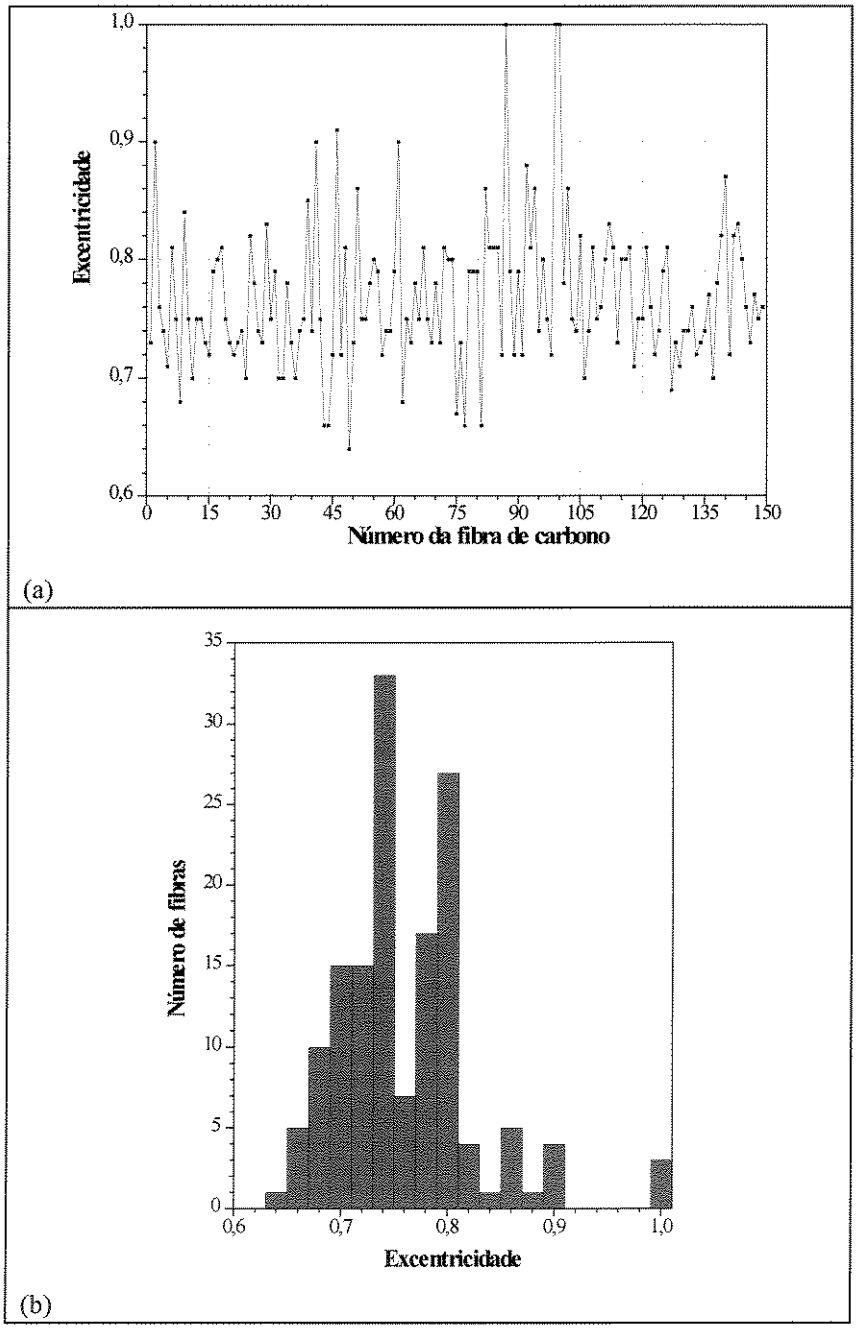


Figura 5.29 - (a) Excentricidade das fibras de carbono identificadas; (b) Histograma por frequência.

Os dados estatísticos correspondentes a cada amostra de material, bem como a fração em volume das fibras, apresentam-se na tabela 5.5.

Tabela 5.5 - Principais valores obtidos da caracterização das fibras de carbono.

Parâmetros obtidos	Campo nº 1	Campo nº 2
Número de fibras analisadas sem *edgeoff*	195	193
Número de fibras analisadas com *edgeoff*	151	149
Área real média	28,22 μm^2	28,56 μm^2
Desvio padrão da área real	3,12 μm^2	3,89 μm^2
Área real mínima	20,79 μm^2	18,68 μm^2
Área real máxima	39,74 μm^2	41,40 μm^2
Diâmetro equivalente médio	5,99 μm	6,02 μm
Desvio padrão do diâmetro equivalente	0,33 μm	0,40 μm
Diâmetro equivalente mínimo	5,14 μm	4,88 μm
Diâmetro equivalente máximo	7,11 μm	7,26 μm
Excentricidade média	0,7730	0,7684
Desvio padrão da excentricidade	0,0613	0,0620
Excentricidade mínima	0,66	0,64
Excentricidade máxima	0,92	1,00
Fração volumétrica das fibras de carbono	56,02 %	55,75 %
Fração volumétrica da matriz de epóxi	43,98 %	44,25 %

O programa desenvolvido e implementado permitiu uma caracterização automática das fibras de carbono em microestruturas de amostras de compósitos de matriz epóxi, através de uma determinação precisa e reprodutível de parâmetros globais que caracterizam o tamanho médio, em termos de área real e diâmetro equivalente, e a fração volumétrica. Foi possível também, determinar parâmetros específicos, incluindo tamanho e forma (excentricidade) de fibras individuais.

Em consequência da aplicação do programa desenvolvido e implementado, na análise das microestruturas consideradas e com os resultados obtidos, alguns comentários e conclusões puderam ser elaborados. Estes são apresentados a seguir:

1. A escolha do nível correto da operação de limiarização baseou-se na utilização do histograma apresentado na figura 5.16, sendo realizada de forma interativa.

2. O programa desenvolvido e implementado caracteriza-se por ser amplamente flexível, pois supera facilmente pequenas variações que podem ocorrer quanto a qualidade das imagens originais. Isto foi totalmente comprovado quando foram analisadas as imagens das figuras 5.15-(a) e 5.15-(b).

3. Os resultados obtidos relacionados com o diâmetro equivalente médio das fibras de carbono estão próximos da faixa de 7 a 8 μm, citada na referência [70]. De acordo com esta referência, as fibras de carbono de alta resistência mecânica normalmente possuem diâmetro equivalente médio em torno desta faixa.

4. As microestruturas provenientes dos dois campos analisados possuem características muito semelhantes. Isto indica uma grande homogeneidade da amostra estudada.

5.3. Análise Quantitativa de Fases

5.3.1. Introdução

Uma fase pode ser definida como sendo uma parte estruturalmente homogênea e distinta da estrutura de um material policristalino. Isto significa que cada fase de um material possui seu próprio arranjo atômico.[80]

Num material polifásico, é natural admitir que as propriedades dos materiais são diretamente influenciadas pelas quantidades relativas das diferentes fases presentes nas microestruturas. Desta forma, os materiais polifásicos, por exemplo, possuem módulo de elasticidade intermediário entre os valores de todas suas fases cristalinas, ou seja, cada fase presente na microestrutura contribui de acordo com sua fração volumétrica ($\mathbf{V_i}$), segundo a seguinte equação:[81]

$$\mathbf{E = E_1V_1 + E_2V_2 + \ldots + E_iV_i}$$

Existem alguns métodos convencionais para determinar a quantidade de uma certa fase numa microestrutura. As análises puntual e linear são geralmente as mais recomendadas. A análise puntual baseia-se no fato de que a probabilidade de que qualquer ponto, tomado ao acaso no interior do material, caia dentro de uma determinada fase, é igual a porcentagem volumétrica dessa fase no material. A análise linear baseia-se numa probabilidade semelhante, ou seja, uma reta tomada ao acaso estará situada no interior de uma fase, na proporção quantitativa dessa fase.[82]

Neste contexto, será apresentada uma metodologia para a caracterização quantitativa de materiais multifásicos. Para ilustrar o desempenho desta metodologia, imagens obtidas de quatro diferentes tipos de materiais são processadas para a caracterização das respectivas microestruturas. Esses materiais são os seguintes:

- Aço-ferramenta M2 modificado, contendo *Nb*;
- Biocerâmica hidroxiapatita;
- Liga metálica *Al - Fe - Nb*;
- Superliga a base de *Ni*.

5.3.2. Aço-Ferramenta M2

5.3.2.1. Introdução

O aço-ferramenta M2 também é conhecido como aço rápido ao molibdênio. Este é empregado, principalmente, na fabricação de ferramentas de corte, tais como: alargadores, brocas helicoidais, ferramentas de torno, fresas, etc.[83-85]

Neste trabalho, foi utilizada uma micrografia proveniente de microscopia óptica, de uma seção da amostra do aço-ferramenta M2 modificado, contendo nióbio. Este possui a seguinte composição química:[86]

C	Cr	Nb	Mo	V
1,00	4,00	6,00	5,00	1,70

Na estrutura bruta de fusão do aço-ferramenta M2 modificado origina-se dois tipos diferentes de precipitados de *NbC*: carbonetos primários e eutéticos.[86]

Para caracterizar a microestrutura desse material será determinado o tamanho, a distribuição e fração volumétrica desses carbonetos.

O programa modular, desenvolvido e implementado nesta aplicação, vem contribuir para a elaboração das correlações entre os parâmetros microestruturais e as propriedades mecânicas de interesse.

5.3.2.2. Implementação da Metodologia

A metodologia elaborada apresenta-se na figura 5.30 e será descrita a seguir.

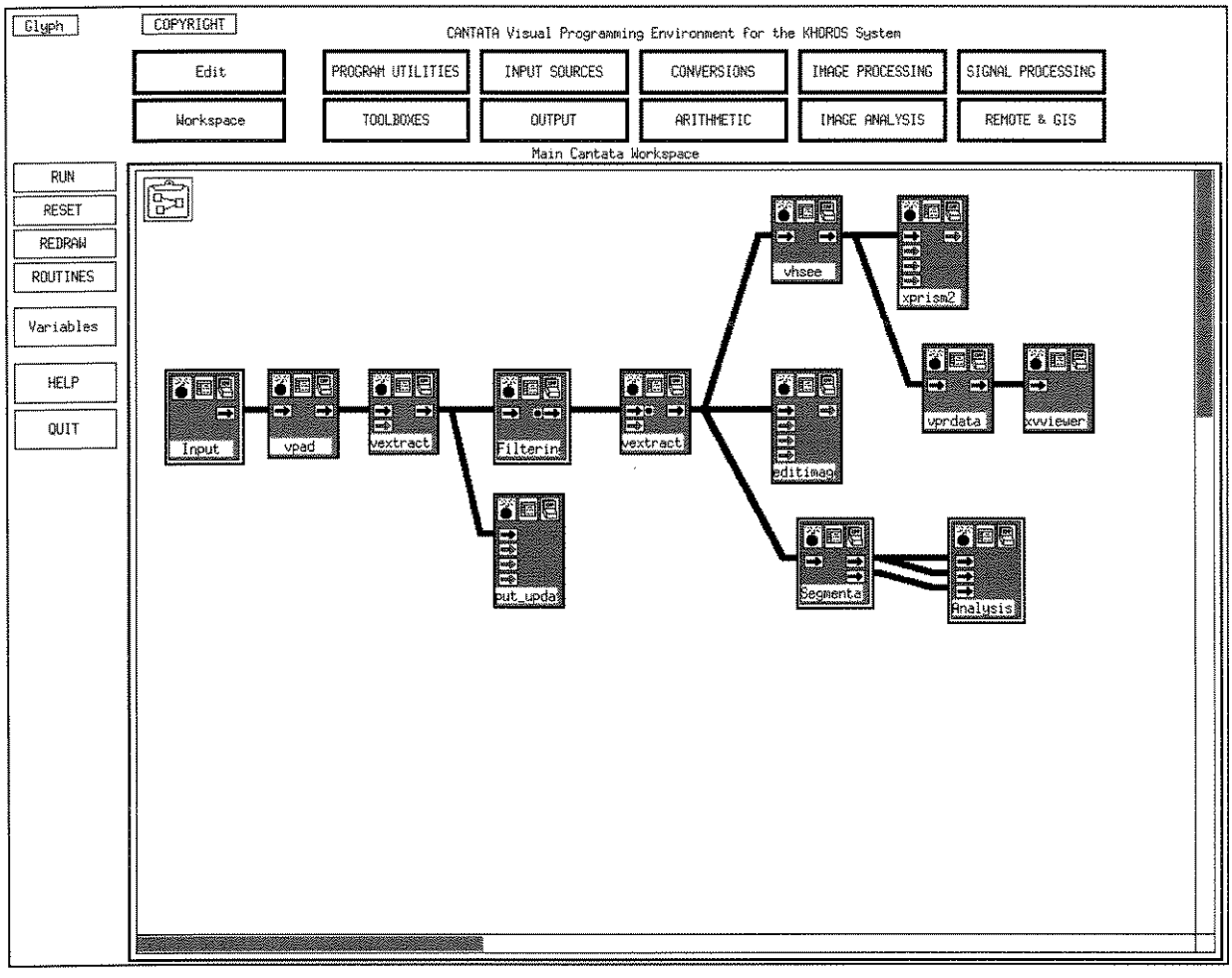


Figura 5.30 - *Workspace* implementado para a caracterização do aço-ferramenta M2 modificado.

Este *workspace* é constituído por uma sequência de várias operações (rotinas) e subprogramas denominados de procedimentos ***Input***, ***Filtering***, ***Segmentation*** e ***Analysis***. Cada um desses procedimentos, também, é composto por uma sequência de operações, sendo que cada uma dessas possui uma função específica e definida dentro do programa modular principal. A utilidade de cada uma das rotinas que compõe o *workspace* implementado será descrita a seguir.

A imagem original correspondente (micrografia) foi digitalizada com uma resolução de 150 *dpi* (150 pontos por polegada), 8 *bits* por *pixel* (256 níveis de cinza) e, processada num tamanho de 577 por 435 *pixels*. A figura 5.31 apresenta a microestrutura característica da amostra do material analisado. Esta microestrutura representa a estrutura bruta de fusão do aço M2 modificado. Nota-se a fase primária (carbonetos primários em forma de partículas de *NbC*, escuras e grandes) dispersa na matriz do eutético de ferrita (fase clara) e *NbC* (carbonetos eutéticos em forma de linhas escuras, ponteadas).

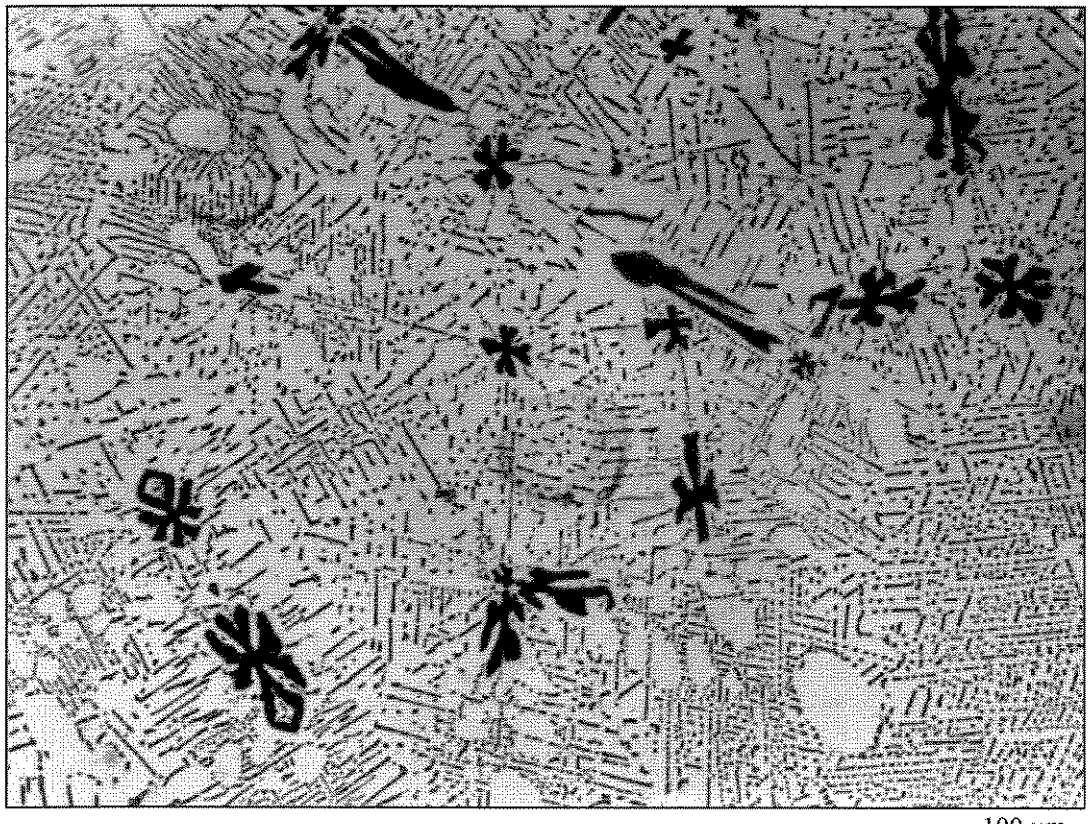


Figura 5.31 - Estrutura bruta de fusão do aço-ferramenta M2 modificado. 100 μm

Após a execução do procedimento ***Input*** (figura 5.1), foi efetuada na imagem digital uma operação de ampliação da altura (rotina *vpad*). Esta operação copia para uma nova imagem uma área da imagem de entrada (577 *pixels* por 435 *pixels*), considerando como referência o canto superior esquerdo (x,y). A nova imagem gerada possui um tamanho definido em 577 *pixels* de largura e 512 *pixels* de altura.

Em seguida, foi efetuada no programa principal (figura 5.31) uma operação (rotina *vextract*) que definiu o campo de análise em 512 por 512, representando o número de *pixels* da largura e altura da imagem digitalizada, considerando como referência, o canto superior esquerdo [(x,y) = (50,0)].

Esta operação foi realizada com a finalidade de tornar a imagem original de tamanho 2^n, pois isto é condição essencial para que se possa implementar filtros de frequência, baseados na transformada de *Fourier*.

A imagem resultante desta operação é visualizada através da rotina *put_update* e mostrada na figura 5.32. A faixa resultante da ampliação do tamanho da imagem pela rotina *vpad*, assume o valor de nível de cinza 200, próximo ao valor médio da imagem (figura 5.31).

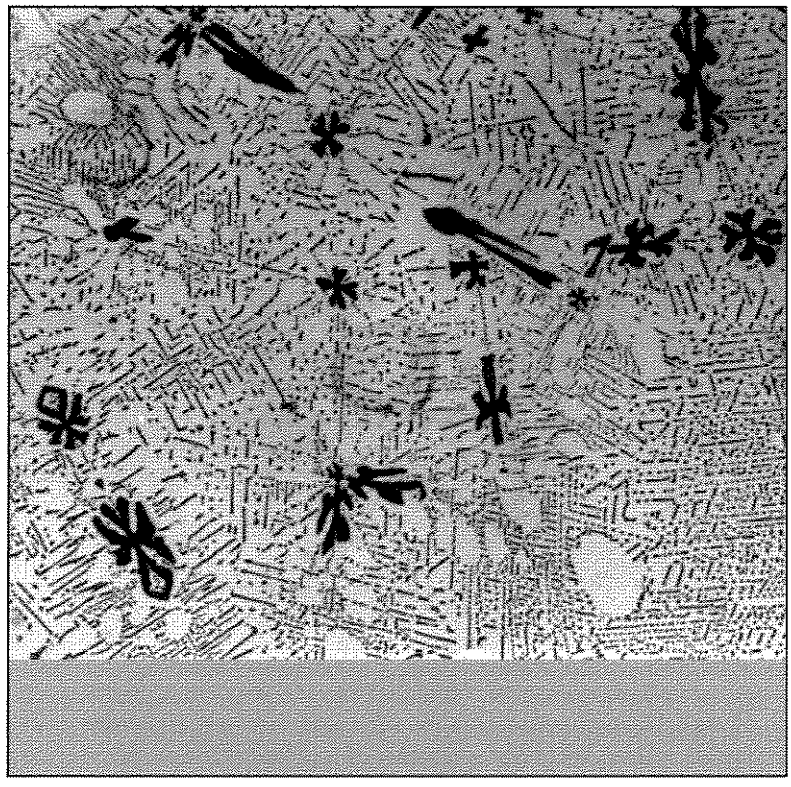


Figura 5.32 - Imagem ampliada com relação a imagem original, definindo o tamanho de 512 por 512 *pixels*.

Em seguida, foi executada na imagem digital (figura 5.32) uma operação de filtragem passa-alta no domínio da frequência, procedimento ***Filtering*** (etapa de pré-processamento), figura 5.33. O objetivo da aplicação de um filtro passa-altas frequências é salientar os componentes de alta frequência da transformada discreta de *Fourier*, de modo a eliminar as variações de intensidade (heterogeneidade de brilho) presentes na imagem da figura 5.32.

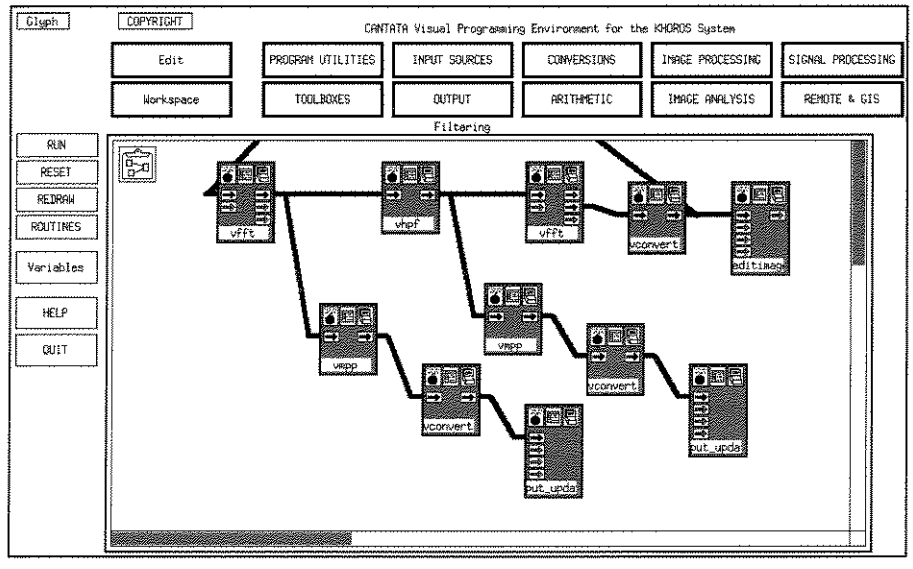


Figura 5.33 - Procedimento ***Filtering***.

Este procedimento é realizado através do emprego da tranformada direta de *Fourier*, representada pela rotina *vfft*, associada com um filtro passa-altas frequências, rotina *vhpf* e com a transformada inversa de *Fourier*, rotina *vfft*. Após, na imagem resultante foi efetuada uma operação de conversão de formato de arquivo, de *float* para *byte*, rotina *vconvert*.

Utilizando a rotina *vmpp* para calcular a magnitude da transformada discreta de *Fourier* no procedimento ***Filtering***, figura 5.33, foi possível obter e visualizar os espectros de *Fourier* das imagens correspondentes.

A figura 5.34-(a) apresenta o espectro de *Fourier* da imagem visualizada na figura 5.32. E, a figura 5.34-(b) apresenta o espectro de *Fourier* da imagem após a aplicação do filtro passa-altas frequências. Neste espectro pode-se observar que com a utilização do filtro passa-alta foram fortemente atenuadas todas as frequências que passam dentro do círculo de raio de corte D_o. Contudo, as frequências que passam por fora do círculo foram preservadas.

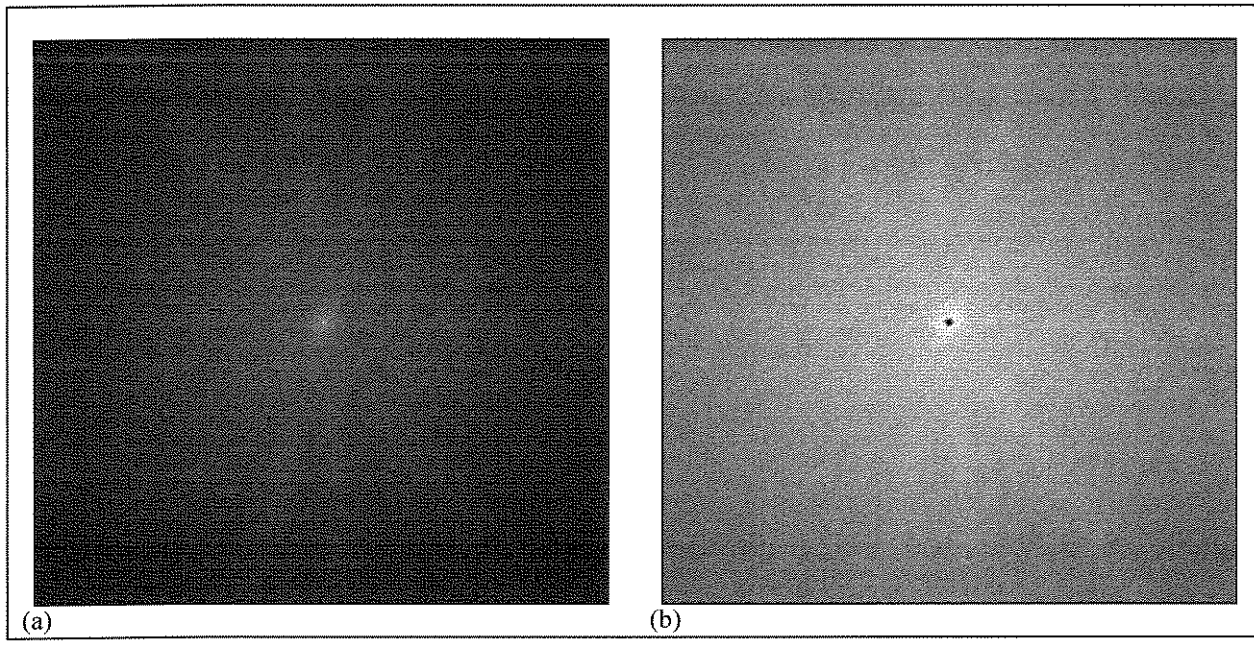


Figura 5.34 - (a) Espectro de *Fourier* da imagem original; (b) Espectro de *Fourier* da imagem filtrada.

A figura 5.35 mostra o resultado da aplicação do filtro passa-alta, com destaque para o realce das características. O filtro utilizado é de ordem n igual a "6" e, com frequência de corte D_o igual a "0,02" (item 2.5.3).

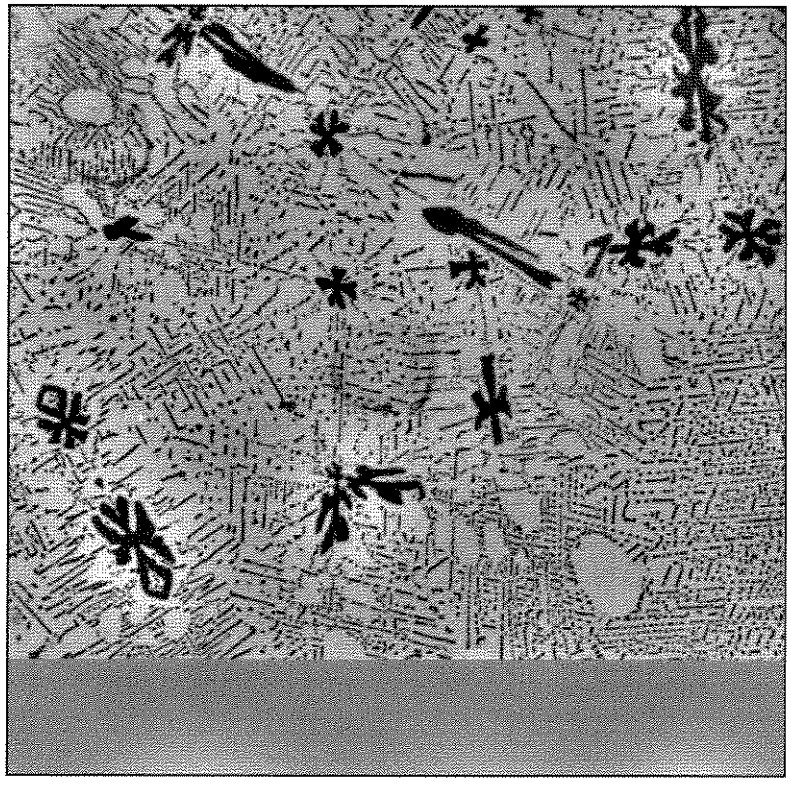


Figura 5.35 - Resultado da aplicação de um filtro passa-alta frequência, onde se observa o realce da imagem.

A imagem resultante (figura 5.35) apresenta as partículas escuras em um *background* com brilho mais homogêneo, comparando com a imagem original, figura 5.31. Esta imagem reune as condições necessárias, adequadas à execução da próxima etapa de segmentação.

Em seguida, foi executada no programa principal, figura 5.30, uma operação (rotina *vextract*) que eliminou da imagem filtrada, figura 5.35, a faixa em níveis de cinza adicionada pela rotina *vpad*. Assim, a imagem retorna às suas características originais com um tamanho de 512 por 435 *pixels*. A imagem resultante desta operação é visualizada através da rotina *editimage* e mostrada na figura 5.36-(a). Esta imagem serve como base para a execução das próximas etapas da metodologia desenvolvida e implementada.

A seguir, no procedimento ***Segmentation*** (etapa de segmentação), figura 5.37, realizou inicialmente a operação de limiarização da imagem filtrada, rotina *vthresh*, cujo objetivo principal foi a seleção dos carbonetos de *Nb*.

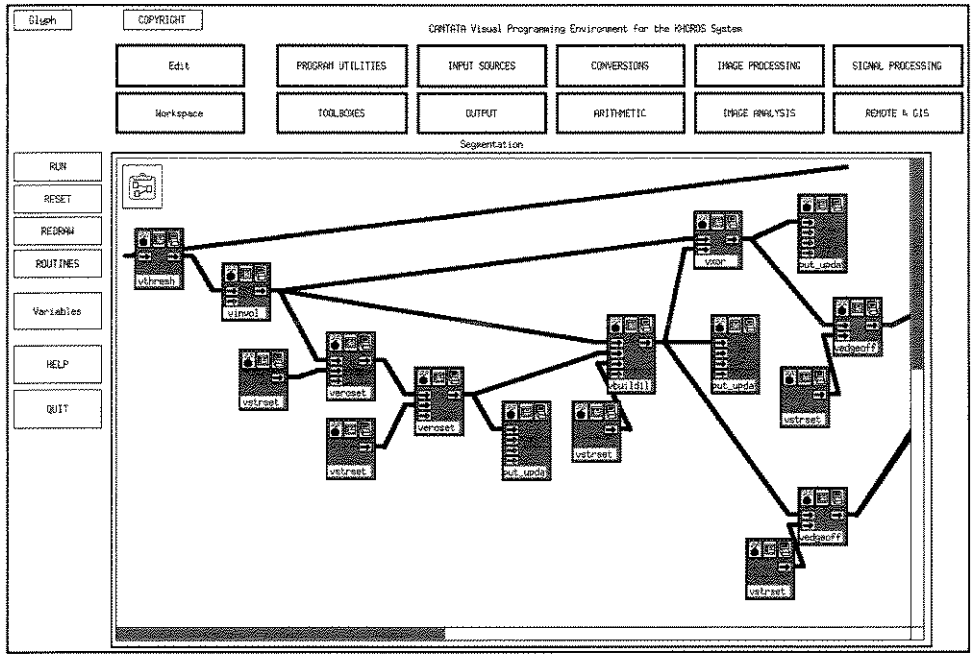


Figura 5.37 - Procedimento ***Segmentation***.

Com essa finalidade, a figura 5.36-(b) mostra o histograma de níveis de cinza da imagem filtrada após a rotina *vextract*, figura 5.36-(a), obtido e visualizado através da utilização em sequência das rotinas *vhsee* e *xprism2*.

O histograma obtido apresenta dois picos relativos aos carbonetos *Nb* e a matriz do eutético de ferrita, portanto, a seleção adequada dos carbonetos realiza-se através do ponto de frequência mínimo entre os dois picos.

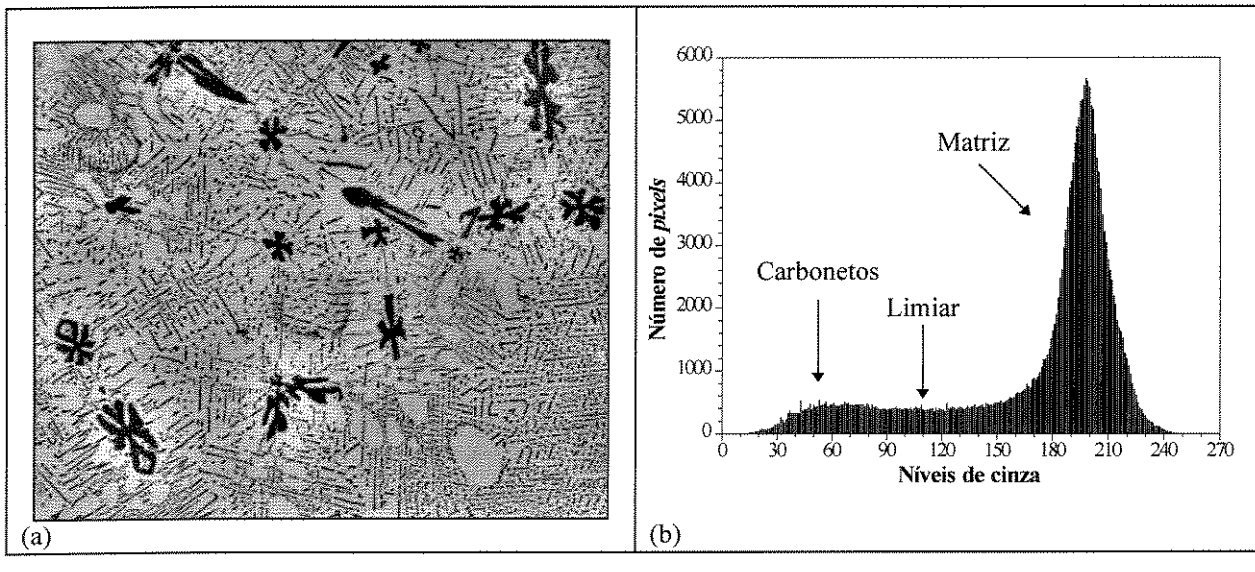


Figura 5.36 - (a) Imagem filtrada do aço M2 modificado; (b) Histograma gerado depois do procedimento ***Filtering***, mostrando os picos de interesse e a escolha do nível de limiarização.

Como esses carbonetos aparecem na imagem na forma de partículas escuras, opondo a matriz de tonalidade mais clara, eles podem ser selecionados de acordo com o seu nível de cinza.

Com isso, foi escolhido o valor 110 como nível de limiarização, em relação a imagem apresentada na figura 5.36-(a). Este valor representa o limiar de separação dos objetos de interesse (carbonetos de *Nb*), e do *background* da imagem processada (matriz do eutético de ferrita).

Assim, a operação de limiarização possibilitou a identificação de todos os *pixels* que constituem os objetos de interesse (carbonetos de *Nb*), contidos na imagem analisada.

Após, na imagem binária efetuou-se uma operação de inversão (involução) através da rotina *vinvol*, com o objetivo de tornar os carbonetos (originalmente pretos) nos objetos principais (brancos) a serem processados pelas operações seguintes. Após a execução desta operação a imagem resultante é do tipo binário, como apresentado na figura 5.38. Nota-se que os carbonetos aparecem como regiões brancas na imagem binária.

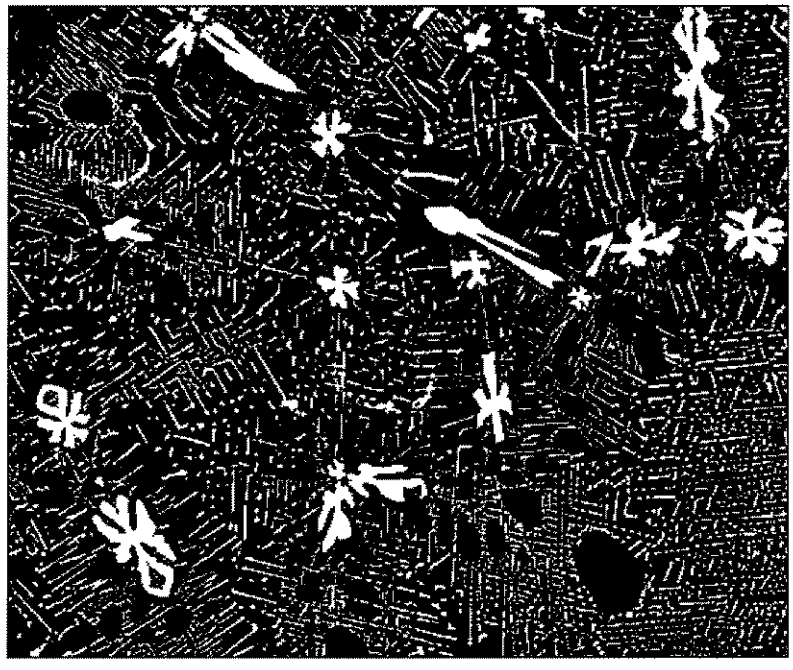


Figura 5.38 - Imagem binária invertida.

Em seguida, no programa implementado (procedimento ***Segmentation***), figura 5.37, executou-se uma sequência de operações de modo a distinguir entre os dois tipos de carboneto de *Nb* presente na imagem binária invertida, figura 5.38.

Neste caso, o processo de discriminação baseou-se essencialmente na diferença de tamanhos existente entre os carbonetos. Estes carbonetos de tamanhos bem distintos permitem a realização de um número adequado de erosões (rotinas *vstrset* e *veroset*) na imagem binária, consequentemente, os carbonetos eutéticos de tamanhos menores do que os carbonetos primários serão totalmente eliminados.

A figura 5.39 mostra o resultado alcançado pela execução das operações de erosão na imagem binária invertida, figura 5.38.

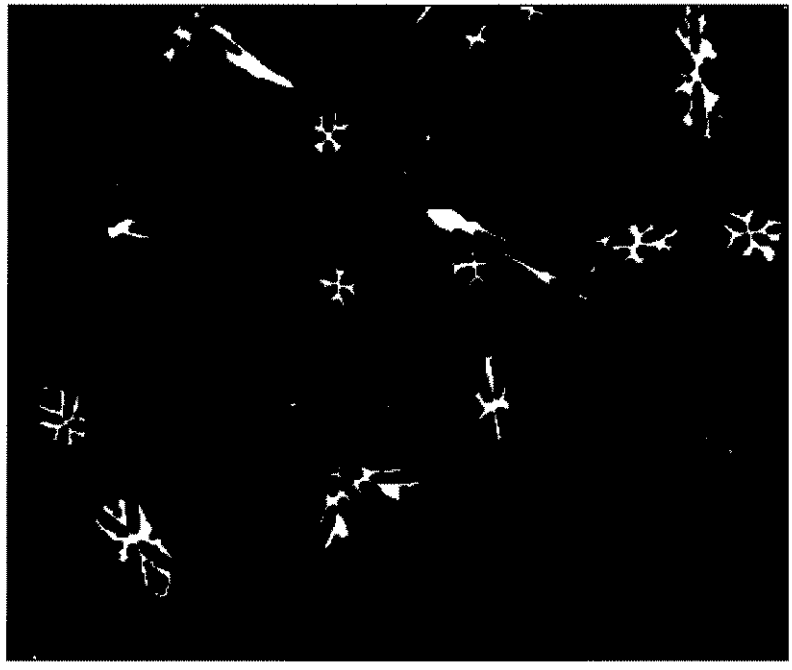


Figura 5.39 - Imagem erodida sem a presença dos carbonetos de *Nb* eutéticos.

Nota-se que a operação morfológica de erosão também reduz o tamanho e altera a forma dos carbonetos de *Nb* primários. Assim, depois que todos os carbonetos eutéticos tenham sido eliminados, efetuou-se na imagem, figura 5.39, uma operação de reconstrução por dilatação (rotina *vbuildil*) em relação a imagem binária invertida, figura 5.38. Esta operação foi realizada com a finalidade de reconstruir os carbonetos de *Nb* primários, em termos de seus tamanhos e formas originais, a partir das sementes presentes na imagem erodida, figura 5.39. A figura 5.40 apresenta a imagem resultante desta operação, visualizada através da rotina *put_update*.

Figura 5.40 - Imagem binária mostrando os carbonetos de *Nb* primários reconstruídos.

Na sequência, efetuou-se uma operação lógica "ou exclusivo" (rotina *vxor*), cujo efeito prático, foi subtrair da imagem binária invertida, figura 5.38, a imagem dos carbonetos primários, figura 5.40. Assim, obteve-se uma nova imagem contendo somente os carbonetos de *Nb* eutéticos. O resultado da operação é apresentado na figura 5.41.

As duas imagens das figuras 5.40 e 5.41 serviram para a caracterização completa dos dois tipos de precipitados.

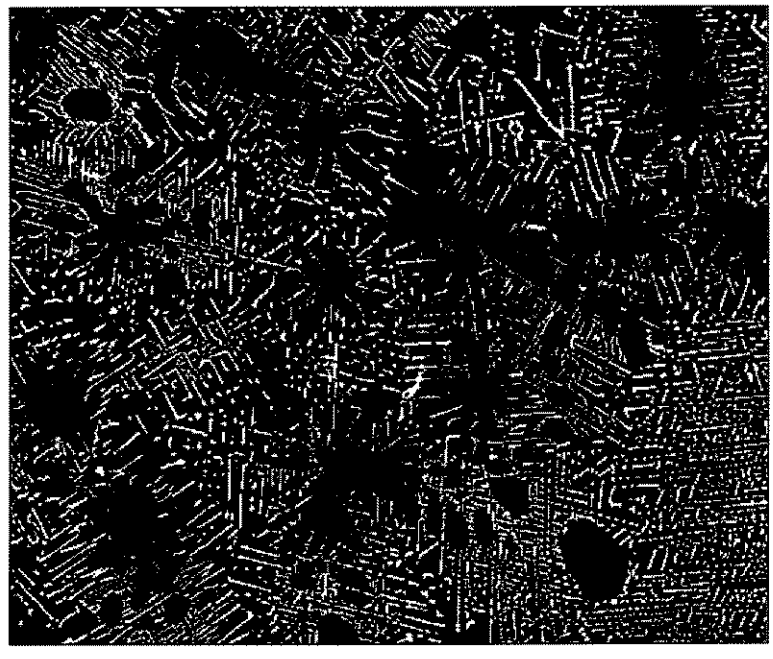


Figura 5.41 - Imagem binária mostrando somente os carbonetos de *Nb* eutéticos.

Após a distinção de cada tipo de carboneto de *Nb* presente na imagem binária invertida, figura 5.38, efetuaram-se duas operações de morfologia matemática (rotinas *vedgeoff*), em relação as imagens 5.40 e 5.41. Estas operações foram realizadas com a finalidade de remover os carbonetos de *Nb* em contato ou intersectadas pela borda das imagens segmentadas. Entretanto, estas operações são de caráter opcional, pois somente foram executadas na determinação do tamanho (área real em μm^2) dos diversos carbonetos. Assim, os carbonetos de *Nb* incompletos não são considerados no referido cálculo.

Com isso, as várias operações que foram aplicadas sucessivamente nas etapas anteriores permitiram, a partir da execução do procedimento ***Analysis***, figura 5.42, identificar (rotina *vlabel*) cada carboneto de *Nb* presente nas imagens segmentadas, e realizar as etapas de extração de dados (rotina *vshape*) e representação. Este processamento foi realizado de forma paralela para cada tipo de carboneto de *Nb* presente.

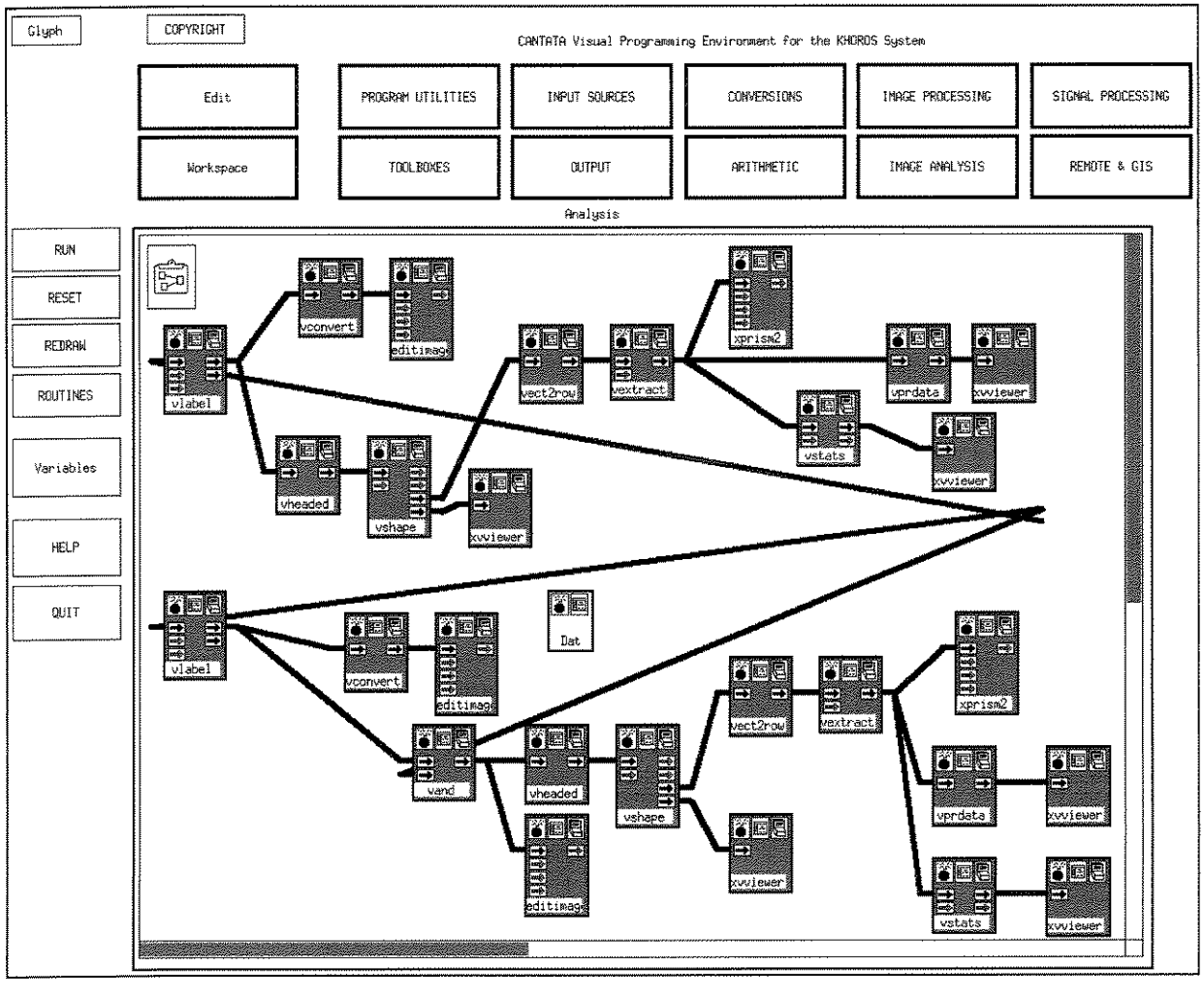


Figura 5.42 - Procedimento ***Analysis***.

A figura 5.43 mostra os carbonetos de *Nb* primários identificados. Esta identificação é visível em função de cada carboneto possuir um nível de cinza diferente, permitindo desta forma, a caracterização de cada carboneto individualmente. O mesmo resultado foi alcançado para os carbonetos eutéticos.

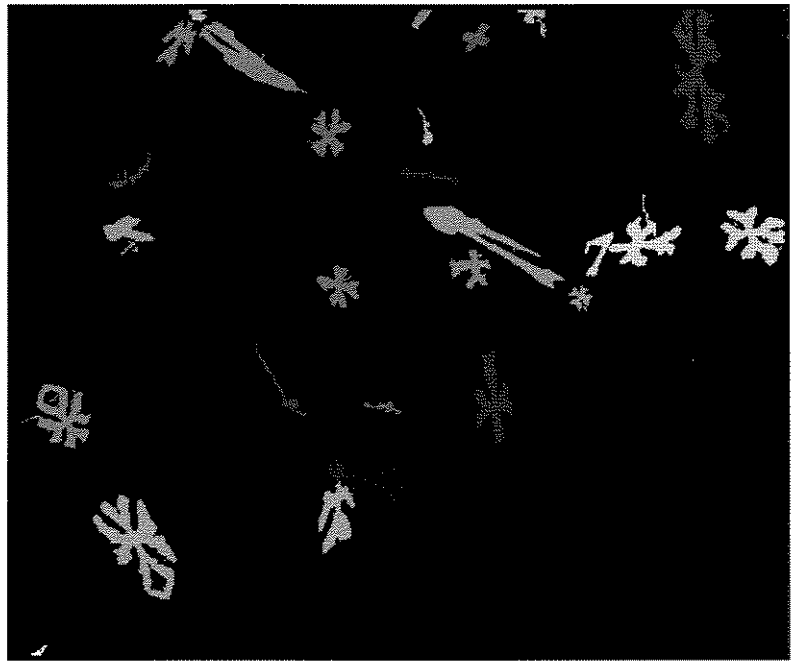


Figura 5.43 - Imagem mostrando os carbonetos de *Nb* primários identificados.

A representação dos dados obtidos foi realizada na forma de gráficos, histogramas e tabela de valores estatísticos, sendo apresentados a seguir.

5.3.2.3. **Resultados e Discussão**

Com a execução do procedimento ***Analysis*** (etapas de extração de dados e representação), figura 5.42, os parâmetros de interesse foram obtidos. No caso específico da imagem mostrada na figura 5.43, as informações mais importantes (parâmetros globais) estão relacionadas com a fração volumétrica. Esta foi determinada através da fração em área relativa ao *background* de cada imagem segmentada correspondente, figuras 5.40 e 5.41, respectivamente. Assim, os resultados encontrados para a fração volumétrica são: 5,80 % para os carbonetos primários e 15,03 % para os carbonetos eutéticos.

Os cálculos para a determinação do tamanho (área real em μm^2) dos carbonetos de *Nb* foram realizados de maneira equivalente aos efetuados no item 5.2.2.3.

Os dados obtidos relacionados com o tamanho (área real da superfície) de cada um dos carbonetos de *Nb* identificados (primários e eutéticos) são apresentados nos gráficos da figura 5.44.

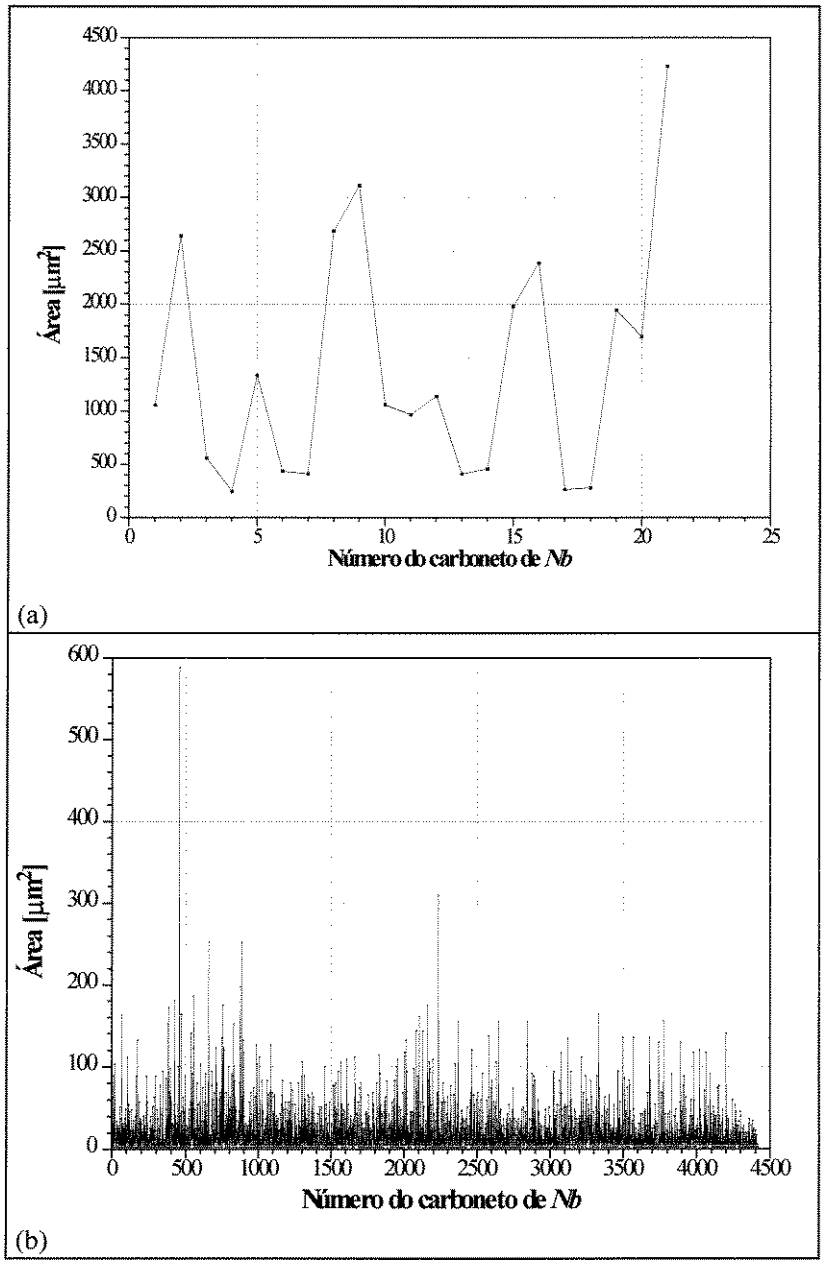


Figura 5.44 - Resultados obtidos do tamanho dos carbonetos de *Nb* identificados: (a) Primários; (b) Eutéticos.

A distribuição por classe de tamanho em termos de área real de cada tipo de carboneto, pode ser analisada através dos histogramas correspondentes, apresentados na figura 5.45.

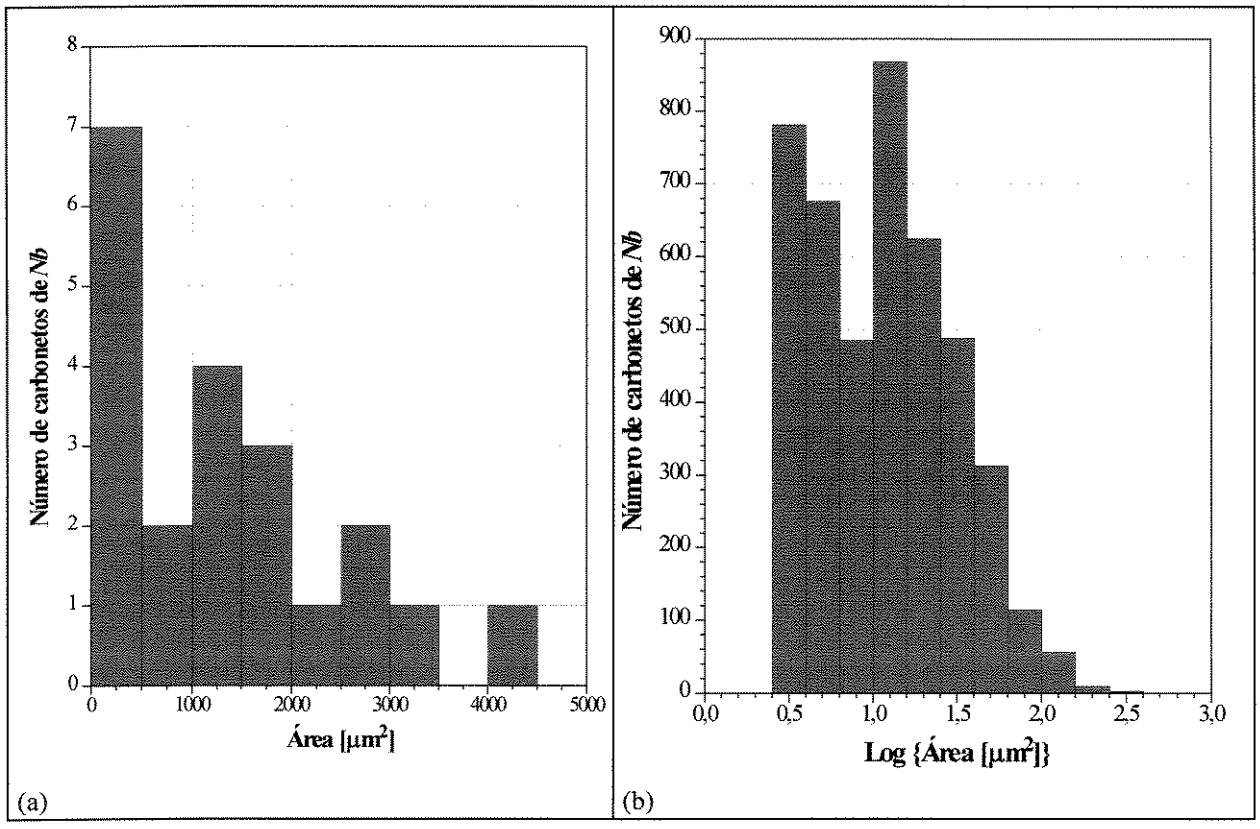


Figura 5.45 - Histogramas por classe de tamanhos em função da área real: (a) Carbonetos primários em escala linear; (b) Carbonetos eutéticos em escala logarítmica.

Os dados estatísticos correspondentes a cada tipo de carboneto de *Nb* apresentam-se na tabela 5.6.

Tabela 5.6 - Principais valores obtidos da caracterização dos carbonetos de *Nb*.

Parâmetros analisados	**Resultados obtidos**	
	Carbonetos primários	**Carbonetos eutéticos**
Número de carbonetos analisados sem *edgeoff*	27	4527
Número de carbonetos analisados com *edgeoff*	21	4420
Área real média	1394,91 μm^2	18,72 μm^2
Área real mínima	243,73 μm^2	2,87 μm^2
Área real máxima	4229,38 μm^2	587,81 μm^2
Fração volumétrica dos carbonetos de *Nb*	5,80 %	15,03 %

O programa desenvolvido e implementado permitiu uma caracterização automática dos carbonetos de *Nb* em uma microestrutura do aço-ferramenta M2 modificado. Com isso, obteve-se de forma precisa parâmetros globais relacionados com o tamanho médio (área real da superfície) e com a fração volumétrica. Como também, foi possível obter parâmetros específicos relacionados com o tamanho individual de cada tipo de carboneto de *Nb*.

Em função da aplicação do programa desenvolvido e implementado na análise da microestrutura do material considerado, puderam ser elaborados alguns comentários e conclusões.

1. A escolha do nível mais adequado de limiar para a realização da operação de limiarização baseou-se na utilização do histograma mostrado na figura 5.35-(b). Este processo foi realizado de forma interativa.

2. No procedimento ***Analysis***, figura 5.42, ocorreu um problema com a identificação dos carbonetos primários de *Nb*, rotina *vlabel*. Alguns carbonetos continham em seu interior pequenas regiões que fazem parte da matriz do eutético de ferrita, mas essas eram identificadas pela rotina *vlabel* como sendo carbonetos de *Nb*, não correspondendo a realidade.

A solução deste problema foi alcançada utilizando a operação lógica "and" (rotina *vand*) no processamento. Nesta operação uma das entradas é a imagem rotulada (*vlabel*) e, a outra entrada é a imagem segmentada, figura 5.40.

Desta forma, as regiões consideradas erroneamente como carbonetos de *Nb* pela rotina *vlabel* foram removidas da imagem rotulada. Com isso, o problema foi totalmente solucionado, possibilitando obter resultados exatos a partir do programa modular implementado, figura 5.29.

5.3.3. **Biocerâmica Hidroxiapatita**

5.3.3.1. **Introdução**

No caso específico de cerâmicas, a preparação de amostras para análise microestrutural (ceramografia) é, via de regra, difícil e problemática e, nem sempre o resultado obtido permite uma boa observação visual das mesmas. Isto devido às dificuldades de lixamento, polimento (elevada dureza e resistência ao desgaste) e ataque químico (inércia química), como também, à baixa reflexão e definição dos constituintes microestruturais, tais como: contornos de grão ou precipitados, ocasionando um baixo contraste.[87-89] Este problema constitui num dos principais desafios a ser superado pela metodologia desenvolvida e implementada nesta aplicação.

Nesta aplicação será abordada uma classe de cerâmicas avançadas com funções em biotecnologia (biocerâmicas), conhecidas como cerâmicas de fosfato de cálcio, mas especificamente a hidroxiapatita. As biocerâmicas tem como utilização básica a substituição e\ou reparação de partes enfermas e\ou acidentadas da estrutura do esqueleto humano (tecidos duros), tais como: ossos e dentes.

A hidroxiapatita é o composto químico com fórmula $\{Ca_{10}(PO_4)_6(OH)_2\}$. Este composto apresenta um elevado potencial de aplicações clínicas em função da combinação de suas propriedades. Isto é consequência direta da hidroxiapatita ser o principal constituinte da fase mineralizada do osso natural, portanto, capaz de participar ativamente do equilíbrio cálcio/fosfato no organismo.

No entanto, o tamanho e a distribuição das partículas de 2ª fase β-*TCP* (β - tricálcio fosfato), de fórmula química $\{Ca_3(PO_4)_2\}$, influenciam diretamente as propriedades da hidroxiapatita e, consequentemente, suas características. [90,91]

A presente aplicação implementa as técnicas de processamento e análise de imagens para caracterização microestrutural de um compacto denso de hidroxiapatita, contendo partículas de β-*TCP*.

Este compacto tinha sido produzido anteriormente por *Silva*,[91] através de um processo de prensagem a seco em matriz metálica (pressão máxima de 150 MPa) e sinterizado numa temperatura de 1250°C por 3,5 horas. A preparação para observação da microestrutura incluiu um polimento de até 1 μm, sem ataque químico. As micrografias utilizadas foram obtidas por microscopia óptica de reflexão de uma seção polida do material.

5.3.3.2. **Implementação da Metodologia**

O procedimento efetuado é apresentado na figura 5.46 e descrito com particularidades a seguir.

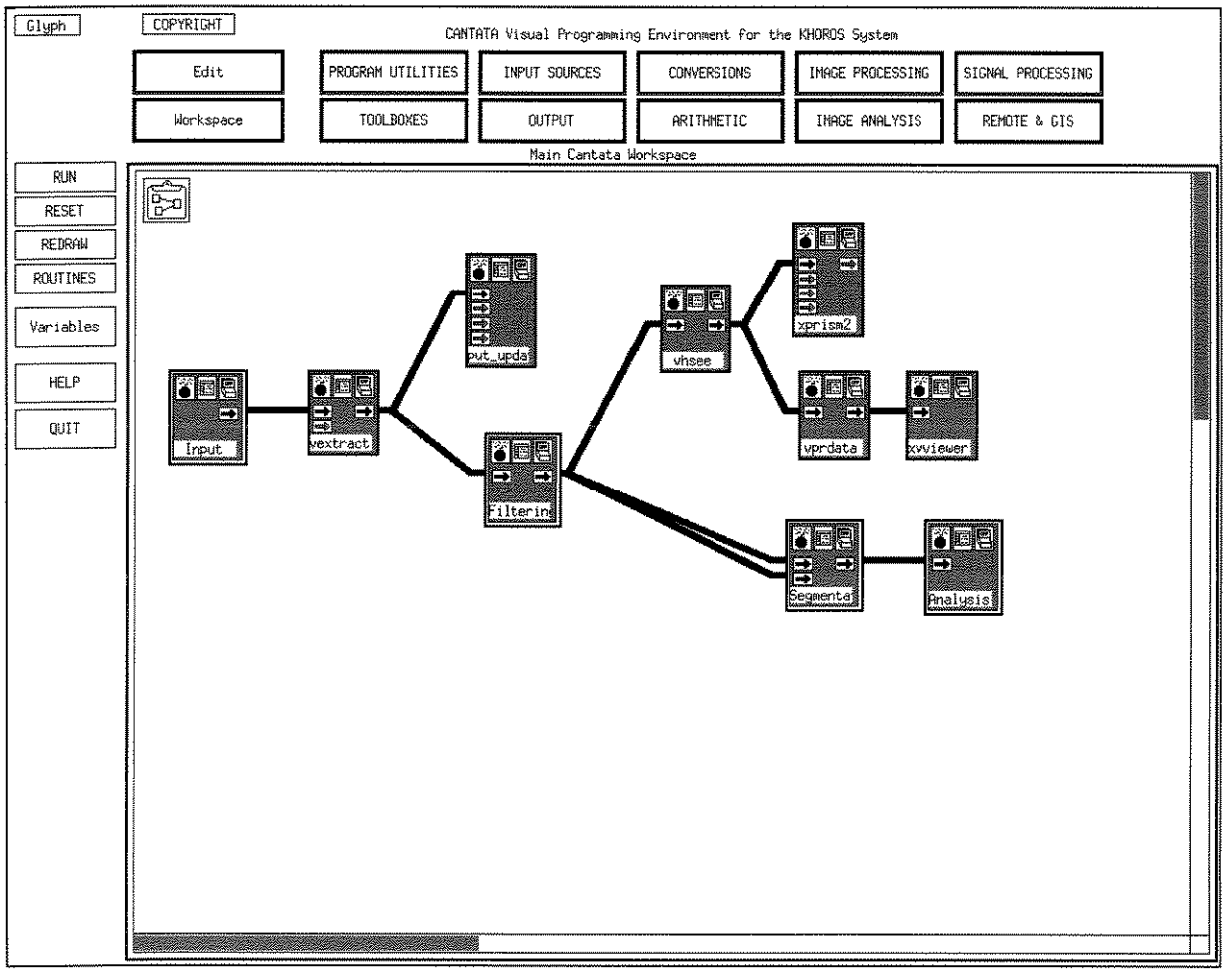


Figura 5.46 - *Workspace* implementado para a caracterização de um compacto denso de hidroxiapatita.

A imagem original analisada (fotomicrografia) foi digitalizada com uma resolução de 300 *dpi* (300 pontos por polegada), 8 *bits* por *pixel* (256 níveis de cinza) e, definida num tamanho de 1368 por 871 *pixels*. A figura 5.47 mostra a microestrutura característica de um compacto sinterizado de hidroxiapatita. Pode-se observar as partículas de 2ª fase β-*TCP* dispersas na matriz de hidroxiapatita. Esta imagem apresenta heterogeneidade de brilho e ruído, como também, não se percebe diferenças de tonalidade entre a matriz e as partículas, o que dificulta principalmente a sua distinção.

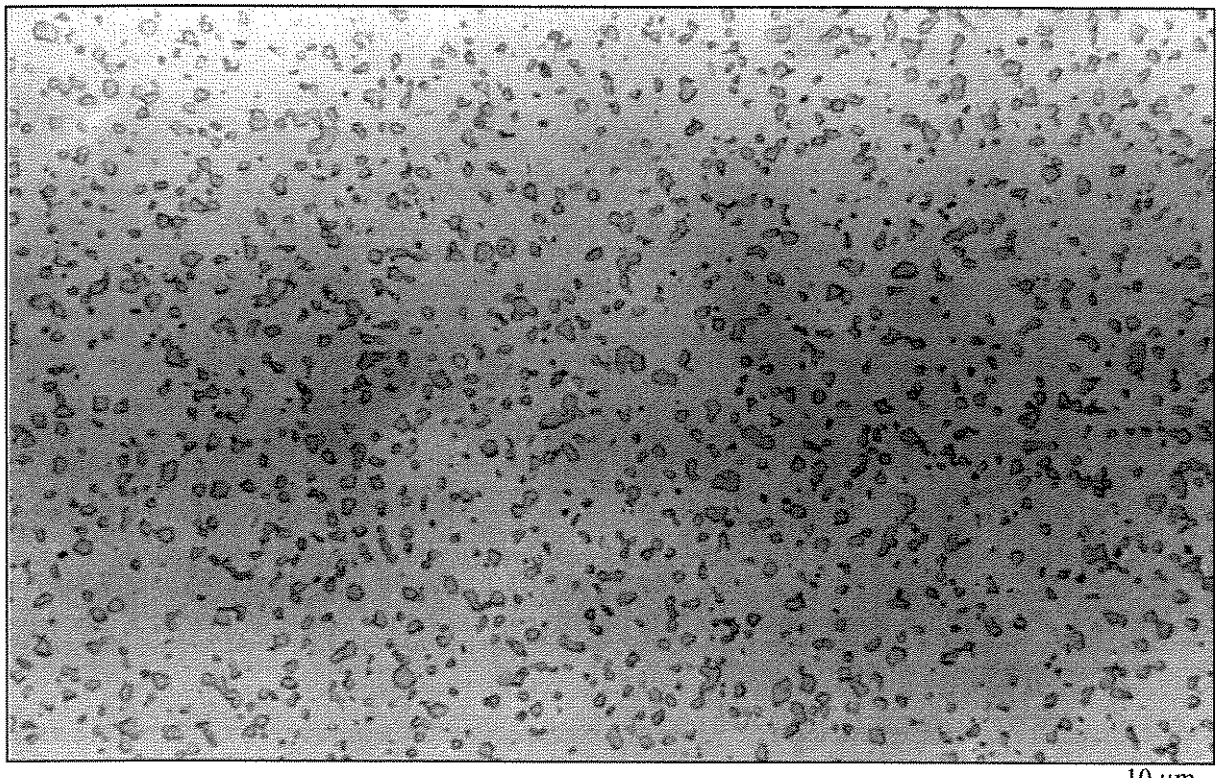


Figura 5.47 - Microestrutura típica de um compacto sinterizado de hidroxiapatita.

Com a execução do procedimento ***Input***, figura 5.1, foi efetuado no programa modular principal, figura 5.48, uma operação (rotina *vextract*) que definiu o campo de análise em 512 por 512, o número de *pixels* da largura e altura da imagem digital, considerando como referência o canto superior esquerdo [(x,y) = (700,0)]. Esta nova imagem gerada é considerada uma subimagem da imagem anterior à operação.

Esta operação foi executada com o objetivo de tornar a imagem original com um tamanho 2^n (512 por 512 *pixels*).

A imagem resultante desta operação é visualizada através da rotina *put_update*, e apresentada na figura 5.48.

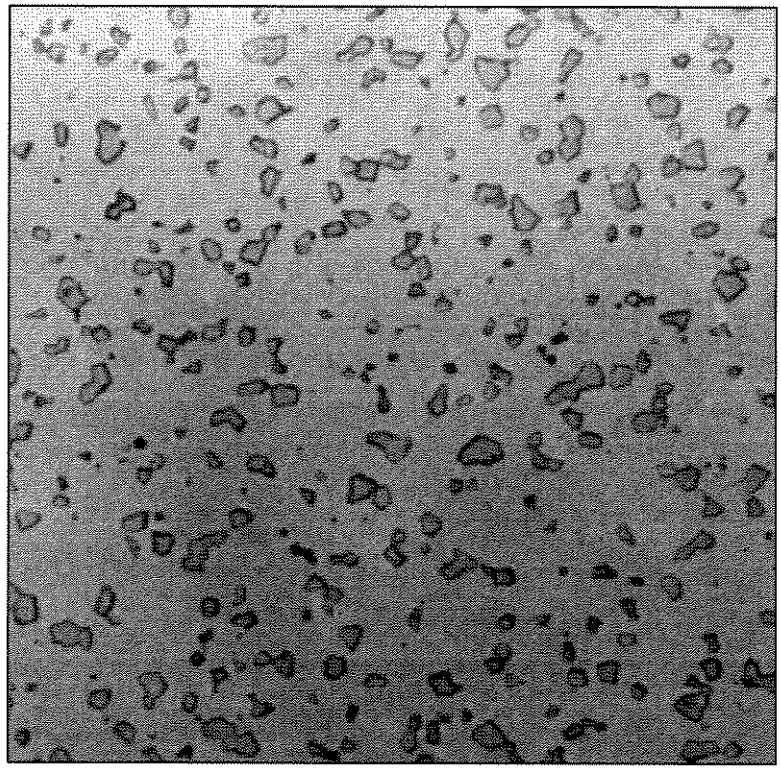


Figura 5.48 - Subimagem da imagem original, com tamanho de 512 por 512 *pixels*.

Em seguida, foi executada na subimagem original, figura 5.48, uma filtragem passa-alta no domínio da frequência, procedimento ***Filtering*** (etapa de pré-processamento), figura 5.49. O objetivo da aplicação de um filtro passa-altas frequências na imagem da figura 5.48 é salientar os componentes de alta frequência da transformada discreta de *Fourier*, de modo a eliminar as variações de intensidade presentes (heterogeneidade de brilho).

Este procedimento é efetuado através da utilização da tranformada direta de *Fourier*, representada pela rotina *vfft*, associada com um filtro passa-altas frequências, rotina *vhpf*, que por sua vez também está associado a transformada inversa de *Fourier*, rotina *vfft*. Após, na imagem resultante das operações é executada uma operação de conversão de formato de arquivo (rotina *vconvert*), de *float* para *byte*.

O pré-processamento é importante porque possibilita a etapa seguinte de segmentação, a qual é uma operação extremamente sensível as variações de intensidade.

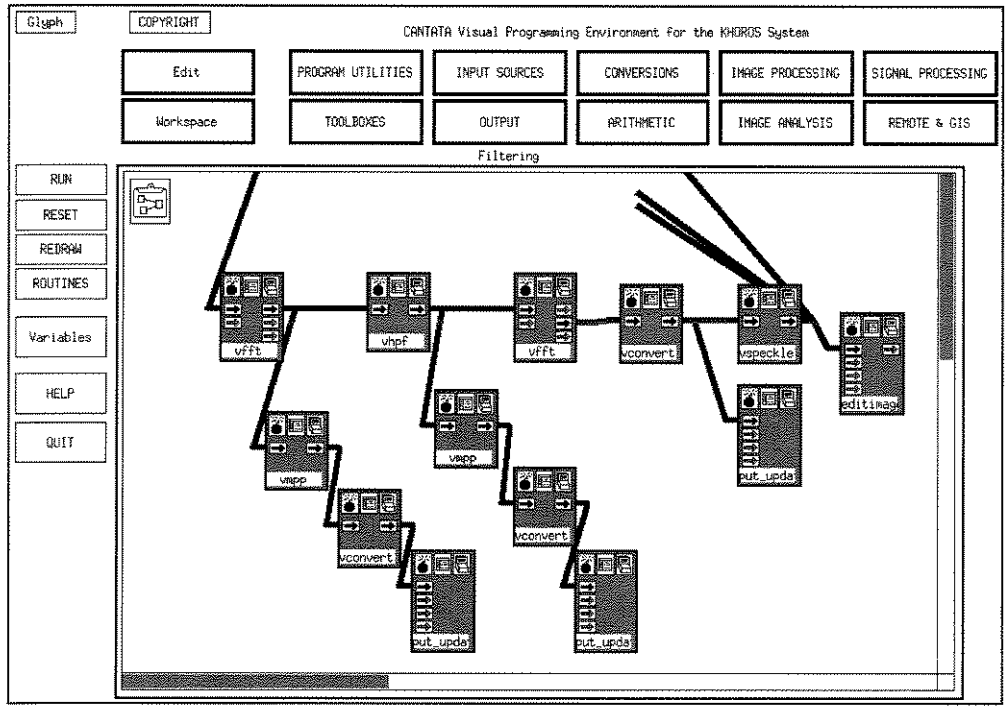


Figura 5.49 - Procedimento ***Filtering***.

A figura 5.50 apresenta o resultado da aplicação do filtro passa-alta, com destaque para o brilho global que se tornou mais homogêneo e a melhora no contraste dos contornos das partículas de β-*TCP*, comparando-se com a imagem apresentada na figura 5.48. Esta imagem, visualizada através da utilização da rotina *put_update*, reúne as condições necessárias adequadas a execução da próxima etapa do processamento: a segmentação. O filtro utilizado é de ordem n igual a "1" e com frequência de corte D_o igual a "0,25" (item 2.5.3).

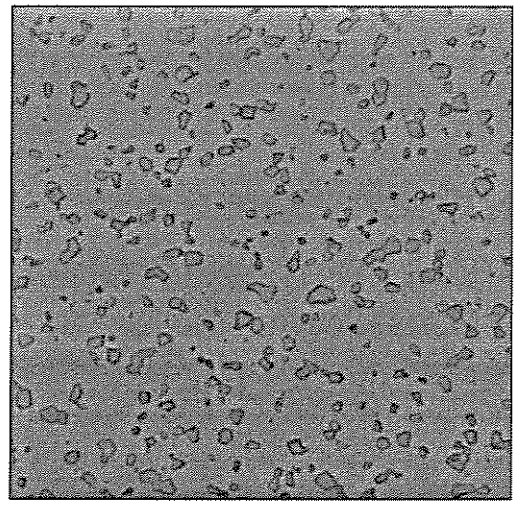


Figura 5.50 - Resultado da aplicação de um filtro passa-alta frequência na imagem original.

Utilizando a rotina *vmpp* para calcular o logaritmo da magnitude da transformada discreta de *Fourier* (procedimento ***Filtering***), foi possível obter e visualizar os espectros de *Fourier* das imagens correspondentes. Desta forma, a figura 5.51-(a) apresenta o espectro de *Fourier* da imagem visualizada na figura 5.48. E, a figura 5.51-(b) apresenta o espectro de *Fourier* da imagem após a aplicação do filtro passa-altas frequências, mostrada na figura 5.50. Neste espectro pode-se observar que com a utilização do filtro passa-alta foram atenuadas as frequências que passam dentro do círculo de raio de corte D_o. No entanto, as frequências que passam por fora do círculo foram preservadas.

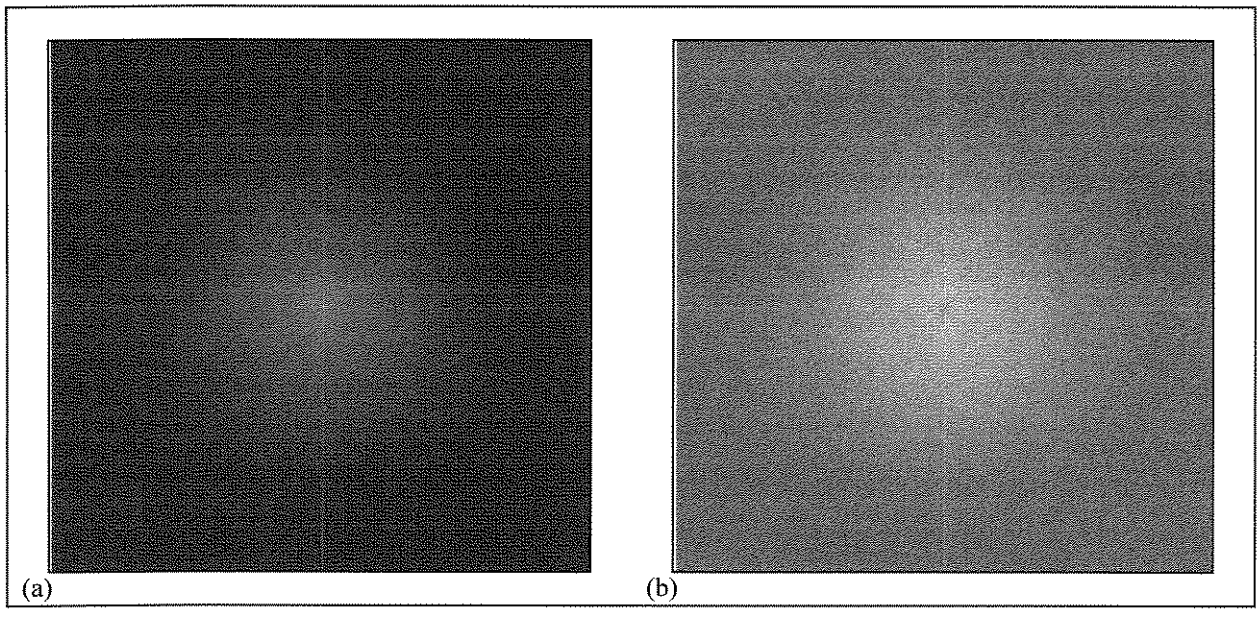


Figura 5.51 - (a) Espectro de *Fourier* da imagem original; (b) Espectro de *Fourier* da imagem filtrada.

Em seguida, foi executada na imagem da figura 5.50, procedimento ***Filtering***, figura 5.49, uma operação de filtragem no domínio espacial (rotina *vspeckle*). Este filtro espacial foi utilizado com a finalidade de suavizar a imagem, figura 5.50, eliminando o ruído presente no *background*, na forma de pequenas "manchas", como também, criando regiões mais claras em torno das partículas de β-*TCP* que permitiu uma maior evidenciação das mesmas.

A figura 5.52 apresenta o resultado do filtro espacial (rotina *vspeckle*) aplicado na imagem da figura 5.50.

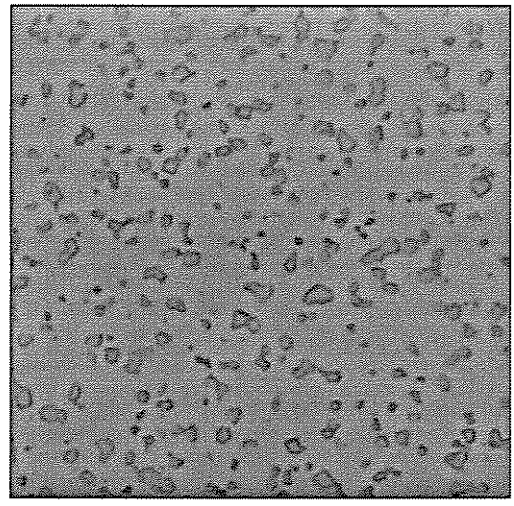


Figura 5.52 - Imagem filtrada pela rotina *vspeckle*, considerando uma única iteração.

A seguir, realizou-se na imagem filtrada, figura 5.52, a operação de limiarização (rotina *vthresh*), procedimento ***Segmentation*** (etapa de segmentação), figura 5.53.

Esta operação foi executada com a finalidade de reconhecer os limites das partículas de β-*TCP*.

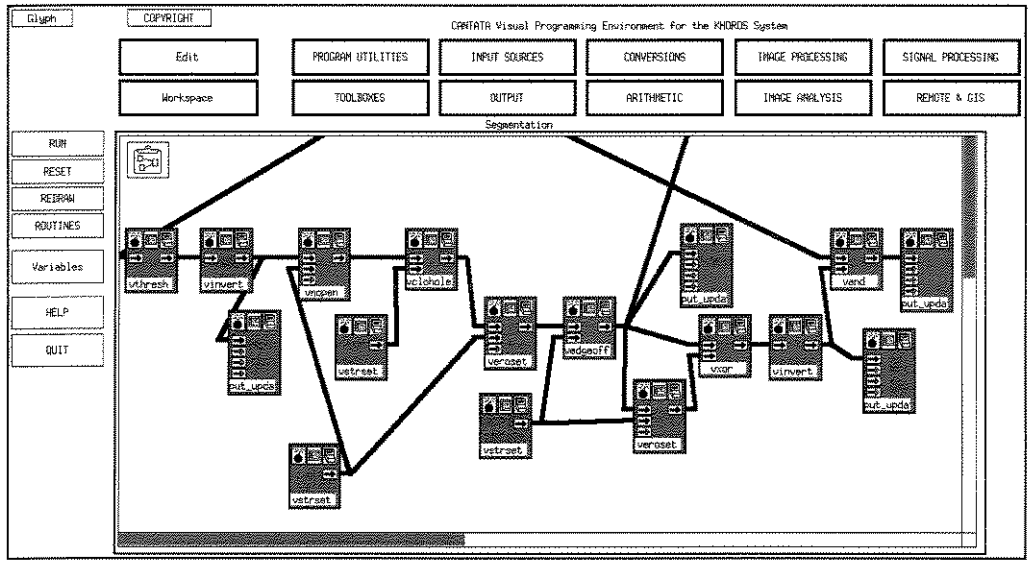


Figura 5.53 - Procedimento ***Segmentation***.

Para isto, a figura 5.54 mostra o histograma de níveis de cinza da imagem apresentada na figura 5.52, obtido e visualizado através da utilização em sequência das rotinas *vhsee* e *xprism2*. As rotinas *vprdata* e *xvviewer* permitem obter e visualizar os pontos (x,y) que geram o histograma da figura 5.54.

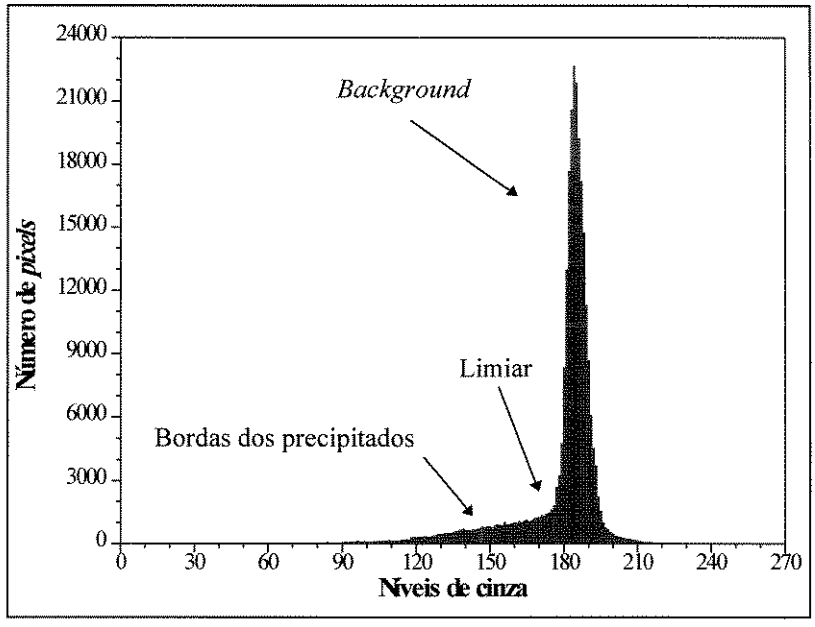


Figura 5.54 - Histograma da imagem filtrada (figura 5.52) mostrando a escolha do nível de limiar.

Neste histograma foi escolhido de forma interativa o valor 175 como nível de limiar para a imagem apresentada na figura 5.52. A imagem resultante, figura 5.55, é do tipo binário após a execução da operação.

Após, na imagem binária efetuou-se uma operação de inversão através da rotina *vinvert*, com o objetivo de tornar os limites das partículas (originalmente pretos) nos objetos principais (brancos) a serem processados pelas operações seguintes. A figura 5.55 mostra o resultado da aplicação da operação, visualizado através da utilização da rotina *put_update*.

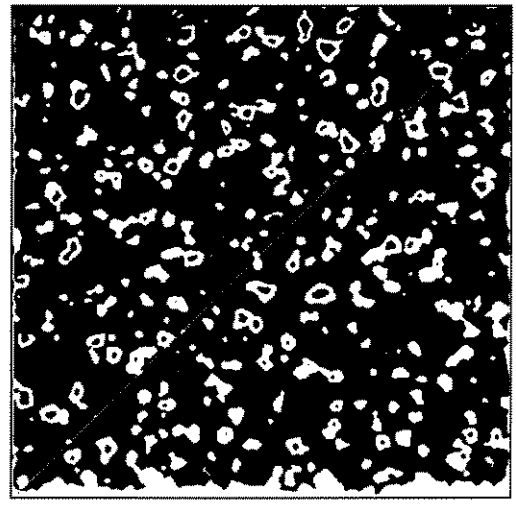


Figura 5.55 - Imagem binária invertida.

Nesta imagem observa-se uma série de problemas, tais como: os limites das partículas não estão totalmente definidos (descontínuos) e apresentam espessura variável, como também, a imagem apresenta um efeito de borda indesejável.

Em seguida, executou-se na imagem binária invertida uma operação de morfologia matemática denominada *opening* (abertura), representando a associação de uma erosão e uma dilatação (rotina *vnopen*). Esta operação consiste em erodir a imagem por um elemento estruturante adequado, e depois dilatar essa imagem erodida pelo mesmo elemento estruturante. Assim, a operação de abertura tem por objetivo separar objetos, como também, eliminar pequenos objetos inferiores em tamanho ao elemento estruturante, sem com isso se alterar o tamanho médio dos objetos presentes na imagem.

A figura 5.56 apresenta o resultado da operação de abertura na imagem binária invertida. Nota-se principalmente que a linha em diagonal presente na imagem anterior a operação foi totalmente eliminada. Então, a operação de abertura atuou na imagem como um filtro morfológico.

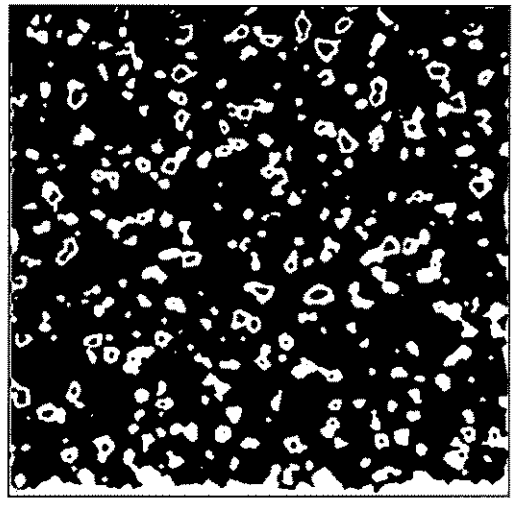


Figura 5.56 - Resultado da operação de abertura na imagem binária invertida.

Uma vez definido os contornos das partículas de β-*TCP* foi efetuada uma operação (rotina *vclohole*) que preencheu as áreas demarcadas por esses contornos, resultando na imagem apresentada na figura 5.57.

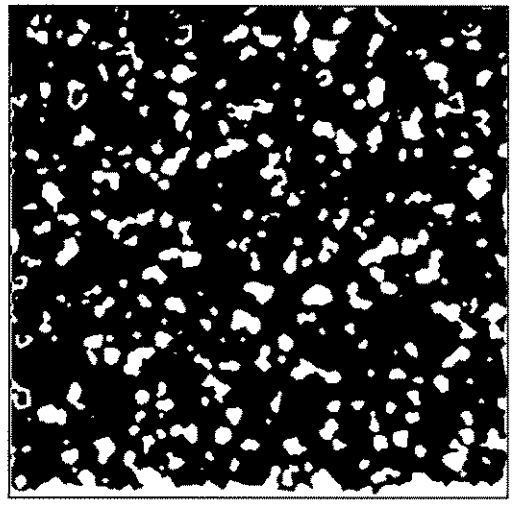


Figura 5.57 - Imagem com os contornos das partículas preenchidos.

A seguir, na imagem com os contornos das partículas preenchidos foi executada uma operação de erosão (rotina *veroset*), cuja finalidade foi refinar os objetos de interesse, verificando a separação das partículas. A figura 5.58 apresenta o resultado alcançado por esta operação de morfologia matemática na imagem considerada.

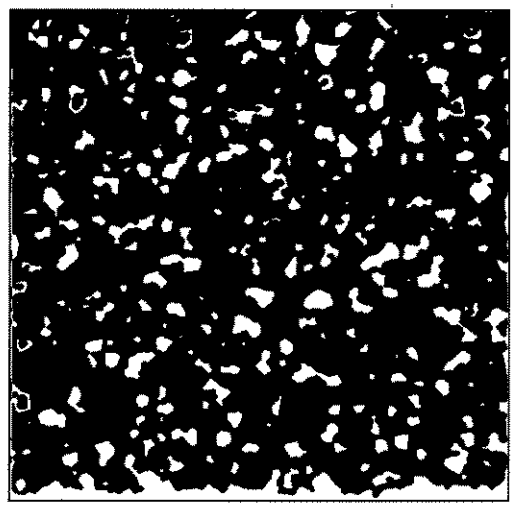


Figura 5.58 - Imagem erodida.

Com isso, foi efetuada na imagem erodida uma operação de eliminação das partículas em contato com a borda (rotina *vedgeoff*). Esta operação foi utilizada com o objetivo de eliminar o "efeito" de borda, que é totalmente indesejável para a realização da próxima etapa do processamento.

A figura 5.59 mostra o resultado da operação na imagem erodida. Nota-se que as partículas que estavam fora da borda da imagem, foram totalmente preservadas. Esta imagem é a base para a realização da próxima etapa do processamento, pois os objetos de interesse encontram-se individualizados facilitando a análise dos mesmos.

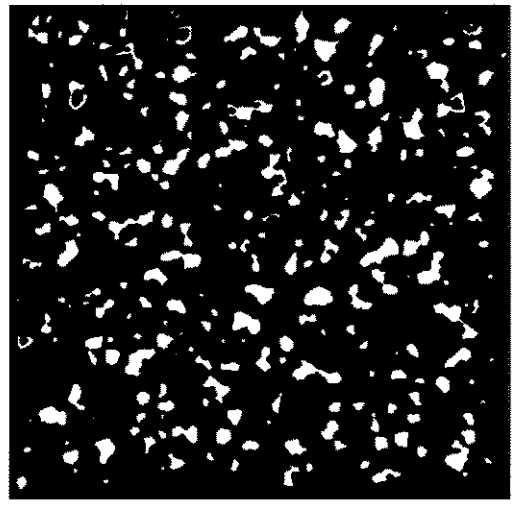


Figura 5.59 - Imagem sem os objetos na borda.

Em seguida, foi executada uma sequência de várias operações com a finalidade de sobrepor os contornos das partículas de β-*TCP* na imagem filtrada, figura 5.50, de modo a avaliar de forma visual se os objetos de interesse presentes na imagem segmentada, figura 5.59, preservaram as suas dimensões originais.

Para isto, a imagem segmentada (figura 5.59) foi inicialmente erodida (rotina *veroset*), e o resultado combinado com a mesma imagem através da operação lógica "ou exclusivo", rotina *vxor*. O efeito prático dessas operações foi subtrair a imagem segmentada "original" da imagem segmentada erodida, obtendo-se assim, os contornos das partículas refinados e definidos.

Em seguida, a imagem dos contornos das partículas foi inicialmente invertida (rotina *vinvert*), figura 5.60-(a), e depois sobreposta com relação a imagem filtrada, figura 5.50, utilizando a operação lógica "and" (rotina *vand*), figura 5.60-(b). Nota-se que as partículas de β-*TCP* individualizadas pela etapa de segmentação, preservaram intactas suas dimensões e formas originais.

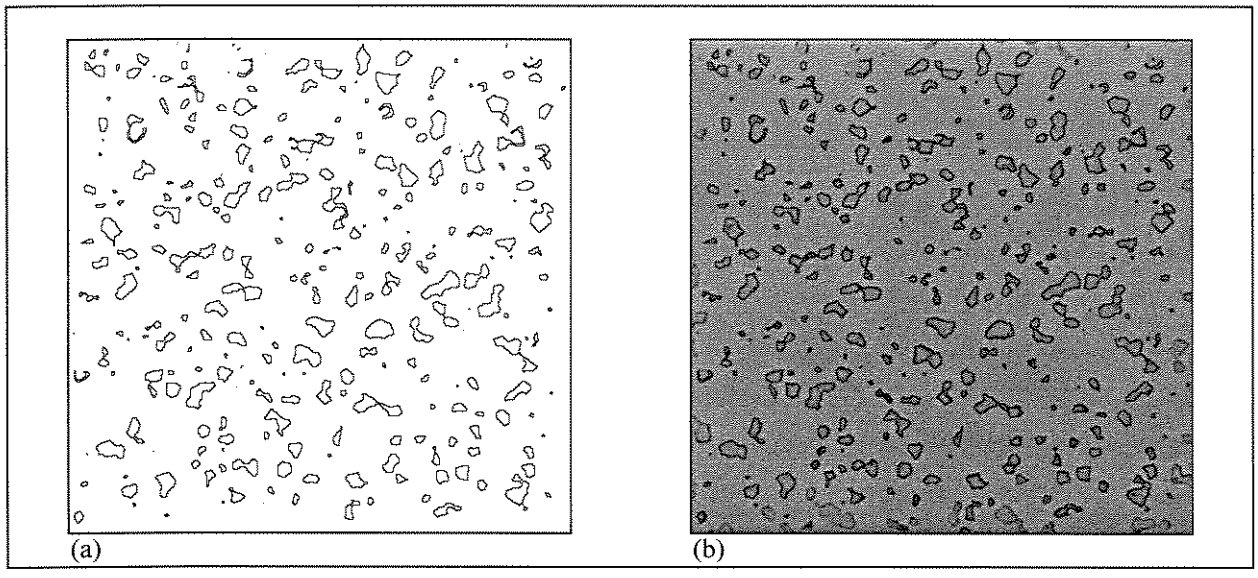


Figura 5.60 - (a) Imagem dos contornos invertida; (b) Imagem resultante da operação de sobreposição.

As diversas operações aritméticas, lógicas e de morfologia matemática que foram utilizadas nas etapas anteriores tornaram possível, a partir da segmentação das partículas de β-*TCP*, identificá-las (rotina *vlabel*) e extrair os parâmetros de interesse através do emprego da rotina *vshape*. Estas fazem parte do procedimento ***Analysis*** (etapa de extração e representação dos dados), apresentado na figura 5.61.

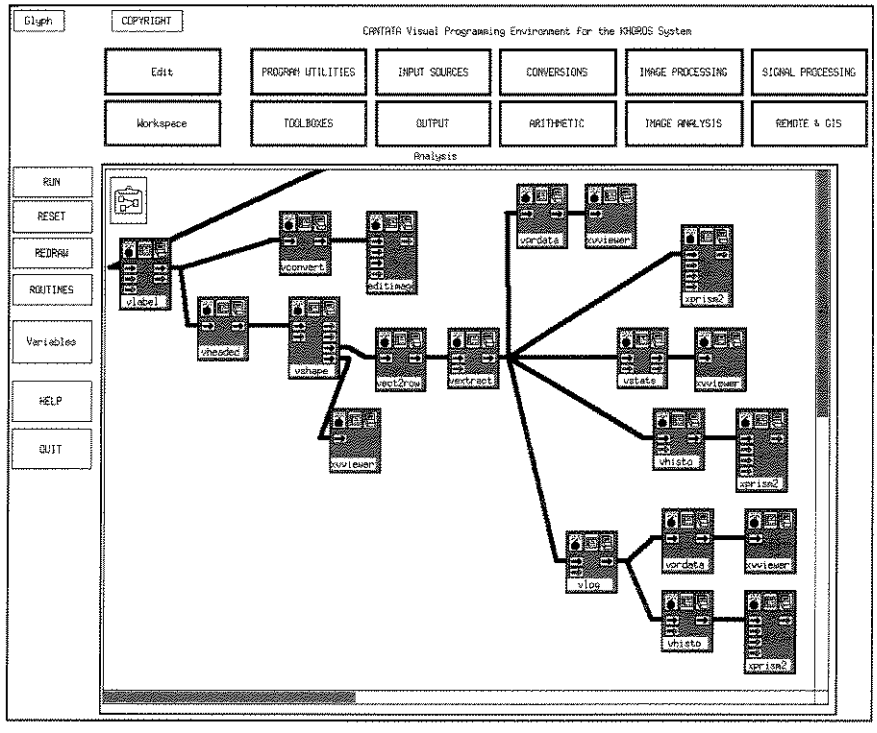


Figura 5.61 - Procedimento ***Analysis***.

A figura 5.62 apresenta cada uma das partículas de β-*TCP* identificadas através da utilização da rotina *vlabel*. Nesta imagem pode-se observar que para cada partícula é associado um nível de cinza diferente, facilitando a sua distinção e permitindo a caracterização de cada partícula individualmente, determinando os parâmetros específicos correspondentes.

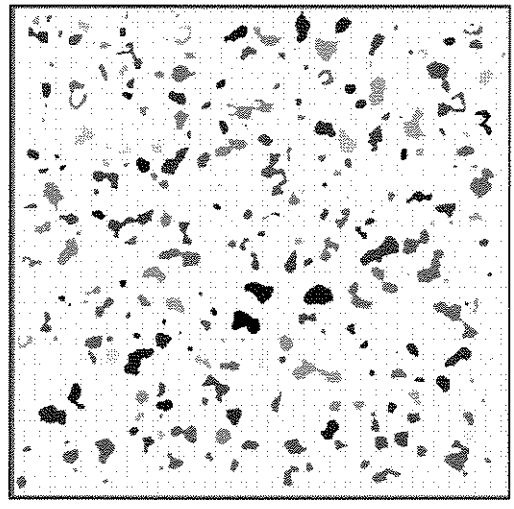


Figura 5.62 - Imagem do compacto sinterizado de hidroxiapatita com as partículas de β-*TCP* identificadas.

A representação dos dados obtidos (parâmetros globais e específicos) foi realizada através de gráfico, histograma e tabela de valores estatísticos, a serem apresentados a seguir.

5.3.3.3. **Resultados e Discussão**

A partir da identificação das partículas de β-*TCP*, alguns parâmetros de interesse puderam ser obtidos. Considerando a imagem da figura 5.62, as principais informações de interesse estão relacionadas com a fração volumétrica e com o tamanho (área real da superfície) das partículas.

Os cálculos da fração volumétrica e do tamanho (área real em μm^2) foram realizados de maneira análoga aos efetuados para as partículas de cobalto metálico, na caracterização dos compósitos *WC*. Estes procedimentos de cálculos foram apresentados no item 5.2.2.3.

Os dados obtidos, referentes ao tamanho (área real da superfície) de cada uma das partículas identificadas, são apresentados no gráfico da figura 5.63-(a). A distribuição pode ser analisada através do histograma da figura 5.63-(b), onde apresenta-se o tamanho das partículas por classe.

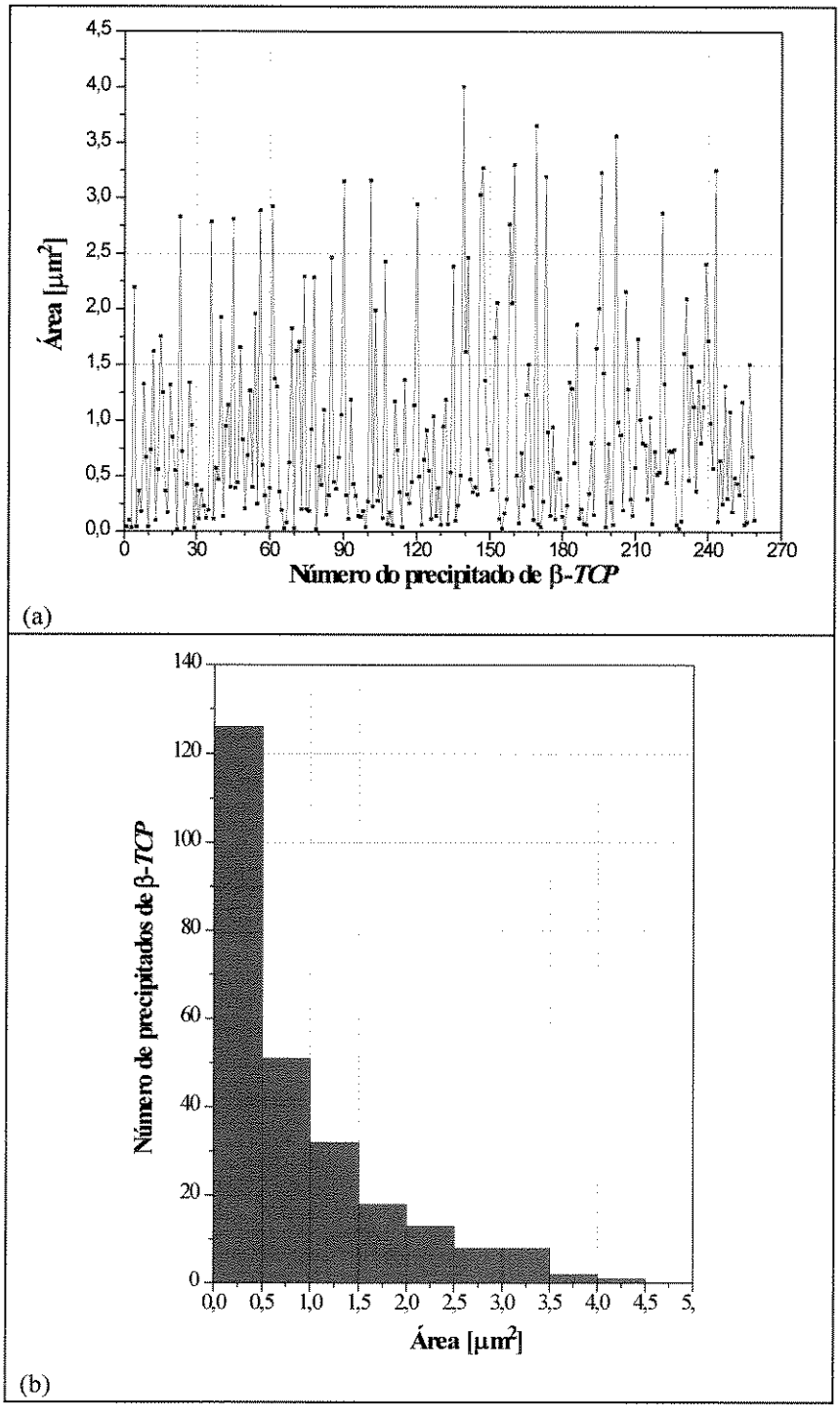


Figura 5.63 - Resultados da área real em μm^2 obtidos das partículas de β-*TCP* identificadas.

Os dados estatísticos correspondentes ao compacto de hidroxiapatita analisado, bem como a fração volumétrica das partículas, estão apresentados na tabela 5.7.

Tabela 5.7 - Principais valores obtidos da caracterização das partículas de β-*TCP*.

Parâmetros analisados	Valores obtidos
Número de partículas de β-*TCP* analisadas	259
Área real média	0,86 μm^2
Área real mínima	0,02 μm^2
Área real máxima	4,01 μm^2
Fração volumétrica das partículas de β-*TCP*	13,39 %
Fração volumétrica da matriz de hidroxiapatita	86,61 %

O programa desenvolvido e implementado permitiu uma caracterização das partículas de β-*TCP* em uma microestrutura de um compacto denso de hidroxiapatita, através de uma determinação de parâmetros globais que caracterizam o tamanho médio (área real em μm^2) e a fração volumétrica. Como também, foi possível determinar parâmetros específicos, relacionados com o tamanho de partículas individualizadas.

O processamento realizado forneceu um valor de 13,39 % das partículas de β-*TCP* em relação a matriz de hidroxiapatita. Como comparação pode citar que, anteriormente, *Silva*[91] efetuou a determinação manual da porcentagem volumétrica das partículas pelo método da intersecção linear, encontrando o valor de 12,6 %, sem ter tido a possibilidade de efetuar tratamento estatístico dos dados.

5.3.4. **Liga Metálica Ternária *Al* - *Fe* - *Nb***

5.3.4.1. **Introdução**

Nesta aplicação será abordada uma liga metálica ternária de composição em peso: 60 *Al* - 20 *Fe* - 20 *Nb*.

A microestrutura da liga analisada neste trabalho é caracterizada pela presença de três fases distintas: ε [Fe_2Nb], Al_3Nb e $\alpha_2(h)$ [*FeAl*].[92] A meta do programa modular desenvolvido e implementado nesta aplicação é a determinação da fração volumétrica de cada fase presente na microestrutura.

Para isso, a liga estudada foi caracterizada através de uma fotomicrografia obtida por microscopia óptica de uma região polida na superfície da amostra.[92]

A imagem original correspondente foi digitalizada com uma resolução espacial de 150 *dpi* (150 pontos por polegada), 8 *bits* por *pixel* (256 níveis de cinza) e um tamanho de 636 por 435 *pixels*.

A figura 5.64 apresenta a microestrutura (corte transversal) típica da amostra do material caracterizado. Pode-se observar nesta imagem a presença das três fases distintas: ε (regiões claras), Al_3Nb (regiões cinzas) e $\alpha_2(h)$ (regiões escuras).

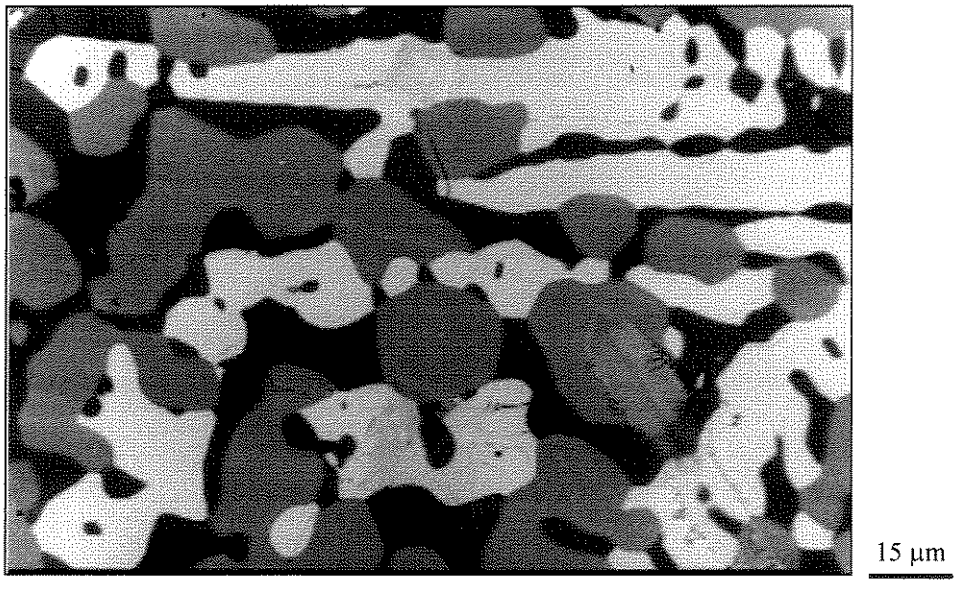


Figura 5.64 - Microestrutura da liga *Al* - *Fe* - *Nb* mostrando as três fases: ε (regiões claras), Al_3Nb (regiões cinzas) e $\alpha_2(h)$ (regiões escuras).

5.3.4.2. **Implementação da Metodologia**

O programa modular desenvolvido e implementado, para a caracterização microestrutural da amostra da liga *Al - Fe - Nb* é apresentado na figura 5.65 na forma de um *workspace*.

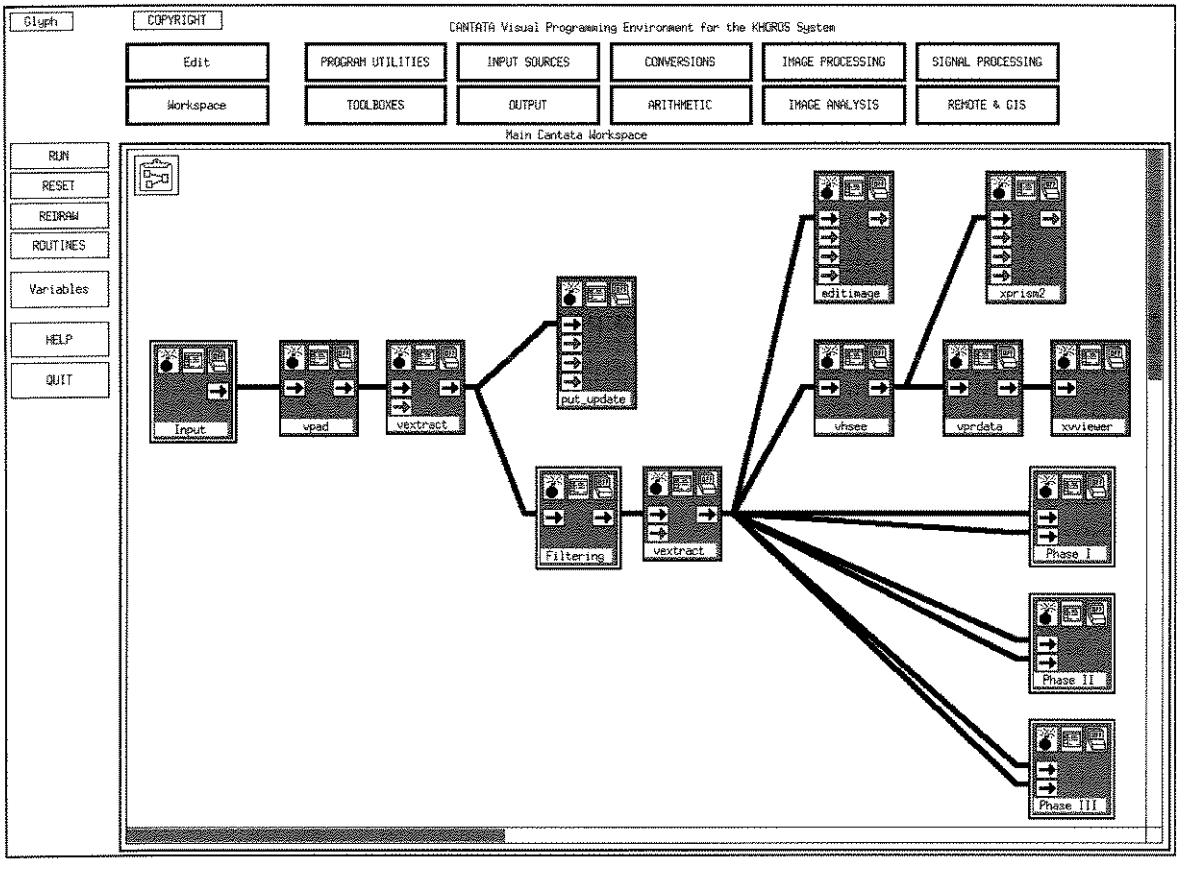


Figura 5.65 - Algoritmo implementado no módulo *cantata* para caracterização da liga ternária *Al - Fe - Nb*.

O *workspace* correspondente é constituído por várias operações (rotinas) posicionadas de forma sequencial, como também, por subprogramas denominados de procedimentos ***Input***, ***Filtering***, ***Phase I***, ***Phase II*** e ***Phase III***. Estes procedimentos são também formados por uma sequência de operações, que possuem uma função específica dentro do programa principal.

A seguir, será comentada e discutida a função de cada operação no desenvolvimento do programa implementado.

Com a execução do procedimento ***Input***, figura 5.1, foi implementado no programa modular principal, figura 5.65, uma operação (rotina *vpad*) que amplia a altura da imagem digital. Esta operação copia para uma nova imagem uma área da imagem de entrada, 636

pixels por 435 *pixels*, considerando como referência o canto superior esquerdo (x,y). A nova imagem gerada possui um tamanho definido em 636 *pixels* de largura e 512 *pixels* de altura.

Em seguida, foi efetuada no programa modular principal uma operação (rotina *vextract*) que definiu o campo de análise em 512 por 512, representando o número de *pixels* da largura e altura da imagem digitalizada, considerando como referência o canto superior esquerdo [(x,y) = (0,0)].

A imagem resultante desta operação é mostrada na figura 5.66. Nota-se duas faixas com nível de cinza constante em 100, que são responsáveis por "preencher" a imagem original, figura 5.64, de modo que esta assuma as novas dimensões estabelecidas pela rotina *vpad*, em termos de altura.

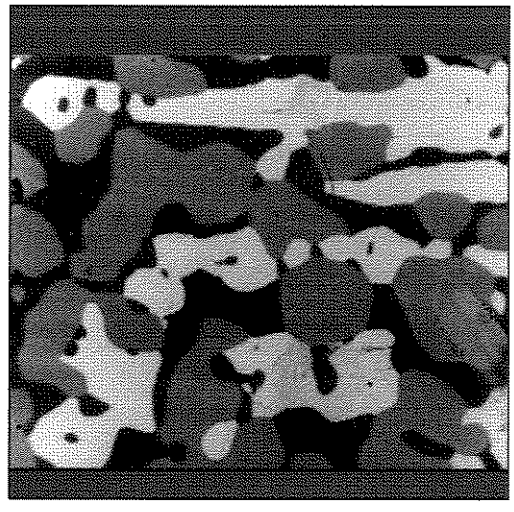


Figura 5.66 - Imagem ampliada com relação a imagem original, definindo o tamanho de 512 por 512 *pixels*.

A seguir, realizou-se a etapa de pré-processamento, procedimento ***Filtering***, figura 5.49, que já foi implementado para a caracterização das partículas β-*TCP*, item 5.3.2. Este procedimento foi executado para remover o ruído e as variações de brilho existentes na imagem original, através de um filtro passa-altas frequências, rotina *vhpf*, utilizando a transformada discreta de *Fourier*, rotina *vfft*. Após, na imagem resultante do processo de filtragem foi efetuada uma operação de conversão de formato de arquivo, de *float* para *byte*, rotina *vconvert*.

A figura 5.67 apresenta o resultado da aplicação do filtro passa-alta, rotina *vhpf*, com destaque para a maior nitidez dos objetos de interesse, comparando com a imagem apresentada na figura 5.66. O filtro utilizado é de ordem *n* igual a "6" e, com frequência de

corte D_o igual a "0,007" (item 2.5.3). Em função desses parâmetros de configuração, o filtro passa-alta implementado atuou na imagem considerada de forma sutil, mas necessária.

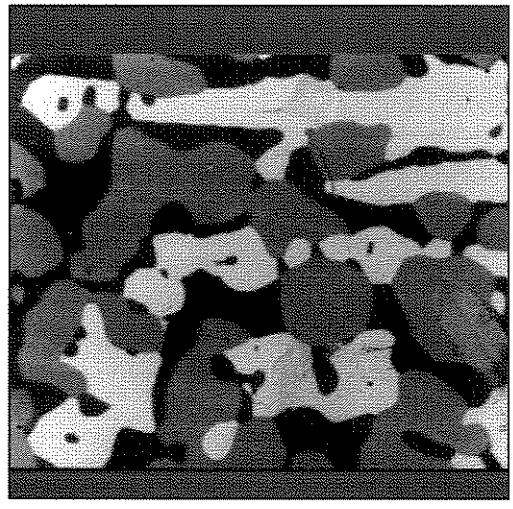


Figura 5.67 - Resultado da aplicação de um filtro passa-alta frequência, onde se observa o realce da imagem.

Após o procedimento ***Filtering***, foi executada no programa principal, figura 5.65, uma operação (rotina *vextract*) que eliminou da imagem filtrada, figura 5.67, as duas faixas em níveis de cinza adicionada pela rotina *vpad*. Assim, a imagem retorna as suas características próximas das originais, em termos de tamanho, 470 por 430 *pixels*, resultando na imagem da figura 5.68.

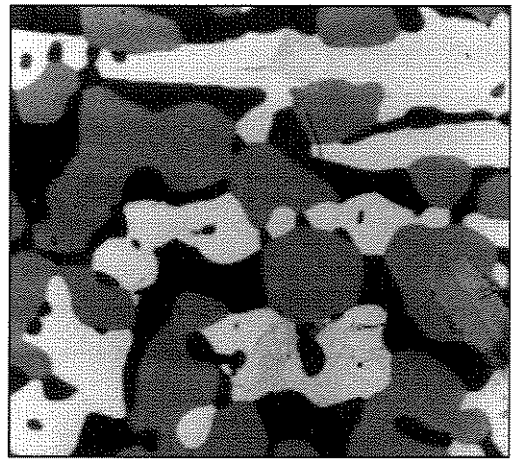


Figura 5.68 - Imagem filtrada sem a presença das faixas em níveis de cinza.

Visto que a principal diferença existente entre as fases presentes na microestrutura do material analisado, é o valor de nível de cinza médio das mesmas, estas fases podem ser

extraídas da imagem mostrada na figura 5.68, através de um procedimento baseado na seleção dos níveis de cinza que caracterizam as três fases. Para este propósito, o histograma de níveis de cinza da imagem filtrada foi obtido.

A figura 5.69 apresenta o respectivo histograma de níveis de cinza da imagem filtrada após a rotina *vextract*, figura 5.68, obtido e visualizado através da utilização em sequência das rotinas *vhsee* e *xprism2*. Este histograma facilita a determinação da faixa de níveis de cinza mais adequada para a realização do procedimento de segmentação.

Neste histograma três picos podem ser claramente distinguidos, que correspondem as três fases presentes. Os limiares de níveis de cinza escolhidos para extrair cada fase foram selecionados nos pontos mínimos (L_1,L_2) entre os três picos. Assim, a fase $\alpha_2(h)$ (regiões escuras) foi extraída através da seleção de *pixels* que possui um valor de nível de cinza na faixa [0,L_1]. Já, a fase Al_3Nb (regiões cinza) foi selecionada através dos *pixels* correspondentes a faixa [L_1,L_2] e a fase ε (regiões claras) através da seleção dos *pixels* na faixa [L_2,255].

Na sequência, será apresentado e comentado de forma individual cada um dos procedimentos desenvolvidos e implementados para a extração das fases, sendo que no programa principal estes são executados de forma simultânea (paralela).

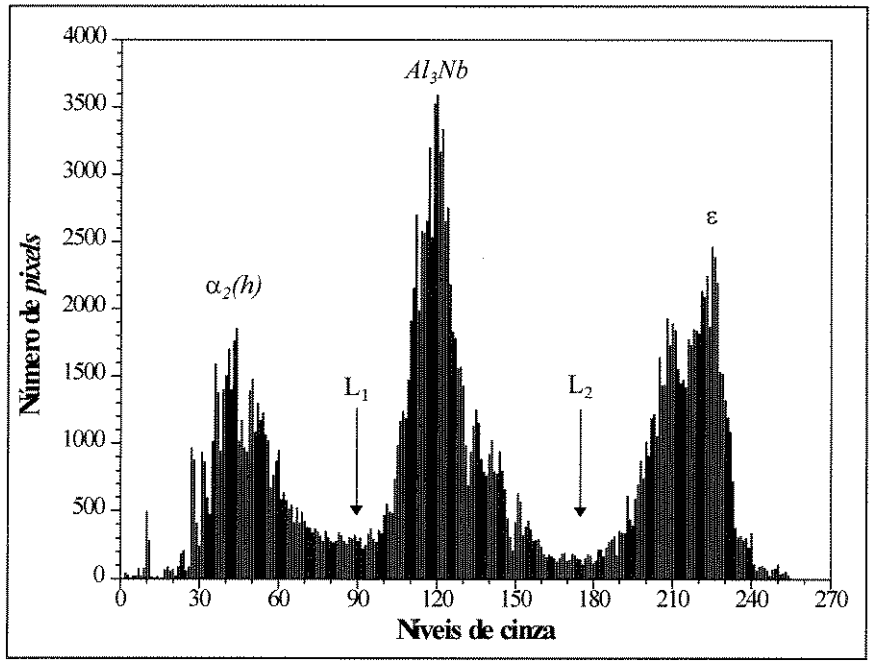


Figura 5.69 - Histograma de níveis de cinza obtido da imagem filtrada.

Assim, foi executado no programa modular principal, figura 5.65, o procedimento ***Phase I***, figura 5.70. Este procedimento tem por finalidade extrair a fase ε [Fe_2Nb] da imagem filtrada, figura 5.68.

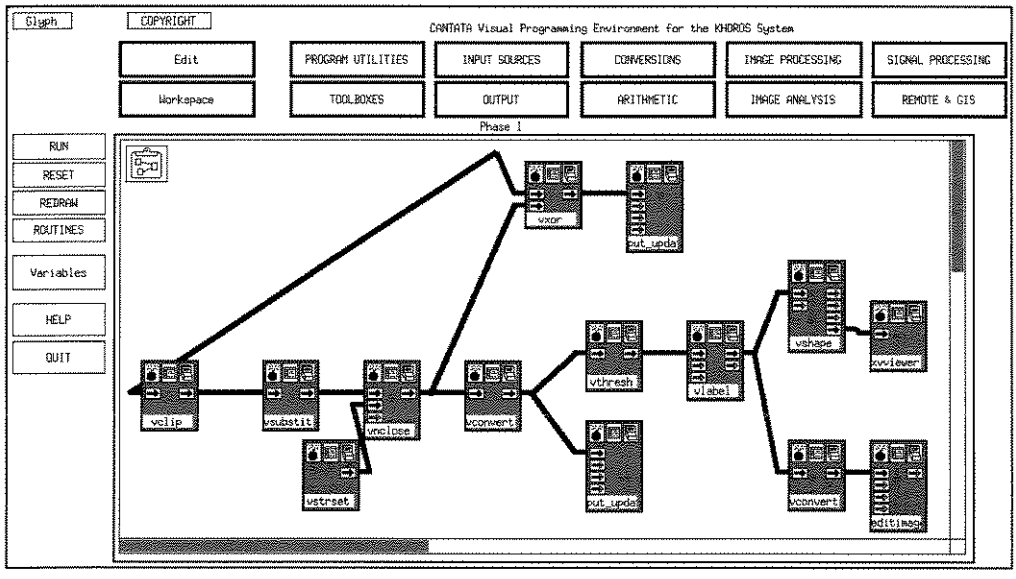


Figura 5.70 - Procedimento ***Phase I***.

A faixa de níveis de cinza [175,255] foi definida para a extração da fase ε .

Inicialmente, foi efetuada uma operação (rotina *vclip*) associada a uma outra operação de substituição de nível de cinza (rotina *vsubst*), que limitou a faixa de valores que os níveis de cinza da imagem podem ocupar. Assim, os valores de níveis de cinza abaixo de 175 passam a assumir o valor 0, e o limite superior foi definido em 255. A figura 5.71 mostra a imagem resultante das rotinas *vclip* e *vsubst*.

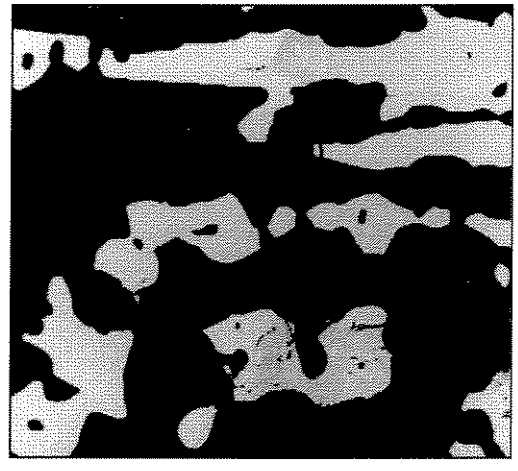


Figura 5.71 - Imagem com a fase ε distinta.

Após, foi executada uma operação de morfologia matemática (rotina *vnclose*) denominada *closing* (fechamento). Esta operação associa uma dilatação e uma erosão, e, tem por objetivo preencher os vazios no interior dos objetos de interesse. Assim, foram realizadas duas operações de fechamento na imagem da figura 5.71, resultando na imagem da figura 5.72. Nota-se nesta imagem a ausência dos pequenos buracos anteriormente contidos no interior dos objetos, correspondentes a defeitos na imagem original.

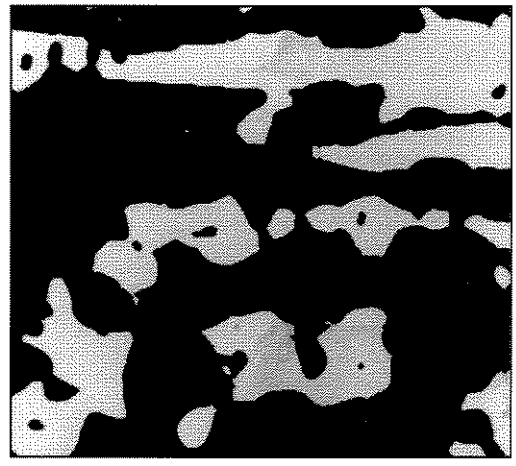


Figura 5.72 - Imagem resultante da operação *vnclose*.

Em seguida, foi utilizada a operação lógica "ou exclusivo" (rotina *vxor*) com a finalidade de sobrepor a imagem com a fase ε distinta, figura 5.72, na imagem filtrada, figura 5.68. Este artifício torna possível avaliar de forma visual a qualidade do processo de seleção, ou seja, se os objetos de interesse (fase ε) presentes preservaram todas as suas dimensões e forma originais. Isto pode ser comprovado através da figura 5.73.

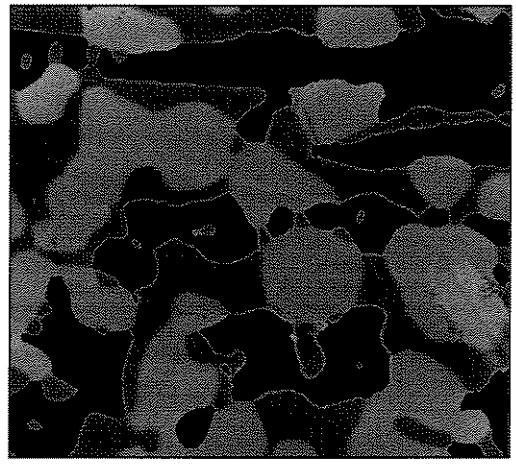


Figura 5.73 - Imagem resultante da sobreposição da fase ε na imagem original filtrada.

Após, a imagem resultante da operação *vnclose*, figura 5.72, foi binarizada utilizando a operação de limiarização (rotina *vthresh*). O resultado da operação é apresentado na figura 5.74.

Figura 5.74 - Imagem binária da fase ε.

A partir da segmentação da fase ε foi possível identificá-la (rotina *vlabel*) e determinar a sua fração volumétrica através da rotina *vshape*. O resultado obtido será apresentado no próximo item.

Com isso, foi executado no programa modular principal (figura 5.65) o procedimento ***Phase II***, figura 5.75. Este procedimento tem por finalidade extrair a fase Al_3Nb presente na imagem filtrada, figura 5.68.

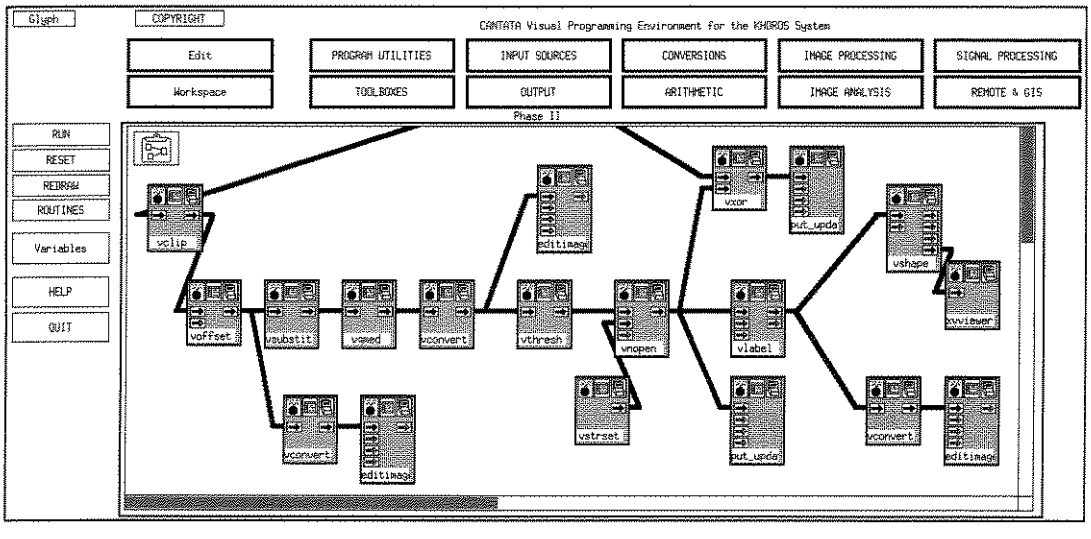


Figura 5.75 - Procedimento ***Phase II***.

Inicialmente, foi efetuada na imagem filtrada uma operação que limitou a faixa de valores que os níveis de cinza podem ocupar (rotina *vclip*). Neste caso, os valores de níveis de cinza abaixo de "90" passam a assumir o valor "90", e os valores de níveis de cinza acima de "170" passam a assumir o valor "170". Desta forma, a faixa de níveis de cinza [90,170] foi definida para a extração da fase Al_3Nb.

A figura 5.76 apresenta a imagem resultante da rotina *vclip*. Nesta imagem nota-se que as outras duas fases foram eliminadas, restando a presença da fase Al_3Nb.

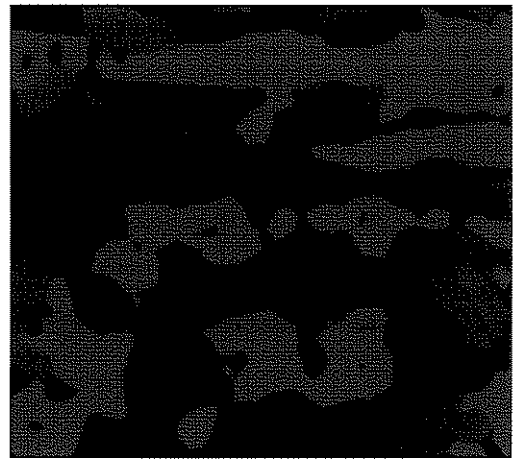


Figura 5.76 - Imagem resultante da operação *vclip* que limitou os valores dos níveis de cinza na faixa [90,170].

Em seguida, foi executada uma operação (rotina *voffset*) que adicionou um valor constante igual a "-90", nos valores de níveis de cinza da imagem resultante da operação *vclip*, figura 5.76. Com isso, a faixa de níveis de cinza da imagem foi modificada para [0,80], resultando na imagem apresentada na figura 5.77.

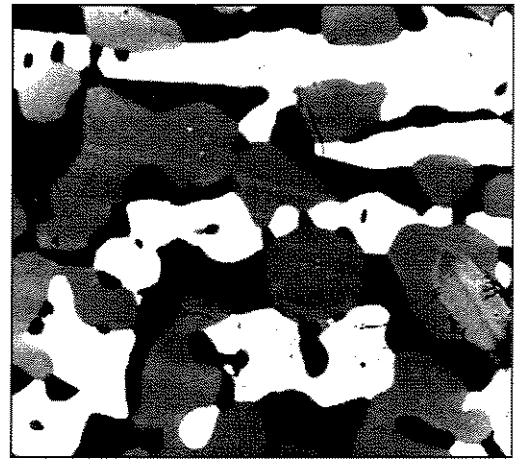


Figura 5.77 - Imagem normalizada resultante da operação *voffset*, onde se adicionou o valor -90.

Após, foi executada uma operação (rotina *vsubstit*) que substituiu o valor "80" de nível de cinza dos *pixels* para o valor "0". A imagem resultante da operação, figura 5.78, foi normalizada.

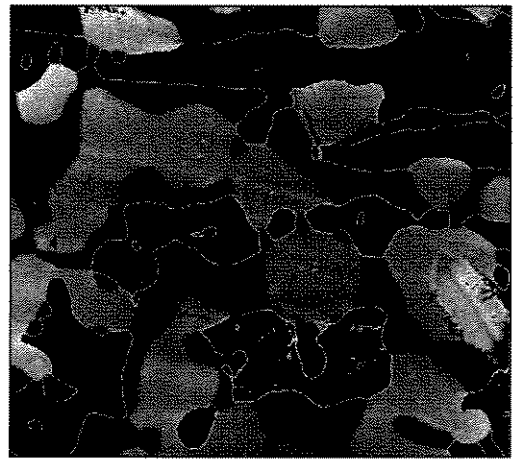


Figura 5.78 - Imagem normalizada resultante da operação *vsubstit.*

Em seguida, foi executada uma operação de filtragem no domínio espacial (rotina *vqmed*). Esta rotina implementa um filtro da mediana com o objetivo de atenuar e/ou eliminar o ruído presente na imagem da figura 5.78, principalmente nas bordas dos objetos de interesse. A figura 5.79 apresenta o resultado do processo de filtragem no domínio espacial. Nota-se que o ruído presente na borda dos objetos em forma de pequenos fragmentos foram eliminados, na quase totalidade.

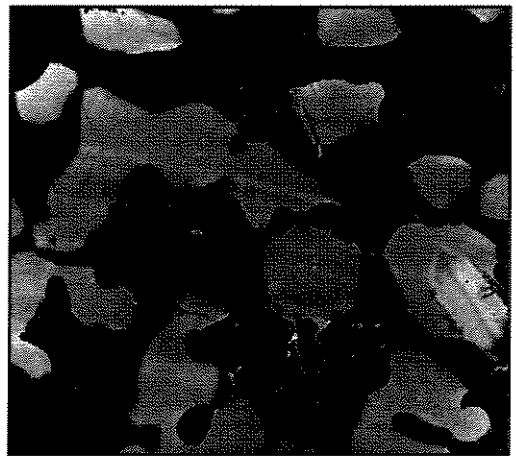


Figura 5.79 - Imagem resultante do filtro da mediana.

Após, a imagem filtrada foi binarizada através da operação de limiarização (rotina *vthresh*), obtendo-se a imagem da figura 5.80. Nesta imagem pode-se observar que mesmo efetuando a operação de filtragem, ficam uma série de pequenas partículas (segmentos) e linhas indesejáveis.

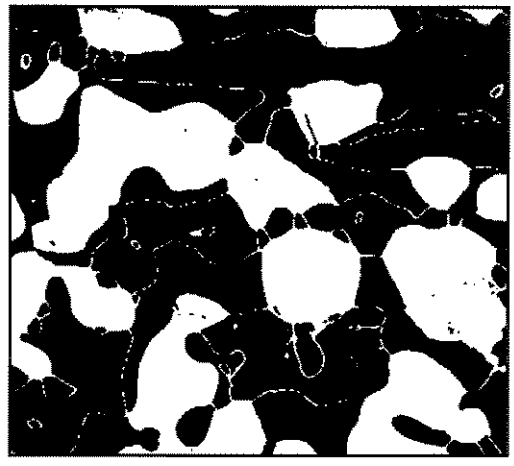


Figura 5.80 - Imagem binária da fase Al_3Nb.

Em seguida, foram removidas da imagem binária as pequenas partículas e linhas que foram produzidas pelo ruído presente desde a imagem original. Esta remoção foi realizada através da operação (rotina *vnopen*) de morfologia matemática *opening* (abertura). Assim, foi realizada duas operações de abertura na imagem da figura 5.80, resultando na imagem da figura 5.81. Nota-se nesta imagem a ausência das pequenas partículas e linhas anteriormente contida na imagem binária.

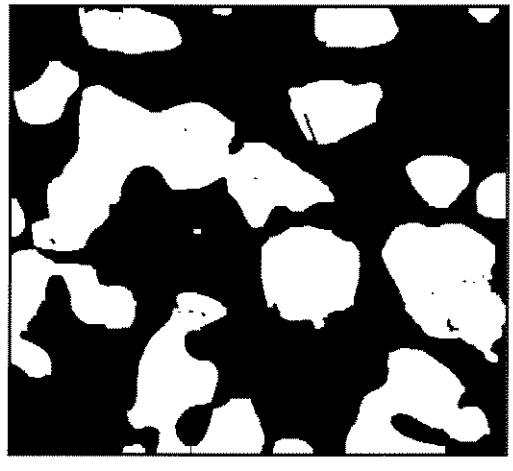


Figura 5.81 - Imagem resultante do filtro morfológico *vnopen*.

Dando prosseguimento ao programa implementado, foi utilizada a operação lógica "ou exclusivo" (rotina *vxor*) com a finalidade de combinar a imagem com a fase Al_3Nb distinta, figura 5.81, na imagem filtrada, figura 5.68. Este artifício torna possível avaliar de forma visual se os objetos de interesse (fase Al_3Nb) presentes preservaram todas as suas dimensões e formas originais. Verifica-se na imagem da figura 5.82 que as regiões selecionadas correspondem a fase Al_3Nb.

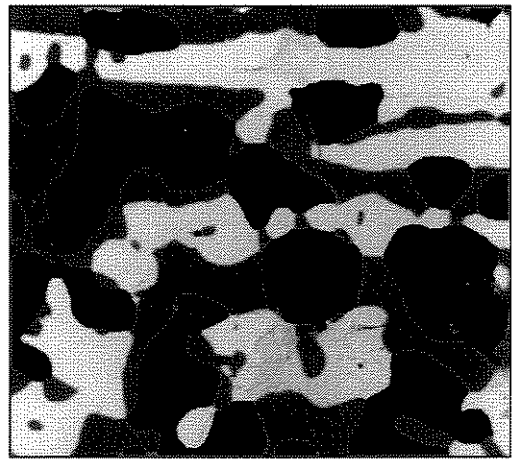


Figura 5.82 - Imagem resultante da sobreposição da fase Al_3Nb na imagem original filtrada.

A partir da segmentação da fase Al_3Nb, figura 5.81, foi possível identificá-la (rotina *vlabel*) e determinar a sua fração volumétrica através da rotina *vshape*. O resultado obtido será apresentado no próximo item.

Finalmente, foi executado no programa modular principal, figura 5.65, o procedimento ***Phase III***, figura 5.83. Este procedimento tem por finalidade extrair a fase $\alpha_2(h)$ presente na imagem filtrada, figura 5.68.

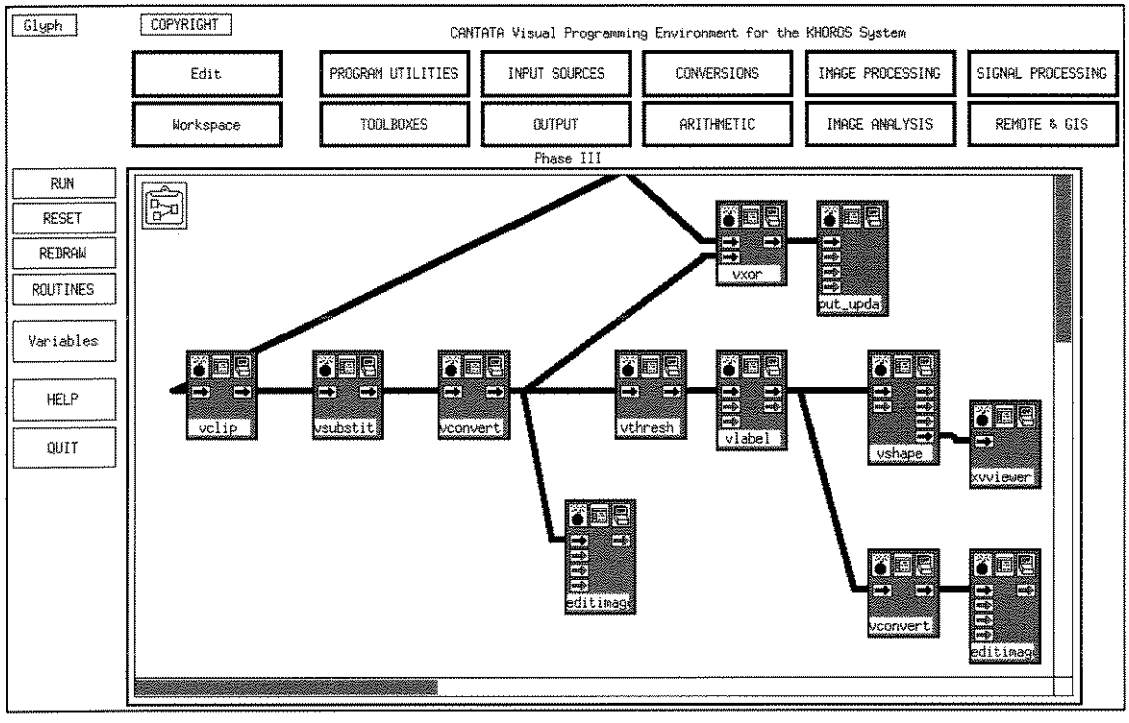


Figura 5.83 - Procedimento ***Phase III***.

A faixa de níveis de cinza [0,90] foi definida para a extração da fase $\alpha_2(h)$. Assim, foi efetuada na imagem filtrada, figura 5.68, uma operação (rotina *vclip*) que limitou a faixa de valores que os níveis de cinza podem ocupar, associada a uma operação (rotina *vsubstit*) de substituição de nível de cinza. Neste caso, os valores de níveis de cinza acima de "90" passam a assumir o valor "0", e o limite inferior foi definido no nível de cinza "0", resultando na imagem da figura 5.84. Nesta imagem nota-se que as outras duas fases foram eliminadas, restando a presença da fase $\alpha_2(h)$ como desejado.

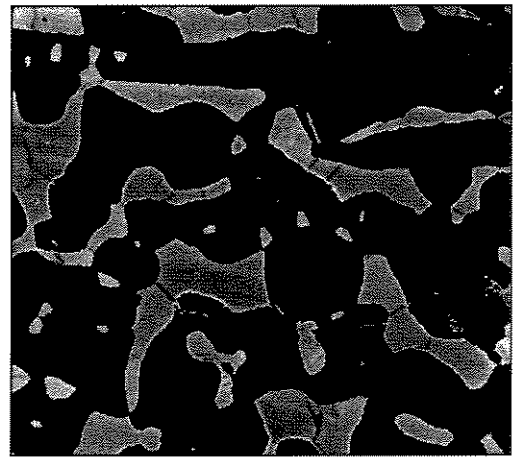


Figura 5.84 - Imagem normalizada resultante da operação *vsubstit*.

Em seguida, foi utilizada a operação lógica "ou exclusivo" (rotina *vxor*) com a finalidade de sobrepor a imagem com a fase $\alpha_2(h)$ distinta, figura 5.84, na imagem filtrada, figura 5.68. Este artifício torna possível avaliar de forma visual se os objetos de interesse presentes (fase $\alpha_2(h)$) preservaram todas as suas dimensões e formas originais. Isto pode ser comprovado através da figura 5.85.

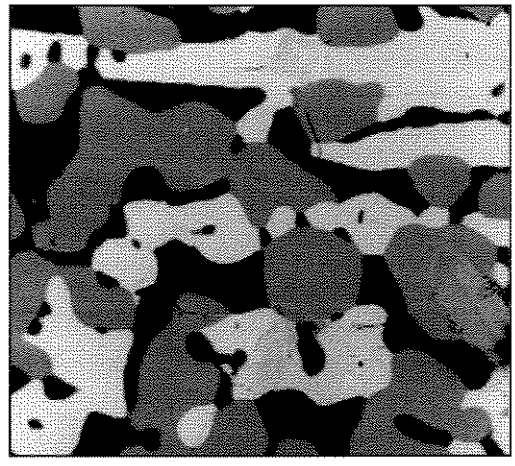


Figura 5.85 - Imagem resultante da sobreposição da fase$\alpha_2(h)$ na imagem original filtrada.

Após, a imagem resultante da operação *vsubstit*, figura 5.93, foi binarizada utilizando a operação de limiarização (rotina *vthresh*). O resultado da operação é apresentado na figura 5.86.

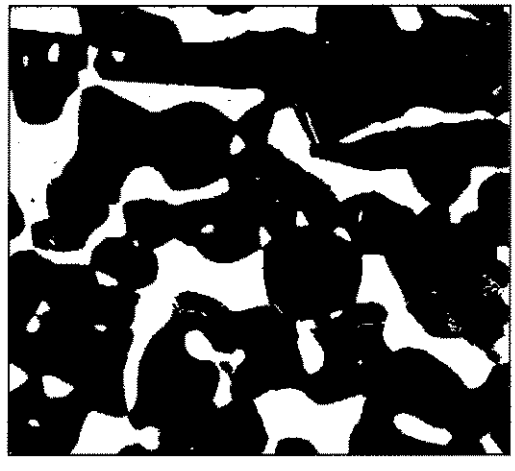


Figura 5.86 - Imagem binária da fase $\alpha_2(h)$.

A partir da segmentação da fase $\alpha_2(h)$ foi possível identificá-la (rotina *vlabel*) e determinar a sua fração volumétrica através da rotina *vshape*. O resultado obtido será apresentado no próximo item.

5.3.4.3. **Resultados**

O programa desenvolvido e implementado nesta aplicação permitiu caracterizar as fases presentes na microestrutura da liga *Al - Fe - Nb*.

A fração volumétrica de cada fase foi determinada utilizando três diferentes imagens, figuras 5.74, 5.81 e 5.86. Em cada uma dessas imagens, a área relativa ao *background* foi determinada e subtraída de "1" obtendo-se a fração em área, e consequentemente, a fração volumétrica de cada fase. Os valores obtidos neste caso foram: 34 % para a fase ε, 40 % para a fase Al_3Nb e 26 % para a fase $\alpha_2(h)$.

5.3.5. **Superliga Monocristalina à Base de Níquel *(CMSX-6)***

5.3.5.1. **Introdução**

Nesta aplicação será caracterizada a microestrutura de uma superliga metálica à base de níquel, denominada *CMSX-6*. Esta superliga apresenta a seguinte composição química em peso:[93]

Ni	*Cr*	*Mo*	*Co*	*Al*	*Ti*	*Ta*	*Hf*
70,55	9,9	3,0	5,0	4,8	4,7	2,0	0,05

A superliga *CMSX-6* à base de níquel exibe um comportamento mecânico notável em altas temperaturas. A microestrutura destes materiais consiste de uma matriz de *Ni* (solução sólida endurecida) reforçada pela dispersão de precipitados Ni_3Al. A elevada resistência mecânica é derivada da presença dos precipitados Ni_3Al na matriz de *Ni*.[93]

A presente aplicação implementa as técnicas de processamento e análise de imagens, para a determinação da fração volumétrica e do tamanho dos precipitados Ni_3Al. Essa caracterização foi realizada utilizando uma fotomicrografia obtida por microscopia eletrônica de transmissão. A amostra foi obtida e preparada de acordo com o procedimento descrito na referência [93].

A imagem original correspondente a micrografia analisada, foi digitalizada com uma resolução espacial de 150 *dpi* (150 pontos por polegada), 8 *bits* por *pixel* (256 níveis de cinza) e, com um tamanho de 583 por 456 *pixels*. A figura 5.87 mostra uma microestrutura de precipitados Ni_3Al com morfologia "cuboidal" dispersos na matriz de *Ni*.

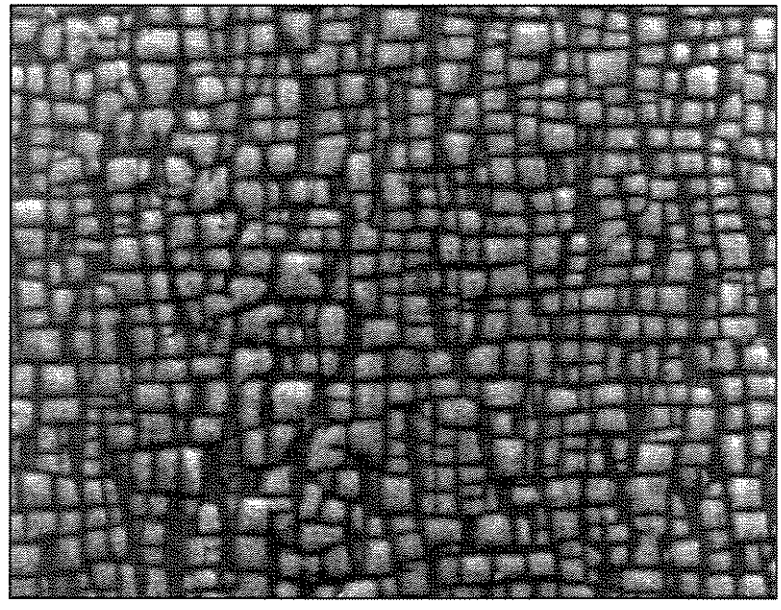


Figura 5.87 - Imagem original da microestrutura da superliga Ni_3Al.

5.3.5.2. Implementação da Metodologia

O programa modular elaborado para caracterizar a amostra é apresentado na figura 5.88, na forma de um *workspace* específico e será descrito a seguir.

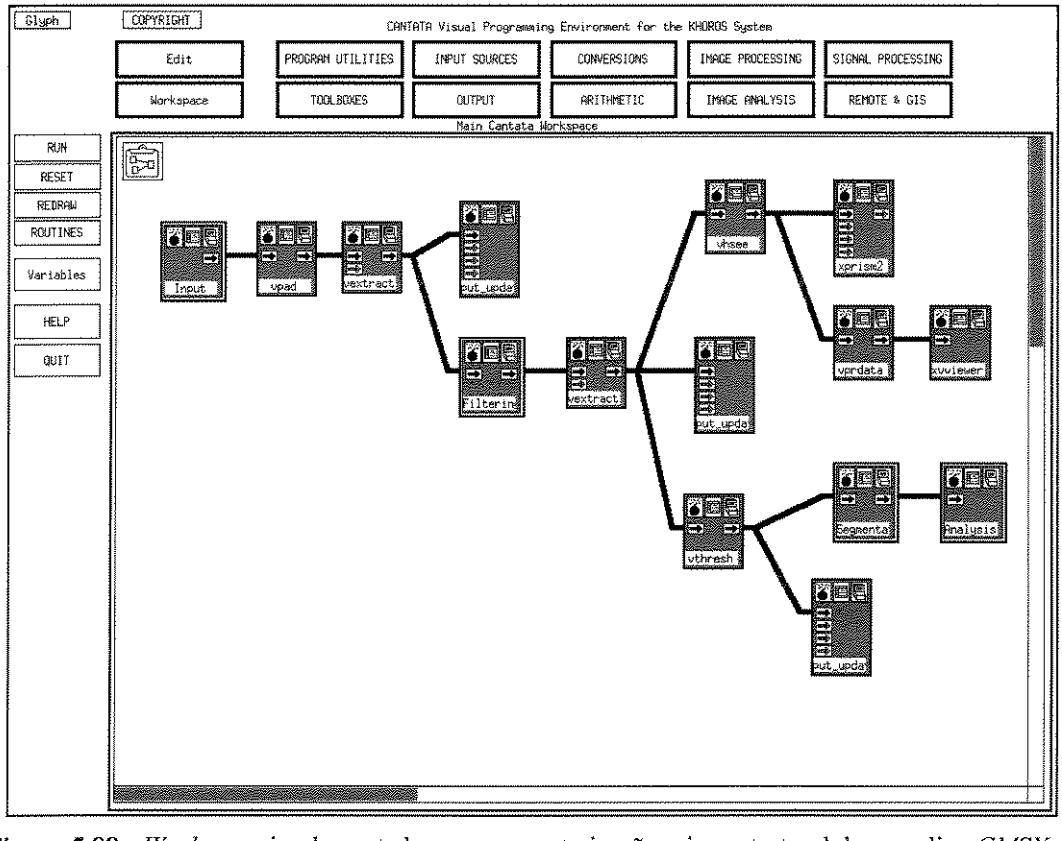


Figura 5.88 - *Workspace* implementado para a caracterização microestrutural da superliga *CMSX-6*.

Com a execução do procedimento ***Input*** (figura 5.1) foi efetuada na imagem original digitalizada uma sequência de operações (rotinas *vpad* e *vextract*), padronizando em 512 por 512 *pixels* o tamanho da imagem, figura 5.89. O canto superior esquerdo da nova imagem corresponde as coordenadas (0,0) da imagem original. A faixa resultante da ampliação do tamanho da imagem pela rotina *vpad* assumiu o valor de nível de cinza "100". Este representa o valor próximo ao médio da imagem.

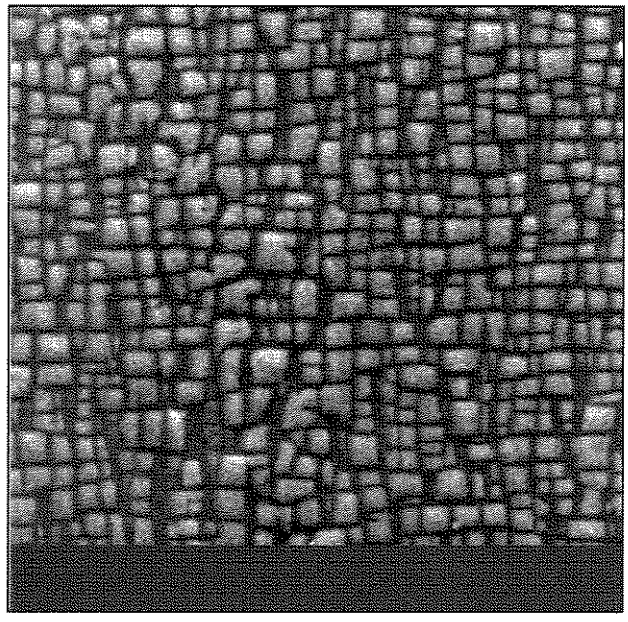


Figura 5.89 - Imagem ampliada com relação a imagem original, definindo o tamanho de 512 por 512 *pixels*.

Em seguida, foi executada na subimagem original um processo de filtragem frequencial passa-banda, procedimento ***Filtering*** (etapa de pré-processamento), figura 5.90. O objetivo da aplicação de um filtro passa-banda na imagem da figura 5.89, é a suavização das regiões internas dos precipitados Ni_3Al e o realce das bordas dos mesmos.

Este procedimento de filtragem foi efetuado através da utilização da transformada direta de *Fourier*, representada pela rotina *vfft*, associada com um filtro passa-banda frequências, rotina *vbpf*, e a transformada inversa de *Fourier*, rotina *vfft*.

Após, na imagem resultante das operações de filtragem foi executada uma operação de conversão de formato de arquivo (rotina *vconvert*), de *float* para *byte*.

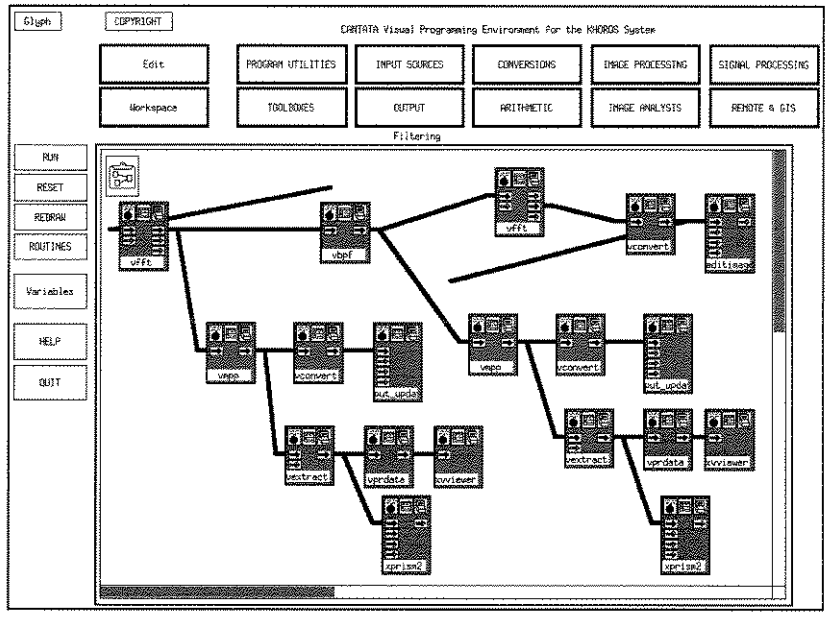


Figura 5.90 - Procedimento ***Filtering***.

A figura 5.91 apresenta o resultado da aplicação do filtro passa-banda, com destaque para o brilho global que se tornou mais homogêneo, como também, o realce alcançado nas bordas dos precipitados. O filtro utilizado é de ordem n igual a "1", com frequência de corte D_o igual a 0,18 e largura de banda w igual a 0,47. Estes parâmetros do filtro foram comentados e explicados anteriormente no item 2.5.3.

Nota-se que a imagem filtrada, figura 5.91, não mais apresenta a faixa em nível de cinza adicionada pela rotina *vpad*. Esta foi eliminada pela rotina *vextract* implementada após o procedimento ***Filtering***.

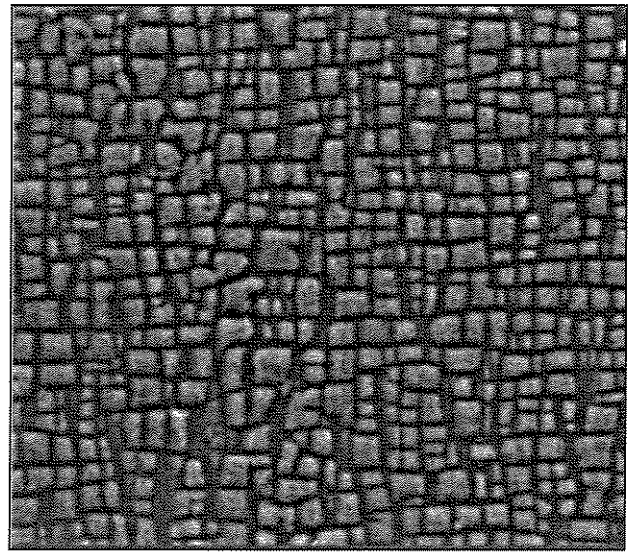


Figura 5.91 - Imagem filtrada sem a presença da faixa em nível de cinza.

A seguir, realizou-se na imagem filtrada uma operação de limiarização (rotina *vthresh*) que permitiu o reconhecimento dos limites dos precipitados Ni_3Al. Para isto, a figura 5.92 mostra o histograma de níveis de cinza da imagem apresentada na figura 5.91.

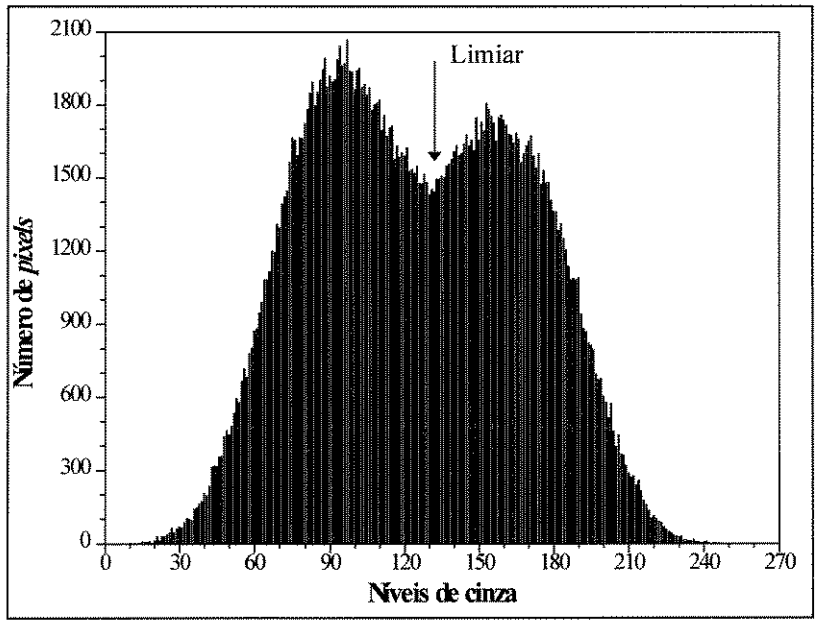


Figura 5.92 - Histograma da imagem filtrada, mostrando a escolha do nível de limiar (128).

O valor mínimo do histograma entre os picos principais foi utilizado como o valor de limiar (128), usado na operação de limiarização.

A imagem resultante da operação de limiarização é do tipo binário, como pode ser visualizado na figura 5.93.

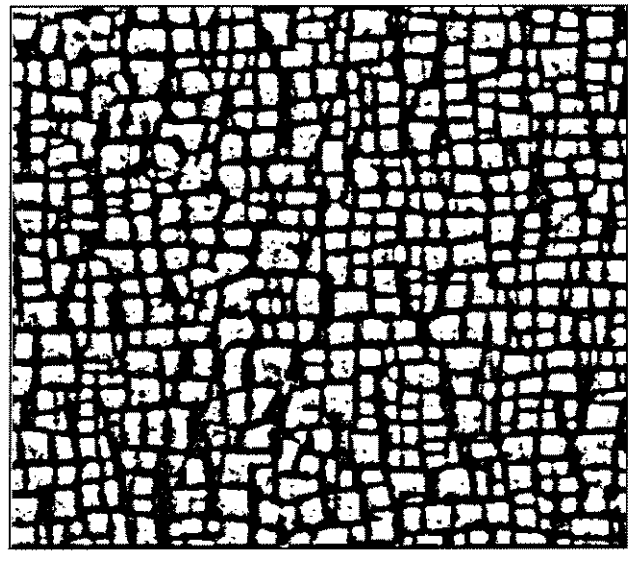


Figura 5.93 - Imagem binária da superliga *CMSX-6*.

Nesta imagem observa-se uma série de problemas, tais como: os limites dos precipitados não estão totalmente definidos (descontínuos) e o interior destes apresentam numerosos buracos, como também, o *background* da imagem apresenta alguns pontos pequenos originados do ruído presente na imagem filtrada. Estes problemas serão solucionados com a execução do procedimento ***Segmentation*** (etapa de segmentação), figura 5.94.

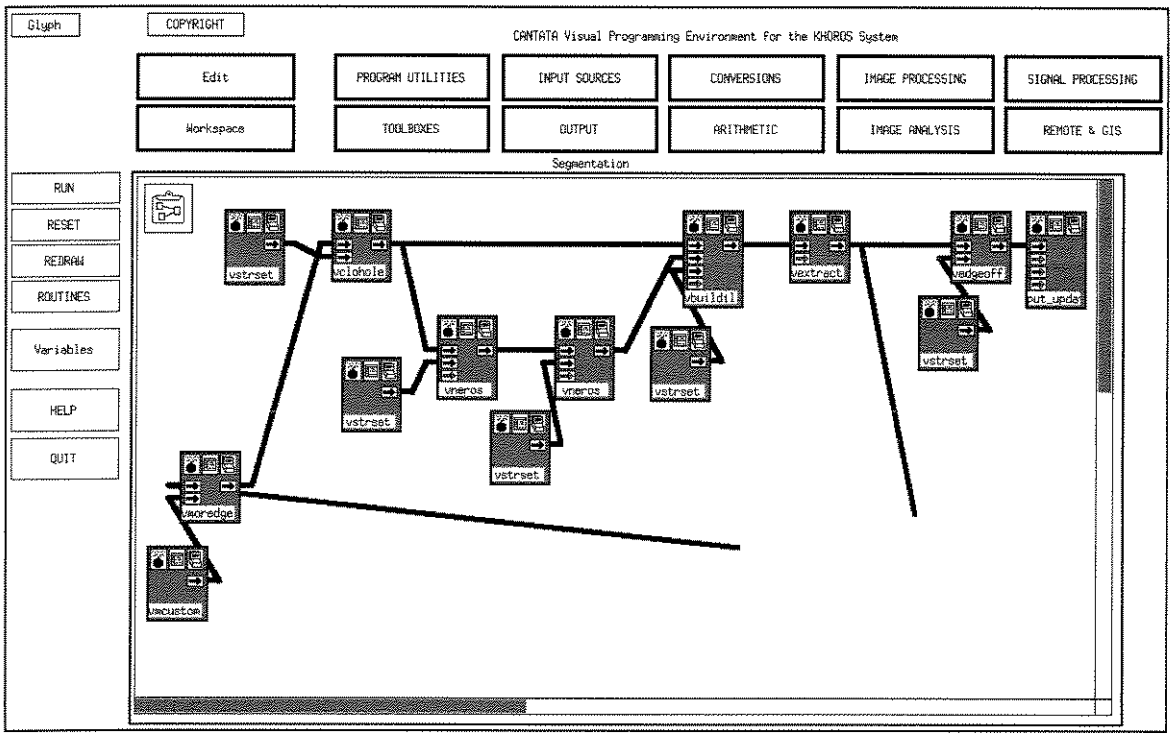


Figura 5.94 - Procedimento ***Segmentation***.

Inicialmente, executou-se na imagem binária uma operação de morfologia matemática (rotina *vmoredge*) que extraiu as bordas dos objetos de interesse, resultando na imagem apresentada na figura 5.95.

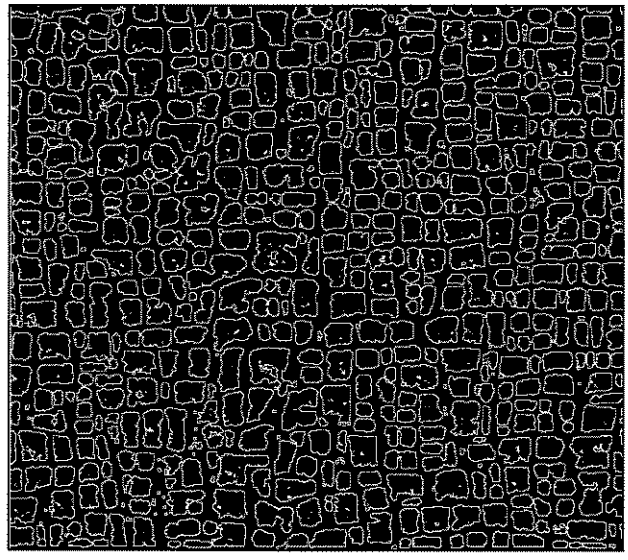


Figura 5.95 - Resultado da operação de extração de bordas na imagem binária.

Após, uma vez definido os contornos dos precipitados Ni_3Al foi efetuada uma operação (rotina *vclohole*) que preencheu as áreas delimitadas pelos contornos, resultando na imagem mostrada na figura 5.96.

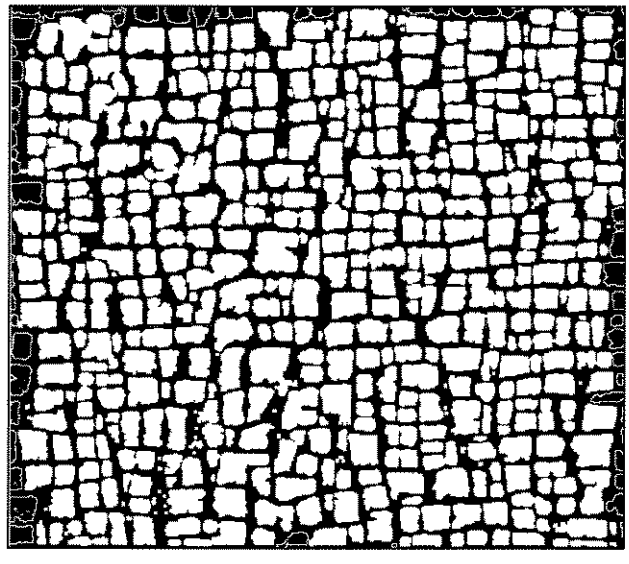


Figura 5.96 - Imagem com os contornos dos precipitados preenchidos.

Nesta imagem pode-se observar que as áreas demarcadas pelos contornos situados na borda não foram preenchidas, como também, a presença de alguns objetos que não correspondem aos precipitados.

De modo a solucionar estes problemas, na imagem com os contornos dos precipitados preenchidos, foi executada uma sequência de operações de morfologia matemática.

Inicialmente, foram efetuadas operações sucessivas de erosão (rotinas *vneros*), cuja finalidade foi "limpar" a imagem considerada, figura 5.97.

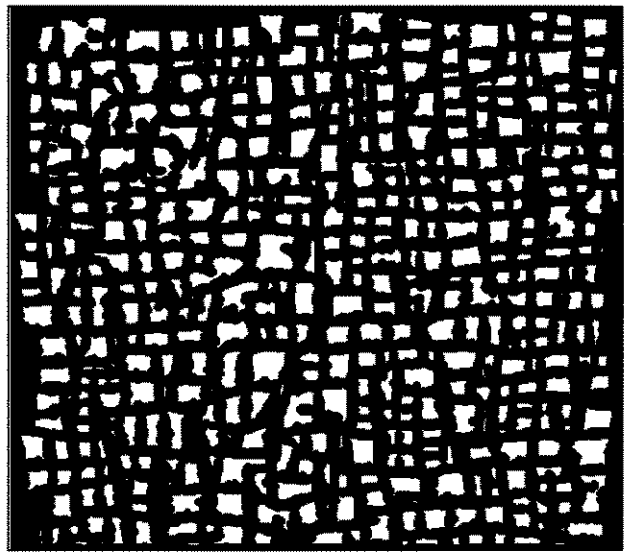


Figura 5.97 - Imagem erodida.

Em seguida, efetuou-se na imagem erodida uma operação de reconstrução por dilatação (rotina *vbuildil*) em relação a imagem com os contornos dos precipitados preenchidos, figura 5.96. Esta operação foi executada com o objetivo de reconstruir os precipitados, em termos de seus tamanhos e formas originais, a partir das sementes presentes na imagem erodida. A figura 5.98 apresenta a imagem resultante desta operação, com destaque para os precipitados restaurados.

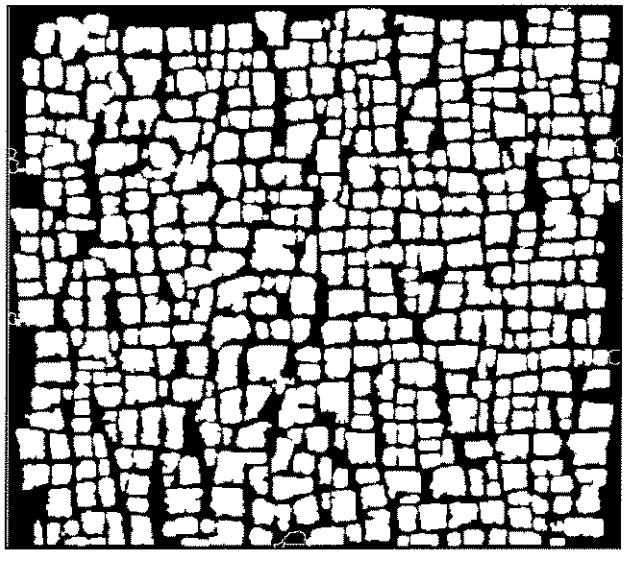


Figura 5.98 - Imagem binária mostrando os precipitados reconstruídos.

Com isso, foi efetuada uma operação (rotina *vextract*) com a finalidade de extrair uma subimagem, de modo, a eliminar as regiões "vazias" em torno da borda da imagem dos precipitados reconstruídos. Assim, a nova imagem, figura 5.99, possui o tamanho definido em 480 por 446 *pixels* e, o canto superior esquerdo da imagem corresponde as coordenadas (20,10) da imagem anterior a operação, figura 5.98.

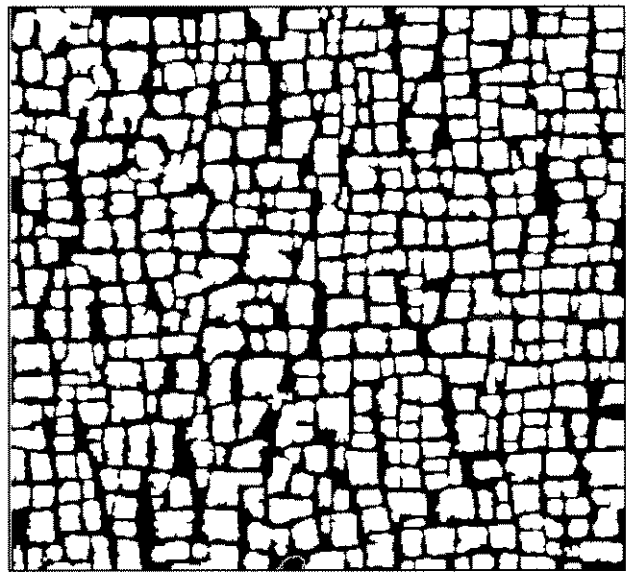


Figura 5.99 - Subimagem dos precipitados reconstruídos.

Após a distinção dos precipitados Ni_3Al efetuou-se uma operação de morfologia matemática (rotina *vedgeoff*). Esta operação foi implementada com a finalidade de remover os precipitados em contato ou intersectados pela borda da imagem segmentada, figura 5.99, resultando na imagem da figura 5.100. Esta operação somente é efetuada na determinação do tamanho dos precipitados.

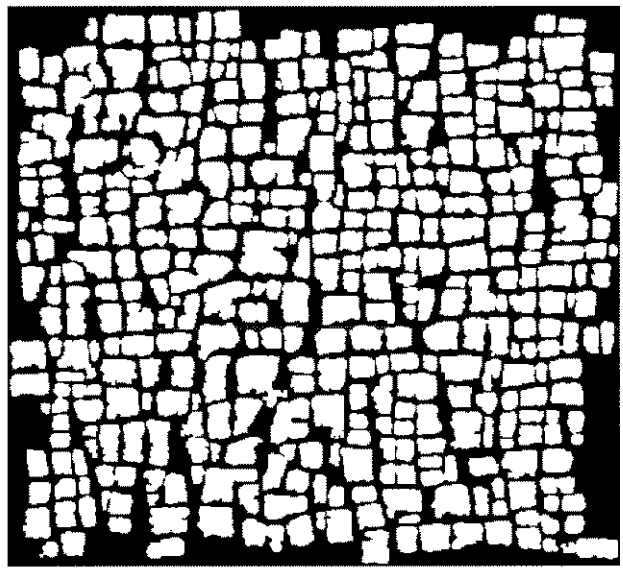


Figura 5.100 - Imagem segmentada sem os precipitados nas bordas da imagem.

Com isso, as operações sucessivas que foram aplicadas nas etapas anteriores do programa desenvolvido e implementado, permitiram a partir da execução do procedimento ***Analysis***, identificar (rotina *vlabel*) cada precipitado presente na imagens segmentadas, figuras 5.99 e 5.100, e realizar as etapas de extração de dados (rotina *vlabel*) e representação. Este procedimento é o mesmo, figura 5.61, que foi implementado na aplicação para a caracterização das partículas de β-*TCP*, apresentado no item 5.3.2.

A figura 5.101 apresenta cada um dos precipitados Ni_3Al identificados através da utilização da rotina *vlabel*.

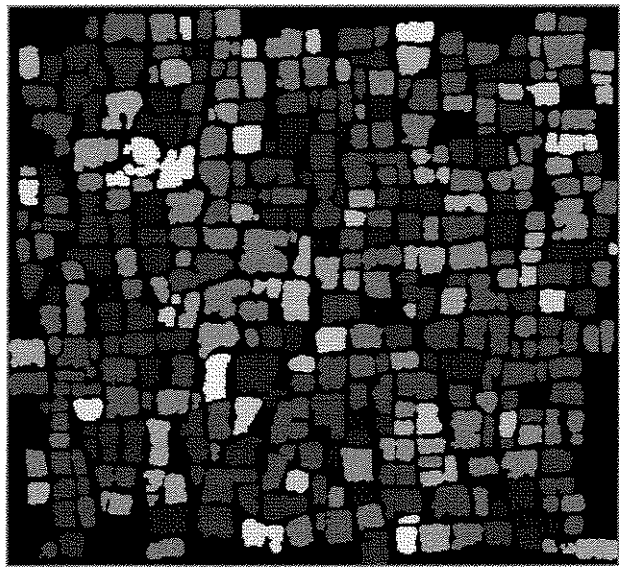


Figura 5.101 - Imagem com os precipitados Ni_3Al identificados (com a utilização da rotina *vedgeoff*).

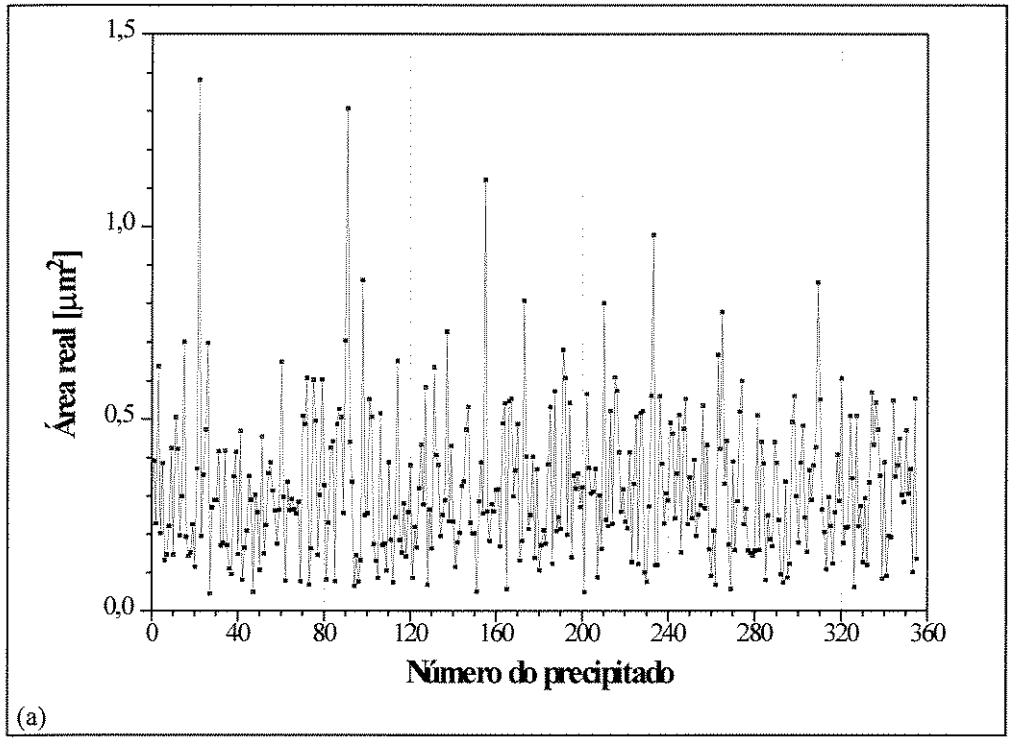
A representação dos dados obtidos (parâmetros globais e específicos) foi realizada através de gráfico, histograma e tabela de valores estatísticos, a serem apresentados a seguir.

5.3.5.3. **Resultados e Discussão**

Após a execução do procedimento ***Segmentation*** (etapa de segmentação), figura 5.94, foram extraídos a partir das imagens, figuras 5.99 e 5.101, a fração volumétrica e o tamanho dos precipitados (área real da superfície em μm^2).

Os cálculos da fração volumétrica e do tamanho dos precipitados foram realizados de forma similar aos efetuados e apresentados no item 5.2.2.3.

Os dados obtidos relacionados com o tamanho de cada um dos precipitados identificados são apresentados no gráfico da figura 5.102-(a). A distribuição por classe de tamanho pode ser analisada através do histograma da figura 5.102-(b).



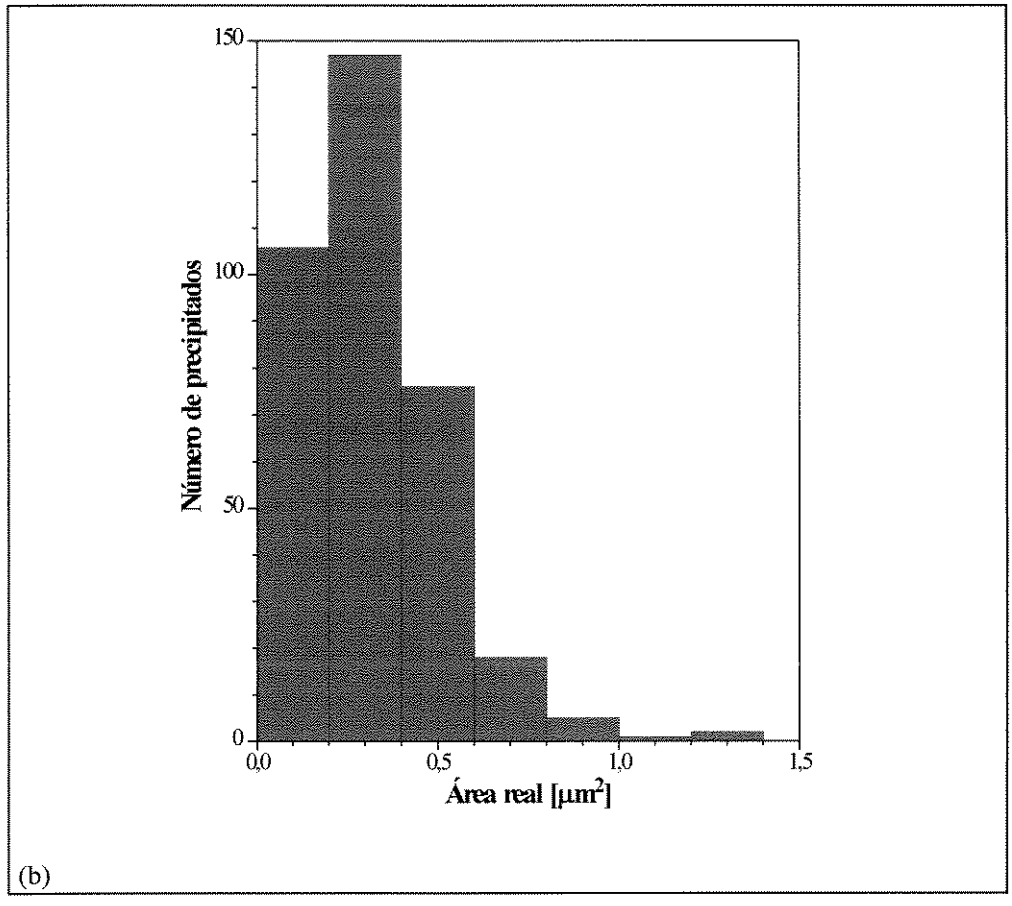


Figura 5.102 - Resultado da área real em μm^2 obtidos a partir dos precipitados identificados.

Os dados estatísticos correspondentes a microestrutura analisada estão apresentados na tabela 5.8.

Tabela 5.8 - Principais valores obtidos da caracterização dos precipitados Ni_3Al.

Parâmetros analisados	Valores obtidos
Número de precipitados Ni_3Al analisados sem *vedgeoff*	410
Número de precipitados Ni_3Al analisados com *vedgeoff*	355
Área real média	0,3210 μm^2
Área real mínima	0,0455 μm^2
Área real máxima	1,3830 μm^2
Fração volumétrica dos precipitados Ni_3Al	64,25 %
Fração volumétrica da matriz de *Ni*	35,75 %

A metodologia desenvolvida e implementada permitiu a determinação de parâmetros globais que caracterizam o tamanho médio e a fração volumétrica. Também, foi possível determinar parâmetros específicos relacionados com o tamanho dos precipitados individualizados.

Em consequência da aplicação do programa modular desenvolvido e implementado na caracterização considerada e analisando os resultados obtidos, os seguintes comentários puderam ser elaborados:

1. O processamento realizado forneceu um valor de 64,25 % dos precipitados Ni_3Al em relação a matriz de *Ni*. Para efeito de comparação pode-se citar que na referência [93], é mencionado que a mesma superliga caracterizada neste trabalho, possui uma alta fração volumétrica de precipitados, em torno de 70 %.

2. Uma vez realizada a implementação do programa modular, ele torna possível obter de forma automática e precisa, valores do tamanho, distribuição e porcentagem dos precipitados Ni_3Al presentes na matriz de *Ni*.

3. O programa implementado consegue lidar com problemas críticos de uma imagem com ruído e partículas de difícil definição, figura 5.93.

5.4. Análise Quantitativa de Grãos

5.4.1. Introdução

A avaliação do tamanho de grãos em materiais policristalinos é uma das tarefas mais antigas e importantes realizadas na área, devido ao fato do tamanho de grãos influenciar diretamente as propriedades físico-químicas e o comportamento em serviço dos diversos materiais.[94,95] Para obter uma correlação significativa entre os constituintes microestruturais e as propriedades mecânicas dos materiais de engenharia, é fundamental a utilização de informações sobre o tamanho médio dos grãos e a sua distribuição, mas também, de informações relacionadas com a forma e orientação dos mesmos.[96,97]

O número do tamanho de grão médio ASTM (G) vem sendo amplamente utilizado na Engenharia dos Materiais, estando relacionado com a área média da seção do grão.[98-101]

Neste item do trabalho foram analisadas microestruturas de uma biocerâmica hidroxiapatita e de uma liga de alumínio da série 7050.

5.4.2. Biocerâmica Hidroxiapatita

5.4.2.1. Introdução

A presente aplicação implementa as técnicas de processamento e análise de imagens digitais para caracterização microestrutural de um compacto denso de hidroxiapatita. Na metodologia elaborada a principal dificuldade é a reconstrução dos contornos de grãos, que de uma forma geral, não são bem definidos. Com isso, os parâmetros morfológicos de interesse são determinados, tais como: tamanho de grão e distribuição, e número do tamanho de grão médio ASTM.

O compacto foi preparado de maneira equivalente ao apresentado no item 5.3.2.1, mas para a revelação dos contornos de grãos, este foi submetido a um ataque químico preferencial, com uma solução aquosa de ácido lático a 0,10 M por 2 minutos. A fotomicrografia utilizada foi obtida por microscopia óptica de reflexão de uma seção polida da amostra, figura 5.47.

A imagem original (micrografia) analisada foi digitalizada com uma resolução espacial de 150 *dpi*, 8 *bits* por *pixel* e com um tamanho de 518 por 496 *pixels*. A figura 5.103 apresenta uma região da microestrutura da cerâmica sinterizada e atacada, conforme as condições citadas anteriormente. É possível notar que alguns grãos apresentam os contornos não totalmente definidos dificultando a sua distinção, como também, uma sensível heterogeneidade de brilho e ruído.

O processamento desenvolvido foi executado em seis campos da mesma amostra. Mas, para a ilustração das operações somente um desses campos será apresentado.

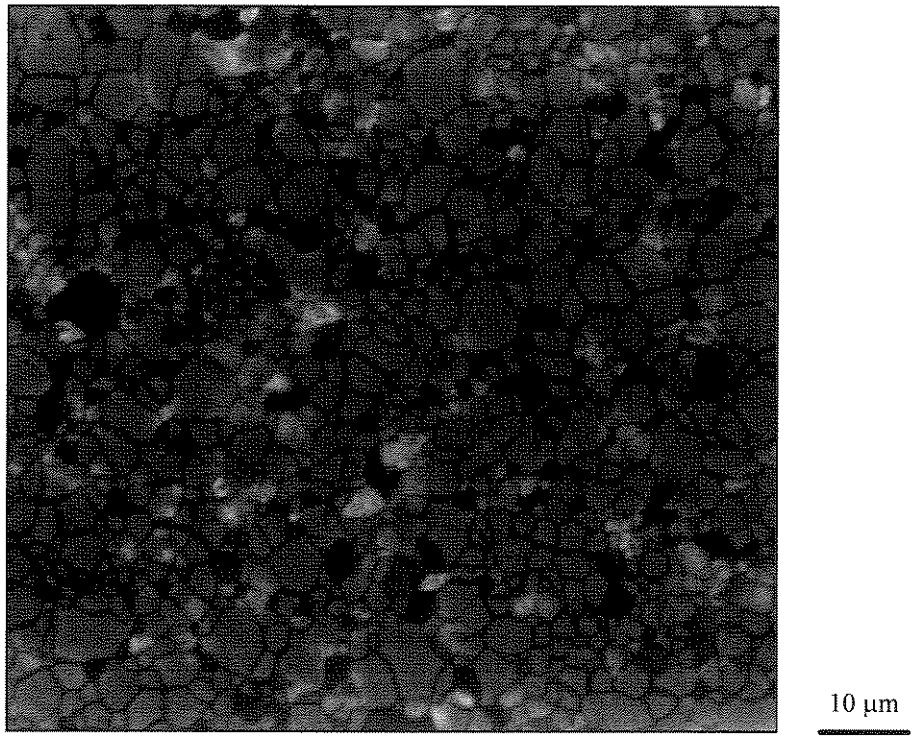


Figura 5.103 - Microestrutura típica de um compacto sinterizado e atacado de hidroxiapatita.

5.4.2.2. **Implementação da Metodologia**

A metodologia elaborada sob a forma de um *workspace* específico é apresentada na figura 5.104.

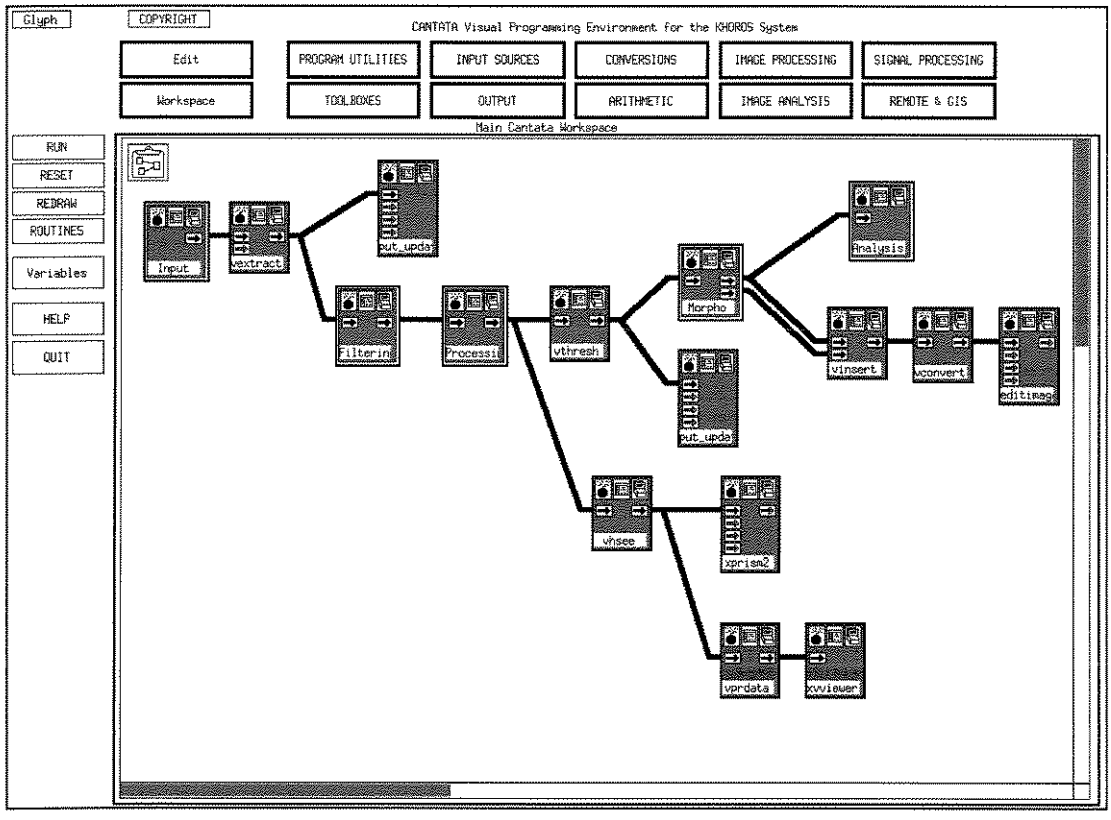


Figura 5.104 - *Workspace* utilizado na caracterização do tamanho de grãos de um compacto de hidroxiapatita.

Com a execução do procedimento ***Input*** (figura 5.1), foi realizada no programa modular principal uma operação (rotina *vextract*) que definiu o campo de análise em 256 por 256 *pixels*, considerando como origem da nova imagem (canto superior esquerdo) as seguintes coordenadas na imagem digital original [(x,y) = (100,50)]. A imagem resultante desta operação é apresentada na figura 5.105.

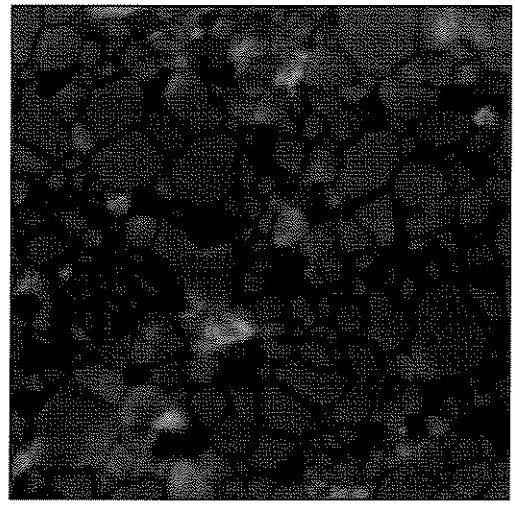


Figura 5.105 - Subimagem da imagem original, com tamanho de 256 por 256 *pixels*.

Foi efetuada na imagem digital uma operação de filtragem no domínio espacial, procedimento ***Filtering***, figura 5.106, através da utilização de uma convolução mediana com janelas de 5 por 5 *pixels*, representada pela rotina *vconvolve*.

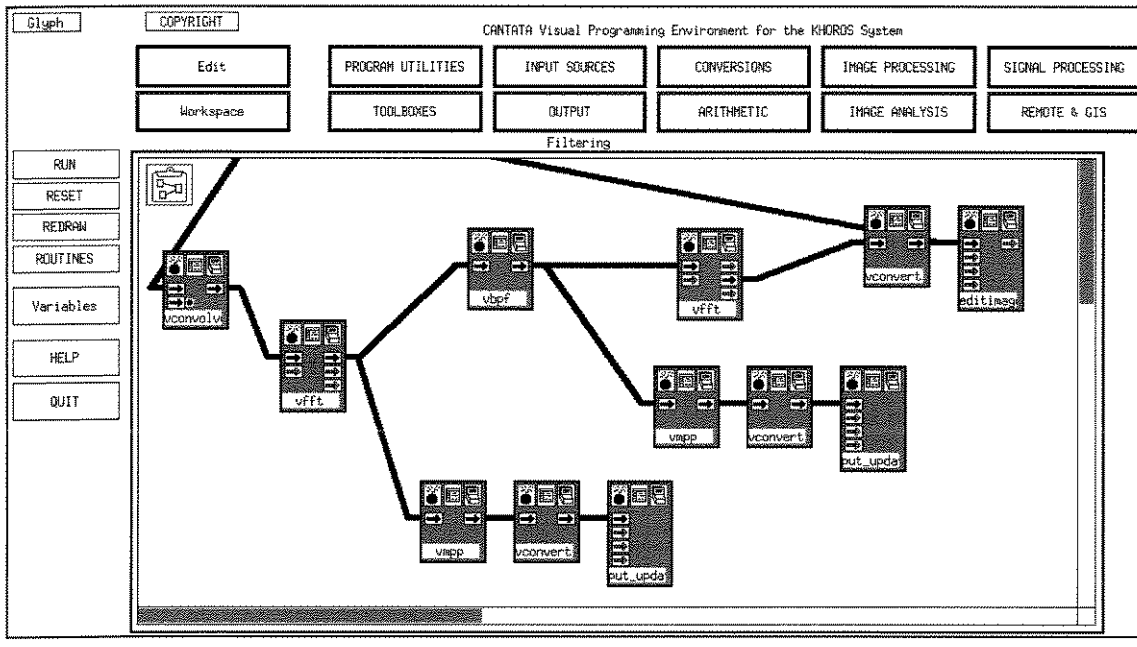


Figura 5.106 - Procedimento ***Filtering***.

Esta operação foi empregada com a finalidade de se efetuar localmente uma filtragem passa-baixa, reduzindo o ruído presente na imagem e preservando os contornos de grãos. A figura 5.107 mostra o resultado alcançado pela operação.

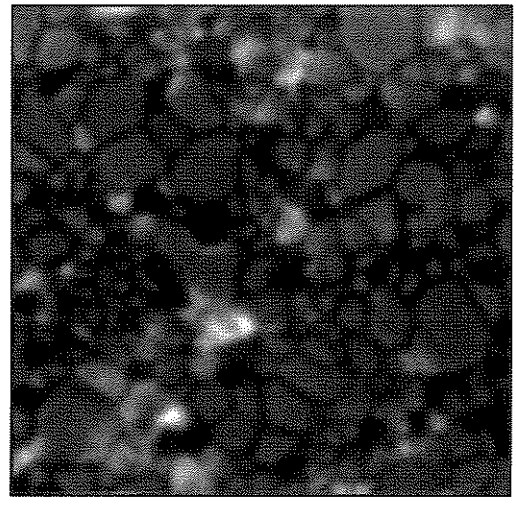


Figura 5.107 - Imagem resultante da aplicação da rotina *vconvolve*.

Esta imagem apresenta uma nitidez menor que a imagem original, mas oferece uma grande ajuda para a etapa seguinte do processamento.

Em seguida, foi executada na imagem resultante da rotina *vconvolve* uma filtragem passa-banda no domínio da frequência. O objetivo da aplicação de um filtro passa-banda frequências na imagem da figura 5.107 foi a suavização das regiões internas aos grãos e o realce dos contornos dos mesmos.

Este procedimento de filtragem foi efetuado através da utilização da transformada direta de *Fourier*, representada pela rotina *vfft*, associada com um filtro passa-banda frequências, rotina *vbpf*, e a transformada inversa de *Fourier*, rotina *vfft*. O filtro utilizado é de ordem n igual a "6", com frequência de corte D_o igual a "0,10" e largura de banda w igual a "0,47". Estes parâmetros do filtro foram comentados e explicados anteriormente no item 2.5.3.

Após, na imagem resultante das operações de filtragem foi executada uma operação de conversão de formato de arquivo (rotina *vconvert*), de *float* para *byte*, resultando na imagem apresentada na figura 5.108, com destaque para o brilho global que se tornou mais homogêneo, como também, o realce alcançado nos contornos dos grãos.

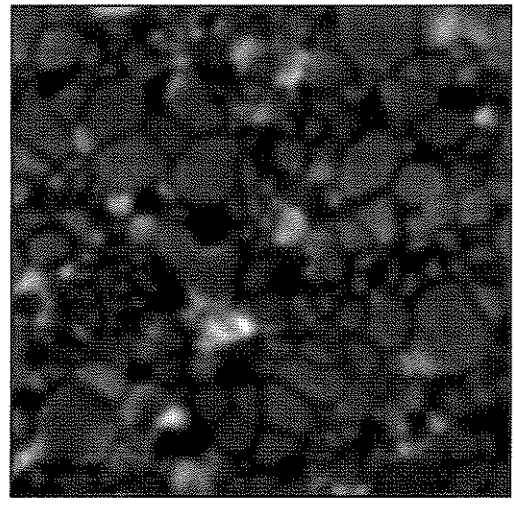


Figura 5.108 - Resultado da aplicação do filtro passa-banda frequências.

A rotina *vmpp* foi utilizada para calcular o logaritmo da magnitude da transformada discreta de *Fourier* e do filtro passa-banda frequências. Desta forma, a figura 5.109-(a) mostra o espectro de *Fourier* da imagem visualizada na figura 5.107. E, a figura 5.109-(b) apresenta o espectro de *Fourier* da imagem resultante da aplicação do filtro passa-banda

frequências, figura 5.108. Neste espectro nota-se que com a utilização do filtro passa-banda foram eliminadas as frequências baixas e altas que passam perto do centro da transformada discreta de *Fourier* e das bordas das mesmas. No entanto, as frequências que passam perto do círculo de raio D_0 foram parcialmente preservadas.

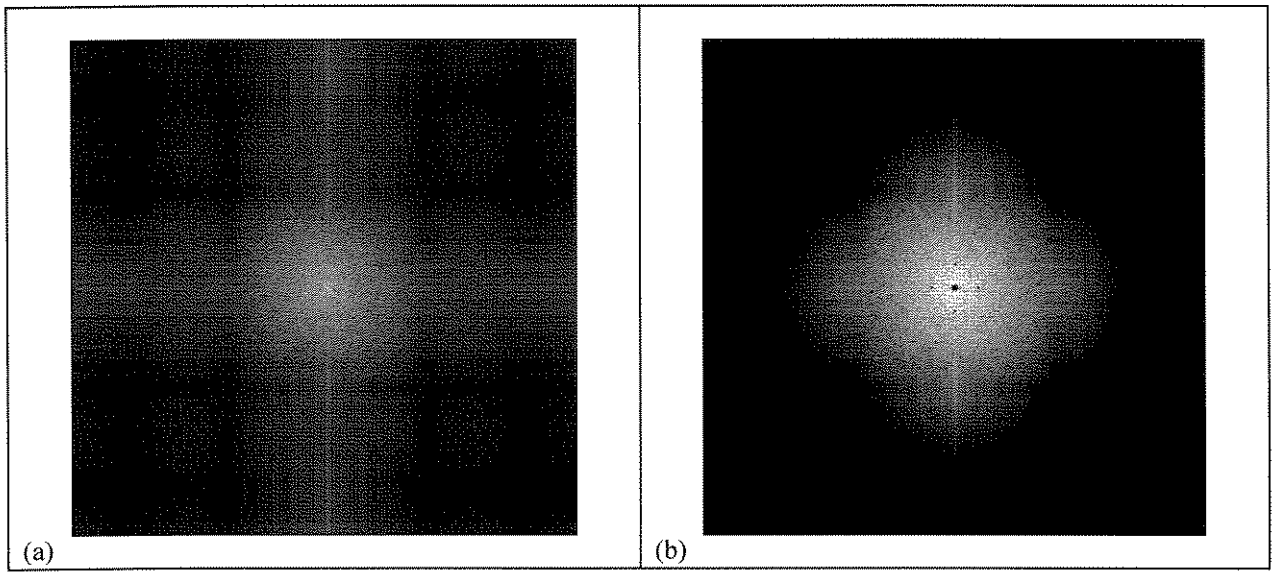


Figura 5.109 - (a) Espectro de *Fourier* da subimagem; (b) Espectro de *Fourier* da imagem filtrada.

Em seguida, foi executada na imagem filtrada (figura 5.108) uma operação de dilatação em níveis de cinza (rotina *vndil*), procedimento ***Processing***, figura 5.110. O objetivo da aplicação desta operação é o preenchimento de pequenos vazios entre os grãos, que por sua vez, refina os contornos dos mesmos.

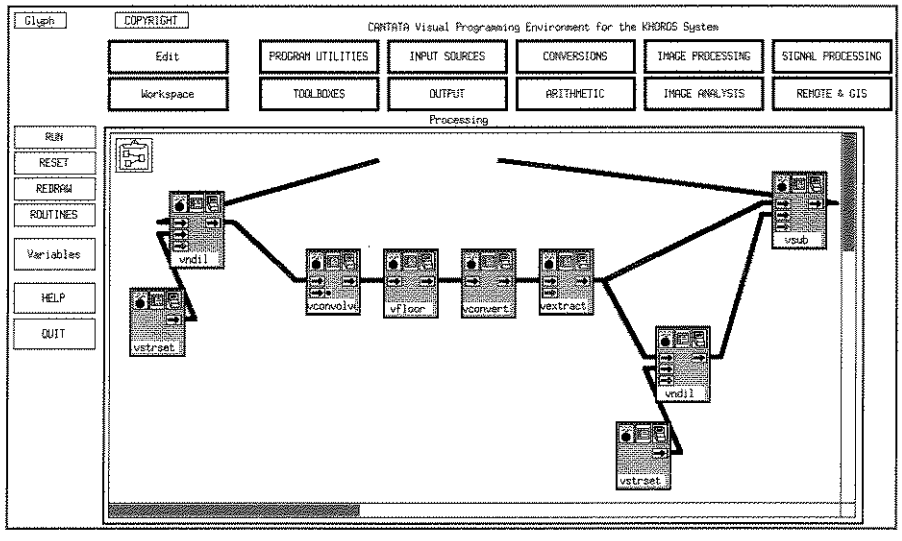


Figura 5.110 - Procedimento ***Processing***.

A figura 5.111 apresenta o resultado da aplicação da operação de dilatação em níveis de cinza na imagem filtrada.

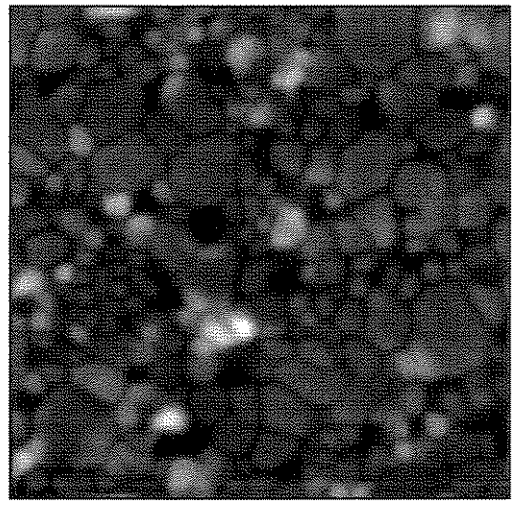


Figura 5.111 - Imagem resultante da operação de dilatação.

Após, na imagem dilatada foi aplicado um filtro Laplaciano 3x3 (rotina *vconvolve*), com o objetivo de aumentar o contraste nos contornos de grão. Em seguida, efetuou-se uma operação (rotina *vfloor*) eliminando da imagem os valores negativos, que podem resultar do filtro Laplaciano. Estes, após a execução da operação, assumiram o valor zero. A figura 5.112 mostra o resultado da aplicação das rotinas *vconvolve* e *vfloor*. Percebe-se nesta imagem o sensível melhoramento da definição das bordas dos grãos e o contraste bastante suave do interior dos mesmos.

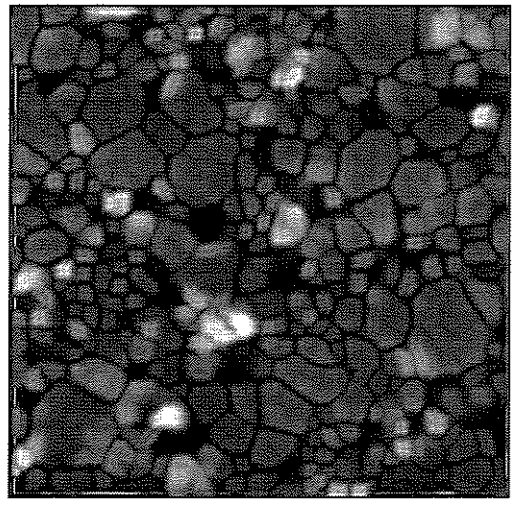


Figura 5.112 - Resultado da aplicação da rotinas *vconvolve* e *vfloor*.

Na imagem filtrada, figura 5.112, foi executada uma operação (rotina *vextract*) para eliminar as faixas brilhantes localizadas próxima as bordas da imagem, que foram evidenciadas pelo filtro Laplaciano. Após, na imagem resultante foi efetuada uma operação sucessiva de dilatação em níveis de cinza (rotina *vndil*). Em seguida, a subimagem filtrada foi subtraída (rotina *vsub*) da imagem resultante das dilatações. Estas operações são efetuadas com a finalidade de salientar os contornos de grão, como pode ser observado na imagem da figura 5.113. Neste ponto do processamento, as características de interesse podem ser facilmente detectáveis.

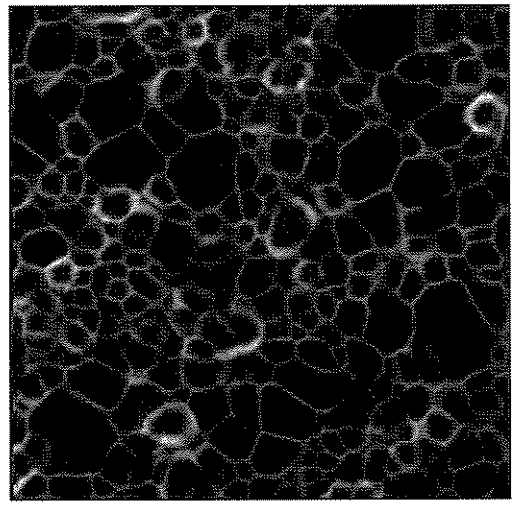


Figura 5.113 - Resultado da aplicação da rotina *vsub*.

A seguir, realizou-se na imagem resultante, figura 5.113, uma operação de limiarização (rotina *vthresh*), figura 5.104, que permitiu a seleção dos contornos de grãos. Para isto, a figura 5.114 mostra o histograma de níveis de cinza da imagem considerada.

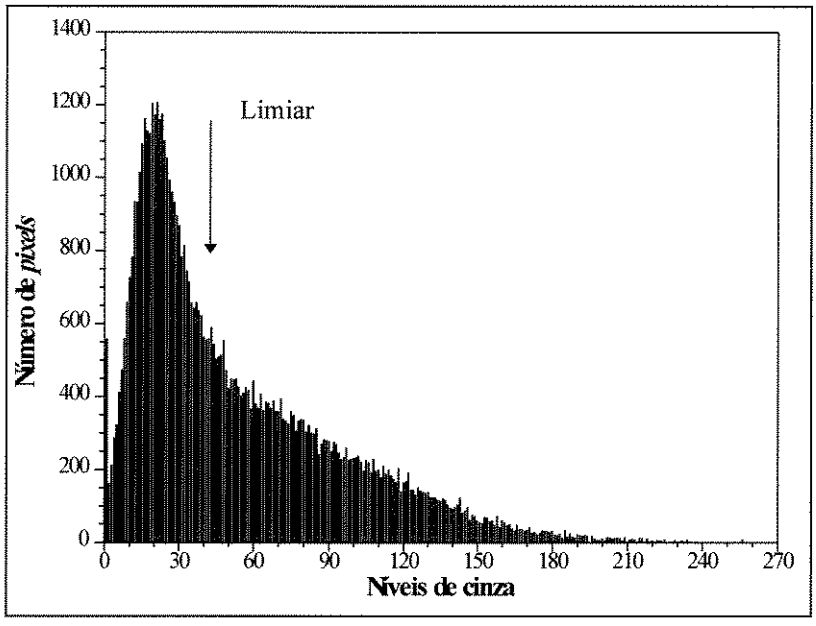


Figura 5.114 - Histograma da imagem da figura 5.113, mostrando a escolha do nível de limiar "38".

Este histograma foi utilizado para escolher o valor de limiar "38", usado na operação de limiarização. Esta escolha foi realizada de forma interativa.

A imagem resultante da operação de limiarização é do tipo binário, como mostra a figura 5.115.

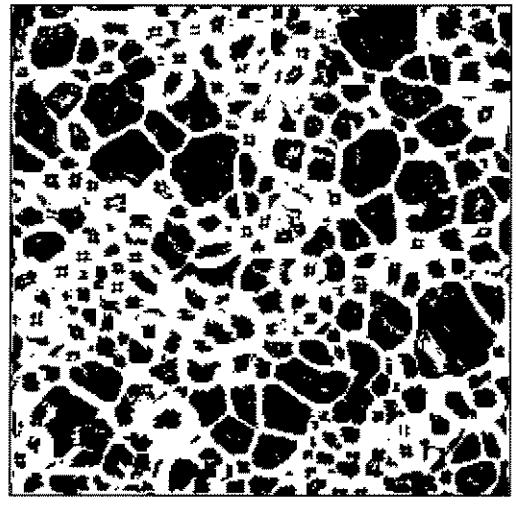


Figura 5.115 - Imagem binária dos contornos de grãos.

Nesta imagem pode-se observar uma série de problemas, tais como: os contornos de grão estão bastante espessos e as áreas delimitadas por esses contornos apresentam pequenas

linhas e pontos. Estes problemas serão solucionados com a execução do procedimento ***Morpho***, figura 5.116.

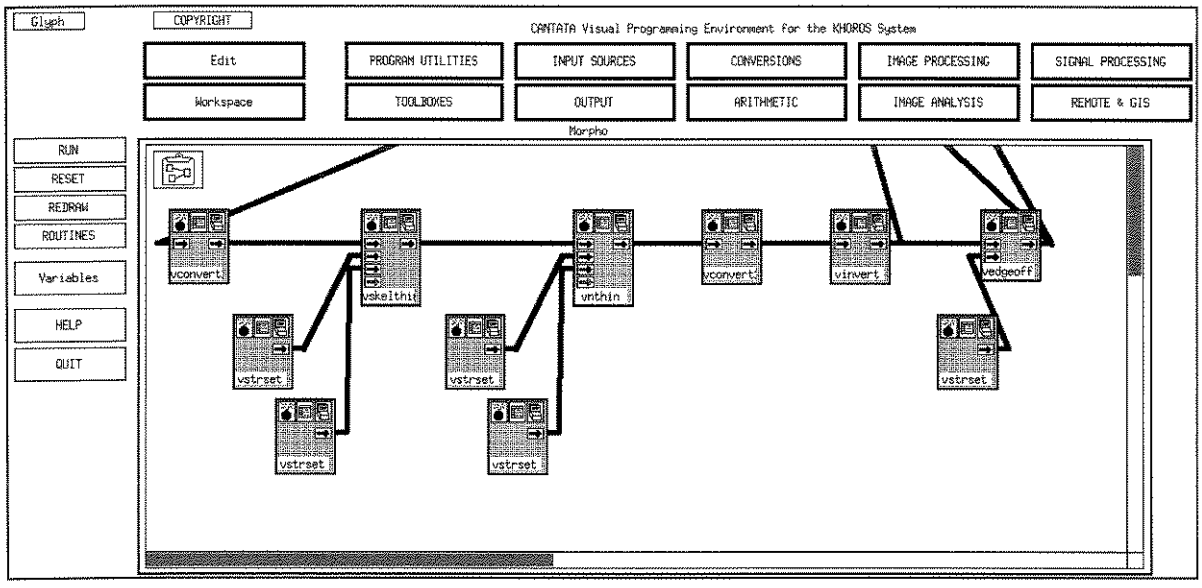


Figura 5.116 - Procedimento ***Morpho***.

Inicialmente, foi efetuada uma operação de morfologia matemática de esqueletização por afinamento (rotina *vskelthin*) que refinou os contornos de grão da imagem binária, resultando na imagem apresentada na figura 5.117.

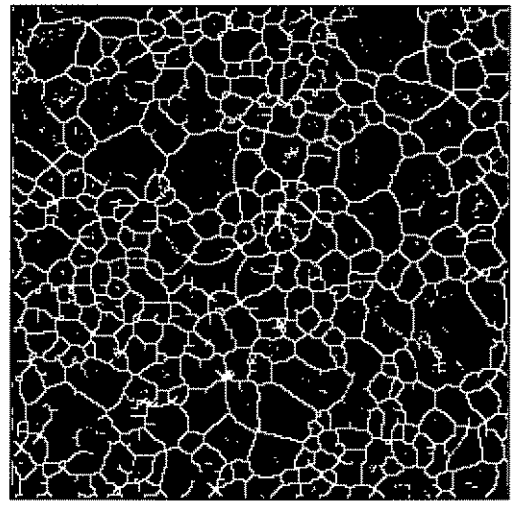


Figura 5.117 - Resultado da aplicação da rotina *vskelthin*.

Nesta imagem ainda pode-se observar uma série de pequenas linhas indesejáveis. Estas foram eliminadas a partir da execução de uma operação de morfologia matemática

(rotina *vnthin*), resultando na imagem mostrada na figura 5.118. Agora, observa-se na imagem que os contornos de grão aparecem nítidos e limpos.

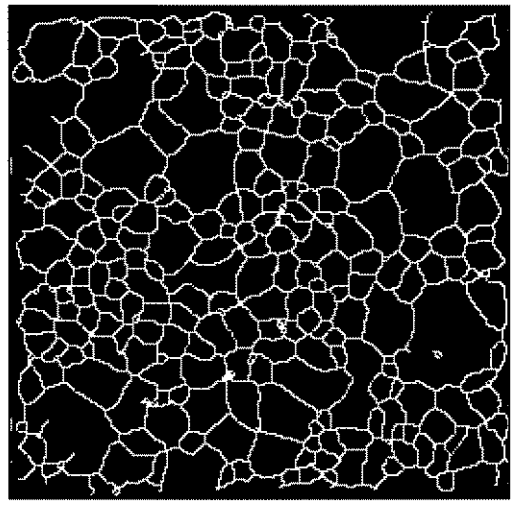


Figura 5.118 - Resultado da aplicação da rotina *vnthin*.

Em seguida, foi efetuada uma operação de inversão (rotina *vinvert*) que tornou os contornos de grão (originalmente brancos), em pretos para serem processados pelas operações seguintes. Finalmente, executou-se uma operação de morfologia matemática (rotina *vedgeoff*), com a finalidade de remover os contornos em contato com as bordas da imagem, resultando na imagem apresentada na figura 5.119.

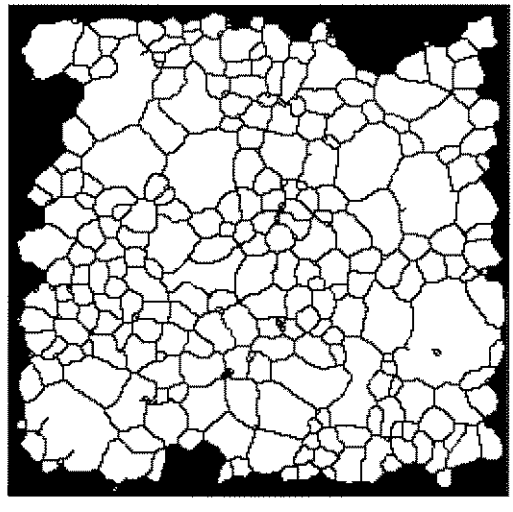


Figura 5.119 - Resultado da aplicação da rotina *vedgeoff*.

Esta imagem contém regiões brancas separadas por contornos pretos, que correspondem precisamente aos grãos de hidroxiapatita presentes na subimagem original (figura 5.105).

Desta forma, as rotinas sucessivas que foram aplicadas com êxito nas etapas anteriores do programa modular, permitiram com a execução do procedimento ***Analysis***, figura 5.120, identificar (rotina *vlabel*) cada grão de hidroxiapatita presente na imagem da figura 5.119, extrair os dados de interesse (rotina *vshape*) e representá-los.

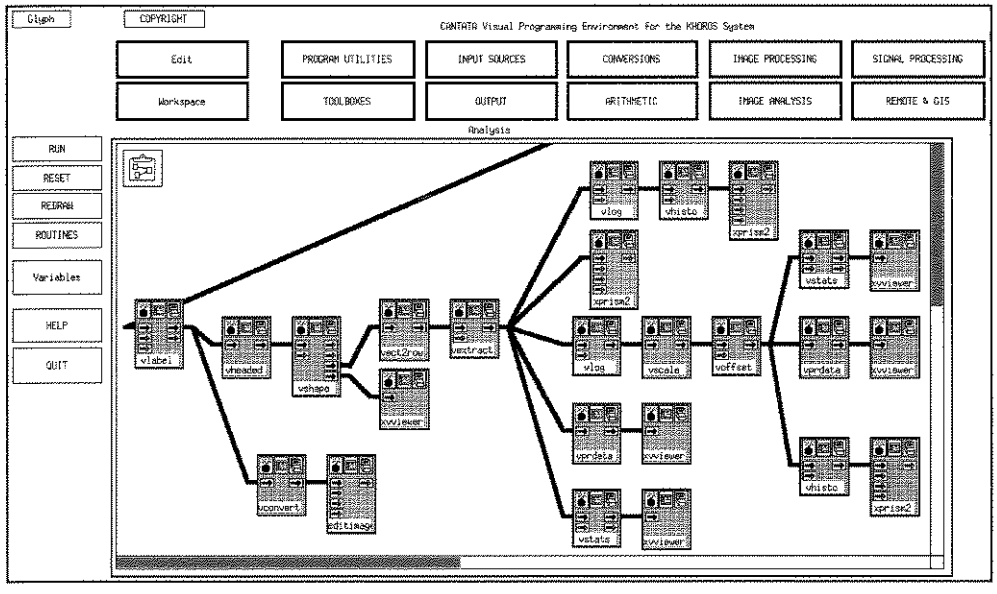


Figura 5.120 - Procedimento ***Analysis***.

A figura 5.121 apresenta cada um dos grãos identificados através do emprego da rotina *vlabel*.

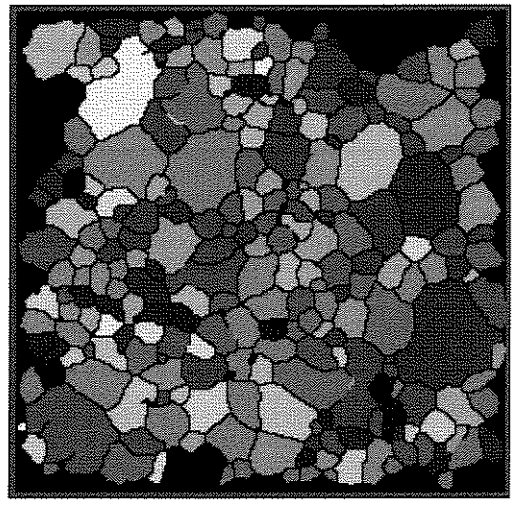


Figura 5.121 - Imagem com os grãos de hidroxiapatita rotulados.

Nesta imagem, a área real é obviamente o parâmetro mais importante para caracterizar a estrutura dos grãos.

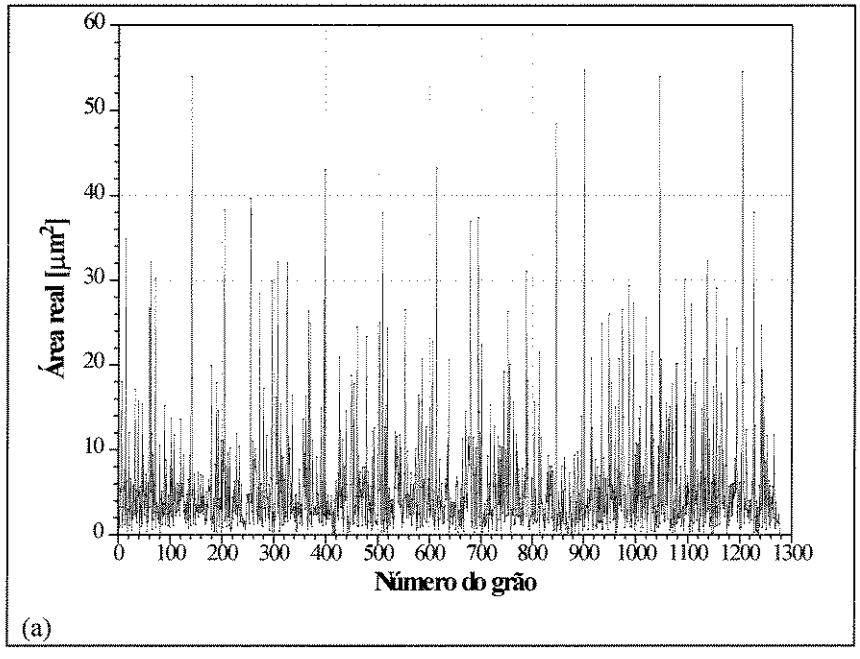
No procedimento ***Analysis*** (figura 5.120) foi implementada uma sequência adicional de operações matemáticas (rotinas *vlog*, *vscale* e *voffset*) para determinar o número do tamanho de grão médio ASTM (G), de acordo com ASTM E 1382 - 91:[99]

$$G = (-3{,}3223 \text{ Log } \bar{A}) - 2{,}955$$

Onde $\bar{A}$ é a área real média dos grãos em mm^2.

5.4.2.3. **Resultados e Discussão**

A metodologia apresentada foi aplicada para caracterizar outros cinco campos na mesma amostra, totalizando 1277 grãos de hidroxiapatita. Os dados obtidos relacionados com o tamanho de cada um dos grãos identificados, considerando o total dos seis campos, são apresentados no gráfico da figura 5.122-(a). A distribuição por classe de tamanho pode ser analisada através do histograma da figura 5.122-(b).



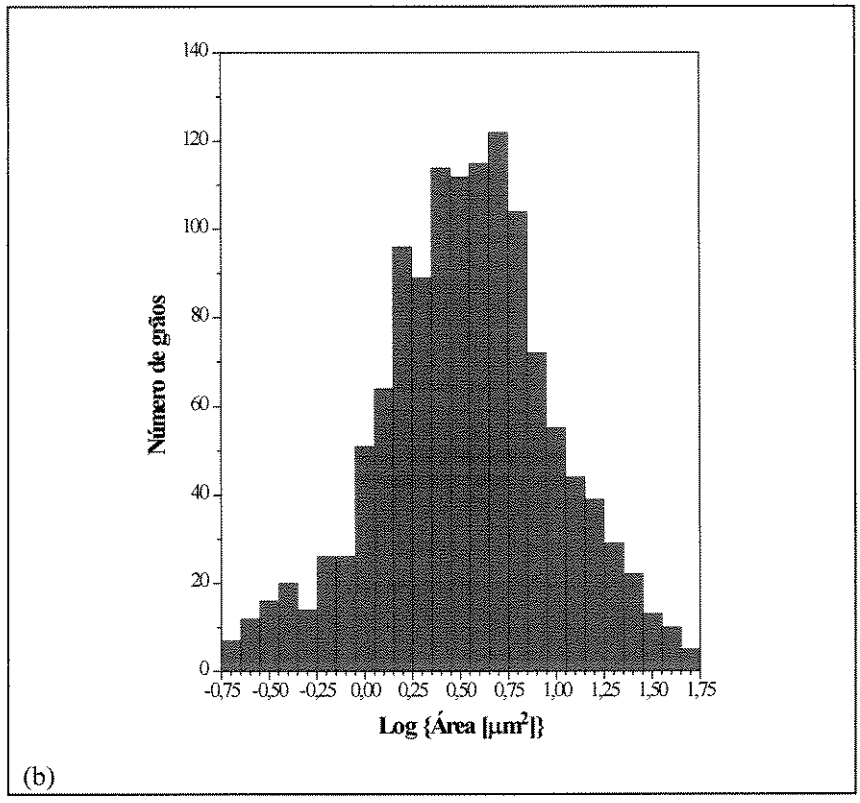


Figura 5.122 - Área real em μm^2 obtidos a partir dos grãos identificados, considerando os seis campos.

Os resultados estatísticos dos campos individuais analisados na microestrutura considerada são apresentados na tabela 5.9.

Tabela 5.9 - Principais valores obtidos da caracterização dos grãos de hidroxiapatita.

Campo	I	II	III	IV	V	VI
Número de grãos analisados	246	201	213	220	204	202
Área real média [μm^2]	5,24	5,81	5,70	5,54	6,19	6,21
Área real mínima [μm^2]	0,23	0,20	0,26	0,20	0,20	0,20
Área real máxima [μm^2]	53,96	43,07	43,30	48,43	54,71	54,54
Número do tamanho de grão ASTM [G]	14,58	14,44	14,47	14,51	14,35	14,34

Deve-se ressaltar que a análise de grãos com o programa implementado foi possível reconstruir contornos em imagens onde as bordas de interesse não estão bem definidas.

O programa modular permite a determinação de parâmetros globais (área real média e número do tamanho de grão médio ASTM) e vários parâmetros específicos incluindo tamanho e distribuição dos grãos individuais.

A relativa complexidade do processamento envolvendo operações de filtragem espacial, filtragem freqüencial, morfologia matemática binária e em níveis de cinza mostra a flexibilidade e eficiência das técnicas de processamento digital de imagens para tratar com sucesso imagens com contraste desigual e com numerosos defeitos.

Os resultados obtidos mostram que a amostra possui uma distribuição de grãos muito homogênea em relação aos diversos campos analisados. O valor médio da área real é 5,78 ± 0,38 μm^2 e o número do tamanho de grão ASTM é 14,45 ± 0,09.

5.4.3. **Liga de Alumínio da Série 7050**

5.4.3.1. **Introdução**

Nesta aplicação será caracterizada a microestrutura de uma liga *Al-Zn-Mg-Cu*, série 7050, desenvolvida pela Alcoa-EUA. Esta liga apresenta a seguinte composição química nominal (em peso):[102]

Al	*Zn*	*Mg*	*Cu*	*Zr*	*Si*	*Fe*
88,93	6,20	2,25	2,23	0,12	< 0,12	< 0,15

A liga de alumínio da série 7050 possui uma excelente combinação de resistência mecânica, tenacidade à fratura e resistência à corrosão sob tensão, que é de suma importância, principalmente para aplicações aeroespaciais.[102]

Este exemplo considera os seguintes parâmetros de interesse: tamanho de grão, diâmetro equivalente e número do tamanho de grão médio ASTM. Esta caracterização foi realizada de maneira similar ao item 5.4.2. A amostra foi obtida e preparada de acordo com os procedimentos descritos na referência [102].

A imagem original correspondente a micrografia analisada (plano transversal do material laminado) foi digitalizada com uma resolução espacial de 150 *dpi*, 8 *bits* por *pixel* e com um tamanho de 358 por 259 *pixels*. A figura 5.123 mostra a microestrutura característica da liga de alumínio 7050, obtida por microscopia óptica de reflexão.

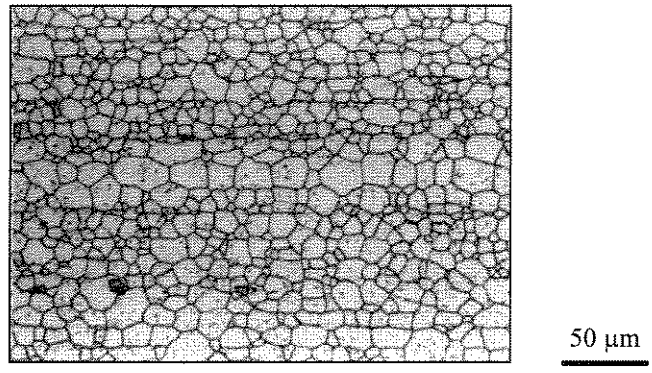


Figura 5.123 - Imagem original da microestrutura da liga de alumínio 7050.

5.4.3.2. **Implementação da Metodologia**

O programa modular elaborado para a análise microestrutural quantitativa da amostra da liga de alumínio 7050, é o mesmo desenvolvido e implementado no item 5.4.2.2, com algumas pequenas diferenças em relação aos parâmetros do filtro passa-banda frequências e ao valor do limiar (120). O filtro utilizado é de ordem n igual a "6", com frequência de corte D_o igual a "0,20" e largura de banda w igual a "0,47". Estes parâmetros do filtro foram comentados e explicados anteriormente no item 2.5.3. Com isso, para ilustrar somente serão apresentadas as principais imagens (original, filtrada e rotulada) nas figuras 5.124, 5.125 e 5.126, respectivamente.

A imagem da figura 5.124 foi obtida pela rotina *vextract*, figura 5.104, considerando como referência na imagem digital original as coordenadas [(x,y) = (1,1)].

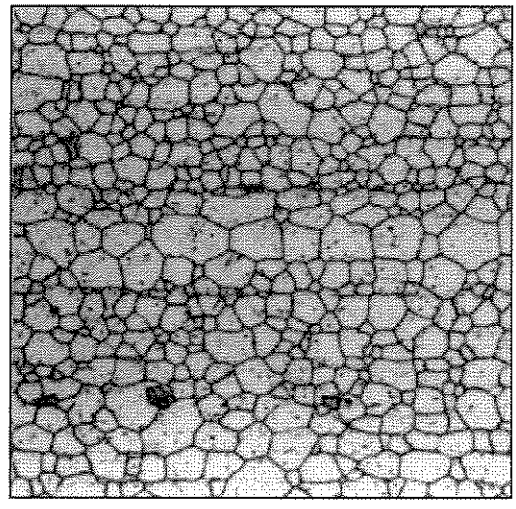


Figura 5.124 - Subimagem da imagem original, com tamanho de 256 por 256 *pixels*.

Já, a imagem da figura 5.125 foi obtida pela aplicação do filtro Laplaciano 3x3 (rotina *vconvolve*) e da rotina *vfloor*, procedimento ***Processing***, figura 5.110.

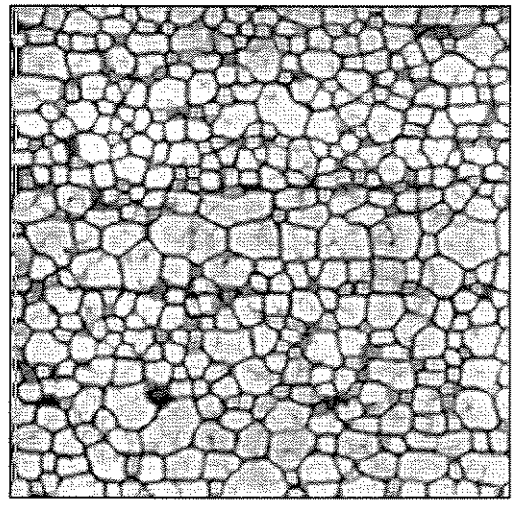


Figura 5.125 - Resultado da aplicação da rotinas *vconvolve* e *vfloor*.

A figura 5.126 apresenta cada um dos grãos identificados através do emprego da rotina *vlabel*, procedimento ***Analysis***, figura 5.120.

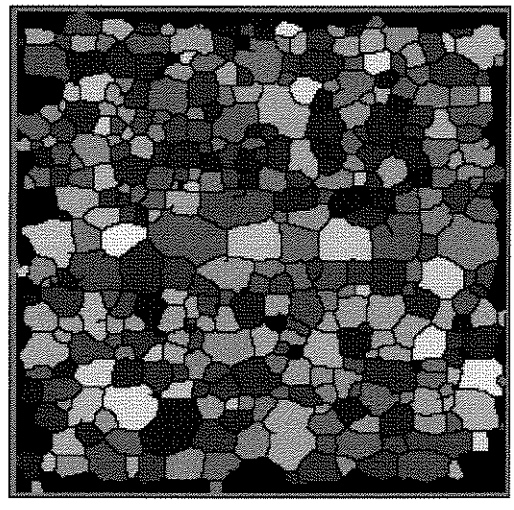


Figura 5.126 - Imagem com os grãos da liga de alumínio rotulados.

5.4.3.3. **Resultados**

Os dados obtidos relacionados com o tamanho de cada um dos grãos identificados, considerando a imagem rotulada da figura 5.126, são apresentados no gráfico da figura 5.127-(a). A distribuição por classe de tamanho pode ser analisada através do histograma da figura 5.127-(b).

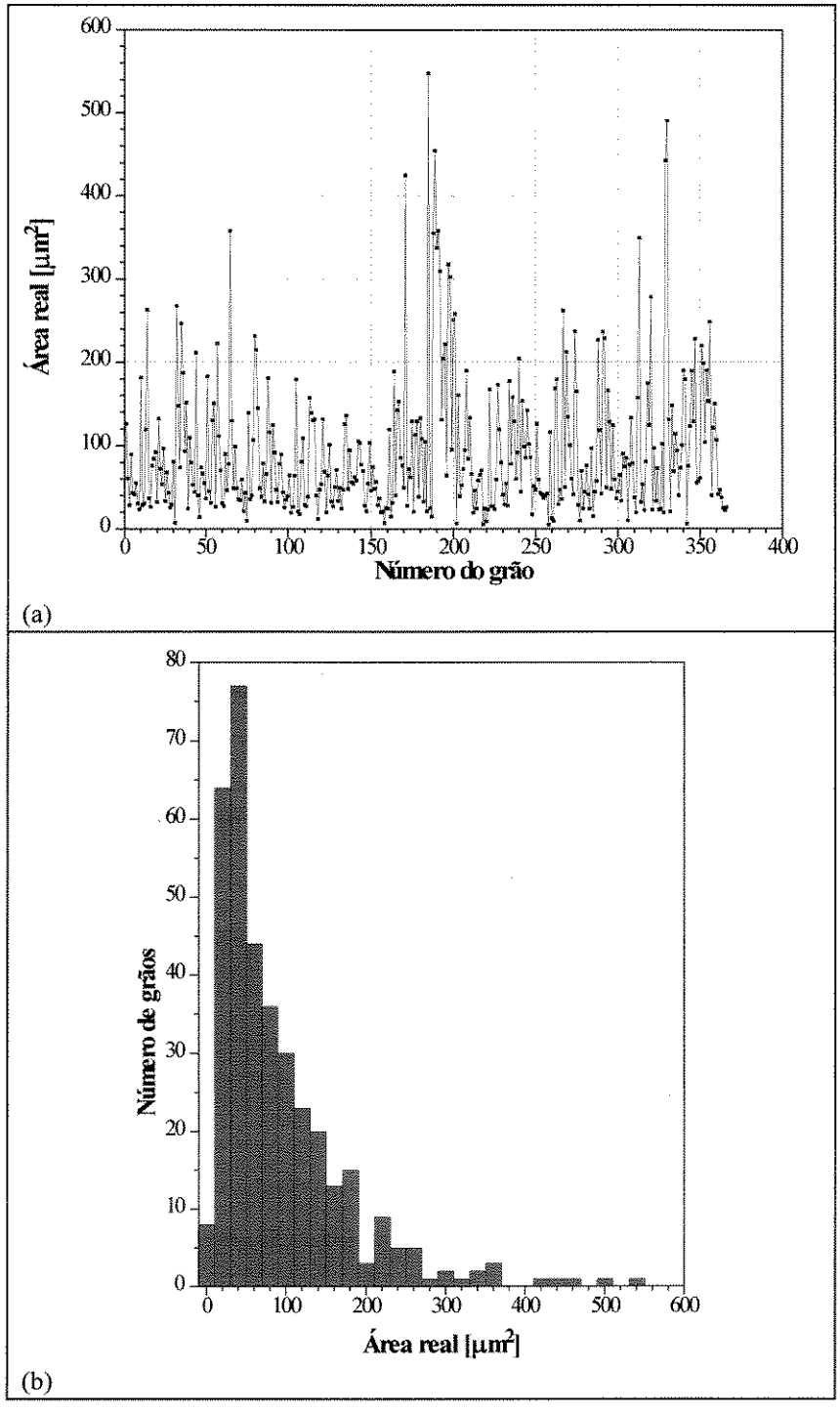


Figura 5.127 - Resultados da área real em μm^2 obtidos a partir dos grãos identificados.

Os resultados estatísticos correspondentes a microestrutura da amostra da liga 7050 considerada são apresentados na tabela 5.10.

Tabela 5.10 - Principais valores obtidos da caracterização dos grãos da liga de alumínio 7050.

Parâmetros	Valores obtidos
Número de grãos analisados	366
Área real média [μm^2]	92,4044
Área real mínima [μm^2]	5,0179
Área real máxima [μm^2]	547,6690
Diâmetro equivalente médio [μm]	10,85
Número do tamanho de grão ASTM [G]	10,45

O processamento realizado forneceu para o diâmetro equivalente médio dos grãos um valor igual a 10,85 μm e para o número do tamanho de grão ASTM um valor igual a 10,45. Para efeito de comparação dos resultados obtidos, pode-se citar que na referência [102], é mencionado que a mesma liga caracterizada neste trabalho, possui um diâmetro equivalente médio igual a 9,79 ± 1,62 μm, obtido através do método do intercepto linear ou de Heyn,[94,103] e um número do tamanho de grão ASTM igual a 10,1 ± 0,3.

5.5. Análise Quantitativa de Partículas

5.5.1. Introdução

Características morfológicas das partículas de pós são de grande importância no controle do processo de sinterização e comportamento final de vários tipos de materiais. Pequenas mudanças no tamanho e na forma das partículas podem resultar em variações substanciais no seu comportamento. Neste contexto, uma técnica de caracterização de pós que seja confiável e precisa é necessária para o desenvolvimento e a produção de novos materiais particulados de alto desempenho.[104-107]

Um dos principais problemas na aplicação das técnicas de processamento e análise de imagens digitais para a caracterização de pós é a seleção individual de objetos que permita uma determinação correta de suas características. Na maioria das vezes, é impossível evitar que numa imagem que contém uma razoável densidade de objetos, as partículas de pós estejam parcialmente unidas ou sobrepostas. Este problema é crítico principalmente para pequenas partículas não-condutoras (materiais cerâmicos e orgânicos) devido ao fenômeno de interação eletrostática existente entre elas.[108,109]

Na presente aplicação os programas modulares implementados são ilustrados através da caracterização de partículas de pós de ácido adípico (material orgânico) e zircônia (material cerâmico). Ambas micrografias dos materiais analisados foram obtidas por microscopia óptica.

As imagens originais correspondentes as micrografias analisadas foram digitalizadas com uma resolução espacial de 150 *dpi*, 8 *bits* por *pixel* e processadas num tamanho de 300 por 300 *pixels* (pó de ácido adípico) e 256 por 256 *pixels* (pó de zircônia).

A figura 5.128 apresenta as partículas do pó de ácido adípico, com destaque para o tamanho e a forma das mesmas que são muito irregulares.

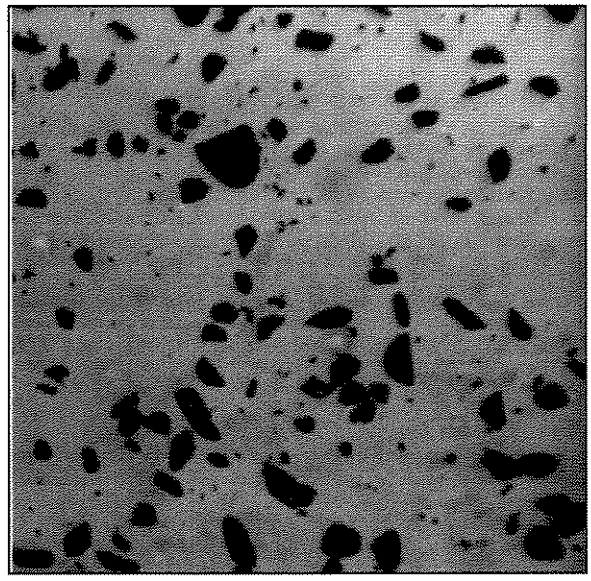


Figura 5.128 - Partículas do pó de ácido adípico.

A figura 5.129 apresenta as partículas do pó de zircônia, com destaque para o tamanho heterogêneo e a forma regular das mesmas.

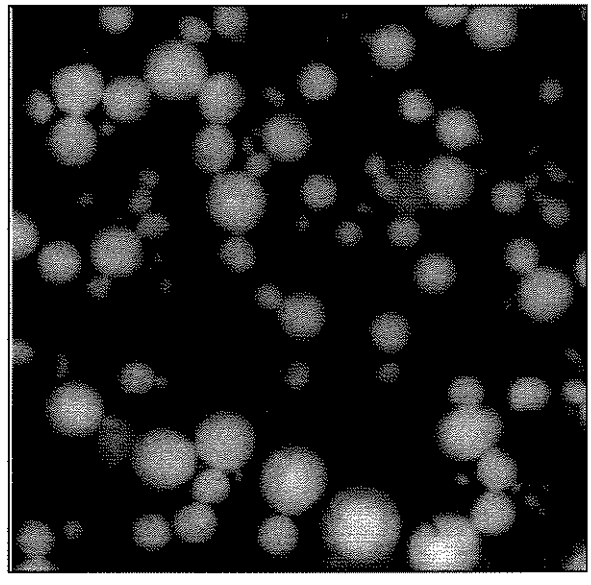


Figura 5.129 - Partículas do pó de zircônia.

5.5.2. Caracterização do Pó de Ácido Adípico

5.5.2.1. Implementação da Metodologia

O programa modular desenvolvido e implementado, para a caracterização das partículas do pó de ácido adípico, é apresentado na figura 5.130, na forma de um *workspace* específico, que será descrito e comentado a seguir.

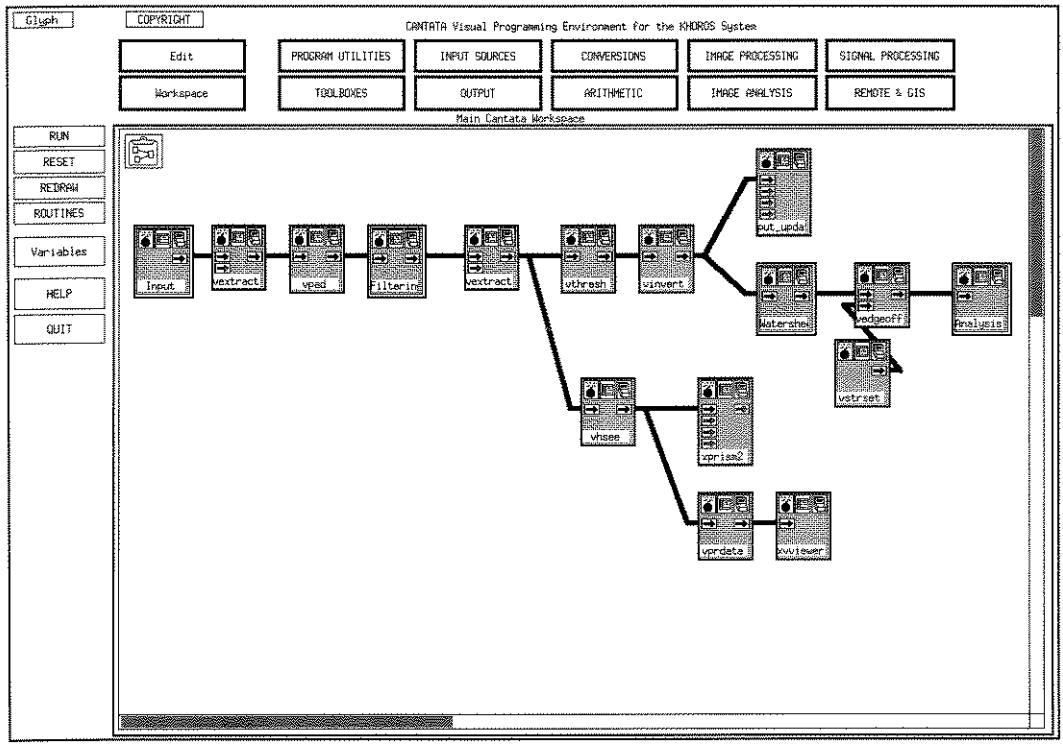


Figura 5.130 - *Workspace* implementado para a caracterização das partículas do pó de ácido adípico.

Após a execução do procedimento ***Input*** (figura 5.1) foi realizada, na imagem original digitalizada (figura 5.128), uma sequência de operações (rotinas *vextract* e *vpad*), definindo em 512 por 512 *pixels* o tamanho da imagem.

Em seguida, foi executada na subimagem original um processo de filtragem passa-alta frequências, procedimento ***Filtering***. Este procedimento é o mesmo (figura 5.33) que foi implementado para a caracterização do aço-ferramenta M2, apresentado no item 5.3.2. O objetivo da aplicação de um filtro passa-alta frequências foi para melhorar a homogeneidade do brilho global da imagem.

A figura 5.131 apresenta o resultado da aplicação do filtro passa-alta associado a rotina *vextract* para eliminar da imagem filtrada as faixas em níveis de cinza adicionada pela rotina *vpad* . O filtro utilizado é de ordem n igual a "6" e com frequência de corte D_o igual a "0,01" (item 2.5.3).

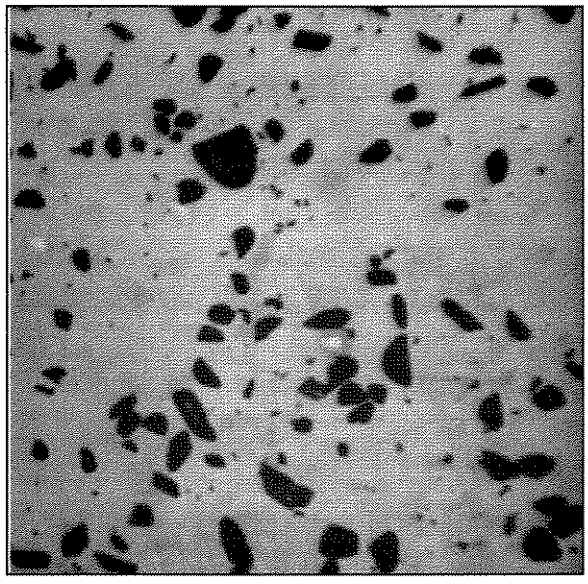


Figura 5.131 - Imagem filtrada sem a presença da faixa em nível de cinza.

A seguir, realizou-se na imagem filtrada uma operação de limiarização (rotina *vthresh*) que permitiu a salientação das partículas do pó de ácido adípico. Para isto, a figura 5.132 mostra o histograma de níveis de cinza da imagem apresentada na figura 5.131.

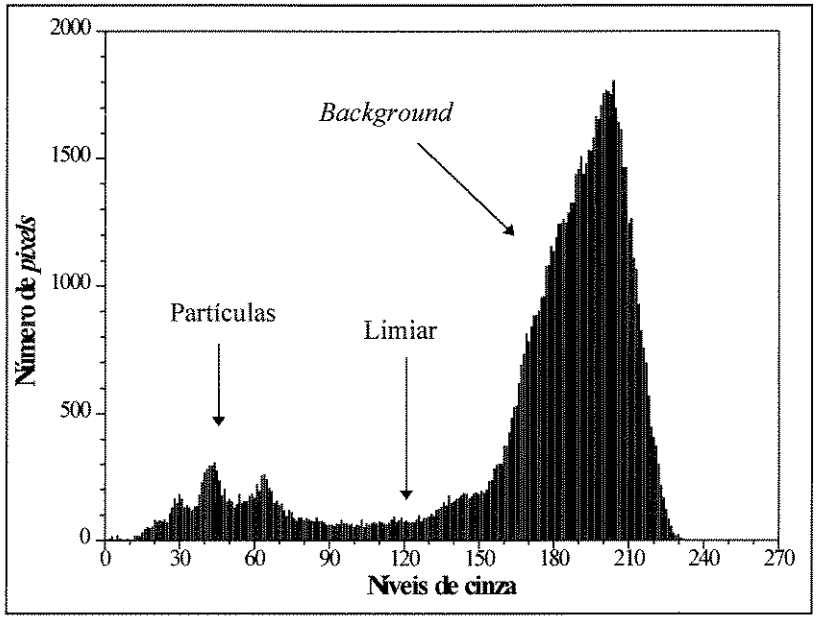


Figura 5.132 - Histograma da imagem filtrada, mostrando a escolha do nível de limiar (120).

Este histograma foi utilizado para escolher o valor de limiar 120 usado na operação de limiarização. Esta escolha foi realizada de forma interativa.

A imagem resultante da operação de limiarização foi em seguida invertida (rotina *vinvert*), e apresenta a figura 5.133.

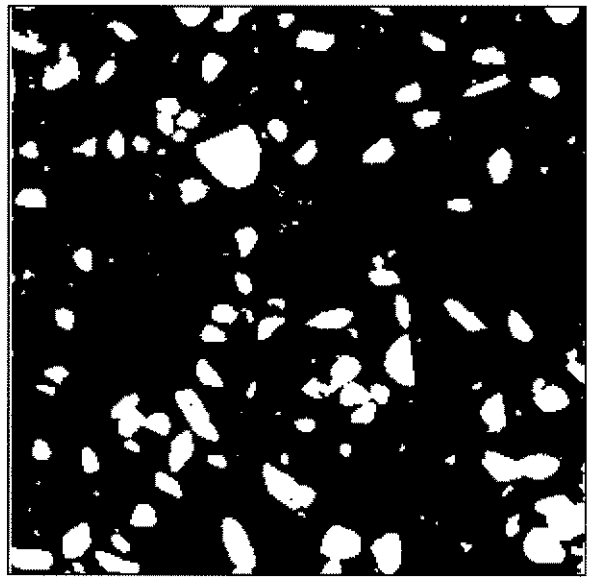


Figura 5.133 - Imagem binária invertida das partículas do pó de ácido adípico.

Nesta imagem observa-se que uma grande parte das partículas se encontram parcialmente unidas. Estas serão separadas para que possam ser analisadas e quantificadas separadamente. Para isto, foi utilizado o algoritmo morfológico de segmentação *Watershed* (procedimento *Watershed*). No item 4.2.3 este algoritmo foi apresentado, sendo descrito de forma detalhada.

A figura 5.134 apresenta as regiões obtidas a partir da execução do algoritmo *Watershed* montadas sobre as partículas. Nesta imagem é possível observar as linhas que delimitam as regiões correspondentes a cada partícula, e que definem os locais de separação entre as partículas.

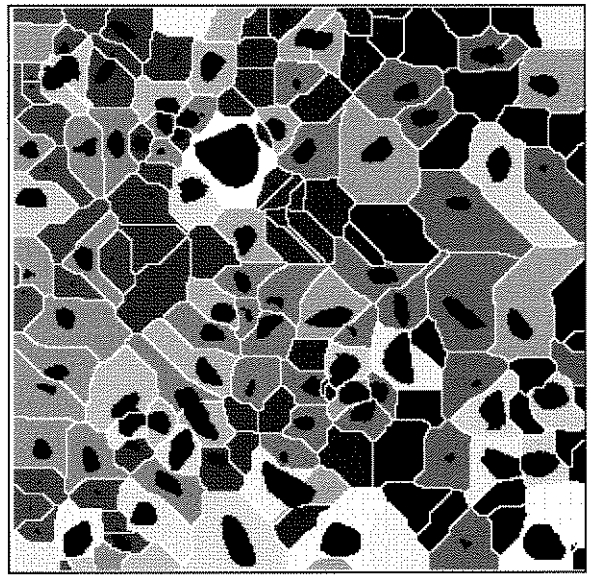


Figura 5.134 - Imagem com as regiões obtidas a partir da execução do algoritmo *Watershed.*

Em seguida, na imagem segmentada resultante do algoritmo *Watershed*, foi executada uma operação (rotina *vedgeoff*) com o objetivo de eliminar as partículas em contato com as bordas da imagem. A figura 5.135 mostra a imagem resultante, com destaque para as partículas separadas.

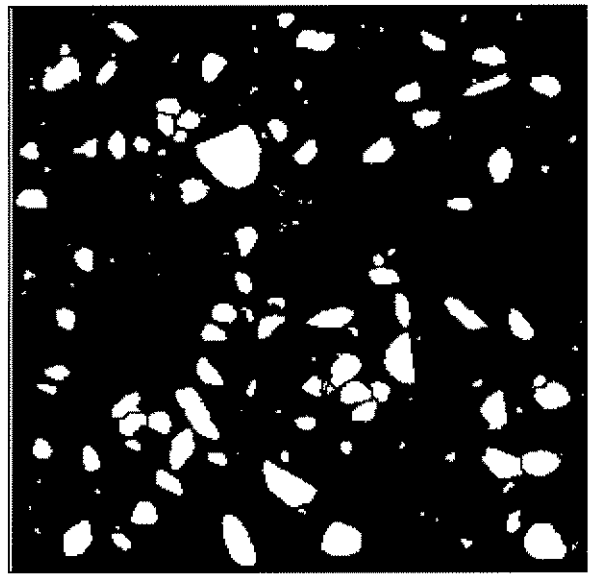


Figura 5.135 - Imagem segmentada do pó de ácido adípico, sem as partículas das bordas.

Assim, com as partículas segmentadas foi executado o procedimento ***Analysis***. Este procedimento é o mesmo (figura 5.24) que foi implementado para a caracterização das fibras

de carbono, apresentado no item 5.2.3. Neste as partículas foram identificadas (rotina *vlabel*) e os dados de interesse extraídos (rotina *vshape*).

A figura 5.136 apresenta cada uma das partículas identificadas através da utilização da rotina *vlabel*.

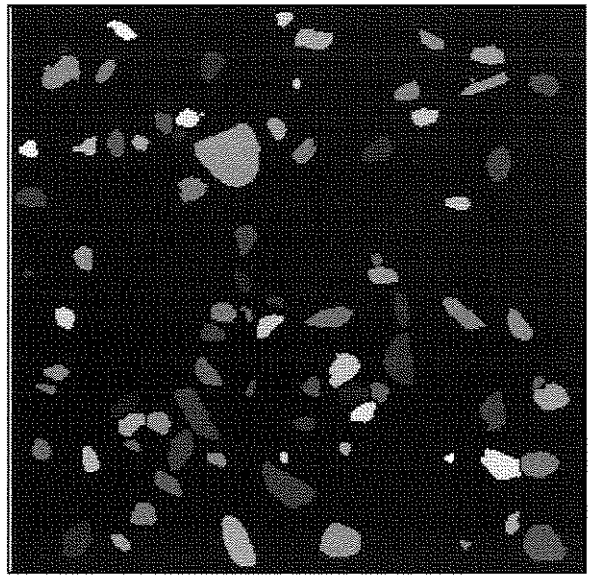


Figura 5.136 - Imagem com as partículas identificadas.

A representação dos dados obtidos (parâmetros de interesse) foi realizada através de gráficos, histogramas e tabela de valores estatísticos, a serem apresentados a seguir.

5.5.2.2. **Resultados e Discussão**

Com a execução da etapa de identificação das partículas, os parâmetros de interesse podem ser obtidos. Com relação a figura 5.136, as principais informações de interesse estão relacionadas com o tamanho (área real da superfície e diâmetro equivalente) e forma (excentricidade e fator de forma) das partículas.

Os dados obtidos relacionados com o tamanho (área real da superfície e diâmetro equivalente) de cada uma das partículas identificadas são apresentados nos gráficos da figura 5.137.

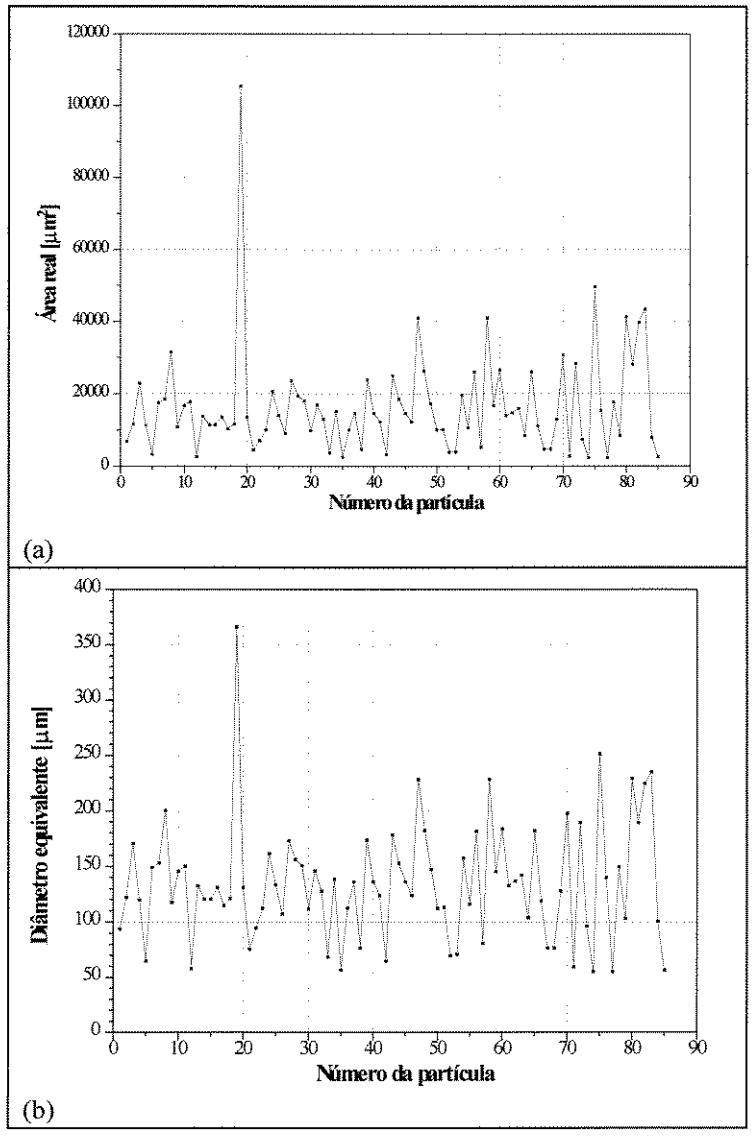


Figura 5.137 - Resultados obtidos das partículas identificadas: (a) Área real; (b) Diâmetro Equivalente.

A distribuição por classe de tamanho, em termos de área real e diâmetro equivalente, pode ser analisada através dos histogramas, apresentados na figura 5.138 e os valores principais encontram-se na tabela 5.11.

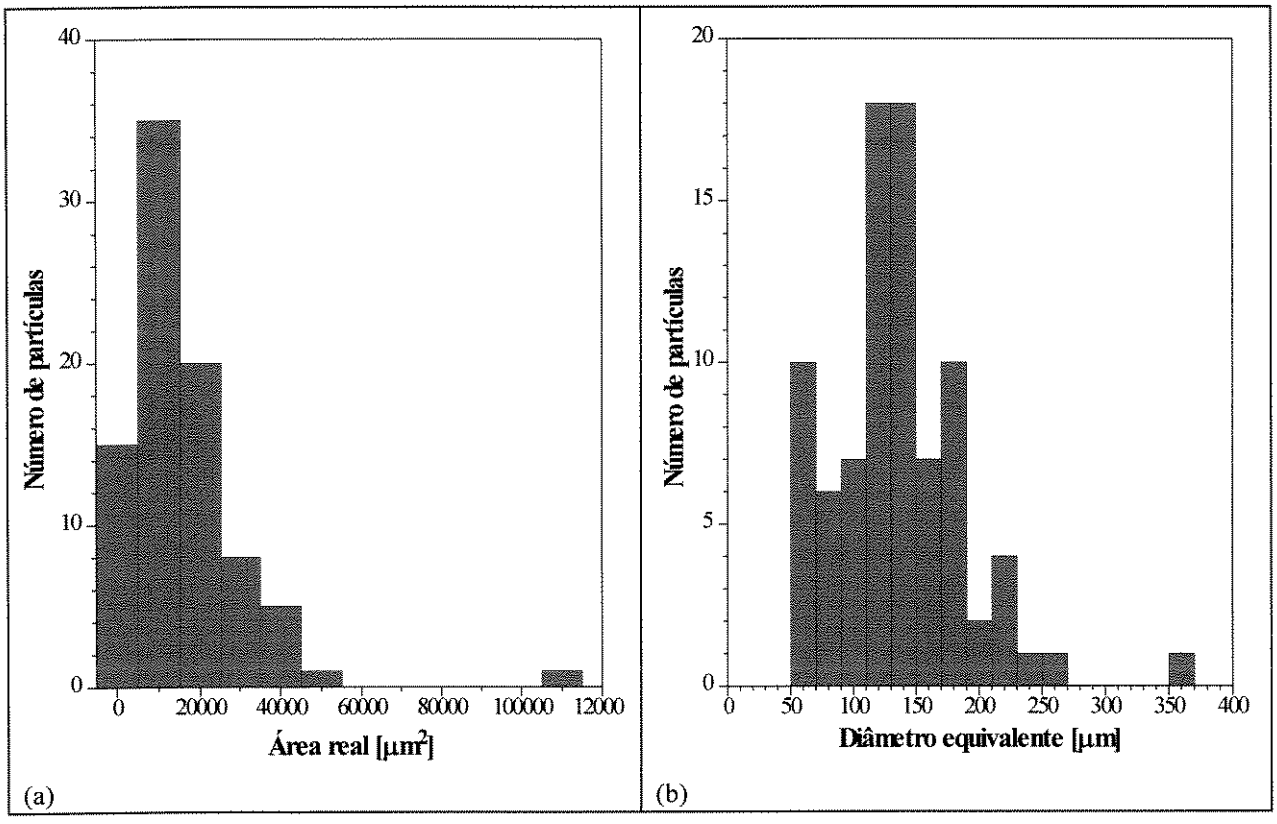


Figura 5.138 - Histograma por classe de tamanho: (a) Área real; (b) Diâmetro equivalente.

A figura 5.139 mostra os contornos das partículas associados com os seus respectivos semi-eixos. Esta imagem foi utilizada no cálculo da excentricidade de cada uma das partículas. O procedimento de cálculo da excentricidade de objetos reais foi descrito de forma detalhada no item 4.3.

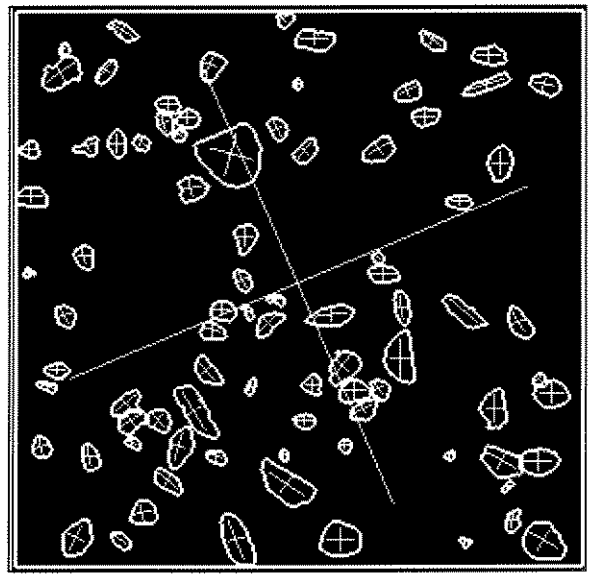


Figura 5.139 - Imagem dos contornos das partículas associados aos semi-eixos.

Os dados obtidos relacionados com a excentricidade de cada uma das partículas identificadas são apresentados no gráfico da figura 5.140-(a). A frequência dos valores de excentricidade das partículas pode ser analisada através do histograma apresentado na figura 5.140-(b).

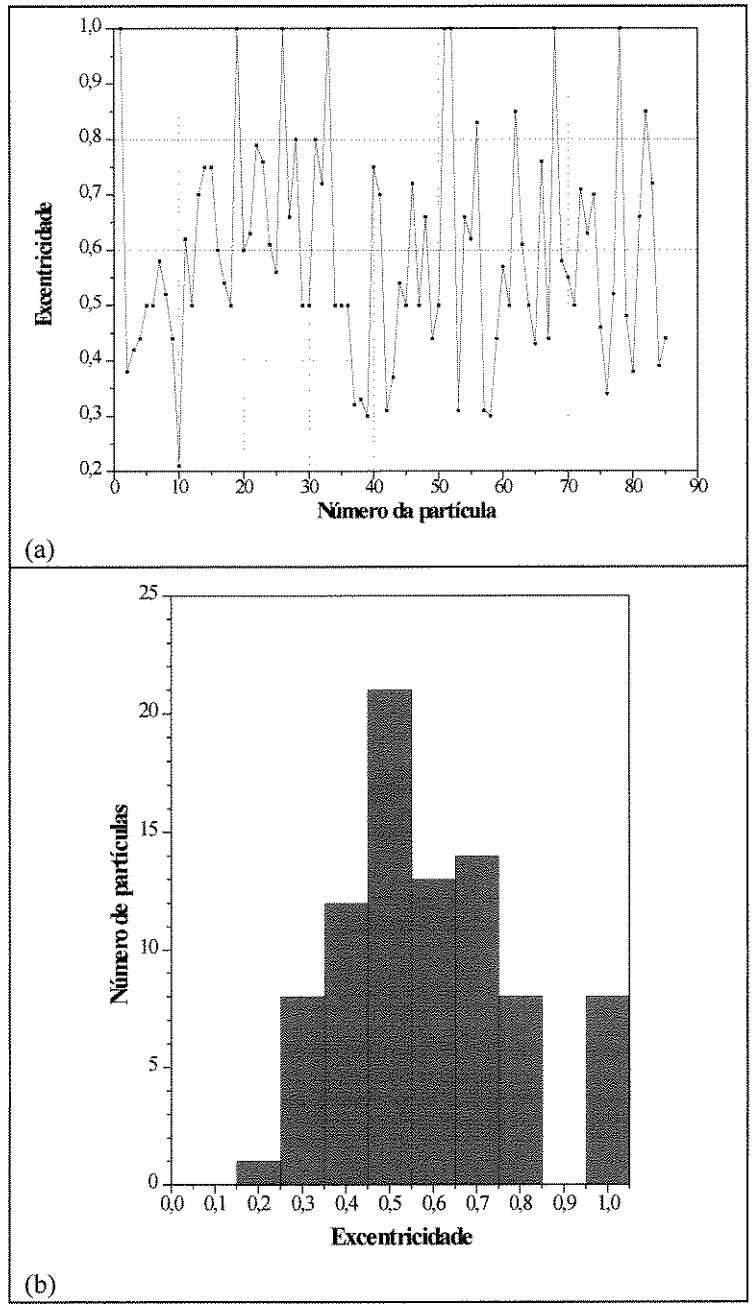


Figura 5.140 - (a) Excentricidade das partículas identificadas; (b) Histograma por frequência.

O cálculo do fator de forma de objetos reais foi realizado de acordo com o procedimento descrito no item 4.4.

Os dados obtidos relacionados com fator de forma de cada uma das partículas identificadas são apresentados no gráfico da figura 5.141-(a). A frequência da distribuição de valores de excentricidade em função das partículas pode ser analisada através do histograma apresentado na figura 5.141-(b).

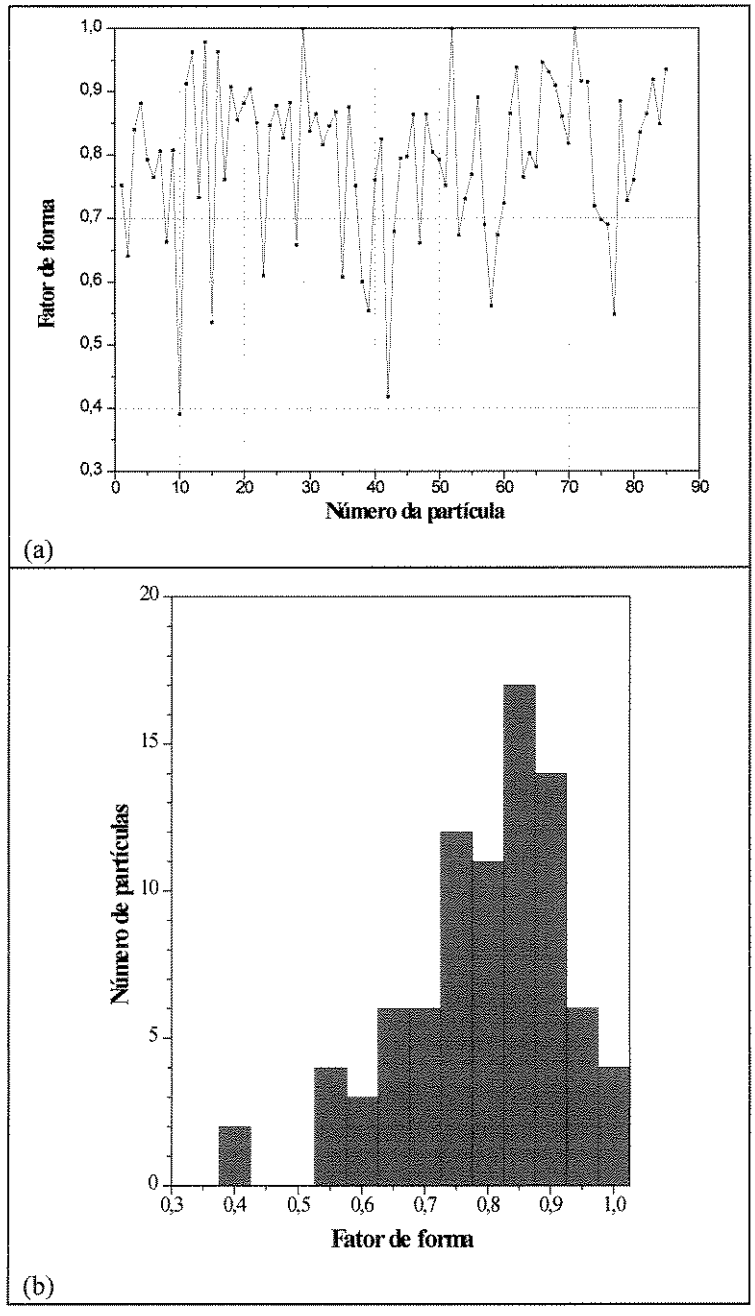


Figura 5.141 - (a) Fator de forma das partículas identificadas; (b) Histograma por frequência.

Os dados correspondentes as partículas de ácido adípico analisadas apresentam-se na tabela 5.11.

Tabela 5.11 - Principais valores obtidos da caracterização das partículas do pó de ácido adípico.

Parâmetros analisados	Valores obtidos
Número de partículas analisadas	85
Área real média	16468,07 μm^2
Área real mínima	2388,49 μm^2
Área real máxima	105359,00 μm^2
Diâmetro equivalente médio	134,96 μm
Diâmetro equivalente mínimo	55,15 μm
Diâmetro equivalente máximo	366,26 μm
Excentricidade média	0,59
Desvio padrão da excentricidade	0,20
Excentricidade mínima	0,21
Excentricidade máxima	1,00
Fator de forma médio	0,79
Desvio padrão do fator de forma	0,13
Fator de forma mínimo	0,39
Fator de forma máximo	1,00

O programa desenvolvido e implementado permitiu uma caracterização automática das partículas do pó de ácido adípico, através de uma determinação precisa e reprodutível de parâmetros globais que caracterizam o tamanho médio, em termos de área real e diâmetro equivalente. Como também, foi possível determinar parâmetros específicos, incluindo tamanho e forma (excentricidade e fator de forma) de partículas individuais.

5.5.3. Caracterização do Pó de Zircônia

5.5.3.1. Implementação da Metodologia

O programa modular desenvolvido e implementado para a caracterização das partículas do pó de zircônia é apresentado na figura 5.142, na forma de um *workspace* específico, que será descrito e comentado a seguir.

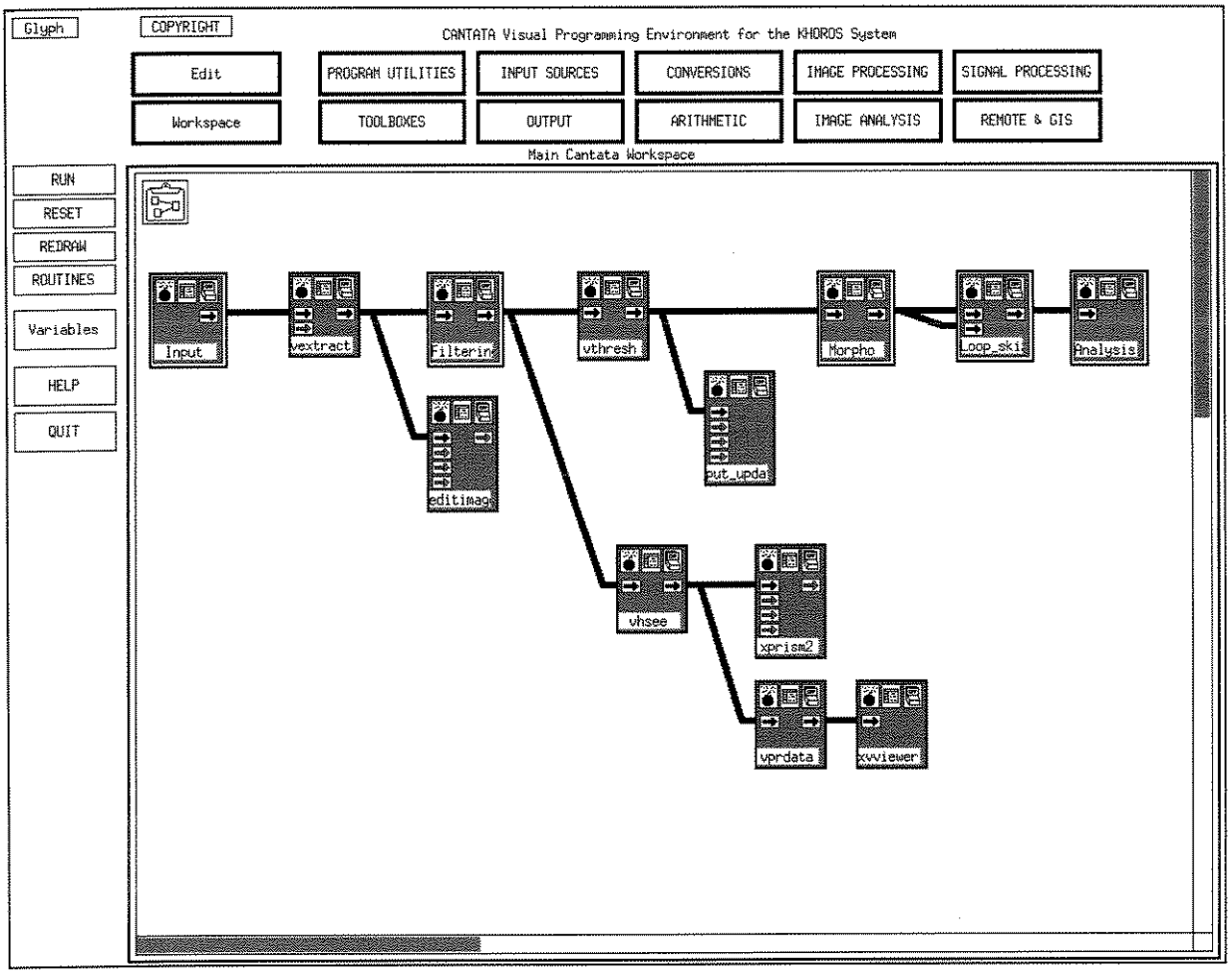


Figura 5.142 - *Workspace* implementado para a caracterização das partículas do pó de zircônia.

Após a execução do procedimento ***Input*** (figura 5.1) foi realizada na imagem original digitalizada (figura 5.129) uma operação (rotina *vextract*), definindo em 256 por 256 *pixels* o tamanho da imagem.

Em seguida, foi executada na subimagem original um processo de filtragem passa-alta frequências, procedimento ***Filtering***. Este procedimento é o mesmo (figura 5.33) que foi implementado para a caracterização do aço-ferramenta M2, apresentado no item 5.3.2. O

objetivo da aplicação de um filtro passa-alta frequências foi para melhorar a homogeneidade do brilho global da imagem.

A figura 5.143 apresenta o resultado da aplicação do filtro passa-alta com uma ordem n igual a "6" e com frequência de corte D_o igual a "0,01" (item 2.5.3).

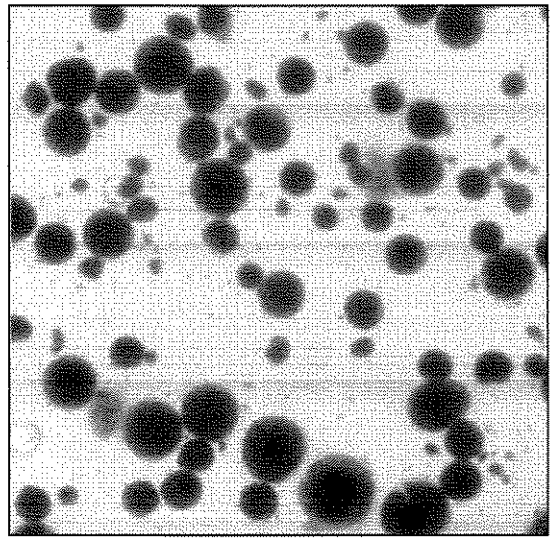


Figura 5.143 - Imagem filtrada invertida.

A seguir, realizou-se na imagem filtrada uma operação de limiarização (rotina *vthresh*) que permitiu salientar as partículas do pó de zircônia. Para isto, a figura 5.144 mostra o histograma de níveis de cinza da imagem apresentada na figura 5.143.

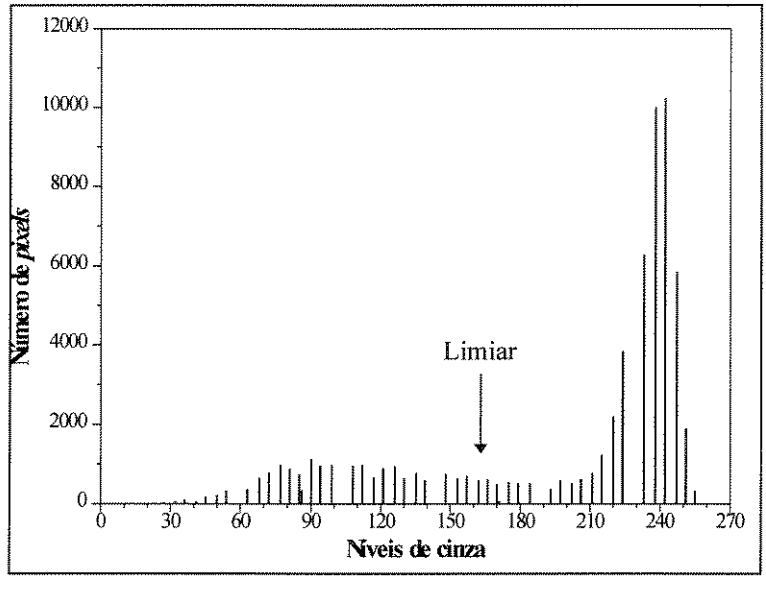


Figura 5.144 - Histograma da imagem filtrada, mostrando a escolha do nível de limiar (160).

Este histograma foi utilizado para escolher o valor de limiar "160" usado na operação de limiarização. Esta escolha foi realizada de forma interativa.

A imagem resultante da operação de limiarização é apresentada na figura 5.145.

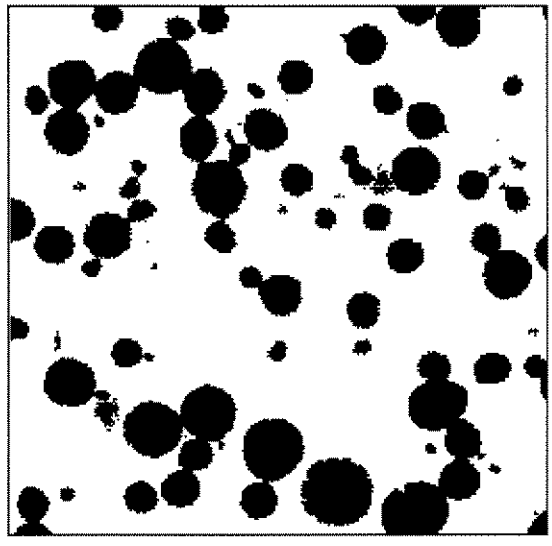


Figura 5.145 - Imagem binária.

Nesta imagem observa-se uma série de problemas, tais como: os contornos das partículas não estão bem definidos e algumas delas estão parcialmente unidas. Estas serão separadas posteriormente, para que possam ser analisadas e quantificadas separadamente.

Para corrigir estes problemas, executou-se na imagem binária uma operação de morfologia matemática (rotina *vmclose*) denominada *closing* (fechamento), procedimento ***Morpho***, figura 5.146. Esta foi executada com o objetivo de eliminar pequenos vazios nas partículas, como também, melhorar a definição das bordas das mesmas.

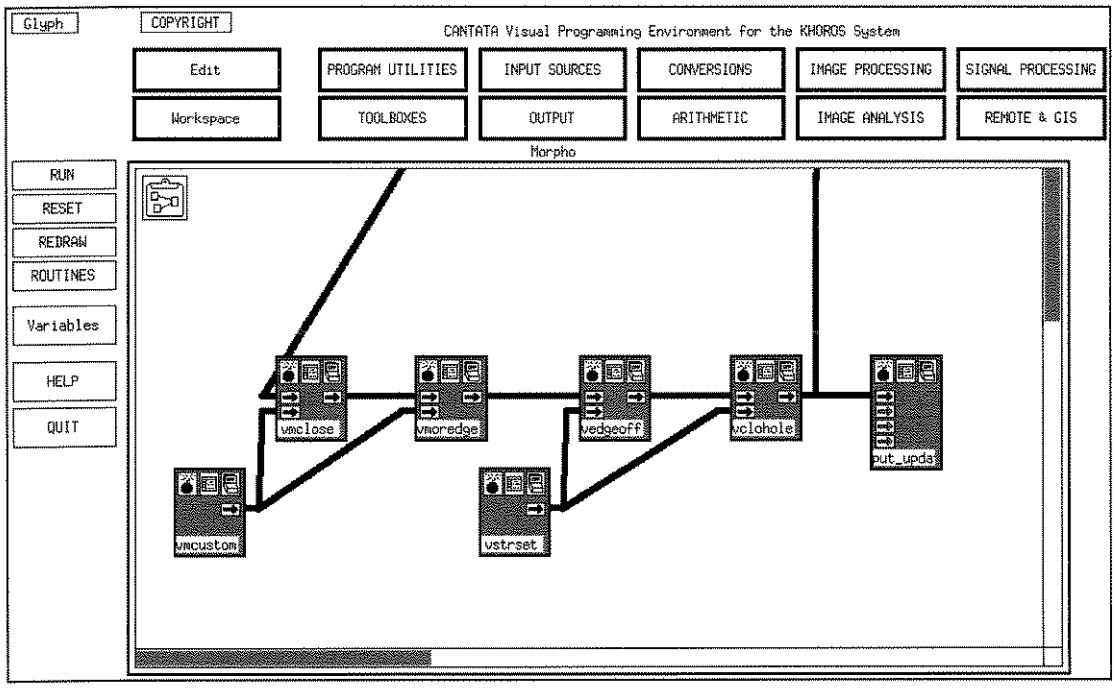


Figura 5.146 - Procedimento ***Morpho***.

Em seguida, efetuou-se na imagem uma sequência de operações de morfologia matemática, que inicialmente extraiu as bordas dos objetos de interesse (rotina *vmoredge*). Após, eliminou-se os contornos das partículas em contato ou intersectadas pelas bordas da imagem (rotina *vedgeoff*) e, finalmente, as áreas demarcadas pelos contornos foram preenchidas (rotina *vclohole*), resultando na imagem mostrada na figura 5.147.

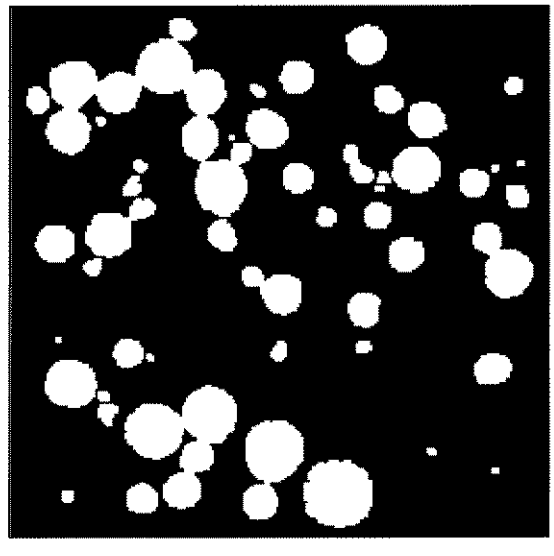


Figura 5.147 - Imagem resultante da execução do procedimento ***Morpho***.

No programa implementado executou-se uma sequência de operações com o objetivo principal de separar de forma precisa as partículas do pó de zircônia unidas. Para isto foi utilizado o algoritmo morfológico de segmentação *SKIZ* aperfeiçoado. No item 4.2.4. este algoritmo foi apresentado, sendo descrito de forma detalhada. No procedimento ***Loop_skiz*** (figura 5.142) estão implementadas as operações que fazem parte do algoritmo de segmentação *SKIZ* aperfeiçoado.

Com a execução das operações do *Loop*, as partículas são completamente erodidas, de modo que todas fiquem totalmente separadas, figura 5.148-(a). Assim, executa-se o *SKIZ* a partir desta imagem, que representa as sementes das partículas.

A figura 5.148-(b) mostra o resultado final alcançado pela utilização do algoritmo *SKIZ* aperfeiçoado, com destaque para todas as partículas separadas.

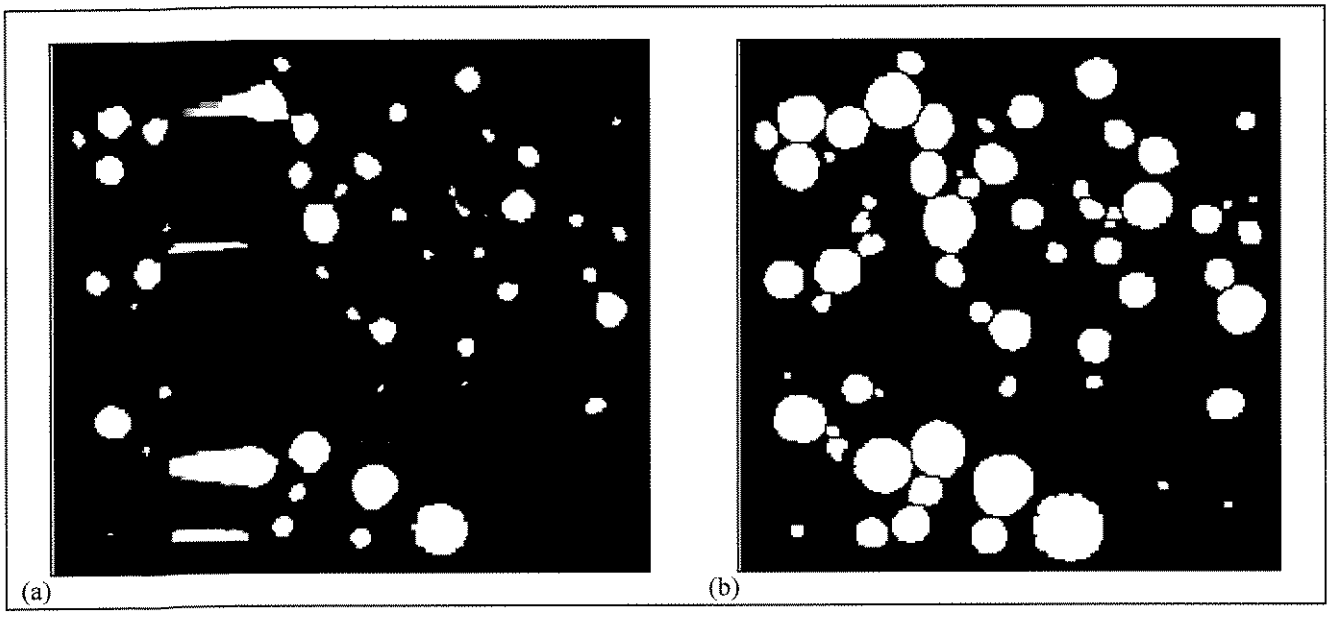


Figura 5.148 - (a) Partículas completamente erodidas; (b) Imagem segmentada com as partículas separadas.

Assim, com as partículas segmentadas foi executado o procedimento ***Analysis***. Este procedimento é o mesmo (figura 5.24) que foi implementado para a caracterização das fibras de carbono, apresentado no item 5.2.3. Neste as partículas foram identificadas (rotina *vlabel*) e os dados de interesse extraídos (rotina *vshape*).

A figura 5.149 apresenta cada uma das partículas identificadas através da utilização da rotina *vlabel*.

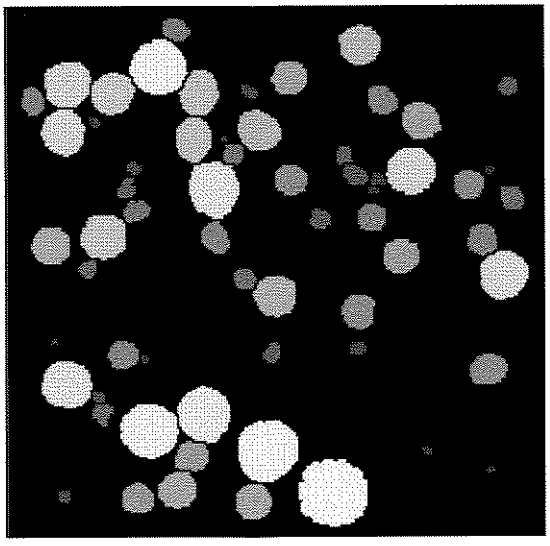


Figura 5.149 - Imagem com as partículas identificadas.

A representação dos dados obtidos (parâmetros de interesse) foi realizada através de gráficos, histogramas e tabela de valores estatísticos, a serem apresentados a seguir.

5.5.3.2. **Resultados e Discussão**

Com a execução da etapa de identificação das partículas, os parâmetros de interesse podem ser obtidos. Com relação a figura 5.149, as principais informações de interesse estão relacionadas com o tamanho (área real da superfície e diâmetro equivalente) e forma (excentricidade e fator de forma) das partículas.

Os dados obtidos relacionados com o tamanho (área real da superfície e diâmetro equivalente) de cada uma das partículas identificadas são apresentados nos gráficos da figura 5.150.

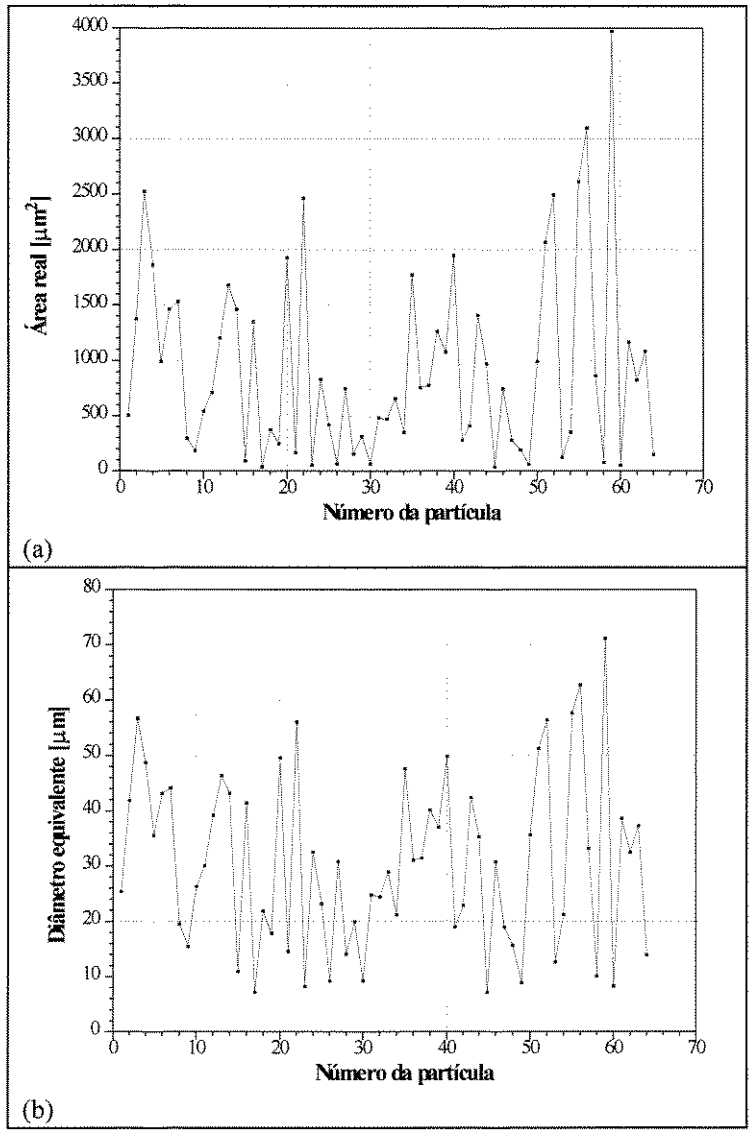


Figura 5.150 - Resultados obtidos das partículas identificadas: (a) Área real; (b) Diâmetro Equivalente.

A distribuição por classe de tamanho, em termos de área real e diâmetro equivalente, pode ser analisada através dos histogramas, apresentados na figura 5.151.

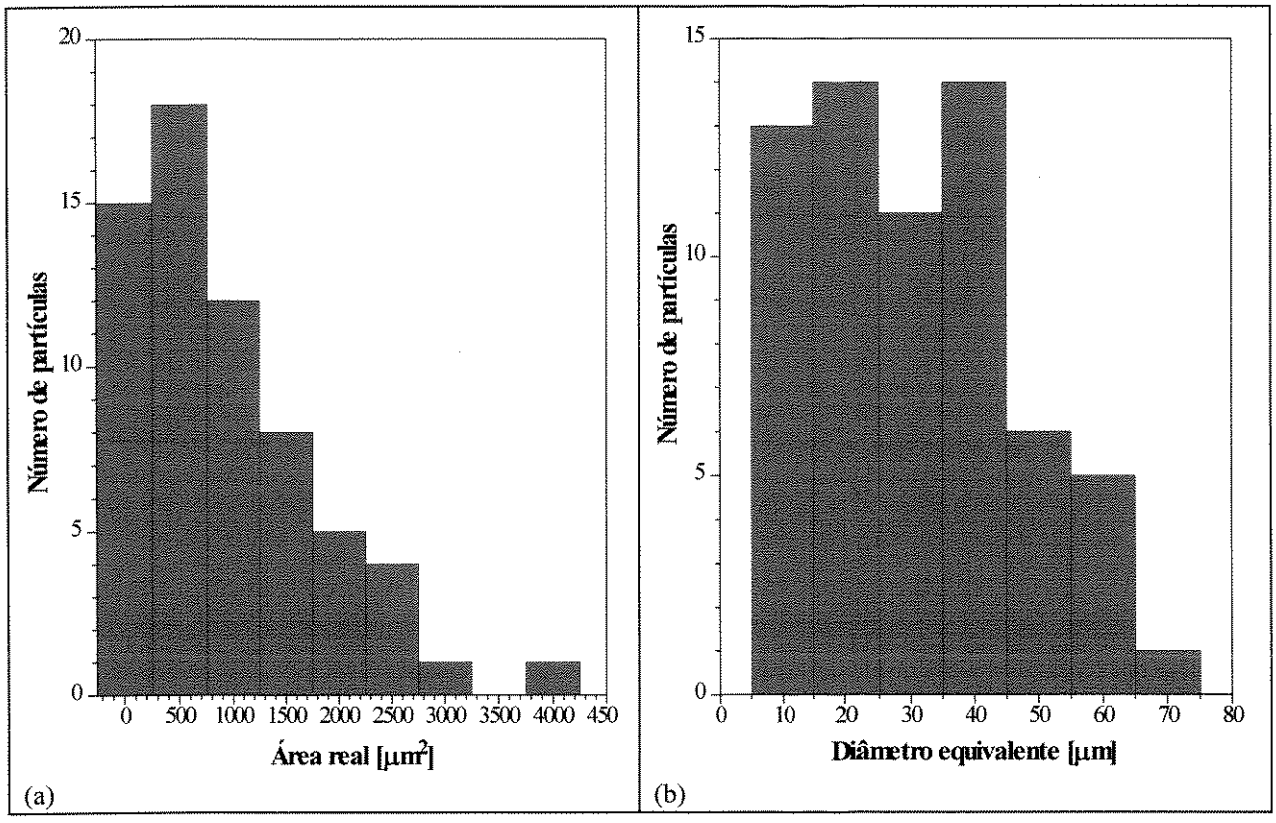


Figura 5.151 - Histograma por classe de tamanho: (a) Área real; (b) Diâmetro equivalente.

A figura 5.152 mostra os contornos das partículas associados com os seus respectivos semi-eixos. Esta imagem foi utilizada no cálculo da excentricidade de cada uma das partículas. O procedimento de cálculo da excentricidade de objetos reais foi descrito de forma detalhada no item 4.3.

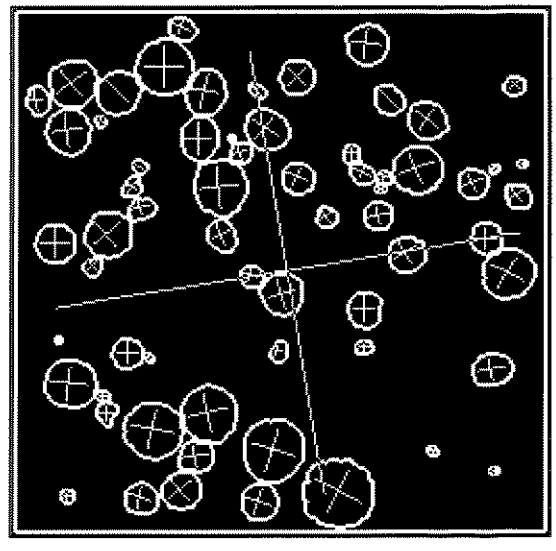


Figura 5.152 - Imagem dos contornos das partículas associados aos semi-eixos.

Os dados obtidos relacionados com a excentricidade de cada uma das partículas identificadas são apresentados no gráfico da figura 5.153-(a). A frequência dos valores de excentricidade das partículas pode ser analisada através do histograma apresentado na figura 5.153-(b).

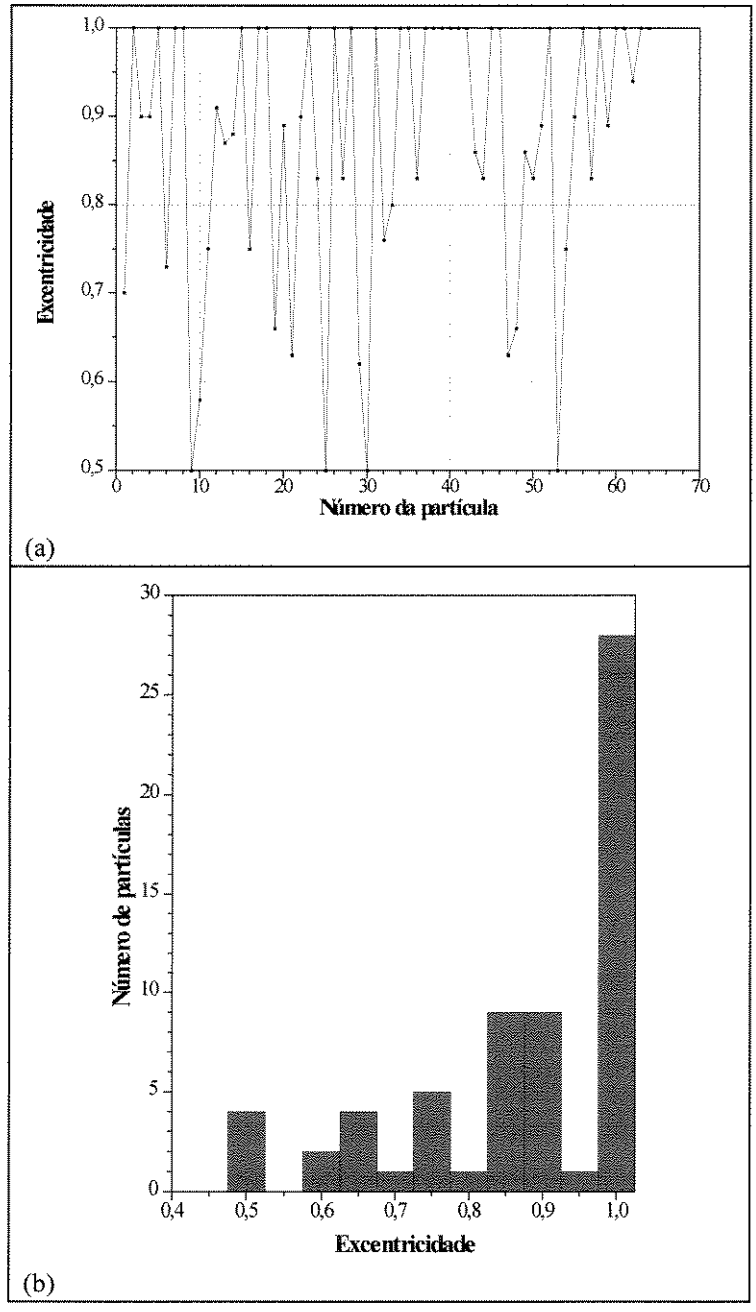


Figura 5.153 - (a) Excentricidade das partículas identificadas; (b) Histograma por frequência.

Os dados obtidos relacionados com fator de forma de cada uma das partículas identificadas são apresentados no gráfico da figura 5.154-(a). A frequência dos valores do

fator de forma das partículas pode ser analisada através do histograma apresentado na figura 5.154-(b). O procedimento de cálculo do fator de forma de objetos reais foi descrito de forma detalhada no item 4.4.

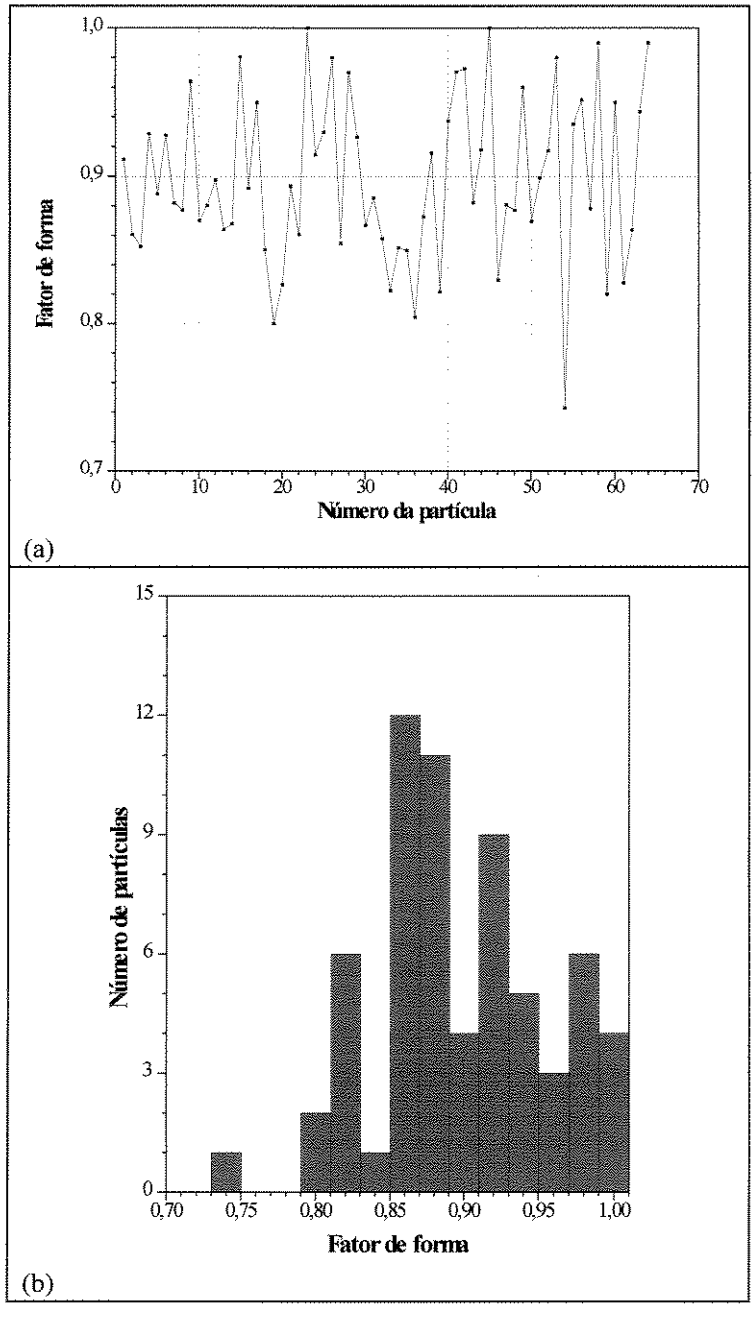


Figura 5.154 - (a) Fator de forma das partículas identificadas; (b) Histograma por frequência.

Os dados estatísticos correspondentes ao material analisado estão apresentados na tabela 5.12.

Tabela 5.12 - Principais valores obtidos da caracterização das partículas do pó de zircônia.

Parâmetros analisados	Valores obtidos
Número de partículas analisadas	64
Área real média	931,47 μm^2
Área real mínima	40,32 μm^2
Área real máxima	3973,99 μm^2
Diâmetro equivalente médio	30,67 μm
Diâmetro equivalente mínimo	7,17 μm
Diâmetro equivalente máximo	71,13 μm
Excentricidade média	0,87
Desvio padrão da excentricidade	0,15
Excentricidade mínima	0,5
Excentricidade máxima	1,0
Fator de forma médio	0,90
Desvio padrão do fator de forma	0,06
Fator de forma mínimo	0,74
Fator de forma máximo	1,0

É importante salientar as diferenças existentes entre os dois tipos de partículas caracterizadas:

- As partículas do pó de ácido adípico apresentaram uma excentricidade média de 0,59 ± 0,20, representando uma população de partículas alongadas e bastante heterogênea. O fator de forma médio bastante alto dessas partículas (0,79 ± 0,13), representa partículas bastante compactas com bordas suaves.

- No caso das partículas do pó de zircônia, estas apresentaram uma excentricidade média de 0,87 ± 0,15, compatível com a forma redonda da maioria das partículas. O fator de forma médio de 0,90 ± 0,06, também, confirma a forma compacta das partículas.

5.6. Análise Quantitativa de Porosidade

5.6.1. Introdução

Porosidade é uma característica microestrutural quase sempre presente em cerâmicas, obtidas através de métodos convencionais, ou seja, por compactação de pós e sinterização, mesmo em condições otimizadas, e sempre afeta negativamente as propriedades das mesmas. A formação ou não desta é uma consequência direta da densificação incompleta que pode ocorrer no processo de sinterização.[110,111] Antes da sinterização, praticamente toda a porosidade presente no material é na forma de poros abertos. Durante a sinterização a fração volumétrica dos poros diminui, em consequência de alguns desses poros abertos serem totalmente eliminados e, outros serem transformados em poros fechados. Como resultado, a fração volumétrica dos poros fechados aumenta inicialmente, no entanto, com a finalização do processo de sinterização volta a diminuir. Os poros abertos são geralmente eliminados por completo da microestrutura do material, quando o valor da fração volumétrica dos mesmos está em torno de 5%.[110]

Dentro desse contexto, a porosidade de cerâmicas pode ser definida como sendo a razão entre o volume de vazios ou de poros presentes e o volume total do material.[112]

A quantidade de porosidade contida numa microestrutura cerâmica pode variar de 0 à mais do que 90 % do volume total. Muitas propriedades são fortemente dependentes da forma dos poros e de sua distribuição. Por exemplo, a resistência mecânica, condutividade térmica e elétrica, propriedades de fluência, como também, todas as propriedades elásticas são influênciadas pelo nível de porosidade presente.[110]

A caracterização da porosidade, por exemplo, através da técnica de porosimetria de intrusão de mercúrio, é uma tarefa preliminar de rotina na avaliação das propriedades dos materiais cerâmicos, podendo ser caracterizada pela fração em volume de poros presentes e suas dimensões, forma e distribuição, comparando com os outros constituintes microestruturais.[113,116]

A técnica foi implementada e posteriormente utilizada para caracterizar duas amostras de materiais cerâmicos, ou seja, uma amostra de *ferrite* (cerâmica com função magnética utilizada em transformadores) e uma outra amostra de porcelana elétrica aluminosa (aplicação em isoladores de alta tensão).[110,111]

A preparação das amostras para a realização da análise microestrutural foi realizada segundo procedimento padrão, ou seja, através de um polimento grosseiro das superfícies, seguido por um polimento fino até a granulometria de 1 μm.

As imagens utilizadas no trabalho foram obtidas por microscopia eletrônica de varredura da seção polida dos materiais.

5.6.2. Implementação da Metodologia

A metodologia elaborada para a análise microestrutural das amostras cerâmicas consideradas é apresentada na figura 5.155, sob a forma de um *workspace* específico, que será descrito a seguir.

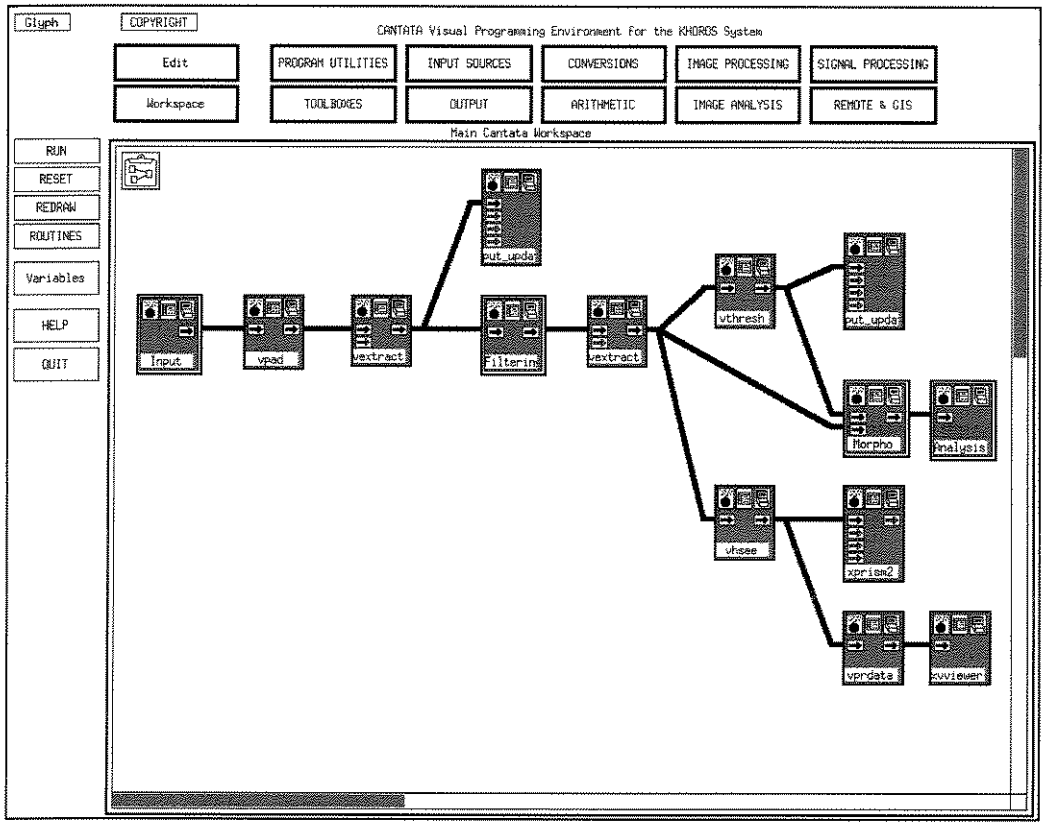


Figura 5.155 - Algoritmo implementado no módulo *cantata* para caracterização de poros.

As imagens originais foram digitalizadas com uma resolução de 150 *dpi* e com 8 *bits* por *pixel*, sendo que, essas imagens foram definidas num tamanho de 469 por 474 *pixels* e 459 por 454 *pixels*, figuras 5.156-(a) e 5.156-(b). Nestas podem ser vistos os poros abertos (regiões escuras) na superfície, com as mais diversas formas e tamanhos.

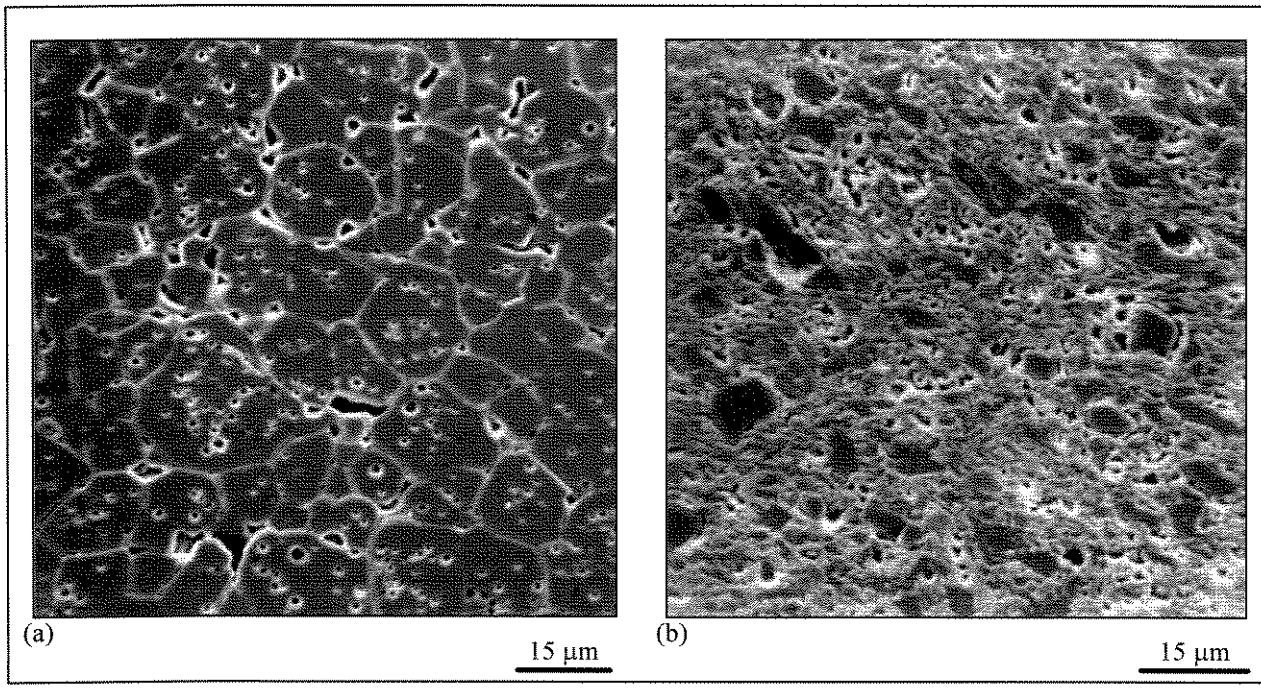


Figura 5.156 - (a) Imagem original da microestrutura da amostra de *ferrite*; (b) Imagem original da microestrutura da amostra de porcelana elétrica aluminosa.

Após a execução do procedimento ***Input*** (figura 5.1) e da normalização do tamanho a 512 por 512 *pixels* (rotinas *vpad* e *vextract*), foi realizado um processo de filtragem passa-banda frequências, procedimento ***Filtering*** (etapa de pré-processamento). Este procedimento (figura 5.90) é o mesmo que foi implementado para a caracterização dos precipitados Ni_3Al, apresentado no item 5.3.5. Esta etapa é efetuada com o objetivo de melhorar a homogeneidade do contraste das imagens digitalizadas, como também, para atenuar o ruído presente.

As figuras 5.157-(a) e 5.157-(b) apresentam os resultados da aplicação do filtro de frequência passa-banda junto a rotina *vextract*, com destaque para o brilho das imagens que se tornou mais homogêneo e o realce alcançado nas bordas dos poros.

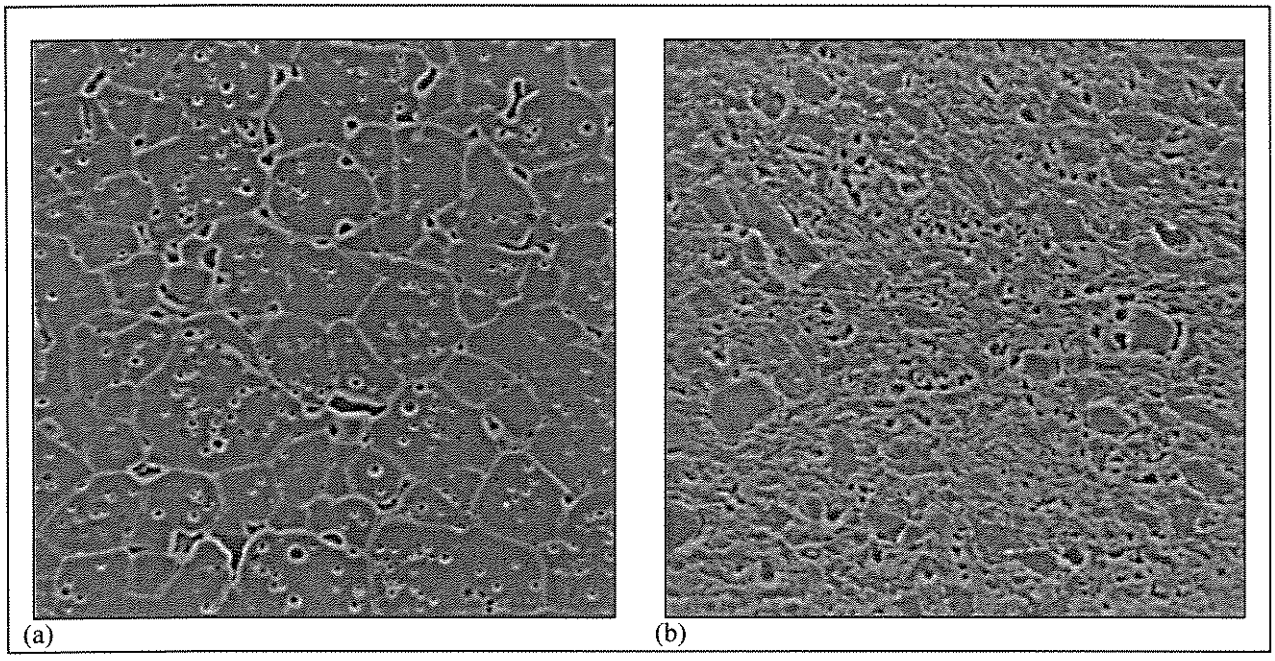


Figura 5.157 - Imagens filtradas sem a presença das faixas em nível de cinza adicionadas pela rotina *vpad*: (a) *Ferrite*; (b) Porcelana elétrica aluminosa.

A seguir, realizaram-se nas imagens filtradas, uma operação de limiarização (rotina v*thresh*) com valores 98 e 94, respectivamente, que permitiu a seleção dos poros. Essa operação possibilita o reconhecimento dos objetos de interesse contidos nas imagens. Após a execução desta operação a imagem resultante é do tipo binário, figuras 5.158-(a) e 5.159-(b).

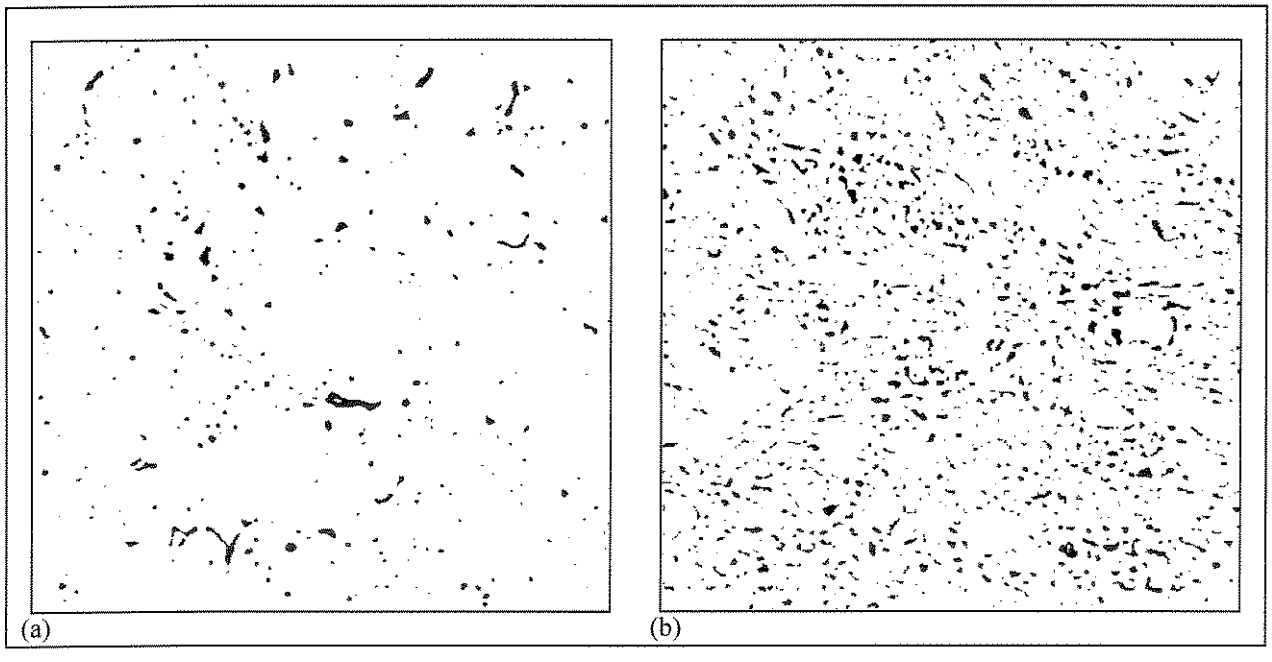


Figura 5.159 - Imagens binárias das amostras cerâmicas analisadas.

Nestas imagens observam-se alguns problemas, tais como: uma série de poros salientados apresentaram os contornos alterados e o interior destes apresentam buracos. Estes problemas foram solucionados com a execução do procedimento ***Morpho*** (etapa de segmentação), figura 5.150.

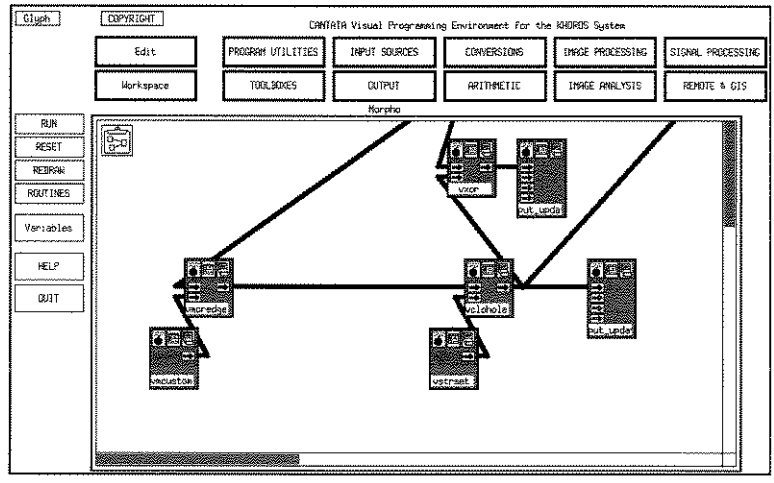


Figura 5.150 - Procedimento ***Morpho***.

Neste procedimento, foram efetuadas duas operações morfológicas que primeiro, extraiu das imagens binárias os limites dos contornos dos poros (rotina *vmoredge*) e, posteriormente, preencheu as áreas delimitadas por esses limites (rotina *vclohole*), resultando nas imagens apresentadas nas figuras 5.151-(a) e 5.151-(b). Essa sequência de operações foi executada para melhorar a definição destes.

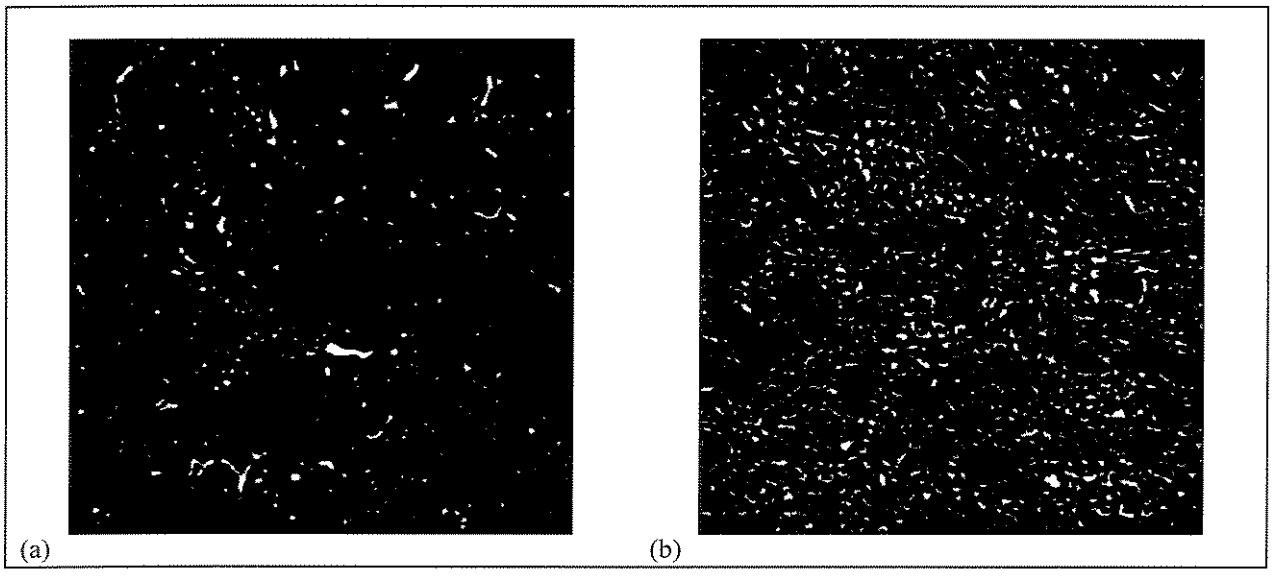


Figura 5.151 - Imagens segmentadas com destaque para os poros: (a) *Ferrite*; (b) Porcelana elétrica aluminosa.

As operações de morfologia matemática que foram aplicadas na etapa anterior permitiram a partir da distinção total dos objetos de interesse, executar o procedimento ***Analysis***. Este procedimento (figura 5.61) é o mesmo que foi implementado para a caracterização das partículas de β-*TCP*, apresentado no item 5.3.3.

Com isso, cada um dos poros presentes nas imagens segmentadas, figuras 5.151-(a) e 5.151-(b), foram identificados (rotina *vlabel*) e também, extraíram-se os parâmetros de interesse (rotina *vshape*).

A representação dos dados obtidos foi realizada através de gráficos, histogramas e tabela de valores estatísticos. Estes serão apresentados a seguir.

5.6.3. **Resultados**

Os cálculos da fração volumétrica e do tamanho (área real da superfície) dos poros identificados foram realizados de maneira similar aos efetuados e apresentados no item 5.2.2.3.

Os dados obtidos relacionados com o tamanho de cada um dos poros identificados em relação a amostra de *ferrite* analisada, são apresentados no gráfico da figura 5.152-(a). A distribuição por classe de tamanho pode ser analisada através do histograma em escala logarítmica, apresentado na figura 5.152-(b).

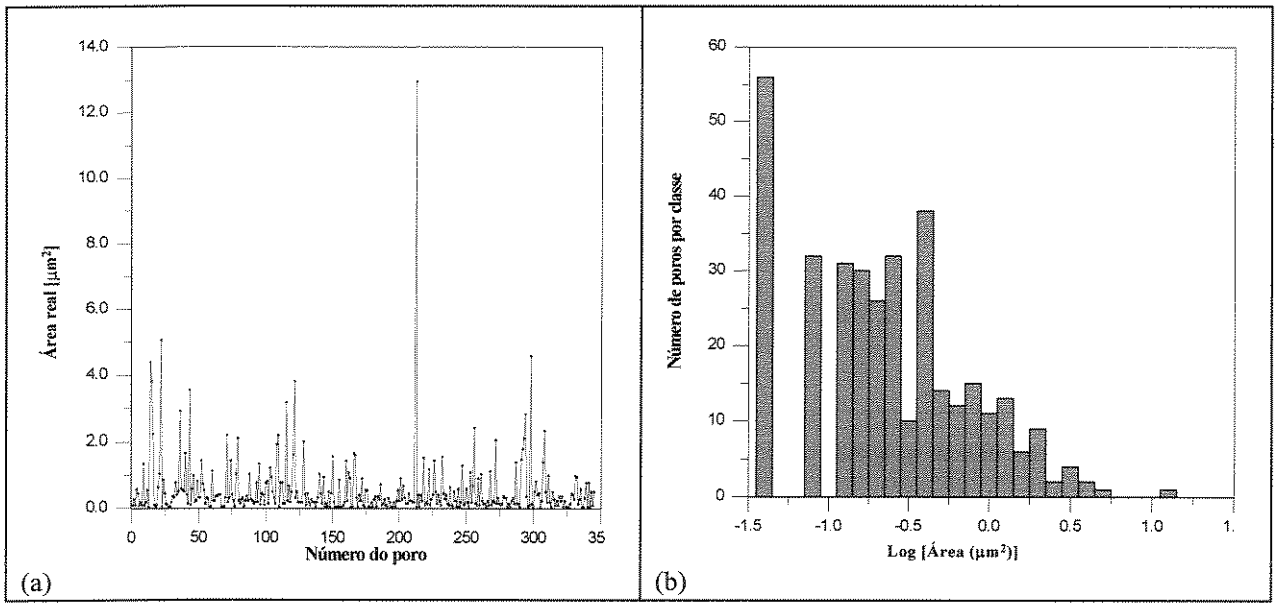


Figura 5.152 - (a) Área real dos poros identificados na amostra de *ferrite*; (b) Histograma em escala logarítmica do tamanho dos poros.

Já, os dados obtidos relacionados com o tamanho de cada um dos poros identificados em relação a amostra de porcelana elétrica aluminosa, são apresentados no gráfico da figura 5.153-(a). A distribuição por classe de tamanho pode ser analisada através do histograma em escala logarítmica, apresentado na figura 5.153-(b).

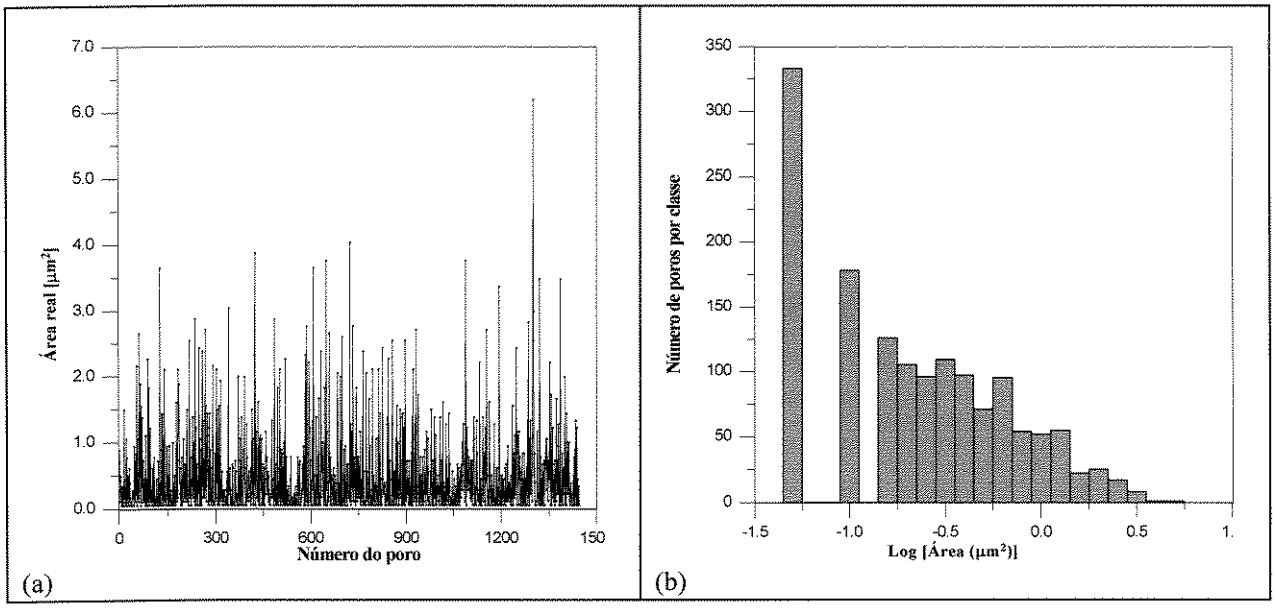


Figura 5.153 - (a) Área real dos poros identificados na amostra de porcelana; (b) Histograma em escala logarítmica do tamanho dos poros.

Os dados correspondentes a cada amostra analisada apresentam-se na tabela 5.13.

Tabela 5.13 - Principais valores obtidos da caracterização dos poros nas amostras analisadas.

Parâmetros obtidos	***Ferrite***	**Porcelana**
Número de poros analisados	345	1445
Área real média [μm^2]	0,5462	0,4604
Valor máximo da área real [μm^2]	12,9480	6,1950
Valor mínimo da área real [μm^2]	0,0448	0,0553
Fração volumétrica dos poros [%]	3,56	7,52
Fração volumétrica da matriz [%]	96,44	92,48

Capítulo VI

Conclusões e Sugestões para Trabalhos Futuros

A caracterização microestrutural de materiais através das técnicas de Processamento Digital de Imagens é um assunto pouco difundido e, dada sua importância tecnológica, espera-se que este trabalho represente uma contribuição significativa.

As principais conclusões que podem ser destacadas são:

- **Em relação a escolha do ambiente de programação Khoros**:

Ele confirmou ser um ambiente aberto e modular, muito apropriado para a pesquisa. Não somente pela quantidade de ferramentas oferecidas, tanto de caráter morfológico, quanto de processamento de dados, mas também, pela facilidade de utilização das mesmas.

Ele permitiu a criação de novas ferramentas morfológicas, que ficaram integradas ao programa na forma de procedimentos, como por exemplo, *SKIZ*, fator de forma, excentricidade, etc.

Da implementação do método, resultou numa série de programas modulares (*workspaces*) independentes, com objetivos específicos a cada tipo de imagem.

- **Em relação a implementação de novos algoritmos**:

Algoritmos que permitem a separação e/ou individualização de objetos (parcialmente superpostos ou que se tocam). Aqui é importante mencionar o *SKIZ*. Foi desenvolvida e implementada uma versão original que permite lidar com objetos de uma ampla variedade de tamanhos.

Algoritmos que caracterizam com precisão a morfologia das partículas e/ou precipitados. Aqui destacam-se, como principal contribuição, a implementação do procedimento para a determinação da excentricidade e, o desenvolvimento e implementação de um método original e preciso para a determinação do fator de forma. A efetividade e precisão dos procedimentos foram comprovadas através de imagens sintéticas com objetos de parâmetros conhecidos.

• **Em relação a obtenção de dados e métodos de análise**:

A metodologia permite a obtenção de parâmetros globais como: tamanho médio e número de objetos, fração volumétrica e tamanho de grão ASTM, o qual é facilmente obtido através de operações matemáticas simples.

Por outro lado, a individualização dos objetos permite a obtenção de parâmetros específicos como: diâmetro equivalente, excentricidade e fator de forma de cada objeto.

Como foi comprovado em alguns dos casos apresentados, os métodos ilustrados através de micrografias particulares generalizam-se com muita facilidade em imagens similares, para obter um grande número de dados o que permite o tratamento estatístico dos dados de interesse.

Ao concluir este trabalho, salienta-se que ele representa uma base ampla e sólida ao desenvolvimento de novos processamentos para caracterização de outros tipos de materiais. Isto permite também sugerir como aplicação futura a sua utilização na correlação estrutura e propriedades de materiais de interesse de estudo.

Dentre algumas aplicações específicas sugere-se:

Desenvolver a metodologia para a reconstrução tridimensional de poros, para análise da morfologia dos mesmos.

Aplicar a técnica desenvolvida para caracterizar objetos topográficos da superfície de fratura, como é o caso dos alvéolos (*dimples*) em superfícies que apresentam micromecanismos de fratura dúctil.

Aplicação da técnica para análise do comportamento em fadiga através da determinação do espaçamento e orientação de estrias.

Referências Bibliográficas

• **Capítulo I**: *Introdução.*

-[1].Rosenfeld, A., e Kak, A. C., *Digital Picture Processing*, Academic Press, New York, 1976.

-[2].Schalkof, R. J., *Digital Image Processing and Computer Vision*, John Wiley & Sons Inc., 1989.

-[3].Russ, J. C., *Computer-Aided Quantitative Microscopy*, Materials Characterization, vol. 27, p. 185-197, 1991.

-[4].Woltersdorf, J., e Pippel, E., *Ceramic Materials: Microstructural and Interface Analysis as the Prerequisite for the Optimization of Microstructures - Part I: Introduction and Microstructural Systems*, Praktische Metallographie, vol. 29, p. 204-212, 1992.

-[5].Padilha, A. F., e Ambrozio Filho, F., *Técnicas de Análise Microestrutural*, Hemus Editora Ltda., São Paulo, 1985.

-[6].Cherniavsky, K. S., Travushkin, G. G., e Falkovaky, V. A., *Microstructure Characterization and Mechanical Testing in Selecting and Designing Hardmetal Composites and Their Production Control*, Praktische Metallographie, vol. 27, p. 114-122, 1990.

-[7].Moore, G. A., *Is the Quantitative Metallography Quantitative ?*, ASTM STP 480 - Applications of Modern Metallographic Techniques, ASTM, p. 3-48, 1970.

-[8].Leithner, K. A., *Basics of Quantitative Image Analysis*, Advanced Materials & Processes, 11, p. 18-23, 1993.

-[9].Powley, G., Kulick, J., e Gallerneault, C. E., *Automatic Description of Microstructures - A Study of Segmentation Techniques for the Localization of Microstructural Regions*, Journal of Microscopy, vol. 144, p. 127-136, 1986.

-[10].Chermant, J. L., Coster, M., e Gougeon, G., *Morphological Analysis of Al-Si Alloys by Fully Automatic Image Analysis*, Praktische Metallographie, 26, p. 415-427, 1989.

-[11].Venkataraman, K. S., e DiMilia, R. A., *Predicting the Grain-Size Distributions in High-Density, High-Purity Alumina Ceramics*, J. Am. Ceram. Soc., 72 (1), p. 33-39, 1989.

-[12].Li, Q. F., Smith, R., e McCartney, D. G., *Quantitative Evaluation of Fiber Distributions in a Continuously Reinforced Aluminium Alloy Using Automatic Image Analysis*, Materials Characterization, vol. 28, p. 189-203, 1992.

-[13].Hefter, J., Hecker, A., Mahoney, F. M., e Harris, J. E., *Microstructural Characterization of Structural Ceramics Using Image Processing and Analysis*, J. Am. Ceram. Soc., 76 (6), p. 1551-1557, 1993.

-[14].Silva, F. A., Hein, L. R., Ammann, J. J., e Nazar, A. M. M., *Técnicas de Análise de Imagens Aplicadas na Caracterização Microestrutural de Cerâmicas Avançadas*, Anais do 38º Congresso Brasileiro de Cerâmica, vol. III, p. 1120-1125, 1994.

-[15].Silva, F. A., Ammann, J. J., e Nazar, A. M. M., *Caracterização de Poros em Cerâmicas Avançadas através de um Método Automático de Análise de Imagens*, Anais do 39º Congresso Brasileiro de Cerâmica, 1995.

-[16].Paul, J., e Exner, H. E., *Recents Developments in Automatic Devices for Quantitative Microstructural Analysis*, Praktische Metallographie, vol. 23, p. 277-287, 1986.

-[17].Subbarao, E. C. *et all*, *Experiências de Ciência dos Materiais*, Editora Edgard Blücher Ltda. e Editora da Universidade de São Paulo, São Paulo, 1973.

-[18].Hornbogen, E., *On The Microstructure of Alloys*, Acta Metall., vol. 32, nº 5, p. 615-627, 1984.

-[19].Exner, H. E., e Hougardy, H. P., *Quantitative Image Analysis of Microstructures*, Informationsgesellschaft-Verlag, Stuttgart, 1988.

-[20].Pohl, W., e Fischer, A., *The Practical Use of Quantitative Metallography*, Praktische Metallographie, vol. 27, p. 101-113, 1990.

-[21].Yoshitomi, Y., Matuo, Y., e Takahashi, N., *Analysis of Microstructure and Precipitate Distributions Using Image Processing,* Materials Forum, vol. 14, p. 308-313, 1990.

• **Capítulo II**: *Fundamentos Teóricos do Processamento Digital de Imagens.*

-[22].Jain, A. K., *Fundamentals of Digital Image Processing*, 1ª ed., Prentice-Hall International, Inc., 1989.

-[23].Gonzalez, R. C., e Woods, R. E., *Digital Image Processing*, 2ª ed., Addison-Wesley Publishing Company, Inc., 1993, 716 p.

-[24].Pratt, W. K., *Digital Image Processing*, 2º ed., John Wiley & Sons, Inc., 1991, 750 p.

-[25].Ballard, D. H., e Brown, C. M., *Computer Vision*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1982.

-[26].Berman, M., Bischof, L. M., Breen, E. J., e Peden, G. M., *Image Analysis*, Materials Forum, 18, p. 1-19, 1994.

-[27].Russ, J. C., *Computer Assisted Microscopy - The Measurement and Analysis of Images*, Plenum Press, New York, 1990.

-[28].Facon, J., *Processamento e Análise de Imagens*, VI Escola Brasileira-Argentina de Informática, 1993, 198 p.

-[29].*Id. ibid.* ref. 4, Russ, J. C., *Computer-Aided Quantitative Microscopy*, Materials Characterization, vol. 27, p. 185-197, 1991.

-[30].*Id. ibid.* ref. 1, Rosenfeld, A., e Kak, A. C., *Digital Picture Processing*, Academic Press, New York, 1976.

-[31].Andrews, H. C., *Monochrome Digital Image Enhancement*, Applied Optics, vol. 15, nº 2, p. 495-503, 1976.

-[32].Hein, L. R. O., *Efeitos da Deformação a Frio sobre o Comportamento Mecânico da Liga Ti-15V-3Cr-3Sn-3Al*, Dissertação de Mestrado, DEMa - FEM, UNICAMP, 1993.

-[33].Brigham, E. O., *The Fast Fourier Transform and its Application*, Prentice Hall, Englewood Cliffs, 1988.

-[34].Neves, H. P., *Desenvolvimento de um Analisador Espectral Utilizando FFT*, Anais do V Congresso da Sociedade Brasileira de Computação, vol. 1, p. 394-405, 1985.

-[35].Ferreira, A. B. de H., *Dicionário Aurélio Básico da Língua Portuguesa*, Ed. Nova Fronteira, p. 442, 1988.

-[36].Serra, J., *Image Analysis and Mathematical Morphology*, Academic Press, vol. 1, Paris, 1982.

-[37].Guichou, C., e Barrera, J., *Um Instrumento de Análise de Imagens por Computador: A Morfologia Ma*temática, Anais do V Congresso da Sociedade Brasileira de Computação, XI Conferência Latino-Americana de Informática, vol. 1, p. 105-113, Porto Alegre, Brasil, 1985.

-[38].Haralick, R. M., Sternberg, S. R., e Zhuang, X., *Image Analysis using Mathematical Morphology*, IEEE Transactions On Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 9, nº 4, p. 532-550, 1987.

-[39].Matheron, G., *Random Sets and Integral Geometry*, New York, J. Wiley, 1975.

-[40].Serra, J., *Image Analysis and Mathematical Morphology, Theoretical Advances*, Academic Press, vol. 2, Paris, 1988.

-[41].Dougherty, E. R., *An Introduction to Morphological Image Processing*, SPIE Press, The International Society for Optical Engineering, vol. TT9, EUA, 1992.

-[42].Heijmans, H. J. A. M., e Ronse, C., *The Algebraic Basis of Mathematical Morfology. Part I: Dilations and Erosions*, Comput. Vision Graph. Image Process., vol. 50, nº 3, p. 245-295, 1990.

-[43]. ASTM E - 112 / 84, *Standard Methods for Determining Average Grain Size*.

• **Capítulo III**: *Materiais e Métodos*.

-[44].Konstatinides, K., e Rasure, J., *The Khoros Software Development Environment for Image and Signal Processing*, IEEE Trans. on Image Processing, vol. 3, nº 3, p. 243-252, 1994.

-[45].Rasure, J., e Argiro, D., *Khoros User's Manual*, Getting Started - Introduction to the User's Manual, Release 1.0, University of New Mexico, Albuquerque, EUA, vol. 1, 1992.

-[46].Donohoe, G. W., *Image Processing with Khoros*, Course Notes, University of New Mexico, Albuquerque, EUA, 1992.

-[47].Khoros Meta *FAQ*, Frequently Asked Questions, Khoral Research, Inc., 1996.

-[48].Rasure, J., e Willians, C., *An Integrated Data Flow Visual Language and Software Development Environment*, Journal of Visual Languages and Computing, vol.2, p. 217-246, 1991.

-[49].Rasure, J., et al, *Visual Language and Software Development Environment for Image Processing*, International Journal of Imaging Systems and Technology, vol. 2, p. 183-199, 1990.

-[50].Rasure, J., Jordán, R., e Lotufo, R., *Teaching Image Processing with Khoros*, IEEE International Conf. on Image Processing, p. 506-510, Austin, Texas, EUA, 1994.

-[51].Barrera, J., Banon, J. F., e Lotufo, R. A., *A Mathematical Morphology Toolbox for the KHOROS Sys*tem, Conf. on Image Algebra and Morphological Image Processing, V International Symposium on Optics, Imaging and Instrumentation, SPIE's Annual Meeting, San Diego, EUA, 1994.

• **Capítulo IV**: *Implementação de Algoritmos Específicos*.

-[52].*Id. ibid.* ref. 27, Russ, J. C., *Computer Assisted Microscopy - The Measurement and Analysis of Images*, Plenum Press, New York, 1990.

-[53].Nazar, A. M., Silva, F. A., e Ammann, J. J., *Powder Characterization Using Images Processing Techniques*, Anais do ASM, International Metallography Conference, Colmar, França, 1995.

-[54].*Id. ibid.* ref. 26, Berman, M., Bischof, L. M., Breen, E. J., e Peden, G. M., *Image Analysis*, Materials Forum, 18, p. 1-19, 1994.

-[55].*Id. ibid.* ref. 51, Barrera, J., Banon, J. F., e Lotufo, R. A., *A Mathematical Morphology Toolbox for the KHOROS System*, Conf. on Image Algebra and Morphological Image Processing, V International Symposium on Optics, Imaging and Instrumentation, SPIE's Annual Meeting, San Diego, EUA, 1994.

-[56].*Id. ibid.* ref. 41, Dougherty, E. R., *An Introduction to Morphological Image Processing*, SPIE Press, The International Society for Optical Engineering, vol. TT9, EUA, 1992.

-[57].*Id. ibid.* ref. 44, Konstatinides, K., e Rasure, J., *The Khoros Software Development Environment for Image and Signal Processing*, IEEE Trans. on Image Processing, vol. 3, nº 3, p. 243-252, 1994.

-[58].Arquivos de ajuda *on-line* do programa Khoros.

-[59].*Id. ibid.* ref. 46, Donohoe, G. W., *Image Processing with Khoros*, Course Notes, Electrical and Computer Engineering, University of New Mexico, EUA, 1992.

-[60].*Id. ibid.* ref. 28, Facon, J., *Processamento e Análise de Imagens*, VI Escola Brasileira-Argentina de Informática, 1993, 198 p.

-[61].Beucher, S., e Meyer, F., *The Morphological Approach to Segmentation: The Watershed Transformation*, in: E. Dougherty, ed., Mathematical Morphology in Image Processing, Marcel Dekker Inc., p. 433-481, 1992.

-[62].Beucher, S., *Watershed, Hierarchical Segmentation and Waterfall Algorithm*, in: Serra, J., e Soille, P., ed., Mathematical Morphology and Its Apllications to Image Processing, p. 69-76, 1992.

-[63].*Id. ibid.* ref. 22, Jain, A. K., *Fundamentals of Digital Image Processing*, 1ª ed., Prentice-Hall International, Inc., 1989.

-[64].Exner, H. E., e Hougardy, H. P., *Quantitative Image Analysis of Microstructures*, DGM Informationsgesellschaft, Verlag, 1988.

-[65].Réti, T., e Czinege, I., *Shape Characterization of Particles Via Generalized Fourier Analysis*, Journal of Microscopy, vol. 156, p. 15-32, 1989.

-[66].Exner, H. E., *Shape: a key problem in quantifying microstructures*, Acta Stereol., vol. 6, p. 1023-1028, 1987.

-[67].Nazar, A. M., Silva, F. A., e Ammann, J. J., *Implementation of Images Processing for Particles Characterization*, Aceito para publicação na "Materials Characterization", 1996.

-[68].Pirard, E., *Shape Processing and Analysis Using the Calypter*, Journal of Microscopy, vol. 175, p. 214-221, 1994.

-[69].*Id. ibid.* ref. 23, Gonzalez, R. C., e Woods, R. E., *Digital Image Processing*, 2ª ed., Addison-Wesley Publishing Company, Inc., 1993, 716 p.

• **Capítulo V**: *Aplicação das Técnicas de Processamento Digital de Imagens.*

-[70].Hull, D., *An Introduction to Composite Materials*, New York: Cambridge University Press, 1988, 246 p.

-[71].Callister Jr., W. D., *Materials Science and Engineering - An Introduction*, John Wiley & Sons, Inc., p. 513-540, 1994.

-[72].Flinn, R. A., e Trojan, P. K., *Engineering Materials and Their Applications*, Houghton Mifflin Company, p. 645-675, 1990.

-[73].Liang, X., Earthman, J. C., Wolfenstine, J., e Lavernia, E. J., *A Comparison of Techniques for Determining the Volume Fraction of Particulates in Metal Matrix Composites*, Materials Characterization, vol. 28, p. 173-178, 1992.

-[74].Burke, S. K., Cousland, S. Mck., e Scala, C. M., *Nondestructive Characterization of Advanced Composite Materials*, Materials Forum, 18, p. 85-109, 1994.

-[75].Mari, D., *Déformation à Haute Température des Composites WC-Co*, These nº 938, *École Polytechnique Fédérale de Lausanne*, Lausanne - Suíça, 1991.

-[76].Ammann, J. J., *Etude Des Proprietes Mecaniques Du Materiau Composite WC-Co Par Frottement Interieur*, These nº 861, *École Polytechnique Fédérale de Lausanne*, Lausanne - Suíça, 1990.

-[77].*Id. ibid.* ref. 27, Russ, J. C., *Computer-Assisted Microscopy. The Measurement and Analysis of Images*, Plenum Press, New York, 1992.

-[78].Clarke, A., Davidson, N., e Archenhold, G., *Measurements of Fibre Direction in Reinforced Polymer Composites*, Journal of Microscopy, vol. 171, p. 69-79, 1993.

-[79].Li, Q. F., Smith, R., e McCartney, D. G., *Quantitative Evaluation of Fiber Distributions in a Continuously Reinforced Aluminium Alloy Using Automatic Image Analysis*, Materials Characterization, vol. 28, p. 189-203, 1992.

-[80].Flinn, R. A., e Trojan, P. K., *Engineering Materials and Their Applications*, Houghton Mifflin Company, Boston, 1990.

-[81].Richerson, D. W., *Modern Ceramic Engineering - Properties, Processing, and Use in Design*, Marcel Dekker, Inc., 1982.

-[82].Van Vlack, L. H., *Propriedades dos Materiais Cerâmicos*, Ed. Edgard Blucher Ltda, São Paulo, 1973.

-[83].Roberts, G. A., Cary, R. A., *Tool Steels*, Metals Park, Ohio, American Society for Metals, p. 627-639, 1980.

-[84].*Selection of Materials for Cutting Tools*, In: Metals Handbook, vol. 3, 9º ed., p. 470-477, 1989.

-[85].ABNT, *Aço-Ferramenta: Especificação*, NBR 6189, 1982.

-[86].Makray, E. T., *Estrutura Bruta de Fusão do Aço-Ferramenta contendo Nióbio*, Tese de Doutorado, UNICAMP, 1983.

-[87].Cook, S. G., Little, J. A., e King, J. E., *Etching and Microstructure of Engineering Ceramics*, Materials Characterization, vol. 34, p. 1-8, 1995.

-[88].Moffatt, W. G., Pearsall, G. W., e Wulff, J., *Ciência dos Materiais*, Livros Técnicos e Científicos Editora Ltda., 1972.

-[89].*Id. ibid.* ref. 14, Silva, F. A., Hein, L. R. O., Ammann, J. J., e Nazar, A. M. M., *Técnicas de Análise de Imagens Aplicadas na Caracterização Microestrutural de Cerâmicas Avançadas*, Anais do 38º Congresso Brasileiro de Cerâmica, vol. III, p. 1120-1125, Blumenau, SC, 1994.

-[90].Aoki, H., *Science and Medical Applications of Hydroxyapatite*, JAAS, Tokyo, 1991.

-[91].Silva, F. A., *Obtenção e Caracterização de Hidroxiapatita Sintética para Utilização como Biomaterial*, Dissertação de Mestrado, p. 62-74, UNICAMP, 1992.

-[92].Bejarano, J. M. Z., *Estudo do Diagrama Ternário Ferro-Alumínio-Nióbio*, Tese de Doutorado, UNICAMP, p. 135, 1993.

-[93].Nazar, A., Bonneville, J., e Saucy, C., *The Effect of Heat Treatment on the Mechanical Behaviour of a CMSX-6 Single Crystal Superalloy*, High Temperature Materials and Processes, vol. 12, p. 97-104, 1993.

-[94].Vander Voort, G. F., e Friel, J. J., *Image Analysis Measurements of Duplex Grain Structures*, Materials Characterization, vol. 29, p. 293-312, 1992.

-[95].*Id. ibid.* ref. 21, Yoshitomi, Y., Matuo, Y., e Takahashi, N., *Analysis of Microstructure and Precipitate Distributions Using Image Processing*, Materials Forum, vol. 14, p. 308-313, 1990.

-[96].Zhang, J., Luévano, A. J., e Przystupa, M. A., *Microstructural Models for Quantitative Analysis of Grains and Second-Phase Particles*, Materials Characterization, p.175-185, 1994.

-[97]. Zhang, J., Luévano, A. J., e Przystupa, M. A., *Quantitative Analysis of Heterogeneous Grain Structures on Plane Sections*, Scripta Metallurgica et Materialia, vol. 26, p. 1061-1066, 1992.

-[98].Liu, G., *Applied Stereology in Materials Science and Engineering*, Journal of Microscopy, vol. 171, p. 57-68, 1993.

-[99].ASTM E1382 - 91, *Standard Test Methods for Determining Average Grain Size Using Semiautomatic and Automatic Image Analysis*.

-[100].Chinn, R., *Grain Sizes of Ceramics by Automatic Image Analysis*, J. Am. Ceram. Soc., 77 (2), p. 589-592, 1994.

-[101].Brewer, A. W., Erven, K. A., e Krauss, G., *Etching and Image Analysis of Prior Austenite Grain Boundaries in Hardened Steels*, Materials Characterization, vol. 27, p. 53-56, 1991.

-[102].Machado, A. T. M., *Influência das Partículas de Segunda Fase na Recristalização da Liga de Alumínio 7050*, Dissertação de Mestrado, UNICAMP, 1989.

-[103].*Id. ibid.* ref. 43, ASTM E - 112 / 84, *Standard Methods for Determining Average Grain Size*.

-[104].Takashi, I., e Yoshimoto, W., *Particle Shape Distribution and Particle Size-shape Dispersion Diagram*, Powder Metallurgy, 34 (2), p. 126-134, 1991.

-[105].Allen, T., *Particle Size Measurement*, 2º ed., Powder Technology Series, Chapman and Hall, 1974.

-[106].Katz, R. N., *Characterization of Ceramic Powders*, Treatise on Materials Science and Technology, vol. 9, p. 35-49, 1976.

-[107].Kim, Y. S., *Effects of Powder Characteristics*, Treatise on Materials Science and Technology, vol. 9, p. 51-70, 1976.

-[108].Jeulin, D., *Random Models for Morphological Analysis of Powders*, Journal of Microscopy, vol. 172, p. 13-21, 1993.

-[109].Michelland, S., Schiborr, B., Coster, M., Mordike, B. L., e Chermant, J. L., *Size Distribution of Granular Materials from Unthresholded Images*, Journal of Microscopy, vol. 156, p. 303-311, 1989.

-[110].Kingery, W. D., et al., *Introduction to Ceramics - Microstructure of Ceramics*, John Willey & Sons, New York, 11, 516-521, 1976.

-[111].Norton, F. H., *Elements of Ceramics*, 2º ed., Addison-Wesley Publishing Co., Inc., 1974.

-[112].Lowell, S., e Shields, J. E., *Powder Surface Area and Porosity*, Powder Technology Series, Chapman and Hall, New York, 1984.

-[113].Li, Z., Giese, R. F., *Wicking Technique for Determination of Pore Size in Ceramic Materials*, J. Am. Ceram. Soc., 77 [8], 2220-2222, 1994.

-[114].Morrel, R., *Handbook of Properties of Technical Engineering Ceramics - Part 1 - An Introduction for the Engineer and Designer*, National Physical Laboratory, 1985.

-[115].Reinoso, F. R., et al, *Characterization of Porous Solids II*, Proceedings of the IUPAC Symposium (COPS II), Elsevier Science Publishers,1991.

-[116].Takatsubo, J., e Yamamoto, S., *A Stochastic Theory of Propagation of Elastic Waves in Porous Solids for Nondestructive Pore Characterization*, JSME International Journal, vol. 34, nº 4, p. 412-420, 1991.

Anexo

I. Resumo das Funções das Rotinas do Programa Khoros

Estas são apresentadas a seguir, em ordem alfabética, conforme suas funções básicas.

• *count_loop*. **Operação de controle de processamento interativo**:

Gera a execução das rotinas a ela ligadas de forma interativa, um número de vezes a ser definido pelo usuário.

• *editimage*. **Programa interativo de manipulação e exposição de uma imagem VIFF**:

Permite a exibição, o exame e a manipulação de uma imagem no formato aceito pelo Khoros, ou seja, o formato dos dados *viff*, podendo quando necessário converter o formato de entrada. O formato dos dados que constituem a imagem de saída do programa é do tipo *byte*. Atualmente, através do programa *editimage* é possível visualizar um máximo de 256 cores simultâneas.

• *input*. **Entrada de uma sequência ou arquivo de dados definido pelo usuário**:

Efetua a inserção da imagem a ser processada e analisada no programa implementado e desenvolvido para este fim. A imagem original deve possuir o formato gráfico *viff* compatível com o programa Khoros, caso contrário deve ser convertida para este formato.

• *put_update*. **Exibição de imagem simples com atualização**:

Executa a visualização de uma imagem no formato *viff* em uma tela no sistema *X Windows* (X11 release 4).

• *vabsdiff*. **Diferença absoluta de duas imagens**:

Calcula a diferença absoluta entre duas imagens de mesmo tamanho *pixel* a *pixel*.

• *vadd.* **Operação aritmética de adição entre duas imagens**:

Processa a soma de duas imagens de entrada, *pixel* a *pixel*. As duas imagens de entrada devem possuir o mesmo tamanho e o mesmo número de bandas de dados. Além disso, as imagens de entrada podem ter ou não o mesmo tipo de formato de dados.

• *vand.* **Elemento lógico AND**:

Elemento que compõe as leis da álgebra lógica ou álgebra de Boole, que dá sinal de saída se existir sinal em A e em B. A operação trata as duas imagens *pixel* por *pixel*, (ver figura a seguir.

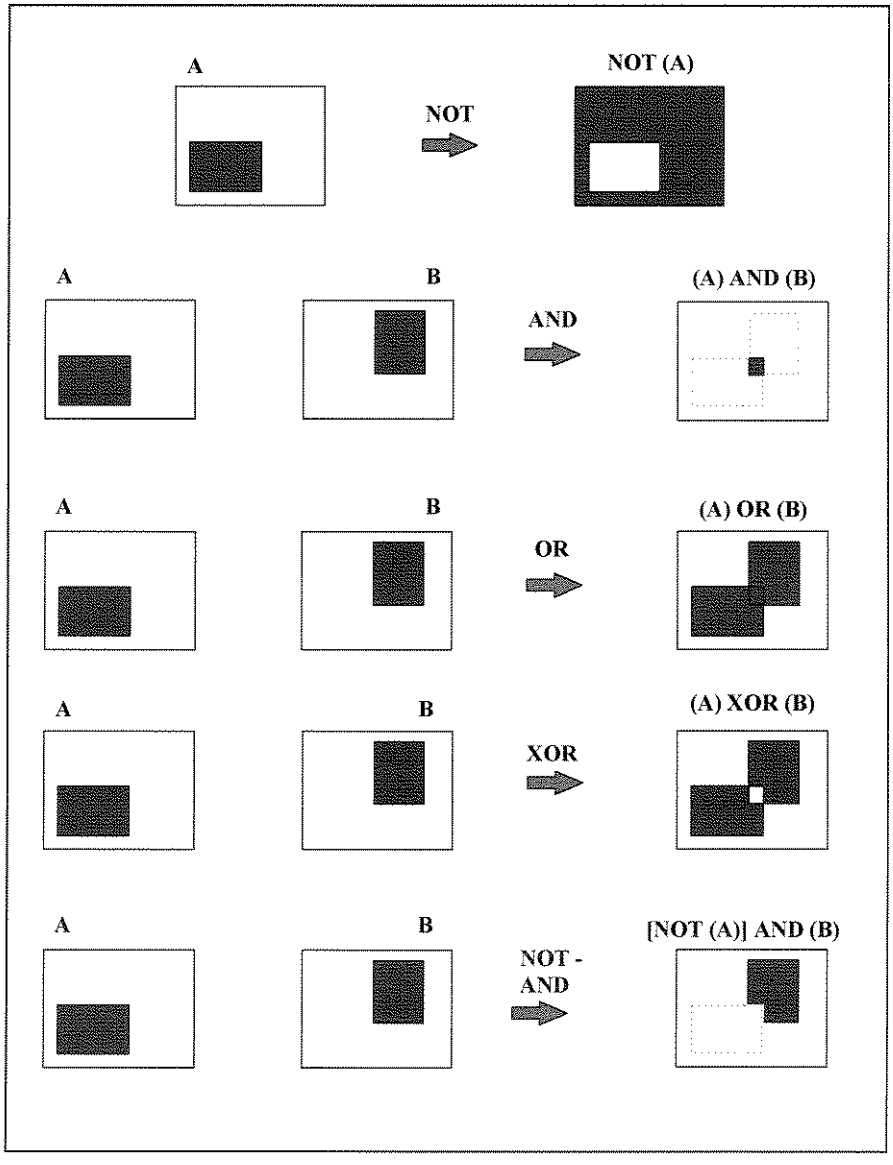


Figura A.1 - Alguns exemplos de operações lógicas em imagens binárias.

• *vbpf*. **Filtro frequencial passa-banda**:

Multiplica a imagem de entrada complexa (transformada de *Fourier*) por uma máscara, gerada segundo a relação definida para um filtro frequencial passa-banda no item 2.5.3.

• *vbuidil*. **Reconstrução por dilatação (toolbox MMACH)**:

Realiza a reconstrução por dilatação da primeira imagem de entrada por um elemento estruturante definido por *vstrset* (item 2.6.2), utilizando uma segunda imagem de entrada como máscara. Utiliza-se geralmente o elemento estruturante a seguir:

1	1	1
1	1	1
1	1	1

• *vclip*.**Limita a faixa que os valores de níveis de cinza podem ocupar**:

Executa em uma imagem o corte de uma faixa de níveis de cinza abaixo de um valor constante especificado e de uma outra faixa acima de um valor constante, também especificado. A imagem resultante apresenta o mesmo tipo de formato de dados em relação a imagem de entrada.

• *vclohole*. **Preenchimento de vazios nas regiões de interesse**:

Preenche vazios nas regiões da imagem de entrada com valores diferentes de 0. Aplica-se geralmente em imagens binárias.

• *vconvert*. **Conversão numa imagem *viff* do tipo de dados**:

Converte o formato dos dados, por exemplo *bit*, gerado através da execução da operação anterior, para o formato desejado, *byte*.

• *vdiv*. **Operação aritmética de divisão de duas imagens**:

Processa a divisão da primeira imagem de entrada pela segunda imagem de entrada, *pixel* a *pixel*. As duas imagens devem ter o mesmo tamanho e possuir o mesmo número de bandas de dados. Além disso, as imagens de entrada podem ter ou não o mesmo tipo de formato de dados.

• *vect2row*. **Conversão do formato dos dados de uma imagem**:

Converte os dados armazenados em um formato de vetor (bandas múltiplas) para um arquivo de banda única, onde cada vetor é representado como uma linha separada no arquivo de saída. O número de linhas na imagem resultante será o produto do número de linhas pelo número de colunas da imagem original e o número de colunas da imagem resultante será a dimensão do vetor ou o número de bandas em relação ao arquivo original.

• *vedgeoff*. **Remoção dos objetos em contato com a borda da imagem (toolbox MMACH)**:

Remove os objetos da imagem de entrada, geralmente em formato binário, que tem contato ou que são cortados pela borda da imagem. Usa-se geralmente o elemento estruturante a seguir:

1	1	1
1	1	1
1	1	1

• *veroset*. **Erosão por um elemento estruturante (toolbox MMACH)**:

Realiza a erosão morfológica da imagem de entrada por um elemento estruturante definido por *vstrset* (item 2.6.2). A imagem de entrada pode ser binária ou em nível de cinza. Utilizam-se geralmente os elementos estruturantes a seguir:

0	1	0
1	1	1
0	1	0

ou

1	1	1
1	1	1
1	1	1

• *vextract*. **Extração de subimagem de uma imagem**:

Operação que copia para uma nova imagem, uma área da imagem de entrada, que possui *w pixels* de largura e *h pixels* de altura, considerando como referência o canto superior esquerdo (x,y). Esta nova imagem recebe o nome de subimagem. Com isso, a subimagem gerada pode ser tratada como uma imagem normal, podendo ser inserida numa outra imagem que apresenta o mesmo tipo de dados. A subimagem apresenta o mesmo tipo de dados da imagem de entrada. A imagem de entrada pode ter uma única banda ou múltiplas bandas e, a subimagem terá o mesmo número de bandas da imagem de entrada.

• *vfft*. **Transformação de *Fourier***:

Calcula a transformada de *Fourier* direta ou inversa da imagem de entrada. A imagem de entrada deve ter um tamanho de 2^n x 2^n. A imagem de entrada possui valores reais e a imagem de saída valores complexos no caso da transformada direta. A imagem de entrada possui valores complexas e a imagem de saída valores reais no caso da transformada inversa.

• *vfloor*. **Operação de corte**:

Executa em uma imagem o corte dos níveis de cinza abaixo de um valor constante especificado. A imagem resultante apresenta o mesmo tipo de formato de dados em relação a imagem de entrada.

• *vhpf*. **Filtro passa-alta frequência**:

Multiplica a imagem de entrada complexa (transformada de *Fourier*) por uma máscara, gerada segundo a relação definida para um filtro passa-alta frequências no item 2.5.3.

• *vinf*. **Operação de ínfimo de duas imagens**:

Efetua o ínfimo de duas imagens *pixel* a *pixel*. As duas imagens de entrada devem possuir o mesmo tamanho, o mesmo número de bandas de dados e tipo de formato de dados iguais ou diferentes.

• *vinvert*. **Inversão do nível de cinza de uma imagem**:

Inverte o valor de nível de cinza de cada *pixel* da imagem de entrada segundo a relação n' = A - n; onde n e n' são os valores de nível de cinza original e novo do *pixel* considerado, e A uma constante definida pelo usuário para a imagem inteira.

• *vlabel*. **Classificação ou rotulação**:

Algoritmo que efetua a classificação das regiões e/ou objetos contidos em uma imagem, através de tentativas de fusão de *pixels* unidos. Na execução do algoritmo um *pixel* recebe o mesmo rótulo (label), se a distância em relação a seu vizinho (*pixel* consecutivo) for aceitável. O processo de classificação é propagado para um número finito de regiões até que toda a imagem seja rotulada.

• *vlpf*. **Filtro passa-baixa frequências**:

Multiplica a imagem de entrada complexa (transformada de *Fourier*) por uma máscara, gerada segundo a relação definida para um filtro passa-baixa frequências no item 2.5.3.

• *vmclose*. **Fechamento morfológico por um elemento estruturante (toolbox MMACH)**:

Realiza o fechamento morfológico da imagem de entrada por um elemento estruturante definido por *vstrset* (item 2.6.2). A imagem de entrada pode ser binária ou em nível de cinza. Utiliza-se geralmente o elemento estruturante a seguir:

1	1	1
1	1	1
1	1	1

• *vmopen*. **Abertura morfológica por um elemento estruturante (toolbox MMACH)**:

Realiza a abertura morfológica da imagem de entrada por um elemento estruturante definido por *vstrset* (item 2.6.2). A imagem de entrada pode ser binária ou em nível de cinza. Utiliza-se geralmente o elemento estruturante a seguir:

1	1	1
1	1	1
1	1	1

• *vmoredge*. **Extração de borda de objetos em imagens binárias**:

Algoritmo que permite a extração das bordas dos objetos em uma imagem digital através da dilatação morfológica. O princípio básico do algoritmo baseia-se nas seguintes operações: inicialmente, os objetos de interesse são dilatados considerando um elemento estruturante adequado (rotina *vmcustom*) e, em seguida, os mesmos são subtraídos dos objetos originais, resultando no contorno das bordas dos objetos. Usam-se geralmente os elementos estruturantes a seguir:

0	1	0
1	1	1
0	1	0

ou

1	1	1
1	1	1
1	1	1

• *vmcustom*. **Gera um elemento estruturante**:

Gera um elemento estruturante para ser utilizado com as operações morfológicas. Os valores do elemento estruturante são definidos pelo usuário de forma interativa.

• *vmpp*. **Cálculo da magnitude e da potência de uma imagem complexa**:

Produz uma imagem de saída com a magnitude ou a potência da imagem de entrada. A imagem de entrada tem valores complexos e a imagem de saída, valores reais. Essa operação é muito útil para a visualização das transformadas de *Fourier*.

• *vmul*. **Operação aritmética de multiplicação entre duas imagens**:

Processa o produto de duas imagens de entrada, *pixel* a *pixel*. As duas imagens de entrada devem possuir o mesmo tamanho e o mesmo número de bandas de dados. Além disso, as imagens de entrada podem ter ou não o mesmo tipo de formato de dados.

• *vndil*. **Dilatação sucessiva por um elemento estruturante (toolbox MMACH)**:

Realiza várias dilatações morfológicas sucessivas da imagem de entrada por um elemento estruturante definido por *vstrset* (item 2.6.2). O número de interação é definido pelo usuário. A imagem de entrada pode ser binária ou em nível de cinza. Utilizam-se geralmente os elementos estruturantes a seguir:

0	1	0
1	1	1
0	1	0

ou

1	1	1
1	1	1
1	1	1

• *vnthin*. **Afinamento por elementos estruturantes (toolbox MMACH)**:

Produz o afinamento morfológico da imagem de entrada utilizando o par de elementos estruturantes a seguir (*vstrset*):

$S_1 =$

0	0	0
0	1	0
0	0	0

;

$S_2 =$

0	0	0
1	0	1
1	1	1

• *voffset*. **Operação de adição de uma constante**:

Processa a soma de um valor constante em uma imagem, *pixel* a *pixel*.

• *vor*. **Elemento lógico OR**:

Elemento que compõe as leis da álgebra lógica ou álgebra de Boole, que dá sinal de saída se existir sinal em A ou B ou A e B segundo a tabela a seguir (ver também a figura A.1). A operação trata as duas imagens *pixel* por *pixel*.

$$X = A + B \text{ ou } X = A \cup B$$

Entrada		Saída
A	**B**	**X**
1	1	1
1	0	1
0	1	1
0	0	0

• *vpad*. **Ampliação do tamanho da imagem**:

Operação que copia para uma nova imagem de tamanho maior, a imagem de entrada. A nova imagem apresenta o mesmo tipo de dados da imagem de entrada. A rotina adiciona uma faixa com valor de cinza a ser definido pelo usuário nas partes da nova imagem que não recebem valores da imagem de entrada.

• *vprdata*. **Impressão de um arquivo de dados de uma imagem**:

Permite a impressão de um arquivo de dados (imagem) num formato *viff* para um arquivo ou uma tela *xviff* num formato *ASCII*.

• *vscale*. **Multiplica uma imagem por uma constante**:

Multiplica cada *pixel* da imagem de entrada por uma constante.

• *vshape*. **Realização de análise de forma**:

Permite executar uma análise de forma em dois tipos diferentes de imagens de entrada, desta forma, é possível extrair informações dos objetos presentes na imagem, tais como, momentos, área, centróides, etc. A imagem de entrada da operação pode ser definida como:

1. Uma imagem que possui suas regiões e/ou objetos classificados ou rotulados (imagem *vlabel*).

2. Uma imagem em níveis de cinza. Neste caso particular, as características dos objetos podem ser processadas para a imagem completa.

As características são processadas para cada região e/ou objeto rotulado pertencente a imagem de entrada.

Essas características podem ser apresentadas na forma de um arquivo *ASCII*.

Além do arquivo de dados no formato *ASCII*, outros três arquivos podem ser gerados pela operação *vhape*.

1º) Imagem de eixos. Esta imagem contém uma representação gráfica dos momentos relacionados com as regiões pertencentes à imagem de entrada.

2º) Imagem de contorno. Esta imagem contém a representação dos contornos de todas as regiões contidas na imagem de entrada.

3º) Imagem *viff*. Esta imagem contém todas as estatísticas. O arquivo de saída *viff* possui 61 bandas (número de estatísticas), sendo que o número de vetores neste arquivo depende do número de regiões especificadas na imagem de entrada (imagem *vlabel*).

• *vshrink*. **Redução do tamanho de uma imagem**:

Esta operação reduz o tamanho de uma imagem desprezando *pixels* da imagem original. A imagem resultante é uma cópia fiel reduzida da imagem original. A rotina *vshrink* somente pode ser utilizada quando se considera um fator de redução inteiro.

• *vskelthin*. **Esqueletização por afinamento (toolbox MMACH)**:

Produz o esqueleto da imagem de entrada utilizando o processamento de afinamento morfológico. Usa-se geralmente o par de elementos estruturantes a seguir:

$$S1 = \begin{array}{|c|c|c|}\hline 1 & 1 & 1 \\ \hline 0 & 1 & 0 \\ \hline 0 & 0 & 0 \\ \hline \end{array} \quad ; \qquad S2 = \begin{array}{|c|c|c|}\hline 0 & 0 & 0 \\ \hline 0 & 0 & 0 \\ \hline 1 & 1 & 1 \\ \hline \end{array}$$

• *vspeckle*. **Filtragem espacial para reduzir ruído em forma de manchas**:

Este algoritmo atua no domínio espacial de uma imagem, permitindo reduzir o ruído presente, que se apresenta na forma de manchas.

• *vsqrt*. **Operação de raiz quadrada de uma imagem *pixel* a *pixel***:

Processa a raiz quadrada de cada *pixel* de uma imagem, sendo que, *pixels* que apresentam valores negativos resulta após a operação o valor "0".

• *vstrset*. **Gera um elemento estruturante (toolbox MMACH)**:

Idêntica à rotina *vmcustom* para o toolbox de morfologia MMACH. Neste caso a definição dos valores são definidos de forma não interativa.

• *vsub*. **Operação aritmética de subtração entre duas imagens**:

Processa a diferença entre a primeira imagem de entrada e a segunda imagem de entrada, *pixel* a *pixel*. As duas imagens de entrada devem possuir o mesmo tamanho e o mesmo número de bandas de dados. Além disso, as imagens de entrada podem ter ou não o mesmo tipo de formato de dados.

• *vsup*. **Combinação por valor superior**:

Operação que sobrepõe duas imagens *pixel* a *pixel* escolhendo para cada uma o valor mais elevado dos *pixels* correspondentes de cada uma das imagens.

• *vthresh*. **Operação de limiarização**:

Método de segmentação de bordas e linhas, cujo objetivo é identificar na imagem os objetos que pertencem a uma estrutura de interesse. Para alcançar este objetivo são exploradas características destes objetos, ou seja, características de similaridade.

Este método de limiarização baseia-se na escolha de valores de limiar. Na imagem em níveis de cinza, os *pixels* que apresentam valores abaixo do limiar passam assumir o valor "0" (preto), e os *pixels* de valores acima passam assumir o valor "255" (branco). Desta forma, a imagem resultante da operação é do tipo binária. Assim, o valor escolhido para a operação é 254 (*lower threshold level*).

• *vxor*. **Elemento lógico XOR**:

Elemento que compõe as leis da álgebra lógica ou álgebra de Boole, que dá sinal na saída quando uma e somente uma das entradas (**A** ou **B**) tem sinal, segundo a tabela a seguir (ver também a figura A.1).

$$X = A \oplus B = A \cdot \overline{B} + B \cdot \overline{A}$$

Entrada		Saída
A	**B**	**X**
1	1	**0**
1	0	**1**
0	1	**1**
0	0	**0**

• *xvviewer*. **Visualização de um arquivo *ASCII***:

Esta operação cria uma janela no sistema gráfico *X windows*, (X 11), na qual visualiza um arquivo de dados no formato *ASCII*.

```
XVIFF File name: /tmp/vdivHQBAa01046.

Image data size, type and values.

---------------------------------
Number of Columns(row_size) = 1
Number of Rows(col_size) = 5
Number of Bands(num_data_bands) = 1
Image type is FLOAT (float)


DATA BAND #0

[0][0] = 0.30
[1][0] = 0.31
[2][0] = 0.31
[3][0] = 0.30
[4][0] = 1.00
```

Figura A.2 - Planilha que apresenta os resultados da excentricidade para cada objeto analisado.