


unesp  **UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA**
“JÚLIO DE MESQUITA FILHO”
CAMPUS DE GUARATINGUETÁ

ANDRÉ RICARDO SOARES AMARANTE

**METODO PARA CARACTERIZAÇÃO DA HOMOGENEIDADE DA
DISTRIBUIÇÃO DAS FRAÇÕES DE ÁREAS DE MATERIAIS POLIFÁSICOS
POR PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS**

Guaratinguetá

2017

ANDRÉ RICARDO SOARES AMARANTE

METODO PARA CARACTERIZAÇÃO DA HOMOGENEIDADE DA
DISTRIBUIÇÃO DAS FRAÇÕES DE ÁREAS DE MATERIAIS POLIFÁSICOS
POR PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS

Tese apresentada à Faculdade de Engenharia do
Campus de Guaratinguetá, Universidade Estadual
Paulista, para a obtenção do título de Doutor em
Engenharia Mecânica na área de Produção.

Orientador: Prof. Dr. Luis Rogerio de O. Hein
Co-Orientador: Antonio Fernando Branco Costa

Guaratinguetá

2017

Amarante, André Ricardo Soares

A485m Método para caracterização da homogeneidade da distribuição das frações de áreas de materiais polifásicos por processamento digital de imagens / André Ricardo Soares Amarante – Guaratinguetá, 2017

111 f. : il.

Bibliografia: f. 106-111

Tese (doutorado) – Universidade Estadual Paulista, Faculdade de Engenharia de Guaratinguetá, 2017.

Orientador: Prof. Dr. Luis Rogério de Oliveira Hein

Coorientador: Prof. Dr. Antonio Fernando Branco Costa

1. Microscopia. 2. Processamento de imagens. I. Título.

CDU 681.723(043)

ANDRÉ RICARDO SOARES AMARANTE

ESTA TESE FOI JULGADA ADEQUADA PARA A OBTENÇÃO DO TÍTULO DE
“DOUTOR EM ENGENHARIA MECÂNICA”

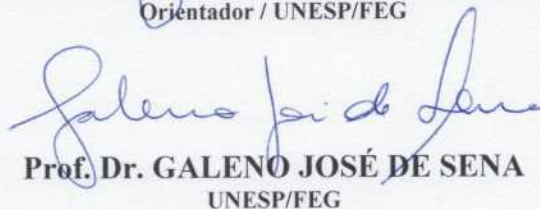
PROGRAMA: ENGENHARIA MECÂNICA
ÁREA: MATERIAIS

APROVADA EM SUA FORMA FINAL PELO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO

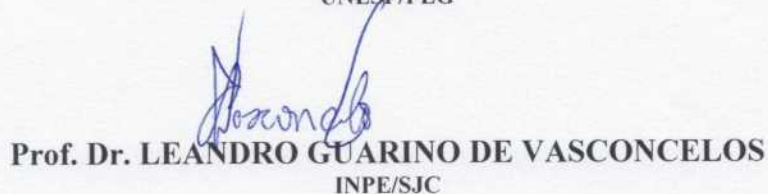

Prof. Dr. Ana Paula Rosifini Alves Claro
Coordenadora

BANCA EXAMINADORA:


Prof. Dr. LUIS ROGERIO DE OLIVEIRA HEIN
Orientador / UNESP/FEG


Prof. Dr. GALENO JOSÉ DE SENA
UNESP/FEG


Prof. Dr. PETERSON LUIZ FERRANDINI
UNESP/FEG


Prof. Dr. LEANDRO GUARINO DE VASCONCELOS
INPE/SJC


Prof. Dr. RAFAEL DUARTE COELHO DOS SANTOS
INPE/SJC

Agosto/ 2017

DADOS CURRICULARES

ANDRÉ RICARDO SOARES AMARANTE

NASCIMENTO	18.05.1969 – Carmo / RJ
FILIAÇÃO	Nilton José Amarante Maria Tereza Soares Amarante
1989 / 1992	Curso de Graduação em Tecnologia em Processamento de Dados, na UNITAU – Universidade de Taubaté
2003 / 2005	Curso de Pós-Graduação em Educação para as Ciências, nível de Mestrado, na Faculdade de Ciências do Campus de Bauru da Universidade Estadual Paulista
2013 / 2017	Curso de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, nível de Doutorado, na Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá da Universidade Estadual Paulista.

AGRADECIMENTOS

A Deus, agradeço todos os dias pelo dom da vida e pelas oportunidades que tem me oferecido ao longo de toda a minha vida;

agradeço ao meu orientador, Prof. Dr. Luis Rogerio de Oliveira Hein, pela paciência dedicada a esta pesquisa e pela amizade ao longo desta trajetória.

a minha família, Karina e Sophia, amada e presente em todos os momentos;

aos meus amigos queridos da Fatec Guaratinguetá, em especial à Deborah Orsi e José Manoel, que me apoiam e me ensinam todos os dias;

aos funcionários da Secretaria da Pós-Graduação e da Biblioteca da Faculdade de Engenharia de Guaratinguetá;

à CAPES, pelo apoio financeiro;

de maneira geral, à todos aqueles que de alguma forma somaram para o sucesso deste trabalho

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

FRIEDRICH WILHELM NIETZSCHE

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho a minha esposa Karina e minha filha Sophia, pelo amor e pelo apoio incondicional dedicado a mim; aos meus pais, Nilton (*in memoriam*) e Tereza, pela educação e valores dados a mim; ao meu Orientador, prof. Rogerio Hein, pela paciência e atenção atribuída.

AMARANTE, A. R. S. **Método para caracterização da homogeneidade da distribuição das frações de áreas de materiais polifásicos por processamento digital de imagens.** 2017. 111f. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica) – Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá, Universidade Estadual Paulista, Guaratinguetá, 2017.

RESUMO

Sabe-se que a contribuição que o processamento de imagens digitais traz para a área da Engenharia de Materiais, mais especificamente na área de caracterização de materiais, é de extrema importância, pois a determinação manual de procedimentos que envolve esta área depende de um tempo muito grande e geralmente é acompanhado de falhas de quem as realiza. A partir do exposto acima, o objetivo desta pesquisa é a proposição de um método, semiautomático, para caracterização da homogeneidade da distribuição das frações de áreas de materiais polifásicos por processamento digital de imagens, de maneira a: a) desenvolver um algoritmo, utilizando os recursos gráficos presentes no Java, para a identificação e segmentação de fases, utilizando recursos da Estatística e recursos visuais como histograma e gráficos de dispersão de dados; b) desenvolver um algoritmo para o processamento e a identificação da homogeneidade da distribuição das frações de áreas de materiais polifásicos; c) avaliar o método a partir dos dados obtidos nos resultados do experimento e d) descrever os métodos utilizados no plugin desenvolvido. Aplicar-se-á o conceito de Variabilidade, de maneira a permitir uma seleção das fases dos materiais analisados com uma maior precisão. Observa-se que, a partir do método proposta para a caracterização da homogeneidade da distribuição das frações de área de materiais polifásicos, o usuário terá a sua disposição dados que possam subsidiar suas decisões quando da determinação dos limites das fases definidas, assim, deixando de ser apenas um parâmetro baseado nas observações visuais (subjetivas) do mesmo e passando a ter dados que validem e comprovem as regiões determinadas.

PALAVRAS-CHAVE: Segmentação. Histograma. Microscopia Óptica. Processamento Digital de Imagens.

AMARANTE, A. R. S. **Method for characterizing the homogeneity of the distribution of fractions of areas of polyphase materials by digital image processing.** 2017. 111f. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica) – Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá, Universidade Estadual Paulista, Guaratinguetá, 2017.

ABSTRACT

It is known that the contribution that the digital image processing brings to the area of Materials Engineering, more specifically in the area of material characterization, is of extreme importance, since the manual determination of procedures involving this area takes a very long time large and is usually accompanied by failures of those who perform them. From the above, the objective of this research is the proposition of a semiautomatic method to characterize the homogeneity of the distribution of fractions of areas of polyphase materials by digital image processing, in order to: a) develop an algorithm, using the graphical resources present in Java, for the identification and segmentation of phases, using statistical resources and visual resources such as histogram and data scatter charts; b) to develop an algorithm for the processing and identification of the homogeneity of the distribution of fractions of areas of polyphase materials; c) evaluate the method from the data obtained in the experiment results and d) describe the methods used in the developed plugin. The concept of variability will be applied in order to allow a better selection of the phases of the analyzed materials. It is observed that, based on the proposed method for characterizing the homogeneity of the polyphase material area fractions distribution, the user will have at his disposal data that can subsidize his decisions when determining the limits of the defined phases, thus leaving be only a parameter based on the visual (subjective) observations of the same and starting to have data that validate and prove the determined regions.

Key Words: Segmentation. Histogram. Optical Microscopy. Digital Image Processing

LISTAS DE FIGURAS

Figura 1	- Imagem de madeira com nó a sua representação binária pelo histograma: (1ª fase do histograma)	22
Figura 2	- Imagem de madeira com nó a sua representação binária pelo histograma: (2ª fase do histograma)	22
Figura 3	- Imagem de madeira com nó a sua representação binária pelo histograma: (3ª fase do histograma)	23
Figura 4	- Sistema SVRNA	24
Figura 5	- Finalidades: (a) Imagem aérea da região do Rio Nilo; (b) Mensuração do diâmetro longitudinal do Rim; (c) Impressão Digital; (d) Reconstrução de Tomografias; (e) Ressonância Magnética; (f) Imagem capturada por um Microscópio Optico ...	28
Figura 6	- Matriz de Pixels	30
Figura 7	- Aquisição da Imagem: (a) Fonte de energia (iluminação); (b) Objeto em uma determinada cena; (c) Sistema de imagem; (d) Projeção da cena no plano da imagem; (e) Imagem digitalizada, Matriz de Pixels	31
Figura 8	- Sequência de captura automática	33
Figura 9	- Exemplo de uma imagem e o seu respectivo Histograma	34
Figura 10	- Fases do processamento de imagens digitais	35
Figura 11	- Imagens com tamanhos iguais e resoluções diferentes	36
Figura 12	- Imagens com tamanhos diferentes e resoluções iguais	37
Figura 13	- Rotinas disponíveis na Barra de Menu Process	41
Figura 14	- Plugin Polyphase Material Analysis	42
Figura 15	- Microscópio Óptico Zeiss AxioImager Z2m	46
Figura 16	- Imagem sintética para identificar as regiões de interesse	52
Figura 17	- Imagem real de aço ABNT 1014, com microestrutura bifásica (ferrita e cementita, em arranjos de perlita e ferrita primária, que é a estrutura dominante)	53

Figura 18	- Imagem real de aço ABNT 1020, tratado para obter microestrutura bifásica	53
Figura 19	- Imagem real de aço ABNT 1020 com microestrutura bifásica (ferrita e cementita, em arranjos de ferrita primária e perlita)	53
Figura 20	- Imagem sintética para identificar as regiões de interesse	55
Figura 21	- Imagem sintética após a simulação de ausência de foco	56
Figura 22	- Identificação das áreas (fases) de interesse no histograma	57
Figura 23	- Contagem dos pixels em cada área definida pela imagem sintética	57
Figura 24	- Exemplo de imagem a ser processada, no formato RGB	58
Figura 25	- Posicionamento no histograma a partir da identificação segmentação da fase (ponto de inflexão)	59
Figura 26	- Identificação da contagem de pixels e a sua respectiva área de preenchimento (organizada por setores) para cada uma das imagens da pilha	61
Figura 27	- Dados estatísticos da homogeneidade do material, levando em conta a pilha de imagem e a segmentação realizada	61
Figura 28	- Distribuição espacial baseado na segmentação da imagem	62
Figura 29 (a)	- Analogia envolvendo a imagem inicialmente digitalizada (a)	63
Figura 29 (b)	- Analogia envolvendo a imagem i final (b) com a identificação das fases	63
Figura 30	- Distribuição da região identificada como 1ª Fase do material analisado	64
Figura 31	- Distribuição da região identificada como 2ª Fase do material analisado	64
Figura 32	- Imagem sintética e respectivo histograma, antes da aplicação do filtro	66
Figura 33	- Imagem após a aplicação do filtro Gaussian Blur (Radius = 10) .	66
Figura 34	- Construção do Histograma após a aplicação do filtro	67
Figura 35	- Ampliação da imagem do histograma destacando a alteração, em função da aplicação do filtro	68
Figura 36	- Reconstrução da área identificada na segmentação da imagem ...	69
Figura 37	- Janela “Ampliação do Gráfico” e “Coeficiente de Variação”	70

Figura 38	- Informações sobre os pixels de DN 41 e seus vizinhos	71
Figura 39	- Identificação espacial das fases 1 e 2	72
Figura 40	- Identificação espacial das fases 3 e 4	72
Figura 41	- Identificação espacial das fases 5 e 6	72
Figura 42	- Identificação espacial da fase 7	73
Figura 43	- Identificação das áreas ocupadas na imagem de acordo com a segmentação realizada	73
Figura 44	- Imagem original	74
Figura 45	- Histograma Bimodal da Imagem do Aço 1020	75
Figura 46	- Ampliação da região do histograma e a variação da Série Norma, Mediana, Derivada e Média calculada	76
Figura 47	- Contagem dos pixels presentes na região que compreende do DN 80 até o DN 120	76
Figura 48	- (a) Janela de sugestão do limite da primeira fase (segmentação) e (b) identificação dos dados estatísticos	77
Figura 49	- Janela principal do plugin com a localização do ponto trabalhado no histograma	78
Figura 50	- Janela gerada pelo plugin destacando a pequena variação dos dados estatísticos calculados na posição 57 do histograma (DN).	79
Figura 51	- Janela gerada pelo plugin destacando uma variação um pouco maior dos dados estatísticos calculados na posição 77 do histograma (DN)	79
Figura 52	- Janela gerada pelo plugin destacando uma variação significativa dos dados estatísticos calculados na posição 92 do histograma (DN)	80
Figura 53	- Janela gerada pelo plugin destacando uma variação significativa dos dados estatísticos calculados na posição 94 do histograma (DN)	80
Figura 54	- Janela gerada pelo plugin sugerindo que neste ponto há indícios de mudança de fase	81
Figura 55	- Imagem contendo o preenchimento da área segmentada constituintes da primeira fase (preto), identificando visualmente a distribuição dos pixels desta fase na superfície da imagem	81

Figura 56	- Janela gerada pelo plugin sugerindo que neste ponto há indícios de um novo limite de fase do histograma, na posição 193 (DN) .	82
Figura 57	- Imagem contendo o preenchimento da área segmentada constituintes da segunda fase (em amarelo), identificando visualmente a distribuição dos pixels desta fase na superfície da imagem	83
Figura 58	- Reconstrução da imagem a partir da segmentação sugerida pelo método e plugin e validada pelo técnico	83
Figura 59	- Distribuição espacial das fases identificadas	84
Figura 60	- Resultado final apresentando os dados estatísticos da segmentação da imagem	84
Figura 61	- Imagem original com apenas duas fases	85
Figura 62	- Histograma da imagem original	86
Figura 63	- Identificação de um possível ponto de segmentação da imagem, na posição 67	87
Figura 64	- Imagem reconstruída após a segmentação das áreas	87
Figura 65	- Janelas representando a distribuição dos pixels em cada uma das Fases definidas na segmentação da imagem	88
Figura 66	- Resultado final apresentando os dados estatísticos da segmentação da imagem	88
Figura 67	- Imagem original pertencente a uma pilha com 100 imagens, no formato RGB	89
Figura 68	- Imagem contendo parte das imagens constituintes da pilha processada	90
Figura 69	- Histograma da primeira imagem da pilha	91
Figura 70	- Possibilidades de identificação do limite entre duas fases do histograma, utilizando-se apenas a percepção visual do observador	92
Figura 71	- Identificação da segmentação do material, a partir do apontamento realizado pelo método	92
Figura 72	- Preenchimento das áreas pertencentes à segmentação da imagem, no DN 87	93

Figura 73	- Reconstrução da imagem final, baseado na segmentação da imagem realizada	94
Figura 74	- Distribuição espacial dos pixels em cada uma das fases apontadas pelo <i>plugin</i>	95
Figura 75	- Análise final do índice de homogeneidade do material	95
Figura 76	- Dados de cada uma das imagens, baseado na segmentação realizada (início da pilha)	96
Figura 77	- Dados de cada uma das imagens, baseado na segmentação realizada (fim da pilha)	96
Figura 78	- Imagem de duas fases submetida ao processamento dos algoritmos do ImageJ	102
Figura 79	- Imagem de três fases submetida ao processamento dos algoritmos do ImageJ	102
Figura 80	- Pilha de imagens, com duas fases, submetida ao processamento dos algoritmos do ImageJ	103

LISTAS DE TABELAS

Tabela 1	-	Técnicas de Segmentação de imagens monocromáticas	23
Tabela 2	-	Contagem dos DN em cada fase identificada	67
Tabela 3	-	Contagem dos DN's da primeira fase, após a aplicação do filtro	68
Tabela 4	-	Resultado da análise da homogeneidade das frações de área	96
Tabela 5	-	Comparativo entre os métodos de segmentação utilizados no software ImageJ	97

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	18
2	SEGMENTAÇÃO DE IMAGENS	21
3	FUNDAMENTOS DO PROCESSAMENTO DE IMAGENS DIGITAIS	28
3.1	IMAGEM DIGITAL	29
3.2	AQUISIÇÃO AUTOMÁTICA DE IMAGENS DIGITAIS	32
3.3	LUMINÂNCIA	33
3.4	HISTOGRAMA	34
3.5	PROCESSAMENTO DE IMAGENS DIGITAIS	35
3.5.1	CAPTURA	35
3.5.2	VISUALIZAÇÃO	36
3.5.3	PROCESSAMENTO DA IMAGEM	37
3.5.4	COMPRESSÃO / ARMAZENAMENTO	37
3.5.5	FINALIDADES DA MANIPULAÇÃO DE IMAGENS DIGITAIS	38
4	AMBIENTE DE PROCESSAMENTO DE IMAGENS DIGITAIS NiH ImageJ E A LINGUAGEM DE PROGRAMAÇÃO JAVA	40
4.1	IMAGEJ	40
4.2	LINGUAGEM DE PROGRAMAÇÃO JAVA	43
5	MATERIAIS E MÉTODOS	44
5.1	MATERIAIS	44
5.1.1	LINGUAGEM JAVA COMO PLATAFORMA DE DESENVOLVIMENTO	44
5.1.2	PREPARAÇÃO DA AMOSTRA	44
5.1.3	AQUISIÇÃO DA IMAGEM	45
5.2	MÉTODOS	46
5.2.1	PROCESSAMENTO DAS IMAGENS	46
6	PROCEDIMENTOS PARA APLICAÇÃO DO MÉTODO PROPOSTO	52
6.1	IMAGEM SINTÉTICA	55
6.2	IMAGENS REAIS	58

6.2.1	PRÉ-PROCESSAMENTO (TRATAMENTO DA IMAGEM) / DEFINIÇÃO DAS FASES / IDENTIFICAÇÃO DOS PONTOS DE INFLEXÃO	59
6.2.2	PROCESSAMENTO E APRESENTAÇÃO DAS INFORMAÇÕES FINAIS	60
6.2.3	OBTENÇÃO DOS RESULTADOS DA SEGMENTAÇÃO, POR FASE / PILHA	60
6.2.4	ANÁLISE ESTATÍSTICA DA HOMOGENEIDADE DO MATERIAL ...	61
6.2.5	IMAGEM FINAL COM A IDENTIFICAÇÃO ESPACIAL DAS FASES	62
6.2.6	IMAGEM ORIGINALDA E IMAGEM RECONSTRUÍDA	63
6.2.7	DISTRIBUIÇÃO DAS REGIÕES DE CADA UMA DAS FASES IDENTIFICADAS	63
7	RESULTADOS DA AVALIAÇÃO DO MÉTODO	65
7.1	APLICAÇÃO DO MÉTODO EM UMA IMAGEM SINTÉTICA	65
7.1.1	SEGMENTAÇÃO DAS FASES DA IMAGEM SINTÉTICA APÓS A APLICAÇÃO DO FILTRO	67
7.1.2	RESULTADO DA ANÁLISE DA IMAGEM SINTÉTICA	71
7.2	IMAGEM COM A PRESENÇA DE TRÊS FASES	74
7.2.1	IMAGEM ORIGINAL	74
7.2.2	HISTOGRAMA	75
7.2.3	IDENTIFICAÇÃO DOS LIMITES DAS FASES DO MATERIAL (SEGMENTAÇÃO)	77
7.2.4	RESULTADO APÓS MÉTODO DE SEGMENTAÇÃO PROPOSTO	83
7.2.5	DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL DAS FASES IDENTIFICADAS	84
7.2.6	RESULTADO DA SEGMENTAÇÃO DA IMAGEM	84
7.3	IMAGEM COM A PRESENÇA DE MULTIPLAS FASES	85
7.3.1	IMAGEM ORIGINAL	85
7.3.2	HISTOGRAMA	86
7.3.3	IDENTIFICAÇÃO DOS LIMITES DAS FASES DO MATERIAL (SEGMENTAÇÃO)	86
7.3.4	RESULTADOS ESTATÍSTICOS APÓS SEGMENTAÇÃO	87
7.3.5	DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL DAS FASES IDENTIFICADAS	88
7.3.6	RESULTADO DA SEGMENTAÇÃO DA IMAGEM	88

7.4	IMAGEM COM A PRESENÇA DE MULTIPLAS FASES	89
7.4.1	IMAGEM ORIGINAL	89
7.4.2	PILHA DE 100 IMAGENS	89
7.4.3	HISTOGRAMA DA IMAGEM ANALISADA	91
7.4.4	IDENTIFICAÇÃO DOS LIMITES DAS FASES DO MATERIAL ANALISADO	92
7.4.5	PREENCHIMENTO DOS PIXELS NA IMAGEM – 1ª FASE	93
7.4.6	RESULTADO DA SEGMENTAÇÃO DA IMAGEM	94
7.4.7	RESULTADO DA ANÁLISE	96
7.5	COMPARAÇÃO DO MÉTODO PROPOSTO EM RELAÇÃO AOS DEMAIS MÉTODOS EXISTENTES NO IMAGEJ	97
	CONCLUSÕES	104
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	106

1 INTRODUÇÃO

O conceito de Processamento Digital de Imagens vem evoluindo ao longo das décadas, permitindo a aquisição, o processamento e a interpretação de um grande volume de dados a partir da aquisição de imagens, advindas de diferentes fontes de informação, graças ao poder de processamento e armazenamento proporcionado por tais tecnologias.

No caso das Engenharias, mais especificamente na área de Ciências de Materiais, não é diferente. Dentre os mais variados temas, é frequentemente utilizada na análise e caracterização de materiais (MANSUR, PEREIRA, ORÉFICE, 2005), que é o foco desta pesquisa. Dentre os avanços pode-se destacar: o desenvolvimento de *Plugins* (programas de computador) que auxiliam e acrescentam funcionalidades aos recursos de análises dos materiais, a computação de alto desempenho e as técnicas envolvendo a Microscopia Óptica, Microscopia Eletrônica de Varredura e a Microscopia Correlativa.

Uma etapa muito importante na indústria de transformação é a questão da inspeção da qualidade dos materiais, independentemente do tipo de material que é utilizado. Atualmente, esta etapa é realizada, em sua grande maioria, através da caracterização e classificação da matéria-prima utilizando-se a inspeção visual. Apesar de haver um nível de automação muito avançada atualmente nas indústrias, as tarefas de inspeção e afins são atribuídas a profissionais que utilizam o sentido da visão humana para a realização de tal atividade (KAUPPINEN, 1999; NEWMAN, JAIN, 1995).

Sabe-se que os sentidos humanos, particularmente o sistema visual, possui uma notável capacidade de reconhecer padrões, contudo, dificilmente é capaz de processar o enorme volume de informação (ALVARENGA *et al.*, 2005), ou até mesmo de perceber mudanças de comportamento em um sistema de distribuição de dados, presentes em um Histograma. Tal restrição do sentido visual é minimizada, na medida em que as imagens são resultantes do processamento de imagens a partir da microscopia correlativa, pois são adquiridas com uma qualidade diferenciada, características presentes nesta forma de aquisição de imagem.

O objetivo geral desta pesquisa é a proposição de um método, semiautomático, para caracterização da homogeneidade da distribuição das frações de áreas de materiais polifásicos por processamento digital de imagens.

Para tanto, o método indicará para o usuário possíveis pontos de segmentação no histograma, por intermédio de dados estatísticos identificados ao longo da análise.

Dentre os recursos presentes no método encontra-se o conceito de Variabilidade para auxiliar na seleção das fases. Este método foi implementado por meio de um *plugin* desenvolvido na linguagem de programação JAVA, que possui as seguintes características: é gratuita, multiplataforma e possui uma quantidade muito grande de soluções desenvolvidas em código aberto para manipular imagens. Uma destas soluções que receberá o método desenvolvido é o NIH ImageJ (IMAGEJ, 2016).

Para alcançar o objetivo geral, tem-se a definição dos seguintes objetivos específicos:

- a) Desenvolver um algoritmo, utilizando os recursos gráficos presentes no Java, para a identificação e segmentação de fases, utilizando recursos da Estatística e recursos visuais como histograma e gráficos de dispersão de dados;
- b) Desenvolver um algoritmo para o processamento e a identificação da homogeneidade da distribuição das frações de áreas de materiais polifásicos;
- c) Avaliar o método a partir dos dados obtidos nos resultados do experimento;
- d) Descrever os métodos utilizados no *plugin* desenvolvido.

O método proposto poderá ser utilizado em análises e segmentação de fases em imagens de amostras com características bifásicas ou polifásicas.

No desenvolvimento do *plugin* deste trabalho foi utilizado um conjunto de técnicas para a manipulação das imagens presentes no ImageJ, como por exemplo, a conversão das imagens, em diferentes formatos, para o padrão 8 *bits* (conversão das imagens em escalas de tons de cinza).

Como resultados, pôde-se obter informações estatísticas específicas sobre a delimitação das fases dos materiais analisados, possibilitando uma análise pautada em dados advindos do processamento, em quantidade e qualidade significativas, e que dificilmente seriam percebidos pelos sentidos humanos.

Este texto está organizado como segue. Neste capítulo Introdução e os objetivos da pesquisa. No capítulo 2 será tratado do conceito de Segmentação de Imagens. Os fundamentos do processamento de imagens digitais serão apresentados no capítulo 3. O capítulo 4 tratará do ambiente de processamento de imagens digitais NIH ImageJ e a linguagem de programação JAVA. O capítulo 5 traz os materiais e os métodos que foram utilizados na pesquisa. No

capítulo 6 serão apresentados os procedimentos para aplicação do método e *plugin* proposto. Os resultados da avaliação do método serão apresentados no capítulo 7. As conclusões e as referências bibliográficas serão apresentadas nos capítulos seguintes.

2 SEGMENTAÇÃO DE IMAGENS

A segmentação de imagens é considerada um dos principais processos constituintes de um sistema de visão artificial e também uma etapa crítica no Processamento de Imagens Digitais. Tem como objetivo subdividir uma imagem em regiões ou objetos de interesse espacialmente diferentes, mas em uma mesma imagem, sendo estes formados pelo agrupamento de pixels contíguos ou semelhantes, ou de mesma textura, ou até mesmo com outras características comuns (AUGUSTO, 2012; VAN DER HEIJDEN, 1994).

Na maioria dos casos, a segmentação é realizada a partir de um levantamento das informações contidas nos pixels da imagem, identificando estes pixels como elementos que pertencem a objetos ou ao fundo da imagem (*background*) (DIAS, 2008; VAN DER HEIJDEN, 1994; HARALICK, SHAPIRO, 1992; PARKER, 1997; SOILE, 1999; HUANG, WANG, 1995).

Entretanto, muitas vezes o resultado da segmentação não é adequado, exigindo do técnico procedimentos para preparar as imagens de forma a atender ou minimizar os problemas encontrados, em função do método adotado para a identificação das fases. E, em função de sucessivas correções ou adequações das imagens, estas carregam um determinado erro que irá se acentuar a cada preparação ou pré-processamento da imagem. Entende-se aqui pré-processamento a etapa que consiste no melhoramento da imagem, de forma que as próximas etapas tenham um índice de sucesso significativo.

As pesquisas apontam que, dependendo das técnicas de segmentação adotadas, pode-se não chegar aos resultados esperados. Por exemplo, o limiar e crescimento da região não se comportam bem quando da solução do problema de segmentação de imagens de microestruturas, dada a dificuldade de se encontrar o limiar ou sementes adequadas para o correto crescimento da região (ALBUQUERQUE *et al.*, 2007). Os autores acrescentam ainda que é necessária a aplicação de filtros no pré-processamento da imagem em análise, embora nem sempre esta técnica resolva.

Os métodos para a segmentação de imagens (PEDRINI, SCHWARTZ, 2008) têm como o objetivo identificar os diferentes constituintes do material analisado. Dentre os diferentes métodos pode-se destacar: a ponderação das intensidades e distribuição dos pixels com valores

dos diferentes tons de cinza para determinar o limiar no ponto máximo do histograma, correspondendo este à transição entre regiões.

Rall (2010) identifica os limites das fases de uma imagem discretizada de uma “tábua com um nó”, conforme visto na Figura 1.

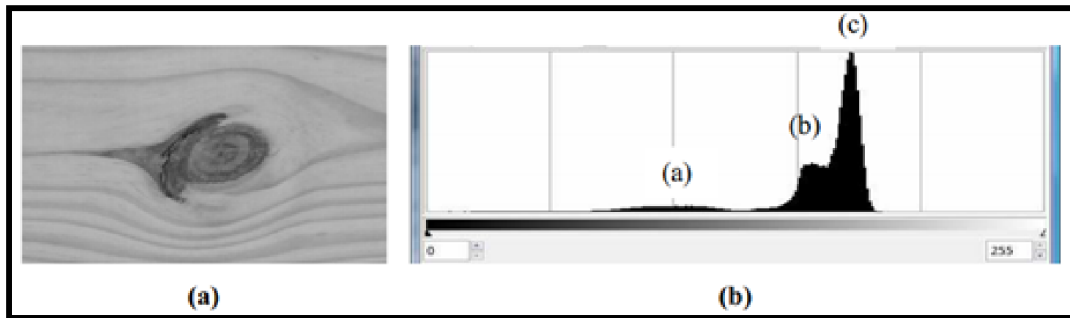


Figura 1 - Imagem de madeira com nó e sua representação binária pelo histograma: 1ª fase do histograma

Na segmentação desta imagem (Figura 2 e Figura 3), Ridler e Calvard (1978) determinaram três fases distintas com limites finais nos pontos $t = 133$ e $t = 164$, respectivamente.

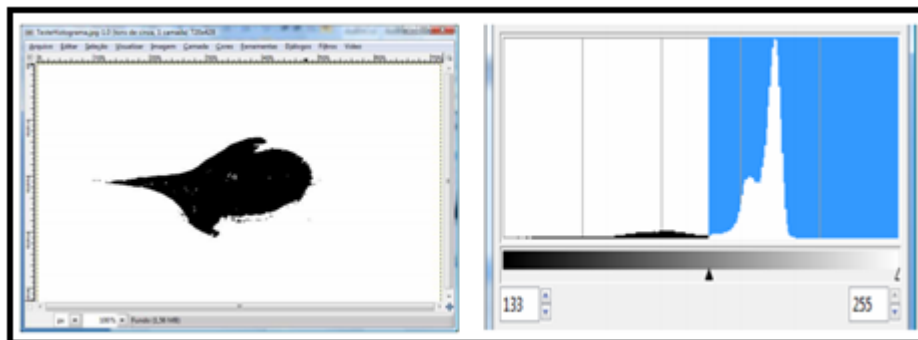


Figura 2 - Imagem de madeira com nó e sua representação binária pelo histograma: 2ª fase do histograma

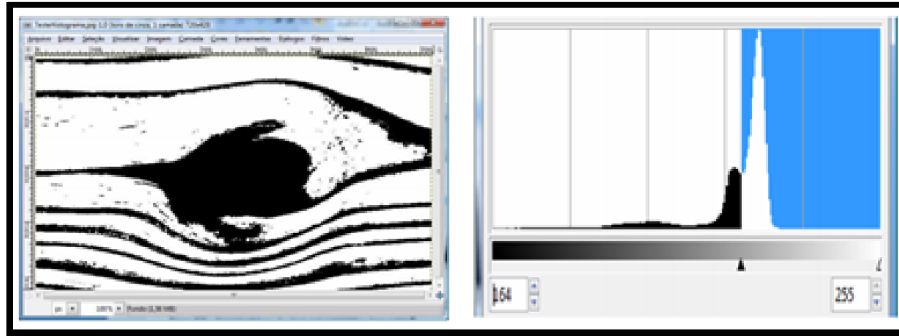


Figura 3 - Imagem de madeira com nó a sua representação binária pelo histograma: 3ª fase do histograma

Pode-se observar que, apesar da qualidade das informações apresentadas para o técnico com o preenchimento dos pixels na imagem conforme o avançar da barra do histograma e de acordo com tom de cinza identificado no histograma, o mesmo embasou-se na sua capacidade de percepção visual do ponto mais baixo do histograma e que estivesse no “vale” (parte mais baixa localizada entre os picos do histograma).

Tanto no primeiro ponto ($t = 133$) como no segundo ponto ($t = 164$), identificados no histograma por Ridler e Calvard (1978), a quantidade de informações presentes nesta região é extremamente significativa, dando a entender que a identificação destas regiões pode estar prejudicada pela capacidade da não interpretação correta das informações nas regiões envolvidas no processo.

Segundo Pedrini e Schwartz (2008) a intensidade dos pixels pode ser modelada como funções de densidade de probabilidades, como a função de Gauss, onde a média e a variância são calculadas, em cada distribuição, sendo o limiar escolhido pelo menor erro definido por essas funções.

As técnicas que utilizam algoritmos para a segmentação de imagens que têm como propriedades básicas os valores de tons de cinza, segundo (GONZALEZ & WOODS, 2002), podem ser classificadas em técnicas de descontinuidade e de similaridade.

A descontinuidade segundo Gonzalez & Woods (2002) acontece com a detecção de pontos isolados, além da detecção de linhas e bordas na imagem, ou seja, esta técnica classifica e divide a imagem de acordo com as alterações abruptas nos níveis (tons) de cinza.

A similaridade utiliza como base os métodos de limiarização, o crescimento, a divisão e a fusão de regiões.

O fundamento da limiarização, que é a técnica adotada nesta pesquisa, está na percepção de um ou mais limiares, permitindo identificar e separar os grupos de pixels que os formam.

Quando os limiares estão, de certa forma, bem definidos, o processo de segmentação é relativamente simples, mas que requer certa atenção. As figuras 2 e 3 apresentadas anteriormente são exemplos de imagens com os seus limiares bem definidos.

Algumas pesquisas foram desenvolvidas para trabalhar com a segmentação de imagens. Uma proposta foi desenvolvida pela Centro Federal de Educação Tecnológica do Ceará, identificada como SVRNA - Segmentação Via Rede Neural Artificial (Figura 4). Segundo Albuquerque *et al.* (2007), este programa, que é baseado em redes neurais artificiais, faz a contagem percentual de constituintes em tempo reduzido em relação ao modelo convencional, que, segundo os autores acima, subdivide-se em:

- Medidas Básicas (Fração Pontual e Fração Volumétrica);
- Medidas Estatísticas e;
- Metodologia Experimental.

O estudo é realizado primeiramente, com a obtenção das amostras de aços ABNT 1020 e 1045 e ferro fundido nodular. Segundo resultados dos autores, a análise estatística mostra que o software é eficiente para o grau de significância admitido (ALBUQUERQUE *et al.*, 2007).

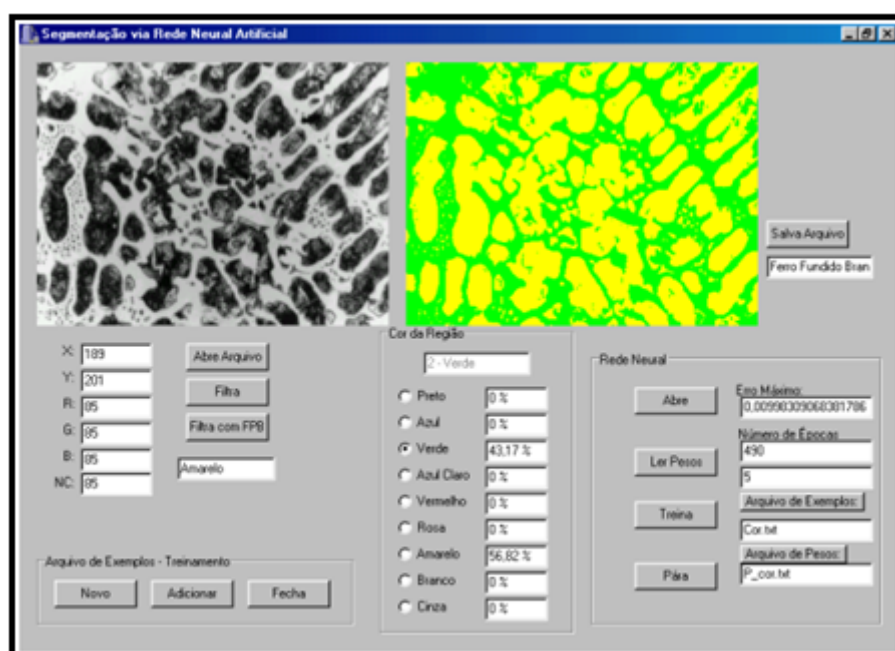


Figura 4 - Sistema SVRNA (ALBUQUERQUE *et al.*, 2007).

Pode-se perceber que a definição dos limites das fases está embasada, principalmente, na experiência do técnico em identificar visualmente as possíveis fases presentes na amostra, sem uma identificação mais criteriosa das informações que estão apresentadas na imagem.

Segundo Sridevi e Mala (2012) uma imagem pode ser segmentada a partir da detecção de limites ou bordas, ou até mesmo pelo agrupamento de pixels por condições de similaridades previamente definidas.

Os autores acima (SRIDEVI, MALA, 2012) descrevem ainda diferentes tipos de algoritmos para realizar a segmentação que são utilizados para a aplicação em imagens monocromáticas. Dentre os tipos de algoritmos pode-se citar:

- Técnicas de detecção de limites: Estas técnicas são baseadas nas transições de intensidades, onde a magnitude e a orientação da borda são definidas em função dos valores calculados a partir da derivada da contagem dos *pixels*. As bordas são formadas entre duas regiões distintas devido a mudanças bruscas em seus valores de intensidade.
- Técnicas de limiarização (*thresholding techniques*): As imagens formam a região de homogeneidade com base no valor de limiar.
- Técnicas de Detecção Combinadas: Combina as técnicas de detecção de limites e as técnicas de limiarização.

Cheng *et al.* (2001) relacionam algumas técnicas de segmentação de imagens monocromáticas, descrevendo-as e destacando as suas vantagens e desvantagens, conforme apontadas na Tabela 1 a seguir.

Tabela 1 – Técnicas de segmentação de imagens monocromáticas

Técnicas de Segmentação	Descrição do método	Vantagens	Desvantagens
Histograma do Limiar	Leva em conta que o histograma de uma imagem possui vários picos, cada um correspondendo a uma região específica.	Não precisa de informação prévia da imagem. Para uma ampla classe de imagem com os mesmos requisitos, este método funciona muito bem, com baixa complexidade,	- Não funciona muito bem para uma imagem sem picos bem definidos ou com vales amplos e planos; - Não considera os detalhes espaciais, então não garante que as regiões

			segmentadas sejam contíguas;
Recurso de Agrupamento	Assume que cada região da imagem forma um grupo separado. Geralmente é dividido em duas etapas: a) categoriza os pontos por características; b) mapeia o grupo em seu domínio espacial, formando regiões.	Caracterização direta e fácil implementação.	<ul style="list-style-type: none"> - Como determinar o número de grupos (identificar a validade dos grupos) - As características em muitos casos são dependentes da imagem e como selecionar recursos para uma segmentação satisfatória e resultados da segmentação não são claros.
Aproximações baseadas em regiões	Pixels agrupados em regiões homogêneas, incluindo o crescimento da região, divisão de região, fusão ou as combinações entre si.	Trabalha melhor quando o critério de homogeneidade da região é simples. São mais imunes a ruídos do que a abordagem de detecção por borda.	<ul style="list-style-type: none"> - São sequenciais por natureza e exigem bastante em termos de recursos de processamento e armazenamento; - A região de crescimento tem dependência com a região de origem e a ordem em que cada pixel e regiões são examinados; - Os segmentos das regiões resultantes aparecem enquadrados devido ao esquema de divisão.
Detecção por aproximação de borda	Baseado na detecção por descontinuidade, normalmente tenta localizar pontos com mais ou menos alterações bruscas no nível de cinza. Normalmente classificado em duas categorias: sequencial e paralelos.	A técnica de detecção de limites é a forma pela qual o técnico identifica os objetos e funciona bem para imagens que tenham bom contrastes em regiões.	<ul style="list-style-type: none"> - Não funciona bem com imagens nas quais as bordas são irregulares ou possuem muitas arestas. - Não é comum produzir uma curva fechada ou fronteira; - Menos imune a ruídos do que outras técnicas de limiarização.

Abordagens Difusas	Aplica operadores difusos, propriedades, matemáticas e regras de inferências (regras Se ... ENTÃO).	Proporciona um caminho para manipular a incerteza inerente na variedade de problemas devido a ambiguidade ao invés da aleatoriedade.	<ul style="list-style-type: none"> - A determinação da associação difusa não é uma tarefa comum. - A computação envolvendo a abordagem fuzzy poderiam ser melhor explorados.
Abordagens de Redes Neurais	Utilização das redes neurais para executar a classificação ou agrupamento.	Não há necessidade de escrever programas complicados. Pode utilizar plenamente a natureza paralela das redes neurais.	<ul style="list-style-type: none"> - O tempo de treinamento é longo - A inicialização pode afetar os resultados - O excesso de treinamento deve ser evitado.

3 FUNDAMENTOS DO PROCESSAMENTO DE IMAGENS DIGITAIS

Devido ao avanço significativo da tecnologia neste segmento, as utilizações das imagens digitais podem ser encontradas com diferentes finalidades, conforme identificadas na Figura 5:

- a) identificação automática de estruturas em imagens aéreas;
- b) medição automática de formas e tamanhos de órgãos;
- c) reconhecimento de impressões digitais;
- d) reconstrução de tomografias;
- e) ressonância magnética e;
- f) aquisição de imagens a partir de microscópios, que se relaciona ao tema desta pesquisa.

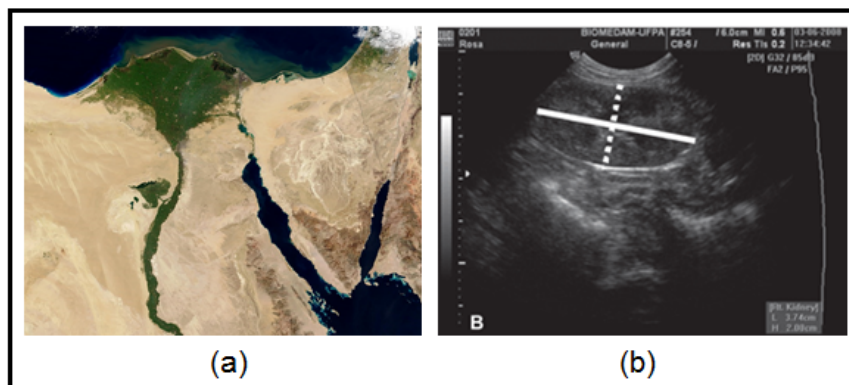


Figura 5 – Finalidades: (a) Imagem aérea da região do Rio Nilo; (b) Mensuração do diâmetro longitudinal do Rim

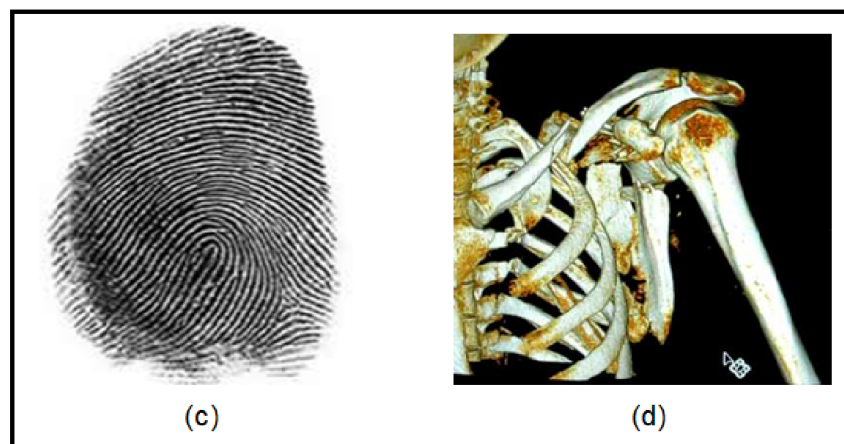


Figura 5 – Finalidades: (c) Impressão Digital; (d) Reconstrução de Tomografias

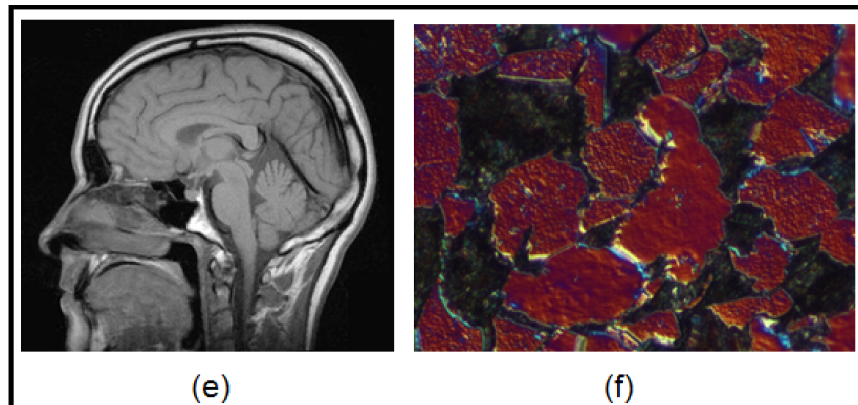


Figura 5 – Finalidades: (e) Ressonância Magnética; (f) Imagem capturada por um Microscópio Óptico.

Para trabalhar com o conceito de Processamento de Imagem Digital é importante tratar do conceito de imagem, utilizando para tal um modelo matemático de forma a representá-la e manipulá-la no computador.

A imagem é definida como uma intensidade luminosa e formada por pontos, representados pela função $f(x,y)$, onde os valores de x e y constituem uma determinada coordenada, fornecendo a intensidade ou brilho neste ponto (GONZALEZ, WOODS, 2000).

3.1 IMAGEM DIGITAL

Para Gonzales e Woods (2002) uma imagem digital é representada por uma função $f(x,y)$ representada em coordenadas espaciais. Cada uma das coordenadas resultante da função $f(x,y)$ representa uma cor, e todas essas coordenadas formam uma matriz. Cada ponto desta matriz, determinado em um sistema de coordenadas, é identificado por um valor de linha (x) e por um valor de coluna (y), corresponde ao que chamamos de pixel, do acrônimo *picture element* ou elemento da figura.

A função pode ser representada por:

$$f(x,y) = i(x,y) \cdot r(x,y)$$

onde:

$i(x,y)$ intensidade da fonte de luz, sendo $0 < i(x,y) < \text{infinito}$;

$r(x,y)$ reflectância da luz incidente na superfície, que dependerá do tipo de material, sendo $(0 \leq r(x,y) \leq 1)$.

Albuquerque *et al.* (2007) acrescentam ainda que tal imagem é uma função de intensidade luminosa bidimensional, combinando uma fonte de iluminação e a reflexão ou absorção de energia a partir desta fonte.

Representa-se a imagem discretizada em uma matriz bidimensional, conforme mostra a Figura 6. O valor de m apresentado representa o número de linhas e o valor de n apresentado representa o número de colunas.

$$f(x, y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0,n-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1,n-1) \\ \cdot & \cdot & \dots & \cdot \\ f(m-1,0) & f(m-1,1) & \dots & f(m-1,n-1) \end{bmatrix}$$

Figura 6 – Matriz de Pixels (ALBUQUERQUE *et al.*, (2007).

O processo de aquisição de uma imagem digital pode ser observado na Figura 7 a seguir, que apresenta as fases envolvidas neste processo (GONZALEZ, WOODS, 2000):

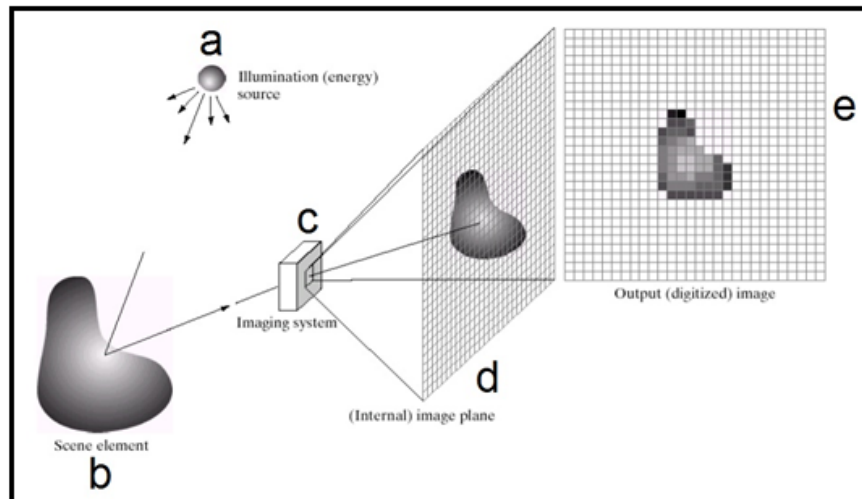


Figura 7 – Aquisição da Imagem: (a) Fonte de energia (iluminação); (b) Objeto em uma determinada cena; (c) Sistema de imagem; (d) Projeção da cena no plano da imagem; (e) Imagem digitalizada, Matriz de *Pixels* (GONZALEZ, WOODS, 2000).

Cada pixel apresenta a luminosidade decorrente da combinação de cada uma das cores primárias, representadas pelas cores vermelha, verde e azul ou RGB (do inglês *RED*, *GREEN* e *BLUE*). Neste modelo RGB, as cores primárias, apresentadas em três planos independentes, se combinam para produzir uma imagem de cores compostas (GONZALEZ, WOODS, 2000).

A cor é obtida através da combinação das três cores primárias que a compõem. Cada uma das cores obtidas está contida em uma escala que varia entre 0 e 255. O número 0 (zero) indica a ausência de intensidade e o número 255 indica intensidade máxima. Quando a mistura se apresenta com a combinação (0, 0, 0), estas se encontram em seu valor mínimo, representando a cor preta. Quando estas cores se apresentam com os seus valores máximos (255, 255, 255), estão representando a cor branca.

Desta forma, a cor representada no padrão RGB é indicada por números inteiros, onde:

$$0 \leq R \leq 255; 0 \leq G \leq 255; 0 \leq B \leq 255,$$

e a cor resultante da composição do padrão RGB é definida como Luminância (I). A luminância corresponde à densidade de fluxo contínuo em um ponto da superfície, sendo medida em lúmen/m² ou lux (lx), candela, dentre outros (TRIGO, 2005), obtida pela seguinte equação:

$$I = 0.299R + 0.587G + 0.114B;$$

A equação apresentada, que é proposta para a conversão do padrão de cores RGB para escalas de cinza pode ser utilizada no processo inverso, ou seja, a conversão de um determinado tom de cinza no padrão RGB.

3.2 AQUISIÇÃO AUTOMÁTICA DAS IMAGENS DIGITAIS

Um procedimento que tem ajudado significativamente o processo de aquisição de imagens digitais é a utilização de microscópios, equipados com câmeras digitais, controlados por um computador.

Desta forma, esta tarefa que antes necessitava de um tempo significativo para capturar uma sequência de imagens de uma amostra, é feita agora de maneira automática, permitindo uma precisão na captura das regiões analisadas, além de possibilitar a aquisição de inúmeras imagens em uma velocidade muito maior e de cobrir uma região da amostra sem a ocorrência de erros por parte do operador e sem a análise de campo ou áreas repetidas (IGLESIAS, 2008).

As etapas, apresentadas na Figura 8 a seguir, consistem em:

- a) Posicionar a amostra na lente do microscópio;
- b) Identificar a área a ser trabalhada, localizando os pontos que delimitam a área de interesse;
- c) Delimitar visualmente a área de interesse e;
- d) Iniciar a aquisição das imagens.

É importante destacar que esta sequência de captura automática das regiões da imagem pode variar de equipamento para equipamento.

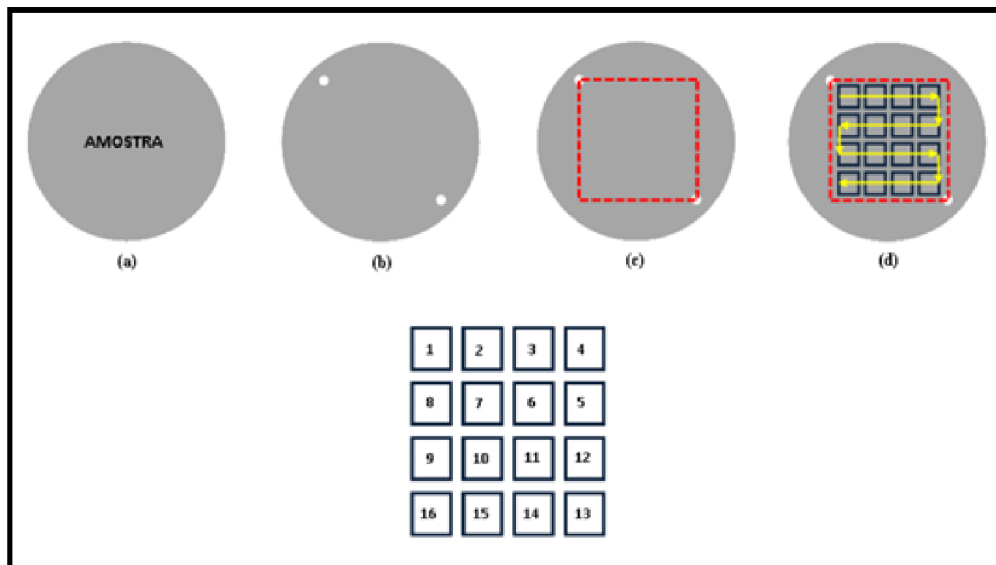


Figura 8 – Sequência de captura automática (ALBUQUERQUE *et al.*, 2007).

3.3 LUMINÂNCIA

É uma informação que está relacionada diretamente à quantidade do brilho presente nos objetos e que permite a sua percepção pelo olho humano. É através da luminância que os seres humanos enxerga.

A luminância é uma excitação visual, enquanto que o brilho (reflectância) é a resposta visual a esta excitação; a luminância é quantitativa e o brilho é sensitivo. É a diferença entre zonas claras e escuras que permite que se aprecie uma escultura; as partes sombreadas de uma imagem são aquelas que apresentam a menor luminância em oposição às outras mais iluminadas (LUZ, 2016).

Desta forma, as variáveis que definem luminância são Iluminância e Refletância. A Iluminância é a quantidade de luz que toca uma superfície; e a Refletância é a porcentagem de luz refletida pela superfície (ANTUNES, 1996).

Luz (2016) acrescenta ainda que podemos tomar como exemplo as palavras (em cor preta) escritas nesta folha de documento (de fundo branco). As palavras possuem uma refletância em torno de 10% sobre um fundo, que possui uma refletância em torno de 85%, revelando assim que a luminância das palavras é bem menor que a luminância do fundo, permitindo uma leitura mais suave e menos cansativa, uma vez que as luminâncias dos componentes não concorrem entre si.

3.4 HISTOGRAMA

O Tom de Cinza ou Digital Number (DN) é uma das formas possíveis de se trabalhar uma imagem com o Processamento de Imagens Digitais. E para representar a distribuição dos DN de uma imagem geralmente utiliza-se o Histograma (SILVA, 2016).

Conhecidos também como a distribuição de intensidades, o Histograma é a representação da frequência dos tons de brilho presentes na análise de imagens digitais. Composto pelos eixos x e y, onde x representa as classes (tons) de cinza em uma imagem e o eixo y, representando as ocorrências dos tons de cinza constituintes da imagem (ALBUQUERQUE *et al.*, 2007) (ANTUNES, 1996), conforme ilustrado na Figura 9.

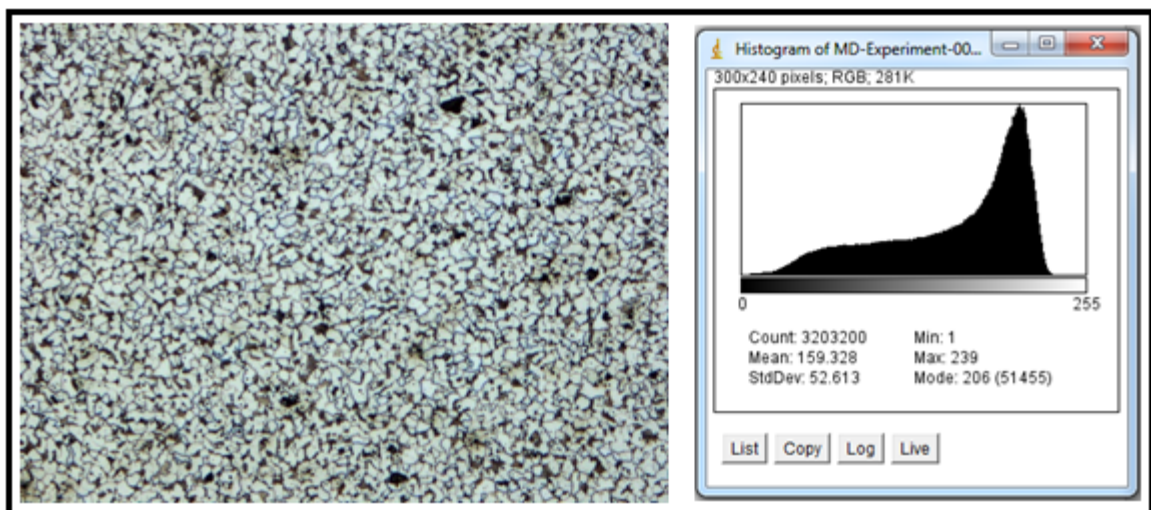


Figura 9 – Exemplo de uma imagem e o seu respectivo Histograma.

Desta forma, ao observar o histograma de uma imagem pode-se perceber as características presentes na mesma. A partir do histograma pode-se obter o número de pixels que cada intensidade de brilho possui. Entretanto, o grande número de frequências presentes em uma imagem acaba por ser um dificultador no momento da interpretação dos limites das frequências, que é um dos focos dos estudos desta pesquisa.

Normalmente a sua utilização acontece quando há a necessidade de se analisar uma grande quantidade de informações (dados numéricos), de forma que permita identificar padrões em um determinado contexto.

3.5 PROCESSAMENTO DE IMAGENS DIGITAIS

O processamento de imagens digitais é um recurso utilizado praticamente em todas as áreas de atuação. Suas aplicações vão desde o sensoriamento remoto, utilizado nos campos da Geologia, Meteorologia, Agricultura, passando pelas áreas da Medicina, Segurança e Monitoramento, Astronomia, Física, etc.

Dentre os inúmeros objetivos do processamento de imagens digitais é possível destacar a captura e interpretação de informações, fornecidas por parâmetros, e que irão possibilitar a sua descrição, interpretação ou entendimento do objeto de interesse pelo usuário.

Quando se trata do processamento de imagens digitais, este refere-se ao processamento de sinais bidimensionais ou n-dimensionais, e dois fatores importantes precisam ser definidos: Resolução e Cor.

E para manipular uma imagem digital, precisa-se passar, segundo SCURI (2002), pelas etapas descritas na Figura 10 a seguir:

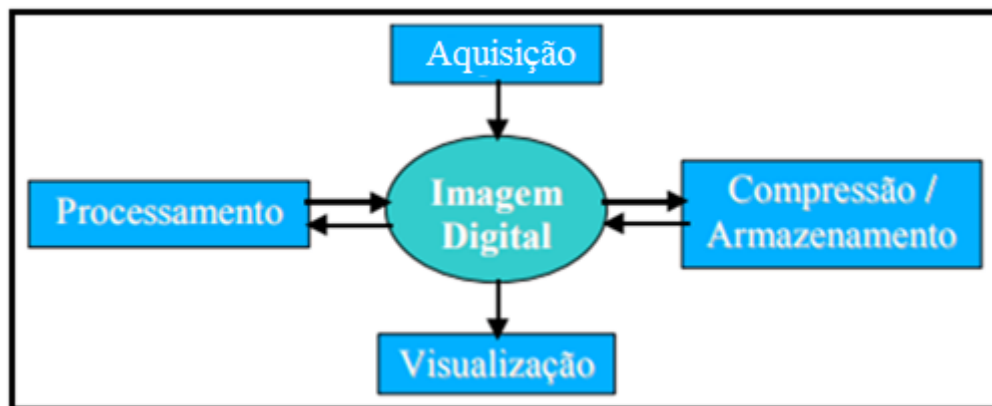


Figura 10 – Fases do processamento de imagens digitais.

3.5.1 AQUISIÇÃO DE IMAGENS

A aquisição das imagens se dá de diversas formas, podendo ser efetuada via Scanner, Câmeras fotográficas digitais, por um Microscópio Óptico ou um Microscópio Eletrônico de Varredura, por exemplo. Na aquisição da imagem é onde se define a resolução espacial,

compondo a imagem digital por pixels (SCURI, 2002). Esta resolução está relacionada à qualidade da imagem, medida em pontos por polegadas (*DPI – Dots Per Inch*).

No caso dos microscópios, a aquisição é feita a partir da definição do número de tomadas que o observador quer fazer da imagem. Quanto maior o número de vezes com que a aquisição da imagem for realizada, melhor a qualidade e, conseqüentemente, maior o número de informações que poderão ser obtidas a partir da aquisição.

3.5.2 VISUALIZAÇÃO

A visualização de uma imagem pode se apresentar em diferentes situações. Segundo SCURI (2002), quando duas imagens com tamanhos reais iguais são adquiridas com resoluções diferentes, naturalmente terão números de pixels diferentes e na tela aparecerão com tamanhos diferentes.

Na Figura 11 é apresentado um círculo capturado em duas resoluções, mas exibido no seu tamanho original.

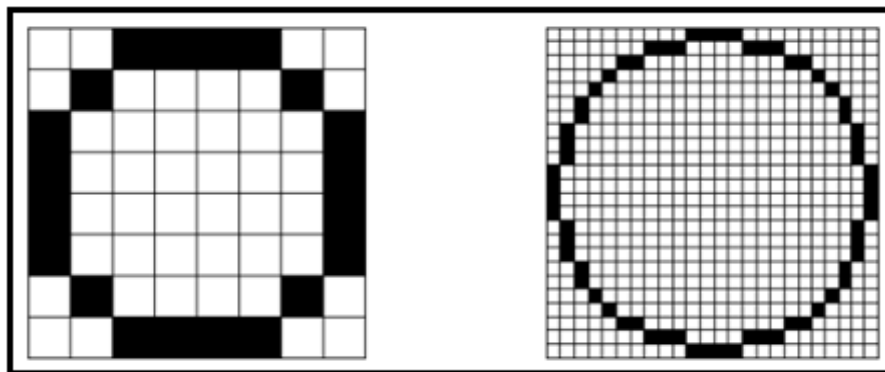


Figura 11 – Imagens com tamanhos iguais e resoluções diferentes.

Pode-se observar na Figura 12 que as imagens têm tamanhos diferentes, mas foram adquiridas com o mesmo número de pixels.

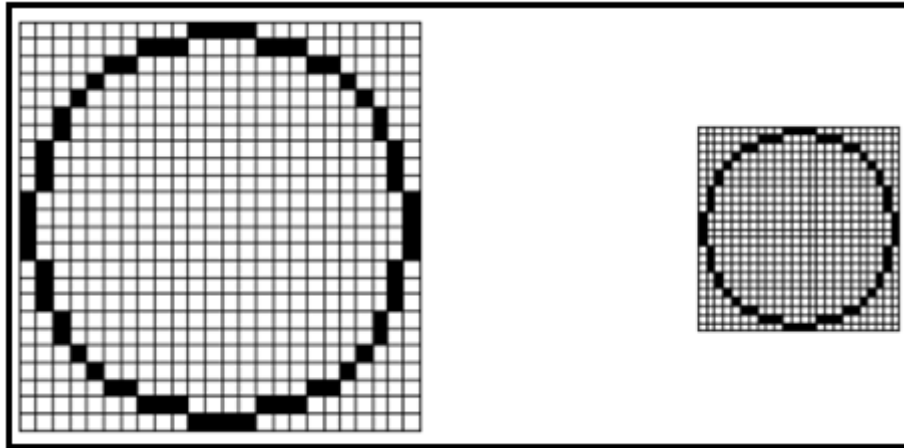


Figura 12 – Imagens com tamanhos diferentes e resoluções iguais.

3.5.3 PROCESSAMENTO DA IMAGEM

O processamento da imagem adquirida pode ser realizado por inúmeras formas diferentes, e em diferentes áreas do conhecimento, e isso será determinado pelo escopo que se quer com a imagem adquirida.

Dentre as inúmeras possibilidades de processamentos realizados na área de engenharia de materiais pode-se citar: Ferramenta para medida da área de partículas de magnetita em três escalas nanométricas, Suavização de imagens, Identificação de bordas, dentre outras.

3.5.4 COMPRESSÃO / ARMAZENAMENTO

Existem inúmeros formatos em que as imagens podem ser armazenadas (comprimidas ou não). Os mais conhecidos são:

- BMP – (*Bitmap*): é um dos formatos mais simples de um arquivo de imagem. Desenvolvido a partir da colaboração entre Microsoft e IBM, armazena os pixels na forma de uma tabela de pontos, gerenciando as cores na forma real como elas se apresentam. Quanto maior o número de pixels atribuídos para uma captura de imagem, melhor será a qualidade da imagem.

- TIFF – (*Tagged-Image File Format*): este tipo de formato de imagem é muito utilizado, pois permite a troca de arquivos em diferentes plataformas de computadores. Seu formato é suportado pela grande maioria de aplicativos que manipulam imagens.
- JPEG ou JPG – (*Joint Photographic Experts Group*): considerado o mais popular dos padrões. É utilizado para exibir imagens em páginas na web. O padrão JPEG preserva todas as informações de cores presentes em uma imagem, entretanto, faz a compressão do arquivo, a partir do descarte de dados de maneira seletiva. Na medida em que existe a compressão das imagens, há a perda da qualidade também.
- GIF – (*Graphics Interchange Format*): Muito utilizado para criar imagens animadas. Muito popular na internet e é considerado um dos formatos mais antigos.
- PNG – (*Portable Network Graphics*): Similar ao GIF, permite a animação de imagens também. Entretanto, vai além dos recursos do GIF, na medida em que realiza a compressão das informações, sem haver perda da qualidade.

3.5.5 FINALIDADES PARA A MANIPULAÇÃO DE IMAGENS DIGITAIS

Para Queiroz (2003), são inúmeras as possíveis formas de manipulação de imagens. Contudo, de maneira em geral, podem ser categorizadas em procedimentos que incluem quatro tipos abrangentes de operações computacionais:

- **Retificação e Restauração de Imagens:** operações realizadas para minimizar as distorções e degradações dos dados de uma imagem, com a finalidade de criar uma representação mais fiel da cena;
- **Melhoramento de Imagens:** procedimentos aplicados aos dados de uma imagem com o objetivo de melhorar efetivamente a visualização da cena, para subsequente interpretação visual;
- **Classificação de Imagens:** estas operações têm a finalidade de substituir a análise visual dos dados por técnicas quantitativas de análise automática, visando a identificação das regiões presentes na cena;

- **Combinação de Dados (*data merging*)**: procedimentos utilizados para combinar os dados de uma imagem, referente a uma certa área geográfica, com outros conjuntos de dados referenciados geograficamente, para a mesma área.

O método proposto neste trabalho se relaciona ao procedimento de Classificação de Imagens, no momento que são identificados regiões correspondentes as fases de segmentação da imagem e também a Combinação de Dados, na medida que estas regiões são reconstruídas e apresentadas em uma nova imagem.

4 AMBIENTE DE PROCESSAMENTO DE IMAGENS DIGITAIS NIH IMAGEJ E A LINGUAGEM DE PROGRAMAÇÃO JAVA

Para o desenvolvimento desta pesquisa foram utilizados dois importantes recursos: o Ambiente de Processamento de Imagens Digitais NIH ImageJ e a linguagem de programação JAVA.

4.1 IMAGEJ

O NIH ImageJ é um programa de computador (*software*) destinado ao processamento de análises de imagens digitais, gratuito, de domínio público e código aberto. Desenvolvido na linguagem Java por Wayne Rasband no National Institute of Health, USA, permite editar, exibir, analisar, processar, salvar e imprimir imagens, nos padrões de 8, 16 e 32 bits (IMAGEJ, 2016).

Percebe-se um avanço significativo na área de processamento de imagens digitais. Além do avanço tecnológico, que permitiu desenvolver computadores com recursos avançados de armazenamento e processamento, a questão colaborativa também tem uma participação discreta, mas importante no processo.

Por ser de domínio público, o ambiente possui, para todos os programas embarcados, seu código aberto, possibilitando assim que a comunidade de usuários desenvolva implementações, de acordo com as suas necessidades e aplicações. Para validar a utilização de maneira gratuita, basta atribuir os créditos dos resultados do processamento aos autores do ambiente (IMAGEJ, 2016).

O ImageJ apresenta uma biblioteca de funções e recursos (Figura 15) voltados para o tratamento de imagens, com grande aplicação nas áreas da medicina, materiais e nas áreas biológicas.

O *plugin* desenvolvido para esta pesquisa será descrito no capítulo 6.

O ambiente permite trabalhar com os formatos de imagens mais utilizados nas Tecnologias de Informação e Comunicação (TIC). Dentre eles podemos citar: TIFF, GIF, JPEG, BMP.

Além de manipular uma simples imagem, o ambiente permite trabalhar com a técnica identificada como empilhamento de imagem, ou seja, uma série de imagens que compartilham uma única janela para visualização.

Em praticamente todas as operações disponíveis, o ambiente permite a exportação dos dados processados, sob a forma de planilhas, para serem utilizados em análises em outros contextos de processamento.

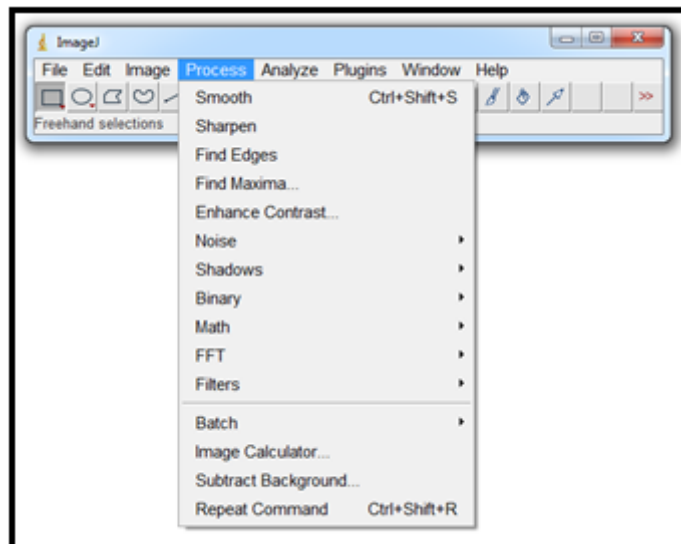


Figura 13 – Rotinas disponíveis na Barra de Menu Process.

Além de conter uma biblioteca com um número significativo de funcionalidades para trabalhar com o processamento das imagens (Figura 13), o ImageJ permite que seus usuários consultem toda a documentação de funcionamento dos *plugins*, inclusive tendo acesso aos códigos-fonte dos mesmos.

Um *Plugin*, como mencionado anteriormente, é um programa de computador utilizado para agregar funções novas a um determinado contexto. Na pesquisa realizada o *plugin* desenvolvido fará parte do ambiente de funcionamento do ImageJ.

Para implementar o método proposto nesta pesquisa, foi desenvolvido um *plugin* chamado de *Polyphase Material Analysis*, que poderá ser encontrado na aba “*Plugins -> Tools -> Polyphase Material Analysis*” (Figura 14).

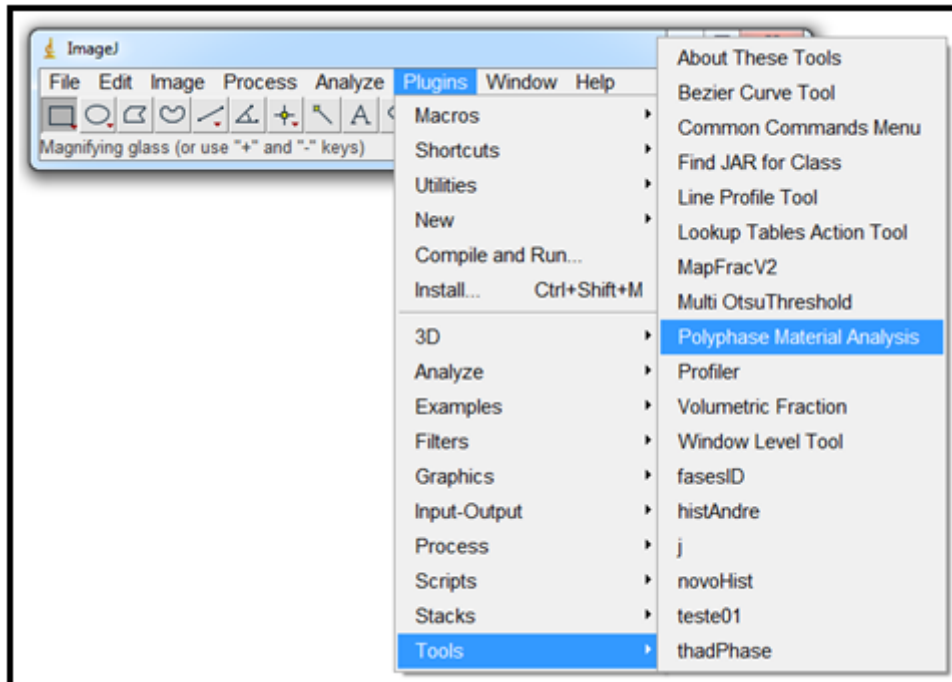


Figura 14 – *Plugin Polyphase Material Analysis*.

Pode-se identificar as seguintes características no ImageJ (DIAS, 2008; IMAGEJ, 2010)

- Desenvolvimento dos plugins: Assim como o ImageJ, todos os plugins são desenvolvidos na linguagem Java. O ImageJ possui funções próprias, permitindo que os programas desenvolvidos utilizem tais funções, possibilitando uma compatibilidade maior entre as bibliotecas existentes e as adicionadas pela comunidade. Conforme visto na Figura 14, os recursos desenvolvidos e adicionados no ImageJ são organizados em função da sua aplicação.
- Operações e Filtros: Possui grande variedade de filtros e operações para processamento e análise de imagens. Os recursos adicionais podem ser instalados a partir de *downloads* por integrantes dos fóruns do *software*.
- Apoio para os desenvolvedores e usuários: O ambiente ImageJ possui uma ampla documentação e fóruns de discussão de apoio ao desenvolvimento e utilização do *software*.

4.2 LINGUAGEM DE PROGRAMAÇÃO JAVA

Para implementar as funcionalidades deste novo método de caracterização de fases foi utilizada a linguagem de programação Java. A linguagem JAVA tem características importantes, como o fato de ser gratuita, multiplataforma e possuir uma quantidade muito grande de soluções desenvolvidas e disponibilizadas, com o objetivo de manipular imagens (EFFORD, 2000).

O Java é uma linguagem de alto nível e possui uma flexibilidade e uma popularidade que se destacam perante as demais linguagens de programação. Possui em sua biblioteca inúmeras APIs que facilitam de maneira significativa as atividades desenvolvidas pelos programadores, provendo recursos que permitem aos mesmos a implementação e operações muito mais complexas, flexíveis e poderosas em seus programas.

Um dos recursos mais importantes e relevantes no Java é a questão de ser *multithreading*, ou seja, multitarefas. Este recurso dá ao Java a capacidade de processar diversas tarefas ao mesmo tempo. Por exemplo, pode-se atribuir a um *thread* a função de executar uma série de cálculos extensos, e a outro *thread* a função de interação com o usuário, que normalmente envolve o acesso aos periféricos do computador, executando funções de leitura e gravação.

Um slogan criado pela *Sun Microsystems*, que diz “*Write once, run anywhere*” ou “Escreva uma vez, execute em qualquer lugar”, caracteriza bem o que é a linguagem Java. Isto significa que ao escrever e compilar um código em Java, o usuário poderá executar este programa em diferentes máquinas, independentemente da arquitetura do seu Sistema Operacional.

Tal funcionalidade deve-se à utilização de *bytecodes*. O *bytecode* é gerado a partir do momento em que o código-fonte do JAVA é compilado. Diferentemente de outras linguagens tradicionais (Pascal, C, etc), o *bytecode* gerado pode ser executado em qualquer computador, independentemente do seu Sistema Operacional (Windows, MacOS, Unix, etc). A única condição é que nos computadores que irão receber o código compilado do JAVA já tenham instalados o JVM ou a Máquina Virtual do Java, disponível para todas as plataformas.

5 MATERIAIS E MÉTODOS

Neste capítulo serão apresentados os materiais e métodos utilizados na elaboração e no desenvolvimento desta pesquisa. Tem o intuito de descrever as ferramentas, os materiais e os conceitos utilizados e apresentar os recursos desenvolvidos, de forma detalhada, de maneira que atendam aos objetivos propostos e que possam ser reproduzidos posteriormente.

Serão descritos os materiais utilizados para:

- a) Desenvolvimento do algoritmo;
- b) Preparação da amostra;
- c) Aquisição das imagens.

Para os métodos, serão descritos:

- a) A forma de identificação, semiautomática, dos limites das fases dos materiais;
- b) A determinação dos índices de homogeneidade dos materiais analisados.

5.1 MATERIAIS

5.1.1 DESENVOLVIMENTO DO ALGORITMO

Como mencionado no capítulo 4, para implementar as funcionalidades deste novo método de caracterização de fases foi utilizada a linguagem de programação Java e utilizado o ambiente ImageJ como o repositório de ferramentas para a execução do *plugin* desenvolvido.

5.1.2 PREPARAÇÃO DA AMOSTRA

Bons resultados começam desde os primeiros procedimentos adotados, que incluem dentre outros, a escolha e a preparação correta da amostra a ser analisada.

A amostra deve representar fielmente uma pequena porção do material analisado e como tal, não pode sofrer alterações em sua estrutura.

A preparação da amostra utilizada na pesquisa passou pelas seguintes etapas:

- **Embutimento da amostra:** importante etapa, pois traz uma série de benefícios, tais como: permite o manuseio da amostra com maior facilidade; protege a amostra de riscos advindos de arestas de outros corpos de prova; evita a deformação dos corpos de prova durante o polimento e; o embutimento é neutro (não sofrem alterações) em relação às soluções utilizadas para atacar a superfície da amostra.
- **Lixamento ou pré-polimento:** utilizado para preparar a superfície da amostra, deixando-a lisa e plana. Deu-se início ao processo utilizando o lixamento úmido, utilizando lixas com granulações maiores e decrescendo até que os traços da lixa anterior desaparecessem.
- **Polimento:** Após a preparação da superfície utilizando-se as lixas, o processo do polimento teve início, com o objetivo de obter uma superfície da amostra com a ausência de qualquer risco, de forma que a mesma estivesse adequada para ser utilizada nos microscópios.

5.1.3 AQUISIÇÃO DAS IMAGENS

As imagens foram obtidas em microscópio Óptico Zeiss AxioImager Z2m, utilizando-se lentes com ampliações de 100x (Figura 15), equipado com lâmpada incandescente de halogênio-tungstênio e câmera digital Zeiss AxioCam ICc3.

Os equipamentos utilizados fazem parte do Laboratório de Imagens de Materiais (LAIMat), do Departamento de Materiais e Tecnologia da Faculdade de Engenharia do Campus de Guaratinguetá, UNESP.

As imagens foram feitas posicionando-se a câmera, de modo a adquirir, de maneira aleatória, a partir de uma área da superfície da amostra. Para a digitalização, optou-se por fazer uma sequência ordenada de 100 imagens, formando assim uma “pilha” de imagens para serem analisadas.

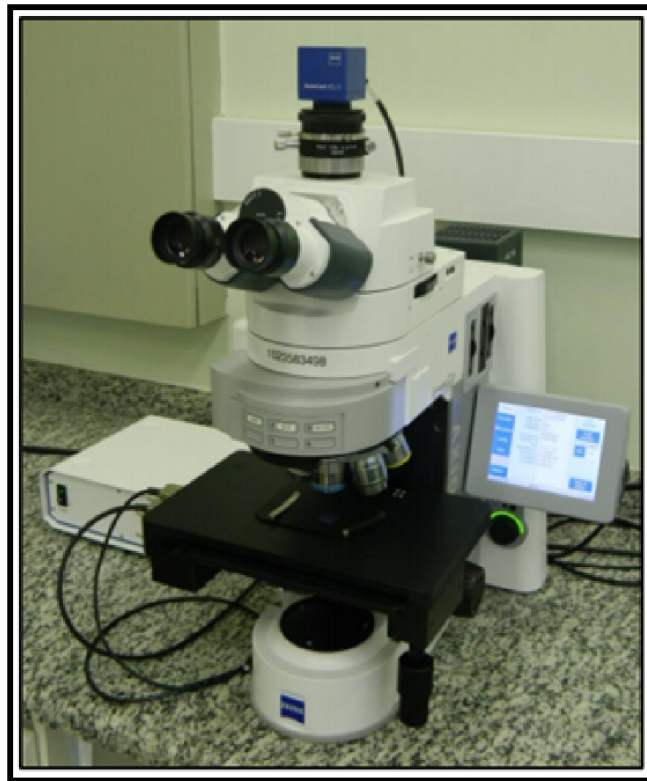


Figura 15 – Microscópio Óptico Zeiss AxioImager Z2m

As imagens foram geradas utilizando o padrão de compressão TIFF, pelo fato de ser um padrão de compactação utilizado em todas as plataformas existentes no mercado, além de preservar, na íntegra, as informações contidas nas imagens, pois existe a compactação, diferentemente de como ocorre com os outros formatos existentes, como por exemplo o padrão JPG, onde há a perda ou alteração de informações.

5.2 MÉTODOS

5.2.1 PROCESSAMENTO DAS IMAGENS

Após a aquisição das imagens (pilha ou arquivo único), passou-se para a etapa de processamento das mesmas, seguindo as etapas descritas abaixo:

- a) Pré-processamento (tratamento da imagem) / ;

- b) Definição das fases / identificação dos pontos de inflexão;
- c) Processamento e definição do índice de homogeneidade e;
- d) Geração das informações finais (análises estatísticas);

A) PRÉ-PROCESSAMENTO (TRATAMENTO DA IMAGEM)

Este pré-processamento é necessário e acontece após o momento em que a imagem (simples ou pilha de imagem) é digitalizada.

Caso a imagem ou a pilha de imagem se apresente no formato de tons de cinza, então as imagens já estão adequadas ao processamento. Caso a imagem esteja no padrão conhecido como RGB, existe a necessidade de transformar as imagens capturadas neste padrão em imagens no padrão Gray Scale (escala de tons de cinza).

Esta imagem é vista na forma de uma matriz, de dimensões representadas pelas linhas (x) e pelas colunas (y), cada coordenada (x,y) possuindo um valor z (tom de cinza).

Estes tons de cinza são em número de 256, para uma resolução de profundidade de 8 bits, onde o primeiro valor identificado como 0 (zero) significa que o pixel representa uma cor totalmente preta (quando a área da imagem original absorve toda a energia) e o último valor, identificado como 255, significa que um pixel representa uma cor totalmente branca (quando a área da imagem original reflete toda a energia).

B) DEFINIÇÃO DAS FASES / IDENTIFICAÇÃO DOS PONTOS DE INFLEXÃO

Para a definição das fases foi preciso construir uma rotina para que o plugin pudesse calcular os valores para a plotagem do histograma da imagem analisada. Este histograma representa a frequência de níveis de cinza dos pixels presentes na imagem.

Na medida que o usuário movimenta a barra de rolagem para a direita, o método identifica e reconstrói em uma nova imagem os pixels que fazem parte da faixa da classe selecionada no histograma dentro do range dos DN definido pelo técnico.

Para a detecção dos limites das fases, o método utiliza o Coeficiente de Variação de cada um dos conjuntos de pontos analisados. Entende-se como conjunto dos pontos analisados os 10 DN anteriores ao atual, o DN atual e os 10 DN posteriores ao atual.

Optou-se por identificar e sugerir os limites das fases calculando-se o Coeficiente de Variação para cada um dos conjuntos de pontos observados, pois este leva em consideração a média da dispersão absoluta, ou o desvio padrão, das classes envolvidas no histograma e a média propriamente dita das classes envolvidas.

Reis e Reis (2001) apontam que, quanto maior o coeficiente de variação, maior é a dispersão dos valores dos objetos analisados e quanto menor o coeficiente de variação, mais homogêneos são os objetos analisados.

Entende-se que um coeficiente de variação alto indica que a dispersão dos dados em relação à média naquele ponto estudado é muito grande, ou seja, a dispersão relativa é alta. Um coeficiente de variação baixo indica que a dispersão dos dados naquele ponto, em relação à média é muito pequena, representando que a dispersão relativa é baixa.

Desta forma, espera-se identificar os pontos do histograma com os menores índice de coeficiente de variação, pois estes representarão os pontos mais próximos possíveis da base do histograma.

Para se chegar ao coeficiente de variação, deve-se primeiro calcular a média dos objetos observados e posteriormente calcular a dispersão absoluta, ou o desvio padrão.

Para o cálculo da média, utilizou-se a seguinte fórmula:

$$\bar{x} = \frac{\sum x}{n}$$

Onde: x = quantidade de pixels nos DN observados;

n = número de DN envolvidos, no caso 21 (10 DN anteriores, 10 DN posteriores e o DN atual);

\bar{x} = média calculada;

Para o cálculo do desvio padrão utilizou-se a seguinte fórmula:

$$S = \sqrt{\frac{\sum (x - \bar{x})^2}{n}}$$

Onde: x = quantidade de pixels nos DN observados;

\bar{x} = média dos elementos observados;

S = Desvio Padrão

n = Número de DN observados no momento, no caso será 21;

E para calcular o coeficiente de variação, utilizou-se a seguinte fórmula:

$$CV = \frac{S}{\bar{x}} \cdot 100$$

Onde: S = Desvio Padrão;

\bar{x} = Média;

CV = Coeficiente de variação;

A partir das informações calculadas, o método identifica e sinaliza para o usuário as seguintes informações: a) ponto de menor inclinação das curvas de uma seção do histograma, independentemente do sentido da reta; b) incidência de alterações bruscas do coeficiente de variação, indicando alterações expressivas nas contagens dos DN. Estas informações alertam o usuário, sugerindo que no ponto em questão existe a possibilidade de haver uma mudança de fase.

A proposta do método é que o próprio usuário, de posse das informações geradas, tome a decisão de aceitar ou não a(s) indicação(ões) de limite(s) de fase(s).

C) PROCESSAMENTO E DEFINIÇÃO DOS ÍNDICES DE HOMOGENEIDADE

Após a etapa de definição das fases efetuada no processo acima (identificação do início e fim de cada fase), o plugin passa então a processar as fases nas demais imagens da pilha. Neste processamento o *plugin* identifica a distribuição das ocorrências, mapeando as imagens em 16 setores (matriz 4 x 4), identificando as regiões onde os pixels se localizam, em função da definição do *range* em cada uma das fases identificadas.

Nesta fase final do método, são processadas as seguintes informações:

- a) Segmentação, por área, das imagens a partir da definição das fases;
- b) Análise estatística da homogeneidade do material;
- c) Imagem final com a identificação espacial das fases, contendo as informações: cor, início e fim da fase, contagem de pontos e percentual em relação à contagem geral da imagem;
- d) Analogia entre a imagem originalmente digitalizada e a imagem, após a segmentação das fases;
- e) Distribuição das regiões de cada uma das fases identificadas.

Utilizou-se o coeficiente de variação para identificar o índice de homogeneidade das frações de áreas das fases do material analisado, pois ao analisar o grau de dispersão dos dados analisados, verifica-se a sua variabilidade. Quanto menor o coeficiente de variação de um conjunto de dados, menor será a sua variabilidade, conseqüentemente, maior a homogeneidade da fase do material analisado.

Ou seja, quanto menor o valor do coeficiente de variação das frações de áreas das fases das imagens analisadas, mais os dados estarão concentrados em torno da média, ou seja, maior será a sua homogeneidade.

Desta forma, o coeficiente de variação expressa o quanto da escala da média, representada pela média das frações de áreas das fases identificadas, é ocupada pelo desvio-padrão, calculado no processo.

Sendo assim, para cada fase identificada na análise do material, será calculada a média, o desvio-padrão e o coeficiente de variação para cada uma das frações de áreas de todas as imagens envolvidas no processo.

As fórmulas utilizadas para a definição da homogeneidade das frações de áreas são as mesmas citadas para a identificação dos pontos de segmentação das fases, mudando apenas os focos observados. No caso do foco ser a homogeneidade do material, utiliza-se os valores das frações de área para cada uma das fases e para cada uma das imagens da pilha analisada.

D) INFORMAÇÕES FINAIS

No final do processamento são exibidas:

- A janela de reconstrução da imagem analisada, identificando a localização dos pixels resultantes da segmentação realizada na imagem.
- As janelas com as identificações espaciais de cada uma das fases identificadas. Nestas janelas são exibidas as distribuições dos pixels para cada um dos 16 setores da imagem.
- Resultado da segmentação, por área: Nesta janela são apresentadas as informações de: identificação do número da imagem; identificação da fase; DN de início da respectiva fase; DN fim da respectiva fase; quantidade total de pixels; fração de área correspondente ao número de pixels contados; quantidade de pixels presentes em cada um dos setores e; fração de área do setor em relação à imagem.
- Resultado final da homogeneidade das fases: esta janela será exibida caso a imagem analisada seja uma pilha de “n” imagens.

No capítulo seguinte discutiremos os procedimentos para a aplicação do método proposto.

6 PROCEDIMENTOS PARA APLICAÇÃO DO MÉTODO PROPOSTO

A fim de avaliar a eficácia do método proposto, algumas imagens mostradas, a seguir, nas Figuras 16, 17, 18 e 19 foram testadas. Dentre as imagens testadas uma delas é chamada de sintética, as demais foram obtidas por Microscopia Óptica e Microscopia Eletrônica de Varredura (MEV).

A imagem sintética (Figura 16) será utilizada para identificar a capacidade e a precisão do algoritmo em identificar os elementos presentes na imagem.

Com exceção da imagem sintética, as imagens apresentadas nas Figuras 17, 18 e 19 são consideradas imagens típicas na análise de materiais polifásicos, ou seja, imagens apresentando situações comuns, quando representadas na forma de um histograma.

Na Figura 17 é apresentada uma imagem bifásica, sendo esta imagem parte de uma pilha contendo cem imagens. Esta imagem apresenta uma situação na qual o vale, gerado após o processamento do histograma, representa o ponto de segmentação da fase e que traz para o técnico um nível de complexidade alto para a sua identificação.

A Figura 18 apresenta um caso típico de uma imagem polifásica com vales bem definidos (limites de fases), identificados após o processamento do histograma.

A Figura 19 apresenta um exemplo de uma imagem bifásica, onde o vale se apresenta de forma bem clara, identificado também após o processamento do histograma.

Nos capítulos a seguir serão realizadas as análises, bem como a representação dos respectivos histogramas de cada uma das imagens citadas.

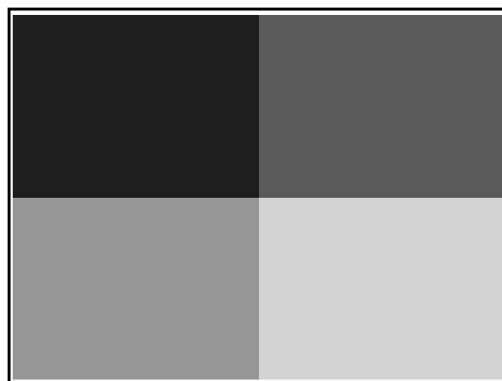


Figura 16 – Imagem sintética para identificar as regiões de interesse

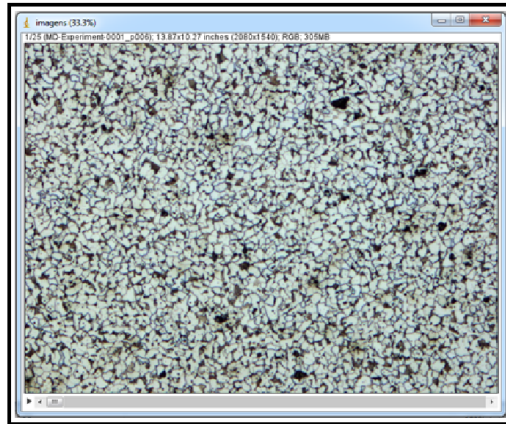


Figura 17 – Imagem real de aço ABNT 1014, com microestrutura bifásica (ferrita e cementita, em arranjos de perlita e ferrita primária, que é a estrutura dominante).

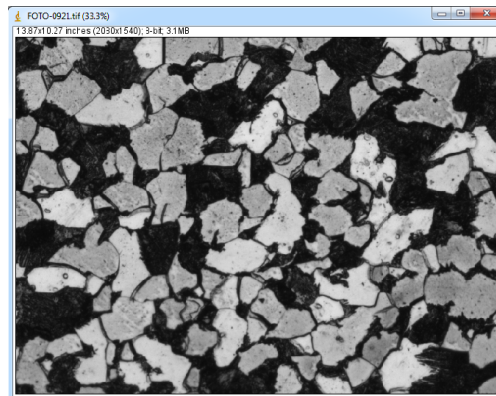


Figura 18 – Imagem real de Aço ABNT 1020, tratado para obter microestrutura multifásica.

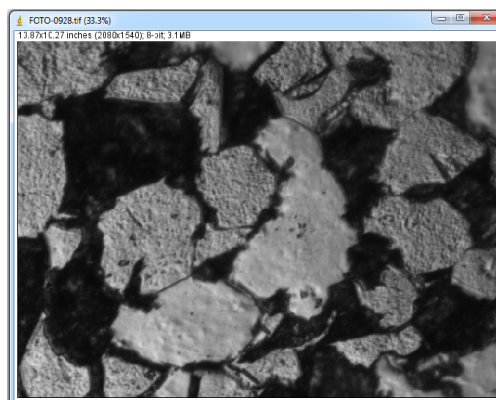


Figura 19 – Imagem real de Aço ABNT 1020 com microestrutura bifásica (ferrita e cementita, em arranjos de ferrita primária e perlita)

A imagem sintética (Figura 17) possui a dimensão de 2080x1540, totalizando 3203200 pixels. Possui 4 tons de cinza (30, 90, 150 e 210) e cada um dos setores possuindo 800800 pixels cada. As demais imagens testadas aqui são significativas, pois correspondem a imagens geradas a partir de um método adequado de tratamento da amostra utilizada.

Quando o *plugin* é executado, as janelas descritas abaixo são criadas para auxiliar o técnico na identificação e segmentação da imagem. São elas:

- Janela principal onde se encontram as seguintes informações:
 - Identificação da fase atual.
 - Tom de cinza (em número) que inicia a fase.
 - Tom de cinza (em número) que termina a fase. Este tom de cinza é atualizado na medida em que o técnico avança os tons de cinza utilizando a barra de rolagem.
 - Um botão que irá confirmar a faixa dos tons de cinza selecionados.
 - Caixas de checagem “ticáveis” para exibir as informações: Contagem normal; Mediana, Derivada e Média calculados até o limite final da fase em questão. Estas informações estarão presentes nesta janela e na janela identificada como “Zoom do Gráfico”.
 - Contagem de 5 tons de cinza: atual (indicado na linha flutuante), 2 tons anteriores e 2 tons posteriores ao atual.
 - Informações de Contagem normal; Mediana, Derivada e Média.
 - Barra de rolagem, posicionando a linha flutuante sobre o Histograma.
 - Histograma propriamente dito, com a sua linha flutuante.
 - Barra horizontal na qual se indica o tom de cinza que está sendo identificado atualmente no Histograma.
- Janela “Reconstrução”. Esta janela irá identificar a localização de todos os pixels com a faixa dos tons de cinza selecionados no histograma. Estas informações são atualizadas na medida em que o usuário determina uma nova faixa final para a segmentação.
- Janela “Ampliação do Gráfico”. Esta janela permitirá que o técnico visualize em tempo real a distribuição dos pixels, de acordo com o tom de cinza identificado no momento. As informações de Contagem normal; Mediana, Derivada e Média aparecem à medida em que o técnico seleciona estas informações nas Caixas de Checagem, localizada na janela principal do *plugin*;

- Janela “Coeficiente de Variação”. Esta janela é responsável por exibir as informações sobre o coeficiente de variação calculado e identificado no gráfico. São considerados para o cálculo do Coeficiente de Variação: a contagem de pixels do DN identificado no momento, a contagem dos pixels dos 10 DN anteriores ao DN atual e a contagem dos pixels dos 10 DN posteriores ao DN atual.

6.1 IMAGEM SINTÉTICA:

Para verificar o método proposto, foram criadas duas imagens sintéticas. A primeira sendo uma imagem com 4 tons de cinza distintos, distribuídos em 4 regiões, conforme ilustra a Figura 20; e a segunda sendo uma imagem que apresenta um problema de foco (Figura 21).

A segunda imagem sintética foi criada com o intuito de simular um problema de falta de foco e verificar como este problema de foco pode interferir na realização da análise da imagem.

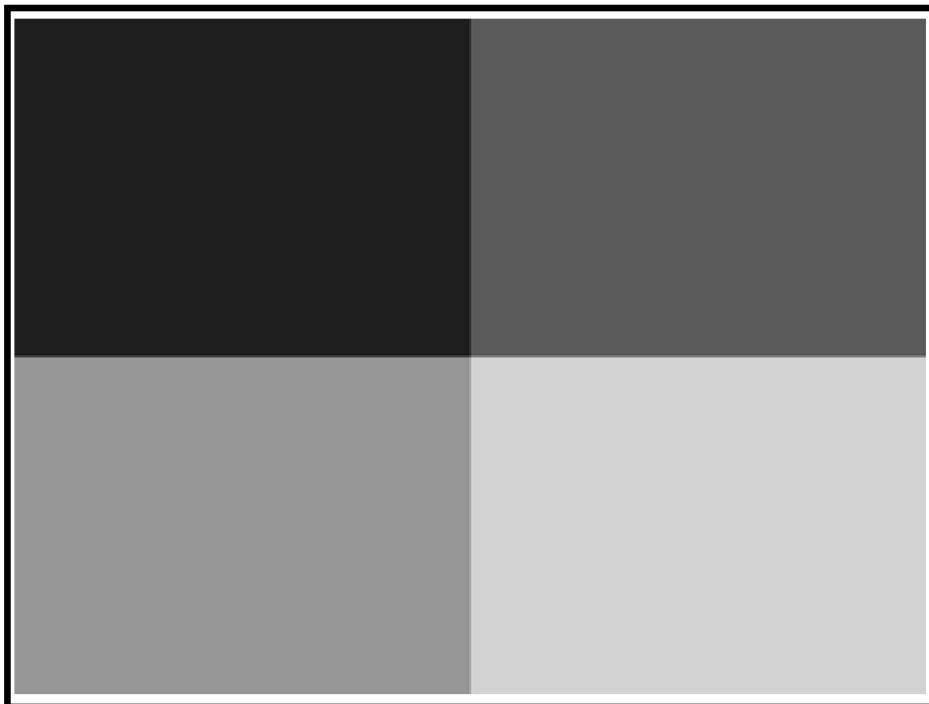


Figura 20 – Imagem sintética para identificar as regiões de interesse

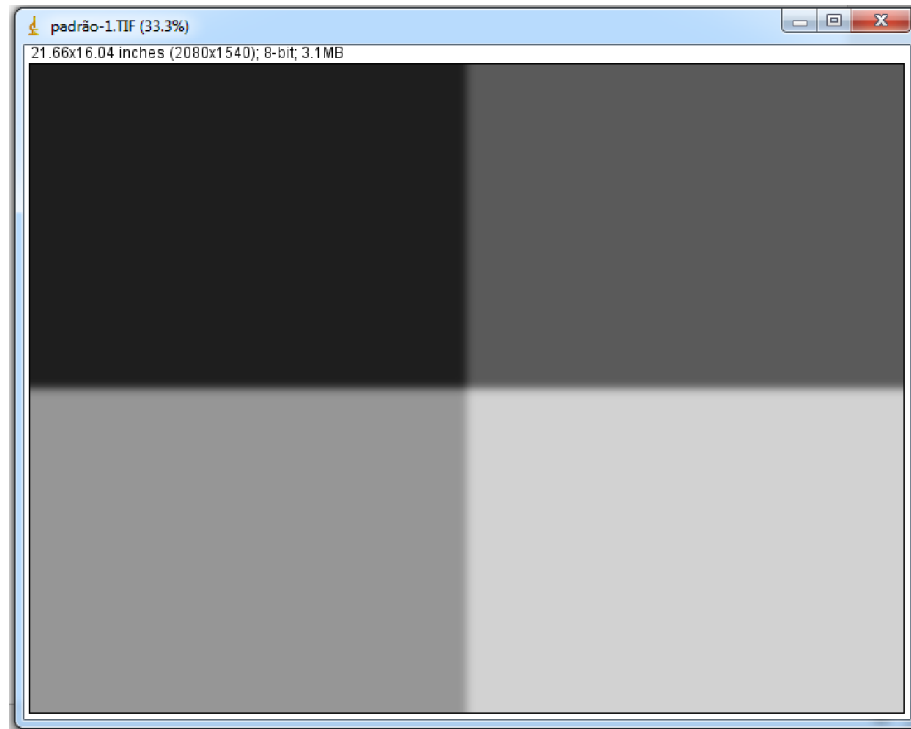


Figura 21 – Imagem sintética após a simulação de ausência de foco

A criação das imagens deu-se pela necessidade de se confirmar o potencial do software para verificar, de maneira precisa, as características presentes nas mesmas, tais como quantidade total de pixels, quantidade de pixels em cada uma das fases presentes nas imagens e a fração de área ocupada correspondente a cada uma das fases.

Sabendo-se destas informações é possível verificar como como as alterações se comportam ao serem analisadas com a aplicação do método proposto.

A Figura 20 apresentada anteriormente possui as dimensões de 2080 x 1540 pixels, divididos da seguinte forma:

- Canto superior esquerdo: Tom de cinza = 30, medindo 1040 colunas por 770 linhas, totalizando 800800 pixels;
- Canto superior direito: tom de cinza = 90, medindo 1040 colunas por 770 linhas, totalizando 800800 pixels;
- Canto inferior esquerdo: tom de cinza = 150, medindo 1040 colunas por 770 linhas, totalizando 800800 pixels;
- Canto inferior direito: tom de cinza = 210, medindo 1040 colunas por 770 linhas, totalizando 800800 pixels;

A Figura 22 abaixo mostra a identificação das fases dentro das áreas identificadas da imagem.

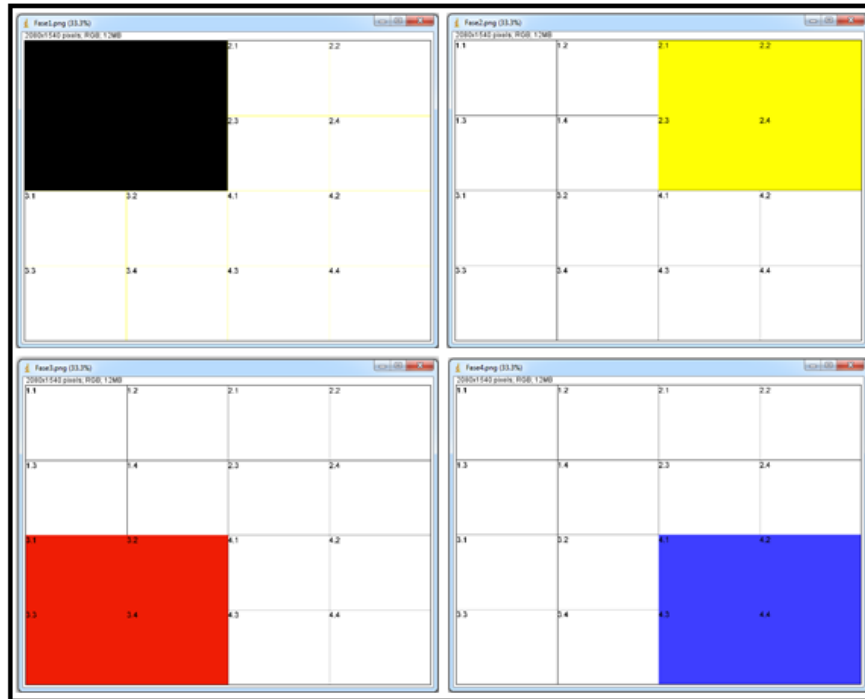


Figura 22 – Identificação das áreas (fases) de interesse no histograma

As medidas foram verificadas e os números de pixels contados utilizando o próprio *plugin* desenvolvido, conforme pode ser visto na Figura 23 abaixo:

Resultados da Segmentação (Fases) do Histograma										
File	Edit	Font								
Fase(inicio)	Fase(fim)	Nro Pixels	Area (%)	Lim-2	Lim-1	Atual	Lim+1	Lim+2	Media	Desvio
0	40	800800	25	0	0	0	0	0	0	0
41	100	800800	25	0	0	0	0	0	0	0
101	160	800800	25	0	0	0	0	0	0	0
161	255	800800	25	0	0	0	0	0	0	0

Figura 23 – Contagem dos pixels em cada área definida pela imagem sintética.

6.2 IMAGENS REAIS

Nesta seção é apresentado o procedimento para a utilização do *Polyphase Material Analysis* em um contexto real de processamento de uma imagem.

No exemplo utilizado o método é empregado para a análise de uma imagem que é integrante de uma pilha de imagem (conjunto de imagens capturadas de forma automática, identificando várias regiões consecutivas de uma determinada amostra, composta por 100 imagens, no tamanho de 2080x1540 pixels).

É importante destacar que o método pode ser utilizado tanto para uma análise utilizando-se uma imagem ou um conjunto de imagens (pilha de imagens de uma mesma amostra). A diferença é que, no caso de ser aplicado o método em uma única imagem, não é possível verificar a homogeneidade do material.

Esta imagem (Figura 24) se refere a uma amostra de um aço ABNT 1014, com microestrutura bifásica (ferrita e cementita, em arranjos de perlita e ferrita primária, que é a estrutura dominante), representada em uma figura com padrão de representação RGB *Color*.

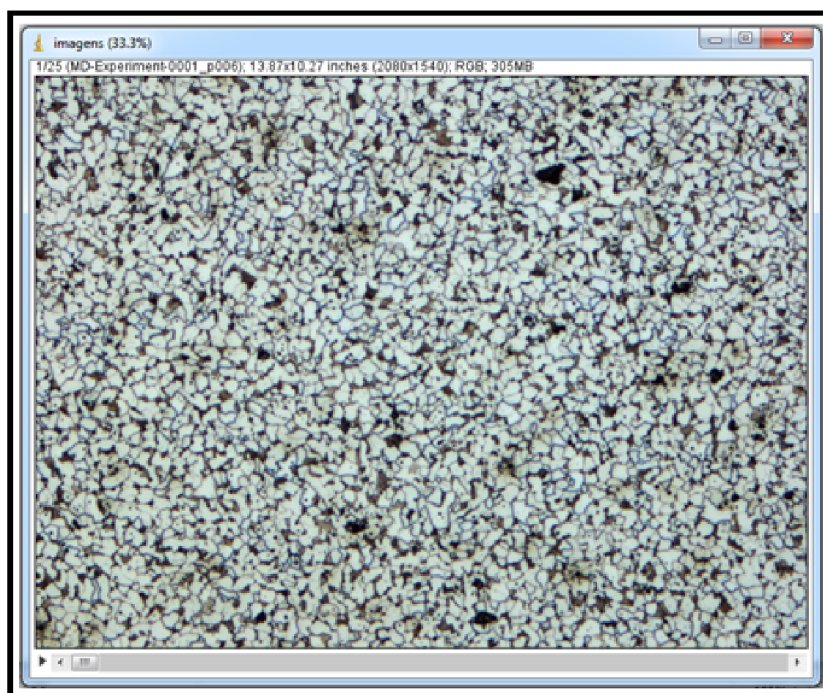


Figura 24 – Exemplo de imagem a ser processada, no formato RGB.

Após a aquisição das imagens (pilha ou arquivo único), passou-se para a etapa de processamento das mesmas, seguindo as etapas descritas a seguir:

6.2.1 PRÉ-PROCESSAMENTO (TRATAMENTO DA IMAGEM) / DEFINIÇÃO DAS FASES / IDENTIFICAÇÃO DOS PONTOS INFLEXÃO

O pré-processamento é necessário e acontece após o momento em que a imagem (simples ou pilha de imagem) é digitalizada. A imagem utilizada está no padrão RGB *Color*.

Para a definição das fases foi preciso construir uma rotina para que o *plugin* pudesse calcular os valores para a plotagem do histograma da imagem analisada. Este histograma representa a frequência de níveis de cinza dos *pixels* presentes na imagem (GONZALES, WOODS, 2000).

No caso do exemplo da Figura 25 a seguir, este ponto se refere à delimitação de uma fase, que no histograma está sendo identificado como:

Número de identificação da Fase: 1

Início da Fase: 0 (Tons de cinza que representam as áreas completamente pretas)

Fim da Fase: 87 (Tons de cinza que representam áreas com tons próximos ao preto (não completamente pretos)).

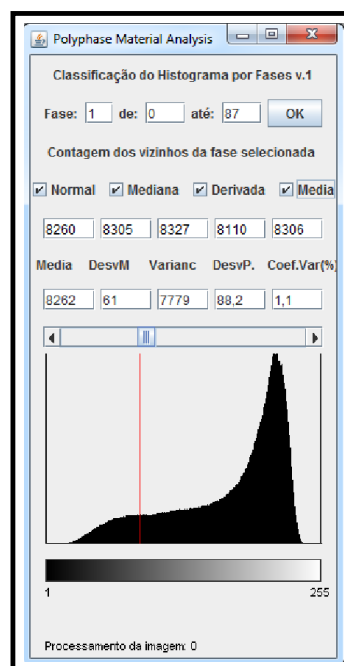


Figura 25 – Posicionamento no histograma a partir da identificação da segmentação da fase (ponto de inflexão).

Observe que no ponto do histograma identificado como DN 7 existe um ponto de inflexão, ou seja, um momento onde as inclinações das curvas são as menores possíveis.

A identificação da fase ficaria muito prejudicada caso o técnico utilizasse apenas a visão para identificar a curva no histograma, ou se utilizasse a visualização do preenchimento dos pixels a partir da distribuição dos mesmos na imagem reconstruída.

Esta questão apresentada neste momento, ou seja, de identificar o ponto mais adequado para a definição do limite da fase, é um dos diferenciais presentes no estudo do método desenvolvido.

6.2.2 PROCESSAMENTO E APRESENTAÇÃO DAS INFORMAÇÕES FINAIS

Após a etapa de definição das fases apresentadas no processo acima (identificação do início e fim de cada fase), o *plugin* passa então a processar as fases nas demais imagens da pilha. Neste processamento o *plugin* identifica a distribuição das ocorrências, mapeando as imagens em 16 setores (matriz 4 x 4), identificando as regiões onde os pixels se localizam, em função da definição do *range* em cada uma das fases identificadas.

Nesta fase final do processamento o método disponibilizará os seguintes resultados:

- a) Segmentação, por área, das imagens a partir da definição das fases;
- b) Análise estatística da homogeneidade do material;
- c) Imagem final com a identificação espacial das fases, contendo as informações: cor, início e fim da fase, contagem de pontos e percentuais;
- d) Analogia entre a imagem originalmente digitalizada e a imagem, após a segmentação das fases;
- f) Distribuição das regiões de cada uma das fases identificadas.

6.2.3 OBTENÇÃO DOS RESULTADOS DA SEGMENTAÇÃO, POR FASE / PILHA

Pode-se observar na Figura 26 que, para cada imagem da pilha e para cada fase identificada na imagem, há uma contagem dos números de pixels, em função da distribuição

destes nos setores pré-estabelecidos, bem como a sua distribuição nos setores identificados da imagem e o seu percentual de distribuição em cada um dos 16 setores identificados.

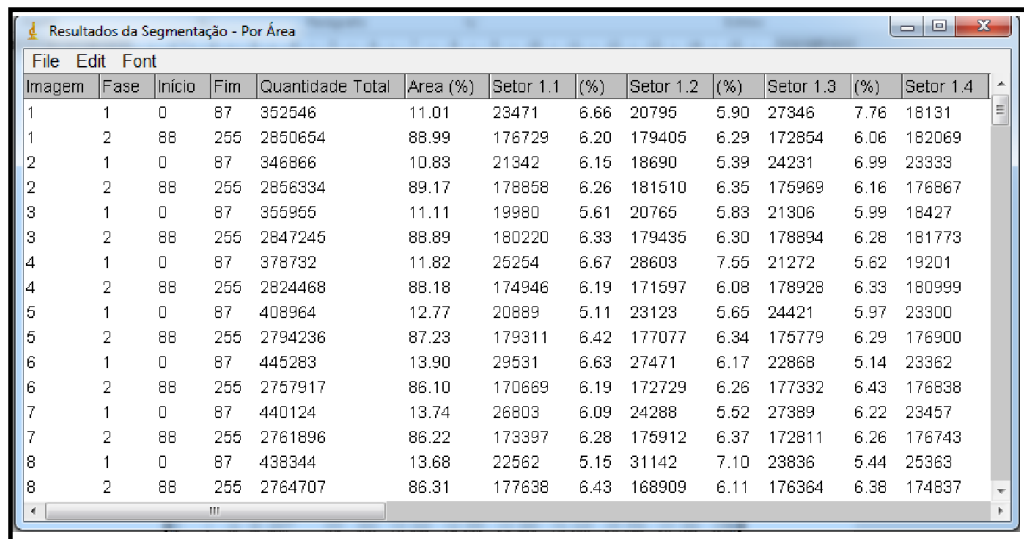


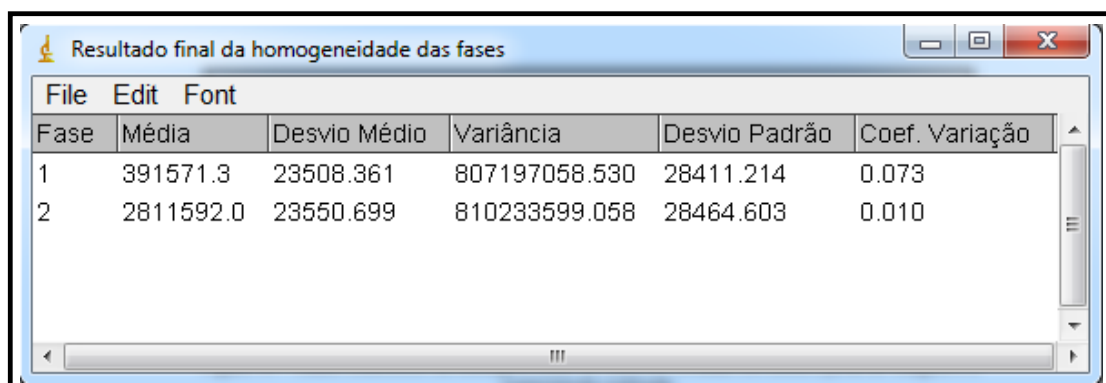
Imagem	Fase	Início	Fim	Quantidade Total	Área (%)	Setor 1.1	(%)	Setor 1.2	(%)	Setor 1.3	(%)	Setor 1.4
1	1	0	87	352546	11.01	23471	6.66	20795	5.90	27346	7.76	18131
1	2	88	255	2850654	88.99	176729	6.20	179405	6.29	172854	6.06	182069
2	1	0	87	346866	10.83	21342	6.15	18690	5.39	24231	6.99	23333
2	2	88	255	2856334	89.17	178858	6.26	181510	6.35	175969	6.16	176867
3	1	0	87	355955	11.11	19980	5.61	20765	5.83	21906	5.99	18427
3	2	88	255	2847245	88.89	180220	6.33	179435	6.30	178894	6.28	181773
4	1	0	87	378732	11.82	25254	6.67	28603	7.55	21272	5.62	19201
4	2	88	255	2824468	88.18	174946	6.19	171597	6.08	178928	6.33	180999
5	1	0	87	408964	12.77	20889	5.11	23123	5.65	24421	5.97	23300
5	2	88	255	2794236	87.23	179311	6.42	177077	6.34	175779	6.29	176900
6	1	0	87	445283	13.90	29531	6.63	27471	6.17	22868	5.14	23362
6	2	88	255	2757917	86.10	170689	6.19	172729	6.26	177332	6.43	176838
7	1	0	87	440124	13.74	26803	6.09	24288	5.52	27389	6.22	23457
7	2	88	255	2761896	86.22	173397	6.28	175912	6.37	172811	6.26	176743
8	1	0	87	438344	13.68	22562	5.15	31142	7.10	23836	5.44	25363
8	2	88	255	2764707	86.31	177638	6.43	168909	6.11	176364	6.38	174837

Figura 26 – Identificação da contagem de pixels e a sua respectiva área de preenchimento (organizada por setores) para cada uma das imagens da pilha.

Percebe-se que existe uma coerência da contagem de pixels ao longo dos mesmos setores em todas as imagens utilizadas no processamento.

6.2.4 ANÁLISE ESTATÍSTICA DA HOMOGENEIDADE DO MATERIAL

No exemplo ilustrado na Figura 27 são apresentadas as informações relativas ao processamento das fases em todas as imagens da pilha. Percebe-se que, ao verificar o Coeficiente de Variação das regiões das fases definidas, apenas na fase 1 existe um coeficiente de variação maior, apesar de apresentarem desvios padrão similares.



Fase	Média	Desvio Médio	Variância	Desvio Padrão	Coef. Variação
1	391571.3	23508.361	807197058.530	28411.214	0.073
2	2811592.0	23550.699	810233599.058	28464.603	0.010

Figura 27 – Dados estatísticos da homogeneidade do material, levando em conta a pilha de imagens e a segmentação realizada.

6.2.5 IMAGEM FINAL COM A IDENTIFICAÇÃO ESPACIAL DAS FASES

Na Figura 28 são apresentados exemplos das regiões correspondentes a cada uma das fases definidas no processo anterior. A janela é composta pelas seguintes informações: identificação das regiões dos pixels, na forma de cores, de acordo com as suas respectivas fases; legenda de cores; início e fim (faixa) dos tons de cinza (DN) de cada uma das fases; contagem dos pixels em cada uma das fases; percentuais de representação dos respectivos pixels.

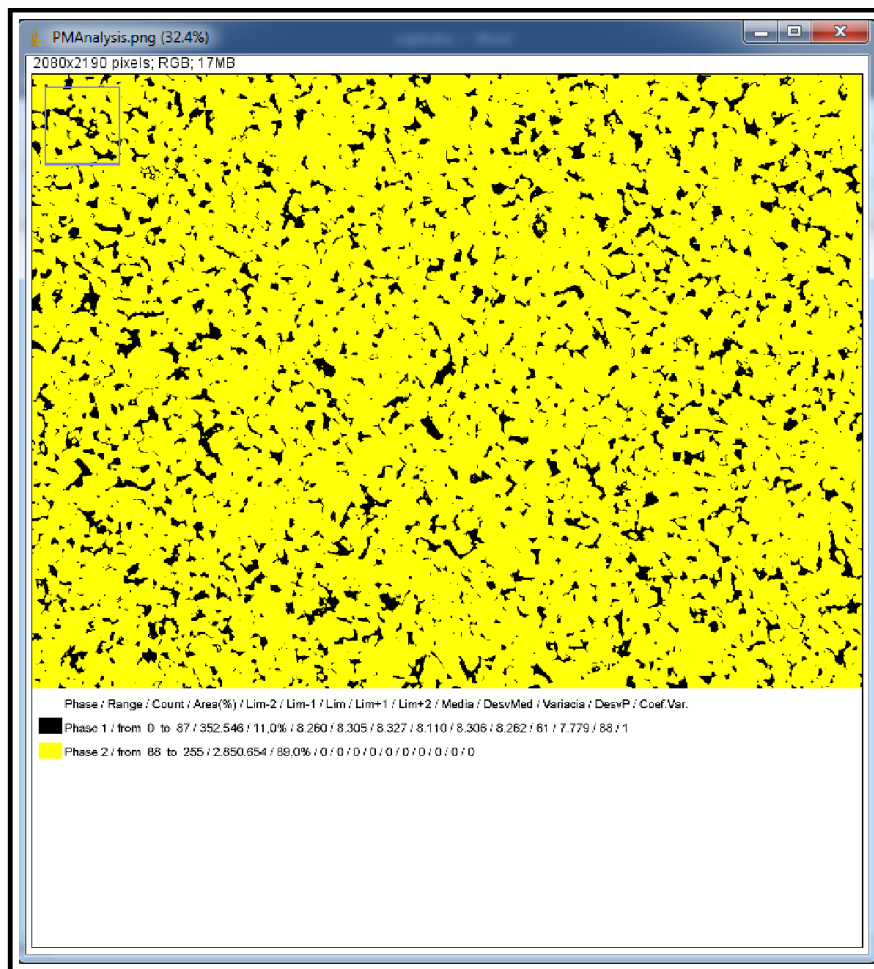
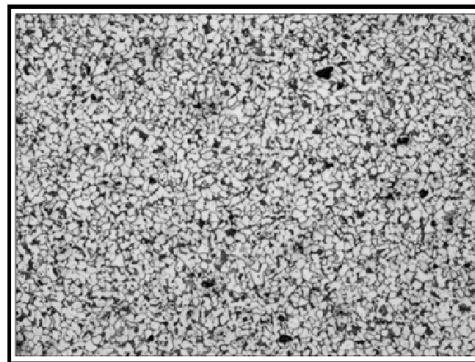


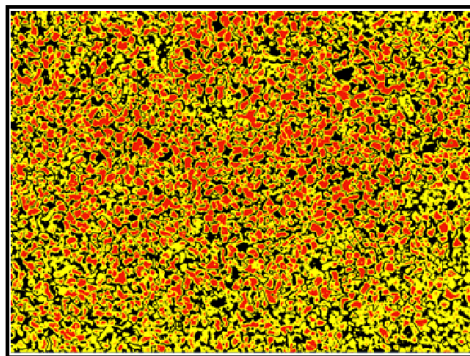
Figura 28 – Distribuição espacial baseado na segmentação da imagem.

6.2.6 IMAGEM ORIGINAL E IMAGEM RECONSTRUÍDA.

A Figura 29(a) apresenta a imagem antes de seu processamento. Nesta imagem original o método contou 3.203.200 de pixels, sendo estes distribuídos em 2 fases distintas. A figura 29(b) apresenta a imagem reconstruída, a partir das fases definidas no método.



(a)



(b)

Figura 29 – Analogia envolvendo a imagem inicialmente digitalizada (a) x imagem final (b) com a identificação das fases.

6.2.7 DISTRIBUIÇÃO DAS REGIÕES DE CADA UMA DAS FASES IDENTIFICADAS.

As Figuras 30 e 31 a seguir apresentam exemplos de distribuição e localização dos pixels, em cada uma das fases definidas. Esta informação auxilia o usuário na análise de como ocorreu a distribuição espacial das fases na composição do material analisado.

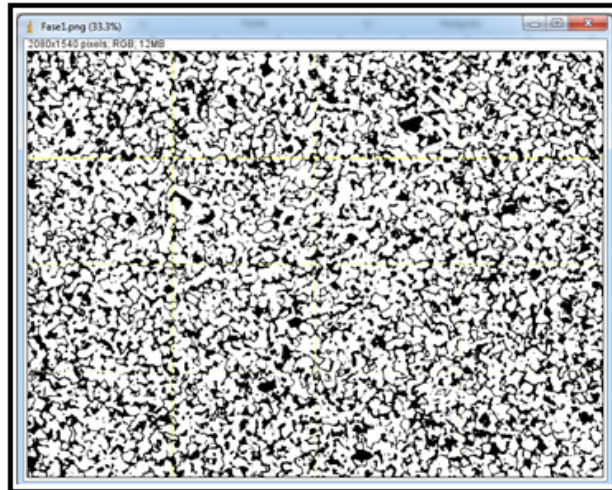


Figura 30 – Distribuição da região identificada como 1ª Fase do material analisado.

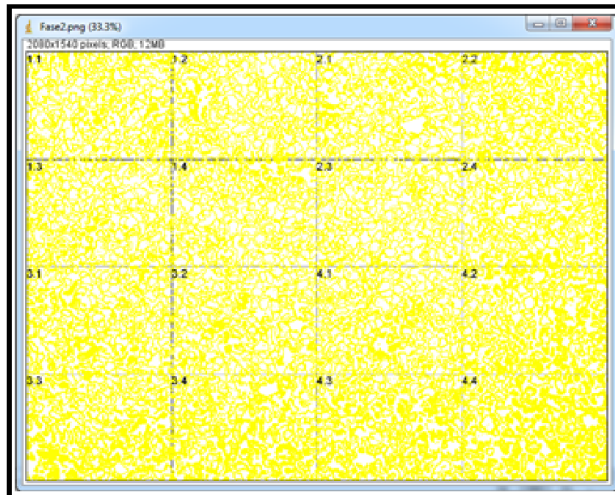


Figura 31 – Distribuição da região identificada como 2ª Fase do material analisado.

7 RESULTADOS DA AVALIAÇÃO DO MÉTODO.

Para a apresentação dos resultados obtidos, a partir da aplicação do método proposto, foram utilizadas imagens digitais com as seguintes características:

- a) Imagem sintética;
- b) Imagem composta por mais de duas fases;
- c) Pilha de imagem composta por 100 imagens;
- d) Imagem composta por duas fases.

7.1 APLICAÇÃO DO MÉTODO EM UMA IMAGEM SINTÉTICA

Conforme visto no capítulo anterior, sabe-se das características da imagem sintética, como número de fases presentes na imagem, dimensão da imagem (em pixels) e quantidade de pixels em cada uma das fases.

Diante disso, tem-se a necessidade de realizar alterações em suas fronteiras, de maneira que, a partir das características presentes na imagem, possa haver uma aferição da precisão na determinação das fases presentes nesta.

Para suavizar as bordas dos objetos da imagem, reduzindo sua nitidez e simulando um problema de foco, de maneira que se exija que o algoritmo do *plugin* seja capaz de detectar tais padrões de tonalidades de cinza e verificar em que medida a aplicação do filtro irá influenciar na contagem e identificação das fases, foi aplicado um filtro denominado “Gaussian Blur” presente no próprio software de tratamento de imagem ImageJ (ImageJ -> Process -> Filters -> Gaussian Blur, Sigma = 10).

O Sigma Radius é uma função do filtro que tem como objetivo definir o tamanho da matriz de convolução, quadrada, com tamanho definido pela fórmula: $2.r+1$, onde r é o raio. No caso, para o raio de valor 10, temos uma matriz resultante de 21x21 pixels, para a aplicação do filtro Gaussiano, de convolução.

A Figura 32 exibe a imagem sintética original com o seu respectivo histograma. A imagem resultante é apresentada na Figura 33, após a aplicação do filtro com um valor de raio igual a 10.

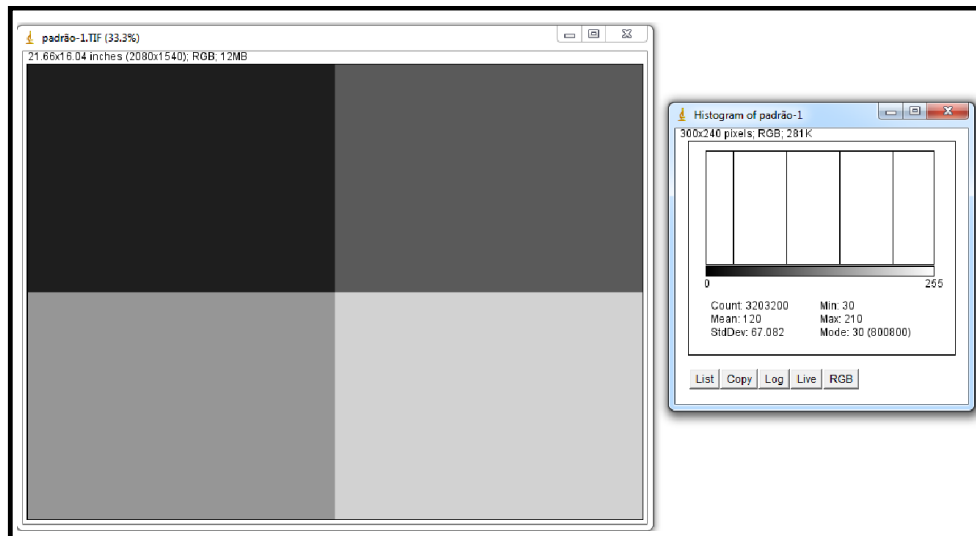


Figura 32 – Imagem sintética e o respectivo histograma, antes da aplicação do filtro.



Figura 33 – Imagem sintética após a aplicação do filtro Gaussian Blur (Radius = 10).

Observe que as fronteiras das fases presentes na imagem sofreram pequena alteração, gerando assim uma suavização em suas bordas, como se a imagem estivesse fora de foco.

Antes da aplicação do filtro, as informações contidas na imagem, em termos dos DN (*Digital Numbers* ou tons de cinza) eram as seguintes:

Tabela 2 – Contagem dos DN em cada fase identificada

Fase	DN	Quantidade de Pixels
1	30	800800
2	90	800800
3	150	800800
4	210	800800

Após a aplicação do filtro poder-se-á verificar, a partir do processamento utilizando o método, como ficaram organizadas as fases identificadas anteriormente e como ficou a organização dos pixels em cada uma das fases.

7.1.1 SEGMENTAÇÃO DAS FASES DA IMAGEM SINTÉTICA APÓS A APLICAÇÃO DO FILTRO.

A partir da imagem sintética que foi submetida ao filtro, foi executado novamente o *plugin* proposto por esta pesquisa, resultando no histograma mostrado na Figura 34 a seguir.

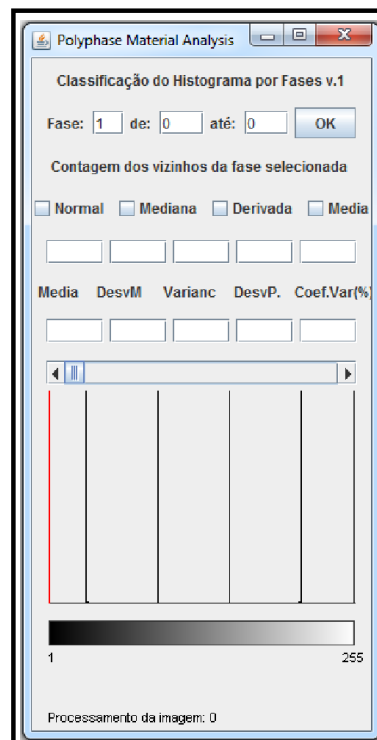


Figura 34 – Construção do Histograma após a aplicação do filtro.

Realizando uma ampliação da janela (Figura 35), percebe-se que houve uma pequena alteração no histograma, em relação à forma que poderia ter passado despercebida pelo técnico que realiza a análise.

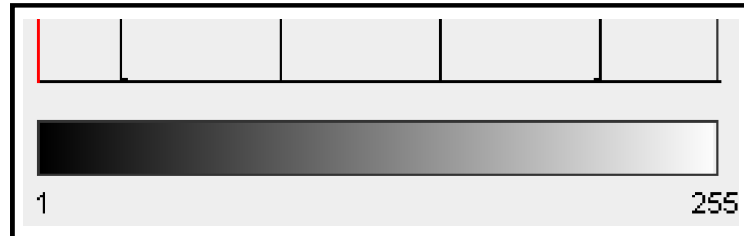


Figura 35 – Ampliação da imagem do histograma destacando a alteração, em função da aplicação do filtro.

Ao efetuar novamente a busca das fases presentes na imagem, o método identifica e sinaliza o DN 37 como possível ponto em que ocorre a mudança de fase.

Neste ponto identificado, a contagem dos DN para esta fase ficou da seguinte forma (Tabela 2):

Tabela 3 – Contagem dos DN da primeira fase, após a aplicação do filtro

Fase	DN	Quantidade de Pixels
1	30	755889
1	31	7048
1	32	4279
1	33	1787
1	34	2516
1	35	1778
1	36	1775
1	37	1768
1	38	26
1	39	1772
1	40	756
Total		779394
Diferença		21406
Dif. (%)		2,67

Em relação à contagem dos DN da primeira fase, realizada antes da aplicação do filtro, chegou-se a uma redução na área de 2,67%. Parte desta diferença migrou para a segunda fase (DN 90), parte para a terceira fase (DN 150), fases estas que fazem fronteiras com a primeira fase.

Após a identificação do fim da primeira fase, o *plugin* reconstruiu a imagem a seguir (Figura 36), identificando as regiões correspondentes às faixas dos pixels relativos aos DN selecionados.

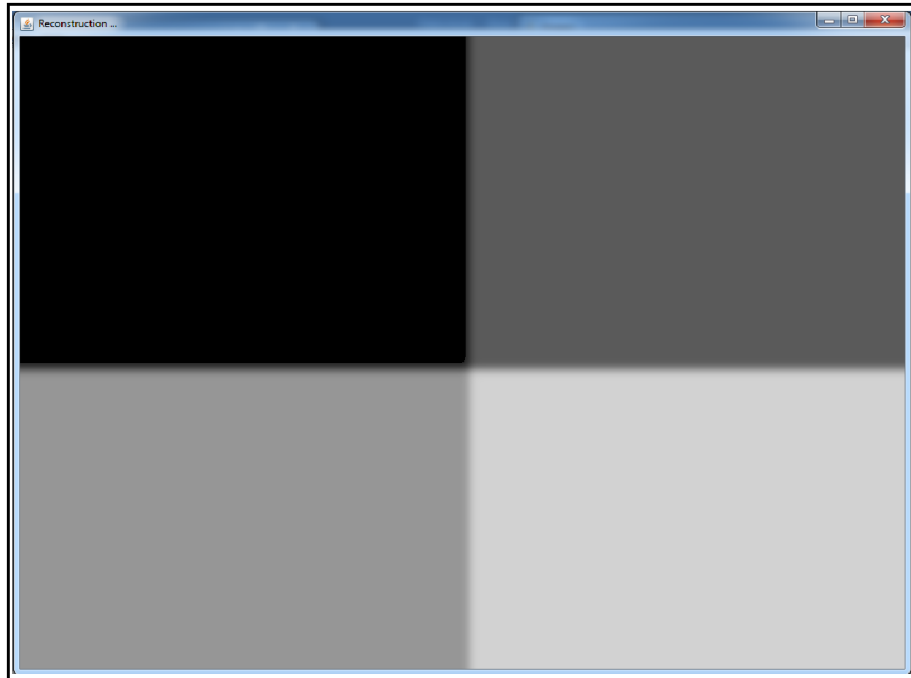


Figura 36 – Reconstrução da área identificada na segmentação da imagem.

Observe que, a partir da imagem gerada, o *plugin* preenche em cor preta (DN 0, o que significa ausência total de luz) a área na imagem reconstruída e correspondente à segmentação definida.

Para chegar a este limite o *plugin*, em processamento paralelo, calculou e apresentou em um gráfico exibido em uma janela independente, o comportamento de cada um dos dados estatísticos que estavam envolvidos com o tom de cinza em questão.

A partir do histograma, especificamente do valor 40, gerou as informações contidas em duas janelas independentes, mostrada na Figura 37 a seguir.

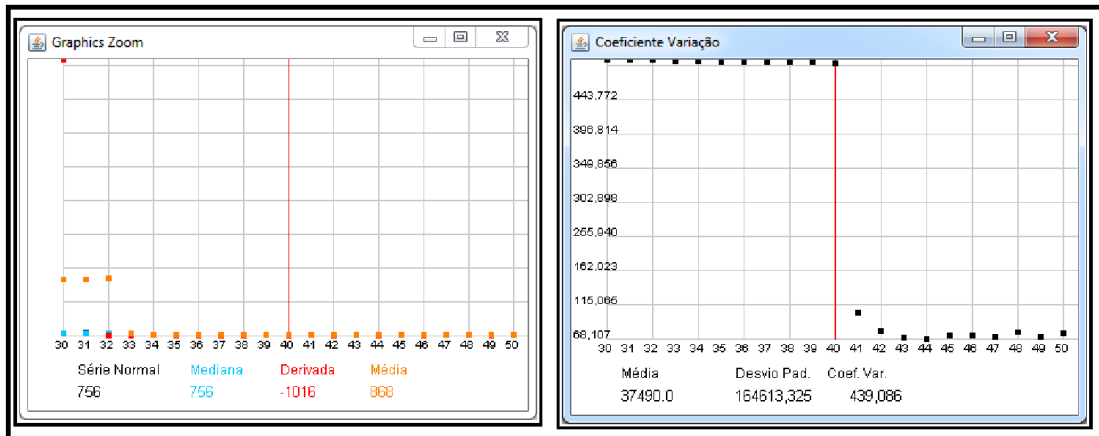


Figura 37 – Janela “Ampliação do Gráfico” e “Coeficiente de Variação”.

Observe que, próximo do limite da fase destacada e sugerida ao técnico, existe uma ruptura do Coeficiente de Variação muito grande, sugerindo que existe uma possível mudança de fase (ponto de inflexão) no histograma.

Neste ponto são apresentados os valores da Derivada, Mediana, Média e Desvio Padrão calculados, levando-se em conta o ponto atual e seus respectivos vizinhos (10 pontos antes e 10 pontos depois).

Observe na Figura 38 a seguir que o próximo ponto analisado (DN 41) possui uma dispersão muito maior do que os analisados anteriormente.

Analisando o histograma, praticamente é impossível perceber que neste ponto existe a quantidade de informações apresentadas e que tais alterações ocorreram. Tal constatação deve-se ao fato de que a visão humana não consegue distinguir as diferenças entre os pontos “discretos” que estão sendo trabalhados no momento.

Este ponto na imagem analisada corresponde ao início da área que foi alterada com a aplicação do filtro “Gaussian Blur”.

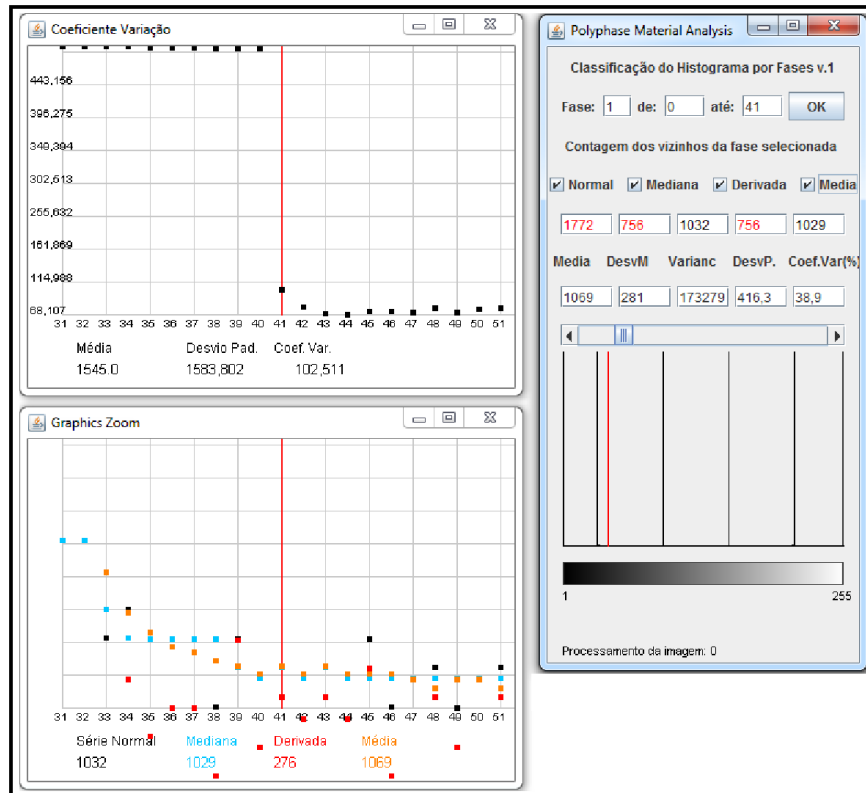


Figura 38 – Informações sobre os pixels de DN 41 e seus vizinhos.

Na medida em que a análise avança, ou seja, à medida em que o técnico continua a passar sobre os DN à procura de novas mudanças de fases na imagem, o *plugin* continua a buscar os pontos em que a segmentação “possivelmente” acontece.

No caso da avaliação da imagem sintética, esta não pertencia a uma pilha de imagens, portanto sem condições de avaliação da homogeneidade do material, sendo esta a segunda função importante do *plugin*.

7.1.2 RESULTADO DA ANÁLISE DA IMAGEM SINTÉTICA.

Analisando os demais DN presentes no histograma e partindo da indicação dos limites das fases identificadas, obteve-se como resultado as seguintes fases, mostradas nas Figuras 39, 40, 41 e 42 a seguir.

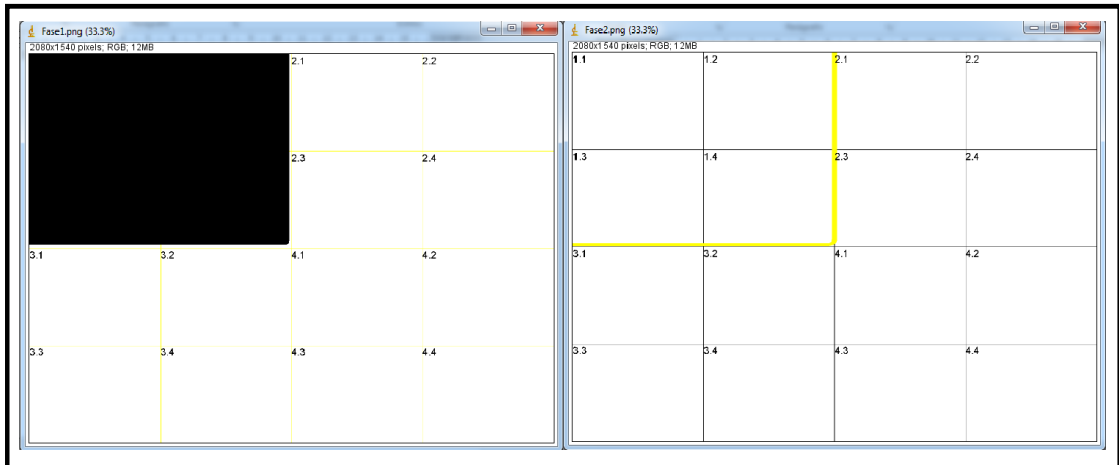


Figura 39 – Identificação espacial das fases 1 e 2.

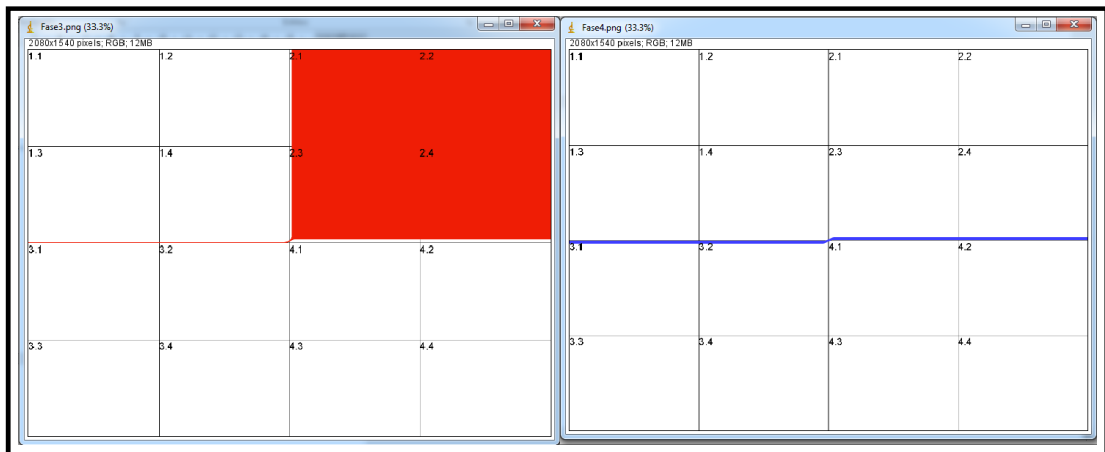


Figura 40 – Identificação espacial das fases 3 e 4.

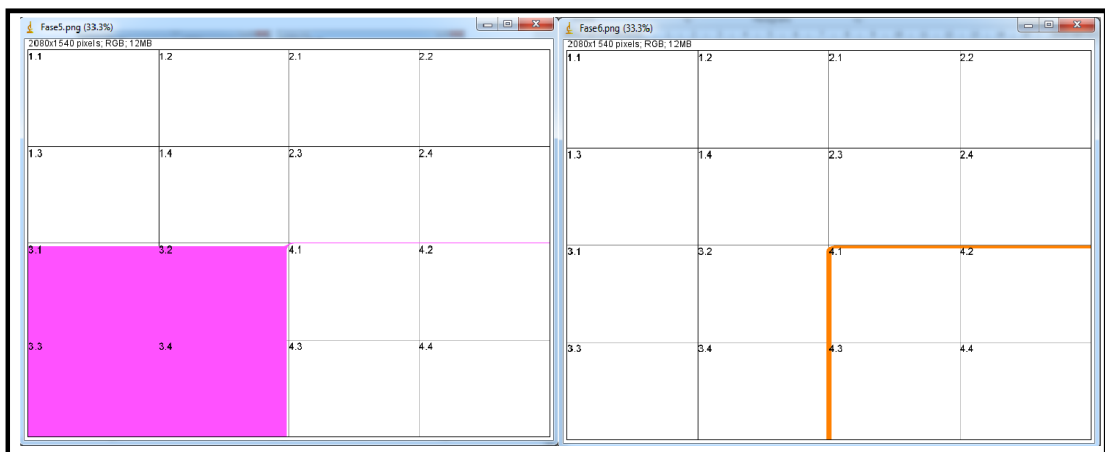


Figura 41 – Identificação espacial das fases 5 e 6.

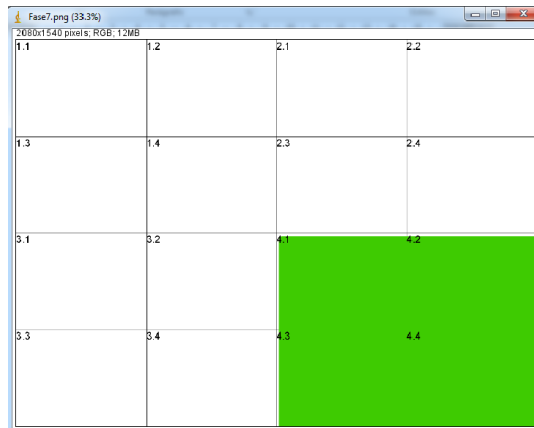


Figura 42 – Identificação espacial da fase 7.

A Figura 43 apresenta, de forma numérica, as fases identificadas nas figuras apresentadas anteriormente, exibindo por fase as quantidades de pixels, bem como as duas frações de áreas e a distribuição dos mesmos em cada um dos setores da imagem analisada.

Imagem	Fase	Início	Fim	Quantidade Total	Área (%)	Setor 1.1 (%)	Setor 1.2 (%)	Setor 1.3 (%)	Setor 1.4 (%)
1	1	0	40	779394	24.33	25.69	25.24	24.75	0
1	2	41	79	26062	0.81	0	13.30	23.94	0
1	3	80	100	783724	24.47	0	0	0.13	0
1	4	101	139	24840	0.78	0	0	0	17
1	5	140	160	783724	24.47	0	0	0	0
1	6	161	199	26062	0.81	0	0	0	0
1	7	200	255	779394	24.33	0	0	0	0

Figura 43 – Identificação das áreas ocupadas na imagem de acordo com a segmentação realizada.

Após a aplicação do filtro Gaussian Blur na imagem, simulando a falta de foco na mesma, observou-se a presença de picos intermediários identificados pelo método, prejudicando assim o processo da análise, pois tais áreas não fazem parte das fases presentes na imagem.

Percebe-se então que o algoritmo não conseguiu se comportar muito bem em análises de imagens com características de desfoque. Observou-se que, quanto maior o filtro aplicado na imagem, pior será para o mesmo identificar os limites das fases presentes na imagem.

7.2 IMAGEM COM A PRESENÇA DE TRÊS FASES.

Material: Aço 1020

Ataque: M Nital

Imagem original (nome do arquivo): FOTO-0921.tif

Tamanho da imagem: 2080 x 1540 pixels;

7.2.1 IMAGEM ORIGINAL

A imagem original apresenta a superfície de uma amostra que foi analisada em um Microscópio Óptico.

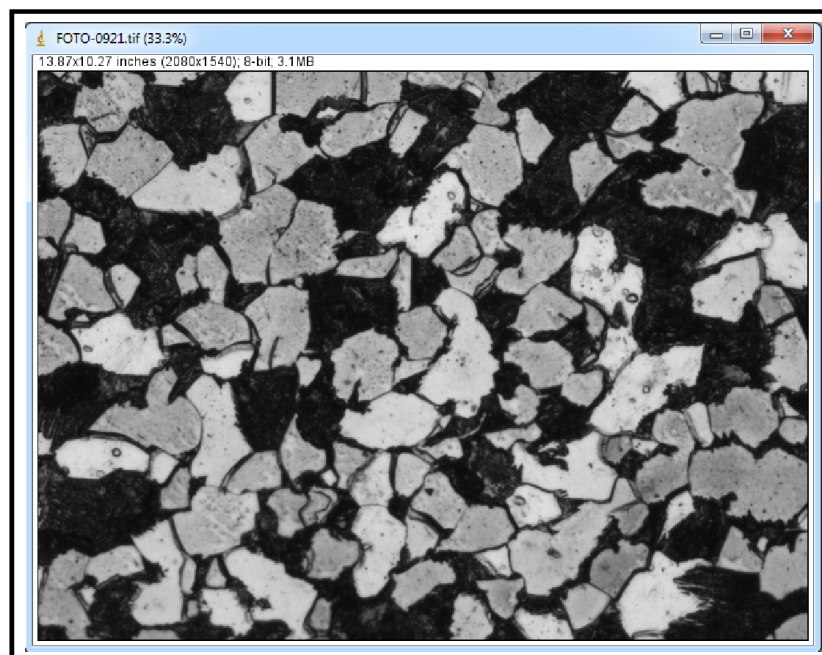


Figura 44 – Imagem original.

Após a importação da imagem (Figura 44), o método gerou o histograma da imagem (Figura 46). Antes da importação foi executado o procedimento de pré-processamento, onde foi convertida a imagem original, que se apresentava no padrão de compactação RGB *Color*, para o padrão de 8 bits (*gray scale* ou escala de cinza).

Observa-se que no histograma apresentado na Figura 45, os limites das fases aparentemente estão bem definidas. Contudo, é preciso explorar melhor as regiões que, possivelmente, apresentem informações que não podem ser captadas pela avaliação visual do técnico.

7.2.2 HISTOGRAMA

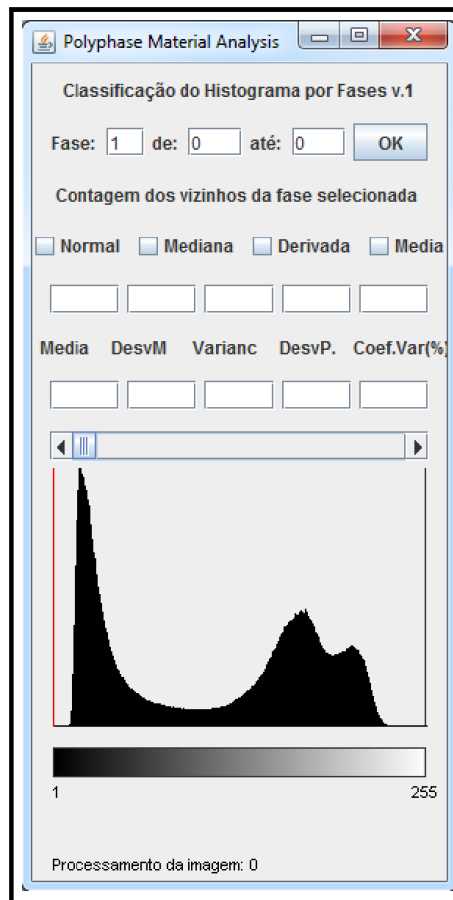


Figura 45 – Histograma Bimodal da Imagem do Aço 1020.

Apesar de, visualmente, não apresentarem alterações na contagem de pixels em seus respectivos DN, os “vales” formados no histograma indicam uma variação significativa em termos de quantidade de pixels presentes nesta área.

Observe na ampliação da imagem (Figura 46) que as contagens dos pixels presentes nesta região sofrem variações consideráveis e que não são perceptíveis ao olho humano.

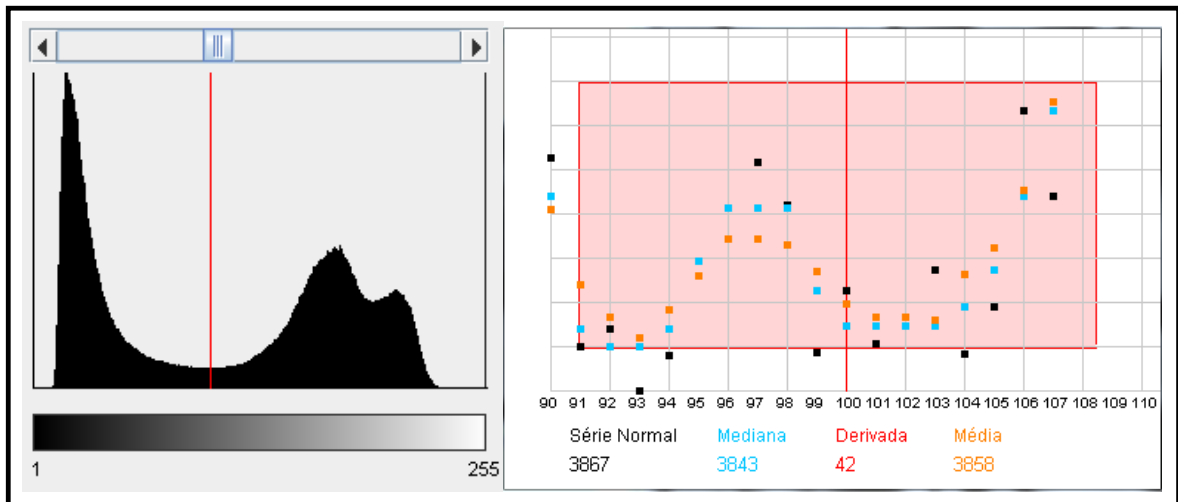


Figura 46 – Ampliação da região do histograma e a variação da Série Normal, Mediana, Derivada e Média calculada.

Ampliando mais ainda a região destacada no histograma, verifica-se que a contagem dos pixels presentes na região varia bastante no vale, um fato que não é percebido pelo olhar humano (Figura 47), exemplificando a dificuldade em se identificar o ponto mais baixo do vale.

DN	Quant.	DN	Quant.	DN	Quant.
80	4275	94	3823	108	4077
81	4449	95	3887	109	4125
82	4335	96	3923	110	4236
83	4265	97	3954	111	4211
84	4124	98	3925	112	4317
85	4154	99	3825	113	4349
86	4117	100	3867	114	4434
87	3968	101	3831	115	4506
88	4054	102	3843	116	4628
89	3931	103	3881	117	4661
90	3957	104	3824	118	4875
91	3829	105	3856	119	4965
92	3841	106	3989	120	5133
93	3799	107	3931		

Figura 47 – Contagem dos pixels presentes na região que compreende do DN 80 até o DN 120.

Os valores encontrados de Média, Desvio Padrão e Coeficiente de Variação foram os seguintes, respectivamente: 4145.707; 338.2979 e 0,081.

Observe que é uma área significativa, em termos de área do histograma corresponde a 16,07%, e em termos de contagem de pixels, corresponde a 5,30% da população total da imagem.

No caso do exemplo utilizado na análise, este corresponde ao “vale” de um histograma. Em muitos casos esta inflexão pode acontecer em regiões de “picos” do histograma e, desta forma, os valores podem ser bem mais representativos em relação à contagem total de *pixels*.

7.2.3 IDENTIFICAÇÃO DOS LIMITES DAS FASES DO MATERIAL (SEGMENTAÇÃO)

O método proposto identificou dois pontos de inflexão, destacando o material do fundo (preto). Este ponto de inflexão foi localizado no DN 97 e no DN 93.

A Figura 48 é composta por duas janelas, com as seguintes funções: (a) cálculo e exibição do coeficiente de variação de cada um dos pontos do histograma e; (b) cálculo e ampliação da distribuição dos dados calculados para cada um dos pontos do histograma.

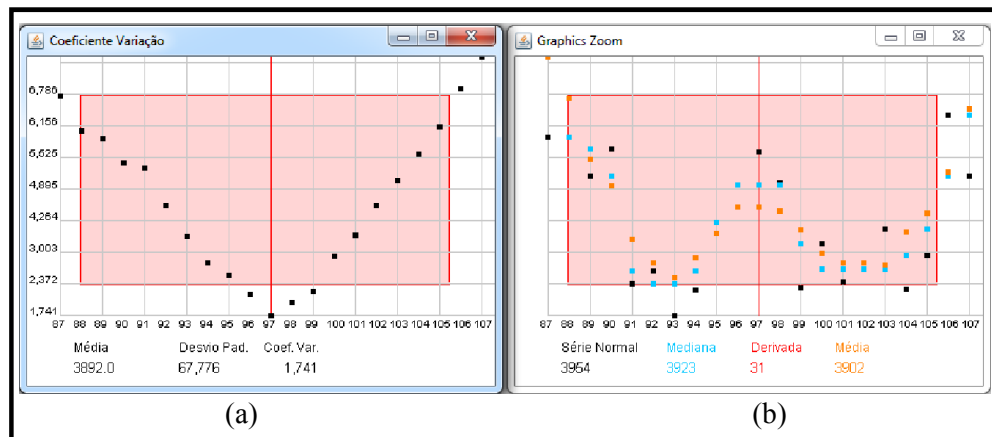


Figura 48 – (a) Janela de sugestão do limite da primeira fase (segmentação) e (b) identificação dos dados estatísticos.

Neste ponto, apesar da grande variação apontada pela janela de “Ampliação do Gráfico”, no histograma (Figura 49) este ponto se confunde com os demais pontos presentes no “vale” do histograma, podendo ser qualquer um naquela região.

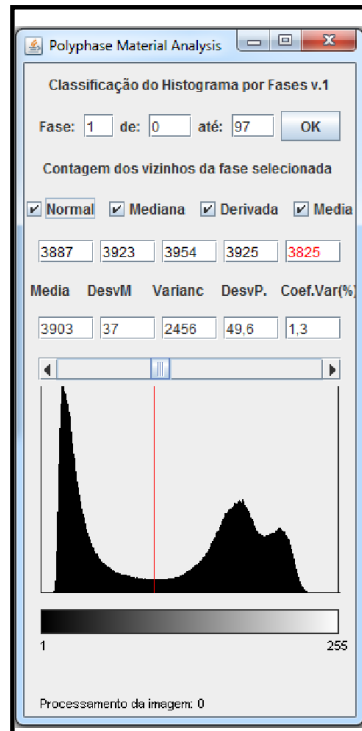


Figura 49 – Janela principal do *plugin* com a localização do ponto trabalhado no histograma.

No ponto destacado, o *plugin* (Figura 49) aponta que o DN 97, em função do índice do coeficiente de variação ser o menor de toda a contagem da quantidade dos tons de cinza, é a fronteira que melhor representa a segmentação da imagem analisada. Ao mesmo tempo pode-se perceber que, em todos os pontos de inflexão do histograma e apontados pelo *plugin*, existe uma grande dispersão das contagens dos tons de cinza, sendo possível identificar este ponto pela grande variabilidade da Mediana, Derivada e Média da Região.

É importante ressaltar que a faixa das informações está sendo calculada em função do ponto atual do tom de cinza analisado, que no caso do exemplo da Figura 49, é o de número 97, levando-se em conta a contagem dos pixels de dez DN que antecedem o ponto atual e os dez DN posteriores ao tom atual. Ou seja, a faixa compreende valores que vão do tom de cinza 87 ao tom de cinza 107.

Em uma contagem realizada e considerada normal pelo *plugin* (ausência do limite da fase), pode-se perceber que os dados estatísticos calculados não sofrem alterações significativas, ou seja, um coeficiente de variação baixo para a faixa calculada (Figura 50).

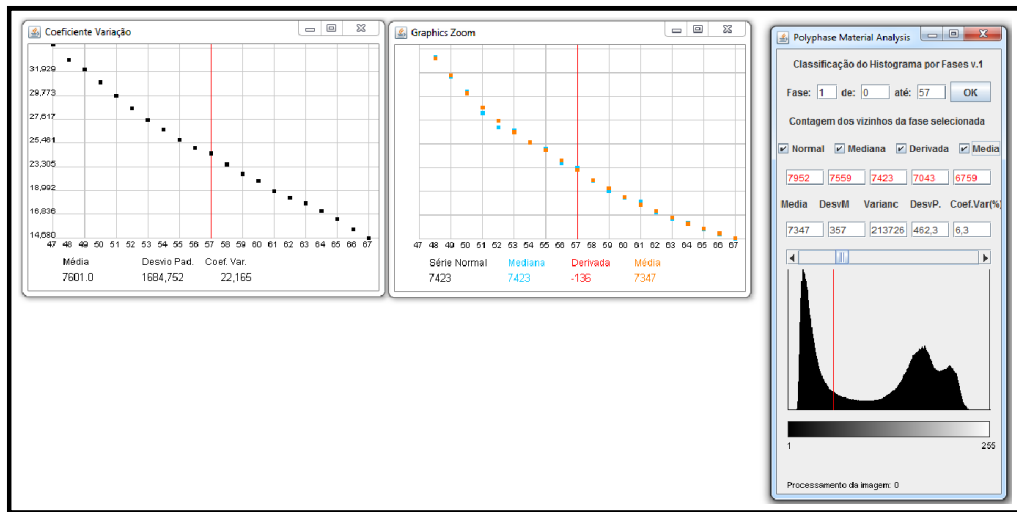


Figura 50 – Janela gerada pelo *plugin* destacando a pequena variação dos dados estatísticos calculados na posição 57 do histograma (tom de cinza).

Tem-se a impressão de que alguns dos dados calculados e checados na janela principal estão ausentes no gráfico. Na verdade, o que está acontecendo é que na janela “Ampliação do Gráfico”, as informações “Série normal”, “Mediana” e “Média” praticamente são as mesmas, ocupando o mesmo local na distribuição dos pontos no gráfico, havendo assim a sobreposição das mesmas.

Entretanto, na medida em que o técnico avança na seleção dos DN no histograma, as informações começam a sofrer uma variação maior, conforme observado nas Figuras 51, 52 e 53.

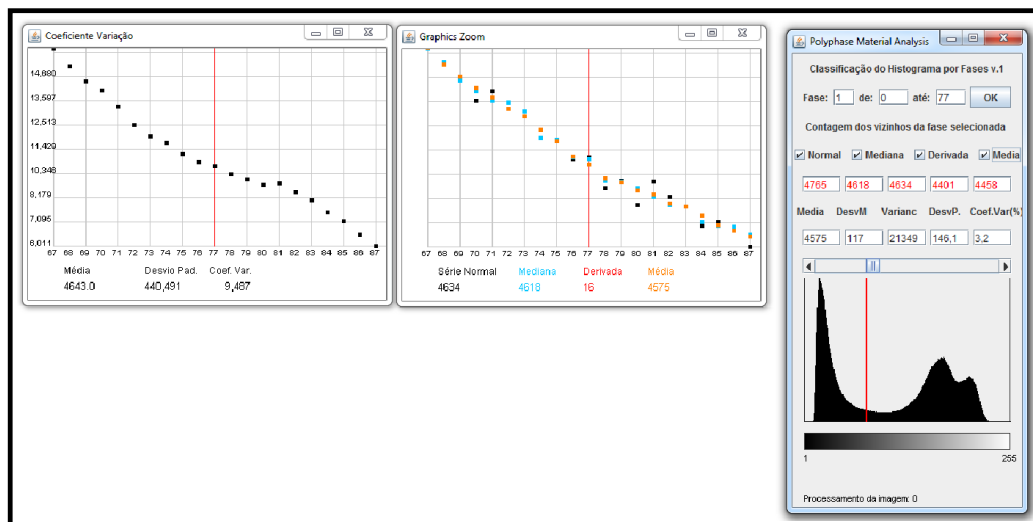


Figura 51 – Janela gerada pelo *plugin* destacando uma variação um pouco maior dos dados estatísticos calculados na posição 77 do histograma (DN).

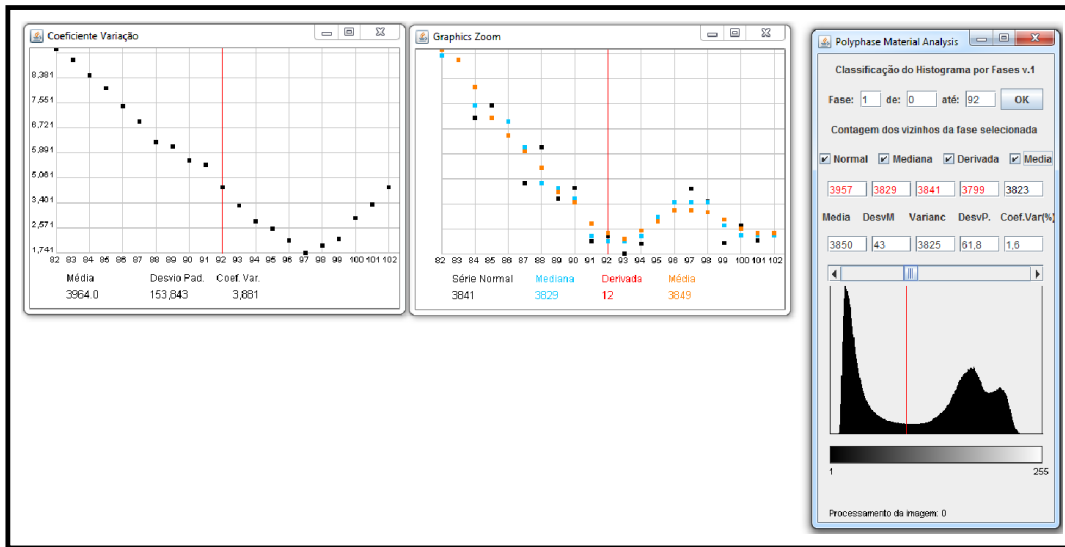


Figura 52 – Janela gerada pelo *plugin* destacando uma variação significativa dos dados estatísticos calculados na posição 92 do histograma (DN).

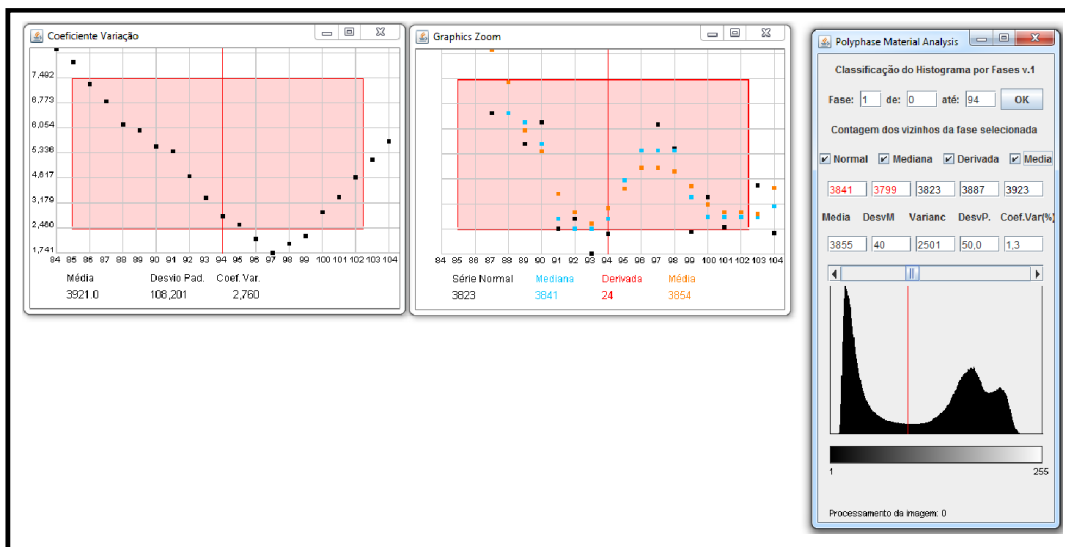


Figura 53 – Janela gerada pelo *plugin* destacando uma variação significativa dos dados estatísticos calculados na posição 94 do histograma (DN).

Na Figura 54 percebe-se que, além da mudança de sentido do coeficiente de variação apontada no gráfico, a instabilidade dos dados apresentados na janela “Ampliação do Gráfico” é bastante evidente.

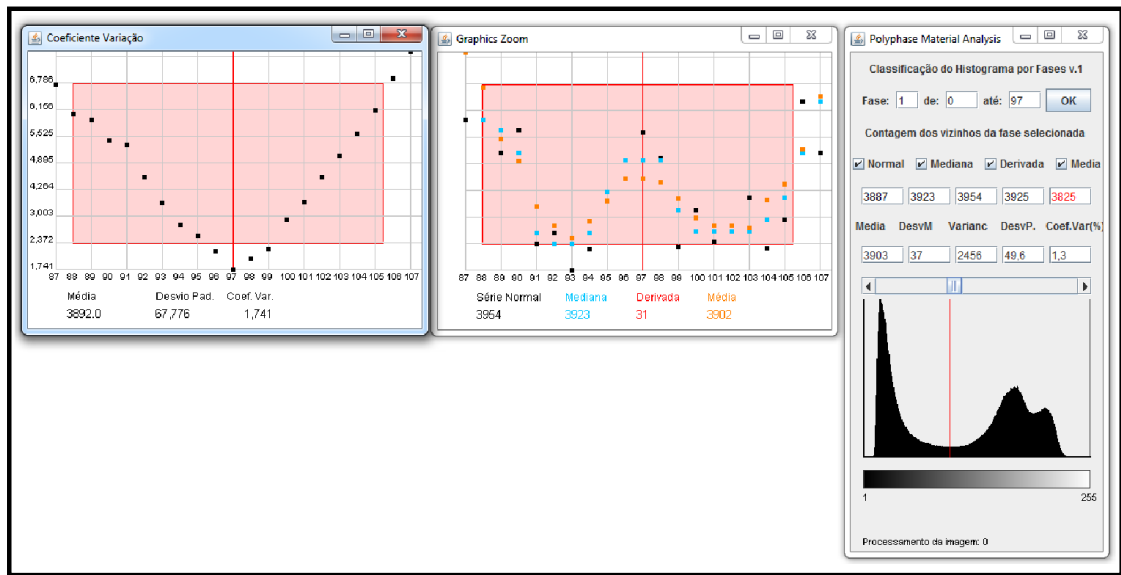


Figura 54 – Janela gerada pelo *plugin* sugerindo que neste ponto há indícios de mudança de fase.

Na Figura 55 é apresentado o preenchimento dos pixels que compõem a primeira fase, identificada no histograma.

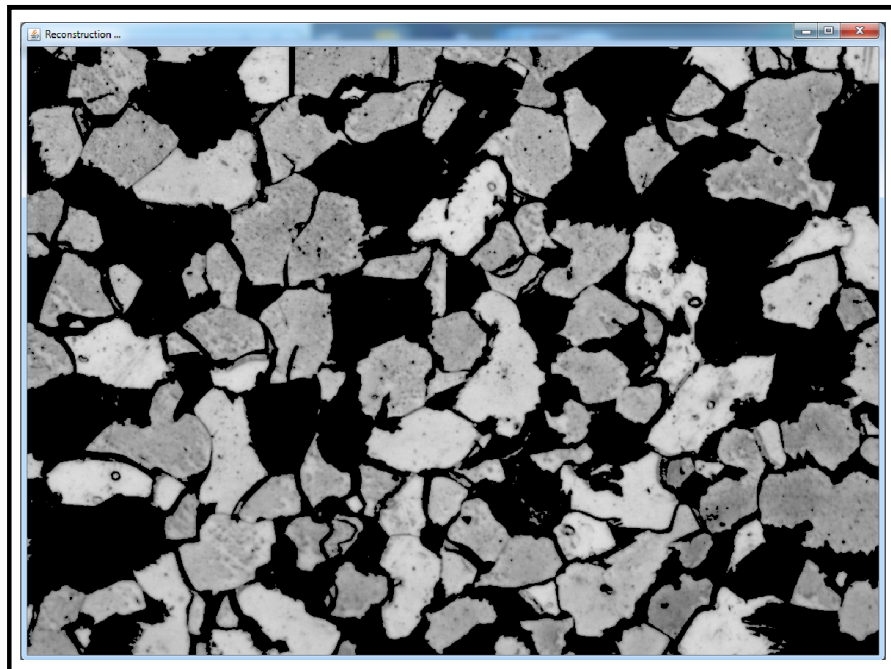


Figura 55 – Imagem contendo o preenchimento da área segmentada constituinte da primeira fase (preto), identificando visualmente a distribuição dos pixels desta fase na superfície da imagem

Esta fase é identificada espacialmente, na imagem reconstruída, na cor preta (fundo da imagem). As cores que preenchem as áreas que representam espacialmente as fases definidas pelo usuário foram definidas, a princípio, sem haver um critério específico.

O método proposto aponta novamente indícios que no DN 193 existe novamente um ponto de inflexão, apesar destes dados estarem bem mais discretos que os apresentados na segmentação anterior.

Neste momento vale a experiência do técnico também, pois o mesmo tem papel preponderante na análise das informações apresentadas. Não é objetivo deste método e *plugin* substituir o técnico no momento da segmentação destas fases, e sim de auxiliá-lo com informações estatísticas e, em determinados momentos, com a ampliação de áreas de maneira que tragam maiores informações e que fiquem mais nítidas para o mesmo, sendo muito difícil de serem percebidas pelo sentido da visão humana.

O método sugere, como pode se ver na Figura 56, que há uma segunda fase no material analisado, em função da dispersão dos dados apresentados na janela “Ampliação do Gráfico” e indicado na janela “Coeficiente de Variação”. Ao mesmo tempo, é realizada a representação dos pixels na imagem reconstruída (Figura 57).

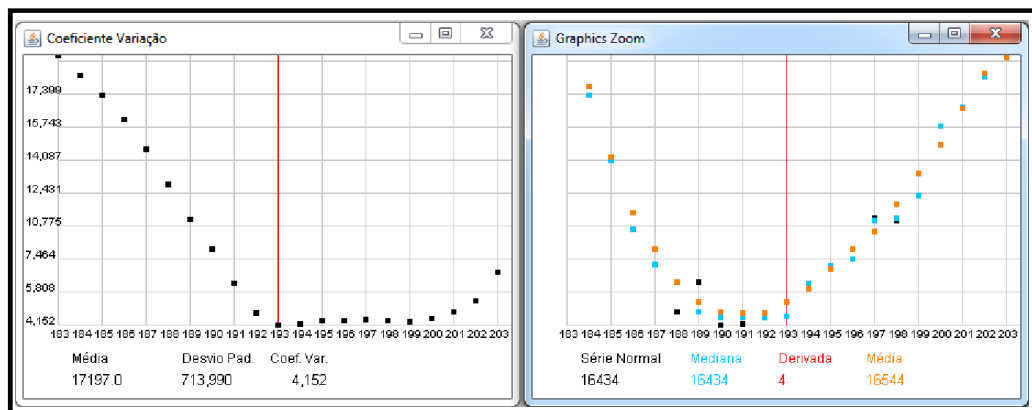


Figura 56 – Janela gerada pelo *plugin* sugerindo que neste ponto há indícios de um novo limite de fase do histograma, na posição 193 (DN).

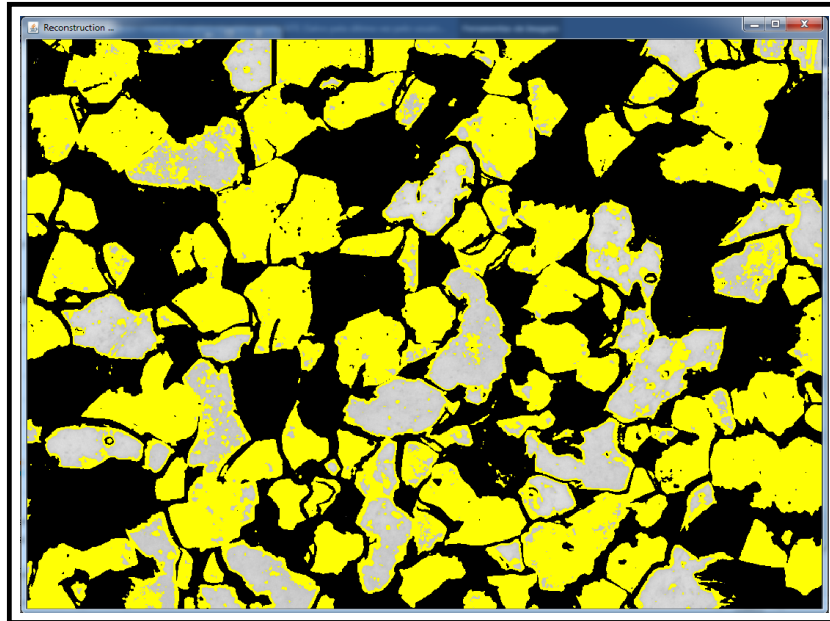


Figura 57 – Imagem contendo o preenchimento da área segmentada constituintes da segunda fase (em amarelo), identificando visualmente a distribuição dos pixels desta fase na superfície da imagem.

7.2.4 RESULTADO APÓS MÉTODO DE SEGMENTAÇÃO PROPOSTO

Após a identificação das fases definidas pelo técnico o *plugin* reconstrói a imagem original, chegando na seguinte imagem reconstruída (Figura 58).

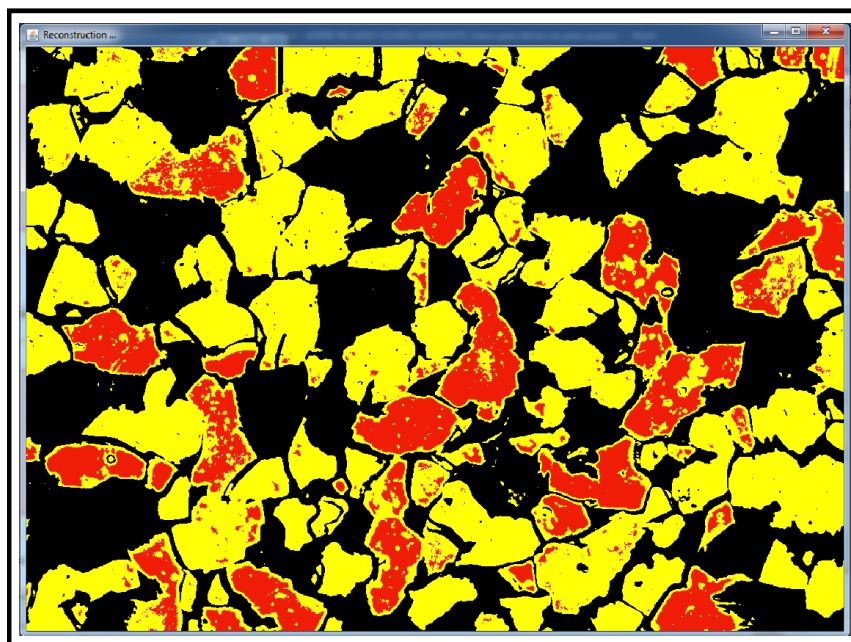


Figura 58 – Reconstrução da imagem a partir da segmentação sugerida pelo método e *plugin* e validada pelo técnico.

Desta forma, a análise final resultou em uma imagem com três cores, representando a segmentação realizada, sendo estas: primeira fase, em cor preta, representando o fundo da imagem; a segunda fase, em cor amarela e; a terceira fase, em cor vermelha.

7.2.5 DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL DAS FASES IDENTIFICADAS

As imagens apresentadas nesta fase do processamento do método e *plugin* apresentam, individualmente, as distribuições dos pixels em cada uma das fases definidas pelo técnico (Figura 59), com o auxílio da ferramenta.

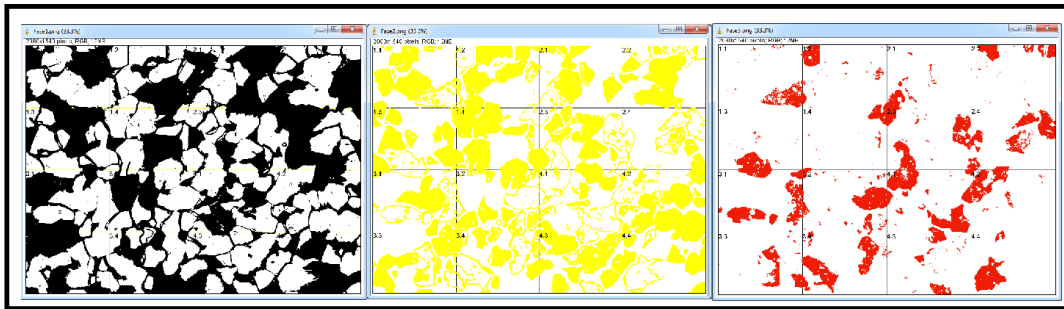


Figura 60 – Distribuição espacial das fases identificadas

7.2.6 RESULTADO DA SEGMENTAÇÃO DA IMAGEM

Como resultado final é apresentada também uma janela identificada como “Resultado da segmentação, por área da Imagem” (Figura 60) com os resultados das segmentações realizadas pelo técnico. Além das informações do número da fase, início, fim, contagem de pixels da fase, o *plugin* apresenta também as ocorrências dos pixels, bem como o seu percentual de área, em cada um dos setores identificados na imagem gerada.

Imagem	Fase	Início	Fim	Quantidade Total	Área (%)	Setor 1.1	(%)	Setor 1.2	(%)	Setor
1	1	0	97	1455988	45.45	95713	6.57	90039	6.18	99886
1	2	98	193	1335184	41.68	85842	6.43	93316	6.99	84506
1	3	194	255	412028	12.86	18645	4.53	16845	4.09	15808

Figura 60 – Resultado final apresentando os dados da segmentação da imagem.

7.3 IMAGEM COM A PRESENÇA DE DUAS FASES.

Material: Aço 1020

Ataque: M Nital

Imagem original / Arquivo Único (nome do arquivo): FOTO-0928.tif

Tamanho da imagem: 2080 x 1540 pixels;

7.3.1 IMAGEM ORIGINAL

Nesta análise será utilizada a imagem de uma amostra de aço 1020, conforme visto na Figura 61.

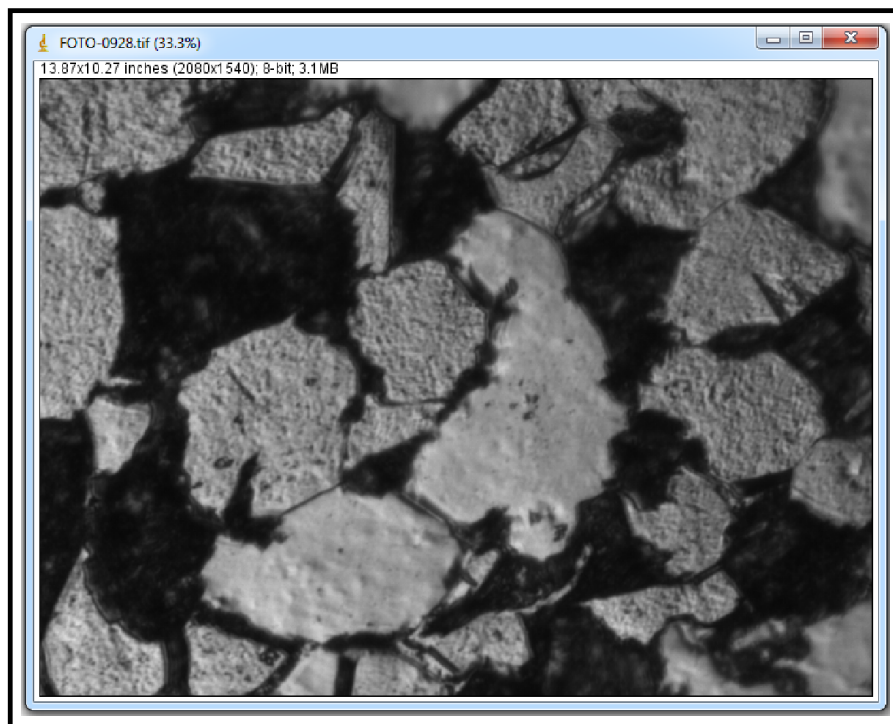


Figura 61 – Imagem original com apenas duas fases.

7.3.2 HISTOGRAMA DA IMAGEM ORIGINAL

Após a fase de pré-processamento da imagem, onde foi convertida a imagem que estava com o padrão de compactação RGB para o padrão 8 bits, que se caracteriza por se apresentar em tons de cinza, foi executado o *plugin* e gerado o seguinte histograma (Figura 62).

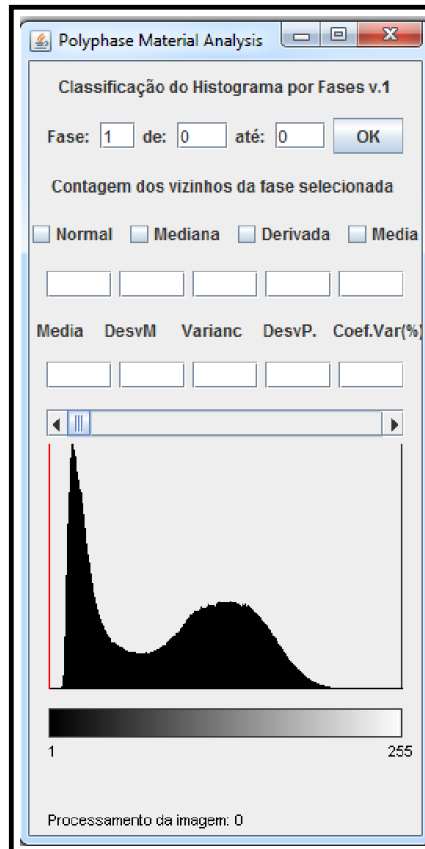


Figura 62 – Histograma da imagem original.

Observa-se que, diferentemente do material anteriormente analisado, este apresenta uma região de “vale” mais estreita.

7.3.3 IDENTIFICAÇÃO DOS LIMITES DAS FASES DO MATERIAL (SEGMENTAÇÃO)

A segmentação proposta pelo *plugin*, representando a primeira fase, foi sugerida no DN 66, conforme o apontamento apresentado pelo coeficiente de variação (mudança de sentido do gráfico), como apresentado na Figura 63.

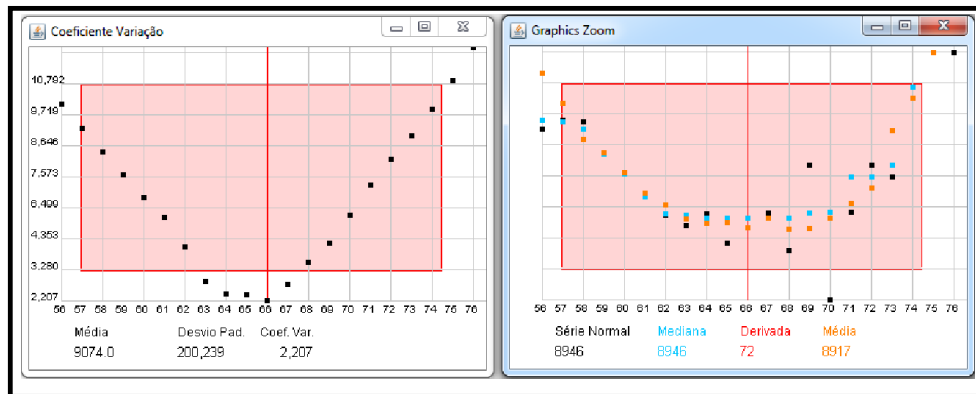


Figura 63 – Identificação de um possível ponto de segmentação da imagem, na posição 67

Observa-se também que na região apontada pelo *plugin* como havendo uma mudança de fase existe a presença de duas informações diferentes: a primeira é que o coeficiente de variação muda de sentido e, a segunda informação, é a grande dispersão dos dados nas informações calculadas neste ponto do histograma.

7.3.4 RESULTADO APÓS MÉTODO E *PLUGIN* DE SEGMENTAÇÃO PROPOSTO

Como resultado, obteve-se a seguinte imagem reconstruída (Figura 64).

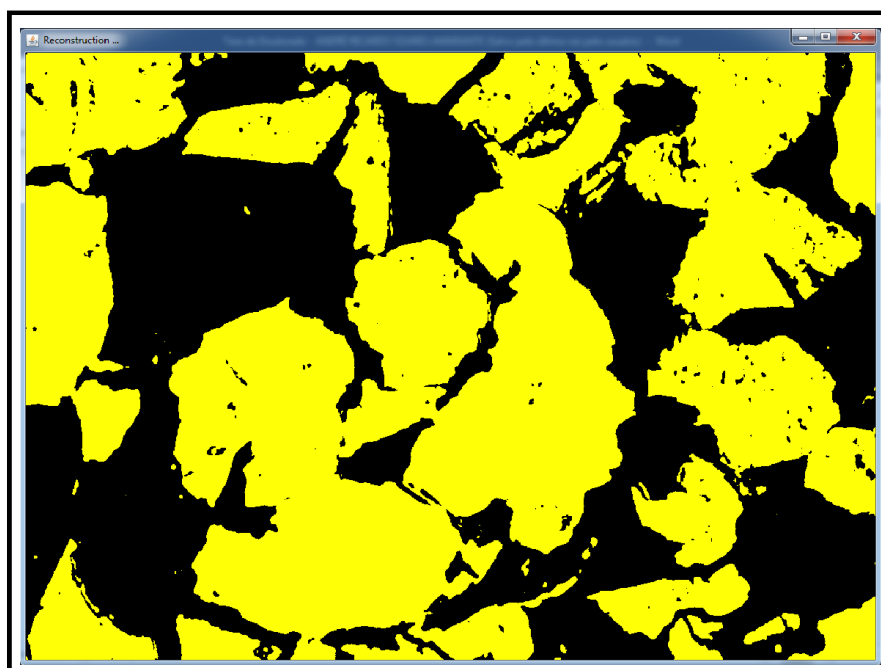


Figura 64 – Imagem reconstruída após a segmentação das áreas

7.3.5 DISTRIBUIÇÃO ESPACIAL DAS FASES IDENTIFICADAS

As imagens (Figura 65) apresentadas nesta fase do processamento do método e *plugin* mostram com o auxílio do programa, individualmente, as distribuições dos pixels em cada uma das fases definidas pelo técnico.

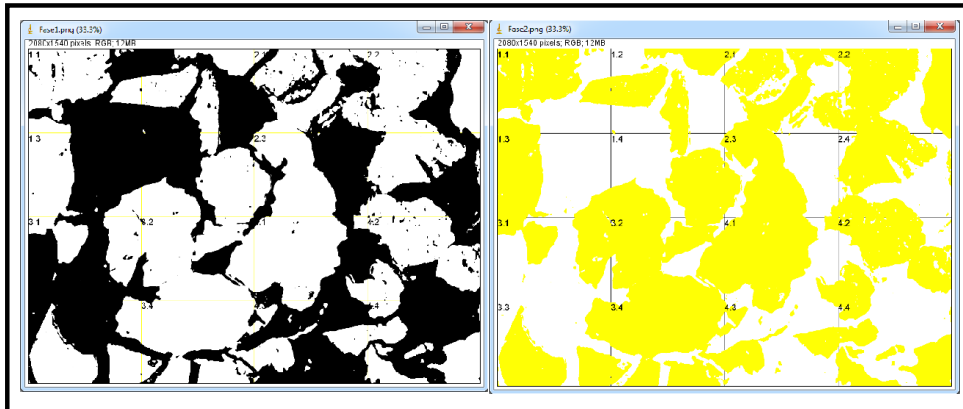


Figura 65 – Janelas representando a distribuição dos pixels em cada uma das Fases definidas na segmentação da imagem

7.3.6 RESULTADO DA SEGMENTAÇÃO DA IMAGEM

Obteve-se como resultado da segmentação da imagem as seguintes frações de áreas, calculado pelo *plugin* (Figura 66).

Imagem	Fase	Início	Fim	Quantidade Total	Area (%)	Setor 1.1 (%)	Setor 1.2 (%)	Setor
1	1	0	66	1381998	43.14	84418	6.11	113911
1	2	67	255	1821202	56.86	115782	6.36	86289
								4.74
								89419

Figura 66 – Resultado final apresentando os dados da segmentação da imagem

7.4 PILHA DE IMAGENS (100 IMAGENS)

Material: Aço

Ataque: M Nital

Imagem original / Pilha (início da pilha / arquivo): MD-Experiment-0001_p001.tiff

Tamanho da imagem: 2080 x 1540 pixels;

7.4.1 IMAGEM ORIGINAL

A Figura 67 apresenta a imagem original, que será submetida ao método proposto pela pesquisa.

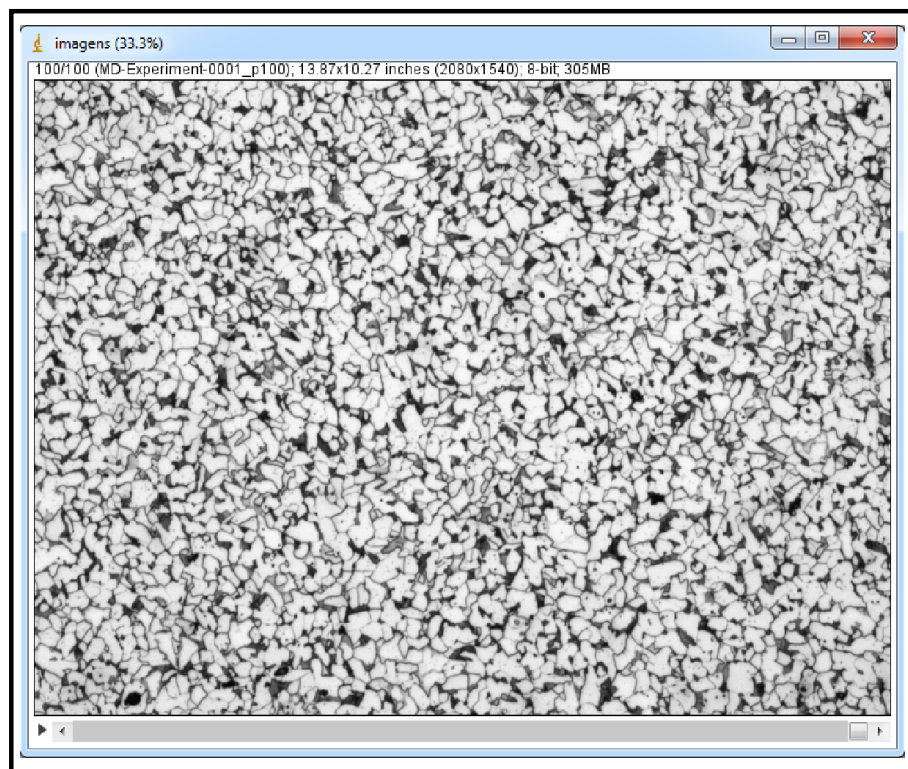


Figura 67 – Imagem original pertencente a uma pilha com 100 imagens, no formato RGB

7.4.2 PILHA DE 100 IMAGENS

Para a realização desta análise será utilizada uma biblioteca de imagens composta por 100 imagens (Figura 68). Esta sequência foi realizada por um Microscópio Óptico localizado

no Laboratório de Materiais, do Departamento de Materiais da Faculdade de Engenharia de Guaratinguetá – FEG-UNESP.

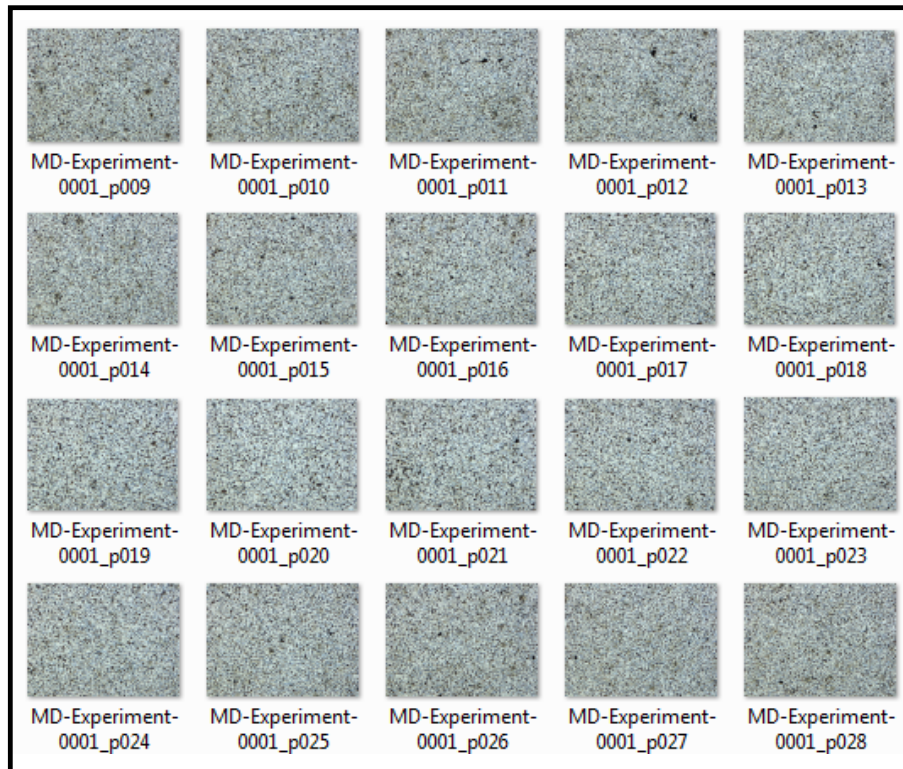


Figura 68 – Imagem contendo parte das imagens constituintes da pilha processada.

Uma das funcionalidades que caracteriza o método apresentado nesta pesquisa é a capacidade de realizar a análise em uma pilha de imagens, que será definida a partir de critérios estabelecidos pelo técnico que realiza o procedimento. O *plugin* permite trabalhar com uma ou mais imagens, ao mesmo tempo (o número de imagens é definido pelo técnico). Além do mais, este recurso de processamento de pilha de imagens não foi encontrado nos demais algoritmos testados.

Além de identificar e verificar o coeficiente de variação em todas as imagens da pilha, a partir da configuração de fases definidas no início do procedimento, o método tem a função de verificar a homogeneidade do material analisado, determinando o coeficiente de variação envolvendo as informações de todas as fases presentes nas demais imagens da pilha.

7.4.3 HISTOGRAMA DA IMAGEM ANALISADA

O Histograma (Figura 69) foi calculado a partir da primeira imagem da pilha fornecida, após o pré-processamento da pilha da imagem, que estava no formato RGB *Color*, e convertê-la em 8 bits, que é o formato de imagem utilizado no tratamento de imagens pelo ImageJ.

A leitura da pilha de imagens pode ser realizada utilizando os seguintes comandos no ImageJ: File -> Import -> Image Sequence.

O próximo passo é identificar o arquivo correspondente à primeira imagem da pilha. O próprio software verifica e pede que o usuário confirme o número de imagens que irá compor tal análise.

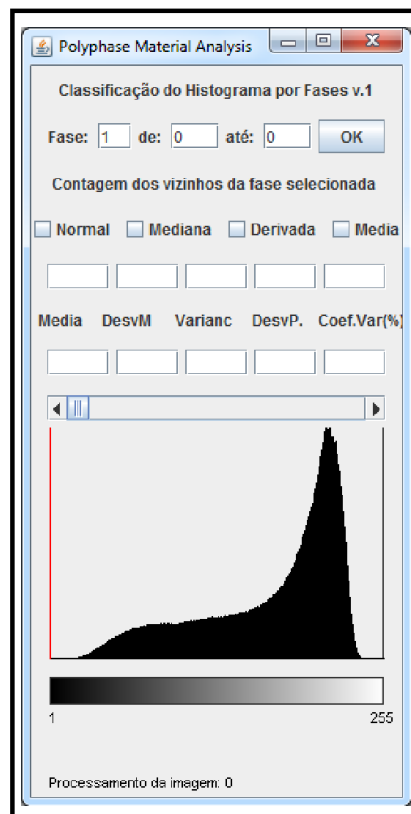


Figura 69 – Histograma da primeira imagem da pilha.

Este histograma é um exemplo de uma análise de uma imagem onde não existem “vales”, de maneira explícita, para definir o limite da primeira fase do material.

No caso do histograma apresentado na Figura 69, o ponto de inflexão do histograma praticamente não pode ser percebido apenas com o recurso da visão humana. Qualquer intenção em definir tal limite é mero senso comum.

No entanto, baseado nas informações estatísticas presentes no *plugin*, o DN correto que representa a inflexão de tal curva é o 87, conforme dados estatísticos calculados neste procedimento.

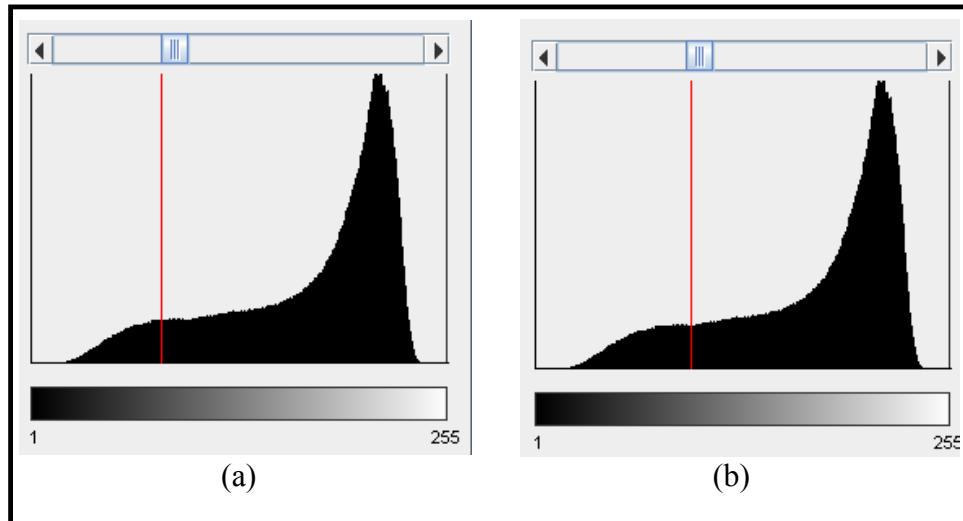


Figura 70 – Possibilidades de identificação do limite entre duas fases do histograma, utilizando-se apenas a percepção visual do observador.

A Figura 70(a) mostra, hipoteticamente, uma tentativa de se estabelecer o limite de fase por inspeção visual.

7.4.4 IDENTIFICAÇÃO DO LIMITES DAS FASES DO MATERIAL ANALISADO

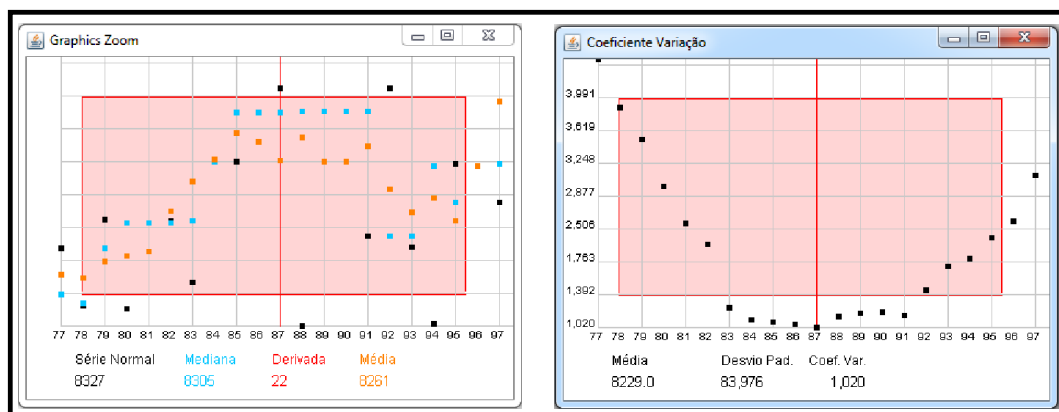


Figura 71 – Identificação da segmentação do material, a partir do apontamento realizado pelo método.

Diferente dos pontos identificados na Figura 70, o momento de inflexão no histograma é sugerido pelo método no DN 87. Para justificar esta informação, o método utiliza-se dos dados estatísticos apresentados nas janelas (Figura 71), para que o técnico possa embasar a sua decisão de segmentação do histograma.

O DN sugerido possui o menor coeficiente de variação da região analisada, ou seja, é o ponto que apresenta a menor inclinação das curvas separando as duas fases envolvidas.

7.4.5 PREENCHIMENTO DOS PIXELS NA IMAGEM – 1ª FASE

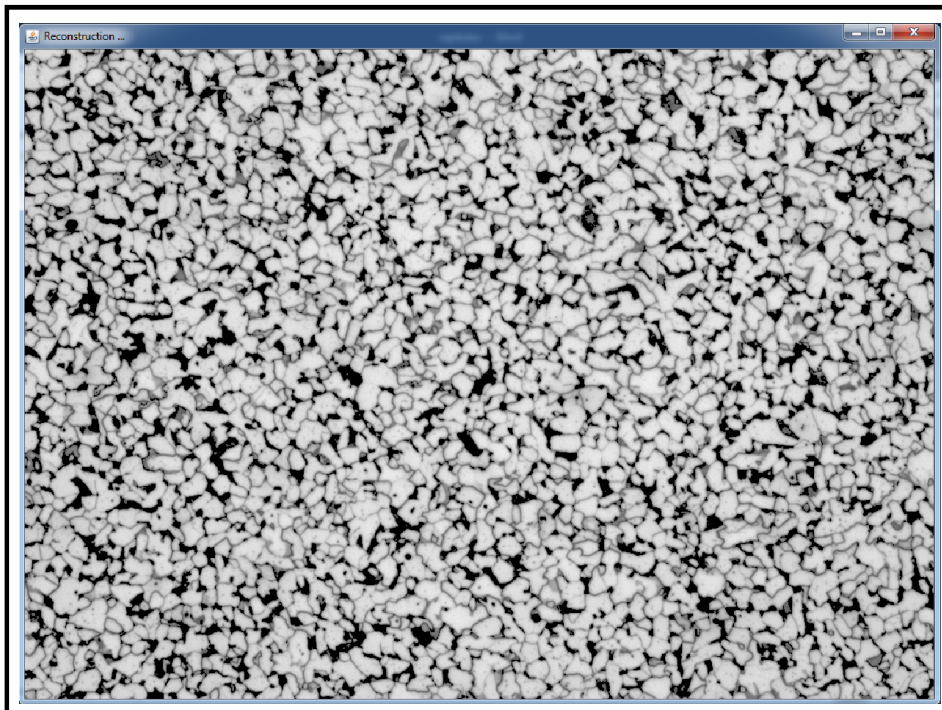


Figura 72 – Preenchimento das áreas pertencentes à segmentação da imagem, no DN 87.

Esta primeira fase, onde o limite final foi sugerido pelo método e validado pelo técnico está relacionado ao fundo do objeto, em cor preta (Figura 72). Esta validação acontece no momento em que o técnico clica no botão OK, significando que o mesmo reconhece o limite indicado pelo método como sendo o limite final da fase, dando início a identificação da próxima fase presente na imagem.

7.4.6 RESULTADO FINAL DA SEGMENTAÇÃO DA IMAGEM

Após a seleção da segunda fase, que compreende a faixa de 87 a 255, o *plugin* reconstruiu a imagem inicial, apresentando o seguinte resultado (Figura 73).

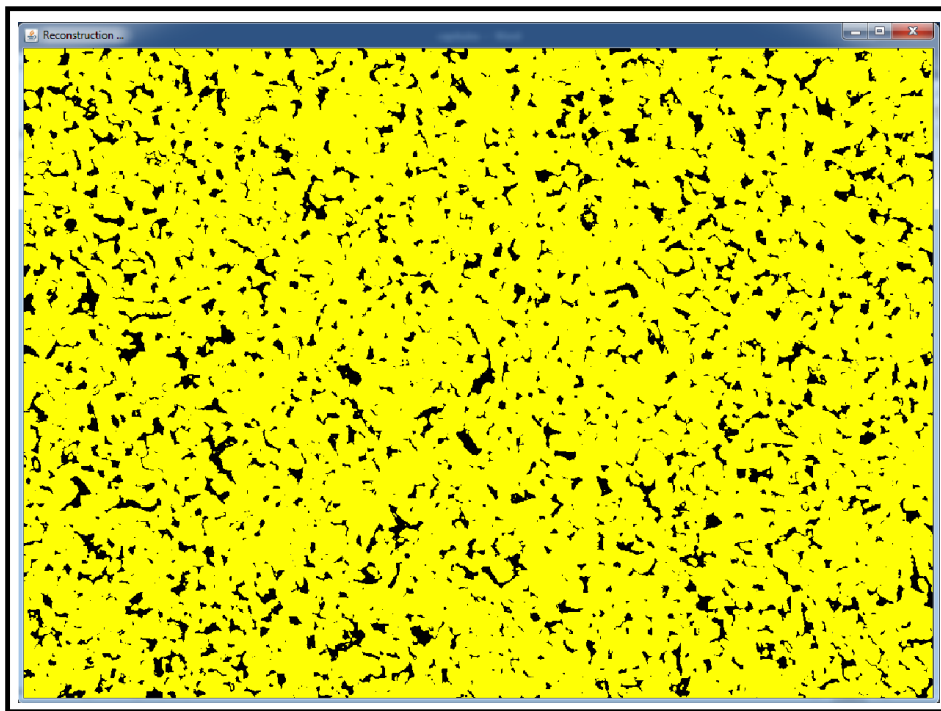


Figura 73 – Reconstrução da imagem final, baseado na segmentação da imagem realizada

Após a reconstrução da imagem, baseado na segmentação realizada pelo usuário, o método realiza o processamento final das informações, gerando as seguintes janelas:

- Distribuição espacial dos pixels, por fase, da imagem analisada (Figura 74(a) e 74(b));
- Distribuição numérica dos pixels, por fase, da imagem analisada, contendo as informações: Fase, Média da Fase, Desvio Médio da Fase, Variância da Fase, Desvio Padrão da Fase, Coeficiente de Variação da Fase e Fração de Área da fase (Figura 75);
- Distribuição numérica dos pixels, de todas as fases, identificando a quantidade de pixels e a sua respectiva fração de área, por setor. Dados das imagens do início da pilha (Figura 76);

- Distribuição numérica dos pixels, de todas as fases, identificando a quantidade de pixels e a sua respectiva fração de área, por setor. Dados das imagens do fim da pilha (Figura 77);

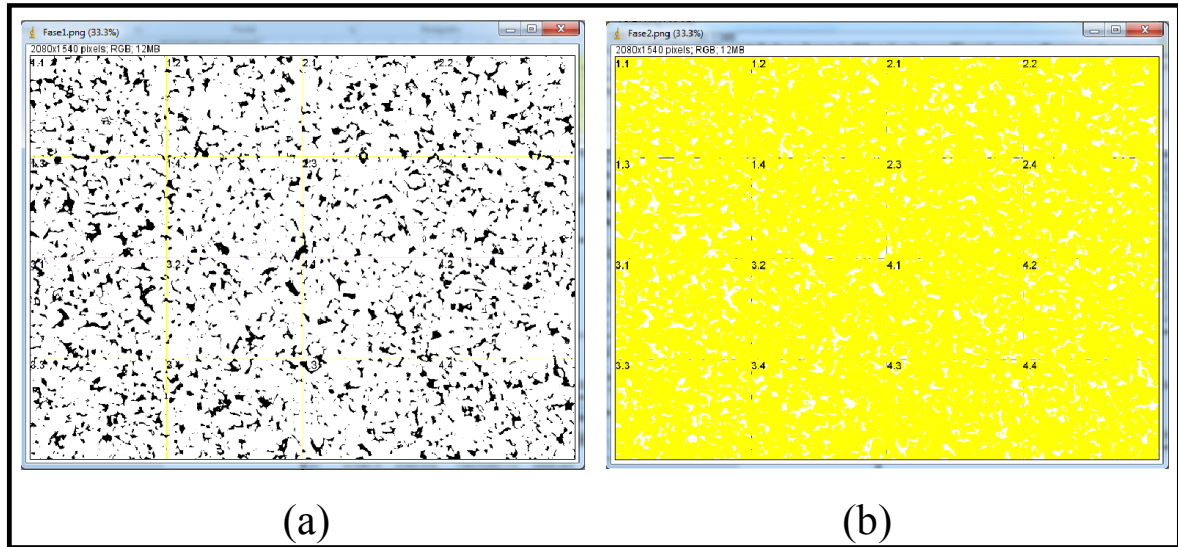


Figura 74 – Distribuição espacial dos pixels em cada uma das fases apontadas pelo *plugin*.

Figure 75 is a screenshot of a software window titled 'Resultado final da homogeneidade das fases'. The window contains a table with the following data:

Fase	Média	Desvio Médio	Variância	Desvio Padrão	Coef. Variação	Fração Área(%)
1	391571.3	23508.361	807197058.530	28411.214	0.073	12.224
2	2811592.0	23550.699	810233599.058	28464.603	0.010	87.774

Figura 75 – Análise final do índice de homogeneidade do material.

Imagem	Fase	Início	Fim	Quantidade Total	Área (%)	Sector 1.1 (%)	Sector 1.2 (%)	Sector 1.3 (%)	Sector 1.4 (%)				
1	1	0	87	352546	11.01	23471	6.66	20795	5.90	27346	7.76	18131	5.14
1	2	88	255	2850654	88.99	176729	6.20	179405	6.29	172854	6.06	182069	6.39
2	1	0	87	346866	10.83	21342	6.15	18690	5.39	24231	6.99	23333	6.73
2	2	88	255	2856334	89.17	178858	6.26	181510	6.35	175969	6.16	176867	6.19
3	1	0	87	355955	11.11	19980	5.61	20765	5.83	21306	5.99	18427	5.18
3	2	88	255	2847245	88.89	180220	6.33	179435	6.30	178894	6.28	181773	6.38
4	1	0	87	378732	11.82	25254	6.67	28603	7.55	21272	5.62	19201	5.07
4	2	88	255	2824468	88.18	174946	6.19	171597	6.08	178928	6.33	180999	6.41
5	1	0	87	408964	12.77	20889	5.11	23123	5.65	24421	5.97	23300	5.70
5	2	88	255	2794236	87.23	179311	6.42	177077	6.34	175779	6.29	176900	6.33
6	1	0	87	445283	13.90	29531	6.63	27471	6.17	22868	5.14	23362	5.25
6	2	88	255	2757917	86.10	170669	6.19	172729	6.26	177332	6.43	176838	6.41
7	1	0	87	440124	13.74	28803	6.09	24288	5.52	27389	6.22	23457	5.33
7	2	88	255	2761896	86.22	173397	6.28	175912	6.37	172811	6.26	176743	6.40
8	1	0	87	438344	13.68	22562	5.15	31142	7.10	23836	5.44	25363	5.79
8	2	88	255	2764707	86.31	177638	6.43	168909	6.11	176364	6.38	174837	6.32

Figura 76 – Dados de cada uma das imagens, baseados na segmentação realizada (início da pilha).

Imagem	Fase	Início	Fim	Quantidade Total	Área (%)	Sector 1.1 (%)	Sector 1.2 (%)	Sector 1.3 (%)	Sector 1.4 (%)				
93	1	0	87	357107	11.15	24025	6.73	25274	7.08	20362	5.70	22959	6.43
93	2	88	255	2846093	88.85	176175	6.19	174926	6.15	179838	6.32	177241	6.23
94	1	0	87	384751	12.01	25745	6.69	27144	7.05	22982	5.97	24247	6.30
94	2	88	255	2818449	87.99	174452	6.19	173056	6.14	177218	6.29	175953	6.24
95	1	0	87	369498	11.54	25665	6.95	21316	5.77	24320	6.58	21217	5.74
95	2	88	255	2833702	88.46	174535	6.16	178884	6.31	175880	6.21	178983	6.32
96	1	0	87	387863	12.11	22857	5.89	23482	6.05	24190	6.24	27354	7.05
96	2	88	255	2815337	87.89	177343	6.30	176718	6.28	176010	6.25	172846	6.14
97	1	0	87	395173	12.34	27207	6.88	25921	6.56	22266	5.63	22619	5.72
97	2	88	255	2808027	87.66	172993	6.16	174279	6.21	177934	6.34	177581	6.32
98	1	0	87	377717	11.79	22426	5.94	19187	5.08	23934	6.34	23378	6.19
98	2	88	255	2825483	88.21	177774	6.29	181013	6.41	176266	6.24	176822	6.26
99	1	0	87	369665	11.51	22491	6.10	23804	6.46	24497	6.64	19662	5.33
99	2	88	255	2834535	88.49	177709	6.27	176396	6.22	175703	6.20	180538	6.37
100	1	0	87	360256	11.25	20153	5.59	21670	6.02	25719	7.14	23006	6.39
100	2	88	255	2842944	88.75	180047	6.33	178530	6.28	174481	6.14	177194	6.23

Figura 77 – Dados de cada uma das imagens, baseado na segmentação realizada (fim da pilha).

7.4.7 RESULTADO DA ANÁLISE

Observa-se na Figura 76 apresentada anteriormente que, após o processamento da amostra, pode-se encontrar os seguintes dados:

Tabela 4 – Resultado da análise da homogeneidade das frações de área.

	Fase 1	Fase 2
Média	391571,3	2811592,0
Desvio Médio	23508,361	23550,699
Variância	807197058,530	810233599,508
Desvio Padrão	28411,214	28464,603
Coef. Variação	0,073	0,010
Fração de Área	12,224	87,774

Os valores apresentados na média, para cada uma das fases, parecem ser bem discrepantes. No entanto, o Desvio Padrão calculado da série de imagens da pilha mostra-se próximos em ambas as fases, permitindo concluir que a amostra analisada é homogênea, mostrando que a dispersão dos valores observados é baixa.

A afirmação baseia-se no valor apresentado para o coeficiente de variação, pois, para cada uma das fases identificadas, este valor está abaixo dos 10%, o que corresponde a uma baixa dispersão dos dados, segundo Pimentel (1985), com uma precisão ótima, segundo Ferreira (1991).

Quanto menor o valor do coeficiente de variação, mais os dados estão concentrados em torno da média das frações de áreas das fases de cada uma das imagens que compõem a pilha de imagem, ou seja, as frações de áreas das fases de cada uma das imagens analisadas são consideradas homogêneas.

7.5 COMPARAÇÃO DO MÉTODO PROPOSTO COM OS DEMAIS MÉTODOS EXISTENTES E DISPONÍVEIS NO IMAGEJ

A Tabela 5 abaixo apresenta os resultados do processamento de 3 imagens, submetidas a diferentes métodos de segmentação de imagens. Estes resultados mostram que a mesma imagem pode obter valores de limites de fases totalmente diferentes, para os diferentes algoritmos de limiarização (*threshold*) implementados no ImageJ..

Tabela 5 – Comparativo entre os métodos de segmentação utilizados no software ImageJ

Método	Foto-0921.tif	Foto-0928.tif	MD-Experiment-0001_p001.tif
Polyphase Material Analysis	97	66	89
Default	104	81	149
Huang	81	63	168
Intermodes	96	72	150
IsoData	103	81	149
IJ IsoData	104	81	149
Li	82	65	139
MaxEntropy	137	106	139
Mean	109	84	171
MinError	62	38	Não executou
Minimum	98	68	94
Moments	124	95	148
Otsu	103	81	149
Percentile	129	89	191
RenyiEntropy	134	106	144
Shanbhag	147	107	124
Triangle	54	46	165
Yen	141	107	149

Fonte: do próprio autor.

O algoritmo que levou a valores mais próximos do método proposto nesta pesquisa foi o Minimum.

Observando os procedimentos adotados em todos os casos dos métodos apresentados, o que se percebe é a similaridade da identificação das fases, baseando-se apenas na percepção visual do técnico na varredura da superfície do histograma e do preenchimento dos pixels na imagem em questão.

São descritos abaixo, de forma sucinta, os algoritmos acima citados bem como os resultados de seu processamento para as 3 imagens citadas na pesquisa (duas fases em imagem simples, duas fases em pilha de imagens e três fases)

- **Default:** Este é o método original de limiar automático disponível no ImageJ, baseado no algoritmo IsoData, descrito abaixo mais abaixo (IMAGEJ, 2010).
- **Huang:** O método implementa o limiar difuso de Huang usando a função de entropia. A medida da lógica *Fuzzy* representa a diferença entre a imagem original e sua versão

binária. De acordo com o método, para um determinado nível de limiar, é definida uma função de associação difusa para um *pixel*, a partir da diferença absoluta entre o nível de cinza dos *pixels* e o nível médio de cinza da região a que pertence, com uma diferença maior que leva a um menor valor de associação (HUANG, WANG, 1995; SHARKEY, BEARE, 2012).

- **Intermodes:** A proposta apresentada pelo método é que o histograma seja suavizado iterativamente até que apenas dois picos permaneçam. Para tanto, é utilizado o método UseIntermodeOff (método presente no Intermodes), que identifica dois valores. O primeiro é o valor do limiar, sendo que este é definido pelo ponto médio entre dois picos; o segundo valor é a definição do ponto mínimo existente entre os picos. De acordo com os autores, o método não se comporta muito bem para histogramas com picos muito desiguais (PREWITT, MENDELSON, 1966; SHARKEY, BEARE, 2012).
- **IsoData:** O método propõe a média de pixels abaixo e acima do limiar inicial. O limite está definido para a média dos dois. As médias desses dois valores são computadas, o limite é incrementado e o processo é repetido até que o limite seja maior que a média composta (RIDLER, CALVARD, 1978; SHARKEY, BEARE, 2012).
- **Li:** O método implementa o mínimo de entropia cruzada proposto por LI, LEE (1993) e LI e TAM (1998) que seleciona um limiar que minimiza a entropia cruzada entre imagens originais e limiares (SHARKEY, BEARE, 2012).
- **MaxEntropy:** Método implementado para escolher um limiar de modo que as entropias das distribuições acima e abaixo deste sejam maximizadas. Segundo os autores, esta é uma das várias abordagens baseadas em entropia. Este método é considerado estável pois não é influenciado por pequenas variações. Ainda segundo os autores, é de fácil implementação (KAPUR, SAHOO e WONG, 1985; SHARKEY, BEARE, 2012).
- **Mean:** Este método utiliza a média dos níveis de cinza como limite. É usado por alguns outros métodos como um primeiro limite de suposição. No artigo apresentado por Glasbey (1993), foram analisados onze algoritmos de limiar global baseados em histogramas. As relações entre eles foram realizadas e identificadas a partir de 654 combinações de duas distribuições gaussianas, além de efeitos de pixels mistos. Glasbey (1993) aponta que o algoritmo de erro mínimo de KITTLER E ILLINGWORTH (1986) é o melhor (GLASBEY, 1993).
- **MinError:** Método que pode ser aplicado na seleção de múltiplas fases, propõe otimizar a classificação média de pixels. Segundo os autores Kittler e Illingworth (1986), o

algoritmo de seleção de limiar é muito rápido, mas o usuário deve estar ciente de várias inconsistências que podem ocorrer e que poderiam resultar na definição de um limiar sem sentido. Os autores destacam ainda que uma estratégia adequada deve ser adotada para contornar tais inconsistências. Por exemplo, o algoritmo pode convergir para o limite do alcance do nível de cinza. A convergência para um mínimo interno calculado pelo método não garante que este seja um mínimo exclusivo e, portanto, não garante que este ponto é o limite correto. A estratégia geral é executar a seleção do limite a partir de vários limiares iniciais e então comparar tais resultados (KITTLER, ILLINGWORTH, 1986).

- **Minimum:** Primeira publicação em 1966 em periódicos na área de Medicina e desenvolvido para o ambiente MATLAB, o método Minimum propõe o reconhecimento de histogramas bimodais. A proposta é suavizar iterativamente, usando uma média de execução do tamanho 3, até que existam apenas dois máximos locais. Entretanto, os autores Prewitt e Mendelsohn (1966) apontam que o método não se comporta muito bem quando as imagens que apresentam picos extremamente desiguais, ou um vale amplo e flutuante (PREWITT e MENDELSON, 1966).
- **Moments:** O método apresenta uma abordagem para a seleção automática de limiar usando o princípio de preservação da imagem. Os valores de limiar são calculados para preservar a imagem de entrada na imagem de saída. Os resultados apontam que a abordagem pode ser empregada para limitar uma determinada imagem em classes significativas de nível de cinza (TSAI, 1985; SHARKEY, BEARE, 2012).
- **Otsu:** O método apresenta uma proposta onde é selecionado o limite ideal para as fases, por critérios identificados como “discriminantes”. O método maximiza a identificação das classes em níveis de cinza (OTSU, 1979).
- **Percentile:** Método que apresenta algumas propostas para o reconhecimento de padrões bidimensionais, nas quais são discutidas as informações de tamanho e posição. A proposta indica, para alguns casos, que as operações podem ser realizadas de maneira simplificada. O método apresenta também uma proposta de detecção de linhas (DOYLE, 1962).
- **RenyiEntropy:** Método de seleção de limiar automático para segmentação de imagens, usando a “aparente desordem” do histograma. Apresenta também a possibilidade de utilização do método proposto em um contexto que o autor denomina de “múltiplos estágios” (KAPUR, SAHOO, WONG, 1985).

- **Shanbhag:** O algoritmo baseia-se em uma proposta de trabalho onde é observada a entropia para limiares de imagens. Consiste em uma melhoria realizada em um algoritmo proposto por KAPUR, SAHOO, e WONG (1985), que visualiza a imagem como um composto de dois conjuntos difusos correspondentes às duas classes (DN), com o coeficiente que é associado a cada nível de cinza, em função da frequência que ocorrem, bem como a distância do limite intermediário selecionado. Os autores destacam as vantagens advindas da utilização do algoritmo proposto (SHANBHAG, 1994; SHARKEY, BEARE, 2012).
- **Triangle:** Este método identifica o pico máximo, próximo à extremidade do histograma e localiza a outra extremidade. Tal método, segundo os autores, causa um problema caso haja ausência de informações sobre o tipo de imagem a ser processada, ou quando o pico máximo não está próximo de um dos extremos do histograma, significando que existem duas possíveis regiões de limiar entre o máximo e os extremos (ZACK, ROGERS, 1977).
- **Método Yen:** O método baseia-se em dois fatores: a) discrepância entre as imagens original e resultante e; b) o número de bits necessários para representar a imagem resultante. Segundo os autores, as análises computacionais indicam que o número de operações matemáticas necessárias na implementação é inferior ao do critério de entropia máxima (YEN, CHANG, CHANG, 1995; SEZGIN, SANKUR, 2004).

Para a verificação dos métodos descritos acima aplicou-se as mesmas imagens reais utilizadas na análise do método proposto.

Pode-se observar na Figura 78, 79 e 80 a seguir que os métodos tratam da mesma forma as figuras com diferentes características (bifásica, bifásica no formato de pilha de imagem e polifásica):

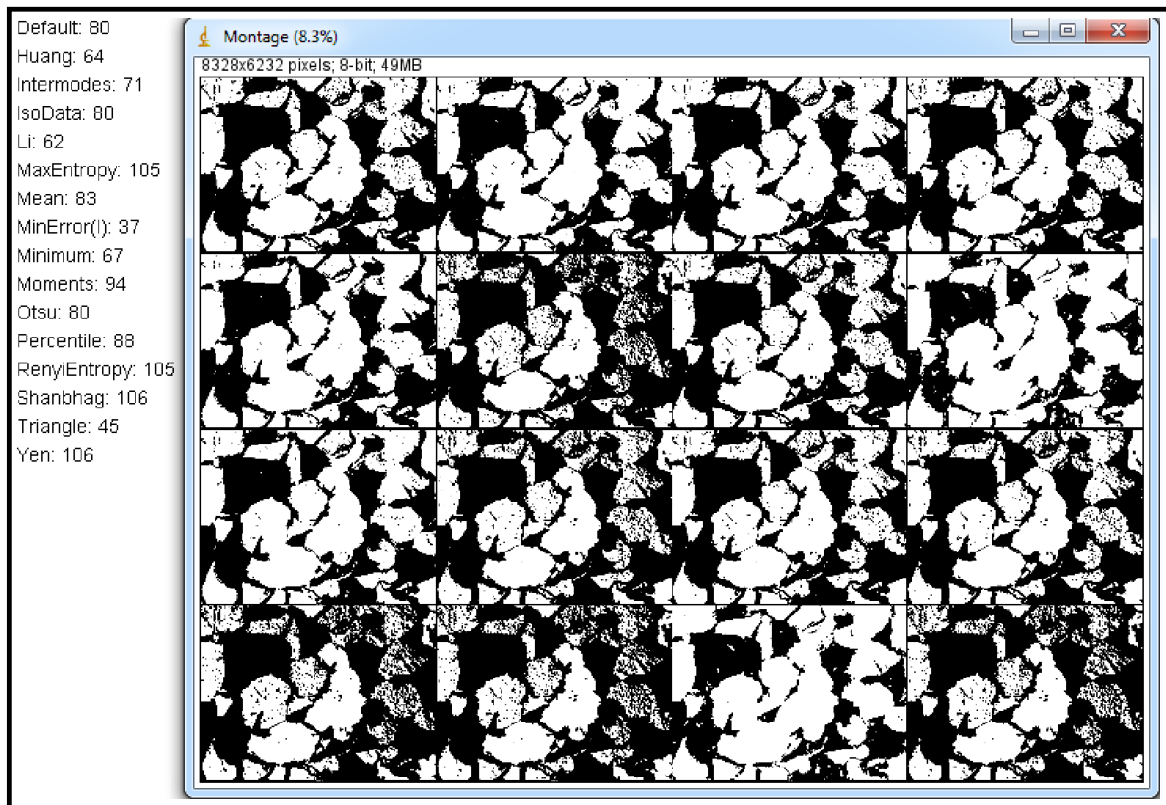


Figura 78 – Imagem de duas fases submetida ao processamento dos algoritmos do ImageJ

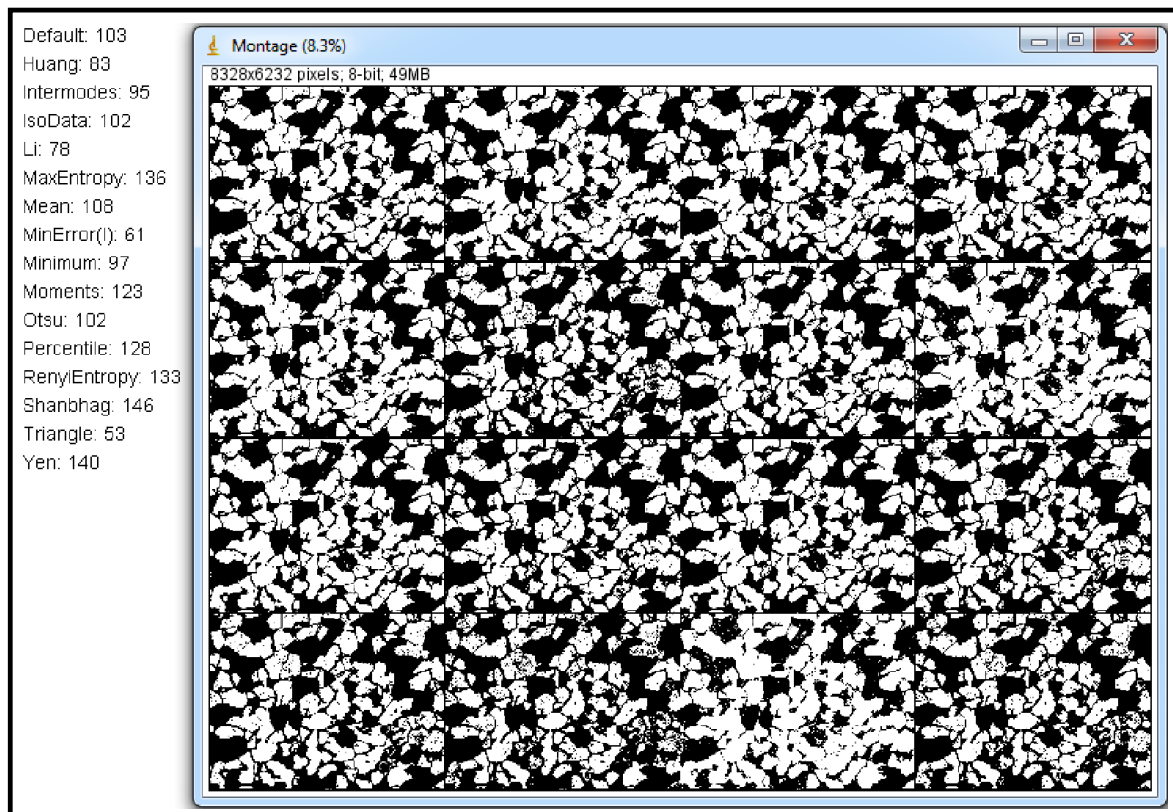


Figura 79 – Imagem de três fases submetida ao processamento dos algoritmos do ImageJ

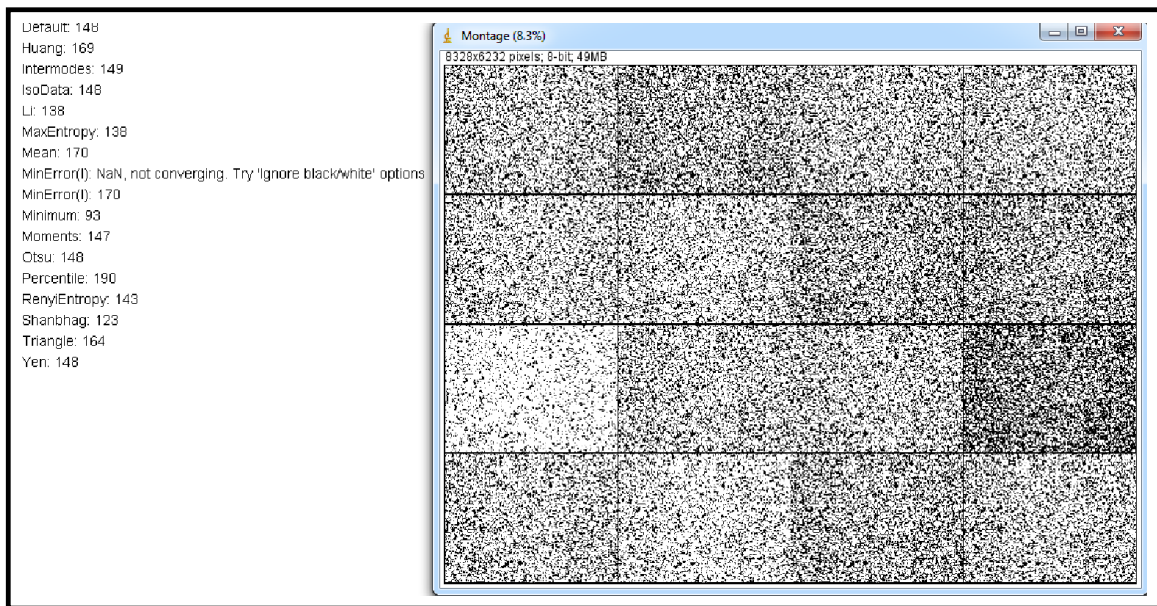


Figura 80 – Pilha de imagens, com duas fases, submetida ao processamento dos algoritmos do ImageJ

Pode-se observar, a partir da síntese dos métodos apresentados que:

- São métodos cuja proposta foi fundamentada em um período com poucos recursos tecnológicos de processamento de imagens digitais, ou seja, que podem ser melhor exploradas;
- Independentemente da quantidade de fases presentes, os algoritmos consideram as imagens, com características diferentes (número de fases presentes na imagem da amostra ou o número de imagens que compõem a pilha, como sendo uma só;
- Não há a interação do técnico no processo da análise das imagens, exceto no caso da escolha dos métodos aos quais quer submeter a imagem para análise;
- Conforme apontam alguns autores, como por exemplo Dias (2008) e Antunes (1996), as análises que utilizam o histograma como recurso para definir as fases presentes numa imagem são úteis, mas ao mesmo tempo são também totalmente sensíveis a características presentes na imagem. Por exemplo, efeitos de correção aplicados nas imagens podem gerar saídas inesperadas nos métodos descritos acima, apresentando regiões que não estavam sendo esperadas;
- Há a ausência de maiores informações que possam embasar a escolha do método mais adequado;

CONCLUSÕES

Com base em conceitos envolvendo a área de Estatística, a presente pesquisa teve como objetivo desenvolver e validar um método semiautomático para caracterização da homogeneidade da distribuição das frações de áreas de materiais polifásicos por processamento digital de imagens, a partir da variabilidade dos dados, de maneira a ser uma ferramenta significativa para pesquisadores e técnicos que trabalham com análise de imagens digitais, utilizando dados estatísticos e informações visuais para a tomada de decisão quando da determinação da segmentação do histograma.

A partir das argumentações e resultados apresentados na pesquisa, pode-se concluir que:

- O *plugin* Polyphase Material Analysis apresentou-se como uma ferramenta significativa na segmentação multifase, na análise quantitativa e na determinação do índice de homogeneidade de materiais, oferecendo recursos que se adaptam às especificidades de uso para diferentes materiais.
- As janelas auxiliares, bem como os dados estatísticos apresentados sobre a distribuição dos pixels na imagem, permitem que o técnico utilize outros recursos para a segmentação, recursos estes que vão muito além daqueles utilizados atualmente e que se baseiam, em sua grande maioria, na subjetividade por parte daquele que analisa a imagem.
- As condições do processamento e do tratamento das imagens tem grande influência na qualidade dos resultados obtidos.
- As contribuições apresentadas são significativas perante as propostas existentes, pois realiza o tratamento das informações presentes na imagem de maneira que todas as decisões sejam tomadas baseadas em dados estatísticos e distribuições espaciais.
- Em função de toda a análise ocorrer em um único ambiente, basicamente em um único software, acredita-se que possibilidade de propagação de erros venha a se reduzir de maneira considerável.
- O uso de técnicas estatísticas, aliadas aos recursos visuais, constitui um recurso significativo para a análise, comparação e apresentação dos resultados obtidos.
- Permite a definição da homogeneidade do material, baseado nas definições das fases de uma imagem inicial e a aplicação dos parâmetros para todas as demais imagens, possibilitando a identificação das regiões, gerando análises como desvio padrão e coeficiente de variação da pilha de imagem.

- A proposta permite trabalhar com materiais que em sua composição possuam elementos com características discretas, ou seja, características que estão de maneira tal que os limites de suas fases não estejam tão explícitos em um histograma, sendo apenas, ou melhor, identificados por pontos de inflexão.

Os conhecimentos adquiridos nesta pesquisa, que envolve a análise e segmentação de imagens polifásicas, pode contribuir de maneira significativa para aqueles pesquisadores e técnicos que precisam trabalhar com a técnica de segmentação de imagens polifásicas e a verificação da homogeneidade dos materiais.

O método desenvolvido não se mostrou eficiente no que diz respeito a questão de imagens com problemas de foco. Imagens geradas com tais características mostraram que, quanto maior o desfoque da imagem, pior será para identificar os limites das fases presentes na mesma.

Como trabalhos futuros pretende-se:

- Criar imagens sintéticas melhor elaboradas e desenvolver extensões no método proposto de forma que possibilitem a simulação de falta de foco, bem como do desnivelamento de amostras, das ocorrências de sombras, de lâmpadas que se apresentem fora de centro do microfoco;
- Implementar a funcionalidade de identificar, de forma semiautomática, pontos mais baixos (inferiores) no histograma;
- Identificar nas demais imagens da pilha os pontos mínimos encontrados nas definições iniciais dos limites das fases pelo técnico. Desta forma, estes pontos mínimos poderiam variar de imagem para imagem da pilha. O método atual utiliza os DN definidos na primeira imagem como pontos de segmentação para todas as demais imagens da pilha.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ANTUNES, A. F. B. **Análise do uso do Processamento Digital de Imagens na Segmentação de Tipologias Vegetais da APA de Guaraqueçaba**. 1996. 120f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Florestal) – Universidade Federal do Paraná, UFP, Curitiba, 1996.

ALBUQUERQUE, V, H. C., CORTEZ, P. C., ALEXANDRIA, A. R. AGUIAR, W. M. **Sistema de segmentação de imagens para quantificação de microestruturas em metais utilizando redes neurais artificiais**. Revista Matéria, v. 12, n. 2, pp. 394 – 407, 2007. Disponível em: <http://www.materia.coppe.ufrj.br/sarra/artigos/artigo10671>

ALVARENGA, B. S., D'arco, E., Moreira, M. A., Rudorff, B. F. **Avaliação de técnicas de processamento digital de imagens para a estimativa de áreas de arroz irrigado: um estudo de caso no município de Santa Vitória do Palmar/RS Brummer Seda Alvarenga**. In Anais XII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto. Goiânia. Brasil. 16-21 abril. INPE. P. 3961-3966. 2005.

AUGUSTO, K. S. **Identificação Automática do Grau de Maturação de Pelotas de Minério de Ferro**. 2012. 183f. Dissertação (Mestrado em Engenharia de Materiais) – Pontifícia Universidade Católica, PUC, Rio de Janeiro, 2012.

ORÉFICE, R.L., MAGALHÃES, M. M., MANSUR, H. S., **Biomateriais: fundamentos e aplicações**. Rio de Janeiro: Cultura Médica; 2006. p.41-58.

CAMPOS, K. A. **Avaliação do comportamento de superfícies de fratura por fractais mistos em materiais de diferentes classes**. 2010. 133f. Tese (Doutorado em Engenharia Mecânica) – Universidade Estadual Paulista, Guaratinguetá, 2014.

CHENG. H. D., JIANG, X. H., SUN, Y., WANG, J. **Color image segmentation: advances and prospects, Pattern Recognition**. Volume 34, Issue 12, 2001, Pages 2259-2281, ISSN 0031-3203, [http://dx.doi.org/10.1016/S0031-3203\(00\)00149-7](http://dx.doi.org/10.1016/S0031-3203(00)00149-7).

DIAS, F. C. **Uso do software ImageJ para análise quantitativa de imagens de microestruturas de materiais**. 2008. 145f. Dissertação (Mestrado em Engenharia e Tecnologia Espaciais / Ciência e Tecnologia de Materiais e Sensores) Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2008.

DOYLE, W. **Operation useful for similarity-invariant pattern recognition**. Journal of the Association for Computing Machinery 9: 259-267. 1962.

EFFORD, N. ***Digital Image Processing - a Practical Introduction Using Java***. Addison-Wesley, 2000;

FERREIRA, P.V. **Estatística experimental aplicada à agronomia**. Maceió, EDUFAL, 1991. 440p.

GLASBEY, C. A. **An analysis of histogram-based thresholding algorithms**. CVGIP: Graphical Models and Image Processing 55: 532-537. 1993.

GONZALEZ, R. C., WOODS, R. E. **Processamento de imagens digitais**. São Paulo: Edgard Blucher, 2000. 509p.

GONZALEZ, R. C., WOODS, R. E. **Digital Image Processing**. 2ed Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 2002.

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

HUANG, L., WANG, M. J. **Image thresholding by minimizing the measures of fuzziness**. Pattern recognition, v. 28, n. 1, p. 41-51, 1995.

IGLESIAS, J. C. A. **Uma Metodologia para Caracterização de Sínter de Minério de Ferro: Microscopia Digital e Análise de Imagens**. 2008. 77f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Metalúrgia e de Materiais). Pontifícia Universidade Católica, PUC, Rio de Janeiro. 2008.

IMAGEJ - **Introduction**, disponível em: <<http://rsbweb.nih.gov/ij/docs/intro.html>>, acessado em 10/02/2016.

KAPUR, J. N., SAHOO, P. K., WONG, A. C. K. **A New Method for Gray-Level Picture Thresholding Using the Entropy of the Histogram**. Graphical Models and Image Processing 29(3): 273-285. 1985.

KAUPPINEN, H. **Development of a color machine vision method for wood surface inspection**. 1999. 133f. Dissertation (Master in Electrical of Engineering). University of Oulu, Oulu, 1999.

KITTLER, J., ILLINGWORTH, J. **Minimum error thresholding**. Pattern Recognition 19: 41-47. 1986.

LI, C. H. LEE, C. K. **Minimum Cross Entropy Thresholding**. Pattern Recognition 26(4): 617-625. 1993.

LI, C. H. TAM, P. K. S. **An Iterative Algorithm for Minimum Cross Entropy Thresholding**. Pattern Recognition Letters 18(8): 771-776. 1998.

LUZ, J. M. **Luminotécnica**. Disponível em: < <http://www.iar.unicamp.br/lab/luz/ld/Livros/Luminotecnica.pdf>>. Acesso em 01/07/2017.

MANSUR, H. S., PEREIRA, M., ORÉFICE, R. **Cap. 7 - Técnicas de Caracterização de Materiais**. In: Rodrigo Oréfice; Herman Mansur; Marivalda Pereira. (Org.). 2017.

NEWMAN, T. S., JAIN A. K. **A survey of automated visual inspection**. Computer Vision and Image Understanding, Orlando, n. 61, p. 231-262, 1995.

OTSU, N. **A threshold selection method from gray-level histograms**. IEEE Trans. Sys., Man., Cyber. 9: 62-66. 1979.

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

PEDRINI, H., SCHWARTZ, W. R. **Análise de imagens digitais**. São Paulo: Thomson Learning, 2008. 508 p.

PIMENTEL, F. G. **Curso de Estatística Experimental**. São Paulo: Nobel, 1985. 467 p.

PREWITT, J. M. S., MENDELSON, M. L. **The analysis of cell images**. Annals of the New York Academy of Sciences 128: 1035-1053. 1996.

QUEIROZ, C. J. **Análise de Transformações Geométricas para o Georreferenciamento de Imagens do Satélite CBERS-I**. 2003. 79f. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto). Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Porto Alegre. RS. 2003.

RALL, R. **Processamento de imagens digitais para detecção e quantificação de defeitos na madeira serrada de coníferas de reflorestamento de uso não estrutural**. 2010. 123f. Tese (Doutorado em Ciências Agrônomicas) – Universidade Estadual Paulista, UNESP, Botucatu. 2010.

REIS, E. A.; REIS, I. A. **Análise Descritiva de Dados - Tabelas e Gráficos**. (Relatório Técnico

RTE04/2001) Departamento de Estatística - ICEx – Universidade Federal de Minas Gerais. 2001.

RIDLER, T. W., CALVARD, S. **Picture thresholding using an iterative selection method.** IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics 8: 630-632. 1978

SANTOS, R. **Java Advanced Imaging: A Tutorial.** Revista de Informática Teórica e Aplicada, v. 11, p.93-123.

SILVA, A. M. **Curso Processamento digital de imagens de satélite.** Centro de Eventos da PUCRS - de 07 a 12 de outubro de 2001. Porto Alegre - RS. Disponível em www.cartografia.org.br. Acesso em: 03/01/2016.

SCURI, A. E. **Fundamentos da Imagem Digital.** Tecgraf / PUC, Rio de Janeiro. 2002.

SEZGIN, M., SANKUR, B. **Survey over Image Thresholding Techniques and Quantitative Performance Evaluation.** Journal of Electronic Imaging 13(1): 146-165. 1995.

SHANBHAG, A. G. **Utilization of information measure as a means of image thresholding.** Graph Models Image Process. (Academic Press, Inc.) 56 (5): 414--419, ISSN 1049-9652. 1994.

SHARKEY, K.; BEARE, R. **Histogram-based Thresholding.** ITK, The Source Issue 20. 2012

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

SRIDEVI, M., MALA, C. **A Survey on Monochrome Image Segmentation Methods.** Procedia Technology, Volume 6, 2012, Pages 548-555, ISSN 2212-0173, <http://dx.doi.org/10.1016/j.protcy.2012.10.066>.

TRIGO, T. **Equipamento fotográfico: teoria e prática.** São Paulo: Editora Senac, 2005. 260p.

TSAI, W. **Moment-preserving thresholding: a new approach.** Computer Vision, Graphics, and Image Processing 29: 377-393. 1985.

WEZKA, J. S.; NAGEL, R. N.; ROSENFELD, A. **A threshold selection technique.** IEEE Transactions on Computer, Los Alamitos, v. 12, p. 1322-1326, 1974.

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

YEN, J. C., CHANG, F. J., CHANG, S. **A New Criterion for Automatic Multilevel Thresholding.** IEEE Trans. on Image Processing 4 (3): 370-378, 1995.

ZACK, G. W., ROGERS, W. E., LATT, S. A. **Automatic measurement of sister chromatid exchange frequency.** J. Histochem. Cytochem. 25 (7): 1977.