
UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECÂNICA

**DESENVOLVIMENTO DAS TÉCNICAS DO GRÁFICO DA LINHA MEDIANA
E DA BINARIZAÇÃO POR REGIÕES CONEXAS APLICADAS À
CARACTERIZAÇÃO GEOMÉTRICA DE MEIOS POROSOS.**

**DISSERTAÇÃO SUBMETIDA À UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE MESTRE EM CIÊNCIAS E ENGENHARIA**

Romeu André PIERITZ

FLORIANÓPOLIS, JULHO DE 1994

**DESENVOLVIMENTO DAS TÉCNICAS DO GRÁFICO DA LINHA MEDIANA
E DA BINARIZAÇÃO POR REGIÕES CONEXAS APLICADAS À
CARACTERIZAÇÃO GEOMÉTRICA DE MEIOS POROSOS.**

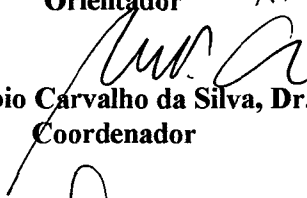
ROMEU ANDRÉ PIERITZ

**ESTA DISSERTAÇÃO FOI JULGADA ADEQUADA PARA A OBTENÇÃO DO TÍTULO DE
MESTRE EM CIÊNCIAS E ENGENHARIA**

**ESPECIALIDADE ENGENHARIA MECÂNICA E APROVADA EM SUA FORMA FINAL
PELO PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECÂNICA**



**Prof. Paulo César Philippi, Dr. Ing.
Orientador**



**Prof. Antônio Fábio Carvalho da Silva, Dr. Eng. Mec.
Coordenador**

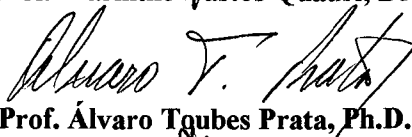


BANCA EXAMINADORA:

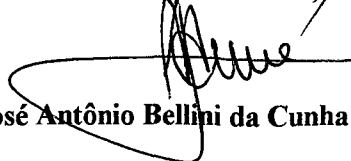
**Prof. Paulo César Philippi, Dr. Ing.
Presidente**



Prof. Marinho Bastos Quadri, Dr.



Prof. Álvaro Toubes Prata, Ph.D.



Prof. José Antônio Bellini da Cunha Neto, Dr.

**Para vivermos o FUTURO, não nos basta esperá-lo,
devemos nos preparar para ele.**

(Autor desconhecido)

**A DENISE MARA S. PIERITZ, minha esposa
pelo apoio e dedicação.**

AGRADECIMENTOS

Ao Mestre e amigo Paulo César Philippi, por ter acreditado neste trabalho, pelo apoio sempre presente e por ser o grande professor que é.

Ao grande amigo Clóvis Raimundo Maliska Júnior - o "COI", pelo ajuda sempre presente e constante, empolgando o aprendizado da computação gráfica científica em sistemas de grande porte, sem a qual este trabalho não teria sido possível.

Aos meus pais, pelo incentivo e apoio à carreira acadêmica.

Aos amigos Orlando José Tobias e Flávio Soares, colegas do departamento de Engenharia Elétrica desta instituição, pelo apoio e colaboração na elaboração e estudo dos processos de binarização de imagens.

Ao Professor Vicente de Paulo Nicolau, pelo incentivo dado no começo de minha vida acadêmico-científica, junto ao grupo LMPT-SITERPA.

Ao Professor José Bellini da Cunha Neto, por todo apoio dado durante o desenvolvimento deste trabalho, gerando discussões sempre muito importantes.

Aos amigos do LMPT-SITERPA, em especial ao Celso, Fábio, Diego, Gilberto, Paulo e Ricardo, pelos ricos e divertidos momentos de convívio.

Ao colega mestrando Marcos Livramento, pelo ajuda e suporte computacional.

Ao Laboratório SINMEC do Departamento de Engenharia Mecânica da UFSC, na pessoa do Professor Clóvis Raimundo Maliska, pelo suporte computacional oferecido.

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS	V
SIMBOLOGIA	XIX
RESUMO	XXIII
ABSTRACT	XXV
INTRODUÇÃO	1

1- TÉCNICAS DE ANÁLISE DE IMAGENS

1.1- Imagem Digital	9
1.1- Binarização	10
1.3- Caracterização Geométrica	13
1.3.1- Reconhecimento de Padrões	14
1.3.2- Morfologia Matemática	14
1.3.3- Granulometria - Operação de Abertura	16
1.3.4- Distribuição de Gargantas	18
1.3.5- Limitações da Operação de Abertura	19
1.3.6- Técnica do Gráfico da Linha Mediana	20
1.3.7- Desenvolvimento da Técnica Gráfica	22

2- CONCEITOS BÁSICOS DA GEOMETRIA DISCRETA

2.1- Distância Discreta	25
2.2- Imagem de Distâncias	27
2.3- Distância de Chanfro	28
2.4- Bolas	31
2.5- Geometrias Geradoras	32

2.6- Erros	33
-------------------	-----------

3- BINARIZAÇÃO POR REGIÕES CONEXAS

3.1- Considerações Básicas	37
3.2- Detecção da Borda	42
3.2.1- Filtro Laplaciano Não-Linear	43
3.2.2- Detector de Passagem-zero	46
3.2.3- Reforçador de Borda	48
3.2.4- Operador de Threshold	49
3.3- Rotulagem	52
3.4- Processo de Binarização	53
3.3.1- Binarização da Borda	54
3.3.2- Binarização dos Objetos Conexos	54
3.3.3- Controle	57
3.5- Imagem Binária	58
3.6- Resultados	58
3.7- Comparação de Resultados	64

4- GRÁFICO DA LINHA MEDIANA

4.1- Conceitos	67
4.2- Eixo Mediano	69
4.3- Linha Mediana	73
4.4- Representação Gráfica da Linha Mediana	75
4.4.1- Nós	76
4.4.2- Arcos entre Nós	80
4.4.3- Arcos	81
4.4.4- Classificação	82

4.4.5- Segmentação da Imagem Binária	83
4.5- Rotinas de Controle	85
4.7- Comparação de Resultados	87
5- MODELOS MORFO-TOPOLÓGICOS DA ESTRUTURA POROSA	
5.1- Função Distribuição de Poros	91
5.2- Sítios e Ligações com Volume	96
5.3- Sítios com Volume e Ligações sem Volume	100
5.4- Função Número de Coordenação	105
5.5- Análise da Areia de Fontainebleau	107
5.6- Comparação de Métodos	111
6- ANÁLISE DA ARGAMASSA DE CAL E CIMENTO	
6.1- Obtenção das Micrografias	
6.1.1- Confeção das Amostras	118
6.1.2- Preparação das amostras para a Microscopia e Modo de Operação do MEV	118
6.1.3- Observações Qualitativas das Micrografias da Argamassa	119
6.2- Binarização das Micrografias	123
6.3- Aplicação da Técnica do Gráfico da Linha Mediana	126
6.4- Funções Distribuição	128
6.5- Função Número de Coordenação	133
6.6- Comparação de Métodos - Discussão dos Resultados	135
7- CONCLUSÕES E SUGESTÕES	140
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	

APÊNDICES

A- Diagrama de Blocos do Algoritmo de Binarização por Regiões Conexas

B- Diagrama de Blocos do Algoritmo do Gráfico da Linha Mediana

C- Características Computacionais do Algoritmo

D- Metodologia de Visualização Tridimensional de Superfícies

LISTA DE FIGURAS

Figura 1.2.1.	Caracterização de uma operação de "threshold" sobre um histograma de níveis de cinza.	11
Figura 1.2.2.	A impossibilidade de uma binarização bi-modal em uma superfície com afastamento da representação "plana".	12
Figura 1.2.3.	O método de detecção de borda para a binarização de imagens.	12
Figura 1.3.1.1.	Idealização do processo de reconhecimento de padrões.	14
Figura 1.3.2.1.	Ilustração da operação de erosão.	15
Figura 1.3.2.2.	Ilustração da operação de dilatação.	16
Figura 1.3.4.1.	Os estreitamentos (gargantas) entre protuberancias nos objetos	18
Figura 1.3.4.2.	Erosões sucessivas, determinando a existência de uma garganta.	19
Figura 1.3.5.1.	Esquema para uma tradução gráfica (simplificada) do resultado para a operação de abertura (distribuição acumulada de poros).	20
Figura 1.3.6.1.	Esqueletos (denominados linha mediana) de imagens binária.	20
Figura 1.3.6.2.	Representação dos elementos contidos em um objeto a partir do Gráfico da Linha Mediana.	21
Figura 1.3.7.1.	A geração de linhas de decoalêscencia entre elementos.	22

Figura 2.1.1.	Discretização (ou digitalização) de uma imagem em uma malha quadrada (monitor de computador).	25
Figura 2.1.2.	Quatro vizinhanças e oito vizinhanças.	25
Figura 2.1.3.	Diferentes configurações para uma mesma reta em função da relação de vizinhos.	26
Figura 2.2.1.	Representação de objetos de uma imagem.	27
Figura 2.2.2.	Imagem de distância ao fundo com d_4 a esquerda e com d_8 à direita (para um mesmo objeto) (Montanvert, 1987).	27
Figura 2.3.1.	Ponderações locais (Thiel, 1991).	28
Figura 2.3.2.	Máscaras de chanfro d_4 , d_8 , d_{3-4} e d_{5-7-11} (centrada em O).	29
Figura 2.3.3.	Cálculo da distância de chanfro entre dois pontos P e Q (Thiel, 1991).	29
Figura 2.3.4.	Decomposição de um máscara em duas (para d_{3-4}).	30
Figura 2.3.5.	Imagem de distância ao fundo com chanfro 3-4, em duas varreduras sequenciais (Thiel, 1991).	30
Figura 2.4.1.	Bolas de chanfro 3-4 com $R=1$ e $R=2$ (família de bolas de mesmo raio).	31
Figura 2.5.1.	Conjunto de discos que formam um objeto em uma imagem de distância ao fundo (chanfro 3-4).	32
Figura 2.5.2.	Centros de discos que constroem a imagem do objeto da figura 2.5.1.	32
Figura 2.5.3.	Os dois tipos de discos que constroem a imagem da figura 2.5.1.	33

Figura 2.6.1.	Os erros associados a aproximação a distância Euclidiana para as máscaras de chanfro.	34
Figura 2.6.2.	As diferentes configurações espaciais para a representação da circunferência em função da máscara utilizada.	34
Figura 2.6.3.	A influência da métrica na obtenção da distribuição de poros. Extraído de Laurent, Moschetto e Montanvert (1993).	35
Figura 3.1.1.	O nível de cinza em relação a altura do ponto.	38
Figura 3.1.2.	Uma abstração para a binarização - um corte transversal na imagem	38
Figura 3.1.3.	Afastamento da superfície da representação plana.	39
Figura 3.1.4.	Os três elementos que se destacam na geometria.	40
Figura 3.1.5.	A função gradiente de níveis de cinza $G(I(x))$ entre dois pontos SS e SI.	40
Figura 3.1.6.	Aplicação de um filtro laplaciano $L(I(x))$, sobre a imagem de uma borda.	41
Figura 3.2.1.	Fluxograma da abordagem de detecção de borda.	43
Figura 3.2.1.	Representação gráfica do filtro Laplaciano não-linear, obtendo-se um maior número de pontos pertencentes a borda.	44
Figura 3.2.1.	Elemento estruturante $d_n(x,y)$ utilizada pelo autor, para a implementação dos filtros para as equações 3.2.1.4 e 5.	45
Figura 3.2.1.2.	Para o segmento de uma imagem em tons de cinza $I(x,y)$ em "a", obtem-se a imagem resultante $LNL(x,y)$ em "b", para o operador FLNL.	46

Figura 3.2.2.1.	A aplicação do detector de passagem-zero, sobre a imagem $LNL(x,y)$ da figura 3.2.1.2.b.	47
Figura 3.2.2.2.	As quatro configurações possíveis para a geração de elementos de conexão no objeto borda descontínuo.	48
Figura 3.2.3.1.	Diagrama mostrando a relação entre os gradiente máximo e o mínimo com a região de passagem-zero.	48
Figura 3.2.3.2.	A aplicação do reforçador de bordas para a imagem da figura 3.2.1.2.b, obtendo-se a imagem $LNL(x,y)$.	49
Figura 3.2.4.1.	Requantificação da imagem $LNL(x,y)$ da figura 3.2.3.2.	50
Figura 3.2.4.2.	Histograma da imagem requantificada apresentada na figura 3.2.4.1	50
Figura 3.2.4.3.	O uso do operador de threshold (frequência de corte igual a 20) sobre o segmento de imagem da figura 3.2.4.1, gerando-se a matriz imagem da borda $B(x,y)$.	51
Figura 3.3.1.	Esquema de vizinhanças para a execução do algoritmo de Kopelman et alli (1976).	52
Figura 3.3.2.	Exemplo da aplicação do algoritmo de rotulagem em uma imagem onde os pontos iguais a zero representam pontos pertencentes a borda. Ao final, todos os pontos de rótulo igual a 2, passam a 1 ($T\{2\} \Rightarrow 1$).	52
Figura 3.4.2.1.	Os problemas oriundos da variação do relevo na fase sólido, quando da conservação de informações topológicas.	55
Figura 3.4.2.2.	Os problemas oriundos da variação do relevo na fase porosa, quando da conservação de informações topológicas.	55

Figura 3.4.3.1.	Ruptura de uma borda gerando a sobrestimação de uma fase.	57
Figura 3.5.1.	Fluxograma da Técnica de Binarização por Regiões Conexas.	58
Figura 3.6.1.	Imagem da argamassa de cal e cimento com um aumento de 6400X, obtida por microscopia eletrônica de varredura.	59
Figura 3.6.2.	Histograma de níveis de cinza para a figura 3.6.1.	60
Figura 3.6.3.	Imagem da borda (em vermelho) segmentando a imagem em bordas e objetos conexos.	60
Figura 3.6.4.	Histograma de valores requantificados dos elementos pertencentes a borda (discutido na secção 3.2.4)	61
Figura 3.6.5.	Histograma de níveis de cinza dos elementos pertencentes a borda.	61
Figura 3.6.6.	Histograma de um objeto (elemento 106) que apresenta uma inclinação pronunciada em sua superfície.	62
Figura 3.6.7.	Histograma de um poro (elemento 190) que apresenta uma protuberancia em seu interior.	63
Figura 3.6.8.	Imagem binária final para a micrografia da figura 3.6.1, resultante do processo de Binarização por Regiões Conexas.	64
Figura 3.7.1.	Imagem binária obtida com o processo estatístico de binarização bi-modal. Destaca-se a sobrestimação da porosidade (fase preta).	65
Figura 3.7.2.	Imagem binária obtida com o processo estatístico de binarização bi-modal corrigido (valor de threshold igual a 100) tentando-se amenizar a superestimação da fase porosa. Destaca-se a perda de informações de conexão entre cavidades.	65

Figura 4.1.1.	Imagem binária de um objeto (dada por 1 e 0)	68
Figura 4.1.2.	Imagem de distância ao fundo de um objeto com a máscara de chanfro d3-4.	68
Figura 4.2.1.	Eixo mediano formado pelo centro de bolas máximas inclusas.	69
Figura 4.2.2.	Extração do eixo mediano utilizando a tabela de correspondência, onde em "a" (dist.ao fundo), em "b" (eixo mediano = "6", mais pseudo-máximos), em "c" (uso da tabela de Arcelli) e "d" o eixo mediano (através da equação(4.2.1)).	70
Figura 4.2.3.	Para o mesmo objeto da figura 4.1.1, a extração do eixo mediano com a equação 4.2.1.	70
Figura 4.2.4.	Para o mesmo objeto da figura 4.1.1, a extração do eixo mediano com o uso da tabela de correspondencia para eliminação dos pseudo-máximos.	71
Figura 4.2.5.	Para o eixo mediano da figura 4.2.4, o primeiro percurso sobre a imagem do algoritmo de descompressão (de cima para baixo)	72
Figura 4.2.6.	Descompressão da imagem com o segundo percurso (de baixo para cima).	72
Figura 4.3.1.	A geração da linha mediana, formada pelos pontos do eixo mediano mais os pontos de conexão.	73
Figura 4.3.2.	Exemplo de um concatenamento de cume.	74
Figura 4.3.3.	Exemplo de propagação forçada, para a imagem de distância ao fundo (em "a") a conexão do seu eixo mediano em "b", propagando-se o percurso do EM.	75

Figura 4.4.1.	Decomposição dos objetos de uma imagem através da representação gráfica da linha mediana.	76
Figura 4.4.1.1.	Representação geométrica dos nós em um objeto que representam as bolas principais sobre o conjunto de bolas máximas (eixo mediano).	77
Figura 4.4.1.2.	Os centros de nós obtidos com o uso da equação 4.4.1.1 em "a" e da equação 4.4.1.2 em "b".	78
Figura 4.4.1.3.	Extração dos centros de nós para a figura 4.3.1.	78
Figura 4.4.1.4.	Um único ramo (arco) entre centros de nó.	79
Figura 4.4.1.5.	Centros de nós mais os pontos pertencentes a cada nó (determinando suas configurações), para a figura 4.1.2.	80
Figura 4.4.2.1.	Configurações possíveis para os arcos entre nós.	81
Figura 4.4.2.2.	Caracterização de arcos entre nós para a figura 4.1.2.	81
Figura 4.4.3.1.	Arcos formados pelos elementos que não pertencem aos nós.	82
Figura 4.4.4.1.	Os diferentes tipos de nós para a figura 4.1.2.	83
Figura 4.4.5.1.	Interferência de duas imagens reconstruídas ("a" e "b") a partir de elementos diferentes de um mesmo objeto (figura 4.1.2), discretizando suas áreas em duas proeminências ("c").	85
Figura 4.5.1.	Distorções observadas na caracterização de esqueletos binários para um círculo.	86
Figura 4.5.2.	Uma linha mediana com ramificações que dificultam a classificação dos nós.	86

Figura 4.5.3.	Reaglutinação de nós vizinhos, observados na figura 4.5.2.	87
Figura 4.6.1.	Resultado para a implementação de Thiel, aplicando a filosofia proposta por Montanvert.	87
Figura 4.6.2.	A implementação feita por Thiel para a extração da linha mediana (descrita na secção 4.2-3) aplicando-se o algoritmo desenvolvido por Montanvert (1987), gerando-se linhas de decoalescência.	88
Figura 4.6.3.	Resultados para a técnica proposta neste trabalho retirando-se as áreas de conexão através dos nós de conexão.	89
Figura 5.1.1.	Ilustração representando as restrições (estreitamentos) com Raio R_r entre saliências da forma de Raio R_g .	91
Figura 5.1.2.	Uma rede quadrada de ligações em "a" e uma rede quadrada de sítios em "b".	93
Figura 5.1.3.	Uma rede de sítios e ligações (quadrada: $Z=4$)	93
Figura 5.1.4.	Imagem exemplo gerada em um editor gráfico (400X400 pixel, porosidade 0,1485).	94
Figura 5.1.5.	Imagem da linha mediana para a imagem da figura 5.1.4.	95
Figura 5.1.6.	Identificação dos objetos da figura 5.1.4 (em azul os objetos de conexão).	95
Figura 5.1.7.	Distribuição de poros acumulada em função do raio (pixel) para a figura 5.1.6 (porosidade igual a 0,1485).	96
Figura 5.2.1.	Imagem de sítios e ligações gerada em um editor gráfico.	97
Figura 5.2.2.	Imagem da linha mediana para a figura 5.2.1.	98

Figura 5.2.3.	Imagem dos nós extraídos (mais o contorno dos objetos) com o uso do protótipo do algoritmo do gráfico da linha mediana.	98
Figura 5.2.4.	Discretização dos elementos (sítios) para a imagem da figura 5.2.1 (ligações em azul - porosidade igual a 0,0225).	99
Figura 5.2.5.	Distribuição de sítios de porosidade 0,326, para a imagem da figura 5.2.4.	99
Figura 5.2.6.	Distribuição de ligações em relação a um raio característico com porosidade igual 0,0225 (porosidade total do meio igual 0,3485 - Figura 5.2.1).	100
Figura 5.3.1.	Cavidades (ou elementos) se interseccionando	100
Figura 5.3.2.	Imagem exemplo gerada em um editor gráfico.	102
Figura 5.3.3.	Imagem da linha mediana para a figura 5.3.2.	102
Figura 5.3.4.	Nós e os contornos dos objetos obtidos com o protótipo do algoritmo do gráfico da linha mediana.	103
Figura 5.3.5.	Discretização dos elementos para a imagem da figura 5.3.2 (ligações em azul - porosidade igual a 0,0062).	103
Figura 5.3.6.	Distribuição acumulada para os "sítios" conservando-se a porosidade total (0,3492) da figura 5.3.2.	104
Figura 5.3.3.	Distribuição acumulada em número de ligações em relação a um raio característico (porosidade 0,0)	104
Figura 5.4.1.	Função número de coordenação para a figura 5.1.6.	105
Figura 5.4.2.	Função número de coordenação para a figura 5.2.4.	106

Figura 5.4.3.	Função número de coordenação para a figura 5.3.5.	106
Figura 5.5.1.	Imagem binária da areia de Fontainebleau (porosidade total para esta imagem igual 0,3107)(250X250 pixel).	107
Figura 5.5.2.	Imagem da linha mediana (em azul) para a figura 5.5.1.	108
Figura 5.5.3.	Imagem dos nós principais em azul.	108
Figura 5.5.4.	Imagem segmentada para a areia de Fontainebleau (conexões em azul - porosidade igual a 0,0566).	109
Figura 5.5.5.	Função distribuição acumulada de cavidades para o modelo onde as ligações contribuem em volume -" Δ "- (porosidade de 0,2541), e em " \square " para a decoalêscencia numérica (porosidade igual a 0,3107 - total do meio).	110
Figura 5.5.6.	Função distribuição acumulada de gargantas com volume (representado por " Δ ", porosidade igual a 0,0566) e em " \square " a função distribuição acumulada em número de gargantas, com porosidade igual 0,0.	110
Figura 5.5.7.	Função número de coordenação para a imagem da areia de Fontainebleau segmentada (figura 5.5.4)	111
Figura 5.6.1.	Comparação de resultados para a figura 5.1.4, entre o GLM " \square " e a OA " Δ ", para a Função Distribuição Acumulada de Cavidades.	112
Figura 5.6.2.	Comparação de resultados para a figura 5.2.1, entre o GLM " \square " e a OA " Δ ", para a Função Distribuição Acumulada de Cavidades.	113
Figura 5.6.3.	Comparação de resultados para a figura 5.3.2, entre o GLM " \square " e a OA " Δ ", para a Função Distribuição Acumulada de Poros.	113

Figura 5.6.4.	Comparação de resultados para a figura 5.3.2, entre o GLM "□" e a OA "Δ", para a Função Distribuição Acumulada em Número de Gargantas .	114
Figura 5.6.5.	Comparação de resultados para a figura 5.5.1, entre o GLM "□" e a OA "Δ", para a Função Distribuição Acumulada de Cavidades.	115
Figura 5.6.6.	Comparação de resultados para a figura 5.5.1, entre o GLM "□" e a OA "Δ", para a Função Distribuição Acumulada em Número de Gargantas .	115
Figura 6.1.3.1.	Micrografia da argamassa com aumento de 50X (escala: 10μm).	120
Figura 6.1.3.2.	Micrografia da argamassa com aumento de 200X (escala: 10μm).	121
Figura 6.1.3.3.	Micrografia da argamassa com aumento de 800X (escala: 1μm).	121
Figura 6.1.3.4.	Micrografia da pasta de ligantes da argamassa com aumento de 3200X (escala: 1μm).	122
Figura 6.1.3.5.	Micrografia da pasta de ligantes da argamassa com aumento de 6400X (escala: 1μm).	122
Figura 6.1.3.6.	Micrografia da pasta de ligantes da argamassa com aumento de 12500X (escala: 1μm).	123
Figura 6.2.1.	Imagem binária para a micrografia de aumento de 3200X com o uso do método de binarização BRC (figura 6.1.3.4).	125
Figura 6.2.2.	Imagem binária para a micrografia de aumento de 6400X com o uso do método de binarização BRC (figura 6.1.3.5).	125
Figura 6.2.3.	Imagem binária para a micrografia de aumento de 12500X com o uso do método de binarização BRC (figura 6.1.3.6).	126

Figura 6.3.1.	Imagem segmentada em áreas de conexão (em azul) e áreas proeminentes, para a figura 6.2.1.	127
Figura 6.3.2.	Imagem segmentada em áreas de conexão (em azul) e áreas proeminentes, para a figura 6.2.2.	127
Figura 6.3.3.	Imagem segmentada em áreas de conexão (em azul) e áreas proeminentes, para a figura 6.2.3.	128
Figura 6.4.1.	Função distribuição acumulada de poros para a figura 6.3.1 (imagem de 3200X).	129
Figura 6.4.2.	Função distribuição acumulada de cavidades para o modelo onde as ligações contribuem em volume (" \square " - porosidade igual a 0,2386), e em " Δ " para a decoalêscencia numérica (porosidade igual a 0,2699) para a imagem da figura 6.3.1 (3200X).	129
Figura 6.4.3.	Função distribuição acumulada de gargantas com volume (representado por " Δ " - porosidade igual a 0,0313) e em " \square " com porosidade igual 0,0, para a figura 6.3.1 (3200X).	130
Figura 6.4.4.	Função distribuição acumulada de poros para a figura 6.3.2 (imagem de 6400X).	130
Figura 6.4.5.	Função distribuição acumulada de cavidades para o modelo onde as ligações contribuem em volume (" Δ " - porosidade de 0,2786), e em " \square " para a decoalêscencia numérica (porosidade igual a 0,3157) para a imagem da figura 6.3.2 (6400X).	131
Figura 6.4.6.	Função distribuição acumulada de gargantas com volume (representado por " \square " - porosidade igual a 0,0351) e em " Δ " com porosidade igual 0,0, para a figura 6.3.2 (6400X).	131
Figura 6.4.7.	Função distribuição acumulada de poros para a figura 6.3.3 (imagem de 12500X).	132

Figura 6.4.8.	Função distribuição acumulada de cavidades para o modelo onde as ligações contribuem em volume ("Δ" - porosidade de 0,3089), e em "□" para a decoalêscencia numérica (porosidade igual a 0,3689) para a imagem da figura 6.3.3 (12500X).	132
Figura 6.4.9.	Função distribuição acumulada de gargantas com volume (representado por "Δ" - porosidade igual a 0,0553) e em "□" com porosidade igual 0,0, para a figura 6.3.3.	139
Figura 6.5.1.	Função número de coordenação para a figura 6.3.1 (imagem de 3200X).	134
Figura 6.5.2.	Função número de coordenação para a figura 6.3.2 (imagem de 6400X).	134
Figura 6.5.3.	Função número de coordenação para a figura 6.3.3 (imagem de 12500X).	135
Figura 6.6.1.	Comparação de resultados para a micrografia de 3200X de aumento, entre o GLM "□" e a OA "Δ", para a função distribuição acumulada de poros.	136
Figura 6.6.2.	Comparação de resultados para a micrografia de 3200X de aumento, entre o GLM "□" e a OA "Δ", para a função distribuição acumulada em número de gargantas.	136
Figura 6.6.3.	Comparação de resultados para a micrografia de 6400X de aumento, entre o GLM "□" e a OA "Δ", para a função distribuição acumulada de poros.	137
Figura 6.6.4.	Comparação de resultados para a micrografia de 6400X de aumento, entre o GLM "□" e a OA "Δ", para a função distribuição acumulada em número de gargantas.	137

- Figura 6.6.5. Comparação de resultados para a micrografia de 12500X de aumento, entre o GLM "□" e a OA "Δ", para a função distribuição acumulada de poros. 138
- Figura 6.6.6. Comparação de resultados para a micrografia de 12500X de aumento, entre o GLM "□" e a OA "Δ", para a função distribuição acumulada em número de gargantas. 138

SIMBOLOGIA

Símbolo	Significado e unidades
$A\{ \}$	Conjunto de pontos
a	Primeiro índice na máscara de chanfro
A, B, C	Elementos de uma relação de vizinhanças definida por uma máscara
$B(\bullet)$	Matriz imagem da borda
BRC	Binarização por Regiões Conexas
B	Borda - linha imaginária de separação de duas fases (em uma imagem binária)
B_x	Elemento estruturante
$C_n(\bullet)$	Máscara de multiplicação
$d_n(\bullet)$	Máscara quadrada de elementos vizinhos de um ponto para o FLNL(\bullet)
d, D	Diâmetro de um poro
d_{3-4}	Máscara de chanfro 3-4
d_{5-7-11}	Máscara de chanfro 5-7-11
d_8	Máscara de chanfro com incrementos de deslocamentos diagonais e ortogonais iguais à 1
d_4	Máscara de chanfro sem vizinhos diagonais com incremento de deslocamento igual à 1
$d_E(\bullet)$	Distância Euclidiana
EM	Eixo Mediano
$E_n\{\bullet\}$	Conjunto de ponto $I(\bullet)$ pertencente a uma região conexa
$f_A(\bullet)$	Representação discreta da função $f(\bullet)$

F(•)	Fração de poros
FLNL(•)	Filtro Laplaciano não linear
f(•)	Distribuição de intensidades luminosas e frequências em um domínio
F(•)	Fração de poros
G(•)	Gradiente de uma função
Gradmax(•)	Gradiente máximo
Gradmin(•)	Gradiente mínimo
GLM	Gráfico da Linha Mediana
h(•)	Histograma
I_{reforço da borda}(•)	Matriz de coeficientes de reforço da borda
i, k	Elemento em um domínio finito
IDF	Imagem de distância ao fundo
IA	Imagem aberta - resultante da operação de abertura
I(•)	Matriz imagem em um plano discreto
LNL(•)	Matriz imagem do Laplaciano não-linear resultante da aplicação do FLNL(•)
LNLR(•)	Matriz resultante da aplicação da I _{reforço da borda} (•)
L(•)	Laplaciano de uma função
maximo	Maior módulo na LNLR(•)
minimo	Menor módulo na LNLR(•)
max{ }	Maior módulo de intensidade I(•) em uma máscara d _n (•)
min{ }	Menor módulo de intensidade I(•) em uma máscara d _n (•)
m_{anterior}	Semi-máscara M[•] anterior
m_{posterior}	Semi-máscara M[•] posterior
M[•].p	Valor da máscara M[•] dependente da máscara de chanfro utilizada
M[•]	Semi-máscara de vizinhança
M[•].x, M[•].x	Coordenadas espaciais da semi-máscara M[•]

$N \times N$	Dimensões de $d_n(\bullet)$
n	Números de pontos de uma máscara $d_n(\bullet)$
OA	Operação de Abertura
O	Centro da máscara de chanfro
p	Probabilidade finita
PIC[•]	Matriz imagem de distância ao fundo
R_p	Raio de um círculo centrado em P
R_Q	Raio de um círculo centrado em Q
R_g	Raio de uma estricção entre cavidades (garganta)
R_n	Raio de uma cavidade
R^2	Espaço bidimensional
r	Índice da família de bolas, variando em $[0, a-1]$
R	Raio do elemento estruturante
R_{df}	Raio na IDF
S	Imagem
S_p	Área correspondente ao domínio V_p
SS	Ponto em uma superfície superior
SI	Ponto em uma superfície inferior
th	Frequência de corte no histograma de níveis de cinza $h(\bullet)$ - "threshold"
$T\{\bullet\}$	Lista auxiliar de rótulos
th_n	Valor de threshold em uma região conexa n
$V[\bullet]$	Matriz que contém as informações para a geração do elemento estruturante
V_p	Domínio de superfície associada ao ponto P
$X_{máx}, Y_{máx}$	Tamanho da matriz imagem $I(\bullet)$
X	Módulo na imagem de distância ao fundo
x,y	Coordenadas espaciais

Z^2	Espaço bidimensional discreto
Z	Número de coordenação de uma rede randômica

Letras Gregas

μ	Média de uma variável aleatória (primeiro momento)
σ^2	Variância
β	Elemento em um domínio finito
$\varepsilon(\bullet)$	Fração em área total de poros

A motivação ao estudo de técnicas de análise de imagens aplicadas à pesquisa de materiais porosos surge da possibilidade de obtenção de dados sobre a natureza morfológica e topológica da estrutura do material, contribuindo de maneira a complementar técnicas experimentais de tempo e custos muito elevados (por exemplo a adsorção e dessorção física de água ou porosimetria a mercúrio - ensaio destrutivo), permitindo o desenvolvimento de técnicas numéricas que representem as propriedades físicas do meio.

Este trabalho desenvolve duas técnicas inéditas de análise de imagens para o estudo de micrografias do meio, permitindo a estimação das características geométricas da microestrutura, coerentes com as idealizações usuais encontradas na bibliografia da área (simulação estatística por redes randômicas associadas à teoria da percolação, reconstituição numérica do meio).

Inicialmente é desenvolvida uma técnica de binarização de imagens em tons de cinza, denominada Técnica de Binarização por Regiões Conexas. Essa metodologia visa a geração de uma representação binária da imagem em tons de cinza discretizando a fase porosa (fase preta) da matriz sólida (fase branca), conservando-se a topologia do meio. A partir da geração das bordas dos elementos da imagem com o uso de um operador Laplaciano não linear, geram-se regiões conexas (fechadas) que conservam relações topológicas entre os pixels da

imagem ("n" elementos mais objeto borda). Um critério de decisão aplicado sobre o histograma dos tons de cinza dos elementos determina se o objeto pertence à fase porosa ou se pertence à fase sólida. A composição de todos os elementos com suas respectivas fases, mais a binarização unimodal do objeto borda geram a imagem binária, objeto de análise para a técnica de discretização de objetos da fase porosa a ser desenvolvida.

A partir dos conceitos da geometria discreta é desenvolvida a Técnica do Gráfico da Linha Mediana, que aplicada sobre imagens binárias, permite a completa descrição morfológica dos elementos inclusos nas fases. A técnica baseia-se na extração de um esqueleto binário denominado linha mediana e de sua abstração em uma representação gráfica, permitindo a separação de elementos componentes de um mesmo objeto em suas geometrias básicas. A descrição da imagem desta forma permite a obtenção de funções distribuição de poros e/ou cavidades e conexões (abstração utilizada em simulações estatísticas do meio), bem como o número de ligações que uma cavidade possui com os seus vizinhos (função distribuição número de coordenação).

Discussões são realizadas a respeito das potencialidades e limitações das técnicas desenvolvidas quando de suas aplicações sobre micrografias da argamassa de cal e cimento, obtendo suas curvas características.

ABSTRACT

The motivation in studying image analysis techniques applied to porous medium research comes from the possibility to obtain morphological and topological data of the material structure, contributing to complement expensive experimental techniques (for example the physical water adsorption and desorption or mercury porosimetry - destructive test), allowing numerical techniques development that represents the medium physical properties.

This work develops two new image analysis techniques to study microscopy medium images, allowing to evaluate micro-structure geometric characteristics coherent with the common methods founded in bibliography (statistical simulation with random nets associated to percolation theory, medium numerical reconstruction).

At first a gray level image binarization technique is developed, called Binarization Technique by Connected Regions. This methodology aims to generate a binary representation of gray level image separating the porous phase (black phase) from solid phase (white phase), maintaining the medium topology. From the edge image elements generation with a non-linear Laplacian operator, we can generate connected regions (closed) maintaining topological relations

between image pixels ("n" elements plus edge object). A decision criteria applied to each element gray level histogram determines if the object belongs to porous phase or solid phase. The composition of all elements with their respective phases, plus the unimodal edge object image binarization generates the final binary image, object of analysis for the porous phase segmentation technique to be developed.

From the discrete geometry concepts the Median Line Graphics Technique is developed, and applied to binary images, allows the complete morpho-topologic description of the included elements in the phases. The technique is based on a binary skeleton extraction called median line and its abstraction in a graphical representation, allowing the element separation of an object in its basic geometries. This way of image description allows to obtain the pore, cavity and connection distribution function (abstraction utilized in medium statistic evaluations), and the cavities number of connections with its neighbours (coordination number distribution function).

Discussions are made about the developed techniques potentialities and limitations when applied to mortar cement micro-photographs, obtaining its characteristics curves.

INTRODUÇÃO

O estudo e caracterização da estrutura de materiais porosos tem por objetivo a determinação da relação entre a sua estrutura e as suas propriedades físicas. Em um meio poroso duas estruturas complementares existem: a fase sólida estruturante do material e a fase porosa propriamente dita, determinante do espaço no material que possa vir a ser invadido por uma terceira fase, alterando seu comportamento físico. Dessa forma, as propriedades características do material tem íntima relação com a geometria do espaço poroso e com as propriedades químicas do material contituente da fase sólida.

Quando da análise das propriedades termo-físicas relacionadas à invasão do meio (preenchimento do espaço poroso) por fluidos molhantes e/ou não-molhantes, estes são função direta da geometria determinada pela configuração do espaço poroso quando interações físico-químicas com a fase sólida são menos importantes. O estudo e modelagem da geometria do espaço poroso é então um das linhas principais de estudo, tendo já sido explorada por visões macroscópicas. Dentro desse enfoque, autores como Philip e de Vries (1957), desenvolveram abordagens para teorias fenomenológicas que descrevessem o comportamento do meio frente a

transferência de calor e massa. Autores como Van der Kooi (1971), Daian (1986), Fernandes (1990) e Cunha Neto (1992), desenvolveram estudos experimentais do comportamento do meio frente aos processos de fixação e transferência de umidade.

Outra abordagem pode ser formulada levando-se em conta a formação microestrutural do meio, visto que sua geometria determina fortemente processos de invasão do meio tais como a intrusão de mercúrio e do vapor de água. Dois aspectos importantes nessa abordagem são observados: aspectos morfológicos (relacionados a distribuição de tamanhos de poros na estrutura) e aspectos topológicos (conectividade entre poros). Teorias abordando esses aspectos microestruturais foram propostas tais como o modelo BJH (Barret, Joyner e Halenda, 1951), que relaciona a microestrutura do material a um feixe de poros paralelos de tamanhos diferentes, e modelos de simulação estatística baseados em redes randômicas associados à teoria da percolação.

Os processos de estimação das propriedades termofísicas do meio poroso através da simulação do meio real baseados em redes randômicas, buscam a modelação do problema através da idealização de uma distribuição de poros conectados entre si. A técnica associa-se à teoria da percolação introduzida por Broadbent e Hammersley (1957), consistindo na consideração de redes regulares constituídas de pontos denominados sítios e da conexão entre eles através de elementos chamados de ligações, sendo que o número de ligações deixando cada sítio é denominado número de coordenação da rede. Uma aplicação dessa teoria pode ser observada em Parlar e Yortsos (1988) e de Souza (1993).

O ponto de partida para os usos dessas formulações é uma descrição da microestrutura do material para a geração de um domínio de dados, como os obtidos por técnicas experimentais de investigação "indireta", tais como a porosimetria a mercúrio, observada em Pedrini (1991), quando da obtenção das curvas características da distribuição de poros para uma argamassa de cal e cimento através da intrusão forçada de mercúrio na estrutura do material. Outra importante técnica indireta é a análise de isotermas de equilíbrio obtidas em ensaios de adsorção e dessorção isotérmica de fluidos, como os resultados obtidos por Yunes (1992), onde em processos de secagem (dessorção) e umidificação (adsorção) do vapor de água em uma argamassa de cal e cimento, obtêm-se curvas isotérmicas de umidade por conteúdo mássico de vapor condensado.

Na porosimetria a mercúrio, o volume de poros grandes quando conectados a frente de invasão do fluido através de poros de raio inferior, é atribuído à classe de poros de raio

inferior. A pressão de invasão é inversamente proporcional ao raio da cavidade; (quanto menor o raio da cavidade, maior é a pressão de intrusão necessária à penetração do fluido). Da mesma maneira, através de ensaios de adsorção e dessorção física de um fluido observa-se uma distorção nos resultados em função da relação de conexão desconhecida. Esses processos apresentam problemas de superestimação, em função da impossibilidade de expressão em seus resultados, da relação de conectividade entre os poros do material. A observação de uma curva de distribuição de poros assim obtida pode não expressar a realidade do problema, gerando-se a necessidade do desenvolvimento de processos de investigação "direta" da microestrutura do material.

O método de investigação direta mais intuitivo é a inspeção visual da estrutura do meio por parte do observador, através de equipamentos óticos (lupas ou microscópios para a observação da macroporosidade) e/ou eletrônicos (microscopia eletrônica para a observação da microporosidade). Um trabalho de inspeção visual para a determinação das curvas características do meio poroso foi realizado por Yunes (1992).

Técnicas computacionais baseadas na análise de imagens digitais foram idealizadas visando a determinação da configuração espacial da estrutura porosa, sendo uma das mais comuns a identificação sobre a imagens de "padrões" pré-estabelecidos. Esses padrões são chamados usualmente de "elementos estruturantes", sendo um dos mais usados o círculo. A técnica baseia-se na busca por interferência, de áreas definidas pelo elemento estruturante sobre a imagem, que sejam totalmente "preenchidas" pela imagem do elemento estruturante. A busca de padrões sobre uma imagem comumente realizada, necessita de equipamentos robustos do ponto de vista de capacidade computacional (memória e velocidade), tendo em vista o cálculo em ponto flutuante (uso de valores não inteiros) para a estimação e comparação de áreas, interpolação de cores, bem como o deslocamento e posicionamento do elemento estruturante sobre a imagem. Esse tipo de abordagem tem um tempo de execução e custos muito altos, incertezas oriundas do incorreto reconhecimento de elementos em virtude do deslocamento do padrão sobre direções preferenciais, não sendo então muito difundida.

Um desenvolvimento da técnica de busca de padrões necessita de uma representação bifásica da imagem, ou seja, somente existem na imagem duas informações, onde uma é representada pela cor preta (usualmente) relaciona os elementos pertencentes à fase porosa, e outra (usualmente dada pela cor branca), relaciona os elementos pertencentes à matriz sólida. Esse tipo de representação é chamada de "imagem binária", delimita o contorno dos elementos (a forma) e não necessita de cálculos demorados quando da interpolação de cores para a caracterização dos elementos em cada fase. Mas da mesma maneira, o reconhecimento de

padrões sobre uma representação binária é demorada, como visto, pelo grande número de cálculos a serem executados e grandes incertezas do processo.

Usualmente a técnica de geração de uma transformada da imagem em representação binária é baseada na análise do histograma de níveis de cinza, gerada a partir de uma imagem denominada "imagem em tons de cinza", formada por um espectro de cores que interpola tons do preto ao branco (256 níveis de cinza - escala de inteiros que atribui o valor 0 a cor preta e 255 a cor branca). A partir da função ocorrência de níveis de cinza (histograma), caracteriza-se um valor da escala como sendo o ponto de mudança de fase (denominado frequência de corte ou "threshold"). Os valores superiores da escala são tomados como sendo pertencentes a fase sólida, e os inferiores, pertencentes a fase porosa. Muitas variações estatísticas desse método foram propostas (discutidas no capítulo 1), mas o problema que se observa é a perda de informações morfológicas e topológicas quando as imagens apresentam um grande efeito de profundidade, determinado por regiões de uma mesma fase apresentarem um espectro de nível de cinza amplo, em regiões localizadas sobre a imagem. Outra abordagem que se observa é a chamada detecção de contornos (bordas) na tentativa da conservação das informações topológicas, mas as metodologias decorrentes dessa técnica tem encontrado muito pouco sucesso.

Sobre uma imagem binária, um conceito da teoria dos conjuntos foi introduzido pela morfologia matemática: baseia-se na "erosão" e "dilatação" dos objetos de uma determinada fase sobre a imagem de representação, denominando-se "Operação de Abertura" (erosão sucedida da dilatação de um objeto), a partir de um elemento estruturante (usualmente o círculo). O resultado é uma distribuição de poros em função de um raio (quando do uso do círculo), mas se utiliza de um grande número de testes a serem realizados em virtude do uso de números em ponto flutuante.

Técnicas modernas baseadas nos conceitos matemáticos da geometria discreta quando da análise de representações binárias (assunto a ser discutido no capítulo 2), foram exploradas por Chassery e Montanvert (1991) e Laurent et alli (1993). Utiliza-se os conceitos da morfologia matemática (operação de abertura), onde se realiza um processamento rápido e eficaz. O método baseia-se no conceito de geração de uma imagem de representação da imagem binária denominada "imagem de distância ao fundo", através do uso de métricas quase-Euclidianas (aproximações dos valores à inteiros). A metodologia é simples, eficaz e apresenta bons resultados para a obtenção da distribuição de poros. Permite ainda uma modificação, possibilitando a extração de informações sobre a distribuição em número de ligações para uso em redes de simulação estatística, visto em Fernandes (1994). A limitação apresentanda por esta

técnica é a superestimação do número de raios de poros para geometrias regulares (assunto a ser discutido posteriormente nos capítulos 1 e 5).

Outra técnica atual baseia-se na extração de um esqueleto da imagem de representação binária, gerando uma representação gráfica. A técnica denomina-se "Gráfico da Linha Mediana", idealizado por Montavert (1987), posteriormente aperfeiçoada por Thiel (1991) (discutido no capítulo 1). A proposta da técnica é a representação dos pontos formadores do esqueleto em "nós" e "arcos", permitindo a determinação das geometrias contidas na imagem binária da fase pesquisada. A técnica original limitava-se à identificação dos centros geométricos dos elementos através da procura de padrões. Thiel (1991), introduziu uma nova abordagem para a sua formação, permitindo a segmentação da imagem em cavidades proeminentes através da geração de uma linha de separação. Essa possibilidade permite a obtenção da distribuição de poros e da distribuição em número de ligações, mas não permite a obtenção de áreas específicas para as ligações (informação necessária para as redes de simulação estatísticas).

O objetivo desse trabalho é a proposição de técnicas baseadas na análise de imagens em níveis de cinza que caracterizem a estrutura geométrica do meio poroso, conservando sua morfologia e topologia quando da obtenção de informações a partir de micrografias.

No primeiro capítulo é feita uma breve e sucinta discussão a respeito dos conceitos envolvidos quando da manipulação de imagens em níveis de cinza. Os fundamentos das técnicas usuais de binarização uni-modais e bi-modais são abordadas, recorrendo-se sobre suas aplicações e limitações. É feito um breve relato sobre os conceitos da morfologia matemática, onde as suas principais operações são apresentadas: erosão e dilatação, bem como a técnica derivada chamada de Operação de Abertura (aqui denominada por simplificação de "OA"). Um breve relato qualitativo dos dados obtidos com a OA é feita apresentando suas potencialidades e limitações. A técnica de caracterização da geometria em um gráfico denominada Técnica do Gráfico da Linha Mediana, proposta originalmente por Montavert (1987), é apresentada juntamente com o desenvolvimento implementado por Thiel (1991), discutindo-se suas características.

O capítulo 2 apresenta os conceitos da geometria discreta, necessários à geração de uma imagem transformada a partir da binária, denominada imagem de distância ao fundo. Os conceitos envolvidos em sua obtenção, baseados na utilização de aproximações à distância Euclidiana são discutidos, originam as chamadas máscaras de chanfro. Um breve relato dos algoritmos usados em sua formulação é feita, destacando-se as abstrações derivadas no conceito

de famílias de bolas em espaços discretos (representação de discos no espaço bi-dimensional discreto), geometrias geradoras de elementos e erros envolvidos nas aproximações.

No terceiro capítulo é proposta uma metodologia de binarização denominada Técnica de Binarização por Regiões Conexas, que é aplicada à imagens em níveis de cinza que possuem um pronunciado afastamento da representação plana. A proposta introduz uma metodologia de binarização que conserva a topologia juntamente com as informações morfológicas características do meio, tentando amenizar distorções causadas pela transformada da imagem (a imagem em níveis de cinza em imagem binária), permitindo ainda uma inédita interação entre o observador e o resultado final do processo. As considerações assumidas são discutidas, apresentando resultados comparativos com as técnicas mais comuns (binarização estatística).

O quarto capítulo discute uma nova formulação para a Técnica do Gráfico da Linha Mediana ("GLM"), que fundamenta-se nas melhorias propostas por Thiel (1991) à técnica original. A filosofia de extração da linha mediana a partir de um esqueleto reversível denominado eixo mediano é apresentada, evidenciando-se suas propriedades derivadas. Uma nova filosofia de extração dos elementos do gráfico é formulada, permitindo a identificação de áreas para gargantas bem como de uma função número de coordenação para a imagem, gerando-se uma metodologia formal à técnica, abrindo caminho a novas implementações.

Em seguida, no capítulo 5, são apresentadas as considerações geométricas assumidas para a geração de dados característicos do meio (funções distribuição e número de coordenação) a partir da técnica do GLM proposta, para uso em redes estatísticas de simulação associadas à teoria da percolação. São analisadas imagens de geometrias regulares, bem como a análise de uma geometria real (areia de Fontaineableau), dita irregular. Ao final, resultados comparativos são apresentados entre a técnica do GLM e da OA para geometrias regulares e irregulares, tecendo-se alguns comentários.

O capítulo 6 descreve o processamento de micrografias de uma argamassa de cal e cimento, usada na construção civil. Essas micrografias foram obtidas por Yunes (1992), pelo uso da microscopia eletrônica de varredura, tendo como objetivo a caracterização de suas funções distribuição e número de coordenação através do uso das técnicas propostas nesse trabalho. Uma análise comparativa de resultados é realizada entre a OA e a técnica do GLM, evidenciando-se as potencialidades da metodologia de representação gráfica.

Ao final, no capítulo 7, são apresentadas as conclusões a respeito dos métodos de Binarização por Regiões Conexas e da Técnica do Gráfico da Linha Mediana, bem como sugestões a respeito de possíveis linhas de pesquisa abertas pelos resultados obtidos pela implementação dessas novas metodologias.

1- TÉCNICAS DE ANÁLISE DE IMAGENS

Neste capítulo são descritas as considerações básicas sobre as técnicas usualmente realizados em análise de imagens, sem o objetivo de ser completo e rigoroso, mas com o intuito de introduzir e especificar conceitos necessários ao entendimento desse trabalho.

Apresenta-se um rápido enfoque sobre digitalização de imagens, especificando seu conceito básico e introduzindo a matriz imagem, necessária à análise digital.

O problema da binarização de imagens em níveis de cinza, que é a geração da imagem de representação binária, é abordada discutindo-se as técnicas estatísticas bem como as técnicas de detecção de contornos (bordas). Essa discussão apresenta um enfoque meramente ilustrativo de suas capacidades e limitações, indicando os possíveis caminhos para uma melhor abordagem do problema quando de seu uso na área de meios porosos, bem como a bibliografia corrente na área de análise de imagens.

Três abordagens distintas para a caracterização geométrica do meio poroso são exploradas: o reconhecimento de padrões através da inspeção da imagem, técnicas da morfologia matemática (destacando-se a operação de abertura) e a técnica do gráfico da linha mediana com seus conceitos básicos e limitações. Esta última, é discutida apresentando-se as melhorias

introduzidas pelo trabalho de Thiel (1991), sendo a base para a técnica de caracterização geométrica de imagens desenvolvida no capítulo 4.

1.1- IMAGEM DIGITAL

Uma imagem bidimensional de um meio poroso, por exemplo uma micrografia, é de natureza analógica (quando observada macroscopicamente) correspondendo a uma distribuição de intensidades luminosas e frequências em um domínio de R^2 , representada por uma função f .

A representação numérica de uma tal imagem consiste em construir a partir de f uma outra função f_A definida em um domínio desmembrado de R^2 , onde os elementos de representação numérica são manipuláveis por computador, Chassery e Montanvert (1991). Esses autores definem f_A a partir de f , como sendo

$$f_A(P) = \frac{1}{S_p} \iint_{V_p} f(x,y) dx dy \quad (1.1.1)$$

onde P pertence ao conjunto desmembrado de R^2 (uma célula elementar) e V_p designa o domínio de superfície (a célula) associada ao ponto P sendo S_p a área correspondente a esse domínio.

Em processamento digital de uma imagem, o conjunto desmembrado de R^2 é representado por uma matriz de elementos designados como "pixel" (P), cujo domínio de superfície (V_p) representa um quadrado de área associada (S_p) igual a x^2 ($x = y$). A cada elemento dessa matriz é associada uma codificação ($f_A(P)$), representada pela associação de três índices básicos (na codificação computacional) conhecidas como RGB (red, green e blue). A composição desses índices por uma função definida (Pratt, 1991), impoe ao elemento (pixel) uma intensidade e espectro (cor) representativa da função transformação definida pela equação 1.1.1.

A transformada do domínio real para o discreto é realizada por um captor (definição), sendo comumente usado o chamado scanner, ou ainda, a camera digitalizadora. A captura da imagem real pode ser feita com a definição da chamada "pallette" de cores, que traduz a função de composição do padrão RGB ao ponto, ou seja, podemos gerar uma matriz imagem definida por um espectro de cores pré-estabelecido (256 cores, 16 cores, 256 níveis de cinza, etc).

Assim, a digitalização de uma imagem analógica representa a geração de uma "Matriz Imagem" discreta $I(x,y)$, que traduz a intensidade luminosa e a cor de uma área por ela definida, em uma codificação manipulável algébricamente.

1.2- BINARIZAÇÃO

A transformação usual da imagem real em uma representação digital na área de meios porosos a partir de uma micrografia da estrutura (obtida por microscopia ótica ou eletrônica), é a geração de uma matriz imagem $I(x,y)$ em " 256 níveis de cinza". A codificação dessa informação a partir do padrão RGB é dada pela interpolação de 256 valores inteiros, ou seja, a partir do preto (valor igual a 0) até a cor branca (valor igual a 255) de 254 níveis intermediários (tons de cinza). Segundo a bibliografia (Castlemam, 1979), o olho humano é capaz de distinguir simultaneamente somente 16 níveis de cinza no espectro compreendido da cor preta à branca, o que impõe à codificação da imagem em níveis de cinza (256 níveis) uma potente representação do domínio real, permitindo uma apurada manipulação dos dados por ela representados.

As técnicas modernas de análise de imagens visando a caracterização geométrica da estrutura de uma material se utilizam de uma representação bifásica da imagem digital, denominada imagem binária. A transformação da imagem digital em 256 níveis de cinza para uma imagem binária (representada por duas cores somente), tem por objetivo a geração da distinção das fases presentes na imagem em contornos e áreas bem definidas, reduzindo o número de dados e testes a serem realizados.

Duas abordagens para a realização dessa transformação se distinguem: as estatísticas baseadas em informações oriundas da frequência de ocorrência de um nível de cinza sobre a imagem (dada pelo histograma da função nível de cinza), observadas em Otsu (1979), Ridler et alli (1984) e Mardia et alli (1988). Outra abordagem é centrada na obtenção dos contornos dos objetos presentes na imagem (denominada detecção de borda), observada em Daddon et alli (1990).

As transformações estatísticas exploram o comportamento da curva função nível de cinza da ocorrência dos chamados picos da função, que traduzem a existência das fases presentes na imagem (em meios porosos: fase poro e fase matriz sólida). Em uma imagem

bifásica, com um histograma denominado bi-modal, distinguem-se dois picos bem pronunciados e uma região intermediária de valor mínimo, caracterizando uma frequência de separação (nível de cinza) entre elas dada pelo mínimo intermediário (figura 1.2.1). Assumindo-se que esse nível de cinza de separação (usualmente denominado de "threshold") distingue as duas fases presentes na imagem, assume-se uma cor característica a todos $I(x,y)$ de valor inferior e outra aos elementos de valor superior, binarizando a imagem (separando as fases). Isso equivale a um corte transversal no relevo, sendo eficaz em imagens ditas "planas" (todos os elementos de uma mesma fase possuem um valor muito próximo - possuem uma "altura" característica).

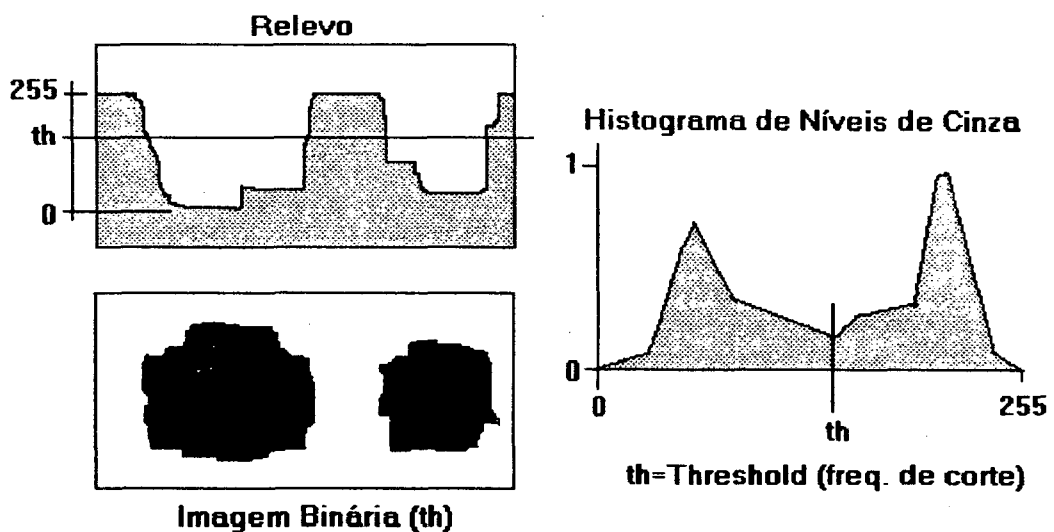


Figura 1.2.1. Caracterização de uma operação de "threshold" sobre um histograma de níveis de cinza

Quando a imagem possui problemas, tais como variações localizadas de iluminação ou um afastamento pronunciado da representação plana (assunto a ser discutido no capítulo 3), o histograma reflete uma mistura de fases, caracterizado por um grande número de pequenos picos (figura 1.2.2). A binarização bi-modal não se aplica, devido ao resultado apresentar uma superestimação de uma de suas fases (perda de informações morfológicas) e a consequente perda de informações de conexão entre os elementos (informações topológicas), ocasionada pela impossibilidade de um "corte" apurado em seu relevo.

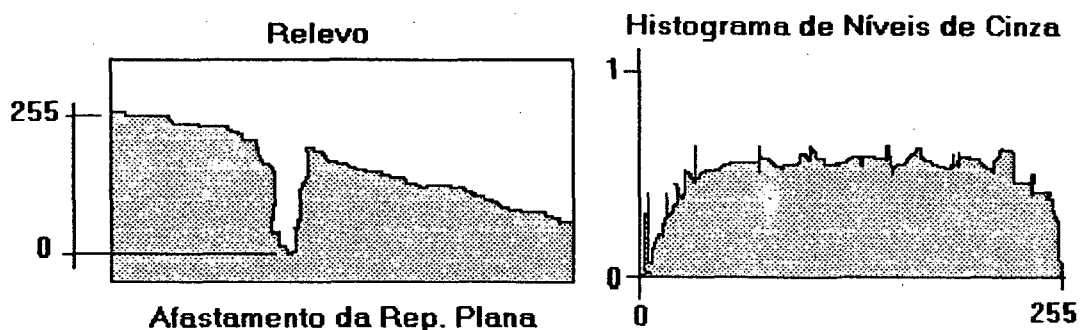


Figura 1.2.2. A impossibilidade de uma binarização bi-modal em uma superfície com afastamento da representação "plana".

Uma tentativa de melhoria da técnica estatística foi abordada por Otsu (1979), onde uma separação do histograma em "classes" de níveis de cinza é realizada, cada faixa do espectro é tratada individualmente (pesquisando-se um valor de threshold independente). A composição dessas várias binarizações somadas gera a imagem binária final. Essa melhoria na técnica é muito explorada mas em virtude da não observação de informações topológicas sobre o histograma de níveis de cinza (problema básico da técnica estatística), ela não consegue corrigir problemas localizados sobre uma imagem com grandes afastamentos da representação plana.

A metodologia de detecção de borda foi idealizada tentando-se conservar informações topológicas locais quando do afastamento da representação plana. O método consiste na procura de uma linha imaginária de separação das fases sobre o relevo da imagem (representado pelas variações locais no nível de cinza), explorando as informações locais do gradiente de nível de cinza para o ponto (figura 1.2.3).

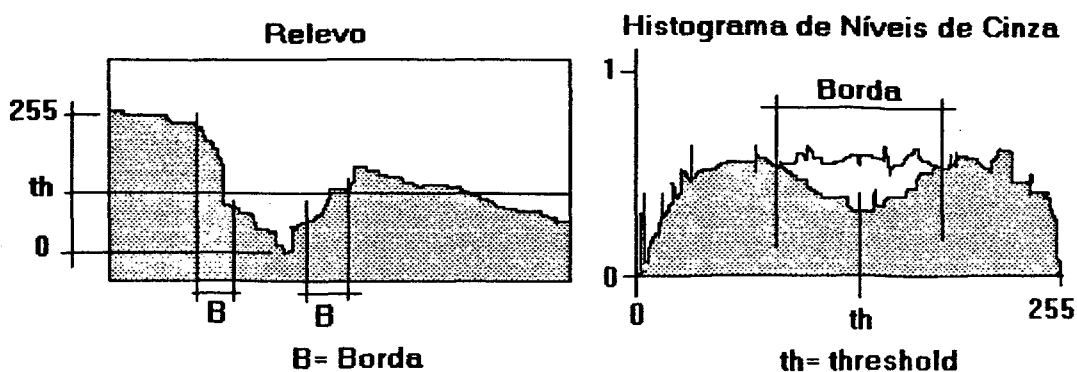


Figura 1.2.3. O método de detecção de borda para a binarização de imagens.

O problema básico que se enfrenta é a geração de uma linha contínua de separação que permitisse uma segmentação da imagem original em regiões individuais; regiões que concentram os níveis de cinza intermediários e outras em regiões claras e escuras. Isto permite a separação no histograma de níveis de cinza de dois picos pronunciados, dessa forma, permitindo a aplicação de um operador de threshold estatístico.

O que se observa nas aplicações habituais de detecção de bordas é a impossibilidade de sua operação em imagens com grandes afastamentos da representação plana, traduzidas pela minimização na curva da função nível de cinza das intensidades intermediárias no espectro, mas conservando muitos picos localizados sobre a curva. Da mesma forma, a aplicação usual dessas técnicas assim propostas, não observam diretamente as informações topológicas que um meio real apresenta (discutido na secção 3.4.2), acarretando na sobrestimação de uma determinada fase.

Assim, um primeiro problema que se observa quando da caracterização geométrica da estrutura de meio poroso por técnicas de análise de imagens é a geração de uma representação binária da imagem $I(x,y)$ eficaz, conservando informações topológicas e morfológicas coerentes com o esperado pela subjetividade do observador.

1.3- CARACTERIZAÇÃO GEOMÉTRICA

As técnicas modernas de caracterização geométrica têm por objetivo expressar a geometria presente na imagem de uma estrutura, determinando suas curvas características, possibilitando assim a modelação da estrutura para a estimação de suas propriedades físicas.

Os processos que se destacam são os aqueles que procuram padrões presentes nas imagens, métodos matemáticos baseados na morfologia matemática e técnicas que procuram a descrição da geometria através da representação gráfica dos objetos presentes na imagem (baseada nos conceitos da geometria discreta). Nas seções seguintes são apresentados os conceitos principais dentro dessas três categorias, evidenciando de maneira simplificada suas principais características, métodos e limitações.

1.3.1- Reconhecimento de padrões.

O reconhecimento de padrões existentes na imagem binária usualmente é realizado inspecionando-se a intersecção de um elemento estruturante (padrão pré-estabelecido) com a imagem binária do elemento (figura 1.3.1.1), por um deslocamento (percurso) definido. Confirmada a intersecção, a área é computada como sendo caracterizada pela geometria do elemento estruturante. Usando-se círculos, quadrados, elipses ou outras configurações geométricas quaisquer de dimensões constantes, o resultado é totalmente dependente da forma e dimensões do elemento estruturante.

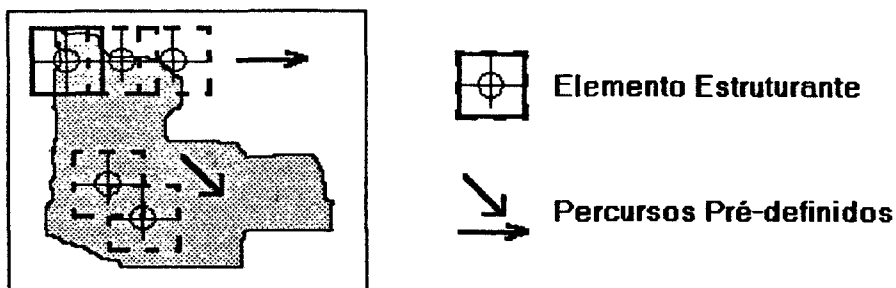


Figura 1.3.1.1. Idealização do processo de reconhecimento de padrões

Essa idéia básica da tentativa de reconhecimento de padrões é muito explorada na área da robótica (Pratt, 1991), onde a partir de uma imagem da linha de produção é feita a inspeção de várias peças através da procura de um padrão pré-estabelecido, permitindo a realização de uma determinada tarefa sobre um elemento reconhecido por um equipamento especialista.

A realização de tal procedimento automático visando a caracterização de uma imagem binária de um meio poroso é muito ineficaz, tendo em vista a geometria altamente irregular aliada à falta de uma orientação preferencial dos objetos sobre o plano ótico (condição básica para o processo). Dessa forma, esse tipo de implementação necessita de um número de testes muito grande, apresentando um tempo de processamento proibitivo.

1.3.2- Morfologia Matemática

A morfologia matemática, que é fundamentada na teoria dos conjuntos, permite obter uma descrição da forma dos objetos de uma imagem. A idéia de base consiste em comparar

os objetos da imagem com um outro objeto de forma conhecida chamado elemento estruturante Coster e Chermant (1989), Moschetto (1991). As operações elementares da morfologia matemática são a erosão e a dilatação, que serão descritas abaixo, e suas combinações — a operação de abertura (erosão seguida de dilatação) e o fechamento (dilatação seguida de erosão).

Erosão: seja um objeto A pertencente a um espaço discreto Z^2 e um elemento estruturante B_x , como p. ex. um círculo. Define-se o erodido de A por B_x como sendo o conjunto de pontos x nos quais o centro geométrico de B_x implantado esteja contido em A (figura 1.3.2.1), dado por

$$A : \{ x / B_x \subset A \} \quad (1.3.2.1)$$

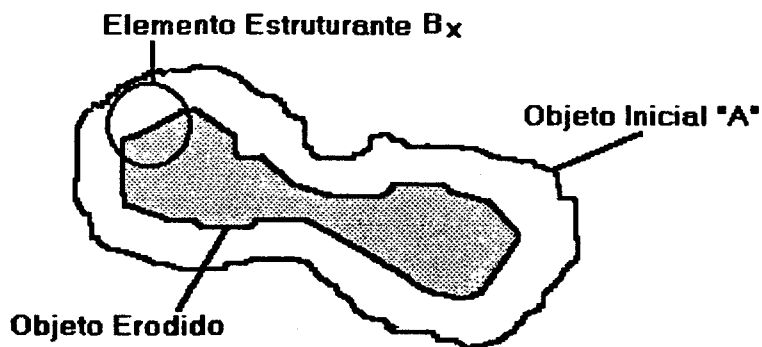


Figura 1.3.2.1. Ilustração da operação de erosão.

Dilatação: o dilatado de A por B_x é o conjunto de pontos x tais que o centro do elemento estruturante implantado tem uma intersecção não nula com A (figura 1.3.2.2), sendo dada por

$$A : \{ x / B_x \cap A \neq \emptyset \} \quad (1.3.2.2)$$

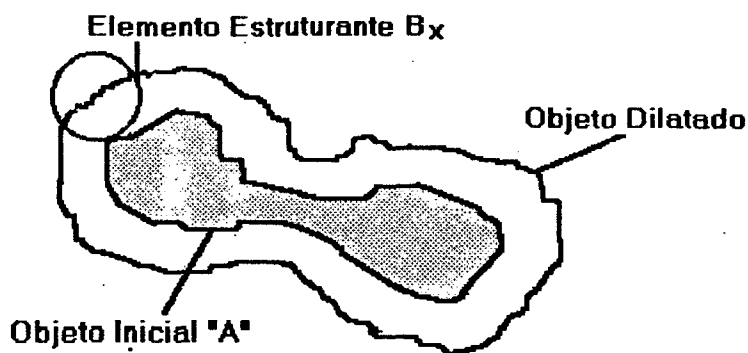


Figura 1.3.2.1. Ilustração da operação de dilatação.

1.3.3- Granulometria - Operação de Abertura

A granulometria é o estudo da distribuição de tamanho de objetos. A origem do termo vem da seguinte experiência (Coster e Chermant, 1989): tome-se um material como p.ex. areia com o fim de se determinar a distribuição de tamanho de grãos. Para tanto faz-se passar uma amostra da areia por peneiras de tamanhos de malhas crescentes e mede-se a massa do conteúdo de areia retido em cada peneira. Cada peneira conterá os grãos de areia de tamanho superior ao de sua malha.

A análise granulométrica necessita de uma unidade de medida, no caso anterior com peneiras é a massa dos grãos; em análise de imagens pode-se utilizar o comprimento, a área superficial ou o volume como a unidade de medida.

Uma operação de abertura com um elemento estruturante B_x de tamanho D é análoga ao método acima com uma peneira com malha de tamanho característico D , ou seja, é definida como uma erosão seguida de uma dilatação. Determina-se a função distribuição de tamanho de poros realizando uma seqüência de operações de abertura sobre uma imagem binária S com um elemento estruturante de tamanho crescente. Nesse caso a unidade de medida é a área superficial dos poros e a função distribuição será dada por:

$$F(d \leq D) = \frac{\varepsilon(S) - \varepsilon_s(S, D)}{\varepsilon(S)} \quad (1.3.3.1)$$

onde $F(d \leq D)$ é a fração de poros de tamanhos d menores ou iguais a D , $\varepsilon(S)$ é a fração em área total dos poros (a porosidade da imagem S) e $\varepsilon(S,D)$ é a fração de área dos poros de tamanho superior a D , ou seja, os poros remanescentes após a abertura com elemento de tamanho D .

Classicamente a granulometria por abertura utiliza círculos como elementos estruturantes, realizando as operações de erosão e dilatação diretamente sobre a imagem de representação binária, o que necessita de um tempo de execução bastante longo em função do grande número de testes a serem realizados nas operações. Laurent, Moschetto e Montanvert (1993) modificaram essa técnica fazendo uso das máscaras de chanfro (no caso daquele trabalho, utilizou-se a d_{3-4} , octógonos que se aproximam do círculo) aplicadas sobre a imagem de distância ao fundo "IDF" (descrita no capítulo 2).

A realização de uma operação de abertura utilizando as máscaras de chanfro sobre a imagem de distância ao fundo se torna bastante fácil e rápida. De fato, é suficiente considerar:

i) O erodido de um objeto A por uma bola de raio R é o conjunto de pontos x cuja distância ao fundo é superior a $3R$ (as bola para o caso d_{3-4} são octógonos);

ii) O dilatado de A pela mesma bola é o conjunto de pontos x onde a bola centrada em x tem uma intersecção não nula com A . É suficiente percorrer o contorno de A e em cada ponto traçar a bola de raio R .

O algoritmo da operação de abertura para uma bola d_{3-4} de raio R aplicada sobre uma imagem binária é:

para todos os pontos (i,j) da imagem de distância ao fundo (IDF)

Se $IDF(i,j) > 3(R+1)$ faça $IA(i,j)$ igual a poro

senão

se $IDF(i,j) > 3R$ faça

para x de $-R$ a R faça

para y de $-V[x]$ a $V[x]$ faça IA igual a poro

onde IA é a imagem aberta (o resultado da abertura sobre IDF) e $V[x]$ é a matriz que contém as informações necessárias para traçar a bola de raio R nos pontos do contorno de cada objeto.

1.3.4- Distribuição de gargantas

Em meios porosos as silhuetas de estreitamento entre duas protuberâncias em um objeto são chamadas de "gargantas" (figura 1.3.4.1). Essa abstração é originária da influência que esses estreitamentos têm sobre os processos de invasão ou drenagem, determinando as condições de preenchimento (no caso da invasão) em virtude da restrição que eles representam ao escoamento de um fluido. Nas metodologias de simulação randômica do meio associadas a teoria da percolação esses elementos são classificados como ligações entre sítios (discutido no capítulo 5), sendo então informações importantes para a melhor estimativa dos processos físicos envolvidos no meio simulado.

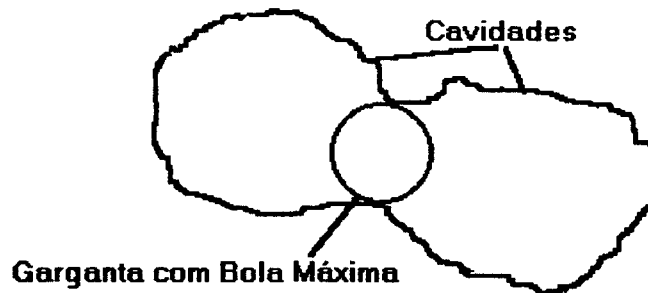


Figura 1.3.4.1. Os estreitamentos (gargantas) entre protuberâncias nos objetos

A operação de abertura consegue estimar a distribuição em número desses estreitamentos, aplicando uma sequência de erosões com um elemento estruturante de raio crescente sobre uma mesma imagem original de distância ao fundo. Após cada erosão, verifica-se se houve separação do objeto em várias partes (sub-elementos), caso isso ocorra, evidência-se uma ou mais gargantas, de raio igual ao raio do elemento estruturante (figura 1.3.4.2). Essa abordagem foi implementada por Fernandes (1994), onde descreve-se o procedimento de forma mais completa, permitindo a obtenção da função distribuição de gargantas em número.



Figura 1.3.4.2. Erosões sucessivas, determinando a existência de uma garganta.

Dessa forma, com o uso da operação de abertura sobre uma imagem binária transformada (dita imagem de distância ao fundo), podemos descrever duas curvas características do meio: função distribuição de poros e de número de gargantas, permitindo o uso desses dados em simulações estatísticas do meio.

1.3.5- Limitações da Operação de Abertura

A operação de abertura utilizando o conceito de aproximações à distância Euclidiana (máscaras de chanfro) é atualmente a técnica mais empregada na tentativa de descrição da geometria de uma fase presente em uma imagem binária, em vista de sua relativa simplicidade de implementação.

Os resultados apresentados para o atual estágio de desenvolvimento da técnica, permitem somente a obtenção de uma distribuição de poros em função do raio de um círculo e uma distribuição em número de gargantas também relacionada a um círculo.

Uma interpretação simplificada dos dados (abstração mais intuitiva, mas não única) obtidos pela Operação de Abertura é apresentada na figura 1.3.5.1, onde temos graficamente a expressão da função distribuição acumulada de poros (em relação a um raio de um círculo - elemento estruturante) para as geometrias presentes em uma imagem. A inclusão de vários círculos, em uma mesmo objeto, adequa-se muito bem a modelos que tentam simular processos de equilíbrio (que dependem da interação de um raio de contato com a superfície). Assim, a principal limitação da técnica é a sobrestimação do número de raios de elementos presentes na imagem.

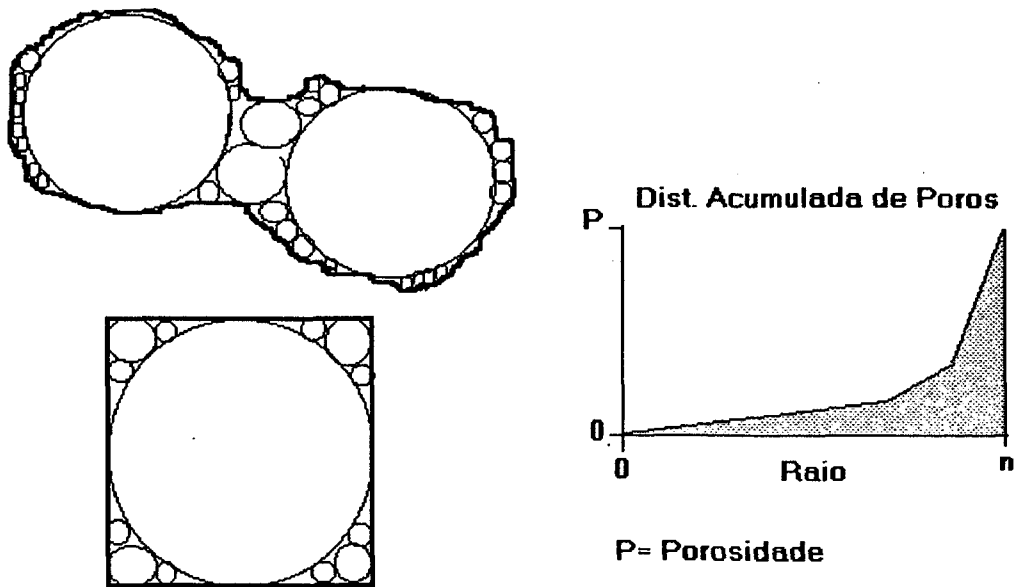


Figura 1.3.5.1. Esquema para uma tradução gráfica (simplificada) do resultado para a operação de abertura (distribuição acumulada de poros).

1.3.6- Técnica do Gráfico da Linha Mediana

Uma técnica muito recente em análise de imagens tenta a descrição das geometrias presentes nos objetos através da abstração em um gráfico de um esqueleto representativo. A técnica denomina-se gráfico da linha mediana, proposta por Montanvert (1987).

A técnica baseia-se na extração de um tipo de esqueleto na imagem transformada (imagem de distância ao fundo), denominado linha mediana (figura 1.3.6.1) que conserva a relação de conexão entre os elementos. A proposta inicial da técnica explora o uso da máscara de chanfro d_8 , que rotula os pixels de uma imagem binária como "curvas de nível" (discutida no capítulo 2), onde a partir do "descascamento" sucessivo dos contornos dos objetos obtem-se uma linha delgada representativa da forma. Essa linha conserva uma semelhança entre a forma e conexão dos elementos protuberantes existentes na imagem binária original, mas não é reversível, ou seja, a operação inversa não recupera a área original da fase na imagem.

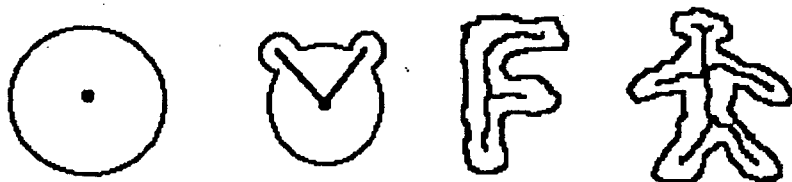


Figura 1.3.6.1. Esqueletos (denominados linha mediana) de imagens binária.

O termo "gráfico" é oriundo da expressão dos principais elementos sobre o esqueleto como sendo "nós" (centros geométricos), e os elementos restantes que caracterizam segmentos de ligação como sendo "arcos" de conexão.

A partir da identificação dos máximos locais sobre a imagem de distância ao fundo da linha mediana, que em outras palavras, são os maiores módulos na distância ao fundo contidos em todos o objetos, determinam-se os principais nós e procuram-se direções de conexão preferenciais. A identificação dos chamados "pontos duplos estrictos", que representam quatro padrões de elementos (identificados por aquela autora) situados em estreitamentos entre objetos, caracterizam outros nós. Os pontos restantes são denominados arcos, conservando-se as informações de conexão entre os nós.

Pesquisando-se cada arco que parte de um nó, classificam-se os nós como sendo de quatro tipos: nós de proeminência, proeminência larga, proeminência estricta e conexão (apresentados na figura 1.3.6.2). Os nós de proeminência caracterizam o centro geométrico dos principais elementos inclusos em um objeto (as cavidades em um modelo de rede de simulação estatística), ou seja, os maiores elementos. As proeminências largas traduzem a existência de elementos menores conectados a um elemento maior. As proeminências estrictas informam a existência dos menores elementos conectados ao objeto, e as conexões, identificam as geometrias que ligam os principais elementos do objeto. Assim, uma descrição do número e tipo de elemento presente em um determinado objeto pode ser feita.

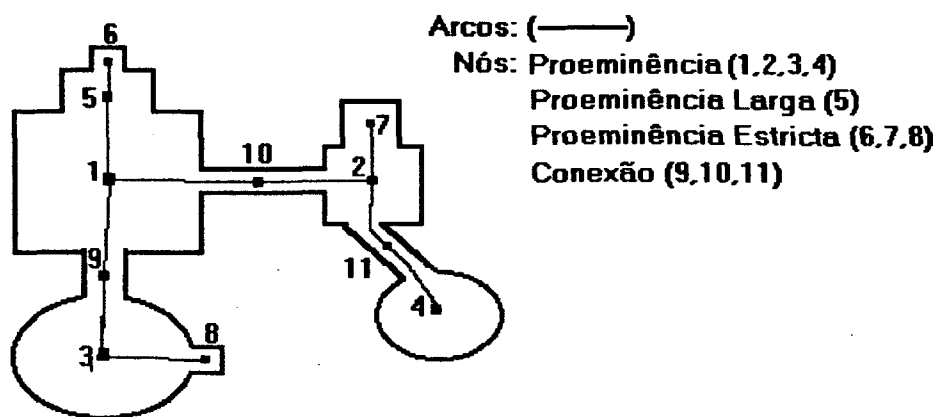


Figura 1.3.6.2. Representação dos elementos contidos em um objeto a partir do Gráfico da Linha Mediana.

O grande destaque da técnica é a geração de informações topológicas entre elementos, obtendo-se a conectividade específica traduzida pelas relações que os arcos transmitem à cada nó.

A maior limitação ao emprego do método na área de meios porosos é a extração de informações de distribuição somente em número de raio dos elementos presentes, discretizados em cavidades e elementos de conexão (porque o esqueleto não recupera a área da imagem original). Outras limitações são a extrema sofisticação para a implementação algorítmica (baseada no uso de "listas de pesquisa" e comparação de padrões) e pela falta de uma metodologia formal em sua obtenção, que comprometem ainda mais a tentativa de seu emprego como uma metodologia de análise para o meio poroso.

1.3.7- Desenvolvimento da Técnica Gráfica

Um desenvolvimento proposto por Thiel (1991), possibilita a geração de separações entre elementos principais através da determinação de linhas de "decoalêscencia" (figura 1.3.7.1), discretizando os objetos em áreas.

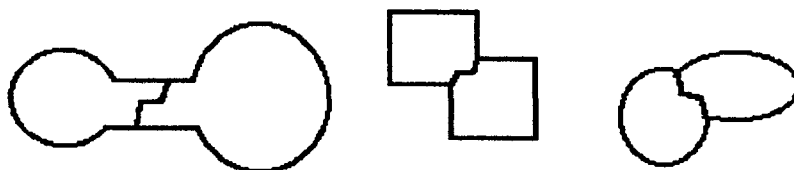


Figura 1.3.7.1. A geração de linhas de decoalêscencia entre elementos.

O método explora a geração da linha mediana a partir da conexão de pontos de um outro tipo de esqueleto denominado eixo mediano, representativo da forma mas não das relações de conexão. O eixo mediano (discutido no capítulo 4) é um esqueleto reversível, ou seja, reconstrõe a área da imagem original conservando assim uma relação entre os seus elementos e a área por eles especificada (uma técnica de compactação da imagem de distância ao fundo). A extração do eixo é realizada com o uso da máscara de chanfro d_{3-4} , representando uma coleção de centros de discos (geometrias geradoras discutidas na secção 2.5).

O método proposto gera uma linha mediana reversível na imagem de distância ao fundo baseada na extração e conexão dos pontos do eixo mediano, mas a aplicação da técnica do

gráfico é limitada para o uso da máscara d_8 . Dessa forma, a localização da linha mediana é feita com a máscara d_{3-4} e conservada sobre a imagem, mas o processamento da técnica gráfica é realizada da forma descrita na secção anterior.

A partir da localização dos nós sobre a imagem de distância ao fundo em d_8 , realiza-se a busca de pontos que representem a menor distância entre o nó e a periferia do objeto, gerando-se uma linha que discretiza a imagem original em novas regiões.

Essa implementação permite associar uma área (porosidade) aos elementos separados, tomando-se o seu maior módulo na distância ao fundo como um valor de raio, propiciando uma distribuição de poros que conserve a porosidade. Da mesma forma, obtém-se informações topológicas pela observação sobre os arcos do gráfico da relação de conexão entre elementos.

As principais limitações para o uso aplicado à meios porosos são a impossibilidade de geração de áreas para as gargantas (distribuição em número somente), conservação da extrema complexidade de implementação algorítmica, impossibilidade de exploração de outras máscaras de chanfro mais robustas (um menor erro na aproximação à distância Euclidiana) aliada a tempos de execução muito longos.

Analisando-se os problemas da técnica do gráfico da linha mediana e vislumbrando-se suas possibilidades, pode ser explorada uma abordagem que tente uma implementação gráfica que conserve informações de conexão, possibilitando a geração de áreas para gargantas e tenha uma formulação mais genérica e eficaz do ponto de vista algorítmico.

2 - CONCEITOS BÁSICOS DA GEOMETRIA DISCRETA

O advento da informática no meio científico provocou mudanças significativas, gerando novas áreas do conhecimento humano. Muitos conceitos já bem explorados e sedimentados tiveram adaptações, permitindo um grande desenvolvimento.

Na matemática uma das áreas em que a informática atua de maneira mais direta, é a geometria. Os conceitos da geometria clássica, chamada Euclidiana, devem ser adaptados visando a satisfação de seus postulados para serem manipulados em um plano discreto (binário), gerando os conceitos da chamada geometria discreta.

Neste capítulo são abordados de forma simplificada, os conceitos básicos indispensáveis ao desenvolvimento do método proposto neste trabalho para análise da geometria de elementos em espaços discretos.

2.1- DISTÂNCIA DISCRETA

Quando se passa do espaço contínuo (em R^2) para um espaço discreto (em Z^2) (por exemplo digitalizando uma imagem obtida por uma câmera), o conceito de distância entre dois pontos P e Q deve ser reformulado (figura 2.1.1).

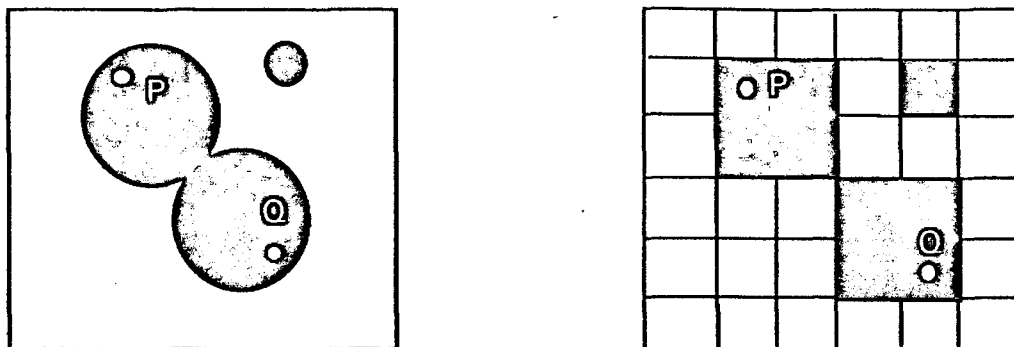


Figura 2.1.1. Discretização (ou digitalização) de uma imagem em uma malha quadrada (monitor de computador).

No espaço discreto, um conceito de vizinhança para o ponto (designação dada à unidade elementar do espaço discreto em Z^2) se faz necessária. Para um ponto dado, podem-se ter 4-vizinhanças formadas por 4 vizinhos chamados de vizinhos diretos ou 8-vizinhanças, formadas por quatro vizinhos diretos e 4 vizinhos indiretos (nas diagonais ao eixos de simetria) (figura 2.1.2).

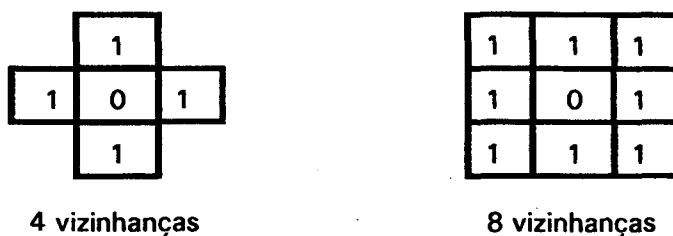


Figura 2.1.2. Quatro vizinhanças e oito vizinhanças.

Esse conceito de vizinhos de um ponto faz com que o caminho a ser percorrido entre dois pontos P e Q para a geração de uma reta de conexão não se processe de maneira direta,

mas por direções múltiplas de 45 graus (figura 2.1.3). Em uma relação de quatro vizinhanças, uma reta diagonal se processa como dentes de uma serra (visto na figura 2.1.3.a), onde o acréscimo de vizinhos indiretos (oito-vizinhanças) altera a configuração da mesma reta, suavizando-a.

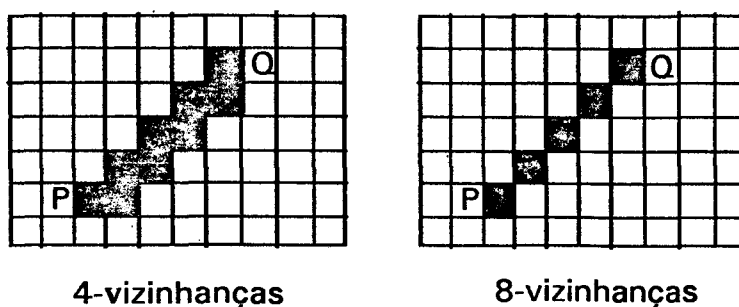


Figura 2.1.3. Diferentes configurações para uma mesma reta em função da relação de vizinhos.

Pelo conceito de distância Euclidiana (ou analítica no espaço contínuo), tem-se que a distância entre dois pontos P e Q quaisquer de coordenadas do plano cartesiano i_p , j_p e i_q , j_q , é dada pela equação (2.1.1).

$$d_E(P, Q) = \sqrt{\left((i_p - i_q)^2 + (j_p - j_q)^2 \right)} \quad (2.1.1)$$

Define-se que, para o conceito de 4-vizinhos diretos (d_4) e 8-vizinhos (d_8), a distância entre os pontos P e Q (no plano discretizado Z^2), é dada, respectivamente, pelas equações

$$d_4(P, Q) = |i_p - i_q| + |j_p - j_q| \quad (2.1.2)$$

$$d_8(P, Q) = \max\left(|i_p - i_q|, |j_p - j_q|\right), \quad (2.1.3)$$

onde, três importantes propriedades são observadas:

- definição positiva: $d(P, Q) \geq 0$; $d(P, Q) = 0 \Leftrightarrow P = Q$;

- simetria : $d(P,Q) = d(Q,P), \forall (P,Q)$;
- desigualdade triangular: $d(P,R) \leq d(P,Q) + d(Q,R), \forall (P,Q,R)$.

2.2- IMAGEM DE DISTÂNCIAS

Com o conceito de vizinhança e uma imagem discreta representada por uma matriz de inteiros, sendo que ela contém objetos (que são conjuntos conexos de pontos 1 e o fundo é dado por pontos 0, figura 2.2.1), pode-se gerar uma imagem chamada de imagem de distâncias.

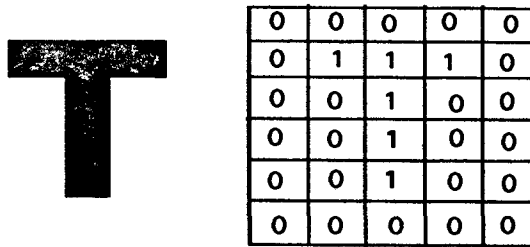


Figura 2.2.1. Representação de objetos de uma imagem.

Chama-se de imagem de distância ao fundo (ao fundo 0) a imagem tal que o valor atribuído em todo ponto P é igual à distância de P ao complementar. A introdução do conceito de imagem de distância permite distinguir dois aspectos importantes. Em primeiro lugar, a partir de uma imagem construir outra imagem; em segundo lugar, os valores calculados com as métricas aqui discutidas (mais a frente d_C - distância de chanfro) são de inteiros naturais. A imagem de distância é então uma imagem em níveis de cinza (figura 2.2.2).

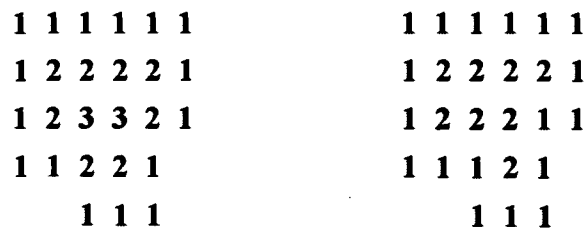


Figura 2.2.2. Imagem de distância ao fundo com d_4 a esquerda e com d_8 à direita (para um mesmo objeto) (Montanvert, 1987).

2.3- DISTÂNCIA DE CHANFRO

A escolha de uma métrica de distância condiciona as propriedades locais da imagem de distâncias. Por d_4 e d_8 , a cada deslocamento elementar associa-se uma cotagem 1, sendo que certos deslocamentos são de vizinhos diretos e outros de vizinhos indiretos (figura 2.3.1-a,b). Assim, um conjunto natural pondera um deslocamento elementar por um valor significativo de um deslocamento Euclidiano realizado.

A possibilidade mais intuitiva para uma aproximação à distância Euclidiana, consiste em fixar um valor 1 por um deslocamento em 4 vizinhanças, e $\sqrt{2}$ por um deslocamento diagonal (figura 2.3.1-c). Do mesmo modo, podem ser processados outros deslocamentos entre os vizinhos maiores, como por exemplo 1, $\sqrt{2}, \sqrt{5}$ (figura 2.3.1-d). Como estas distâncias não são inteiras, aproximam-se os valores $(1, \sqrt{2}, \sqrt{5})$ a frações, por exemplo $(1, \sqrt{2})$ em $(1, 4/3)$, ou $(1, \sqrt{2}, \sqrt{5})$ por $(1, 7/5, 11/5)$ (figura 2.3.1-f). A distância que é obtida tomando o caminho mínimo de um ponto a outro, forma os deslocamentos autorizados, com uma aproximação teórica de d_E tanto quanto se deseja.

O princípio de distância de chanfro (d_C) é então ponderar os deslocamentos entre vizinhos dados com inteiros.

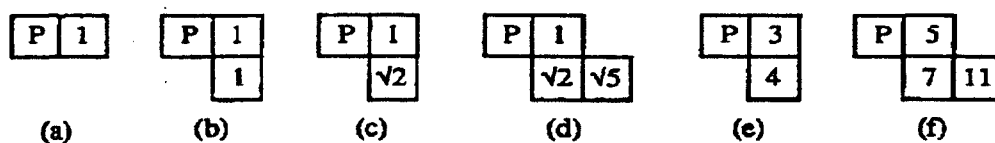


Figura 2.3.1. Ponderações locais (Thiel, 1991).

Na figura 2.3.1, a distância definida pela máscara (e) se diz chanfro 3-4 (d_{3-4}), e pela máscara de chanfro (f) se diz chanfro 5-7-11 (d_{5-7-11}). Na distância de chanfro d_{3-4} , a raiz de dois (1,4142) é aproximada pela razão 4/3 (1,3333). Essa aproximação equivale a atribuímos ao incremento de unidade de deslocamento ortogonal o valor inteiro 3 e ao incremento diagonal o valor inteiro 4. Da mesma maneira, para a distância de chanfro d_{5-7-11} , o incremento na unidade de deslocamento ortogonal se dá o valor 5, para os deslocamentos múltiplos de 45 graus o incremento 7 e para os vizinhos indiretos de segunda ordem o incremento 11 (figura 2.3.2).

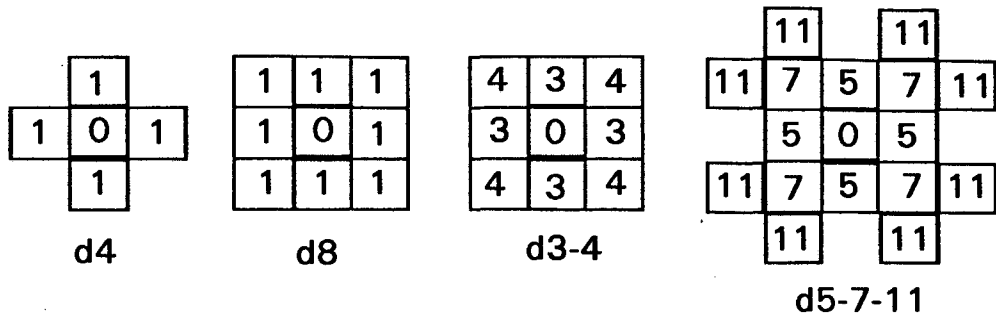


Figura 2.3.2. Máscaras de chanfro d_4 , d_8 , d_{3-4} e d_{5-7-11} (centrada em O).

O cálculo da distância entre dois pontos P e Q não se opera de forma analítica, mas tomando-se os valores intermediários de P e Q. Começando por centrar a máscara em P, e fazendo ponderações da máscara entre os vizinhos de P. O valor que é obtido em um ponto X é gerado centrando a máscara em X, e procurando o mínimo da soma de cada ponderação da máscara com o ponto intermediário ou posterior (figura 2.3.3).

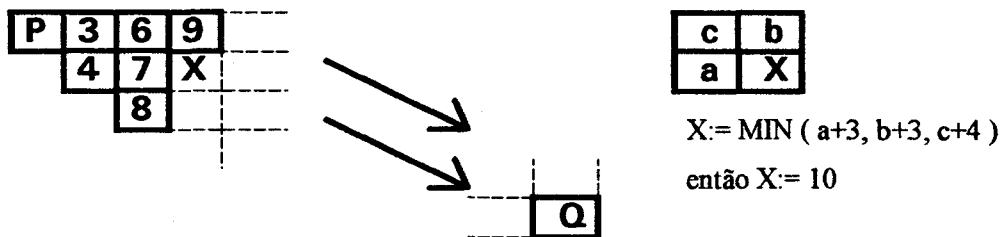


Figura 2.3.3. Cálculo da distância de chanfro entre dois pontos P e Q (Thiel, 1991).

Um algoritmo sequencial para a construção da imagem de distâncias pode ser formulado com as máscaras de construção (figura 2.3.2).

Para uma máquina sequencial é necessária a decomposição da máscara em duas semi-máscaras sequenciais simétricas centradas em O, cada uma servida por uma varredura. A semi-máscara anterior começa dando sentido para a varredura, onde têm-se pontos $M[i]$ de coordenadas $(M[i].x, M[i].y)$ e os pontos $M[i].p$. A semi-máscara posterior é então constituída pelos pontos $(-M[i].x, -M[i].y)$ de pontos $M[i].p$ (figura 2.3.4).

$$m_{3-4} = \begin{pmatrix} 4 & 3 & 4 \\ 3 & 0 & 3 \\ 4 & 3 & 4 \end{pmatrix} \rightarrow M[i].p = m_{\text{anterior}} = \begin{pmatrix} 4 & 3 & 4 \\ 3 & 0 & \end{pmatrix} \rightarrow m_{\text{posterior}} \begin{pmatrix} & 0 & 3 \\ 4 & 3 & 4 \end{pmatrix}$$

Figura 2.3.4. Decomposição de um máscara em duas (para d_{3-4}).

A construção da imagem de distância é descrita à seguir, onde PIC é uma matriz de dimensão $X_{\text{máx}}$ por $Y_{\text{máx}}$.

Percurso anterior: de cima para baixo da esquerda para direita.

Para y de 1 à $Y_{\text{máx}}$ faça

Para x de 1 à $X_{\text{máx}}$ faça

Se $PIC[x,y] \neq 0$

$$\text{Faça } PIC[x,y] = \text{MIN}_i \{ PIC[x-M[i].x, y-M[i].y] + M[i].p \}$$

Percurso posterior: de baixo para cima da direita para esquerda.

Para y de $Y_{\text{máx}}$ à 1 faça

Para x de $X_{\text{máx}}$ à 1 faça

Se $PIC[x,y] \neq 0$

$$\text{Faça } PIC[x,y] = \text{MIN}_i \{ PIC[x,y], PIC[x+M[i].x, y+M[i].y] + M[i].p \}$$

Assim, as informações da distância do ponto à borda do objeto são associadas a cada ponto (figura 2.3.5), resumindo o domínio de informações necessárias às técnicas de manipulação da imagem a serem implementadas.

3 3 3 3 3 3	3 3 3 3 3 3
3 6 6 6 6 4	3 6 6 6 6 3
3 6 9 9 8 4	3 6 7 7 6 3
3 6 9 12 8 4	3 3 4 6 4 3
3 6 4	3 3 3
percurso anterior	percurso posterior

Figura 2.3.5. Imagem de distância ao fundo com chanfro 3-4, em duas varreduras sequenciais (Thiel, 1991).

2.4- BOLAS

Os erros associados à aproximação à distância Euclidiana se destacam quando da representação de elementos esféricos (Thiel, 1991), tendo em vista a complexidade da representação de suas bordas na imagem binária.

Para obter uma bola de raio R por uma máscara dada aplicando o algoritmo de cálculo de distância ao fundo (por uma imagem de tamanho infinito), aplica-se a equação

$$R_{df} = R \times a + r \quad (2.4.1)$$

Cada ponto está a 1 deslocamento elementar, exceto que o centro em 0; a bola é o conjunto de pontos de valor R_{df} inferior ou igual à relação dada pela equação 2.4.1, onde r pertence à $[0, a-1]$ sendo a máscara dada por $d_{a,b}$ (para o chanfro 3-4, $a=3$ e $b=4$). Desta forma, para um raio R fixo, existe um conjunto de bolas variando r (figura 2.4.1).

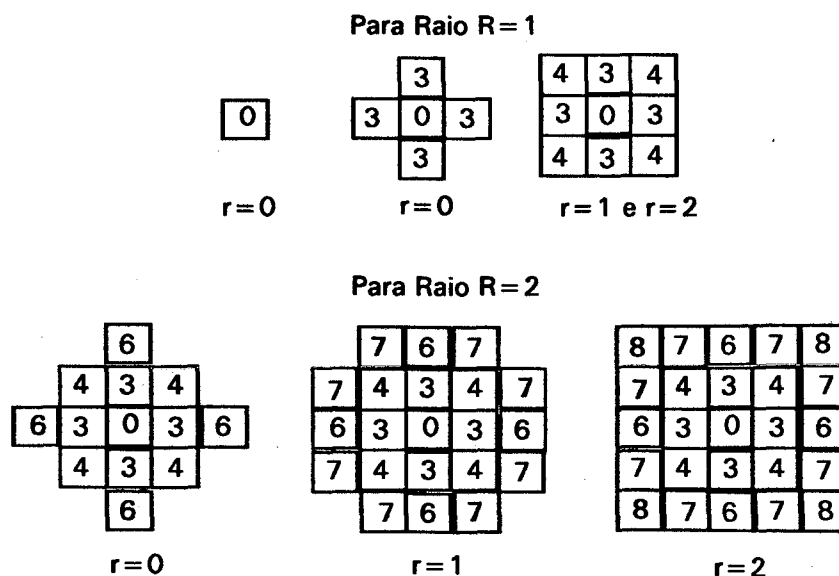


Figura 2.4.1. Bolas de chanfro 3-4 com raios $R=1$ e $R=2$
(família de bolas de mesmo raio).

O fato de existirem várias bolas para um mesmo raio induz uma passagem progressiva de um raio R a um $R+1$. Esta possibilidade é interessante em animação (anti mistura); ela provê mais de um modo para simular uma topologia discreta, necessárias à aproximações de

elementos da imagem a elementos regulares (por exemplo: modelos de porosidade e ou gargantas obtidos sobre uma imagem digitalizada).

2.5- GEOMETRIAS GERADORAS

Na geometria Euclidiana um objeto pode ser decomposto em suas configurações básicas, ou seja, é possível a extração de sua geometria geradora. Da mesma forma sobre uma imagem de distância ao fundo de um objeto podemos associar uma configuração geométrica básica, que lhe dará a forma.

Tomando-se o conceito de bolas (ou discos em Z^2), discutido na secção anterior (secção 2.4), podemos ver que o módulo do elemento na imagem de distâncias representa o raio de uma bola inclusa centrada sobre o elemento. Assim, um objeto no espaço discreto é formado pelo conjunto de bolas (de raio igual ao módulo da imagem de distância) se interferindo construtivamente, como pode ser visto na figura 2.5.1-3.

		3	3	3	3	3			
		3	6	6	6	4	3		
		3	6	9	8	7	4	3	
		3	6	9	11	8	6	3	
		3	6	9	11	8	6	3	
		3	6	9	8	7	4	3	
		3	6	6	6	4	3		
		3	3	3	3	3			

Figura 2.5.1. Conjunto de discos que formam um objeto em uma imagem de distância ao fundo (chanfro 3-4).

9	
9	11
9	11
9	

Figura 2.5.2. Centros de discos que constroem a imagem do objeto da figura 2.5.1.

										3	3	3		
	3	3	3	3	3				3	4	6	4	3	
	3	6	6	6	3			3	4	7	9	7	4	3
	3	6	9	6	3			3	6	9	11	9	6	3
	3	6	6	6	3			3	4	7	9	7	4	3
	3	3	3	3	3				3	4	6	4	3	
										3	3	3		

Figura 2.5.3. Os dois tipos de discos que constroem a imagem da figura 2.5.1.

Para a imagem de distância ao fundo da figura 2.5.1 (representando a letra "D"), cada pixel representa o centro de um disco incluso, mas somente 6 centros de discos (figura 2.5.2, quatro centros iguais a 9 e dois iguais a 11) são necessários para sua construção. A forma desses discos principais é apresentada na figura 2.5.3, onde verifica-se a composição de duas diferentes geometrias, uma para cada raio, necessárias à construção da imagem do objeto.

Essa propriedade da imagem de distância ao fundo permite a geração de técnicas de manipulação dos objetos, tais como operações de erosão e dilatação e a extração do Gráfico da Linha Mediana através do uso das máscaras de chanfro (que será explorada no presente trabalho em capítulo posterior).

2.6- ERROS

Os erros associados a cada máscara de chanfro, em relação à aproximação à distância Euclidiana são descritos na tabela da figura 2.6.1, para o cálculo da distância dos pontos A,B e C em relação à origem no ponto P.

	B	C
P	A	

	A	B	C
$ d4-dE /dE$	0%	41,42%	34,16%
$ d8-dE /dE$	0%	29,29%	10,56%
$ d34-dE /dE$	0%	5,71%	4,29%
$ d5711-dE /dE$	0%	1,00%	1,34%

Figura 2.6.1. Os erros associados à aproximação à distância Euclidiana para as máscaras de chanfro.

Esses erros se destacam quando da representação de círculos. Para um círculo de mesmo raio gerador, a configuração geométrica básica que é obtida para a circunferência com o uso de máscaras distintas, é bastante diferente (figura 2.6.2).

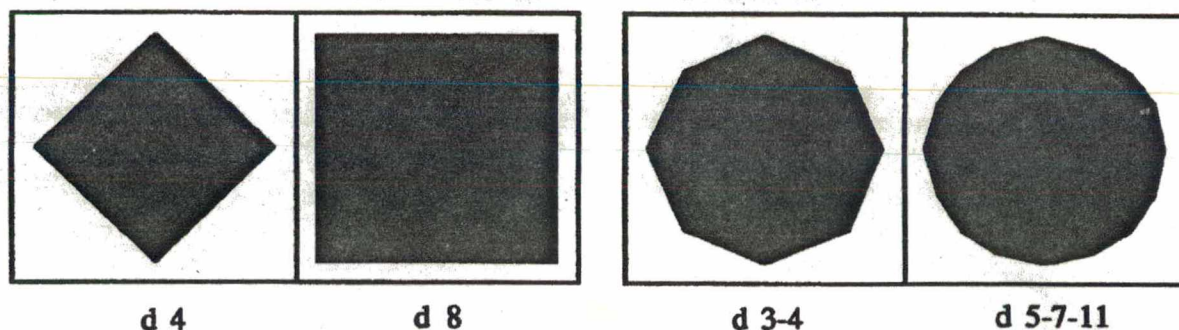


Figura 2.6.2. As diferentes configurações espaciais para a representação da circunferência em função da máscara utilizada.

O algoritmo concebido por Laurent, Moschetto e Montanvert (1993), tendo como elemento estruturante o chanfro d_{3-4} para a técnica de abertura (utilizaram o chanfro d_{3-4} devido a sua simplicidade e pelos bons resultados fornecidos) compara resultados obtidos para a distribuição de poros de uma imagem da estrutura do concreto celular quando se consideram como elementos estruturantes o círculo Euclidiano, o chanfro d_{3-4} e o d_{5-7-11} , evidenciando a boa aproximação em relação a distância euclidiana (figura 2.6.2).

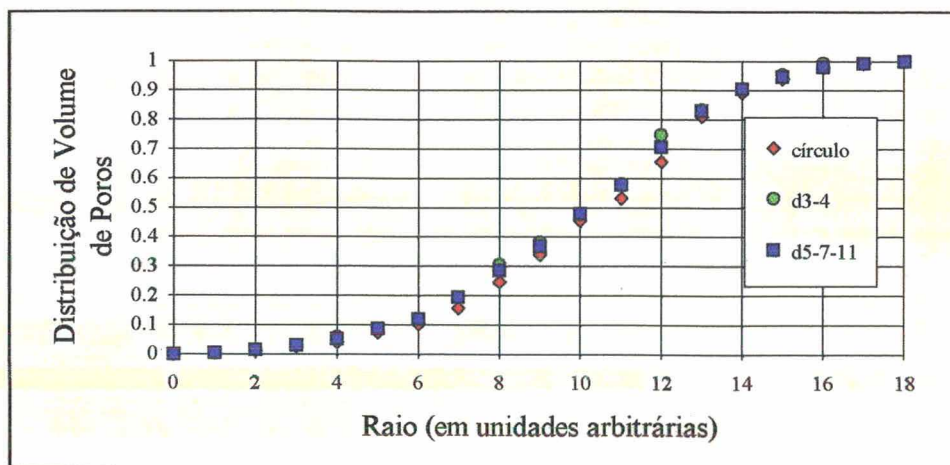


Figura 2.6.3. A influência da métrica na obtenção da distribuição de poros.
Extraído de Laurent, Moschetto e Montanvert (1993).

Desta maneira, apresenta-se o uso das chamadas máscaras de chanfro como uma ferramenta valiosa quando do estudo da geometria de elementos em espaços discretos, permitindo através de informações reduzidas, uma completa manipulação de suas características (forma, geometrias geradoras, elementos formadores de sua geometria).

3- BINARIZAÇÃO POR REGIÕES CONEXAS

As técnicas usuais de binarização de imagens em tons de cinza, meramente estatísticas, não preservam informações topológicas oriundas das relações existentes entre pixels vizinhos, quando estes pertencem a uma mesma fase mas possuem tons de cinza distintos. Assim, neste capítulo é proposta uma técnica de binarização que aplicada sobre imagens digitais em tons de cinza, discretiza o domínio em duas fases distintas preservando-se informações morfológicas e topológicas.

As relações entre pixels são conservadas com o uso de uma técnica de detecção de borda que segmenta a imagem em regiões conexas, ditas conexas em relação à ligação direta que cada um de seus pontos (pixel) tem com os demais na área especificada, permitindo uma análise individual de cada região em relação as outras áreas segmentadas na imagem.

Com o uso de um critério de decisão sobre o histograma de cada objeto discretizado gera-se a distinção entre as fases na imagem, conservando-se sua topologia que é dada pela variação do espectro de tons de cinza dentro do elemento (regiões ditas claras e escuras em um mesmo objeto).

Esta técnica se mostra muito eficaz quando aplicada a micrografias com efeitos espaciais pronunciados, gerados por problemas na confecção da amostra (afastamento da planicidade na face da amostra a ser observada, corte da amostra interseccionando poros) e/ou problemas de iluminação localizados sobre o plano da imagem.

Em primeiro lugar, é discutida uma metodologia para a detecção de uma borda contínua sem a geração de ruídos (problema discutido na secção 1.2), apresentando-se sua formulação bem como as soluções algorítmicas simplificativas que foram adotadas. A metodologia utilizada para a rotulagem dos elementos conexos discretizados pela borda para possibilitar a análise individual de cada elemento é apresentada na secção 3.3, e por fim, a formulação do critério de decisão é discutida, apresentando-se resultados obtidos para a metodologia de binarização em conjunto com uma discussão a respeito de suas potencialidades e limitações.

3.1- CONSIDERAÇÕES BÁSICAS

As considerações aqui assumidas bem como as hipóteses simplificativas, são tomadas para o desenvolvimento de uma técnica de binarização adequada à análise de topologias em imagens que possuam um espectro de níveis de cinza muito complexo. O desenvolvimento aqui apresentado limita-se, no momento, a sua aplicação na binarização de micrografias de meios porosos que apresentem duas fases constituintes: uma matriz sólida homogênea e uma matriz porosa. Com o desenvolvimento da mesma, acredita-se na expansão da técnica para uso em outros campos de pesquisa que necessitem de processos de binarização de imagens.

O problema da binarização de uma imagem em tons de cinza que preserve informações topológicas e ao mesmo tempo preserve informações morfológicas, é a identificação desses dados sobre a única métrica disponível que é o nível de cinza de cada ponto (em imagens digitalizadas esse nível varia em inteiros de 0 a 255, que corresponde à cor preta e a cor branca respectivamente - 256 níveis de cinza). Por simplificação de análise, consideramos de menor importância aspectos óticos como iluminação, reflectância e outros. Uma análise rigorosa e completa pode ser encontrada em Castleman (1979), Pratt (1991) e Woods (1992).

Assumindo-se que a iluminação é perpendicular e de mesma intensidade em todos os pontos no plano ótico e que a fase sólida é composta de um mesmo material de propriedades óticas homogêneas, podemos considerar que o nível de cinza do ponto (ou pixel na imagem

digital) é dada exclusivamente pela altura que o mesmo se encontra do plano ótico de base (aqui tomado como a maior profundidade na imagem, equivalente à cor preta de valor discreto 0) (figura 3.1.1).

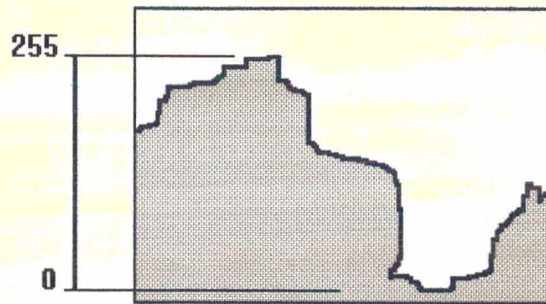


Figura 3.1.1. O nível de cinza em relação à altura do ponto.

A binarização ideal representa um corte na seção transversal do material, determinando que a área acima do plano de corte represente a fase branca e a inferior, a fase preta da imagem binária (figura 3.1.2 *).

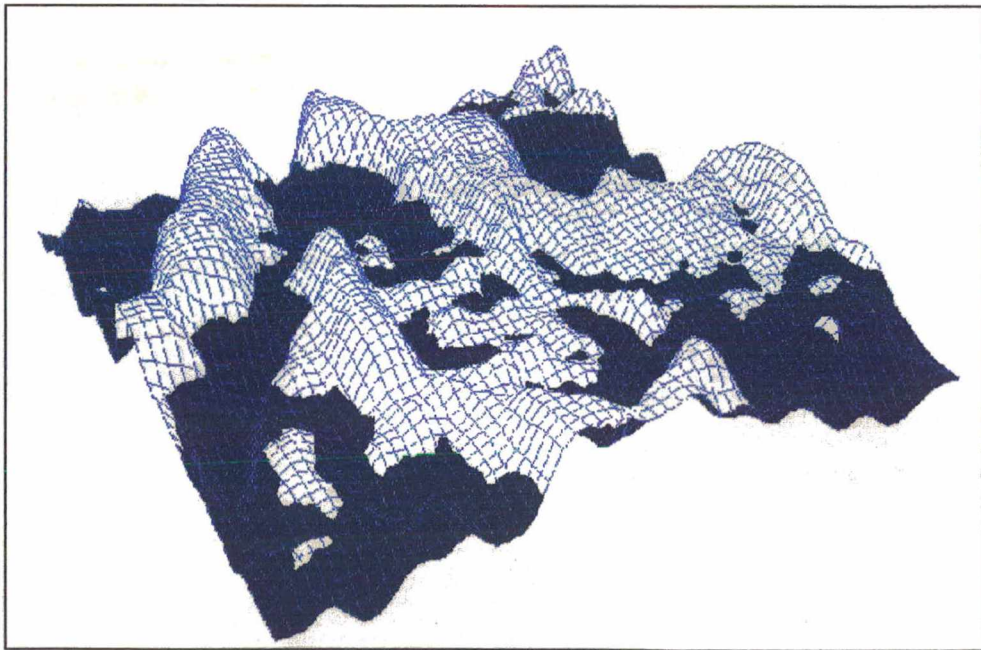


Figura 3.1.2. Uma abstração para a binarização - um corte transversal na imagem

* Rotina para visualização em três dimensões do relevo de uma micrografia, desenvolvida pelo autor e por Clóvis Raimundo Maliska Júnior (todos os direitos reservados), adaptando o software ISO-3D - SINMEC - UFSC, encontra-se descrita no Apêndice D.

Essa abstração não é aplicável à maioria dos materiais quando observados com grandes aumentos através da microscopia eletrônica (Yunes, 1992). Grandes afastamentos de profundidade da superfície superior são gerados por problemas na preparação da amostra, ocasionados por variações locais na dureza do material, o corte transversal de volumes porosos ou superfícies opostas da amostra sem paralelismo. Esses problemas geram imagens com variações locais de intensidade de nível de cinza para uma mesma fase (figura 3.1.3 *).

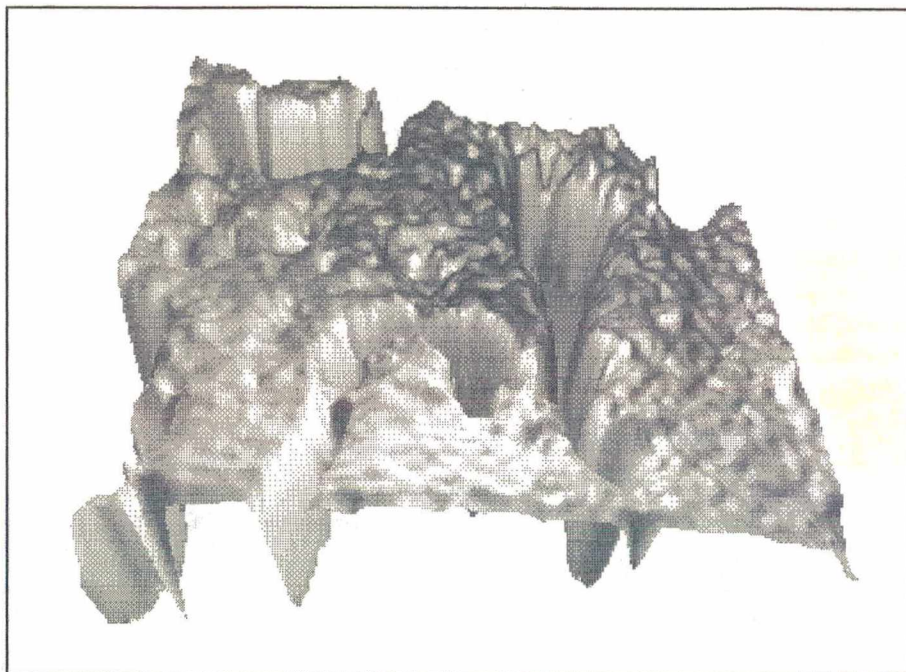


Figura 3.1.3. Afastamento da superfície da representação plana.

Uma binarização estatística aplicado à figura 3.1.3, ocasionaria a criação de falsos elementos pertencentes a uma determinada fase, e/ou a perda de informações topológicas ocasionadas pela segmentação de um elemento em dois outros. Desta forma, uma análise estatística local seria impraticável em função das infinitas composições que o problema apresenta.

Podemos distinguir três elementos básicos da geometria para a busca de um método de solução: i) a superfície inferior do relevo; ii) a superfície superior do relevo e iii) as rampas da superfície (figura 3.1.4).

* Imagem obtida com o uso da rotina de visualização em três dimensões, descrita no Apêndice D

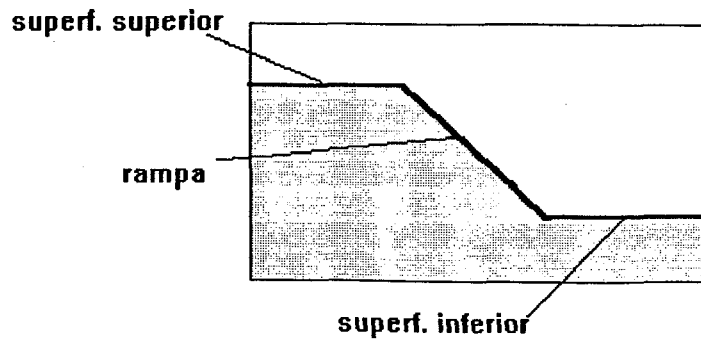


Figura 3.1.4. Os três elementos que se destacam na geometria.

Assumindo-se que as rampas na informação imagem discretizam a topologia do meio em cavidades e elevações, e que representam variações locais no nível de cinza (gradientes pronunciados na função nível de cinza), podemos assumir que as regiões determinadas por elas representem bordas de separação entre elementos (elementos da fase preta e da fase branca). Assim, com a detecção de uma borda que segmenta a imagem em regiões fechadas (ditas conexas), podemos então realizar uma análise local dos objetos, determinando a fase e consequentemente, binarizando a imagem.

Conceitualmente, a borda "B" que delimita as duas fases (fase matriz sólida e fase porosa) é dada por uma linha imaginária. A detecção dos pontos dessa borda tem sido alvo de inúmeras abordagens, entre elas, a análise dos gradientes da função nível de cinza local entre dois pontos SS e SI (figura 3.1.5).

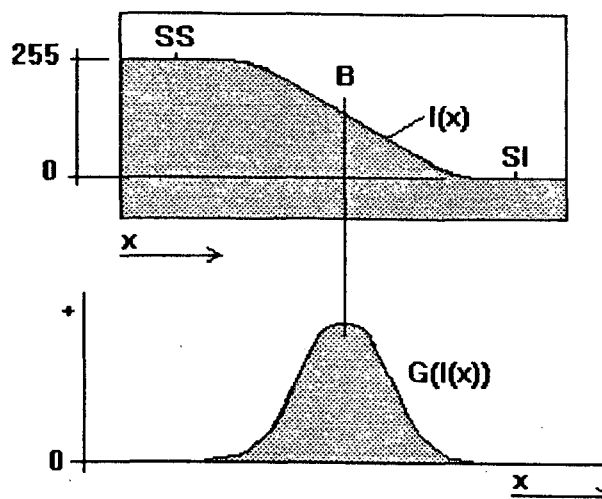


Figura 3.1.5. A função gradiente de níveis de cinza $G(I(x))$ entre dois pontos SS e SI

Essa metodologia apresenta bons resultados em imagens ditas "planas", onde a intensidade do pico na função $G(x)$ é aproximadamente constante para todos os elementos pertencentes à borda sobre a imagem. Isso não é verificado quando da observação de uma imagem com afastamento da representação plana, gerando-se descontinuidade (a não conexão) entre todos os elementos de uma determinada borda.

A técnica explorada atualmente (Woods, 1992), é o uso de filtros Laplacianos (figura 3.1.6) onde o ponto B de uma borda entre dois pontos SS e SI, é determinada como sendo o ponto em que se verifica a troca de sinal na função Laplaciana pelo cruzamento da ordenada (ponto de inflexão).

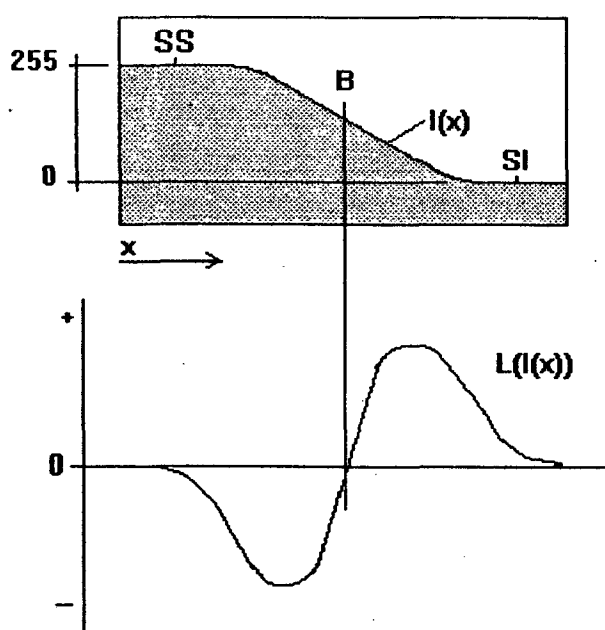


Figura 3.1.6. Aplicação de um filtro laplaciano $L(I(x))$, sobre a imagem de uma borda.

Desta forma, a técnica se torna menos sensível a influência dos afastamentos da representação plana, observando-se na função nível de cinza filtrada o comportamento característico dos elementos pertencentes à borda.

Os filtros Laplacianos usados em processamento de imagens são aproximações digitais de seu equivalente matemático, possibilitando a implementação de vários tipos. Um filtro Laplaciano frequentemente usado para uma máscara de oito-vizinhanças (3X3), centrada em uma imagem matriz níveis de cinza $I(x,y)$, é dado por

$$\nabla^2 I(x,y) \approx I(x+1,y) + I(x-1,y) + I(x,y+1) + I(x,y-1) - 4I(x,y) \quad (3.2.1.1)$$

O Laplaciano é um invariante à rotação, quando aplicado sobre um espaço discreto Z^2 , que representa igualmente um reforço nas frequências espaciais em todas as direções, visto a composição dos níveis de cinza na máscara quadrada. Dessa forma, informações direcionais não são consideradas, necessárias à geração de uma borda contínua em uma imagem real com variações locais na função intensidade de níveis de cinza.

3.2- DETECÇÃO DA BORDA

O principal problema na detecção de uma borda que segmente a matriz imagem ($I(x,y)$) em regiões fechadas é a continuidade de seus elementos, ou seja, todos os pontos detectados devem ser vizinhos (nas 8-vizinhanças) de outro ponto pertencente à borda. Encontramos no trabalho de Vliet et alli (1988) uma abordagem poderosa para a detecção de uma borda contínua, com uma minimização de ocorrência de falsas bordas (que prejudicam a detecção de contornos fechados e descaracterizam a superfície delimitada). Essa abordagem utiliza o uso de filtros Gaussianos como primeiro passo, o que possibilita o tratamento de imagens com ruídos pronunciados. Devido a ausência desse tipo de problema nas imagens obtidas pela microscopia eletrônica (Yunes, 1992) e como a aplicação dos mesmos em imagens topológicas suavizam contrastes (Pratt, 1992), optou-se pela a eliminação dessa etapa no processo.

A metodologia proposta utiliza um modelo para a detecção de borda baseado na combinação de um filtro Laplaciano não-linear, um detector de "passagem-zero" (zero-crossing detector) e em paralelo um reforçador de borda. Na figura 3.2.1, apresenta-se o fluxograma da abordagem, onde a partir de um operador de threshold sobre o histograma da matriz imagem resultante da aplicação do filtro Laplaciano não linear reforçado ($LNLR(x,y)$), obtém-se a imagem da borda ($B(x,y)$).

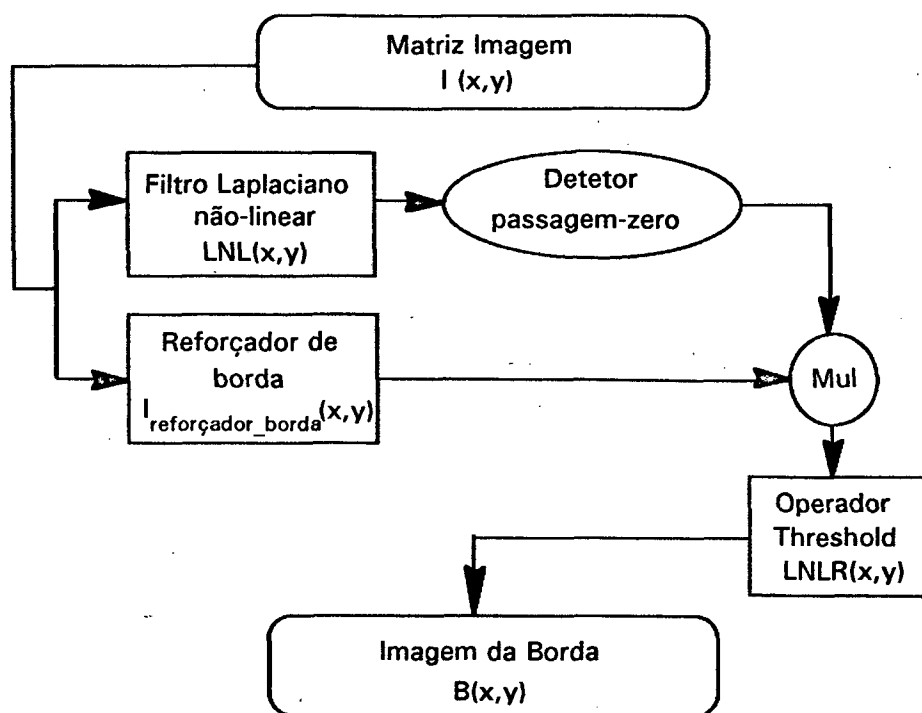


Figura 3.2.1. Fluxograma da abordagem de detecção de borda.

3.2.1- Filtro Laplaciano Não-Linear

Em uma representação digital de uma imagem real, os pontos B pertencentes à linha imaginária que determina a borda podem ser minimizados quando da discretização da imagem em pixels, ou seja, a informação de sua existência pode ser minimizada em dois ou mais pixels vizinhos, gerando-se descontinuidades quando de sua determinação. Dessa forma, para a determinação de uma borda contínua, mais pontos devem ser localizados sobre a imagem para a definição da possível localização da borda. Executando-se uma adaptação sobre o filtro Laplaciano formal, podemos gerar um filtro Laplaciano dito não-linear, que aumente o domínio de pontos candidatos a serem pertencentes à imagem da borda.

A representação gráfica de um filtro Laplaciano não-linear pode ser observada na figura 3.2.1, observando-se o aumento do número de pontos B pertencentes à representação da linha imaginária da borda. O aumento do número de pontos pertencentes à borda é necessário à tentativa de obtenção de continuidade para sua representação, necessário à obtenção de elementos delimitados sobre a informação imagem.

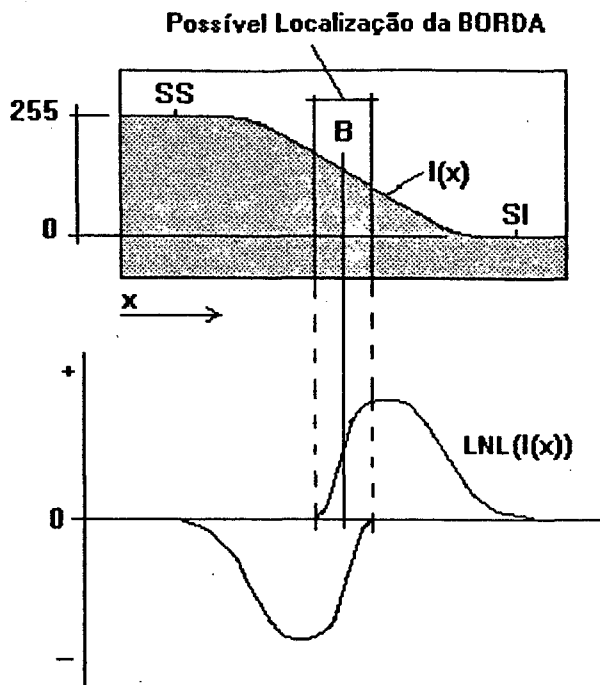


Figura 3.2.1. Representação gráfica do filtro Laplaciano não-linear, obtendo-se um maior número de pontos pertencentes a borda.

Para a conservação das informações direcionais um filtro Laplaciano não-linear (FLNL) pode ser formalizado, através da combinação não-linear dos vizinhos de um ponto. Este filtro tem então dois parâmetros: tamanho e forma, sendo dado por

$$\text{FLNL}(x,y) = \text{Gradmax}(x,y) + \text{Gradmin}(x,y) \quad (3.2.1.1)$$

onde

$$\text{Gradmax}(x,y) = \max \{ C_n(x',y') [I(x',y') - I(x,y)] \mid (x',y') \in d_n(x,y) \} \quad (3.2.1.2)$$

$$\text{Gradmin}(x,y) = \min \{ C_n(x',y') [I(x',y') - I(x,y)] \mid (x',y') \in d_n(x,y) \} \quad (3.2.1.3)$$

onde $d_n(x,y)$ é a máscara quadrada ($N \times N = n$) centrada em (x,y) e $C_n(x',y')$ é a máscara de multiplicação consistindo de coeficientes de escala dependentes do tamanho e forma do filtro, circular ou quadrado.

Para $C_n(x',y') = \{ 1 \mid (x',y') \in d_n(x,y) \}$, as equações 3.2.1.3 e 4 podem ser simplificadas por

$$\text{Gradmax}(x,y) = \max \{ I(x',y') \mid (x',y') \in d_n(x,y) \} - I(x,y) \quad (3.2.1.4)$$

$$\text{Gradmin}(x,y) = \min \{ I(x',y') \mid (x',y') \in d_n(x,y) \} - I(x,y) \quad (3.2.1.5)$$

onde $\max\{\bullet\}$ e $\min\{\bullet\}$ são o maior elemento (máximo local) e o mínimo local (menor elemento), respectivamente.

Dessa forma, substituindo-se as equações 3.2.1.4 e 3.2.1.5 na equação 3.2.1.1, obtemos uma equação simplificada para o operador FLNL com um elemento estruturante $d_n(x,y)$, onde $I(x',y') \in d_n(x,y)$

$$\text{FLNL}(x,y) = \max \{ I(x',y') \} + \min \{ I(x',y') \} - 2I(x,y) \quad (3.2.1.6)$$

Neste trabalho, utilizou-se a máscara $d_n(x,y)$ -(5 x 5) como elemento estruturante, em função dos bons resultados oriundos de um maior número de direções pesquisadas, apresentada na figura 3.2.1, em relação a um elemento estruturante com 9 pontos (3 x 3).

$I(x-2,y-2)$	$I(x-2,y-1)$	$I(x-2,y)$	$I(x-2,y+1)$	$I(x-2,y+2)$
$I(x-1,y-2)$	$I(x-1,y-1)$	$I(x-1,y)$	$I(x-1,y+1)$	$I(x-1,y+2)$
$I(x,y-2)$	$I(x,y-1)$	$I(x,y)$	$I(x,y+1)$	$I(x,y+2)$
$I(x+1,y-2)$	$I(x+1,y-1)$	$I(x+1,y)$	$I(x+1,y+1)$	$I(x+1,y+2)$
$I(x+2,y-2)$	$I(x+2,y-1)$	$I(x+2,y)$	$I(x+2,y+1)$	$I(x+2,y+2)$

Figura 3.2.1. Elemento estruturante $d_n(x,y)$ utilizado, para a implementação dos filtros para as equações 3.2.1.4 e 5.

Para o segmento de uma imagem $I(x,y)$ em tons de cinza exemplo (figura 3.2.1.2.a), onde uma borda se destaca facilmente pela observação do gradiente numérico entre duas regiões ditas claras e escuras, o operador FLNL gera uma imagem filtrada LNL (x,y) , (figura 3.2.1.2.b), com o uso do elemento estruturante 5 x 5.

110	80	12	13	11	10	9
137	96	88	14	15	10	12
249	127	99	78	18	22	5
251	238	130	118	69	24	21
238	224	209	205	109	70	26
244	240	233	234	233	112	74

"a"

41	101	336	85	87	63	9
-11	71	86	220	105	103	50
-235	9	42	92	178	166	104
-163	-211	5	14	101	191	196
-126	-119	-149	-152	21	99	186
-107	-111	-146	-204	-211	31	106

"b"

Figura 3.2.1.2. Para o segmento de uma imagem em tons de cinza $I(x,y)$ em "a", obtém-se a imagem resultante $LNL(x,y)$ em "b", para o operador FLNL.

Assim, o operador FLNL apresenta uma orientação adaptativa perpendicular à direção local da borda, uma menor sensibilidade a ruídos e uma simples implementação algorítmica.

3.2.2- Detector de passagem-zero.

Como discutido, o ponto $B(x,y)$ pertencente à borda, idealmente é definido como o ponto onde ocorre a mudança de sinal pelo corte da ordenada na função resultante da aplicação do FLNL. A procura desses pontos de mudança de sinal inspecionando-se a imagem $LNL(x,y)$, resulta na confecção do detector denominado: "detector de passagem-zero".

O detector de passagem-zero etiqueta os elementos da imagem resultante da aplicação do operador FLNL como elementos pertencentes a borda quando existe uma troca de sinais, através da inspeção em uma máscara $d_n(x,y)$ - (3×3) , centrada em (x,y) . Esta inspeção verifica a existência, nas oito-vizinhanças do ponto, de um elemento de sinal contrário. Por exemplo, sendo o ponto central do elemento estruturante positivo ou de valor nulo (ou de outra forma o ponto pode ser negativo ou nulo) se existir um elemento de sinal contrário nas suas oito

vizinhanças, esse ponto pertencerá à borda. Os pontos restantes na imagem $LNL(x,y)$ que não pertencerem a borda, passam ao valor zero. Para a imagem $LNL(x,y)$ exemplo da figura 3.2.1.2.b, a aplicação do detector de passagem zero apresenta o resultado mostrado na figura 3.2.2.1.

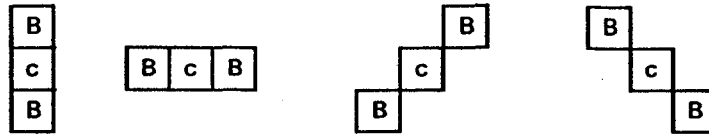
41	101	0	0	0	0	0
-11	71	0	0	0	0	0
-235	9	42	0	0	0	0
-163	-211	5	14	101	0	0
0	-119	-149	-152	21	99	0
0	0	0	-204	-211	31	0

Figura 3.2.2.1. A aplicação do detector de passagem-zero, sobre a imagem $LNL(x,y)$ da figura 3.2.1.2.b.

Em seu trabalho, Vliet et alli (1988) propuseram o uso de uma interpolação entre os pontos de mudança de sinal, devido a presença de ruídos (discutidos na secção 3.2). Essa interpolação se fazia necessária devido ao suavizamento das bordas quando da aplicação do filtro Gaussiano, permitindo a reconstituição dos elementos da borda suprimidos pela retirada dos pontos de ruído. Como visto, em imagens ditas "limpas", essa rotina não se aplica, o que confere uma grande simplicidade ao método.

Em alguns casos, ou em regiões sobre imagens onde os afastamentos da representação plana são pronunciados, a detecção dos pontos de mudança de sinal se torna descontínua, gerando-se um rompimento da borda. Para amenizar este problema, uma rotina auxiliar de conexão de pontos vizinhos é utilizada, sendo implementada de maneira bastante simplificada.

Após a execução do detector de passagem-zero, faz-se uma inspeção sobre os pontos da imagem $LNL(x,y)$ que não pertencem ao elemento borda, mas possuem vizinhos pertencentes à borda. Sendo esse elemento pertencente a uma das quatro configurações de conexão apresentadas na figura 3.2.2.2, o ponto é tomado como pertencente à borda (conservando-se seu valor inicial quando da aplicação do operador $FLNL$ na imagem $LNL(x,y)$).



B = Elemento da BORDA

c = Elemento de CONEXÃO

Figura 3.2.2.2. As quatro configurações possíveis para a geração de elementos de conexão no objeto borda descontínuo.

Assim, uma borda contínua, mas espessa, é detectada segmentando-se a imagem $LNL(x,y)$ inicial em regiões fechadas com pontos que são oito-conexos, ou seja regiões ditas conexas.

3.2.3- Reforçador de Borda.

Para a obtenção de uma borda mais fina, que não tenha muitos elementos componentes das fases ditas claras e escuras segmentadas por ela, um reforçador da borda é aplicado, permitindo posterior uso de um operador de threshold sobre a imagem $LNL(x,y)$. Esse reforçador baseia-se no fato de que entre o gradiente máximo (obtido pela equação 3.2.1.4) e o gradiente mínimo (obtido pela equação 3.2.1.5) existe a região de passagem-zero (observado graficamente na figura 3.2.3.1).

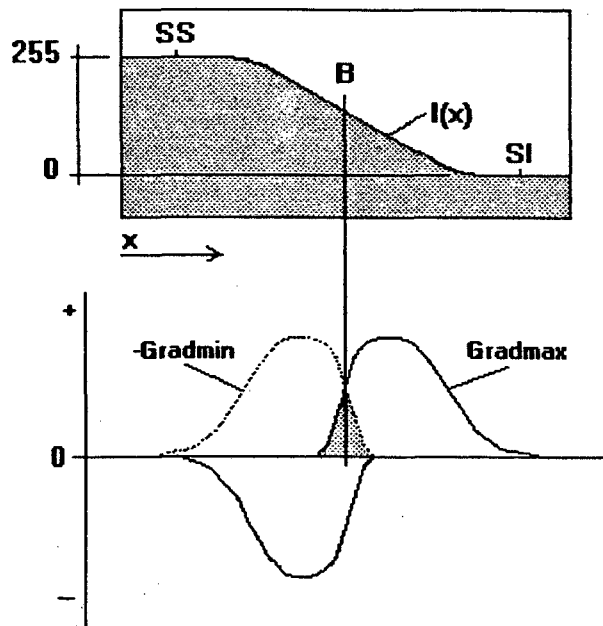


Figura 3.2.3.1. Diagrama mostrando a relação entre os gradiente máximo e o mínimo com a região de passagem-zero.

Uma relação discreta pode ser obtida entre o gradientes máximo e mínimos para cada ponto, definida pela área interceptada pelas curvas (hachurada na figura 3.2.3.1). Essa relação pode ser expressa por

$$I_{\text{Reforço de Borda}}(x,y) = \min \{ \text{Gradmax}(x,y), -\text{Gradmin}(x,y) \} \quad (3.2.3.1)$$

Efetuando-se o produto entre a matriz de pontos coeficiente $I_{\text{Reforçador de Borda}}(x,y)$ e a matriz imagem LNL(x,y) de pontos bordas obtidas na secção 3.2.2, obtém-se para o segmento de imagem da figura 3.2.1.2.b, a imagem da borda reforçada LNLR(x,y), apresentada na figura 3.2.3.2.

4018	6868	0	0	0	0	0
-1254	5964	0	0	0	0	0
-470	1116	3696	0	0	0	0
0	-2743	575	1512	1344	0	0
0	-3213	-6258	-5320	2184	3465	0
0	0	0	-1224	-211	2821	0

Figura 3.2.3.2. A aplicação do reforçador de bordas para a imagem da figura 3.2.1.2.b, obtendo-se a imagem LNLR(x,y).

3.2.4- Operador de Threshold

A aplicação de um operador de threshold sobre o histograma da matriz imagem da borda LNLR(x,y), é necessária para a obtenção de uma borda mais fina. Essa operação é realizada de forma semelhante a descrita na secção 1.2, onde a partir de uma frequência de corte obtida pelo operador, é feita a separação do domínio de pontos necessários à representação de cada uma das fases.

Analisando-se o espectro de valores obtidos na secção 3.2.3, verifica-se a necessidade de uma pré-requantificação. Essa etapa pré-threshold normaliza o domínio de valores obtidos, propiciando uma escala de valores variando entre 0 e 255 (domínio de escala necessário a aplicação dos operadores usuais). A requantificação é dada por

$$\text{LNLR}(x,y) = \frac{(|\text{LNLR}(x,y)| - |\text{mínimo}|) \times 255}{(|\text{máximo}| - |\text{mínimo}|)} \quad (3.2.4.1)$$

onde o máximo representa o maior módulo na matriz imagem borda e o mínimo representa o menor módulo na matriz imagem borda.

Assim, para o segmento de imagem LNLR(x,y) da figura 3.2.3.2, apresenta-se o resultado para a requantificação na figura 3.2.4.1, seguido de seu histograma característico apresentado na figura 3.2.4.2.

149	255	0	0	0	0	0
47	221	0	0	0	0	0
17	41	137	0	0	0	0
0	102	21	56	50	0	0
0	119	232	198	118	129	0
0	0	0	45	8	105	0

Figura 3.2.4.1. Requantificação da imagem LNLR(x,y) da figura 3.2.3.2.

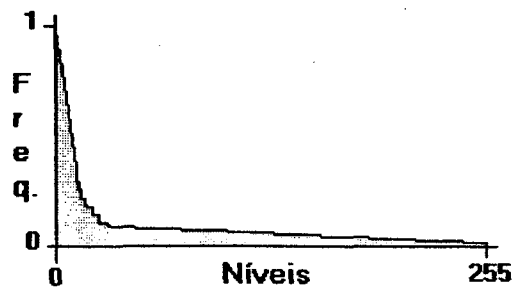


Figura 3.2.4.2. Histograma da imagem requantificada apresentada na figura 3.2.4.1

Aplicando-se o operador de threshold para histogramas uni-modais, dada pela média estatística discreta da curva e sua variância, obtemos

$$\text{th} = \mu \pm \sigma^2 \quad (3.2.4.1)$$

sendo μ e σ^2 dados por

$$\mu = \sum_{i=0}^n (i \times h(i)) \quad (3.2.4.2)$$

$$\sigma^2 = \sum_{i=0}^n ((i - \mu)^2 \times h(i)) \quad (3.2.4.3)$$

onde μ é a média da variável aleatória (primeiro momento), σ^2 a variância, $h(i)$ é a frequência no histograma e n é o máximo da escala (em níveis de cinza n é igual a 255). Testes realizados permitem concluir que tomando-se a frequência de corte (th) como sendo somente igual a média (μ), bordas mais robustas do ponto de vista de conexão são obtidas. Assim, tomam-se como elementos pertencentes a borda, todos os elementos de valor superior ao valor de corte.

Para a figura 3.2.4.1, segmento de imagem da borda reforçada (LNLR(x,y)), processada com o operador FLNL e requantificada, apresenta-se o resultado da aplicação do operador de threshold (frequência de corte igual a 20) na figura 3.4.4.3. Assim, os elementos que mantiveram seu módulo superior a zero são atribuídos a imagem da borda $B(x,y)$.

149	255	0	0	0	0	0
47	221	0	0	0	0	0
0	41	137	0	0	0	0
0	102	21	56	50	0	0
0	119	232	198	118	129	0
0	0	0	45	0	105	0

Figura 3.2.4.3. O uso do operador de threshold (frequência de corte igual a 20) sobre o segmento de imagem da figura 3.2.4.1, gerando-se a matriz imagem da borda $B(x,y)$.

Dessa forma, é obtida uma imagem borda $B(x,y)$, fina, conexa e livre de falsas bordas (elementos de tamanho reduzido - com o aspecto de "ruídos") que comprometeriam a caracterização de áreas bem definidas na imagem.

3.3- ROTULAGEM

As bordas segmentam a imagem em objetos conexos que para serem identificados na imagem recebem rótulos distintos. As bordas, elas mesmas, constituem objetos conexos que são rotulados atribuindo-se um rótulo Borda à todos os elementos na matriz $I(x,y)$, quando seus elementos correspondentes (de mesmas coordenadas x e y) na matriz $B(x,y)$ forem diferentes de zero, obtém-se então a segmentação da matriz imagem inicial $I(x,y)$ em elementos pertencentes a borda ou a outros objetos conexos da imagem.

Com a matriz imagem $I(x,y)$ segmentada por elementos pertencentes à borda e elementos fechados, aplica-se um algoritmo de rotulagem que permite a manipulação dos dados de cada objeto individualmente, permitindo a obtenção de histogramas locais de tons de cinza.

Esse algoritmo de rotulagem foi proposto por Kopelmann et alli (1976), onde em somente uma inspeção sobre a matriz imagem $I(x,y)$ é dada uma "etiqueta" para cada pixel, relacionado-o à área em que o mesmo esta contido. O método baseia-se em uma inspeção nos quatro vizinhos de um ponto P , dados pela máscara de vizinhanças da figura 3.3.1, à procura da existência de um menor rótulo já atribuído. Com o uso de uma lista auxiliar $T\{\bullet\}$, elementos já rotulados recebem ao final da execução um novo rótulo em função da detecção de uma conexão posterior entre seus elementos com um elemento de rótulo menor (figura 3.3.2).

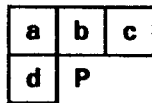


Figura 3.3.1. Esquema de vizinhanças para a execução do algoritmo de Kopelman et alli (1976).

X	0	0	0	0	X	1	0	0	0	0	2
X	0	0	0	X	X	1	0	0	0	2	2
X	0	0	X	X	X	1	0	0	2	2	2
X	0	X	X	X	X	1	0	2	2	2	2
X	X	X	X	X	X	1	1	1	1	1	1
X	X	X	X	X	0	1	1	1	1	1	0
X	X	X	X	0	0	1	1	1	1	0	0

Figura 3.3.2. Exemplo da aplicação do algoritmo de rotulagem em uma imagem onde os pontos iguais a zero representam pontos pertencentes à borda.

Ao final, todos os pontos de rótulo igual a 2, passam a 1 ($T\{2\} \Rightarrow 1$).

O algoritmo de rotulagem é apresentado a seguir, sendo aplicado sobre uma matriz imagem $X_{\text{máx}} \times Y_{\text{máx}}$.

```

inicializa T{Etiqueta}=Etiqueta;
De i=0 à  $X_{\text{máx}}$  e de j=0 à  $Y_{\text{máx}}$ 
{ Se n pontos da máscara Etiqueta=Borda
    P=nova_Etiqueta;
  Se não
    Se n pontos da máscara Etiqueta_n=Etiqueta_n
      P=Etiqueta_n;
    Se não {
      P=menor_Etiqueta da máscara;
      atualiza T{etiqueta}:{
        Para cada n elemento da máscara com rótulo  $\beta$  onde  $T\{\beta\} \neq T\{P\}$ :
          enquanto  $(T\{\beta\} \neq \beta) \Rightarrow k=T\{\beta\}; T\{\beta\}=T\{P\}; \beta=k;$ 
           $T\{\beta\}=T\{P\};$ 
      }
    }
}

```

Assim, todas as áreas com pontos oito-conexos da imagem delimitadas por uma fronteira (borda) recebem um mesmo rótulo. Podemos então, realizar uma análise sobre histogramas de níveis de cinza locais, que somados, representam o histograma da imagem completa $I(x,y)$. Essa segmentação da imagem reduz a sensibilidade dos histogramas de níveis de cinza à problemas localizados em cada um dos objetos, permitindo a interpretação de suas configurações.

3.4- PROCESSOS DE BINARIZAÇÃO

Com a imagem $I(x,y)$ segmentada em bordas e n elementos conexos podemos aplicar abordagens diferentes para a binarização de cada conjunto (conjunto bordas e conjunto objetos conexos), em função da análise de suas características. Essas características são traduzidas pelos histogramas próprios que cada conjunto apresenta, sendo então o fator a ser explorado para a solução do problema da binarização.

3.4.1- Binarização da borda

As bordas caracterizam as principais rampas na topologia (como discutido na secção 3.1), sendo então uma região onde se concentram os níveis de cinza intermediários na escala que compreende a cor preta e a branca. Logo, o histograma de níveis de cinza desta região (obtido sobre a matriz imagem inicial $I(x,y)$ daqueles pontos) deve possuir um máximo próximo do valor intermediário da escala (127). Como o histograma de cada borda encontrada na imagem tem um comportamento semelhante e em geral um grande número delas se conectam (formando uma única borda), podemos tratar estes objetos em conjunto, permitindo o uso de um operador de threshold único.

Como o histograma é uni-modal, o operador de threshold utilizado é o mesmo discutido na secção 3.2.3, segundo o cálculo estatístico discreto do valor médio e da variância dados pela equação 3.2.4.1. Da mesma forma, o threshold que apresentou melhores resultados é aquele que assume o valor da média como corte, sendo então atribuídos os valores inferiores da escala à fase preta (poro) e os superiores à fase branca (matriz sólida). Assim, as bordas são binarizadas, atribuindo-se elementos a cada uma das fases que os caracterizam conservando a abstração da existência de uma linha imaginária que separa a fase sólida da fase porosa.

3.4.2- Binarização dos Objetos Conexos

O problema que se apresenta é a conservação de informações topológicas. Essas informações são determinadas pelas variações do tom de cinza dentro de uma mesma fase. Nas figuras 3.4.2.1 e 2, são observadas as configurações características do problema quando ocorrem na fase sólida e na fase porosa, respectivamente.

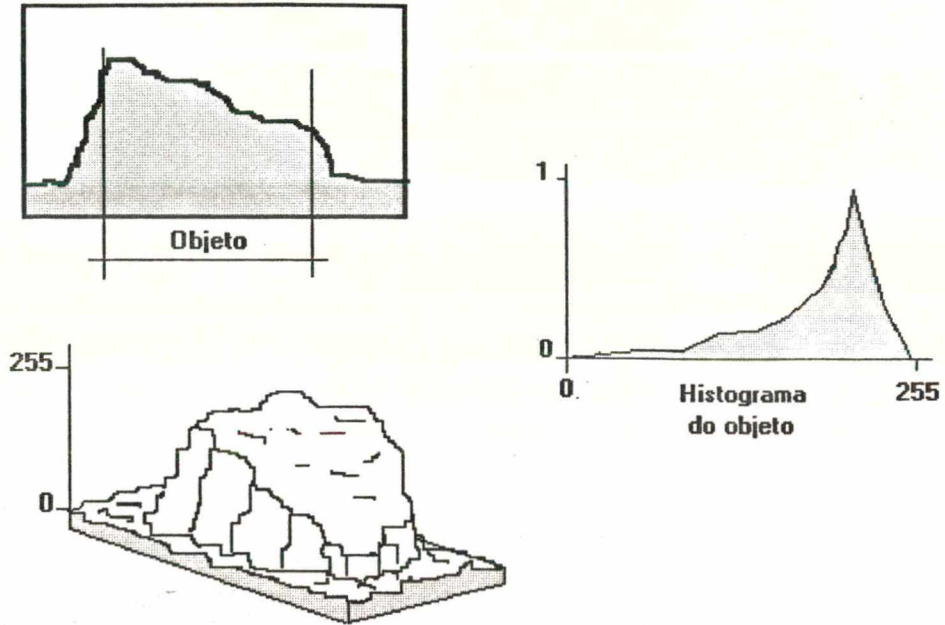


Figura 3.4.2.1. Os problemas oriundos da variação do relevo na fase sólida, quando da conservação de informações topológicas.

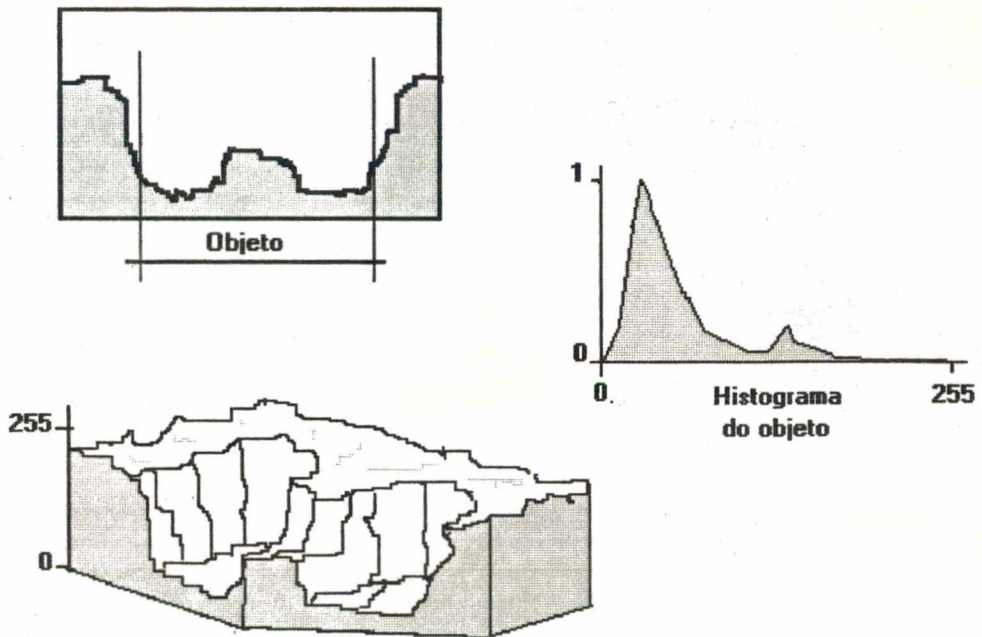


Figura 3.4.2.2. Os problemas oriundos da variação do relevo na fase porosa, quando da conservação de informações topológicas.

Na figura 3.4.2.1, um elemento da fase sólida que possui uma variação na planicidade pode possuir um histograma de níveis de cinza bi-modal, ou mesmo muito complexo.

Apesar disso, observa-se uma tendência do espectro em se localizar mais próximo da cor branca, o que confirma a possibilidade do elemento de estar contido na fase sólida (branca).

A cavidade apresentada na figura 3.4.2.2, possui uma elevação em sua região intermediária, caracterizando uma região de ligação entre as profundidades pronunciadas. Essa informação topológica é traduzida pelo histograma de níveis de cinza do objeto como a ocorrência de um pico na região intermediária do espectro, ou mesmo em outro caso, como picos espalhados de pouca intensidade. A informação importante que é verificada no histograma é a proximidade da curva à região escura do espectro (próxima à cor preta).

Aplicando-se os operadores de threshold usuais (sobre curvas bi-modais ou uni-modais), as informações topológicas de conexão e/ou informações do relevo da fase sólida seriam perdidas. Como visto, a informação mais importante é a tendência do histograma em se aproximar da cor preta ou da cor branca, portanto, a exploração desse dado pode conservar a topologia dos objetos.

A média estatística discreta das curvas traduz essa tendência, dando origem a um critério de decisão. O critério de decisão implementado assume que se a média estatística da curva se aproxima da cor preta (é menor que o valor 127 no espectro), o elemento pertence à fase preta na imagem binária. De outra forma, se a média estatística é igual ou superior a 127, o objeto pertence à fase branca. Podemos definir então

$$\left[E_n \{ I(x,y)_n \} \Rightarrow th_n < 127 \right] \in \text{Fase Porosa} \quad (3.4.2.1)$$

$$\left[E_n \{ I(x,y)_n \} \Rightarrow th_n \geq 127 \right] \in \text{Fase Sólida} \quad (3.4.2.2)$$

onde $E_n \{ \bullet \}$ é o conjunto de pontos $I(x,y)_n$ pertencentes ao elemento n contido na imagem, e th_n é o valor de threshold obtido de seu histograma através da equação 3.2.4.1.

Assim, cada objeto é tratado como um conjunto de pontos que apresentam uma tendência, conservando-se informações topológicas próprias de cada conjunto.

3.4.3- Controle

A segmentação da imagem em regiões ditas conexas, permite uma flexibilidade e interação entre o processo e o observador. Essa possibilidade é importante quando as imagens em tons de cinza apresentam problemas localizados, problemas estes que são detectados pelo método. Um dos problemas mais comuns é a rampa entre uma cavidade e uma saliência ser quase "plana" (inclinação próxima a zero), não sendo detectada por nenhum método de detecção de borda ou estatístico, mas observado pela subjetividade do pesquisador. Esses problemas localizados são da ordem de alguns pixels, caracterizando rompimentos na continuidade da borda. Uma ruptura de borda caracteriza a mistura em um mesmo objeto de duas fases distintas, ocasionando a geração de um falso elemento, ou superestimando uma determinada fase (figura 3.4.3.1).

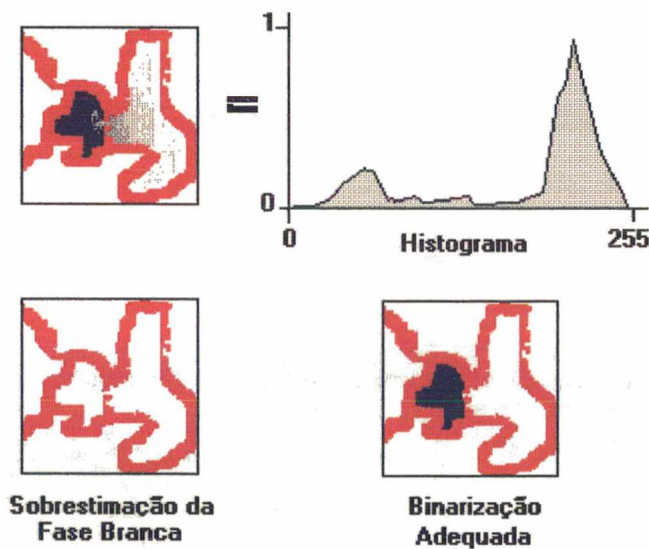


Figura 3.4.3.1. Ruptura de uma borda gerando a sobrestimação de uma fase.

Da mesma forma, a segmentação da imagem permite ao pesquisador interagir com o processo de modo a implementar configurações modelo para uma imagem binária em relação a um dado real (uma imagem real, binarizada com várias configurações espaciais), permitindo o estudo da influência do método e da qualidade da imagem sobre processos que tentam sua caracterização.

Em ambos os casos, essa flexibilidade é proporcionada pela possibilidade do tratamento individual que cada objeto discretizado na imagem pode vir a ser submetido. Por exemplo, determinado objeto contém um elemento estranho ao meio (por exemplo uma gota d'água em uma micrografia), essa região pode ter sua frequência de corte alterada pelo

pesquisador sem modificação do resultado para os outros elementos. Sobre o histograma do objeto em questão, altera-se o valor de threshold, modificando-se somente a sua caracterização.

Assim, a técnica permite uma maior flexibilidade no controle do resultado da binarização em relação ao esperado e/ou desejado pelo usuário.

3.5- IMAGEM BINÁRIA

A imagem binária final é composta pela soma dos resultados de cada um dos n conjuntos de objetos (borda e objetos conexos), processados segundo os métodos discutidos nas seções anteriores (figura 3.5.1). Assim, gera-se uma imagem binária que conserva as informações da morfologia e da topologia de um meio bifásico, necessárias quando da modelagem de suas fases (quer sólida ou porosa) por métodos que tentam a sua descrição (discussões apresentadas nos capítulos 4 e 5, respectivamente).

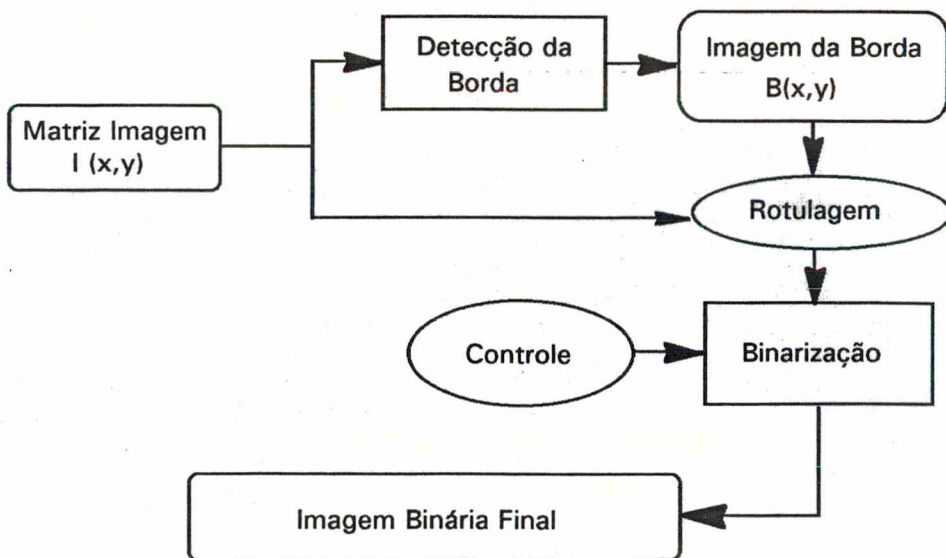


Figura 3.5.1. Fluxograma da Técnica de Binarização por Regiões Conexas.

3.6- RESULTADOS

Ilustra-se como exemplo de aplicação da técnica de binarização por regiões conexas, o tratamento de uma imagem digital em níveis de cinza obtida com o microscópio eletrônico de varredura (figura 3.6.1). O material a ser analisado é uma micrografia da argamassa de cal e cimento, obtida por Yunes (1992). Essa micrografia representa um aumento de 6400X, apresentando efeitos pronunciados do afastamento da representação plana na superfície sólida,

caracterizados por regiões mais claras na imagem (região inferior esquerda) e a presença de superfícies inclinadas (canto inferior direito e na altura média na aresta direita).

Para o tratamento da imagem, foi retirada a escala (presente na parte inferior da imagem) com o uso de um editor gráfico comercial, através da pintura de seus elementos (pixels) em função dos tons de cinza determinado por seus elementos vizinhos. Esse pré-processamento não altera o processo, mas permite que se evite a geração de falsas bordas dando origem a elementos estranhos na imagem. Assim, conserva-se a topologia interceptada pela imagem da escala, permitindo o uso de todo o domínio para processamento (evitando-se o "corte" da imagem e perda de informações).

O histograma de níveis de cinza da figura 3.6.1, é apresentado na figura 3.6.2, onde fica clara a complexidade que o mesmo apresenta quando de uma binarização meramente estatística (discutido na seção 1.2). O forte afastamento da representação plana que a fase sólida apresenta é caracterizada sobre o histograma pelos vários picos na região clara (metade superior da escala de níveis de cinza), sendo também observado na fase porosa nos picos definidos na região a esquerda da escala de nível de cinza.

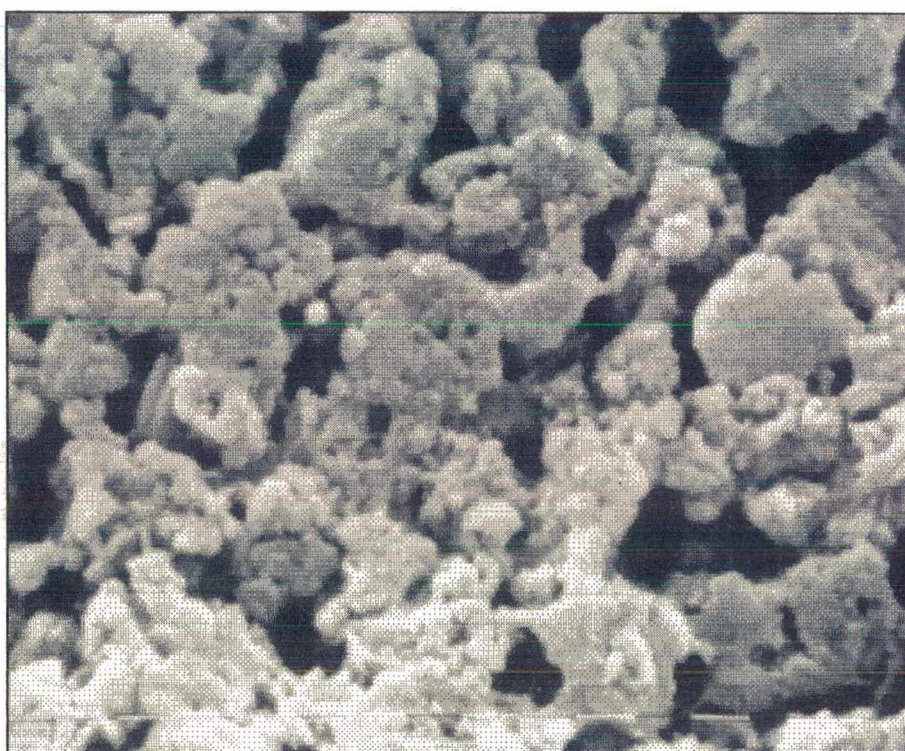


Figura 3.6.1. Imagem da argamassa de cal e cimento com um aumento de 6400X, obtida por microscopia eletrônica de varredura.

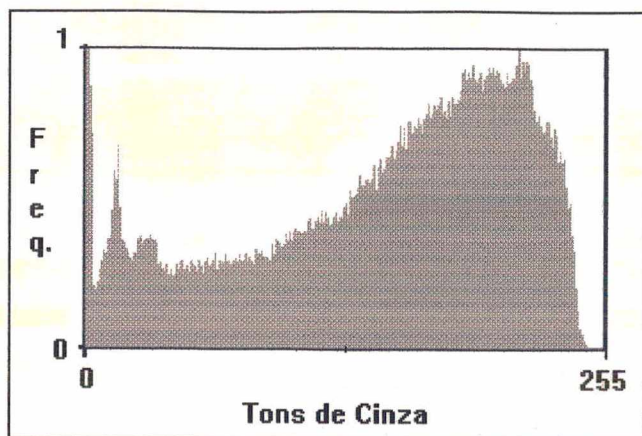


Figura 3.6.2. Histograma de níveis de cinza para a figura 3.6.1.

Aplicando-se a metodologia de detecção da borda (descrita na secção 3.2), obtém-se a imagem final da borda em vermelho na figura 3.6.3. Destaca-se uma borda contínua que segmenta a imagem em 288 objetos conexos, permitindo o uso do método de binarização descrito na secção 3.4.

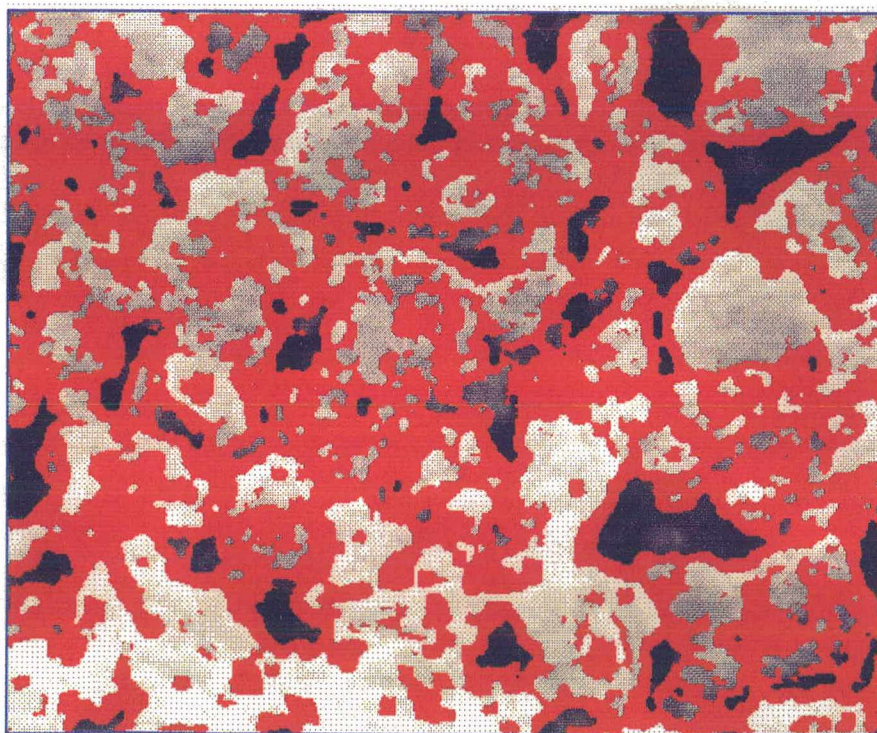


Figura 3.6.3. Imagem da borda (em vermelho) segmentando a imagem em bordas e objetos conexos.

O histograma da borda (requantificação da imagem processada $LNLR(x,y)$) é apresentado na figura 3.6.4, destacando-se o comportamento característico que o processo impõe a sua configuração (um pico pronunciado próximo a zero).

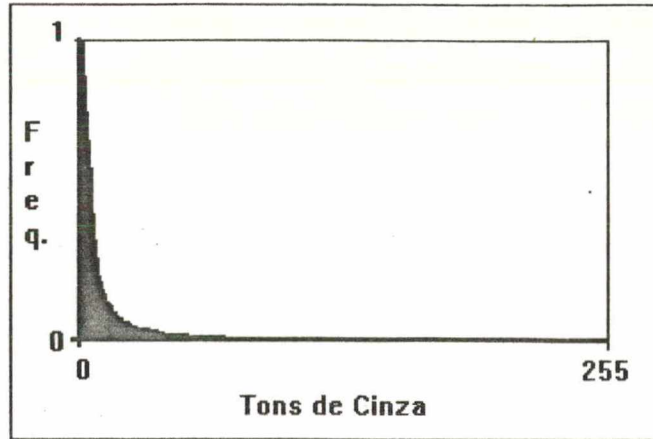


Figura 3.6.4. Histograma de valores requantificados dos elementos pertencentes à borda (discutido na secção 3.2.4)

Na figura 3.6.5, apresenta-se o histograma de tons de cinza para os elementos pertencentes à borda na imagem original $I(x,y)$ (borda em vermelho na figura 3.6.3). A frequência de corte utilizada corresponde ao valor igual a 100 em nível de cinza.

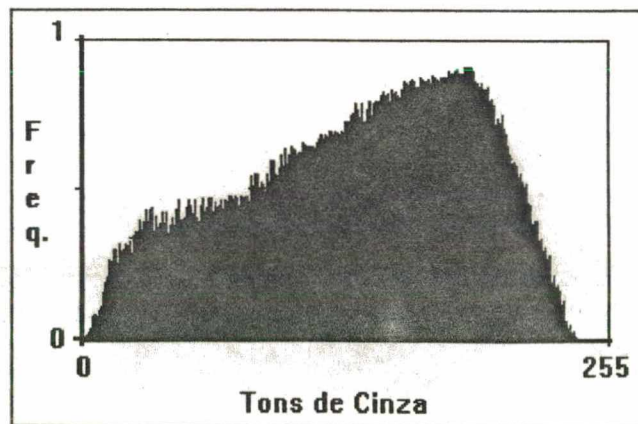


Figura 3.6.5. Histograma de níveis de cinza dos elementos pertencentes a borda.

O histograma do elemento do elemento 106 (superfície inclinada da fase sólida no canto inferior direito da imagem) é apresentado na figura 3.6.6. Destaca-se a tendência do

elemento pertencer à fase sólida (deslocamento do pico em direção a cor branca - 255), e a presença de um pequeno pico na região intermediária do espectro, confirmando a existência de uma inclinação acentuada na superfície.

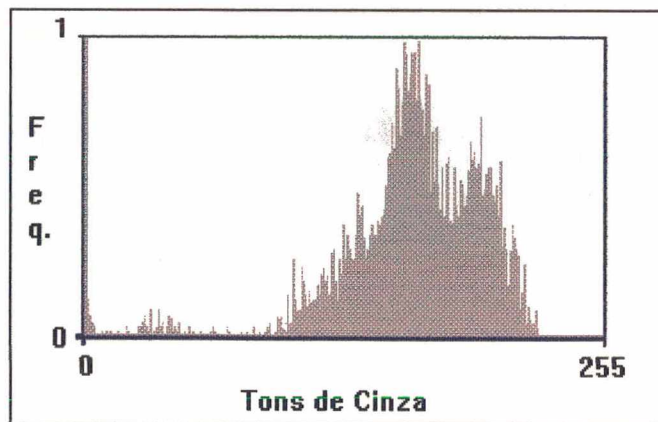
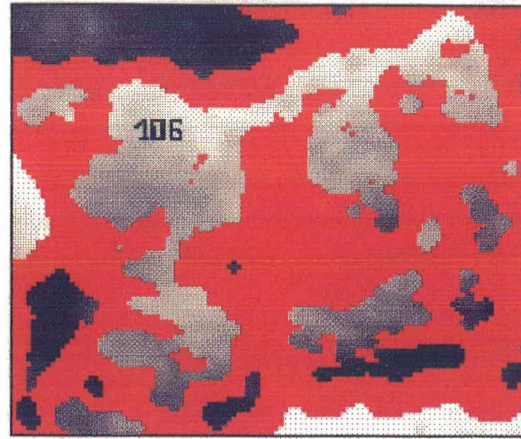


Figura 3.6.6. Histograma de um objeto (elemento 106) que apresenta uma inclinação pronunciada em sua superfície.

Na figura 3.6.7, apresenta-se o histograma do elemento 190 (região escura acima do elemento da fase sólida com inclinação pronunciada), destacando-se o deslocamento do histograma em direção à região escura do espectro (próximo a cor preta - 0) e a existência de um elemento de conexão.

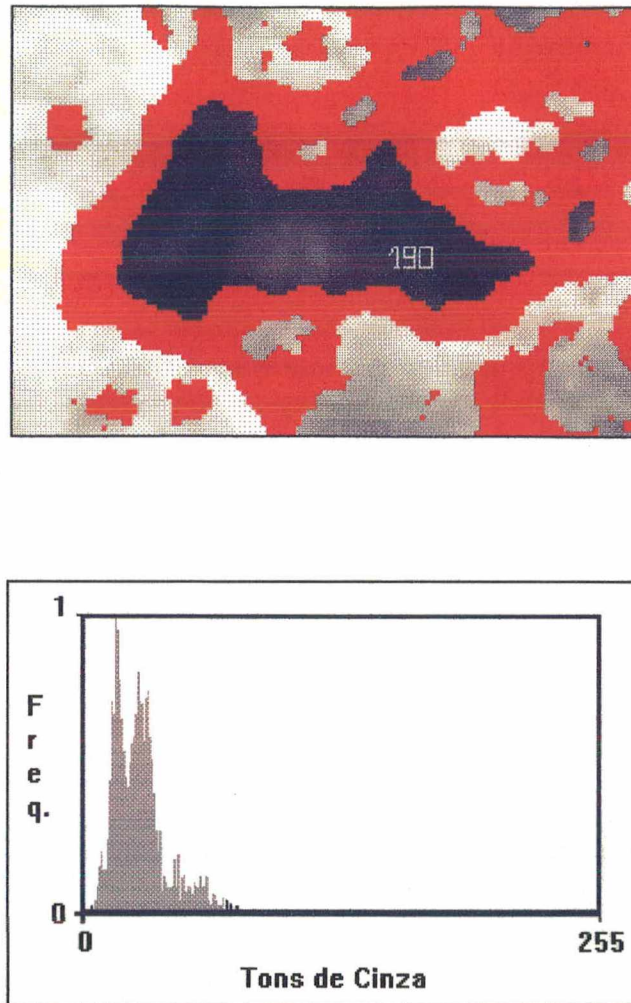


Figura 3.6.7. Histograma de um poro (elemento 190) que apresenta uma protuberância em seu interior.

O resultado final do processo de BRC é apresentado na figura 3.6.8, mostrando-se consistência com o esperado quando de uma inspeção visual sobre a imagem inicial. Relevos protuberantes são preservados na fase sólida bem como elementos de ligação são conservados na fase poro (discutido na secção 3.4.2).

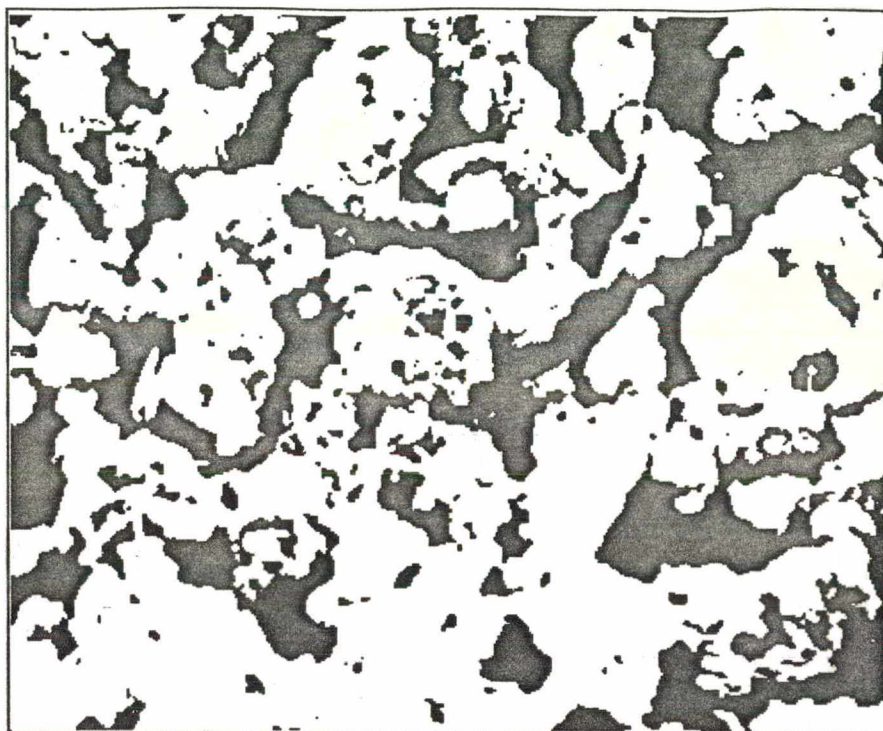


Figura 3.6.8. Imagem binária final para a micrografia da figura 3.6.1, resultante do processo de Binarização por Regiões Conexas.

3.7- COMPARAÇÃO DE RESULTADOS

Resultados comparativos entre o processo de BRC e o método estatístico de binarização bi-modal são apresentados nas figuras 3.7.1 e 3.7.2. Com o processo de binarização bi-modal usando-se uma frequência de corte igual a 127 (na escala de níveis de cinza - figura 3.7.1), as variações no relevo da fase sólida são tomados como pertencentes à fase porosa, sobrestimando a porosidade na informação imagem. Esses resultados se destacam inspecionando-se a região inferior direita da imagem original (figura 3.6.1 - uma rampa na matriz sólida) que na imagem binária resultante do processo estatístico, grande parte do elemento é tomado como um volume poroso. De outra forma, observa-se uma sobrestimação da fase porosa pelo aumento da dimensão dos elementos de conexão.

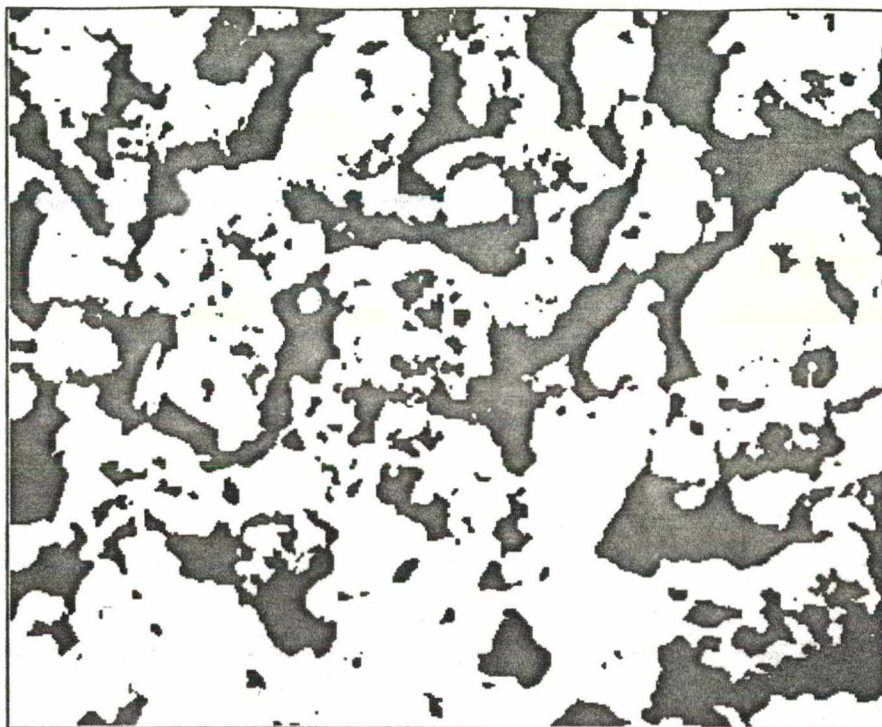


Figura 3.7.1. Imagem binária obtida com o processo estatístico de binarização bi-modal. Destaca-se a sobrestimação da porosidade (fase preta).

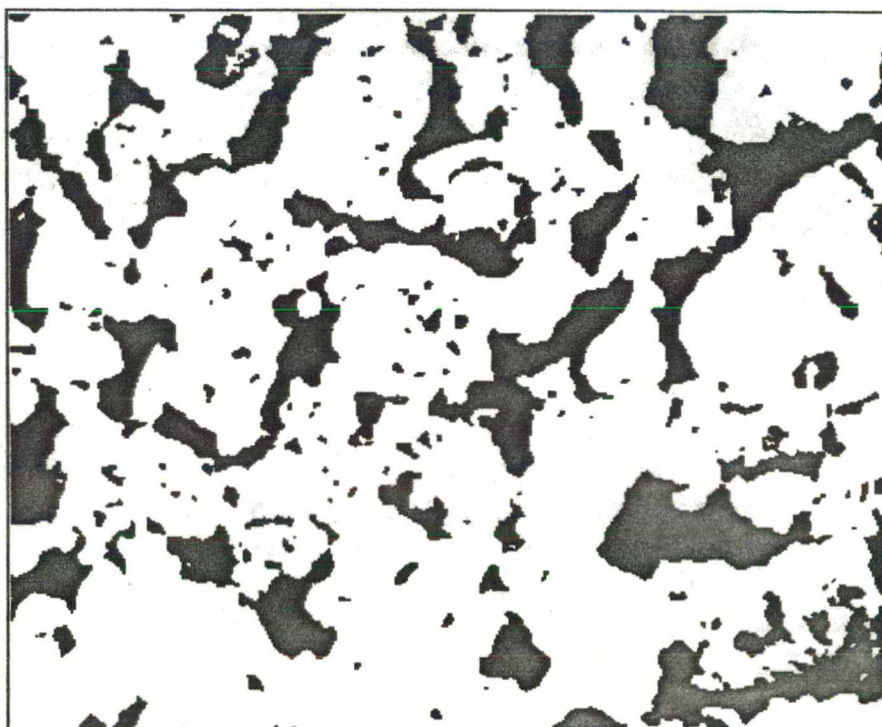


Figura 3.7.2. Imagem binária obtida com o processo estatístico de binarização bi-modal corrigido (valor de threshold igual a 100) tentando-se amenizar a sobrestimação da fase porosa. Destaca-se a perda de informações de conexão entre cavidades.

Na figura 3.7.2, apresenta-se uma tentativa de se amenizar os problemas oriundos da binarização estatística, utilizando-se um threshold igual a 100, na escala de níveis de cinza. Uma sobrestimação da fase sólida é observada em relação ao resultado obtido com o threshold igual a 127. A tentativa de correção dos problemas na determinação da fase sólida acarretaram na perda de informações topológicas oriundas das regiões de conexão entre cavidades, observadas pelas ligeiras elevações (regiões claras entre cavidades) que transformaram-se em elementos da fase sólida.

4- GRÁFICO DA LINHA MEDIANA

A tentativa de representação dos elementos formadores dos objetos de uma imagem binária através da abstração em elementos de um gráfico, foi idealizada por Montanvert, como visto na secção 1.3.5, com seus conceitos e limitações.

Neste capítulo é abordada uma nova formulação para a geração do gráfico da linha mediana, onde os conceitos propostos por Montanvert são desenvolvidos através das propriedades matemáticas geradoras do chamado eixo mediano (que será descrito à seguir), permitindo a discretização dos elementos em conjunto com a caracterização das áreas associadas.

4.1- CONCEITOS

O objeto de trabalho para a formulação das diversas etapas do método é a imagem de distância ao fundo (como visto na secção 2.2), que é a representação da imagem binária (figura 4.1.1) em uma mapa de distâncias.

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	1	1	1	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0
0	1	1	1	1	1	0	0	0	1	1	1	1	0	0
0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0
0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0
0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0
0	1	1	1	1	0	0	1	1	1	1	1	1	1	0
0	0	1	1	1	0	0	0	1	1	1	1	1	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	1	1	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Figura 4.1.1. Imagem binária de um objeto (dada por 1 e 0).

As propriedades desta imagem de representação são dadas pela métrica usada em sua geração. Assim, a escolha da métrica condiciona as características do processo de geração da linha mediana e conseqüentemente o afastamento das grandezas em relação ao valor Euclidiano esperado.

Para este trabalho, a métrica escolhida foi a distância de chanfro d3-4 em função de que suas propriedades matemáticas serem já muito exploradas e conhecidas (Thiel, 1991) (figura 4.1.2). Propriedades estas como a construção de famílias de bolas (secção 2.4) e incertezas associadas (vide secção 2.5).

		3	3	3						3	3			
	3	4	6	4	3				3	4	4	3		
	3	6	7	7	4	3	3	3	4	7	7	4	3	
	3	6	8	7	6	6	6	6	7	8	8	6	3	
	3	6	7	4	3	3	4	7	8	11	8	6	3	
	3	4	6	3			3	4	7	8	7	4	3	
		3	3	3				3	4	6	6	3		
									3	3	3	3		

Figura 4.1.2. Imagem de distância ao fundo de um objeto com a máscara de chanfro d3-4.

O método proposto por Montanvert, baseia-se em um esqueleto binário que conserva a representação das características topológicas (conexões entre elementos) mas não conserva a representação das características morfológicas. Essa limitação surge do método de extração da linha mediana, que segundo Montanvert, é obtida pelo "descascamento" sucessivo do objeto por um elemento estruturante.

Assim, o primeiro passo é o desenvolvimento de uma abordagem de geração da linha mediana que conserve todas as informações necessárias a reconstrução da imagem do objeto, permitindo uma representação morfo-topológica da imagem de forma compacta. Em seguida, o desenvolvimento dos conceitos associados a filosofia de extração dessa linha mediana são discutidos permitindo a implementação de novas abordagens para a construção da representação gráfica da linha mediana.

4.2- EIXO MEDIANO

Thiel em seu trabalho, propôs a geração da linha mediana a partir da extração do chamado eixo mediano (por simplificação denominado EM). Por definição, eixo mediano é a soma dos centros das bolas máximas inclusas no objeto (figura 4.2.1), ou seja, a extração dos chamados máximos locais sobre a imagem de distância ao fundo dada pela equação

$$P \in EM \Leftrightarrow \forall Q, B(P, R_P) \not\subset B(Q, R_Q) \quad (4.2.1)$$

O ponto P pertence ao eixo mediano se é o centro de bola máxima de Raio R_P quando ~~quando não contém~~ nenhuma outra bola centrada em outro ponto Q, de raio superior à P.

∩

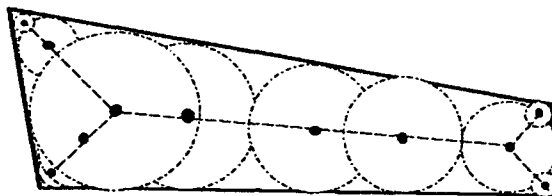


Figura 4.2.1. Eixo mediano formado pelo centro de bolas máximas inclusas.

Para as máscaras de chanfro, uma tabela de correspondência deve ser utilizada para suprimir pontos redundantes obtidos pela equação (4.2.1) (para d_{3-4} = todos os pontos

iguais a 3 passam a 1 e todos os pontos iguais a 6 passam a 5), figura 4.2.2-4. Estes pontos redundantes não são necessários a reconstrução dos objetos da imagem, constituindo-se de informações dúbias que podem gerar conflitos nas etapas subsequentes do método do gráfico da linha mediana.

3	3	3
3	6	3
3	3	3

a

3	0	3
0	6	0
3	0	3

b

1	1	1
1	5	1
1	1	1

c

0	0	0
0	5	0
0	0	0

d

Figura 4.2.2. Extração do eixo mediano utilizando a tabela de correspondência, onde em "a" (dist. ao fundo), em "b" (eixo mediano = "6", mais pseudo-máximos), em "c" (uso da tabela de Arcelli) e em "d" o eixo mediano (através da equação(4.2.1)).

		3		3						3	3			
	3	4	6											
		6	7	7						7	7		3	
			8	7	6	6	6				8			
		6	7							11				
	3	4	6										3	
		3		3						6	6			
									3				3	

Figura 4.2.3. Para o mesmo objeto da figura 4.1.1, a extração do eixo mediano com a equação 4.2.1.

		4	5											
			7	7						7	7			
			8	7	5	5	5				8			
			7							11				
		4	5											
										5	5			

Figura 4.2.4. Para o mesmo objeto da figura 4.1.1, a extração do eixo mediano com o uso da tabela de correspondência para eliminação dos pseudo-máximos.

Como o eixo mediano define um recobrimento da forma por discos, ele é reversível. É suficiente aplicar uma transformação inversa da distância para a imagem de distância ao fundo do eixo mediano, necessitando de somente duas varreduras sequenciais para obter a imagem inicial (técnica de descompressão de imagens binárias) figura 4.2.5-6. Desta forma, o algoritmo de descompressão utiliza a decomposição da máscara em duas semi-máscaras sequenciais simétricas centradas em O, cada uma servida por uma varredura. Para a reconstrução da imagem, utiliza-se a semi-máscara posterior constituída pelos pontos $M[i]$ de coordenadas $(-M[i].x, -M[i].y)$ de pontos $M[i].p$ no percurso anterior, e a semi-máscara anterior de pontos $M[i]$ de coordenadas $(M[i].x, M[i].y)$ com pontos $M[i].p$, no percurso posterior (figura 2.3.4).

A reconstrução da imagem de distância a partir dos pontos do eixo mediano é descrita a seguir, onde PIC é uma matriz do tipo $X_{máx}$ por $Y_{máx}$.

Percurso anterior: de cima para baixo da esquerda para direita.

Para y de 1 à $Y_{máx}$ faça

Para x de 1 à $X_{máx}$ faça

Se $PIC[x,y] \neq 0$

Faça $PIC[x,y] = \text{MAX}_i \{ PIC[x+M[i].x, y+M[i].y] + M[i].p \}$

Percurso posterior: de baixo para cima da direita para esquerda.

Para y de $Y_{máx}$ à 1 faça

Para x de $X_{máx}$ à 1 faça

Se $PIC[x,y] \neq 0$

$$\text{Faça } PIC[x,y] = \text{MAX}_i \{ PIC[x,y], PIC[x+M[i].x,y+M[i].y] + M[i].p \}$$

Assim obtém-se um "esqueleto binário ponderado", o qual é centrado na forma, mas não é conexo.

		4	6	4	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	0	5	7	7	4	1	0	0	0	7	7	4	1	0
0	2	5	8	7	6	6	6	3	3	4	8	5	2	0
0	2	5	7	4	3	3	3	0	0	11	8	5	2	0
0	1	4	6	3	0	0	0	0	7	7	7	4	1	0
0	0	2	3	2	0	0	0	3	4	6	6	3	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	3	3	2	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Figura 4.2.5. Para o eixo mediano da figura 4.2.4, o primeiro percurso sobre a imagem do algoritmo de descompressão (de cima para baixo)

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	2	3	2	0	0	0	0	0	1	1	0	0	0
0	1	4	6	4	1	0	0	0	3	4	4	3	0	0
0	2	5	7	7	4	1	3	3	4	7	7	4	1	0
0	2	5	8	7	6	6	6	4	7	8	8	5	2	0
0	2	5	7	4	3	3	3	5	8	11	8	5	2	0
0	1	4	6	3	0	0	1	4	7	7	7	4	1	0
0	0	2	3	2	0	0	0	3	4	6	6	3	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	3	3	2	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Figura 4.2.6. Descompressão da imagem com o segundo percurso (de baixo para cima).

Como visto nas figura 4.3.5-6, a reconstrução da imagem não recupera os mesmos valores para os pontos da imagem de distância ao fundo original, mas recupera a geometria conservando a informação original. Para a recuperação da imagem ao fundo original, é necessária a passagem de todos elementos reconstruídos diferentes de zero para um, e aplicar novamente sobre a imagem binária o algoritmo descrito na secção 2.3.

4.3- LINHA MEDIANA

A caracterização dos elementos formadores dos objetos em uma imagem necessita de um esqueleto que conserve as relações de conexidade entre seus elementos. Desta forma, a geração da linha mediana a partir dos pontos do eixo mediano consiste na procura dos elementos de conexão (figura 4.3.1).

		3	3	3						3	3			
	3	4	6	4	3				3	4	4	3		
	3	6	7	7	4	3	3	3	4	7	7	4	3	
	3	6	8	7	6	6	6	6	7	8	8	6	3	
	3	6	7	4	3	3	4	7	8	11	8	6	3	
	3	4	6	3			3	4	7	8	7	4	3	
		3	3	3				3	4	6	6	3		
								3	4	3	3	3		

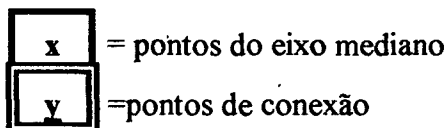


Figura 4.3.1. A geração da linha mediana, formada pelos pontos do eixo mediano mais os pontos de conexão.

A conexão dos pontos do eixo mediano é realizada procurando-se para cada ponto do eixo a existência em sua 8-vizinhança de pontos candidatos à serem conexão. Thiel (1991), classificou esta procura em dois tipos: concatenamento de cume e propagação forçada.

O concatenamento de cume é realizada quando existem nas oito vizinhanças do ponto do EM, candidatos (que não pertencem ao EM) de módulo igual ou superior ao maior elemento pertencente ao EM vizinhos ao ponto (figura 4.3.2). Desta forma, o concatenamento de cume representa a procura do menor gradiente numérico (na imagem de distância ao fundo) entre os pontos pertencentes ao eixo mediano, ou em outras palavras, a procura dos discos de maior raio entre os pontos do eixo mediano.

Quando o concatenamento de cume não pode ser verificado (somente pontos de módulo inferior ao elemento pertencente ao EM), explora-se a propagação forçada. A propagação forçada consiste na verificação através dos 8-vizinhos, de percursos que levem à conexão dos pontos do eixo mediano (figura 4.3.3). Da mesma forma, nas oito direções é verificada a existência do menor gradiente entre pontos do eixo mediano projetando-se percursos de conexão (caminhos que são propagados até uma possível conexão com outro elemento do eixo mediano).

3	3	4	7
6	6	7	8
4	7	8	11
3	4	7	8
	3	4	6

x = pontos do eixo mediano

y = pontos de conexão

Figura 4.3.2. Exemplo de um concatenamento de cume.

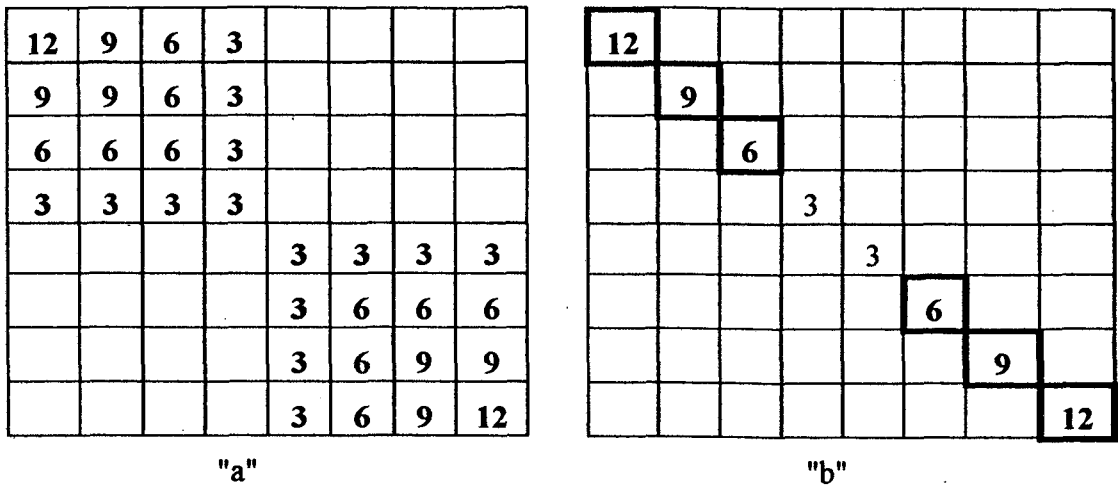


Figura 4.3.3. Exemplo de propagação forçada, para a imagem de distância ao fundo (em "a") a conexão do seu eixo mediano em "b", propagando-se o percurso do EM.

A aplicação das duas rotinas conecta todos os pontos do eixo mediano, gerando uma linha contínua que conserva a propriedade de reversibilidade da imagem (dada pelos pontos do eixo mediano - reconstrução da imagem inicial) e contém informações sobre a conectividade entre os elementos do esqueleto.

O algoritmo para realizar a conexão dos pontos do eixo mediano é descrito no apêndice B, onde o uso de uma lista auxiliar de dados permite um número reduzido de testes para a verificação da existência dos pontos de conexão.

4.4- REPRESENTAÇÃO GRÁFICA DA LINHA MEDIANA

Como visto na secção 1.3.6, Montanvert idealizou uma representação gráfica da linha mediana através do uso de componentes denominadas nós e arcos (figura 4.4.1). O conceito de nós, formulado por Montanvert, representa o centro geométrico dos principais elementos que compoem os objetos e os arcos denotam unicamente as relações de conexão entre esses elementos.

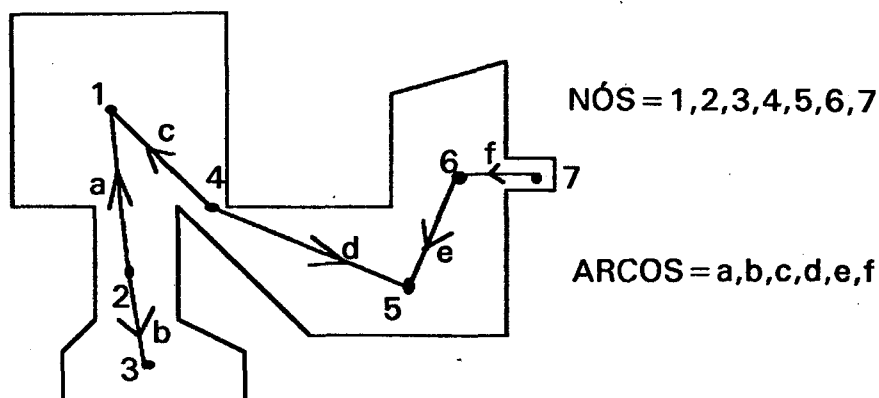


Figura 4.4.1. Decomposição dos objetos de uma imagem através da representação gráfica da linha mediana.

As limitações impostas pela metodologia de extração dos nós e arcos formulada por Montanvert, implicavam na impossibilidade de aplicação da mesma com o uso das máscaras de chanfro (d_{3-4} e d_{5-7-11}). Essas limitações ocorrem pelo conceito proposto então, de que os nós eram composições de quatro padrões identificados por aquela autora (discutido na secção 1.3.6) e somente aplicáveis sobre a imagem de distância ao fundo gerada com a máscara d_g . Desta forma, é proposta uma nova conceituação para a identificação dos nós e arcos, introduzindo-se um terceiro elemento denominado arco entre nós.

4.4.1- Nós

Conceitualmente, o módulo de cada elemento na imagem de distância ao fundo, representa a distância que o elemento está da fase complementar (se o elemento for preto, representa a distância à fase branca, ou vice-versa). Da mesma forma, esse valor pode ser atribuído ao raio de um disco (centrado no elemento) que é tangente à borda do objeto (definição da bola inclusa ao objeto), onde a forma do disco é dada segundo a família de bolas gerada pela métrica utilizada (secção 2.4). Assim, o nó representa a coleção de centros de discos máximos (bolas principais) sobre a linha mediana que representam o centro do elemento incluso no objeto da imagem (figura 4.4.1.1).

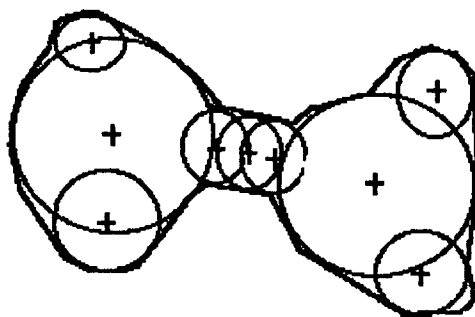


Figura 4.4.1.1. Representação geométrica dos nós em um objeto que representam as bolas principais sobre o conjunto de bolas máximas (eixo mediano).

Segundo Montanvert, quatro tipos diferentes de nós podem ser obtidos: nós de proeminência, nós de proeminência larga, nós de proeminência estricta e nós de conexão.

Para satisfazer esta classificação (e posteriormente permitir a caracterização completa dos elementos em uma imagem), dois tipos de bolas devem ser extraídas sobre o conjunto das bolas representadas pelo eixo mediano: as maiores bolas locais (dada pela equação 4.4.1.1) e as menores bolas locais (dada pela equação 4.4.1.2). Assim, as maiores bolas locais estão associadas aos maiores elementos inclusos no objeto (proeminências e proeminências largas) e as menores bolas locais estão associadas às proeminências estricatas e aos nós de conexão.

MAIOR BOLA LOCAL:

$$R_P \geq R_Q \quad (4.4.1.1)$$

qualquer que seja Q nas oito-vizinhanças do ponto P, pertencentes à linha mediana.

MENOR BOLA LOCAL:

$$R_P \leq R_Q \quad (4.4.1.2)$$

qualquer que seja Q nas oito-vizinhanças do ponto P, pertencentes à linha mediana.

Ilustra-se o processo para um exemplo (figura 4.4.1.2), onde dois centros de nós são obtidos (um para uma maior bola local e outra para uma menor bola local). Sobre a imagem de distância ao fundo do eixo mediano da figura 4.3.1, pode-se verificar o centro dos nós assim obtidos (figura 4.4.1.1).

		7	7	
		8	8	
7	8	11		
		8		
		6	6	

a

		8	7
		7	
	4	6	

b

Figura 4.4.1.2. Os centros de nós obtidos com o uso da equação 4.4.1.1 em "a" e da equação 4.4.1.2 em "b".

	4	6										
		7	7						7	7		
		8	7	6	6	6			8	8		
		7					7	8	11			
	4	6							8			
									6	6		

x = centros de bolas principais

y = outros pontos da LM

Figura 4.4.1.3. Extração dos centros de nós para a figura 4.3.1.

Os centros de bolas principais adjacentes, são tomados como pertencentes ao mesmo nó. Assim o módulo do nó é dado pelo maior módulo entre os centros de bolas principais que o compoem, compactando-se o número de componentes necessários à representação dos elementos inclusos nos objetos.

Para evitar-se a criação de informações redundantes (arcos que conectam muitos nós - figura 4.4.1.4), os elementos (pertencentes à linha mediana) nas oito-vizinhanças dos centros dos nós são tomados como pertencentes ao nó. Assim, a informação dada por dois arcos distintos é conservada, evitando-se a perda de informações topológicas oriundas da aglutinação dos mesmos em um único ramo.

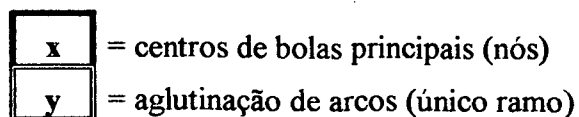
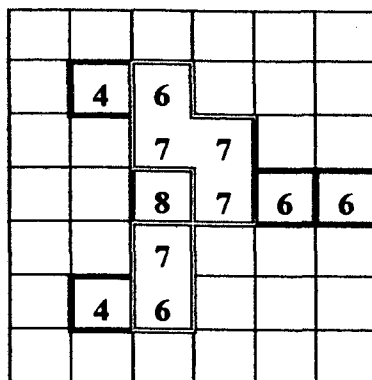


Figura 4.4.1.4. Um único ramo (arco) entre centros de nó.

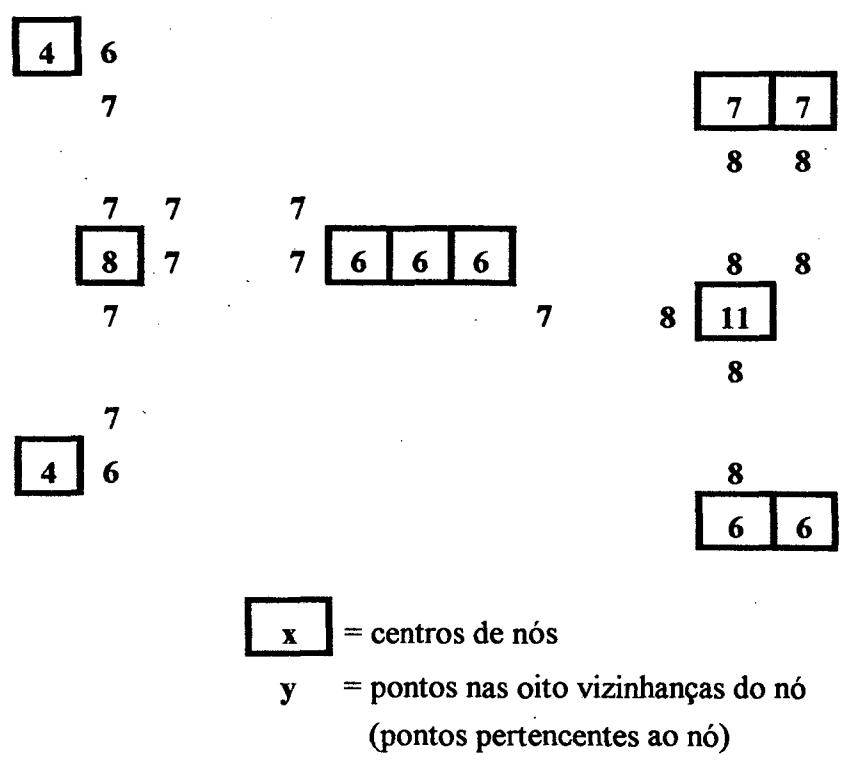


Figura 4.4.1.5. Centros de nós mais os pontos pertencentes a cada nó (determinando suas configurações), para a figura 4.1.2.

4.4.2- Arcos entre nós

Quando da geração dos nós em imagens delgadas, torna-se impraticável a simples caracterização dos arcos como sendo os elementos que não pertencem aos nós. Os nós confundem-se com a própria linha mediana.

O conceito de arcos entre nós é gerado para manter-se a representação dessas configurações geométricas complexas. A partir dos elementos constituintes dos nós, procura-se caracterizar o arco entre nós como sendo aqueles elementos pertencentes ao nó que tenham em sua oito-vizinhanças outro nó ou pertençam simultaneamente a mais mais de um nó (figura 4.4.2.1). Assim, um elemento do nó pode ser simultaneamente pertencente a no máximo quatro nós e a um único arco entre nós, mas nunca um centro de nó (ou os centros dos nós formadores do nó) pode pertencer ao arco entre nós (figura 4.4.2.2).

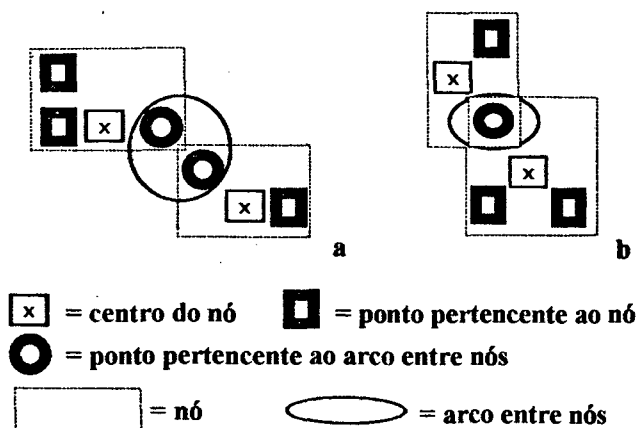


Figura 4.4.2.1. Configurações possíveis para os arcos entre nós.

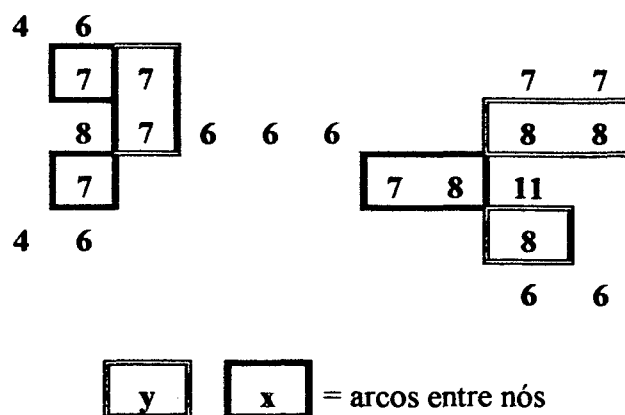


Figura 4.4.2.2. Caracterização de arcos entre nós para a figura 4.2.1.

4.4.3- Arcos

Para a completa caracterização da representação gráfica da linha mediana, os elementos que não pertencem à configuração dos nós (e conseqüentemente a arcos entre nós), são tomados como formadores de eixos de conexão. A esses eixos de conexão entre os elementos principais do gráfico (nós), denominamos como sendo os chamados arcos, descritos na figura 4.4.3.1.

Assim, construímos uma representação gráfica da imagem binária, através dos nós, arcos entre nós e arcos, que possibilita a tentativa de descrição dos objetos formadores da estrutura (da fase em análise - branca ou preta).

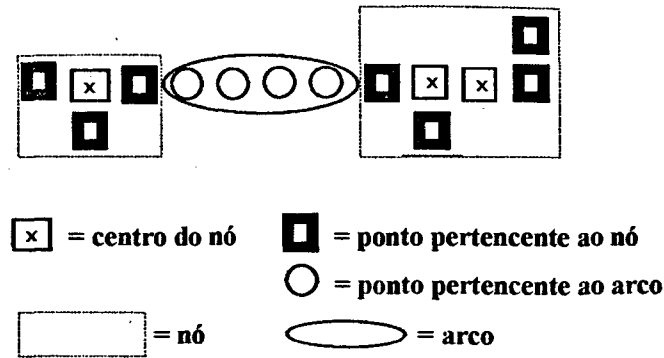


Figura 4.4.3.1. Arcos formados pelos elementos que não pertencem aos nós.

4.4.4- Classificação

A classificação dos nós formulada por Montanvert (discutida na secção 1.6) apresenta quatro categorias: nós de proeminência, nós de proeminência larga, nós de proeminência estrita e nós de conexão. Como foi visto, essa classificação provém das informações que os arcos dão ao nó a respeito de suas ligações a outros nós.

O nó de proeminência representa o centro geométrico dos maiores elementos que compõem o objeto, ou seja, representa o conjunto de centros dos maiores discos que fazem parte do eixo mediano.

Conectados por um arco, os nós de proeminência larga traduzem as variações no contorno dos elementos principais incluso nos objetos da imagem, aparecendo frequentemente conectados aos nós de proeminência.

As saliências ou mesmo as protuberâncias dos contornos da periferia dos objetos são traduzidas pelos nós de proeminência estrita. Esses nós preservam as informações acerca dos chamados ruídos da imagem, que são representados pelos pixels que se destacam nos contornos irregulares de objetos muito complexos geométricamente.

Os nós de conexão se caracterizam por serem ligados aos maiores elementos da imagem (caracterizados pelos nós de proeminência ou proeminência larga), sendo responsáveis pelas silhuetas de estreitamento nos objetos.

Desta forma podemos conceituar cada um dos quatro nós segundo suas ligações (figura 4.4.4.1):

- 1- Nó de proeminência: o nó está conectado somente a nós de módulo inferior (nós 2 e 6).
- 2- Nó de proeminência larga: o nó está conectado a um nó de módulo superior por uma ligação e a nós de módulo inferior por outras ligações (não aparecem na figura exemplo 4.4.4.1).
- 3- Nó de proeminência estricta: o nó está conectado somente a um nó de módulo superior (nós 1, 3, 5 e 7).
- 4- Nó de conexão: o nó está ligado a dois nós de módulo superior, cada um por um arco distinto (nó 4).

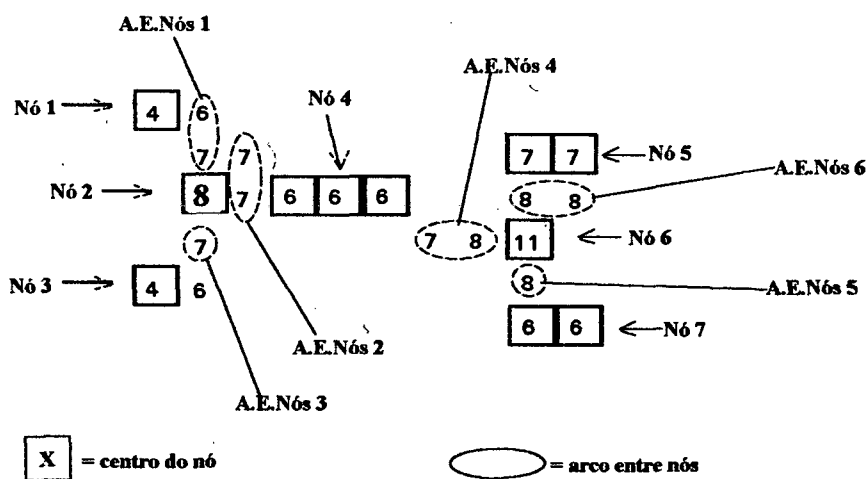


Figura 4.4.4.1. Os diferentes tipos de nós para a figura 4.1.2.

4.4.5- Segmentação da imagem binária

Os nós representam centros de discos que por interferência construtiva (superposição parcial de discos) traduzem a área associada ao elemento incluso no objeto. A interferência construtiva ocasionada pelos discos de nós distintos (por exemplo um nó de proeminência com um nó de proeminência estricta) completam a área de elementos de geometria complexa, preenchendo seus contornos irregulares. Assim, um critério de "interferência numérica" (sobre a imagem de distância ao fundo) pode ser utilizado para a discretização dos elementos formadores dos objetos em suas áreas características.

O critério para a geração da discretização dos elementos parte do princípio de que o módulo de cada pixel (na imagem de distância ao fundo reconstruída a partir do eixo mediano) guarda uma relação de "dependência" ao nó de origem, onde a relação de grandeza do módulo desse pixel (gerada por um nó) tem um valor diferente em relação à grandeza atribuída a ele gerada por outro nó (interferência de discos). Desta maneira, a área de um elemento pode ser obtida através da comparação dos módulos (valor da imagem de distância ao fundo) atribuído ao ponto (pixel) por cada um dos nós que o caracterizam (que lhe reconstroem a partir do eixo mediano).

Em uma imagem de distância ao fundo de um gráfico da linha mediana alguns pontos do eixo mediano podem pertencer aos arcos. Esses pontos são necessários à recuperação da imagem inicial completa, o que compromete o processo de geração das áreas de cada elemento no objeto imagem.

Esse problema é contornado gerando-se uma hierarquia sobre a condição de existência de cada arco no segmento da linha mediana gerador dos objetos segmentados. Conceitualmente, o nó de proeminência tem módulo superior ao módulo do nó de proeminência larga, que é maior do que o módulo do nó de conexão que também é maior do que o módulo do nó de proeminência estricte. Dessa forma, para a geração da área entre dois elementos, o arco pertencerá ao segmento do eixo mediano do nó de maior módulo a qual ele estiver conectado.

Para uma imagem composta por dois elementos proeminentes (figura 4.1.1), conectados por um elemento delgado, os nós 2 e 6 são representativos de dois elementos principais inclusos no objeto conectados pelo elemento representado pelo nó 4. Os elementos proeminentes são discretizados pela retirada da área de conexão. O ponto (ou pixel) reconstruído a partir dos pontos do nó 4 é atribuído como sendo pertencente à área de conexão, se o seu módulo na imagem de distância ao fundo "a" é maior ou igual ao módulo na imagem de distância ao fundo "b", gerada a partir do nós e arcos restantes para o mesmo ponto (figura 4.4.5.1 - a e b). Desta forma, na figura 4.4.5.1-c, representa-se a imagem inicial segmentada em dois objetos distintos.

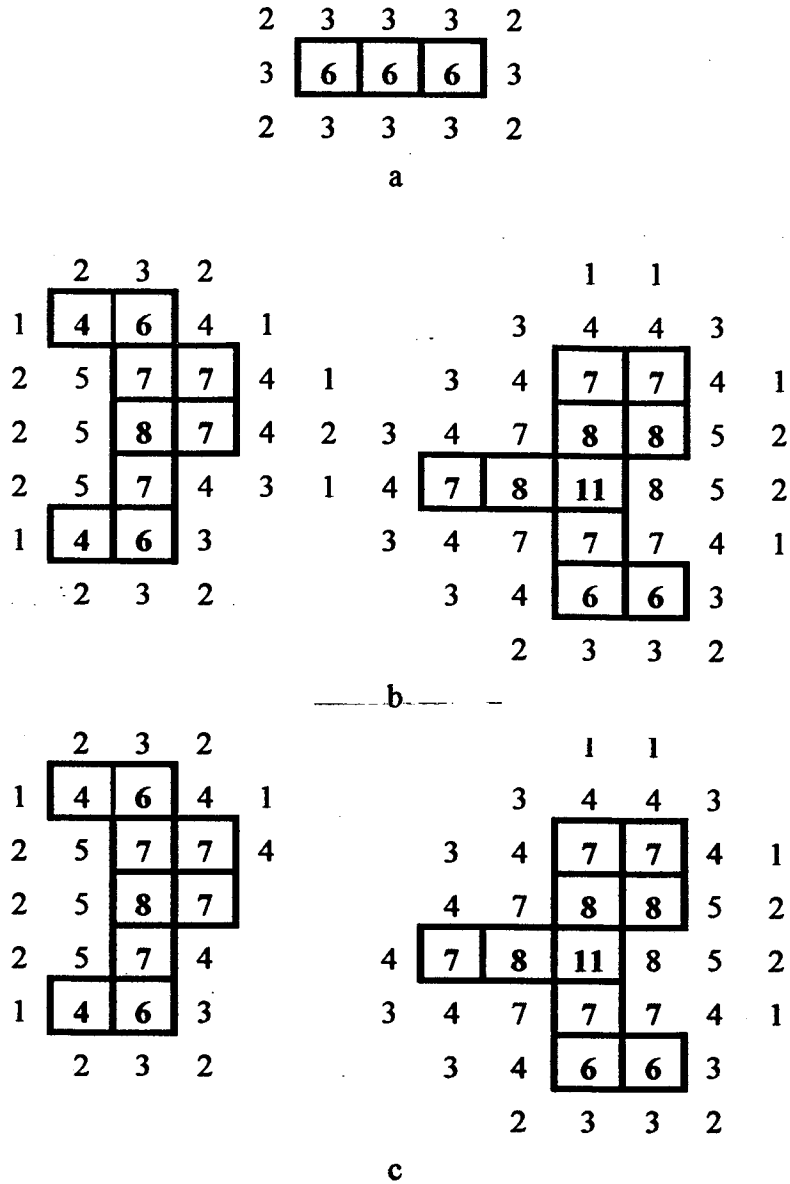
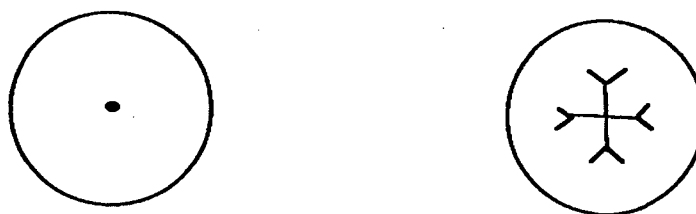


Figura 4.4.5.1. Interferência de duas imagens reconstruídas ("a" e "b") a partir de elementos diferentes de um mesmo objeto (figura 4.1.2), discretizando suas áreas em duas proeminências ("c").

4.5- ROTINAS DE CONTROLE

Em uma espaço Euclidiano, o esqueleto (ou linha mediana) de um círculo é um ponto. Quando da aproximação de elementos por máscaras de chanfro, a representação desses

esqueletos sofrem distorções, ocasionadas pelas incertezas inerentes ao processo (descritas no capítulo 2), observadas na figura 4.5.1.



Linha Mediana Euclidiana

Linha Mediana com D3-4

Figura 4.5.1. Distorções observadas na caracterização de esqueletos binários para um círculo.

Essas distorções se manifestam na caracterização dos elementos formadores da representação gráfica da linha mediana, gerando conflitos nas definições dos elementos de proeminência larga, estricte e de conexão. Podemos observar na figura 4.5.2, que para uma linha mediana de uma imagem podem ser geradas proeminências estricte que se complementam, ou seja, em função da métrica utilizada (máscara de chanfro escolhida) onde haveria somente um centro de nó (e conseqüentemente somente um nó), geram-se centros de nós próximos que prejudicam a classificação dos nós (em função da existência de vários arcos conectados a um mesmo nó). Desta forma, rotinas que amenizam estes problemas são necessárias quando do uso de máscaras de chanfro como a $d_{3,4}$.

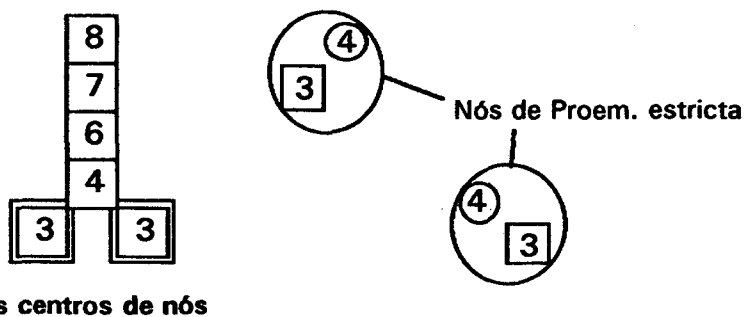
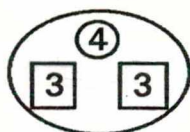


Figura 4.5.2. Uma linha mediana com ramificações que dificultam a classificação dos nós.

A rotina explorada se utiliza da particularidade em se caracterizar os nós de proeminência. Esses nós são facilmente classificados em função de serem obtidos pela extração das maiores bolas locais sobre o eixo mediano (discutido na secção 4.4.1). A partir da classificação dos nós de proeminência, uma reaglutinação dos pontos dos nós restantes é realizada, gerando-se novas geometrias (novos nós). Dessa forma, na figura 4.5.2, os dois nós de proeminência estricte são tomados como sendo um único objeto conexo (possuindo um único arco que o conecta aos restantes), em função da relação de vizinhança direta que seus pontos

possuem. Consequentemente, o arco entre nós existente anteriormente é suprimido, compactando as informações da linha mediana (traduzidas pelo número de nós existentes antes e depois, bem como a redução de arcos entre nós que se observa), ilustrada na figura 4.5.3.



Nós Aglutinados

Figura 4.5.3. Reaglutinação de nós vizinhos, observados na figura 4.5.2.

4.6- COMPARAÇÃO DE RESULTADOS

Na imagem 4.6.1 apresenta-se os resultados da aplicação da técnica do gráfico da linha mediana sobre a imagem de esferas se interceptando, representando os resultados obtidos por Thiel (1991) com a primeira abordagem da técnica de extração do eixo mediano, implementada como descrito na secção 1.3.6, com a máscara d8. Nesta imagem aquele autor aplica a filosofia de Montanvert e usa um método de geração de linhas de "decoalêscencia" (linhas de separação entre objetos), através da procura de pontos de separação através dos nós de conexão, que sejam os pontos mais próximos do baricentro do nó.

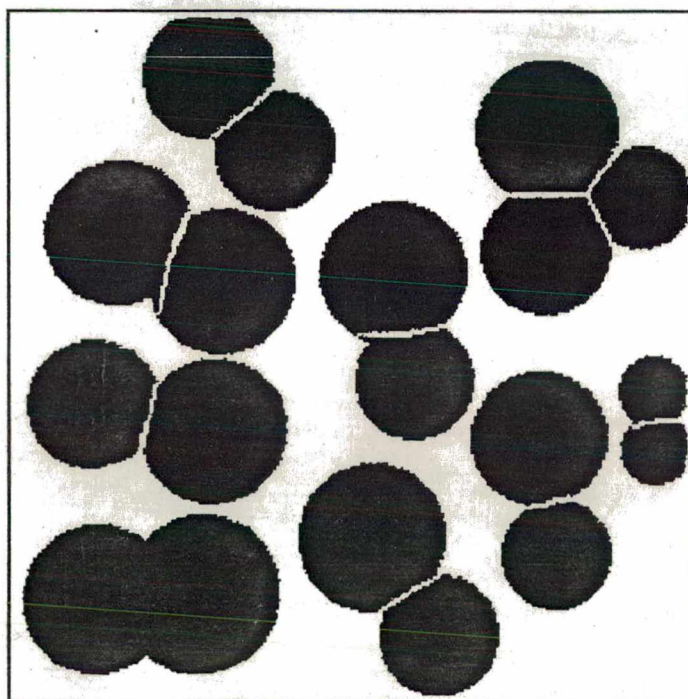


Figura 4.6.1. Resultado para a implementação de Thiel, aplicando a filosofia proposta por Montanvert.

Observa-se a geração de linhas que não conseguem descrever as separações entre elementos coerentemente, e em alguns casos, nem mesmo se consegue a sua geração.

Na figura 4.6.2 (para a mesma imagem da figura anterior), apresentam-se os resultados obtidos por Thiel (1991), implementando-se o uso da máscara d_{3-4} para a extração do eixo mediano e a subsequente geração da linha mediana (como descrito na secção 4.2 e 4.3), porém aplicando a mesma abordagem implementada por Montanvert (convertendo a imagem de distância ao fundo da linha mediana para d_8).

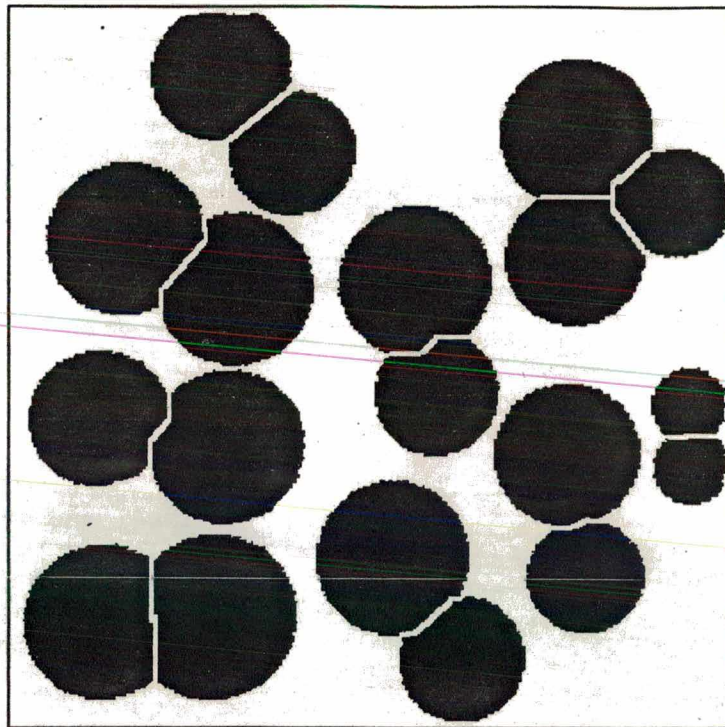


Figura 4.6.2. A implementação feita por Thiel para a extração da linha mediana (descrita na secção 4.2-3) aplicando-se o algoritmo desenvolvido por Montanvert (1987), gerando-se linhas de decoalescência.

No trabalho de Thiel, somente o incremento da sensibilidade na geração desta linha de decoalescência é observado, em função do uso da máscara de chanfro d_{3-4} e da melhor representatividade da geometria pela linha mediana.

Na imagem da figura 4.6.3, é apresentado o resultado da implementação da técnica aqui proposta, onde a partir dos nós de conexão é feita a separação dos elementos retirando-se as áreas por eles definidas (descrito na secção 4.4).

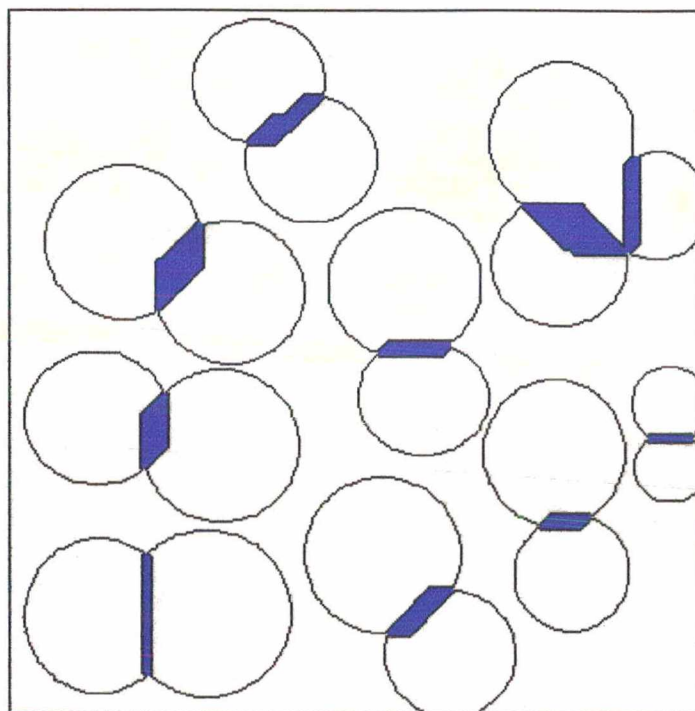


Figura 4.6.3. Resultados para a técnica proposta neste trabalho retirando-se as áreas de conexão através dos nós de conexão.

Em alguns casos, as áreas de conexão assim obtidas possuem uma geometria diferente da idealizada, mas conservam o número de objetos discretizados em relação ao número esperado (19 elementos proeminentes).

Assim, a nova abordagem para o gráfico da linha mediana, vista na figura 4.6.3, permite realizar a discretização dos elementos fundamentais em uma imagem conservando-se sua geometria característica.

5- MODELOS MORFO-TOPOLÓGICOS DA ESTRUTURA POROSA

A estrutura porosa de um material tem íntima relação com os fenômenos físicos que o caracterizam, tais como sua condutividade hidráulica e resistência mecânica.

O advento de técnicas modernas de análise de imagens permite a exploração de vários modelos que descrevem sua morfologia (relacionada com as características geométricas dos objetos) e sua topologia (relacionada à conectividade entre objetos).

O gráfico da linha mediana proposto permite a interpretação dessas informações de uma maneira simplificada, mantendo a morfologia e a topologia característica. Essas informações podem ser traduzidas pelos nós e arcos que compõem a informação "imagem" obtidos pela extração dos elementos geradores dos objetos (coleção de discos máximos), como descrito no capítulo 4.

Este capítulo assume considerações básicas sobre as características geométricas dos objetos principais incluídos na imagem da estrutura porosa e os processos que objetivam a sua descrição e simulação, permitindo o uso da técnica sobre imagens de representação binária,

extraíndo as funções distribuição acumulada de elementos e funções número de coordenação entre elementos.

5.1- FUNÇÃO DISTRIBUIÇÃO DE POROS

Em um meio poroso, a porosidade é definida como sendo a fase complementar à fase sólida, representada pela estrutura vascular do meio que permite a presença de uma fase intrusa (líquido e ou vapor).

Essa estrutura tem como particularidade a presença de restrições (estreitamentos) entre suas protuberâncias associadas a configurações morfológicas das mais variadas possíveis, determinando sua complexidade na modelação geométrica.

Comumente se aplicam modelos que descrevem o meio como cavidades que se comunicam através de restrições (figura 5.1.1), restrições estas que determinam os fenômenos associados a histerese na obtenção de curvas de adsorção e dessorção, tais como as estudadas por Daian (1986), Quenard (1989), Fernandes (1990), Philippi (1991) e Yunes (1991).

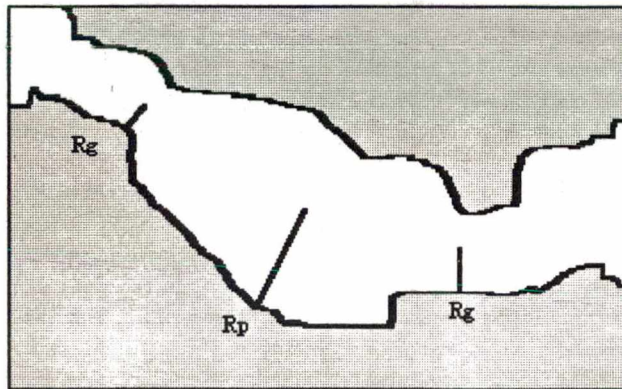


Figura 5.1.1. Ilustração representando as restrições (estreitamentos) com raio R_g entre saliências da forma de raio R_p .

Modelos estatísticos de simulação das propriedades físicas do meio tentam explorar técnicas tais como redes randômicas associadas à teoria da percolação (que aqui serão descritas apenas suas características geométricas, onde uma explanação completa pode ser

observada em Stauffer, 1985), sendo empregados por Parlar e Yortsos (1988), Quernard (1989) e de Souza (1993).

A teoria da percolação considera o meio como uma rede regular constituída de elementos denominados sítios e da conexão entre eles através de elementos chamados de ligações. O número de ligações deixando cada sítio é denominada de número de coordenação Z .

Um sítio é dito ativo ou não bloqueado quando o seu diâmetro satisfaz à condição de invasão a nível do elemento (sítio) e ele pode ser invadido ou ocupado por um líquido molhante ou não molhante, dependendo do processo de transporte a ser simulado. Um grupo de sítios ativos ligados uns aos outros através de ligações também ativas é denominado de agrupamento ou ilha.

Nas redes os sítios e/ou ligações estão associados aos símbolos que os identificam dentro da rede, por exemplo, o diâmetro, ou o comprimento ou ainda a relação entre o comprimento/diâmetro dos poros do meio real que representam. As ligações podem indicar apenas a forma de união entre poros. Cada elemento da rede, sítio ou ligação, tem uma probabilidade finita p , de ser ativo e uma probabilidade, $1-p$, de ser não ativo.

O termo percolação de ligações, figura 5.1.2.a, é normalmente usado para denotar a percolação que depende da probabilidade de uma ligação estar ativa e onde todos os sítios são ativos. Neste caso os sítios indicam apenas o ponto de encontro das ligações.

A percolação de sítios, figura 5.1.2.b, denota a percolação onde todas as ligações indicam apenas a forma de união entre os sítios.

Quando tanto os sítios quanto as ligações caracterizam restrições, mais ou menos importantes, ao processo de invasão, o problema é dito percolação de sítios e ligações (figura 5.1.3).

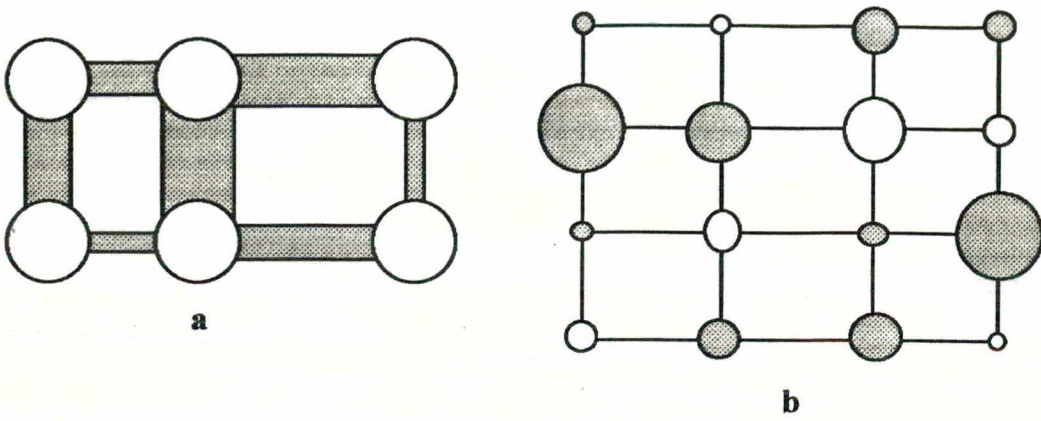


Figura 5.1.2. Uma rede quadrada de ligações em "a" e uma rede quadrada de sítios em "b".

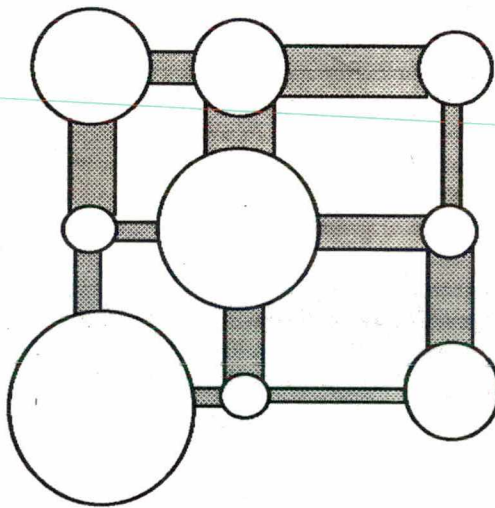


Figura 5.1.3. Uma rede de sítios e ligações (quadrada: $Z=4$)

Para uma imagem exemplo (figura 5.1.4) (porosidade igual a 0,137) gerada em um editor gráfico e com o uso do protótipo do algoritmo obtêm-se a a imagem da linha mediana na figura 5.1.5 e a discretização dos elementos na figura 5.1.6, gerando-se a função distribuição acumulada de cavidades em relação a um raio associado ao nó característico do elemento, de área equivalente a cada elemento separado na imagem. Geram-se dados para uma rede de simulação onde as cavidades correspondem aos sítios, ou da mesma forma, as cavidades correspondam às ligações.

Esta separação de elementos é feita a partir dos nós de conexão, gerando-se uma imagem reconstruída (com a propriedade inversa do eixo mediano). A subtração desta imagem da imagem reconstruída a partir dos pontos restantes (mantendo-se os pontos de maior módulo na imagem de distância ao fundo) discretiza os diferentes elementos na imagem original em suas características geométricas proeminentes - retângulos, círculos ou configurações variadas (operação de intersecção de imagens como descrito na secção 4.4.5). O raio das cavidades é normalizado em relação à métrica utilizada (máscara de chanfro) para a obtenção da escala em número de pixel, ou seja, o módulo do ponto na imagem de distância ao fundo é dividido pelo fator de escala "a" (onde "a" representa o primeiro índice na métrica da máscara de chanfro - $d_{a,b}$), aproximado-o ao maior inteiro.

Com as áreas dos objetos identificados, estas podem ser atribuídas a áreas de poros, obtendo-se assim uma distribuição acumulada de cavidades em função do raio (figura 5.1.7).

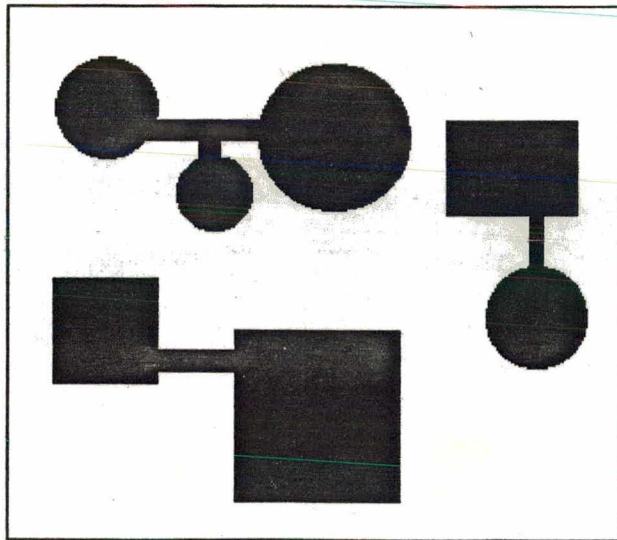


Figura 5.1.4. Imagem exemplo gerada em um editor gráfico (400X400 pixel, porosidade 0,1485).

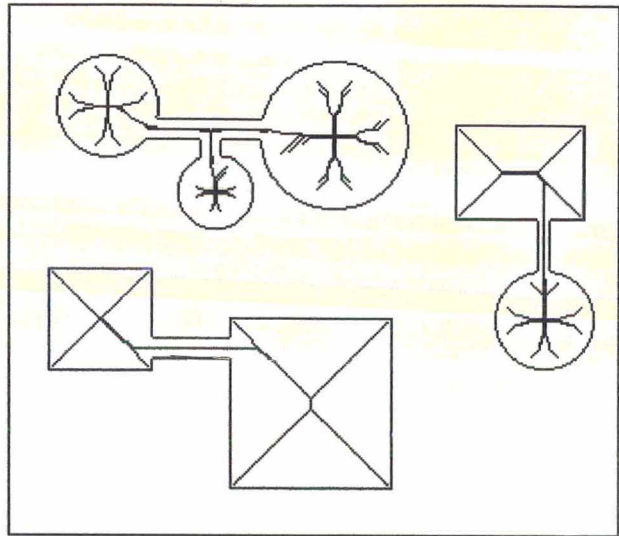


Figura 5.1.5. Imagem da linha mediana para a imagem da figura 5.1.4.

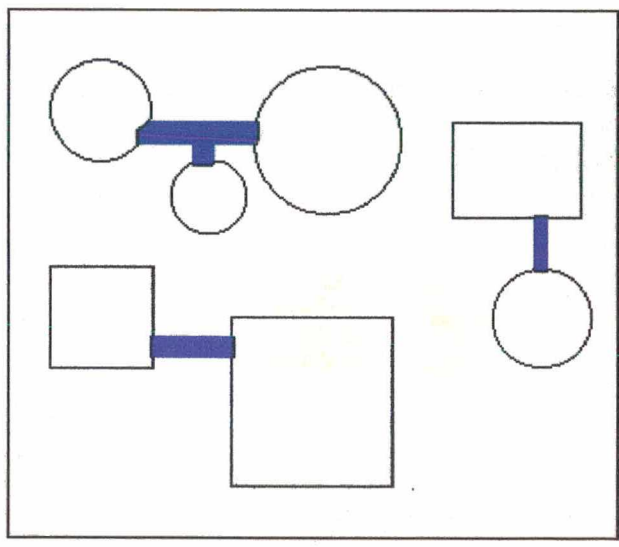


Figura 5.1.6. Identificação dos objetos da figura 5.1.4 (em azul os objetos de conexão).

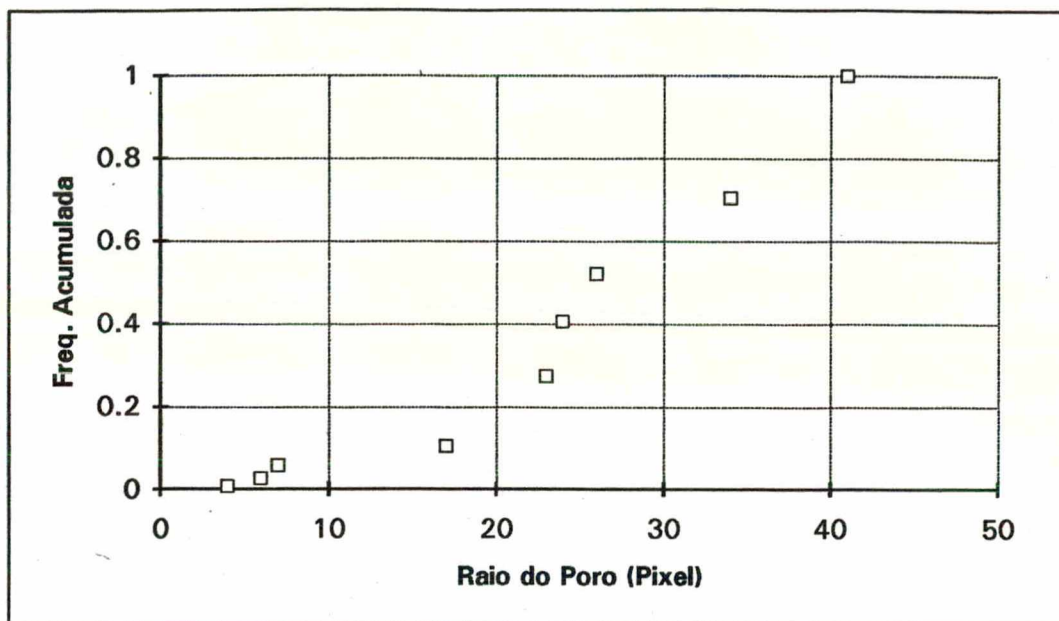


Figura 5.1.7. Distribuição de poros acumulada em função do raio (pixel) para a figura 5.1.6 (porosidade igual a 0,1485).

5.2- SÍTIOS E LIGAÇÕES COM VOLUME

No modelo onde os sítios (associados às cavidades proeminentes) e ligações (associadas aos estreitamentos entre cavidades) contribuem em volume, as ligações são associadas aos nós com características de conexão. Desta forma são gerados dados para uma rede de simulação onde os sítios e ligações são ativos, contribuindo em área com um determinado raio característico.

A partir dos pontos formadores do nó de conexão, uma reconstrução da imagem é realizada gerando uma área a partir da propriedade de reversibilidade do eixo mediano. A intersecção ponderada (conservando-se os pontos de maior módulo) desta área com a área obtida da reconstrução da imagem a partir dos pontos restantes pertencentes a linha mediana, gera uma área entre cavidades. Assim, esta área é associada à área de uma ligação cilíndrica onde o módulo do raio (na imagem de distância ao fundo) é dado pelo centro do nó de conexão normalizado pela métrica utilizada (como descrito na secção anterior), determinando o raio da ligação em número de pixels. Da mesma forma, o raio característico das cavidades é associado ao módulo normalizado do nó de proeminência.

Com o uso de um rótulo para cada objeto, obtemos a discretização da imagem em áreas associadas aos sítios e ligações, gerando uma função distribuição de cavidades e ligações. Na figura 5.2.1, ilustra-se uma imagem exemplo (250 pixel x 250 pixel de porosidade total 0,3485), os pontos formadores da linha mediana (figura 5.2.2), os pontos formadores dos nós (figura 5.2.3) e os objetos discretizados com as áreas de conexão em azul (porosidade igual a 0,0225) (figura 5.2.4). As funções distribuição acumuladas de sítios e ligações para a imagem binária da figura 5.2.1, são apresentadas graficamente nas figura 5.2.5 e 5.2.6 respectivamente, em função de seus raios característicos.

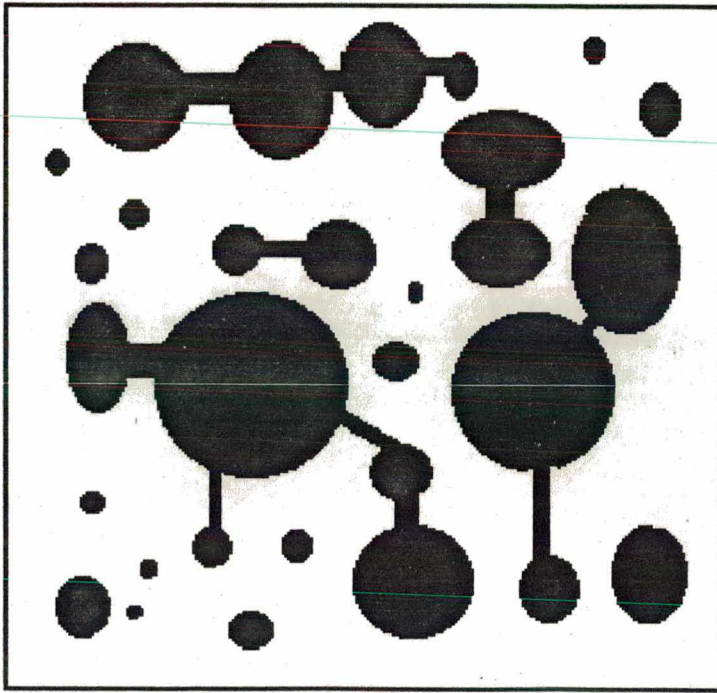


Figura 5.2.1. Imagem de sítios e ligações gerada em um editor gráfico.

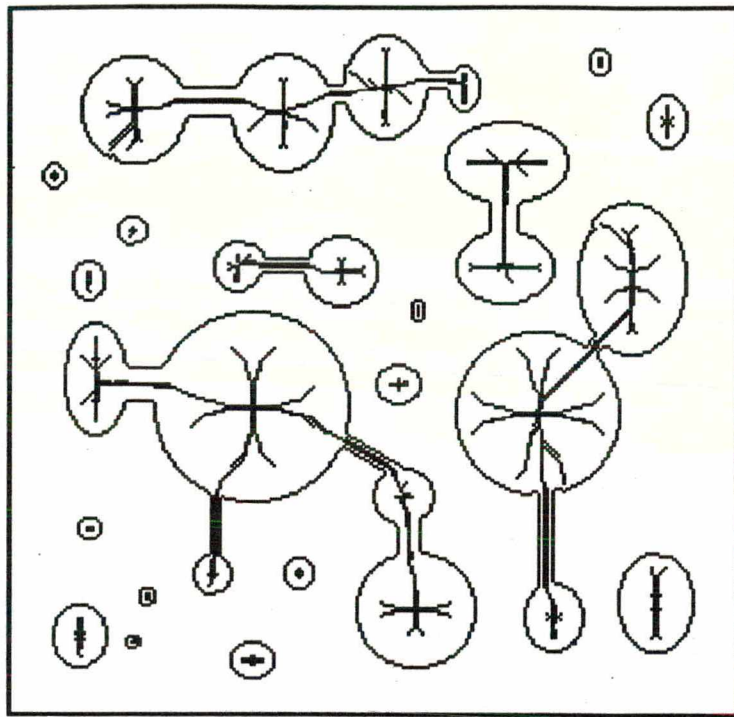


Figura 5.2.2. Imagem da linha mediana para a figura 5.2.1.

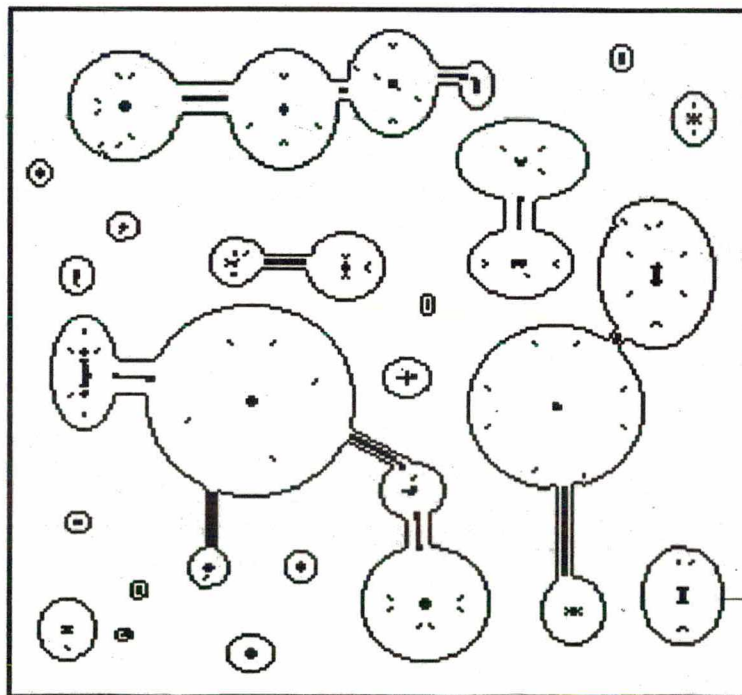


Figura 5.2.3. Imagem dos nós extraídos (mais o contorno dos objetos) com o uso do protótipo do algoritmo do gráfico da linha mediana.

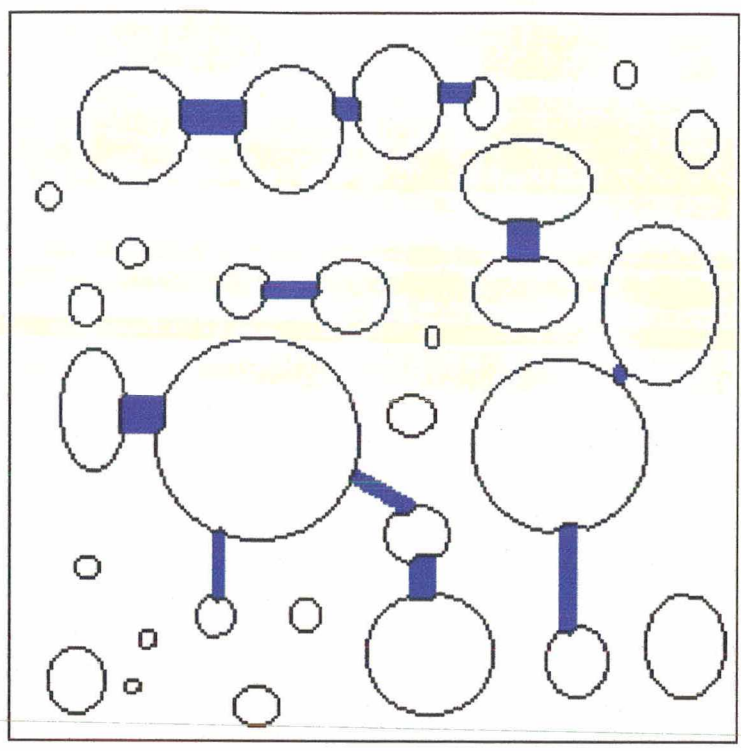


Figura 5.2.4. Discretização dos elementos (sítios) para a imagem da figura 5.2.1 (ligações em azul - porosidade igual a 0,0225).

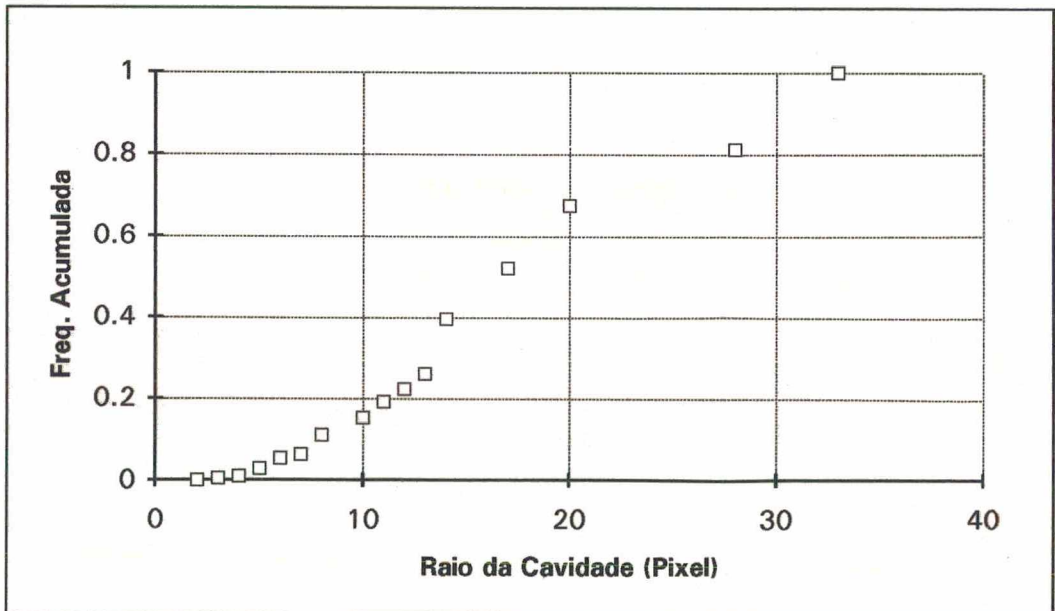


Figura 5.2.5. Distribuição de sítios de porosidade 0,326, para a imagem da figura 5.2.4.

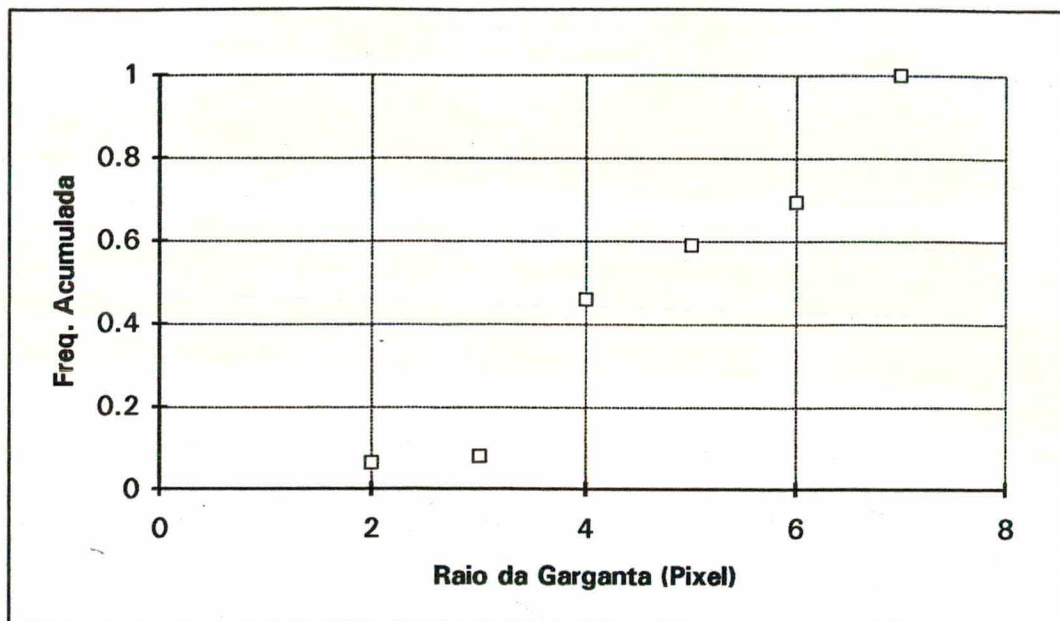


Figura 5.2.6. Distribuição de ligações em relação a um raio característico com porosidade igual 0,0225 (porosidade total do meio igual 0,3485 - Figura 5.2.1).

5.3- SÍTIOS COM VOLUME E LIGAÇÕES SEM VOLUME

Um modelo de rede de sítios e ligações onde as ligações não contribuem em área mas influenciam as condições de invasão do meio em função de seu raio característico, se torna adequado quando a geometria do meio não é fortemente caracterizada por cavidades distintas, como por exemplo na figura 5.3.1, onde as cavidades do meio se identificam por intersecções de elementos.

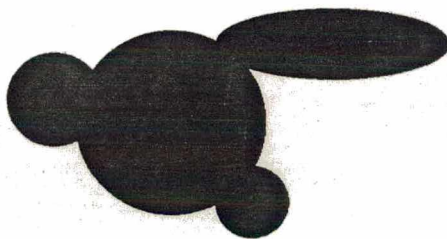


Figura 5.3.1. Cavidades (ou elementos) se intersecionando

Desta maneira, seguindo-se o mesmo procedimento de separação de elementos do método anterior, a caracterização das áreas das ligações (dada pela intersecção de imagens a

partir da reconstrução dos pontos de nós de conexão) geram somente linhas delgadas de separação entre elementos. Estas linhas não representam, fisicamente, volumes mas representam ligações com um raio característico.

Para conservar as informações de porosidade em relação a um raio associado às cavidades (sítios), as áreas geradas pelas linhas de separação são divididas igualmente entre as cavidades vizinhas, mas conservando-se a informação do raio da conexão (para um modelo de ligações cilíndricas), raio dado pelo módulo normalizado do valor do centro do nó na imagem de distância ao fundo.

Assim, uma função distribuição acumulada de sítios (poros) dados por um raio associado à área do elemento na imagem é obtida, conservando-se a porosidade total juntamente com a função distribuição acumulada de ligações em número, relacionada em um valor de raio.

Este modelo de distribuição de sítios e ligações para uma geometria simples idealizada é apresentada na figura 5.3.2 (250 pixel X 250 pixel de porosidade total 0,3492, gerada em um editor gráfico), juntamente com a sua linha mediana (figura 5.3.3), representação dos nós (figura 5.3.4) e as linhas de separação geradas a partir dos nós de conexão pelo uso do prótipo do algoritmo do gráfico da linha mediana (figura 5.3.5). As funções distribuição de cavidades e ligações para a imagem da figura 5.3.2, são apresentadas graficamente na figura 5.3.6 e 5.3.7, respectivamente.

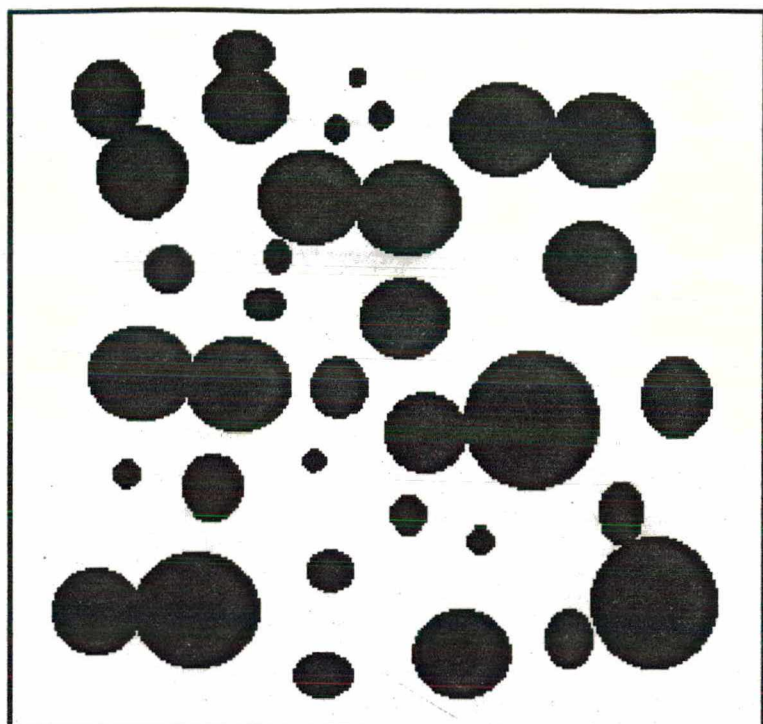


Figura 5.3.2. Imagem exemplo gerada em um editor gráfico.

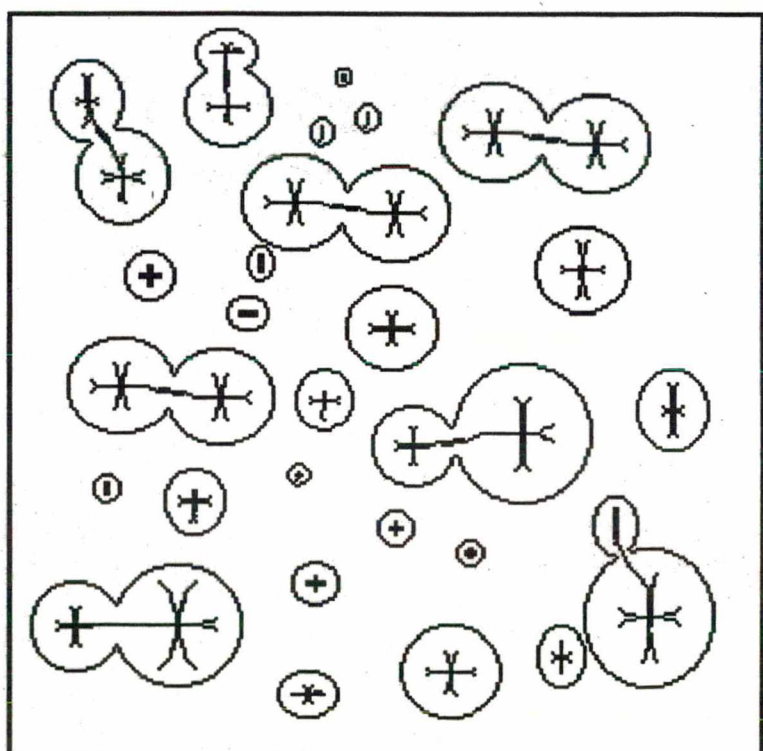


Figura 5.3.3. Imagem da linha mediana para a figura 5.3.2.

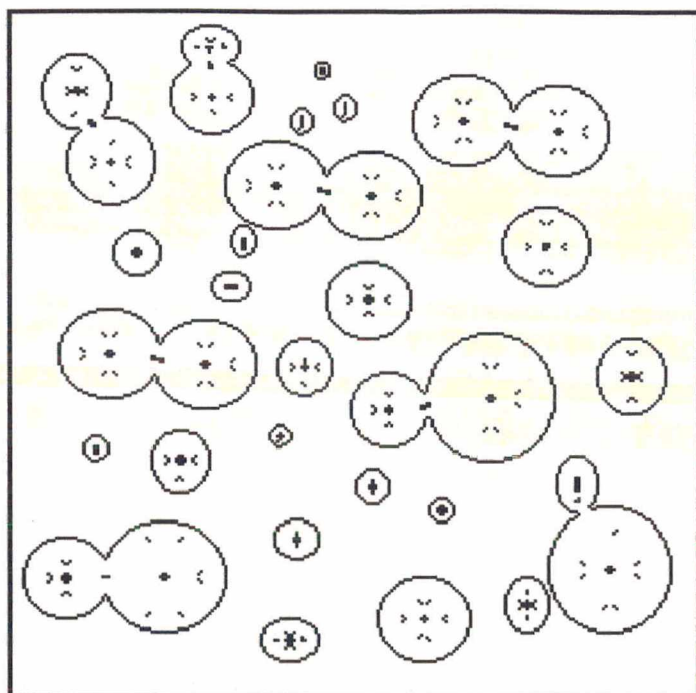


Figura 5.3.4. Nós e os contornos dos objetos obtidos com o protótipo do algoritmo do gráfico da linha mediana.

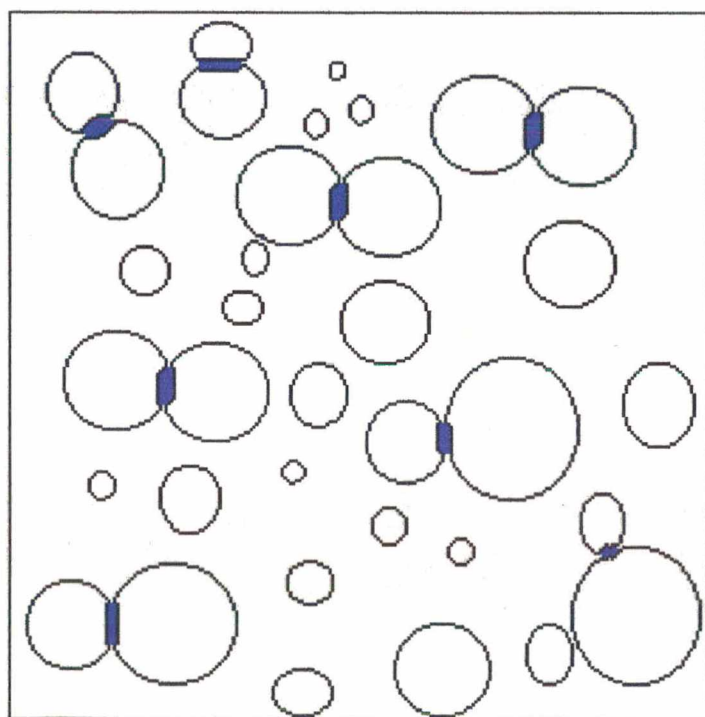


Figura 5.3.5. Discretização dos elementos para a imagem da figura 5.3.2 (ligações em azul - porosidade igual a 0,0062).

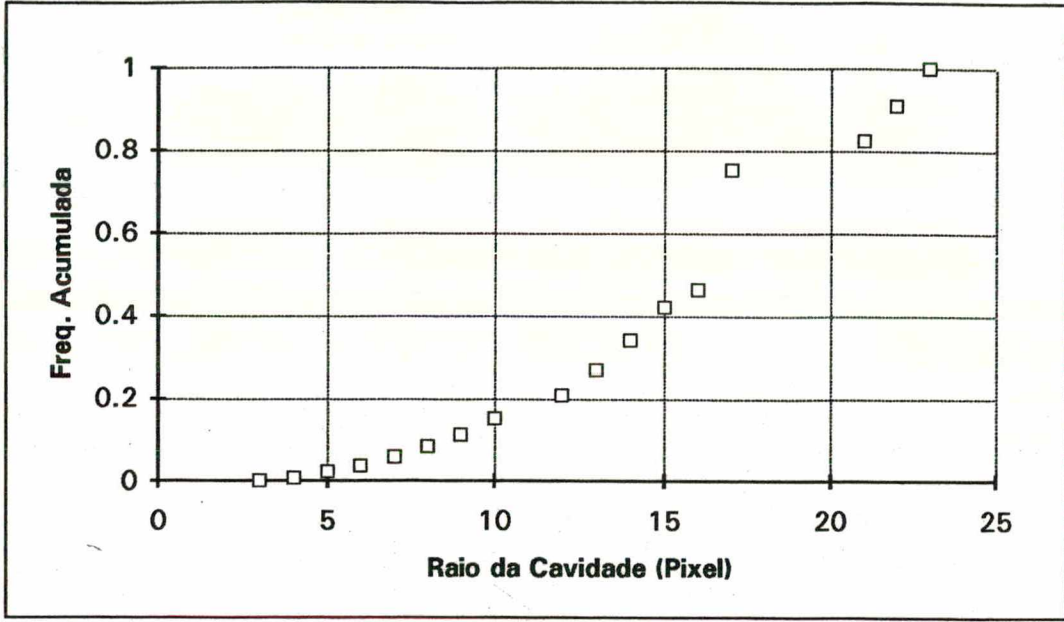


Figura 5.3.6. Distribuição acumulada para os "sítios" conservando-se a porosidade total (0,3492) da figura 5.3.2.

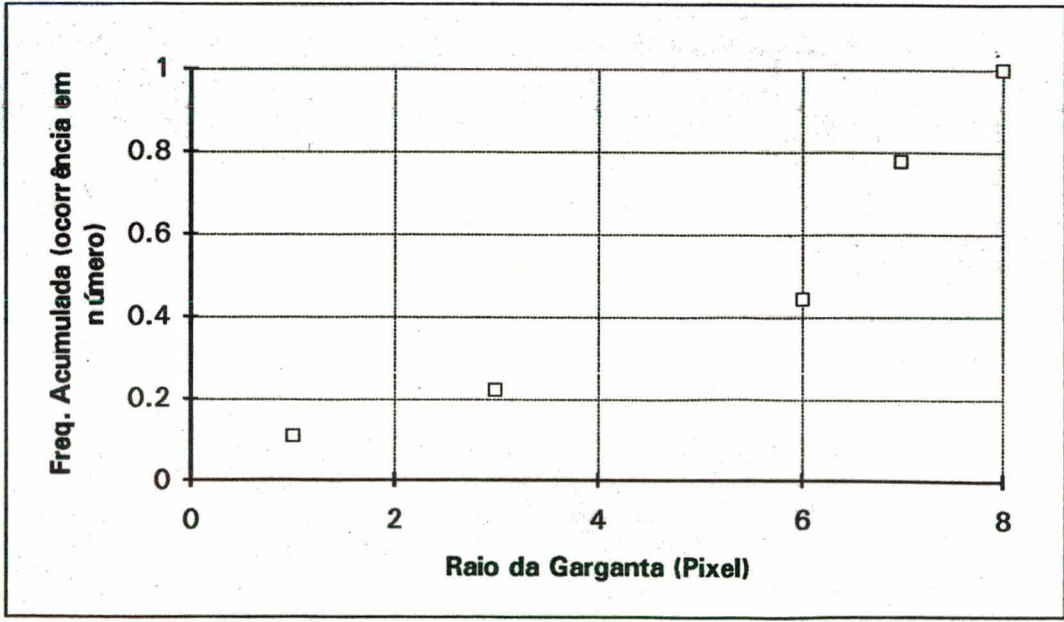


Figura 5.3.3. Distribuição acumulada em número de ligações em relação a um raio característico (porosidade 0,0)

5.4- FUNÇÃO NÚMERO DE COORDENAÇÃO

O parâmetro determinante para a geração da rede de percolação é o seu número de coordenação Z . O número de coordenação da rede é caracterizado como o número médio de ligações que se comunicam com cada sítio, ou seja, o número médio de constricções por cavidade da estrutura porosa.

Sua caracterização sobre uma imagem segmentada é facilmente implementada, sendo feita somente uma contagem do número de vizinhos que os elementos de conexão e/ou sítio possuem (em função do tipo de rede utilizada).

Assim, uma função distribuição do número de coordenação pode ser obtida, ou em muitos casos, um número de coordenação médio especificado por um valor efetivo na curva da função.

Ilustra-se como exemplo, nas figuras 5.4.1-3, as funções distribuição número de coordenação para os sítios das imagens segmentadas das figuras 5.1.6, 5.2.4 e 5.3.5, respectivamente.

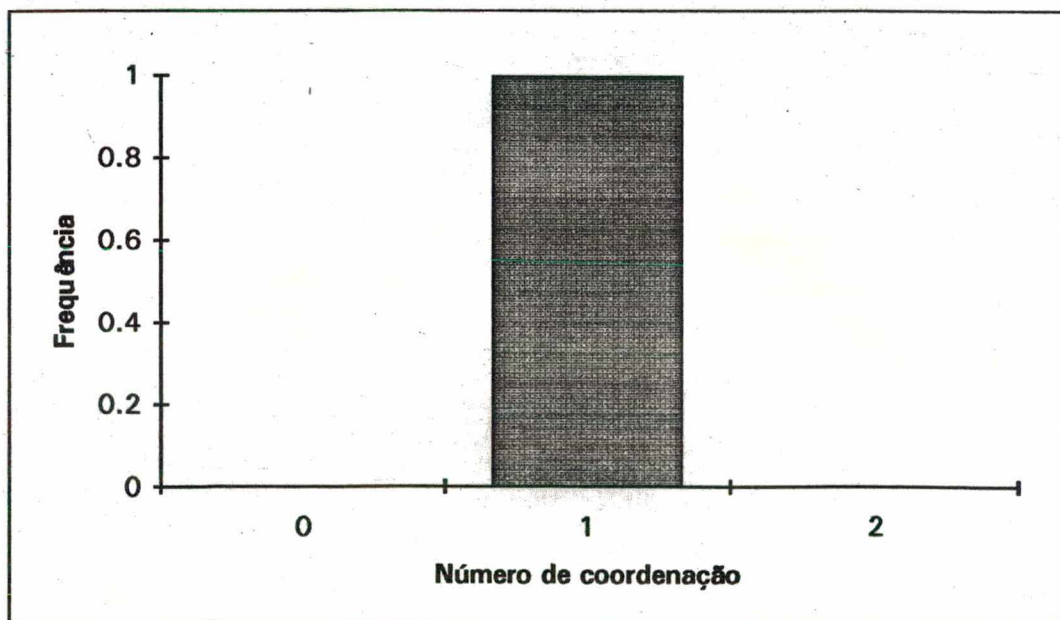


Figura 5.4.1. Função número de coordenação para a figura 5.1.6.

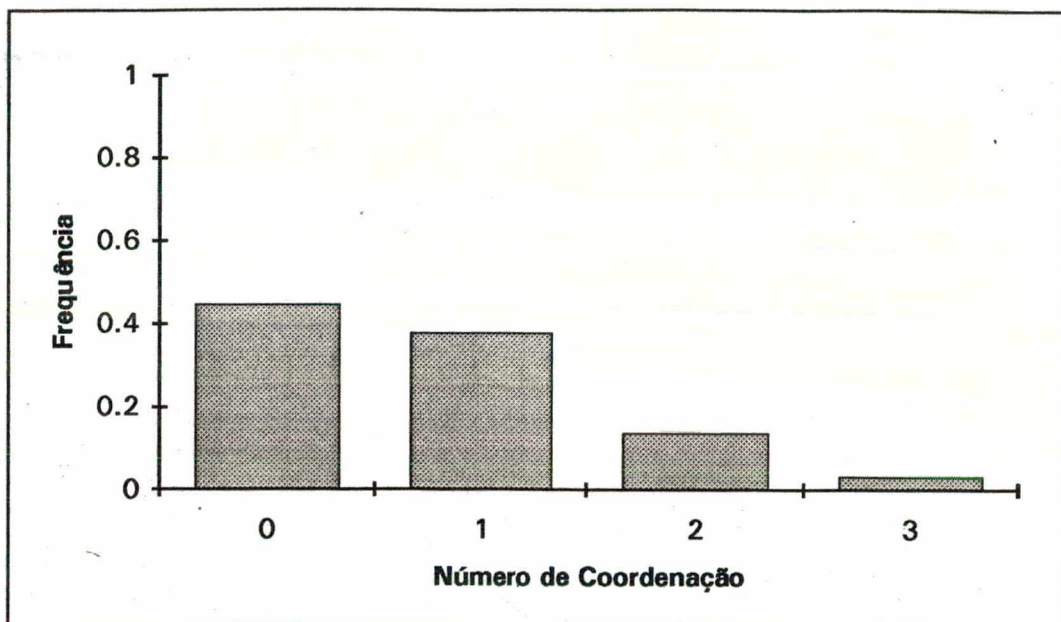


Figura 5.4.2. Função número de coordenação para a figura 5.2.4.

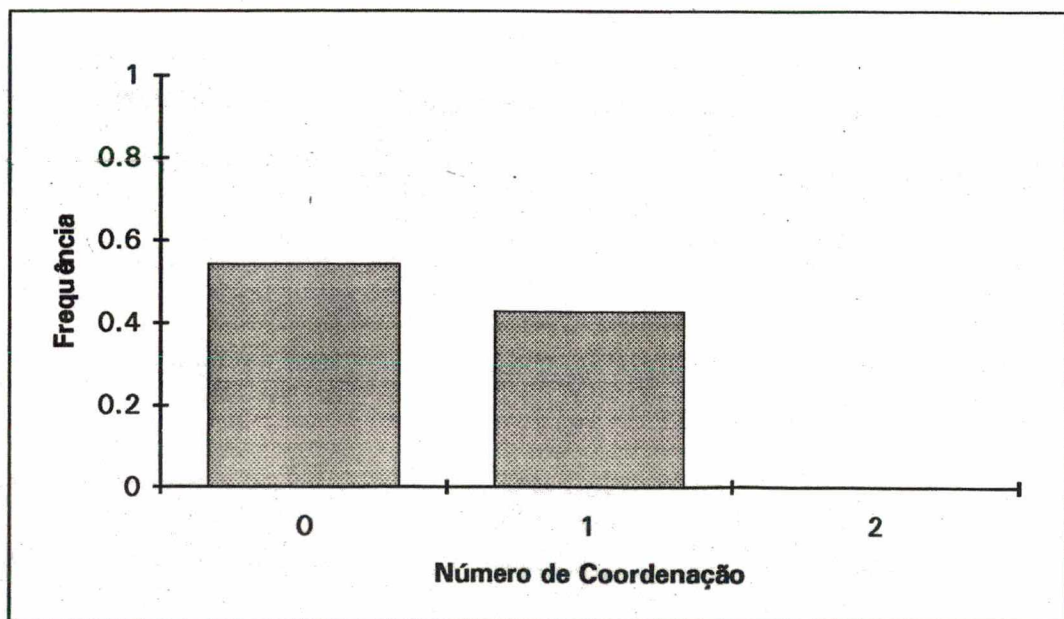


Figura 5.4.3. Função número de coordenação para a figura 5.3.5.

5.5. ANÁLISE DA AREIA DE "FONTAINEBLEAU"

Uma imagem da areia de "Fontainebleau" (figura 5.5.1) - micrografia obtida por Laurindo (1992) - mostra a imagem binarizada desta areia, sendo os grãos representados pela cor branca (a porosidade total para esta imagem é igual 0,3107, com dimensão 250X250 pixel). A imagem processada pelo protótipo do algoritmo apresenta sua linha mediana na figura 5.5.2, os nós de proeminência na figura 5.5.3 e as áreas das ligações (em azul - porosidade igual a 0,0566) discretizando os elementos na figura 5.5.4.

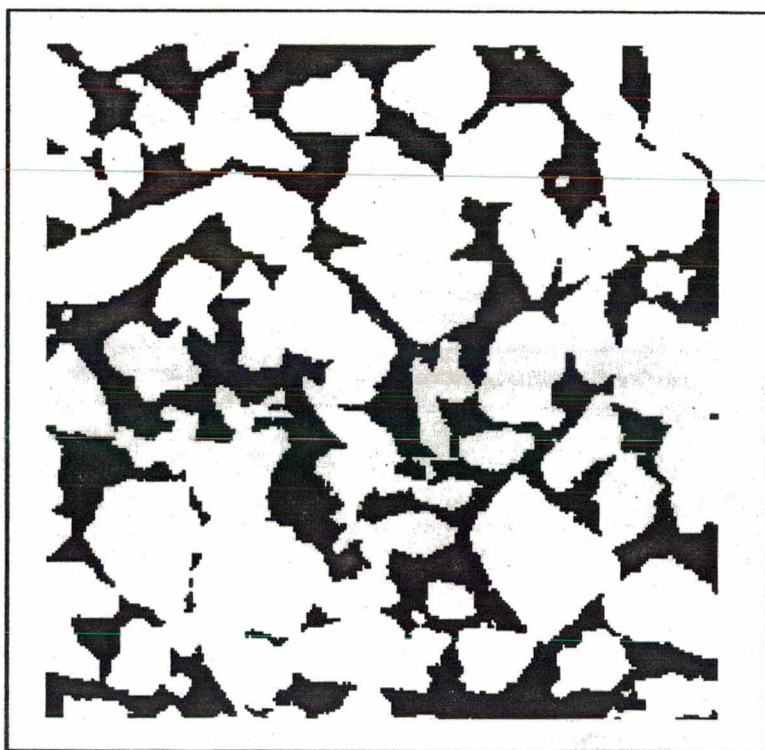


Figura 5.5.1. Imagem binária da areia de Fontaineableau (porosidade total para esta imagem igual 0,3107)(250X250 pixel).

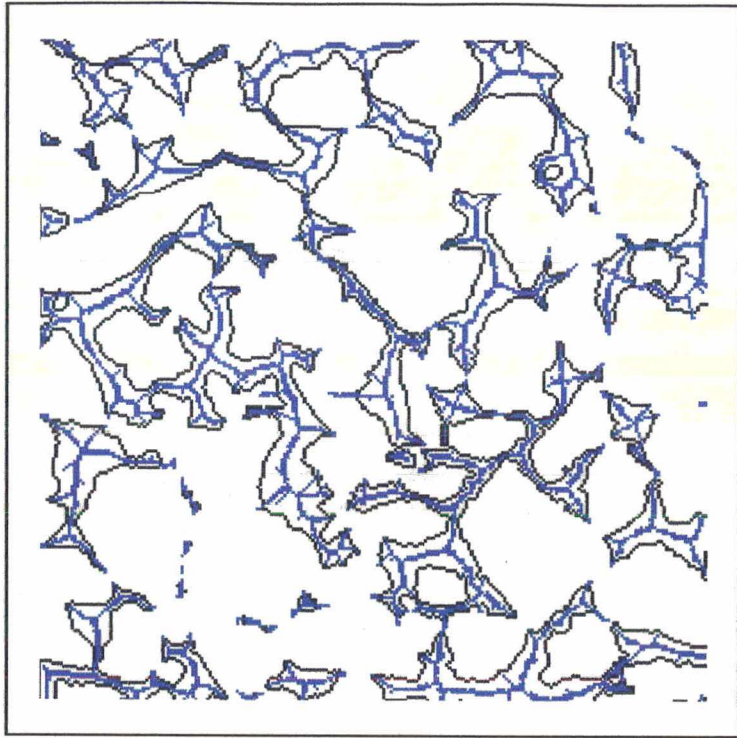


Figura 5.5.2. Imagem da linha medina (em azul) para a figura 5.5.1.

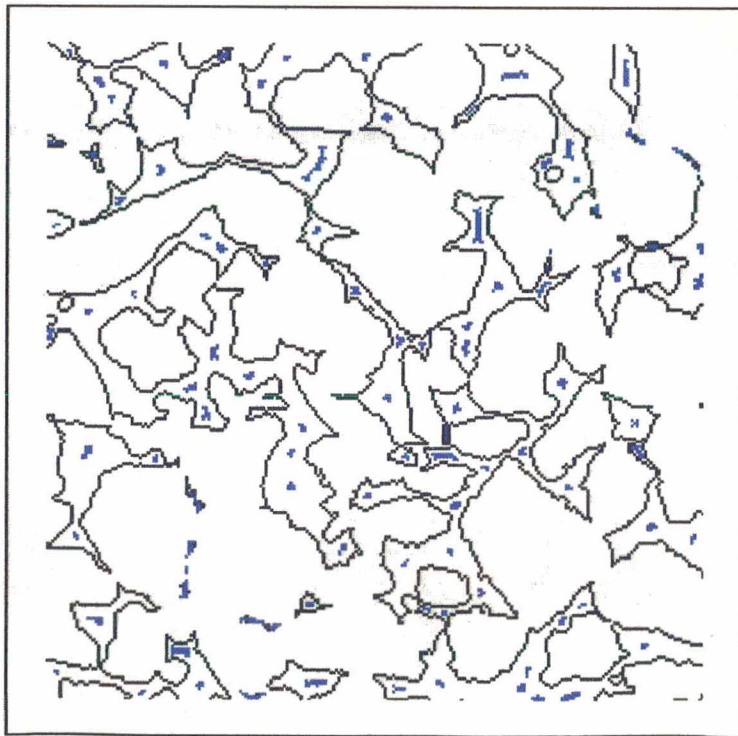


Figura 5.5.3. Imagem dos nós principais em azul.

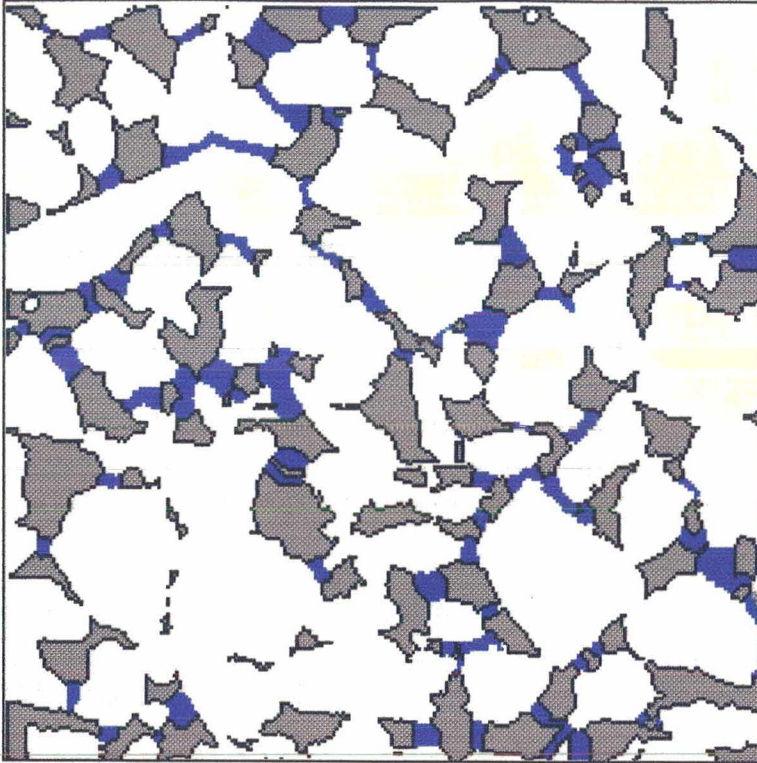


Figura 5.5.4. Imagem segmentada para a areia de Fontainebleau (conexões em azul - porosidade igual a 0,0566).

Os resultados da análise da imagem da areia de "Fontainebleau" com suas funções distribuição acumuladas de cavidades são apresentadas na figura 5.5.5. Duas curvas são observadas: representada pelos "□", são plotados os resultados da distribuição de cavidades onde as ligações contribuem em área (porosidade igual a 0,2541) e em "Δ" os resultados em relação ao modelo onde as ligações não contribuem em área, mas somente com um raio característico (porosidade igual a 0,3107).

Para a distribuição acumulada de ligações (ou gargantas), a figura 5.5.6 apresenta as distribuições para os dois modelos, onde em "Δ" as ligações contribuem em área (porosidade igual a 0,0566) e em "□" quando estas só representam um raio característico (distribuição em número - porosidade igual 0,0).

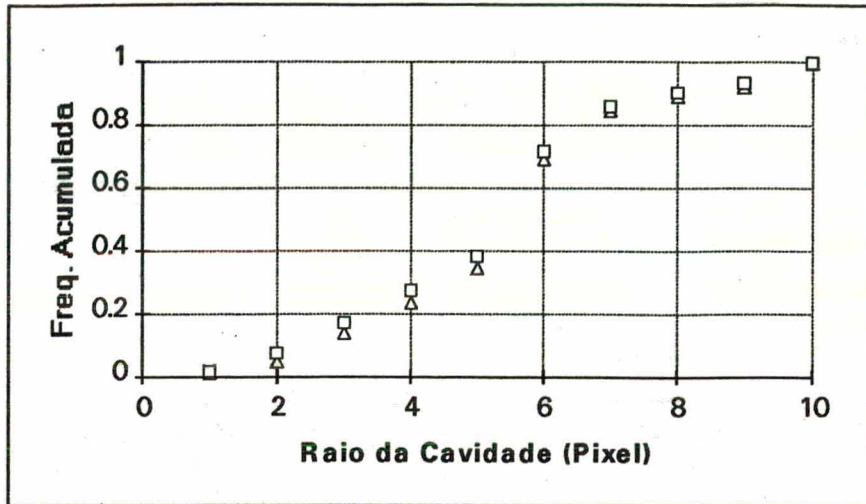


Figura 5.5.5. Função distribuição acumulada de cavidades para o modelo onde as ligações contribuem em volume -"Δ"- (porosidade de 0,2541), e em "□" para a decoalêscencia numérica (porosidade igual a 0,3107 - total do meio)

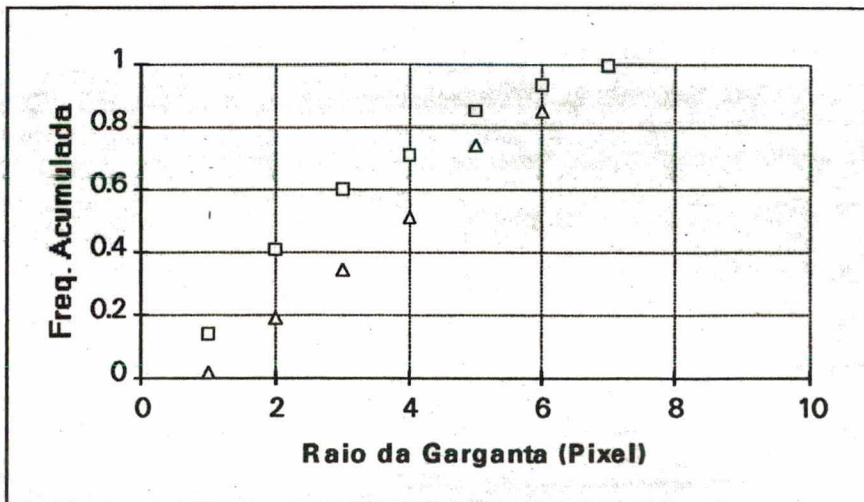


Figura 5.5.6. Função distribuição acumulada de gargantas com volume (representado por "Δ", porosidade igual a 0,0566) e em "□" a função distribuição acumulada em número de gargantas, com porosidade igual 0,0.

A função número de coordenação para a areia de Fontainebleau é apresentada na figura 5.5.7, onde destacam-se os números de coordenação igual 2, 1 e 0, respectivamente.

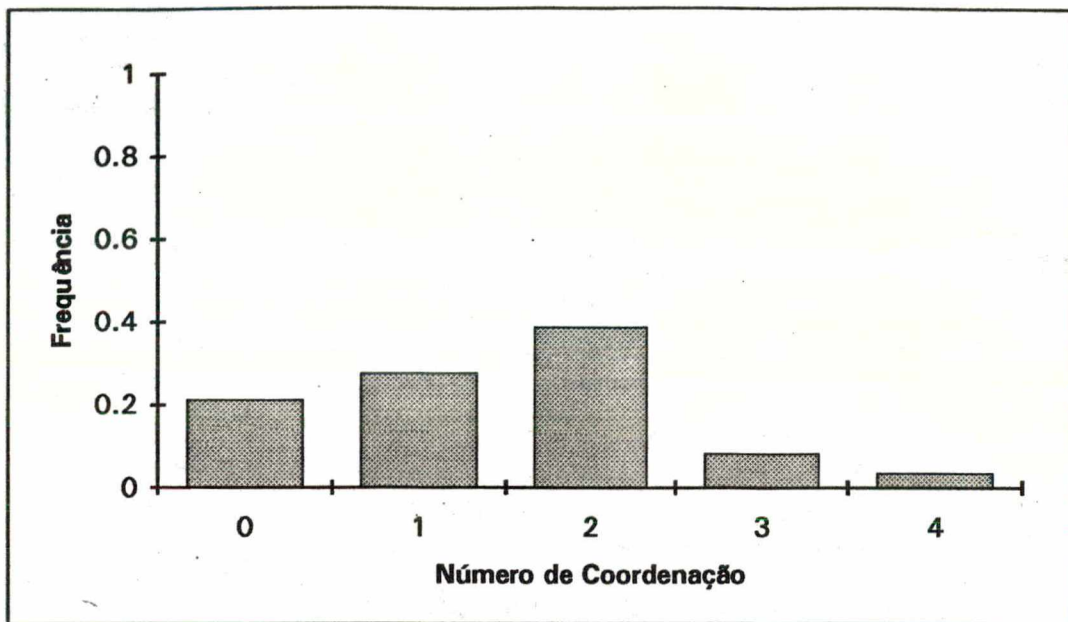


Figura 5.5.7. Função número de coordenação para a imagem da areia de Fontainebleau segmentada (figura 5.5.4)

5.6- COMPARAÇÃO DE MÉTODOS

A técnica de análise de imagens mais empregada atualmente na área de meios porosos é a Operação de Abertura - "OA" - (erosão e dilatação sucessivas dos objetos na imagem binária, como descrito na secção 1.3.3). Através dessa técnica, obtêm-se as funções distribuição de poros e de frequência em número de ocorrência de gargantas, descrevendo-se somente a morfologia dos objetos na imagem.

Com o uso do algoritmo da OA implementado por Fernandes (1994), aplicado sobre as imagens desse capítulo (figuras 5.1.1, 5.2.1, 5.3.2 e 5.5.1), efetua-se uma comparação dos resultados com os obtidos pelo uso da técnica do gráfico da linha mediana - "GLM".

Devido à limitação existente na OA em não discretizar as áreas de conexão, apresentam-se os resultados da técnica do GLM somente para a função distribuição acumulada de poros (descrita na secção 5.1) e para a função distribuição acumulada em número de gargantas (descrita na secção 5.3).

Na figura 5.6.3, apresenta-se o resultado da função distribuição acumulada de poros para as duas técnicas, aplicada sobre a imagem de círculos e quadrados da figura 5.1.1.

Observa-se a concordância entre os dois métodos evidenciando-se a presença de um número maior de raios obtidos pela OA. Esse fato é oriundo da presença de quadrados na imagem, gerando-se a atribuição de áreas de arestas a raios de elementos inclusos na geometria principal daquele objeto (como descrito na secção 1.3.4.1). Dessa maneira, a função obtida pela OA caracteriza a presença de mais elementos na imagem do que o número de elementos esperados.

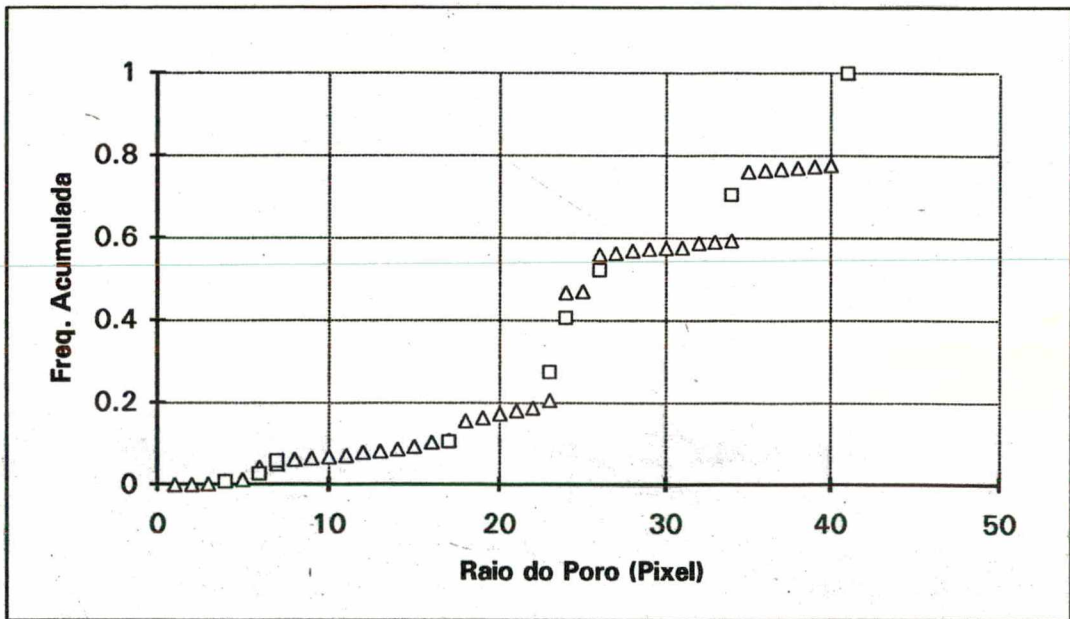


Figura 5.6.1. Comparação de resultados para a figura 5.1.4, entre o GLM "□" e a OA "△", para a Função Distribuição Acumulada de Cavidades..

Na figura 5.6.2, evidencia-se também a presença de um número maior de elementos presentes na imagem aplicando-se a OA em relação à curva obtida pelo GLM, sobre a imagem de esferas e cilindros se interseccionando (figura 5.2.1), para a função distribuição acumulada de poros.

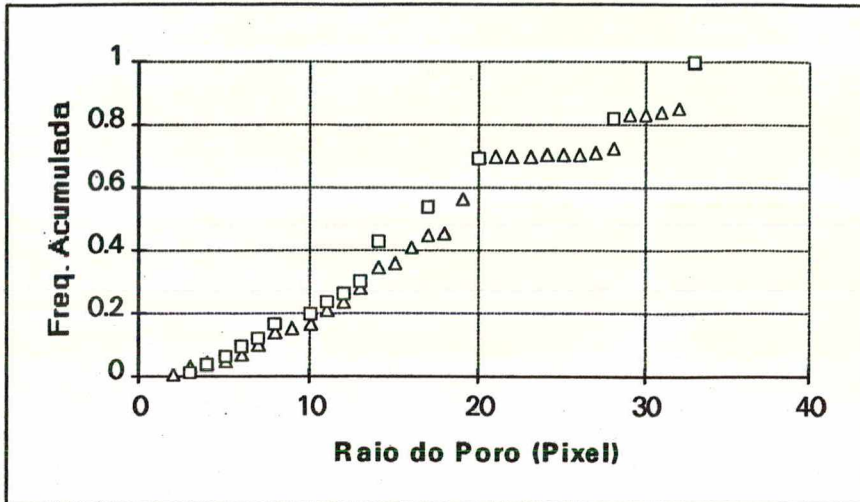


Figura 5.6.2. Comparação de resultados para a figura 5.2.1, entre o GLM "□" e a OA "△", para a Função Distribuição Acumulada de Cavidades.

O mesmo ocorre na figura 5.6.3, gerando-se um domínio maior de grandezas de raio através da OA em relação ao domínio de raios apresentado pela GLM, para a imagem de esferas se interseccionando (figura 5.3.2). Da mesma forma, as curvas obtidas apresentam-se concordantes em seu comportamento relativo.

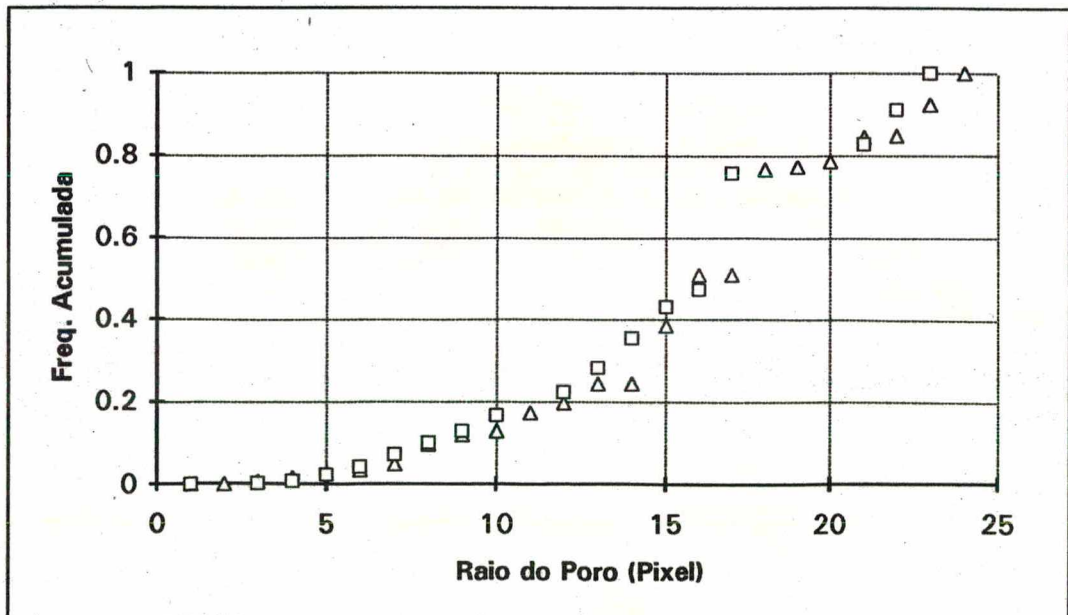


Figura 5.6.3. Comparação de resultados para a figura 5.3.2, entre o GLM "□" e a OA "△", para a Função Distribuição Acumulada de Poros.

A distribuição acumulada em número de gargantas apresentada na figura 5.6.4, para a imagem de esferas (figura 5.3.2), se mostra coerente quando da aplicação do GLM em relação a OA. A tendência observada apresenta uma leve dispersão entre as mesmas, mas ambas representam adequadamente as ligações presentes.

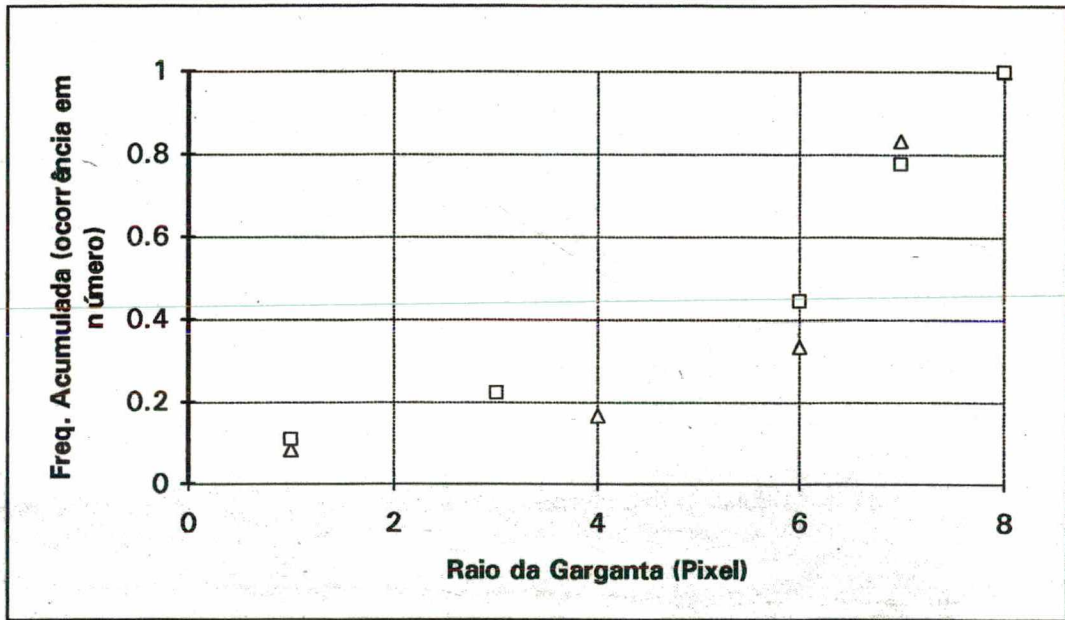


Figura 5.6.4. Comparação de resultados para a figura 5.3.2, entre o GLM "□" e a OA "Δ", para a Função Distribuição Acumulada em Número de Gargantas .

Para a imagem da areia de Fontainebleau (figura 5.5.1), apresentam-se na figura 5.6.5 as curvas para a função distribuição acumulada de poros obtidas pelos dois métodos, onde uma grande concordância é observada, oriunda da geometria irregular daquele meio. Um número maior de grandezas de raio é obtida pela OA, não comprometendo a tendência observada entre as duas curvas.

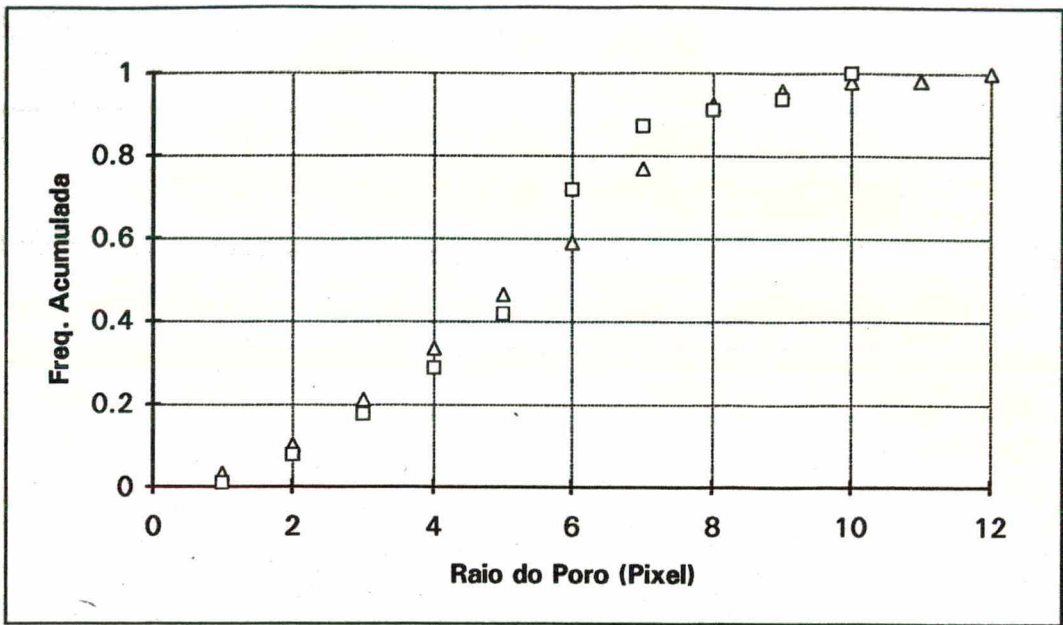


Figura 5.6.5. Comparação de resultados para a figura 5.5.1, entre o GLM "□" e a OA "Δ", para a Função Distribuição Acumulada de Cavidades.

As distribuições acumuladas em número de gargantas para a areia de Fontainebleau são apresentadas na figura 5.6.6, observando-se novamente a grande concordância entre os métodos quando da análise de meios fortemente irregulares geométrica.

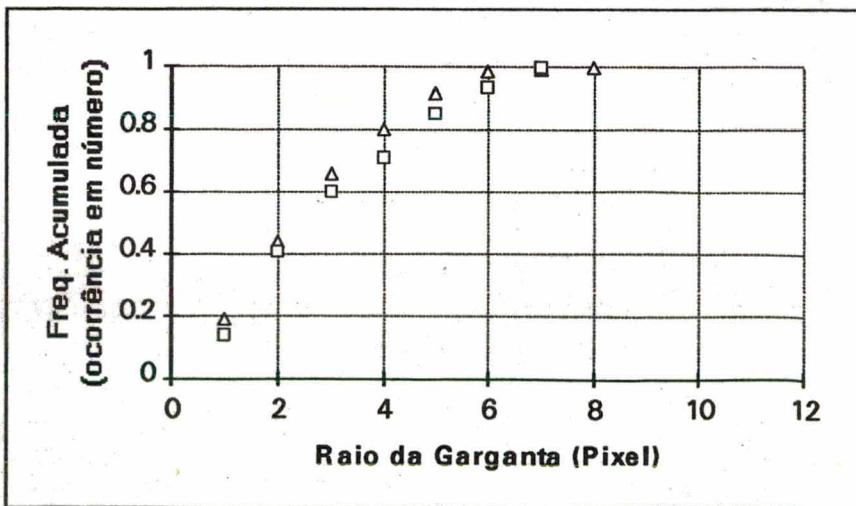


Figura 5.6.6. Comparação de resultados para a figura 5.5.1, entre o GLM "□" e a OA "Δ", para a Função Distribuição Acumulada em Número de Gargantas.

Desta forma, observa-se a uma concordância entre os métodos quando da análise de geometrias irregulares, evidenciada pelos resultados apresentados para a areia de Fontainebleau. Apesar disso, geometrias bem comportadas (regulares) tratadas pela OA, apresentam resultados diferentes daqueles esperados em função da incapacidade da mesma em conservar informações topológicas entre as geometrias protuberantes. Informações essas, que são conservadas com o uso do Gráfico da Linha Mediana quando da representação de suas funções distribuição.

6- ANÁLISE DA ARGAMASSA DE CAL E CIMENTO

O estudo dos fenômenos físicos fundamentais referentes à fixação e transferência de umidade em um meio poroso, exige a caracterização da estrutura do meio enquanto espaços vazios de diferentes dimensões conectados de acordo com uma configuração topológica.

Neste capítulo apresenta-se a aplicação dos métodos de análise de imagens propostos sobre micrografias de uma argamassa de cimento e cal, como a utilizada na confecção do reboco interno de edificações de acordo com a Associação Brasileira de Normas Técnicas. Essas micrografias foram obtidas por Yunes (1992) junto à "Comission Nacional de Energia Atômica", em Buenos Aires, Argentina.

Inicialmente é feito um breve relato sobre os processos associados à preparação das amostras, obtenção das micrografias pela microscopia eletrônica de varredura (MEV) e uma análise qualitativa das imagens assim obtidas.

A técnica de binarização por regiões conexas é aplicada sobre as imagens gerando-se imagens binárias. Com o uso da técnica do gráfico da linha mediana são obtidas funções características: distribuição acumulada de poros, de sítios e ligações (estas últimas com ou sem decoalescência) e função número de coordenação para cada imagem.

Finalizando, considerações sobre os resultados e aplicações são discutidas vislumbrando-se as limitações e possibilidades que estas técnicas possuem na caracterização do espaço poroso para uso em modelos de sua representação.

6.1- OBTENÇÃO DAS MICROGRAFIAS

6.1.1- Confecção das Amostras.

As amostras da argamassa foram confeccionadas utilizando uma proporção mássica de 8:2:1 (respectivamente areia, cal e cimento). A água adicionada representa de 20 a 25% da massa total, Fernandes (1990) e Yunes (1992). A areia utilizada foi coletada em uma duna da praia da Pinheira (Palhoça/SC) praticamente isenta de materiais solúveis como demonstram testes feitos por Fernandes (1990). Esta areia apresenta grãos cujos diâmetros variam de 100 a 300 μm com uma frequência de 70% para diâmetros entre 150 e 210 μm , Quadri (1988). As amostras foram desmoldadas no quarto ou quinto dia após a confecção e deixadas a curar em condições ambientais por um período de aproximadamente 60 dias. Este período de cura visa a obtenção de amostras já carbonatadas, o que é testado com uma solução de fenolftaleína como indicador ácido-base.

O material resultante apresenta uma porosidade de $0,31 \pm 0,03 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$ em testes realizados por Fernandes (1990) e de $0,307 \pm 0,005 \text{ cm}^3/\text{cm}^3$ em ensaios realizados por Pedrini et alli (1991). A densidade aparente é de $1,73 \pm 0,05 \text{ g/cm}^3$, em ensaios de Fernandes (1990), e de $1,71 \pm 0,05 \text{ g/cm}^3$ em ensaios de Yunes (1992).

6.1.2. Preparação das Amostras para Microscopia e Modo de Operação do MEV.

A preparação das amostras pode ser dividida em três etapas: impregnação do espaço poroso com uma resina epóxi (XGY da Ciba Giegy, diluída em álcool etílico); desbaste e polimento da superfície de observação e evaporação da resina impregnada. A impregnação com resina visa proporcionar resistência mecânica à amostra de modo a atenuar rearranjos estruturais ou mesmo desestruturação quando do desbaste e polimento. A amostra previamente seca é submetida à vácuo antes e depois da impregnação; deixa-se a resina curar por um período de 24 horas.

Após a cura, procede-se ao polimento grosso utilizando lixa 600 de carbetto de silício. O objetivo é a retirada do excesso de resina (não contida no espaço poroso) e trabalha-se com bancada politriz em alta rotação tendo água como fluido refrigerante. O polimento fino é realizado com o uso de pó de diamante de várias granulometrias, diluídos em um lubrificante e aplicados embebidos em um pano macio. A sequência de diâmetros de grãos 15:9:6:3:0:0,25 μm foi a que apresentou melhores resultados. Uma fonte de ultra-som foi utilizada entre cada dois processos consecutivos de modo a eliminar os cristais de diamante que restaram aderidos do polimento anterior e que contaminariam o processo seguinte, danificando a superfície da amostra.

Após o polimento, a resina é evaporada a 350°C, no interior de um tubo de quartzo (pressão de 10 μm de Hg), uma vez que a evaporação da resina deve se dar em ausência de oxigênio de modo a evitar reações de combustão, com conseqüente carbonização da superfície. Ainda que feita numa temperatura elevada, a evaporação da resina é necessária para possibilitar a formação de contraste para as micrografias.

O microscópio eletrônico de varredura (Philips PSEM 500) foi operado nos modos emissivo e refrativo. No modo emissivo, são detectados apenas os elétrons secundários emitidos pela superfície, enquanto que no refrativo são detectados os elétrons retrodifundidos. Yunes (1992) conseguiu os melhores resultados trabalhando no modo emissivo, gerando as imagens apresentadas na próxima secção.

6.1.3- Observações Qualitativas das Micrografias da Argamassa.

Na micrografia de uma secção polida com aumento de 50X, figura 6.1.3.1, podem ser observados os grãos de areia com diâmetros característicos compreendidos entre 100 e 300 μm bem como as cavidades (regiões mais escuras) de dimensões comparáveis aos grãos. Essas cavidades representam possíveis inclusões de ar ou zonas nas quais ocorreu remoção de grãos devido ao processo de desgaste e polimento, e devem ser desconsideradas quando de uma análise quantitativa das imagens. Ainda, para esta escala de observação, a pasta de ligantes aparece como uma massa homogênea envolvendo os grãos de areia.

O aspecto significativo que aparece na micrografia associada ao aumento de 200X, figura 6.1.3.2, diz respeito ao que se pode chamar de uma rede de fissuras em torno dos grãos e no seio da pasta de ligantes com uma largura característica da fissura em torno de 2 μm . A gênese dessas fissuras é aqui atribuída ao processo de cura da argamassa e às tensões térmicas. De fato, o

aquecimento das amostras para a evaporação da resina epóxi deve contribuir em sua formação. Contudo, fissuras podem ser observadas tanto no contorno dos grãos como no interior da pasta de ligantes, para amostras fraturadas (não polidas) (Yunes, 1992), que foram conservadas à temperatura ambiente para o processo de cura e secadas a 75°C. Estas amostras fraturadas não são impregnadas de resina e portanto não sofrem o processo de evaporação à 350°C.

As micrografias com aumento de 800X, figura 6.1.3.3, evidenciam melhor a rede de fissuras e podem ser notadas partículas de alumina com diâmetro variando entre 10 e 20 μm .

Nos aumentos de 3200X, 6400X e 12500X - figuras 6.1.3.4, 6.1.3.5 e 6.1.3.6, respectivamente - pode-se observar a microestrutura da pasta de ligantes. Evidencia-se um universo de pequenos capilares, de diâmetros inferiores a 2000Å, envolto por capilares maiores. Esses pequenos poros são responsáveis pelas propriedades higroscópicas da argamassa.

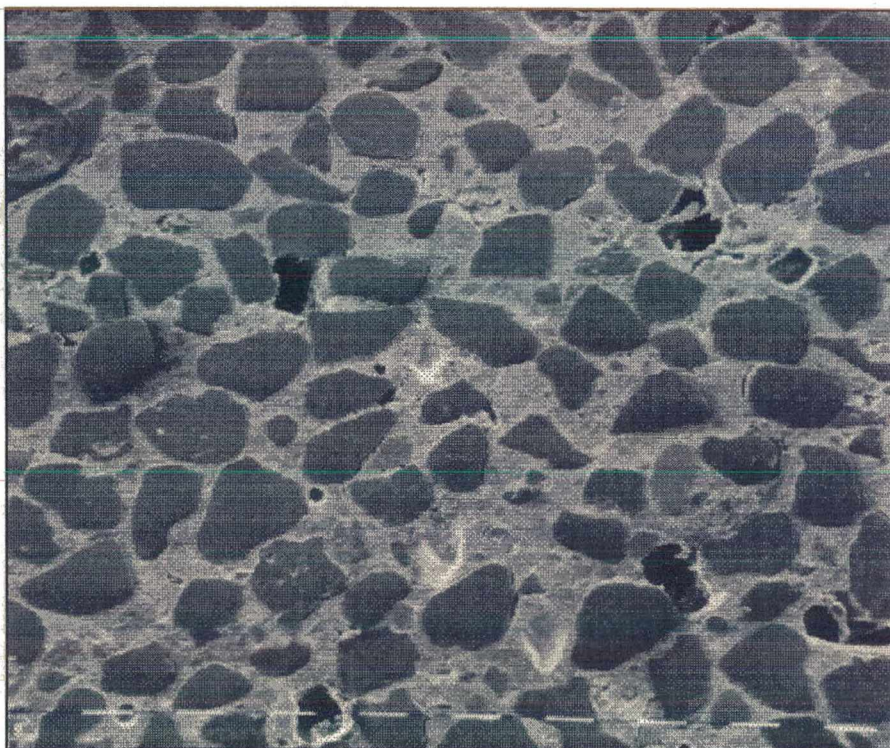


Figura 6.1.3.1. Micrografia da argamassa com aumento de 50X (escala: 10 μm).

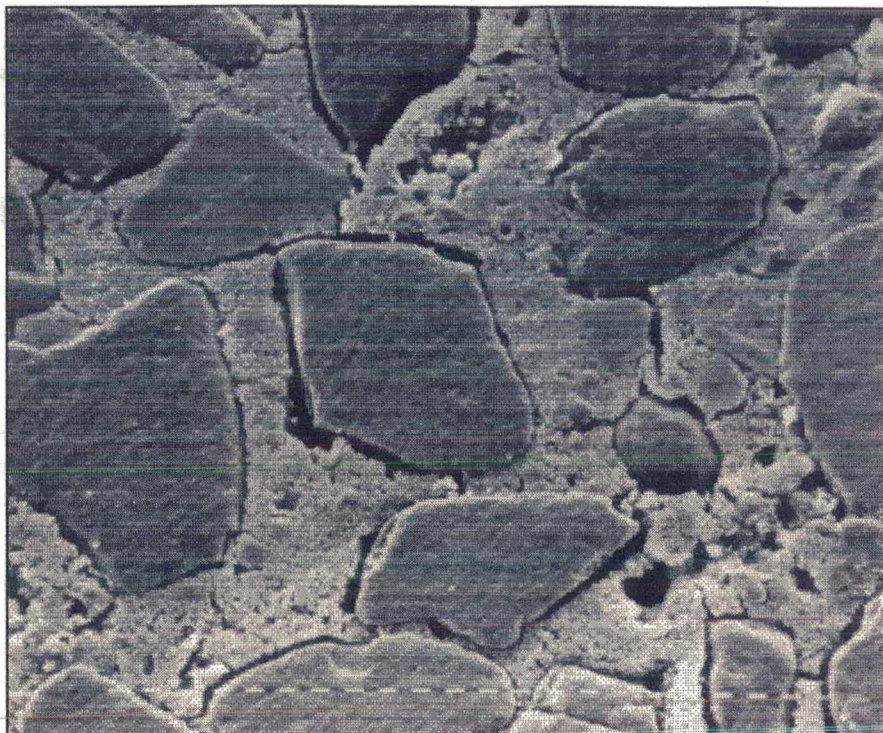


Figura 6.1.3.2. Micrografia da argamassa com aumento de 200X (escala: $10\mu\text{m}$).

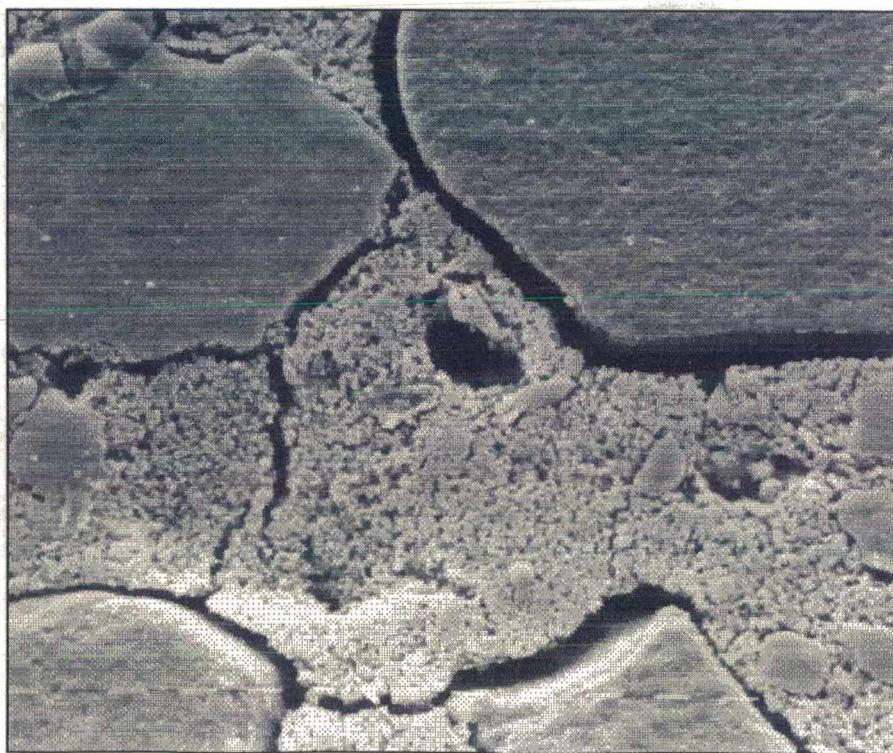


Figura 6.1.3.3. Micrografia da argamassa com aumento de 800X (escala: $1\mu\text{m}$).

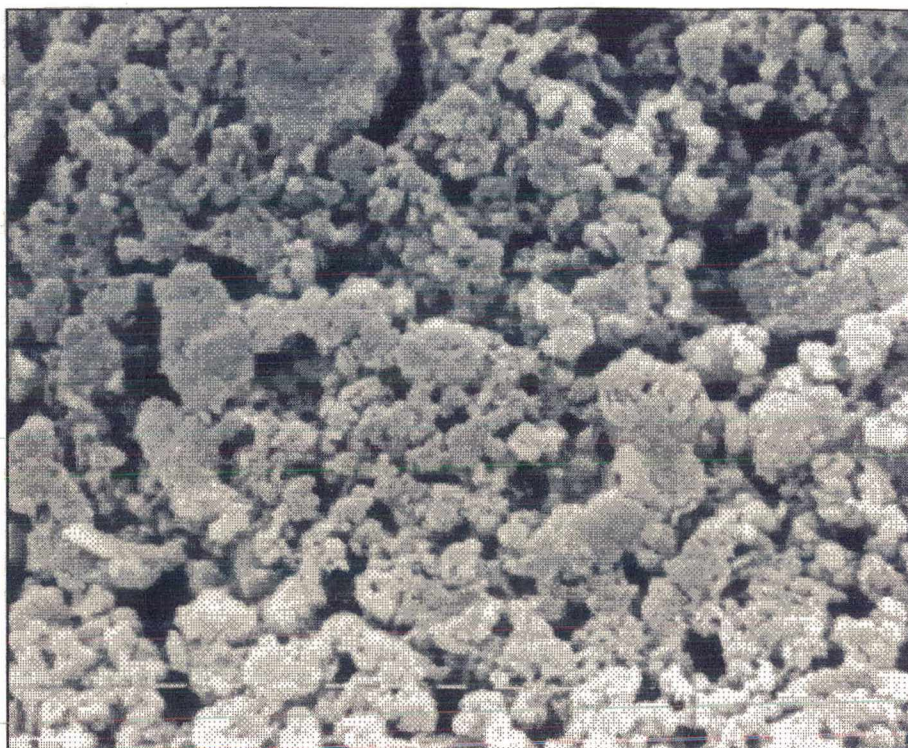


Figura 6.1.3.4. Micrografia da pasta de ligantes da argamassa com aumento de 3200X (escala: 1 μ m).

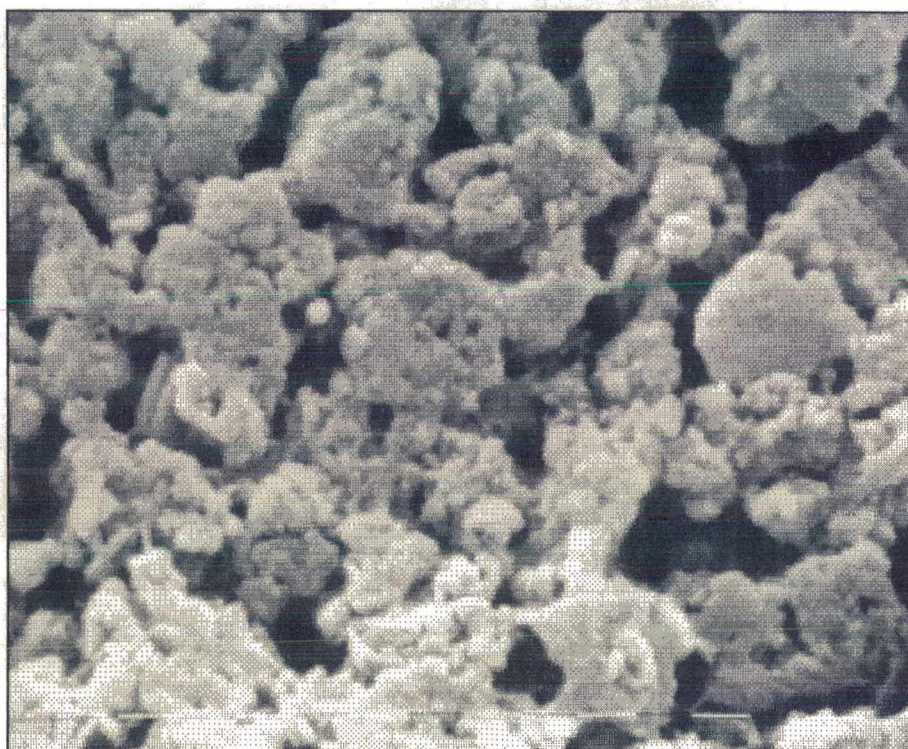


Figura 6.1.3.5. Micrografia da pasta de ligantes da argamassa com aumento de 6400X (escala: 1 μ m).

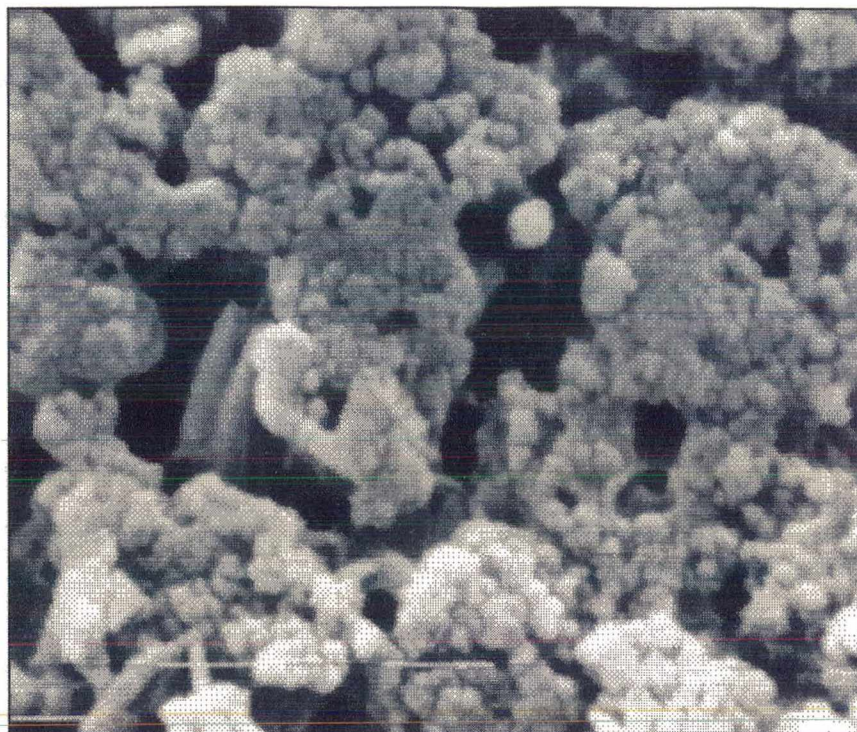


Figura 6.1.3.6. Micrografia da pasta de ligantes da argamassa com aumento de 12500X (escala: $1\mu\text{m}$).

6.2- BINARIZAÇÃO DAS MICROGRAFIAS.

A etapa inicial para se proceder à análise das micrografias é a binarização da micrografia, gerando-se uma imagem discretizada da estrutura em duas fases: uma preta (fase poro) e uma branca (fase matriz sólida), para a posterior aplicação do algoritmo de discretização dos elementos na imagem da fase porosa.

Utiliza-se o método de binarização por regiões conexas (BRC), gerando-se imagens que conservam as informações topológicas (ligações entre cavidades), proposto e discutido no capítulo 3. Como visto, o método demanda várias etapas e por simplificação, apresentam-se somente os resultados finais do processamento (imagens binárias).

As micrografias a serem analisadas são as de aumento de 3200X, 6400X e 12500X em função de que essas micrografias possuem somente duas fases (pasta de ligantes e poros), sendo que as micrografias de 50X, 200X e 800X apresentam uma terceira fase (grãos de areia) demandando um pré-processamento para sua análise (o que não é objetivo deste trabalho - somente tratamento de imagens bifásicas). Outra característica relevante é o diâmetro das

cavidades que nessas imagens se tornam significativos quando da digitalização da micrografia através do scanner (HPdeskjet 500), permitindo a detecção de bordas que gerem elementos conexos representativos (em função da necessidade de um estudo para a estimação de incertezas quando da análise de elementos de dimensões próximas ao pixel).

A imagem da escala presente nas micrografias foi retirada mediante o uso de um editor gráfico de uso comercial através da pintura dos pixels em função do tom de cinza dos elementos em suas vizinhanças, preservando-se informações preciosas a respeito das fases interceptadas por sua geometria. Esse processo não altera o resultado final da binarização em função do processo de detecção dos gradientes sobre a imagem (discutido no capítulo 3), mas permite um aumento no domínio de elementos observados na imagem, não se desprezando ("cortando") parte do domínio.

Utilizando-se o processo de BRC, obtem-se na figura 6.2.1, a imagem binária para a micrografia de aumento de 3200X (figura 6.1.3.3), de 429X360 pixel e porosidade aparente igual a 0,2699, e cujo pixel representa 714,3Å de diâmetro. A figura 6.2.2 apresenta a imagem binária da micrografia com aumento de 6400X (figura 6.1.3.4), de 436X356 pixel e porosidade total igual a 0,3137, cujo pixel representa 325,58Å de diâmetro. E por fim, na figura 6.2.3, a imagem binária da micrografia com aumento de 12500X (figura 6.1.3.4), de 415X356 pixel e porosidade total igual a 0,3641, cujo pixel representa 181,81Å de diâmetro.

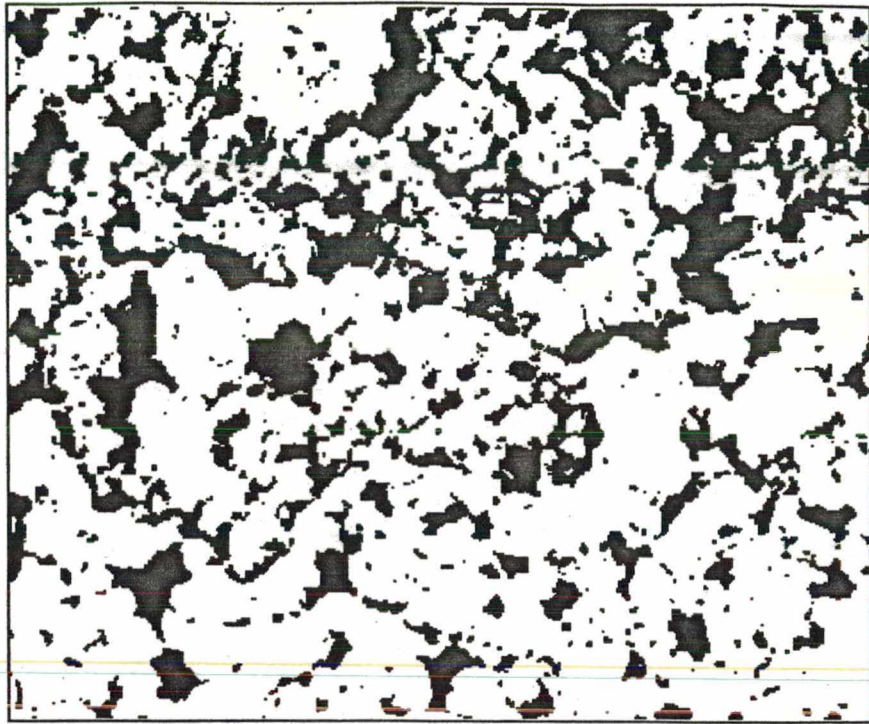


Figura 6.2.1. Imagem binária para a micrografia de aumento de 3200X com o uso do método de binarização BRC (figura 6.1.3.4).

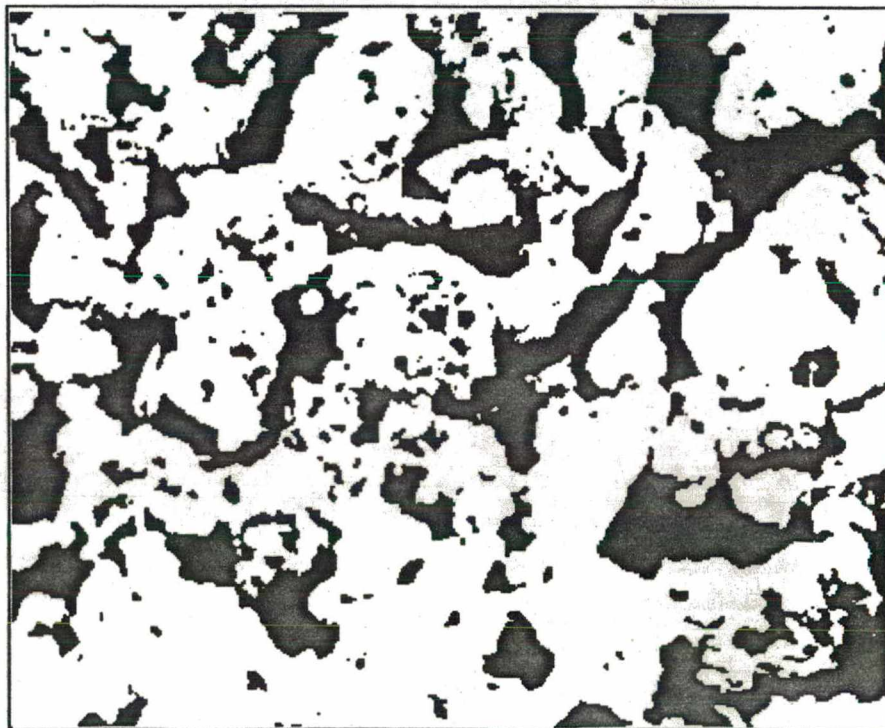


Figura 6.2.2. Imagem binária para a micrografia de aumento de 6400X com o uso do método de binarização BRC (figura 6.1.3.5).

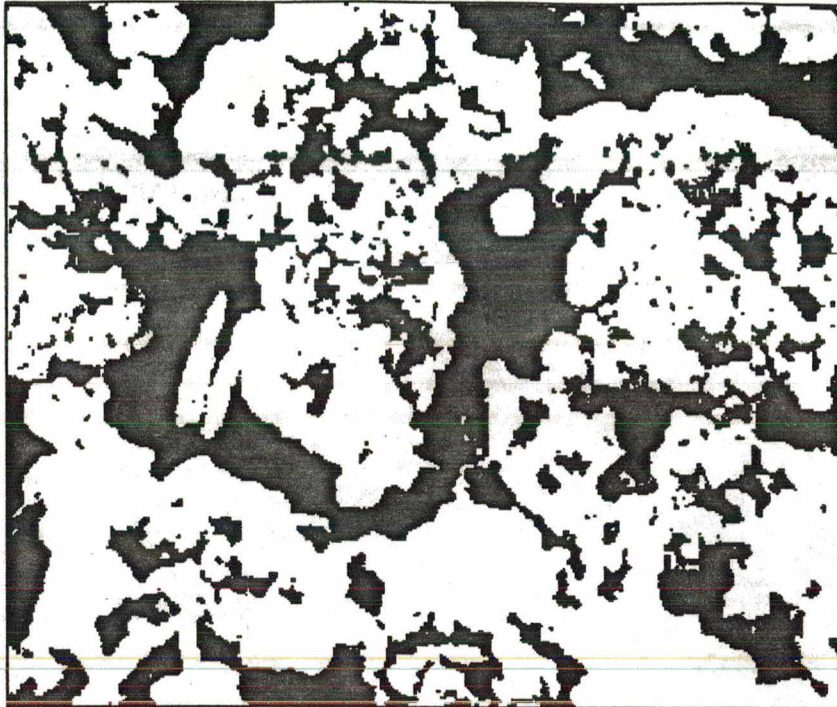


Figura 6.2.3. Imagem binária para a micrografia de aumento de 12500X com o uso do método de binarização BRC (figura 6.1.3.6).

6.3- APLICAÇÃO DA TÉCNICA DO GRÁFICO DA LINHA MEDIANA

O protótipo do algoritmo da técnica do gráfico da linha mediana, proposto e discutido no capítulo 4, aplicado às imagens binárias da argamassa (apresentadas na seção 6.1) proporciona a segmentação da fase porosa em regiões proeminentes e conexões.

Na figura 6.3.1, apresenta-se a imagem segmentada em regiões de conexão (representadas pela cor azul) e cavidades proeminentes com seus respectivos contornos para a imagem binária da figura 6.2.1 (micrografia de 3200X de aumento). A segmentação da micrografia de 6400X de aumento (imagem binária apresentada na figura 6.2.2) é apresentada na figura 6.3.2, onde em azul são representadas as áreas de conexão. Na figura 6.3.3 é apresentada a discretização da imagem binária da figura 6.2.3 (12500X) (áreas de conexão em azul).

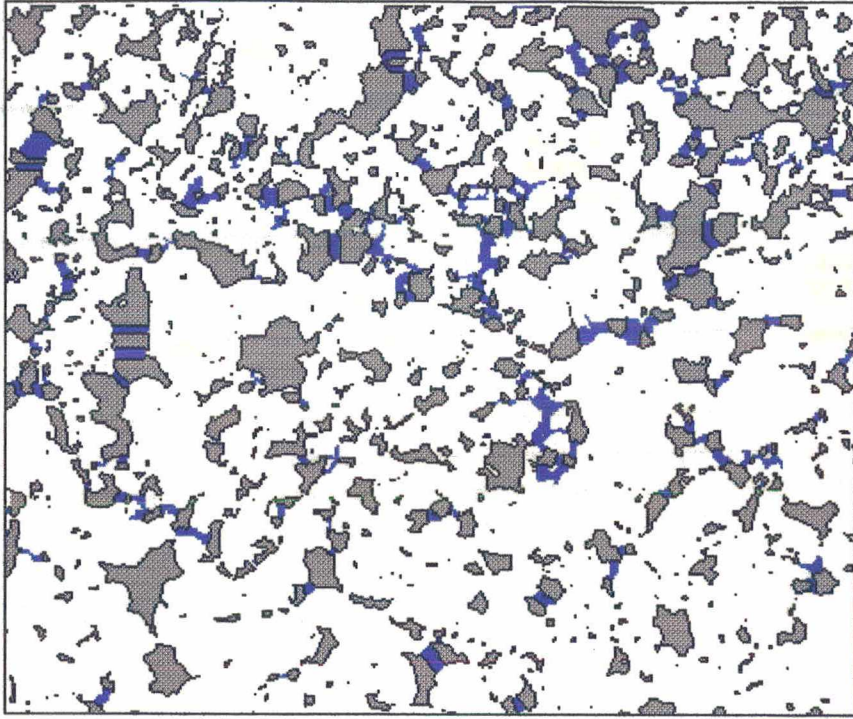


Figura 6.3.1. Imagem segmentada em áreas de conexão (em azul) e áreas proeminentes, para a figura 6.2.1.

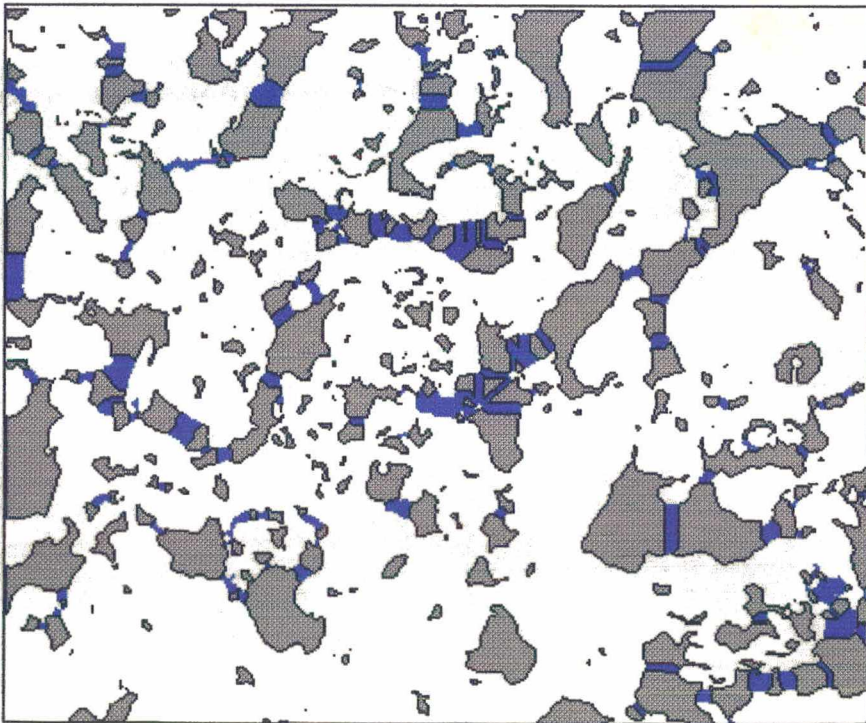


Figura 6.3.2. Imagem segmentada em áreas de conexão (em azul) e áreas proeminentes, para a figura 6.2.2.

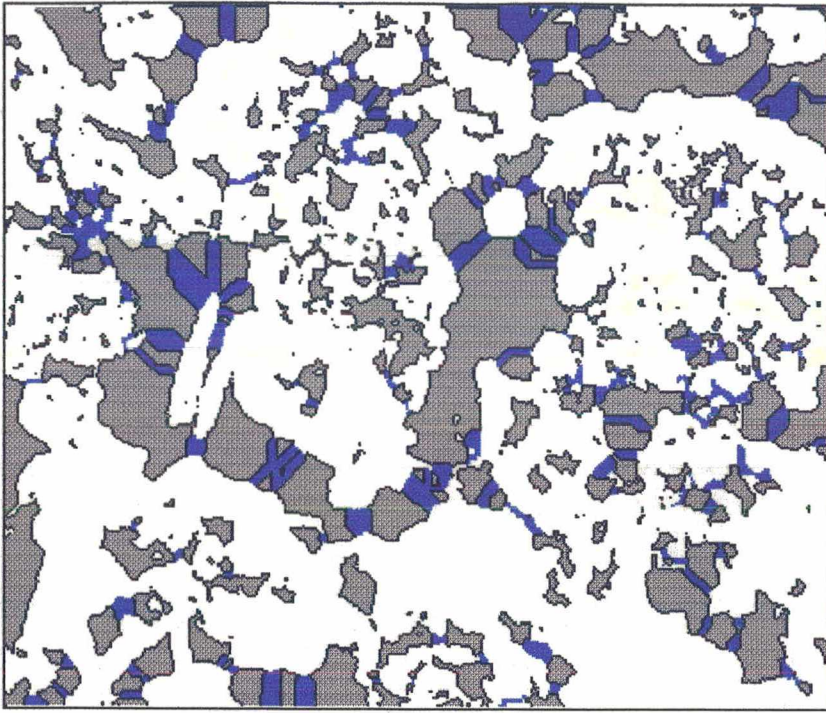


Figura 6.3.3. Imagem segmentada em áreas de conexão (em azul) e áreas proeminentes, para a figura 6.2.3.

6.4- FUNÇÕES DISTRIBUIÇÃO

As figura 6.4.1-9, apresentam os resultados estatísticos para as micrografias da argamassa quando da segmentação da imagem binária, através das considerações assumidas no capítulo 5, para a descrição morfo-topológica da geometria porosa.

Para cada micrografia segmentada (secção 6.3), apresentam-se as funções distribuição acumulada de poros (cada elemento discretizado representa um poro), as funções distribuição acumulada de cavidades, com e sem decoalescência numérica sobre as ligações (secção 5.2-3), e as funções distribuição acumulada de gargantas, comparando-se em relação ao uso da decoalescência numérica.

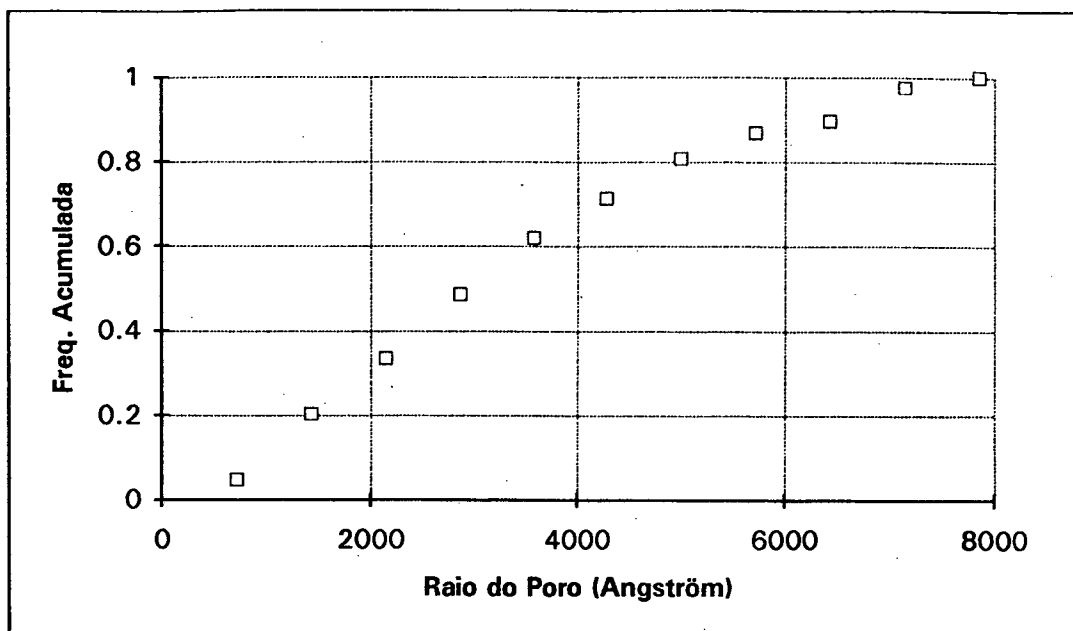


Figura 6.4.1. Função distribuição acumulada de poros para a figura 6.3.1 (imagem de 3200X).

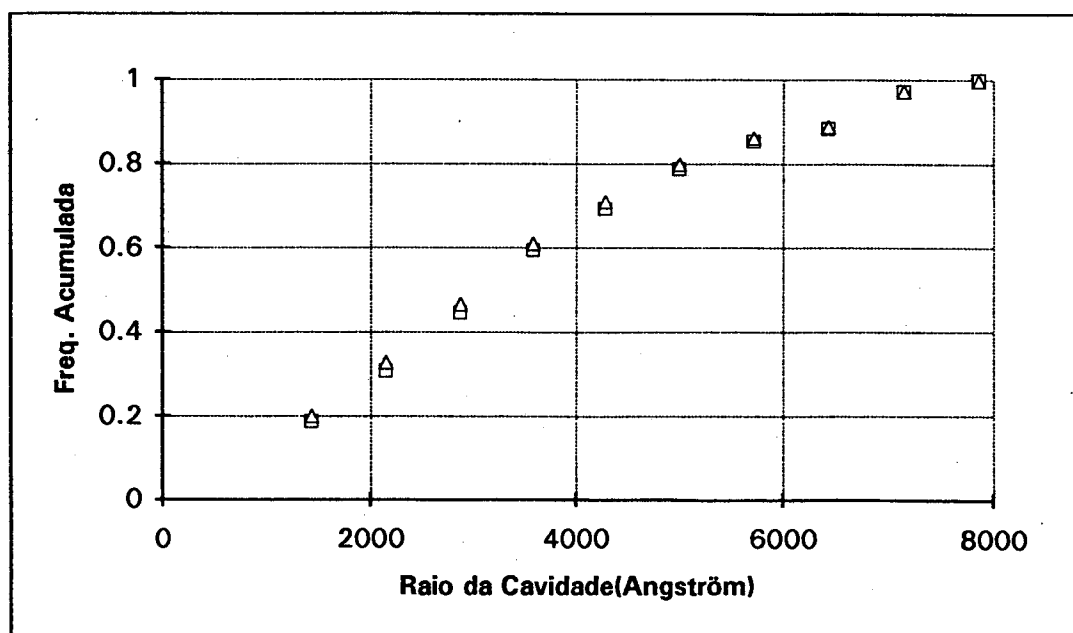


Figura 6.4.2. Função distribuição acumulada de cavidades para o modelo onde as ligações contribuem em volume ("□" - porosidade igual a 0,2386), e em "Δ" para a decoalêscia numérica (porosidade igual a 0,2699) para a imagem da figura 6.3.1 (3200X).

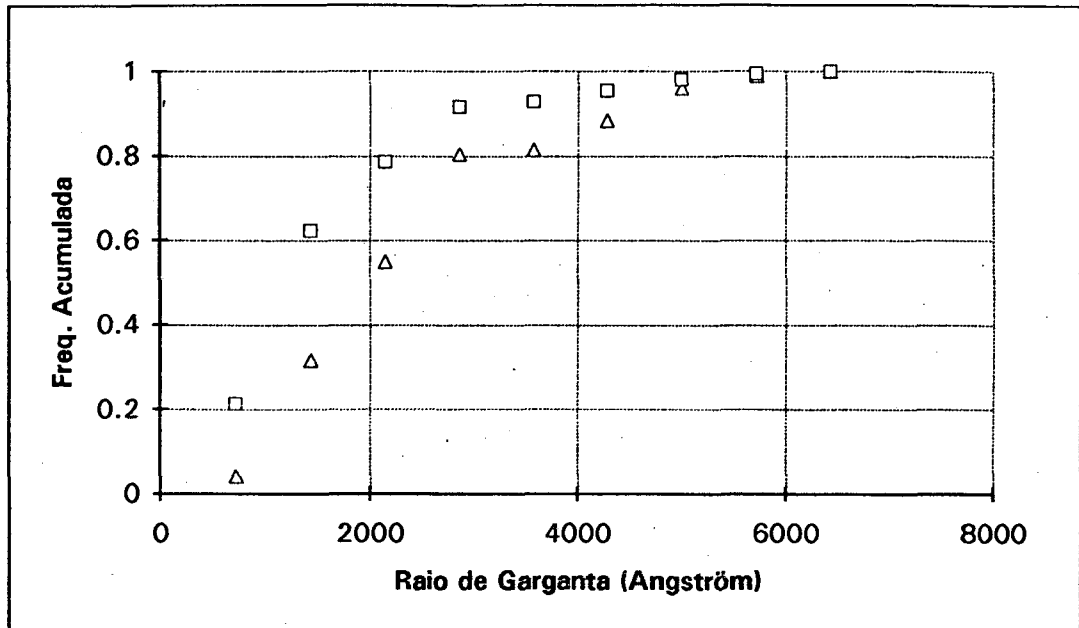


Figura 6.4.3. Função distribuição acumulada de gargantas com volume (representado por "Δ" - porosidade igual a 0,0313) e em "□" com porosidade igual 0,0, para a figura 6.3.1 (3200X).

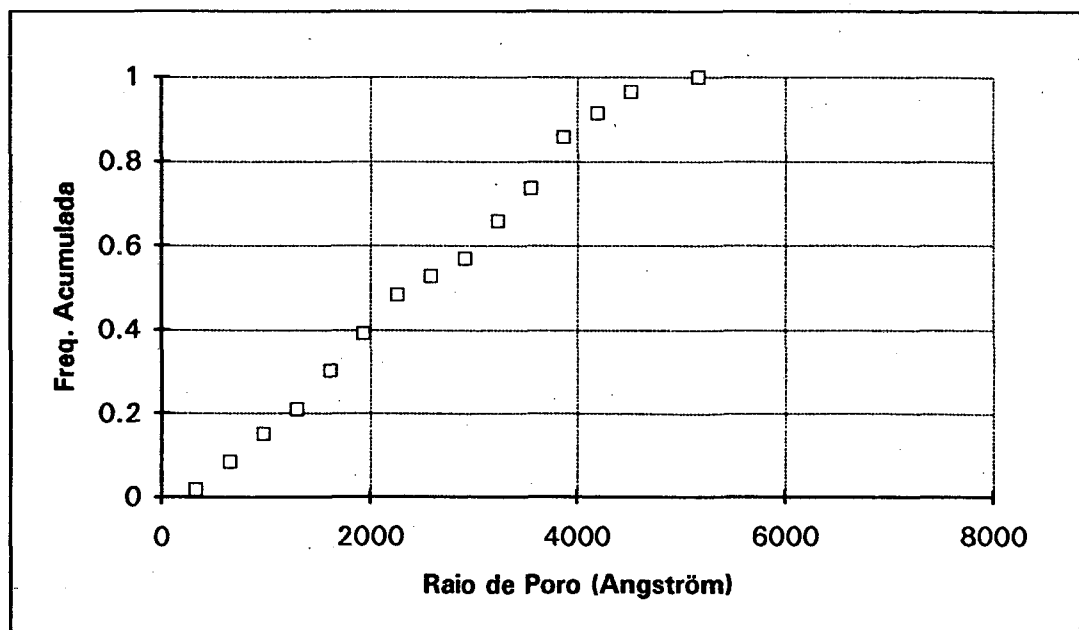


Figura 6.4.4. Função distribuição acumulada de poros para a figura 6.3.2 (imagem de 6400X).

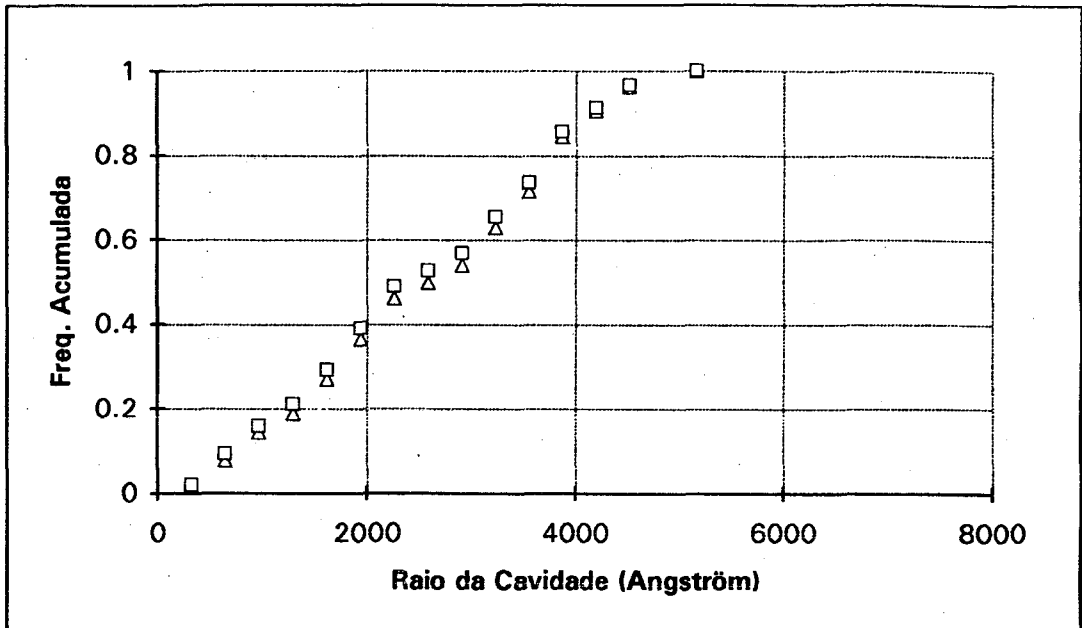


Figura 6.4.5. Função distribuição acumulada de cavidades para o modelo onde as ligações contribuem em volume ("Δ" - porosidade de 0,2786), e em "□" para a decoalêscencia numérica (porosidade igual a 0,3157) para a imagem da figura 6.3.2 (6400X).

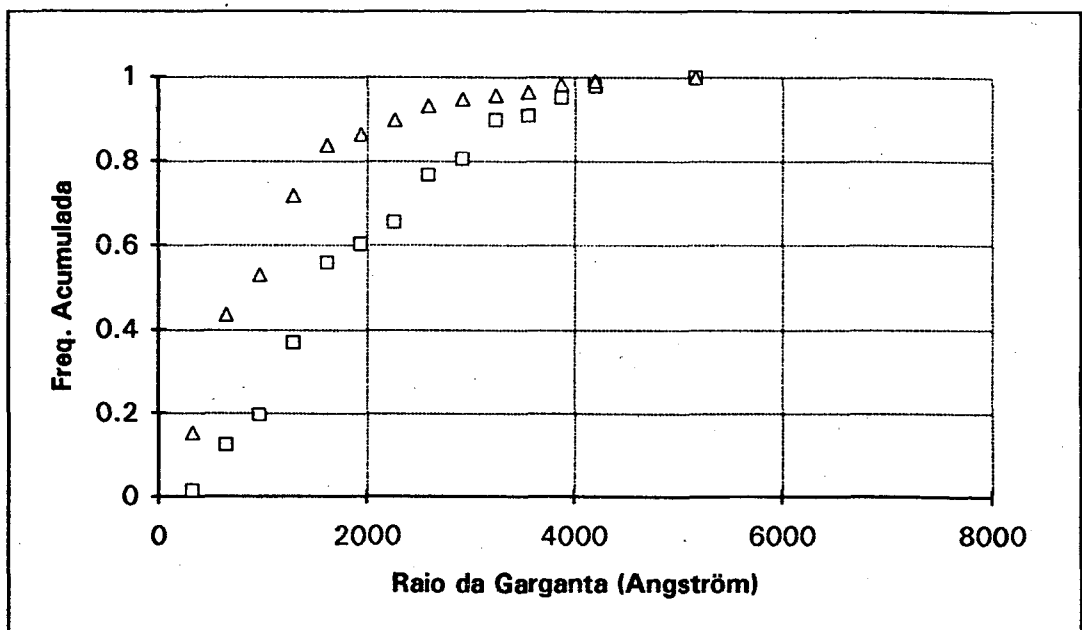


Figura 6.4.6. Função distribuição acumulada de gargantas com volume (representado por "□" - porosidade igual a 0,0351) e em "Δ" com porosidade igual 0,0, para a figura 6.3.2 (6400X).

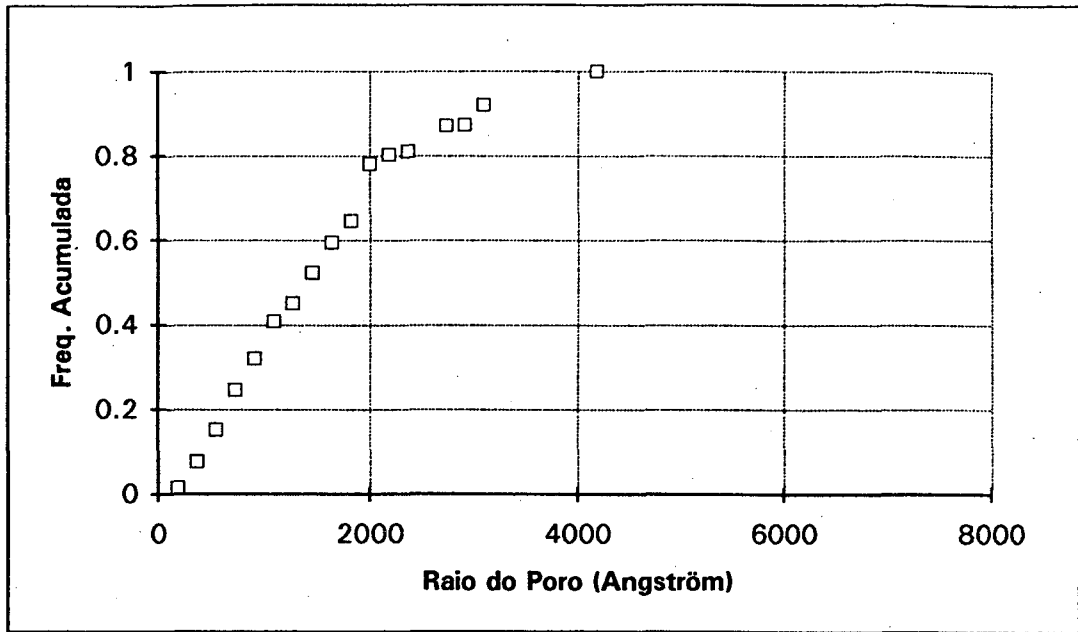


Figura 6.4.7. Função distribuição acumulada de poros para a figura 6.3.3 (imagem de 12500X).

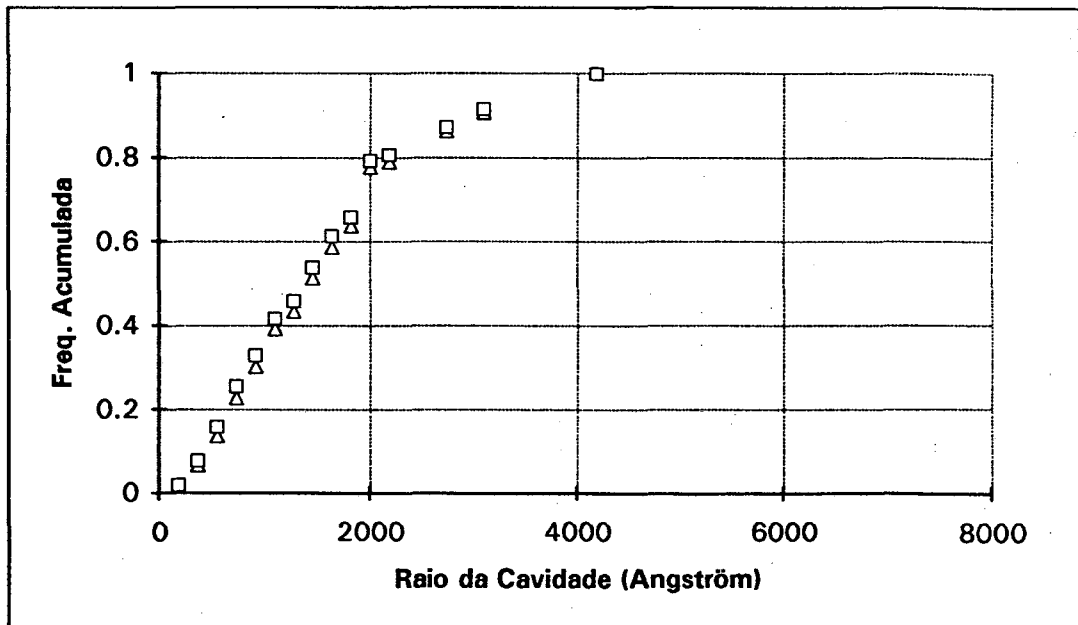


Figura 6.4.8. Função distribuição acumulada de cavidades para o modelo onde as ligações contribuem em volume ("Δ" - porosidade de 0,3089), e em "□" para a decoalêscencia numérica (porosidade igual a 0,3689) para a imagem da figura 6.3.3 (12500X).

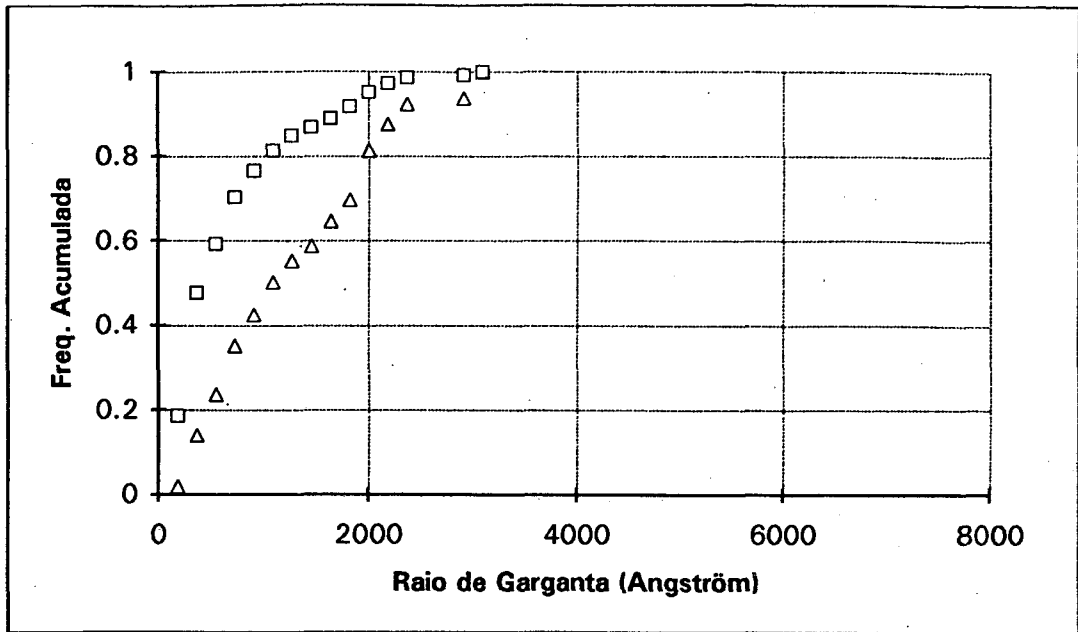


Figura 6.4.9. Função distribuição acumulada de gargantas com volume (representado por "Δ" - porosidade igual a 0,0553) e em "□" com porosidade igual 0,0, para a figura 6.3.3.

6.5- FUNÇÃO NÚMERO DE COORDENAÇÃO

Nas figuras 6.5.1-3, apresentam-se as funções número de coordenação (analisada e discutida na secção 5.4) para as micrografias da argamassa analisadas na secção 6.3.

Observa-se nesses resultados um comportamento característico semelhante, onde destaca-se o número de coordenação 0, função da perda de informações espaciais em vista da análise de uma informação em um plano que secciona um objeto tridimensional. Uma inspeção visual da imagem confirma o fato de que a geometria do meio nessas micrografias é dita não percolante, ou seja, um líquido intruso no plano analisado não tem acesso a todas as cavidades, o que já foi discutido por outros autores (Philippi et alli, 1991),

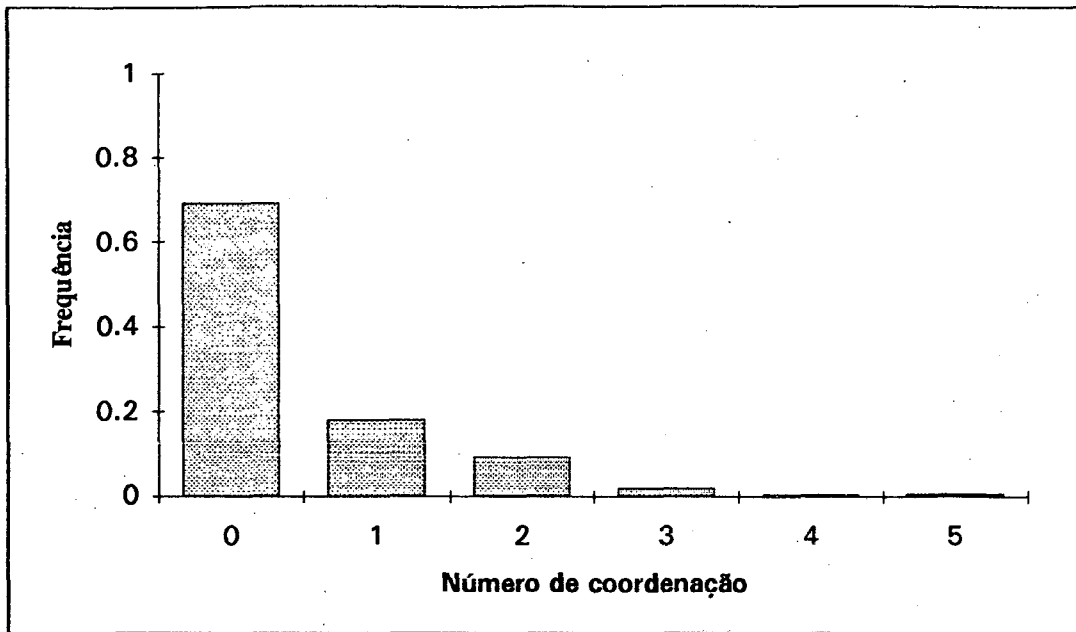


Figura 6.5.1. Função número de coordenação para a figura 6.3.1 (imagem de 3200X).

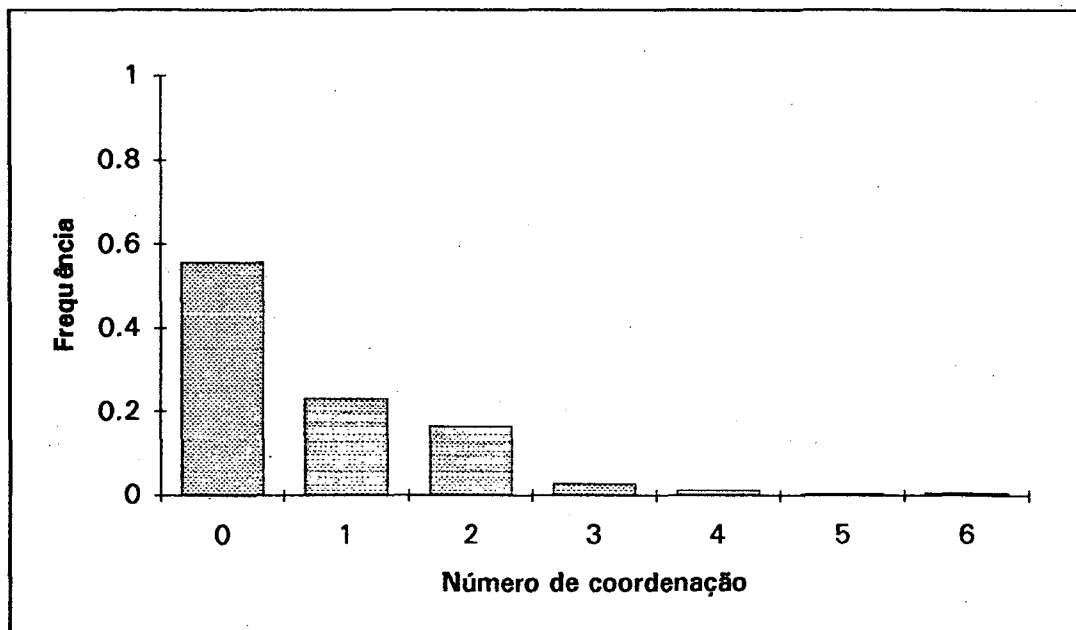


Figura 6.5.2. Função número de coordenação para a figura 6.3.2 (imagem de 6400X).

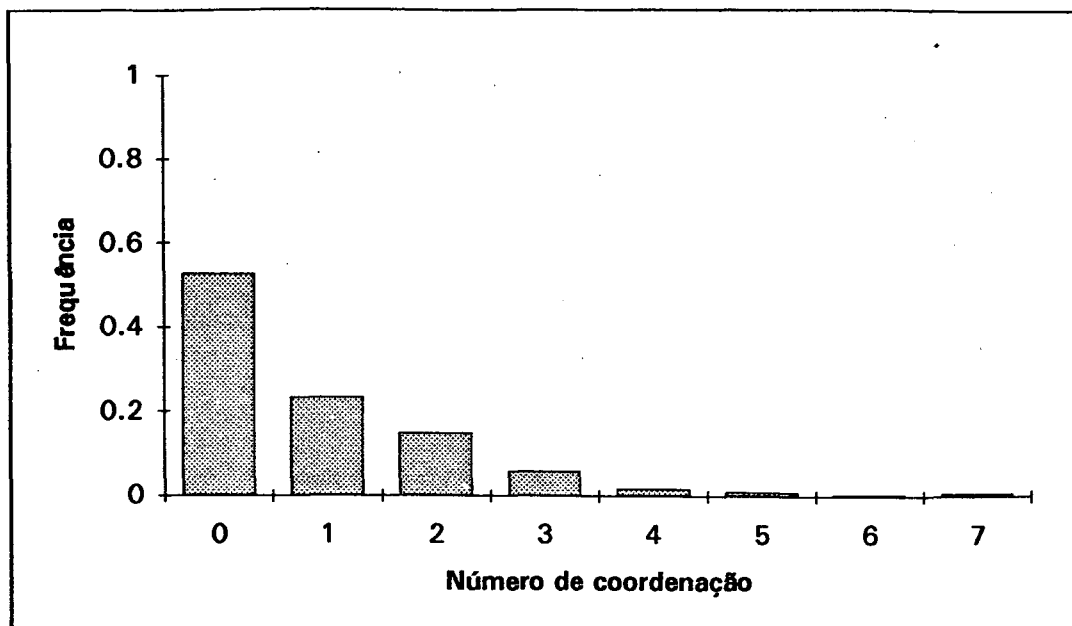


Figura 6.5.3. Função número de coordenação para a figura 6.3.3 (imagem de 12500X).

6.6- COMPARAÇÃO DE MÉTODOS - DISCUSSÃO DOS RESULTADOS.

Para efetuar-se uma discussão dos resultados obtidos com o uso do gráfico da linha mediana (GLM), comparam-se as funções distribuição acumulada de poros (discutida na secção 5.1) e a função distribuição acumulada em número de gargantas (discutida na secção 5.3), com resultados obtidos pela operação de abertura (OA). Em função das limitações impostas pela OA (secção 1.3.5), não é feita a comparação entre as funções distribuição acumuladas de gargantas (com uma contribuição em porosidade), a função número de coordenação e as funções distribuição acumuladas de cavidades com ou sem decoalescência numérica (discutidas nas secções 5.2 e 5.3).

O algoritmo da OA utilizado é o implementado por Fernandes (1994), utilizando a aproximação da distância Euclidiana a inteiros com o uso da máscara de chanfro d_{3-4} . Aplica-se o mesmo, sobre as imagens binárias da argamassa de cal e cimento, apresentadas na secção 6.3 (micrografias de 3200X, 6400X e 12500X de aumento, respectivamente).

Na figura 6.6.1, apresentam-se as curvas para a função distribuição acumulada de poros obtidas pelo GLM e a OA para a imagem da argamassa de cal e cimento de 3200X de aumento. Observa-se a grande concordância entre as curvas, evidenciada pela paridade com que os pontos das mesmas se apresentam.

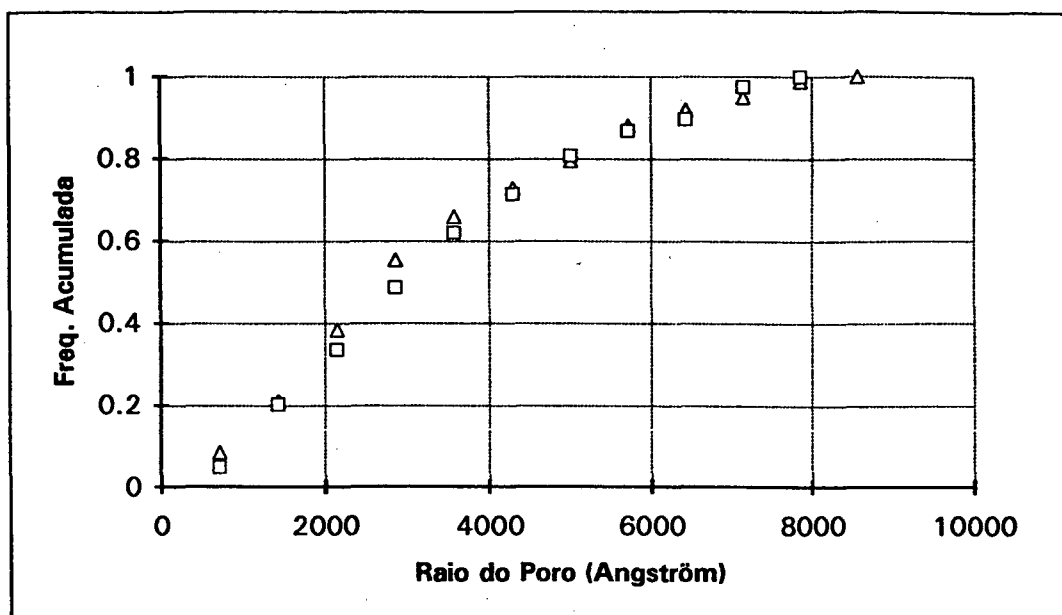


Figura 6.6.1. Comparação de resultados para a micrografia de 3200X de aumento, entre o GLM "□" e a OA "Δ", para a função distribuição acumulada de poros.

As curvas para a função distribuição acumulada em número de gargantas para a micrografia de 3200X, são apresentadas na figura 6.6.2. Novamente a grande concordância entre as curvas é observada.

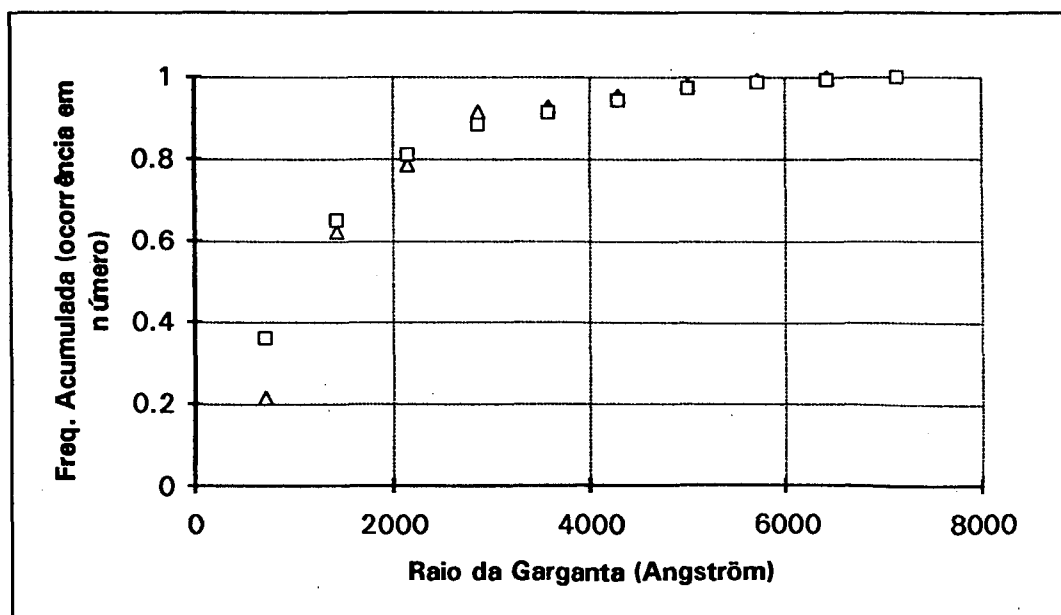


Figura 6.6.2. Comparação de resultados para a micrografia de 3200X de aumento, entre o GLM "□" e a OA "Δ", para a função distribuição acumulada em número de gargantas.

Para a micrografia de 6400X de aumento da argamassa de cal e cimento, são apresentadas nas figuras 6.6.3 e 6.6.4, as funções distribuição de poros e de gargantas, respectivamente. Mantém-se a paridade nas tendências observadas entre as curvas, destacadas pelo comportamento quase simétrico entre as curvas obtidas pelo GLM e a OA.

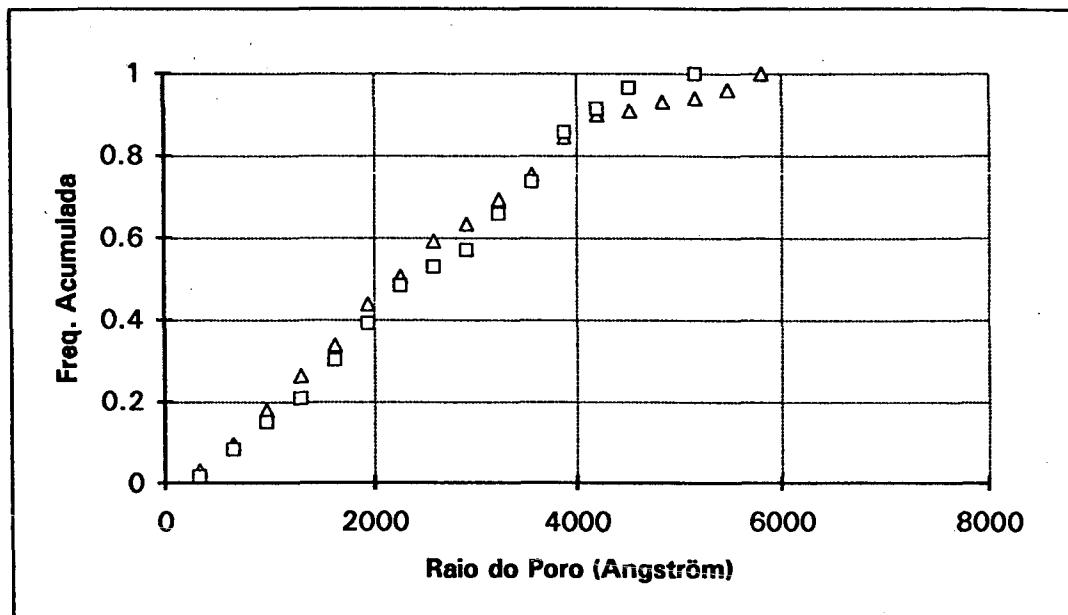


Figura 6.6.3. Comparação de resultados para a micrografia de 6400X de aumento, entre o GLM "□" e a OA "Δ", para a função distribuição acumulada de poros.

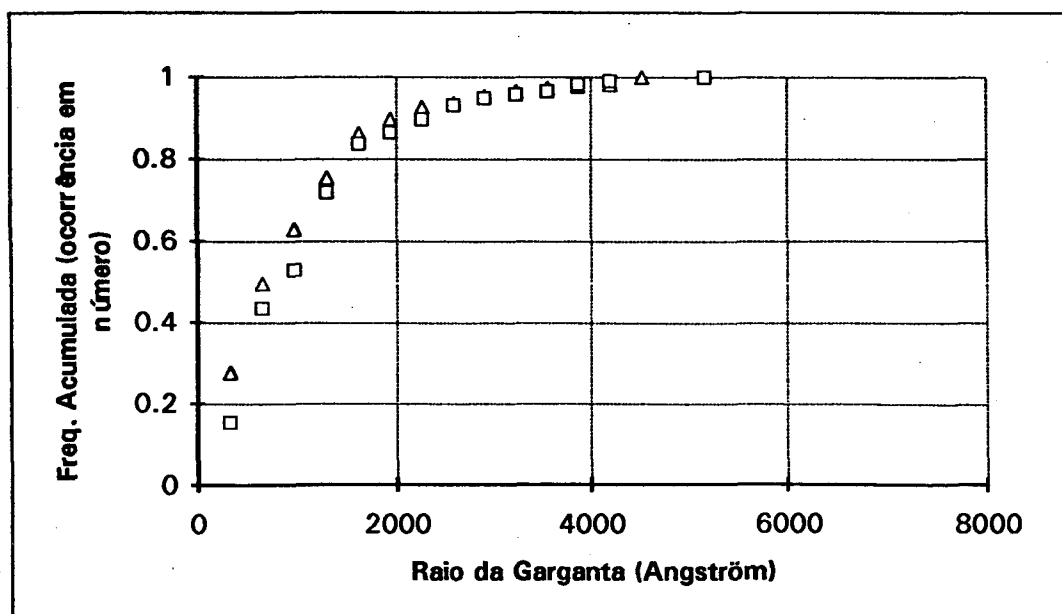


Figura 6.6.4. Comparação de resultados para a micrografia de 6400X de aumento, entre o GLM "□" e a OA "Δ", para a função distribuição acumulada em número de gargantas.

Por fim, nas figuras 6.6.5 e 6.6.6, as curvas de funções distribuição de poros e gargantas para a micrografia de 12500X de aumento, obtidas pela OA e GLM. Da mesma forma, confirma-se a repetibilidade da semelhança entre as curvas dos dois processos, evidenciada pela coerência nos resultados para cada ponto.

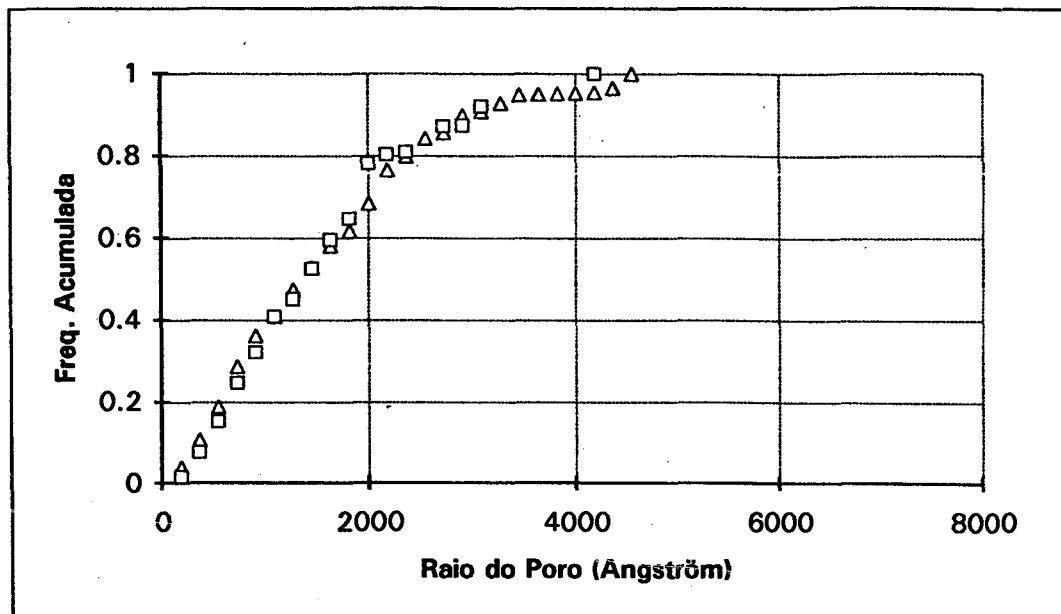


Figura 6.6.5. Comparação de resultados para a micrografia de 12500X de aumento, entre o GLM "□" e a OA "Δ", para a função distribuição acumulada de poros.

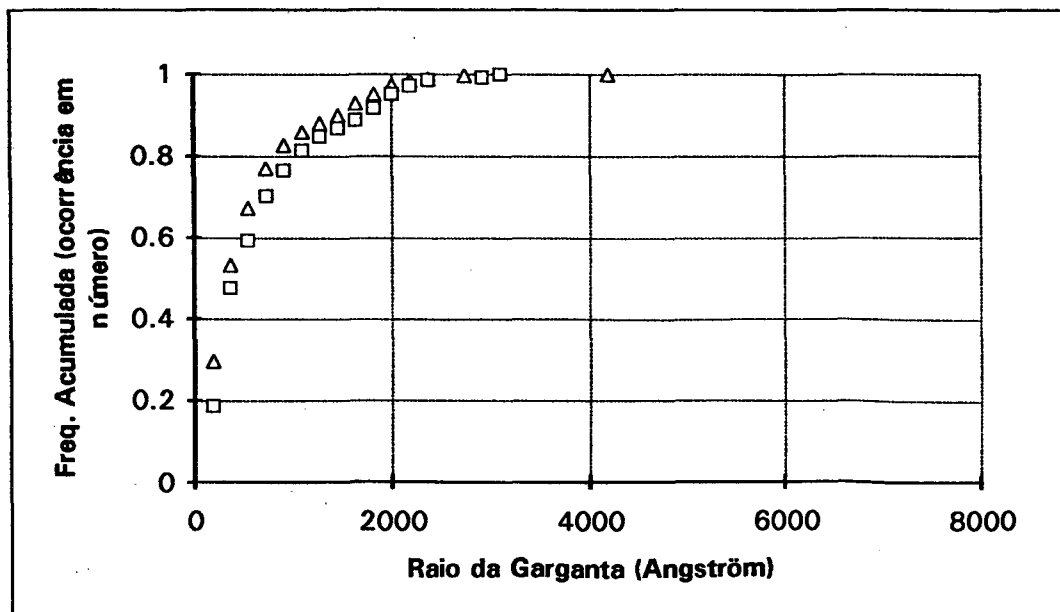


Figura 6.6.6. Comparação de resultados para a micrografia de 12500X de aumento, entre o GLM "□" e a OA "Δ", para a função distribuição acumulada em número de gargantas.

Confirma-se o que foi observado e discutido na secção 5.6, onde os resultados apresentados pelo GLM e a OA demonstram uma coerência na representação de geometrias fortemente irregulares. Isso propicia a possibilidade de utilização da técnica do gráfico da linha mediana e da técnica de binarização por regiões conexas, quando aplicadas sobre imagens reais, na obtenção de mais informações a respeito da geometria e topologia do meio, observado nas caracterizações de sítios e ligações (estes últimos com ou sem volume - secção 5.2 e 5.3) e da função número de coordenação.

7- CONCLUSÕES E SUGESTÕES

O objetivo desse trabalho foi o desenvolvimento de técnicas de análise de imagens que, quando aplicadas sobre o espaço poroso observado em representações de seu domínio, traduzem suas informações morfológicas e topológicas, auxiliando o estudioso da área na obtenção de dados característicos à compreensão da influência que os mesmos determinam sobre as propriedades físicas do material.

O domínio de estudo consistiu no desenvolvimento de métodos que permitem a manipulação das informações geométricas em imagens conhecidas como "imagens em níveis de cinza", obtidas usualmente por inspeção microscópica do material, em que são observadas as configurações espaciais das fases sólida e porosa.

Inicialmente abordou-se um método que conservasse as distinções entre as fases quando de uma representação binária, permitindo a caracterização em regiões definidas das áreas determinadas pela imagem da matriz sólida e do espaço poroso. Desta forma, a correta representação binária de uma imagem permite a tentativa de caracterização das informações geométricas, explorando a forma e relação que cada um dos elementos de uma fase apresenta com os demais.

A técnica de Binarização por Regiões Conexas desenvolvida, explora a única informação disponível na imagem, traduzida pela intensidade luminosa de cada um de seus pontos formadores. Assumindo-se uma relação de vizinhança ao ponto, quando convertida a um espaço discreto (digitalização da imagem), permite a detecção ao longo das direções preferenciais do plano de uma região que delimita cada uma de suas fases. Esse conjunto de pontos denominados "borda", segmentam a imagem em conjuntos de pixels associados a áreas pertencentes a fases distintas. Com o domínio segmentado em regiões fechadas, ditas conexas, gerou-se o critério de decisão que explora a função ocorrência de níveis de cinza em cada uma das áreas individualmente, informando a tendência do conjunto de elementos (pixels) de pertencer ou não a uma determinada fase.

O resultado apresentado se torna promissor pela conservação de informações tanto morfológicas e topológicas em imagens com um pronunciado afastamento da representação plana, determinado pelos vários tons de cinza que uma mesma fase pode assumir (variações locais na textura superficial de um objeto na imagem). A técnica se baseia em simplificações coerentes para a informação intensidade de nível de cinza, apresentada como a tradução da altura do relevo em cada ponto.

O método demanda de várias etapas (detecção da borda, rotulagem e binarização), mas possui uma relativa facilidade de implementação do ponto de vista algorítmico, dada pelas equações e metodologias simplificativas (filtro Laplaciano não-linear, operador de threshold e rotulagem). Essa metodologia, tendo em vista a discretização de áreas pela rotulagem de seus elementos, oferece uma opção poderosa de interação entre a subjetividade do observador e o resultado final. A possibilidade aberta por tal oportunidade, permite a obtenção de resultados diferentes para uma mesma configuração espacial real pelo controle localizado e individual sobre cada um dos objetos especificados sobre o plano ótico. Da mesma forma, imperfeições locais sobre o plano que não seriam facilmente avaliadas por uma inspeção visual podem ser tratadas individualmente, traduzidas pelo processo como regiões delimitadas, permitindo uma apuração criteriosa de seus aspectos qualitativos por parte do observador.

As informações geométricas contidas na representação binária da imagem foram exploradas através do desenvolvimento da técnica do Gráfico da Linha Mediana. O método baseia-se na extração de um esqueleto chamado linha mediana sobre a imagem binária da fase porosa (no escopo do trabalho), através de conceitos da geometria discreta que faz uso das propriedades derivadas das chamadas máscaras de chanfro (aproximação da distância Euclidiana à discreta). A representação gráfica desse esqueleto é composta pela obtenção de elementos

componentes dos chamados nós e arcos, onde os nós representam o centro das configurações geométricas e os arcos traduzem as relações de conexão. O método desenvolve uma nova abordagem para a obtenção dos nós através da extração das chamadas "maiores bolas" e "menores bolas" contidas no esqueleto, gerando um novo elemento na representação gráfica denominado "arco entre nós". A classificação dos nós em elementos proeminentes e de conexão permite a distinção de áreas de ligação entre os elementos protuberantes através da formulação de um critério de interferência numérica, permitindo a caracterização de funções distribuição de poros, cavidades (com ou sem decoalescência numérica) e ligações, bem como uma função número de coordenação.

O desenvolvimento do método explorou as propriedades geométricas intrínsecas da chamada linha mediana, permitindo uma nova e genérica formulação para a obtenção dos elementos componentes da representação gráfica (nós e arcos). Esse aprimoramento da técnica permitiu uma nova possibilidade de descrição da geometria quando relacionada à modelação estatística de sua estrutura por redes randômicas, através da obtenção da segmentação da área porosa em áreas representativas de cavidades (sítios) e de áreas de gargantas (ligações). Sendo então, uma ferramenta potente quando da necessidade da caracterização adequada do meio poroso.

O tratamento de modelos concebidos em um editor de imagens quando confrontados com a chamada Operação de Abertura, técnica de análise de imagens mais usada atualmente na área de meios porosos, evidenciam a grande precisão do método do GLM na representação dos componentes geométricos característicos presentes na imagem. Destaca-se a conservação em número de elementos quando da análise de geometrias regulares (círculos, cilindros, quadrados).

Quando da análise de geometrias irregulares de meios reais, as curvas obtidas pelos dois métodos para a distribuição total de poros e gargantas em frequência de ocorrência, são consistentes em número de raios e na frequência observados. Dessa forma, sendo a OA limitada apenas à obtenção de uma função distribuição de poros e uma função distribuição em número de gargantas, o GLM apresenta-se como uma importante opção quando da necessidade de uma representação mais completa da configuração espacial do meio.

Assim, com o desenvolvimento das técnicas do Gráfico da Linha Mediana e da Binarização por Regiões Conexas para a análise de imagens aplicadas ao estudo e caracterização geométrica de meios porosos, pode-se ter um aprimoramento e complementação das informações

obtidas experimentalmente através das técnicas usualmente empregadas (porosimetria, ensaios de adsorção e dessorção).

Abrem-se novas linhas de pesquisas que podem ser exploradas para o desenvolvimento do trabalho aqui apresentado, destacando-se como sugestão:

- um estudo abordando a determinação das incertezas na obtenção das curvas características do meio poroso oriundas da aplicação dos processos de binarização por regiões conexas e da técnica do gráfico da linha mediana;
- o desenvolvimento de uma metodologia para a extração de um eixo mediano (e conseqüentemente geração da linha mediana e sua representação gráfica) através do uso de máscaras de chanfro que apresentem uma melhor aproximação à distância Euclidiana, observadas na bibliografia;
- obtenção de uma função ocorrência expressando a probabilidade de um determinado raio de uma ligação estar conectado à um determinado raio de uma cavidade, evidenciando as relações topológicas.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ADLER, P.M. (1992) - "Porous Media: Geometry and Transports". Ed. *Butterworth-Heinemann, Series in Chemical Engineering*.
- ADLER, P. M.; JACQUIN, C. G.; QUIBLIER, J. A (1990). "Flow in simulated porous media". *Int J. Multiphase Flow*. v. 16, p.691-712.
- ARCELLI, C.; DI BAJA, G.S. (1985) - "A Width-Independent Fast Thinning Algorithm". *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. PAMI-7, NO.4, Julho.
- ARCELLI, C. (1984) - "From thick to nearly thin digital Figure". *Digital Signal Processing - Elsevier Science Publishers B.V.*
- CASTLEMAN, K.R. (1979) - "Digital Image Processing". *Prentice-Hall, Inc.*
- CHASSERY, J. M.; MONTANVERT, A. (1991) - "Géométrie discrète en analyse d'images". Paris, *Editions Heremes*, 1991.

- COLEMAN, G.B., ANDREWS, H.C. (1979)** - "Image Segmentation by Clustering". *Proceedings of the IEEE*, Vol. 67, No. 5.
- COSTER, M.; CHERMANT, J. L. (1989)** - "Précis d'analyse d'images". *Presses du CNRS*.
- DA CUNHA NETO, J. A. B. (1992)** - "Transport d'humidité em matériau poreux en présence d'un gradient de température. Caractérisation expérimentale d'un béton cellulaire". *Thèse de Docteur*, Grenoble, Université Joseph Fourier - Grenoble I, 194p.
- DAIAN, J. F. (1986)** - "Processus de condensation et de transfert d'eau dans un matériau meso et macroporeux. Etude expérimental du mortier de ciment". *Thèse Docteur-ès-Sciences Physique*, Grenoble, Université Scientifique, Technologique et Médicale de Grenoble, 319p.
- ESSAM, J. W. (1980)** - "Percolation theory". *Rep. Prog. Phys.* v.43, p.833-912.
- FERNANDES, C. P. (1990)** - "Estudo dos processos de condensação e migração de umidade em meios porosos consolidados. Análise experimental de uma argamassa de cal e cimento". *Dissertação de Mestrado*, CPGEMEC - UFSC, Florianópolis
- FERNANDES, C.P. (1994)** - "Caracterização Morfo-Topológica de Espaços Porosos: Reconstituição Multi-Escala e Simulação de Processos de Invasão de Fluidos não-molhantes". *Tese de Doutorado - CPGEMC*, UFSC, Florianópolis, SC.
- HADDON, J.F., BOYCE, J.F. (1990)** - "Unification of image segmentation and edge detection". *IEEE Proceedings*, Vol. 137, Pt. I, No. 3, June.
- HOSHEN, J.; KOPELMAN, R. (1976)** - "Percolation and cluster distribution. I.- Cluster multiple labeling technique and critical concentration algorithm". *Physical Review B*. v.14, n.8, p.3438-3445.
- HAINSWORTH, T.J., MARDIA, K.V. (1988)** - "A Spatial Thresholding Method for Image Segmentation". *IEEE Transactions on S.M.C*, Vol. SMC-10, No. 6.

- LAURENT, J. P.; MOSCHETTO, C. (1991)** - "Une méthode optimisée de granulométrie par analyse d'images". *Colloque "Contrôle Qualité par Vision Artificielle"*, Le Creusot. 9p.
- LAURINDO, J. B. (1994)** - *Comunicações Interpessoais*.
- MONTANVERT, A. (1987)** - "Contribution au traitement de formes discrètes. Squelettes et codage par graphe de la ligne médiane". *Thèse en Docteur de L'Université en Informatique*. L'Institut National Polytechnique de Grenoble - Grenoble.
- MOSCHETTO, C. (1991)** - "Caractérisation de la structure poreuse des matériaux par analyse d'images: apport des distances discrètes à la morphologie mathématique". *Rapport de Stage*, LTHE, Grenoble, 49p..
- NEIMARK, A. V. (1989)** - "Multiscale percolation systems". *Sov. Phys. JETP*. v.69, n.4, p.786-791.
- OTSU, N. (1979)** - "A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms". *IEEE Transactions on S.M.C*, Vol. SMC-9, No. 1.
- PARLAR, M.; YORTSOS, C. (1988)** - "Percolation theory of vapor adsorption-desorption processes in porous media". *J. of Colloid and Interface Science*. v.124, n.1, p.162-176.
- PEDRINI, A.; PHILIPPI, P. C.; CRUZ, J. A.; FERNANDES, C. P. (1991)** - "Caracterização de Meios Porosos". *Relatório Técnico 1/91*, SITERPA, Depto de Eng. Mecânica, UFSC.
- PERRIN, B. (1985)** - "Etude des transferts couplés de chaleur et de masse dans des matériaux poreux consolidés non saturés utilisés en génie civil". *Thèse Docteur D'Etat*, Toulouse, Université Paul Sabatier de Toulouse, 1985. 267p.
- PHILIP, J. R.; DE VRIES, D. A. (1957)** - "Moisture movement in porous material under temperature gradients". *Transactions of the American Geophysical Union*. v.38, n.2, p.222-232.

- PHILIPPI, P. C. (1992)** - "Microestrutura dos materiais porosos usados em edificações e sua influência sobre os processos de fixação e transferência de umidade". *Monografia*. Departamento de Eng. Mecânica da UFSC.
- PHILIPPI, P. C.; YUNES, P. R.; FERNANDES, C. P.; MAGNANI, F. S. (1994)** - "The microstructure of porous building materials: study of a cement and lime mortar". *Transport in Porous Media*. (Aceito para Publicação).
- PIERITZ, R.A.; PHILIPPI, P.C.; FERNANDES, C.P. (1993)** - "Técnicas de análise de imagens no estudo de micrografias de meios porosos". *XXI ENEMP-Encontro Nacional de Escoamento em Meios Porosos*. Ouro Preto - Minas Gerais.
- PIERITZ, R.A.; PHILIPPI, P.C.; FERNANDES, C.P. (1993)** - "Caracterização da distribuição de poros através da análise de imagens". *XXI ENEMP-Encontro Nacional de Escoamento em Meios Porosos*. Ouro Preto - Minas Gerais
- PIERITZ, R.A.; PHILIPPI, P.C. (1993)** - "Obtenção das funções distribuição de sítios e ligações para uso em modelos de percolação através de micrografias de meios porosos". *XXI ENEMP-Encontro Nacional de Escoamento em Meios Porosos*. Ouro Preto - Minas Gerais.
- PIERITZ, R.A., TOBIAS, O.J., SOARES, F.A.P. (1994)** - "An approach in photo binarization applied to porous media". *SEM - Society for Experimental Mechanics Spring Conference* - Baltimore- Maryland (Aprovado para Publicação), June 6-8.
- PIERITZ, R.A.; PHILIPPI, P.C. (1994)** - "An Image analysis technique in the study of porous media micro structure". *SEM - Society for Experimental Mechanics Spring Conference* - Baltimore- Maryland (Aprovado para Publicação), June 6-8.
- PRATT, W.K. (1991)** - "Digital Image Processing". *John Willey & Sons, Inc.* - 2° ed.
- QUADRI, M. B. (1988)** - "Dinâmica de resposta de tensiômetros: desenvolvimento experimental e modelação numérica". *Dissertação de Mestrado* - CPGEMC - UFSC, Florianópolis

- QUENARD, D. (1989) - "Adsorption et transfert d'humidité dans les matériaux hygroscopiques. Approche du type percolation et expérimentation". *Thèse Docteur*, Toulouse, Institut National Polytechnique de Toulouse, 198p..
- QUIBLIER, J. A. (1984) - "A new three-dimensional modeling technique for studying porous media". *J. of Colloid and Interface Science*. v.98, p.84-102.
- RIDLER, T.W., CALVARD, S. (1978) - "Picture thresholding using an interactive selection method". *IEEE Transactions on S.M.C*, Vol. SMC-8, No. 1.
- ROSENFELD, A., DAVIS, L. (1979) - "Image Segmentation and Image Models". *Proceedings of the IEEE*, Vol. 67, No. 5.
- DE SOUZA, H. A. (1993) - "Estudo dos processos de fixação e transferência isotérmica de umidade em meios porosos heterogêneos". *Tese de Doutorado - CPGEMC - UFSC*, Florianópolis.
- THIEL, E. (1991) - "Amélioration des distances du chanfrein. Construction de la ligne médiane et décomposition des formes". *Mémoire de DEA*, Grenoble, Institut de Mécanique de Grenoble.
- WOOD, R.E, GONZALEZ, R.C. (1992) - "Digital Image Processing". *Addison-Wesley Publishing Company*.
- VAN DER KOOL, J. (1971) - "Moisture transport in cellular concrete roofs". *Ph.D. Thesis*, Eindhoven Univ. of Technology, Waltman, Delft, 1971.
- VAN VLIET, L.J., YOUNG, T.I., BECKERS, G.L. (1988) - "An edge detection model based on non-linear Laplace filtering". *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*. Elsevier Science Publishers B.V.- North-Holland..
- DE VRIES, D. A. (1958) - "Simultaneous transfer of heat and moisture in porous media". *Transactions of the American Geophysical Union*. v.39, n.5, p.909-916.

YUNES, P.R. (1992) - "Determinação da Distribuição de Poros de uma Argamassa de Cimento e Cal Usando as Isothermas de Equilíbrio e Dados de Microscopia Eletrônica"
Dissertação de Mestrado CPGEMC - UFSC, Florianópolis.

APÊNDICE A

**DIAGRAMA DE BLOCOS DO ALGORITMO DE
BINARIZAÇÃO POR REGIÕES CONEXAS**

O objetivo desse apêndice é a apresentação do diagrama de blocos do algoritmo de binarização por regiões conexas (BRC) implementado, bem como as principais rotinas. A interface gráfica implementada tem suas principais características comentadas, em face a importância da visualização dos resultados obtidos em cada etapa do processamento para o controle da imagem binária final.

Na figura A.1, apresenta-se o diagrama de blocos principal do algoritmo de BRC, evidenciando-se sua estrutura.

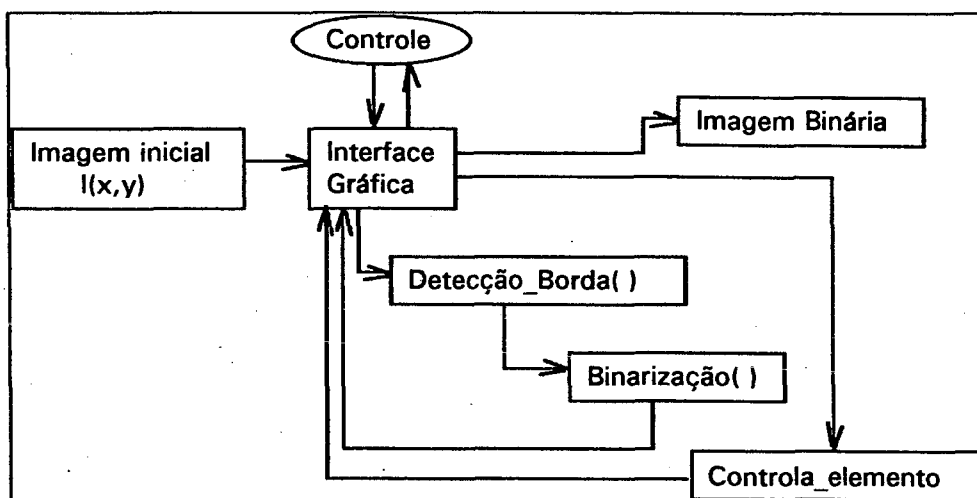


Figura A.1. Diagrama de blocos do algoritmo de BRC.

O "controle" apresentado na figura A.1, representa as opções escolhidas pelo usuário sobre a interface gráfica que possibilita a visualização dos resultados das diversas etapas do processo, bem como o controle individual da binarização de determinado elemento conexo.

A interface gráfica foi escrita em Xview na plataforma SUN, que é a implementação de "objetos" em Xwindow (protocolo gráfico padrão das chamadas WorkStations). O uso dos objetos definidos em Xview (janelas de visualização, menus de comando, etc.) permite uma fácil implementação em linguagem C padrão ASCII para a criação de um ambiente de controle pelo usuário, mas impedindo o uso de sua interface em outras plataformas computacionais.

As opções definidas permitem a visualização dos histogramas individuais de cada elemento, o total, o histograma da matriz LNLR(x,y); a seleção de uma região sobre a imagem de bordas (através do posicionamento pelo mouse do cursor) visualizando o seu histograma,

permitindo a aplicação de um threshold sem alterar a configuração dos demais. Salva a imagem binária final em um arquivo *.DAT, para uso no algoritmo do gráfico da linha mediana.

As variáveis globais do algoritmo são apresentadas na figura A.2, onde destaca-se o uso de uma matriz de inteiros multidimensional de trabalho, denominada $MATRIZ[NCOLx][NLINy][k]$, sendo a imagem de dimensões $I(NCOLx,NLINy)$ e $k = [0,1,2]$. No nível $k=0$, armazena-se a imagem em níveis de cinza $I(x,y)$ e nos níveis restantes ($k=1$ e $k=2$) são reservados as diversas operações nas imagens auxiliares descritas no capítulo 3 (matriz imagem $LNL(x,y)$, $LNLR(x,y)$, rótulos e a matriz imagem binária final). Ao final, a imagem binária tem índice $k=1$ e a matriz rótulo tem índice $k=2$. Na figura A.3 são apresentadas as funções principais de processamento, especificando as operações realizadas.

<code>int MATRIZ[NCOLx][NLINy][k]</code>	= matriz principal de trabalho;
<code>float histogramas[número_objetos][257]</code>	= matriz dos histogramas dos objetos na imagem $I(x,y)$ segmentada;
<code>float vetor_mapa[257]</code>	= vetor histograma da matriz $LNLR(x,y)$;
<code>int vetor_tamanho[número_objetos]</code>	= número de pixels de cada região
<code> corte</code>	= valor de threshold;
<code> número_objetos</code>	= número de regiões conexas;
<code> maior_valor</code>	= máximo na matriz $LNLR(x,y)$
<code> menor_valor</code>	= mínimo na matriz $LNLR(x,y)$

Figura A.2. Principais variáveis do algoritmo de BRC.

detecção_borda()	= gerência o processo de detecção da borda
Laplaciano_ao_linear()	= gera a imagem LNL(x,y)
etiqueta_segmentos()	= atribui os rótulos as regiões conexas
binarização()	= gerência a binarização da imagem
rotina_pinta_elementos()	= calcula os histogramas das regiões segmentadas
tendência()	= toma a decisão a respeito da fase que o objeto vai pertencer.
binariza_LNLR()	= detecta a borda
controla_elemento()	= controla a binarização de um elemento selecionado pelo usuário
imagem_final()	= binariza as regiões conexas e a borda
binariza_borda()	= binariza os elementos da borda

Figura A.3. Principais funções do algoritmo de BRC.

A seguir são apresentados os algoritmos das principais funções listadas na figura A.3, permitindo o processamento da imagem em níveis de cinza tal como descrito no capítulo 3.

```

detecção_borda(){
    Laplaciano_não_linear();
    etiqueta_segmentos();
}

```

```

Laplaciano_ao_linear(){
    Borda=rótulo=0;
    DE (i=0 e y=0 à i=NCOLx e j=NLINy) faça
        {MATRIZ[i][j][1]=Calcula_FLNL(MATRIZ[i][j][0]);
        MATRIZ[i][j][1]=MATRIZ[i][j][1] X I_reforcador_borda(i,j);}
    DE (i=0 e y=0 à i=NCOLx e j=NLINy) faça
        {SE (detector_passagem_zero=verdadeiro)
        MATRIZ[i][j][2]=Borda;}
    maior_valor=menor_valor=0;
    DE (i=0 e y=0 à i=NCOLx e j=NLINy) faça

```



```

    {SE (detecta_conexão=verdadeiro)
      MATRIZ[i][j][2]=Borda;
    SE (MATRIZ[i][j][1]>maior_valor)
      maior_valor=MATRIZ[i][j][1];
    SE (MATRIZ[i][j][2] ≠ Borda
      MATRIZ[i][j][1]=0;}
  DE (i=0 e y=0 à i=NCOLx e j=NLINy) faça
    {requantifica_MATRIZ[i][j][1];
     vetor_mapa[MATRIZ[i][j][1]]=vetor_mapa[MATRIZ[i][j][1]] + 1;}
  binariza_LNLR( );
  DE (i=0 e y=0 à i=NCOLx e j=NLINy) faça
    {SE (MATRIZ[i][j][1]>(vetor_mapa[256]))
      MATRIZ[i][j][2]=Borda;
      MATRIZ[i][j][1]=0;
    senão
      MATRIZ[i][j][2]=0}
}

```

```

etiqueta_segmentos(){
  Algoritmo descrito na secção 3.3 (MATRIZ[i][j][2]=matriz_rótulo);
}

```

```

binariza_LNLR(){
  normaliza{vetor_mapa[i=0 à 255]};
  vetor_mapa[256]=μ{vetor_mapa[i=0 à 255]};
}

```

```

binarização(){
  rotina_pinta_elementos( );
  imagem_final( );
}

```

```

rotina_pinta_elementos(){
  DE (i=0 e y=0 à i=NCOLx e j=NLINy) faça
    {istogramas[MATRIZ[i][j][2]][MATRIZ[i][j][0]]=
      histogramas[MATRIZ[i][j][2]][MATRIZ[i][j][0]] + 1;
    }
}

```

```

    vetor_tamanho[MATRIZ[i][j][2]]=vetor_tamanho[MATRIZ[i][j][2]]+1;}
DE (i=1 à i=numero_objetos)
    {normaliza (histogramas[MATRIZ[i][j][2]][i=0 à 255]);
    histogramas[MATRIZ[i][j][2]][255]=
        tendencia(histogramas[MATRIZ[i][j][2]][i=0 à 255]);}
binariza_borda( );
}

```

```

binariza_borda( ){
    normaliza (histogramas[0][i=0 à 255];
    histogramas[0][256]= $\mu$ (histogramas[0][i=0 à 255]);
}

```

```

tendencia( ){
    SE ( $\mu$ (histogramas[MATRIZ[i][j][2]][i=0 à 255])<127)
        tendencia=fase_poro;
    senão
        tendencia=fase_sólida;
}

```

```

controla_elemento(rótulo_selecionado, novo_threshold){
    DE (i=0 e y=0 à i=NCOLx e j=NLINy) faça
        {SE(MATRIZ[i][j][2] = rótulo_selecionado e MATRIZ[i][j][0] < novo_threshold)
            MATRIZ[i][j][1] = fase_poro;
        SE(MATRIZ[i][j][2] = rótulo_selecionado e MATRIZ[i][j][0] > novo_threshold)
            MATRIZ[i][j][1] = fase_sólida;}
}

```

```

imagem_final( ){
    DE (i=0 e y=0 à i=NCOLx e j=NLINy) faça
        {SE (histogramas[MATRIZ[i][j][2]][256]=fase_poro e MATRIZ[i][j][2] ≠ Borda)
            MATRIZ[i][j][1]=fase_poro
        senão
            MATRIZ[i][j][1]=fase_sólida
        SE (histogramas[MATRIZ[i][j][2]][256]>MATRIZ[i][j][0]
            e MATRIZ[i][j][2]=Borda)

```

MATRIZ[i][j][1]=fase_poro

senão

MATRIZ[i][j][1]=fase_sólida

}

APÊNDICE B

**DIAGRAMA DE BLOCOS DO ALGORITMO DO
GRÁFICO DA LINHA MEDIANA**

Nesse apêndice apresenta-se de forma simplificada o diagrama de blocos principal do algoritmo do gráfico da linha mediana (GLM), as principais rotinas implementadas bem como as principais variáveis utilizadas pelo protótipo do algoritmo. As características do algoritmo são discutidas, evidenciando-se sua metodologia e limitações.

O protótipo foi implementado em linguagem C ASCII padrão, permitindo o uso das rotinas de processamento em outras plataformas computacionais. A interface gráfica foi implementada em Xview da plataforma SUN ("objetos" gráficos escritos em Xwindow, protocolo gráfico padrão das chamadas WorkStations), dessa forma a principal limitação do protótipo é o uso da interface gráfica exclusivamente em ambiente SUN. Na figura B.1, apresenta-se o principal diagrama de blocos do algoritmo do GLM.

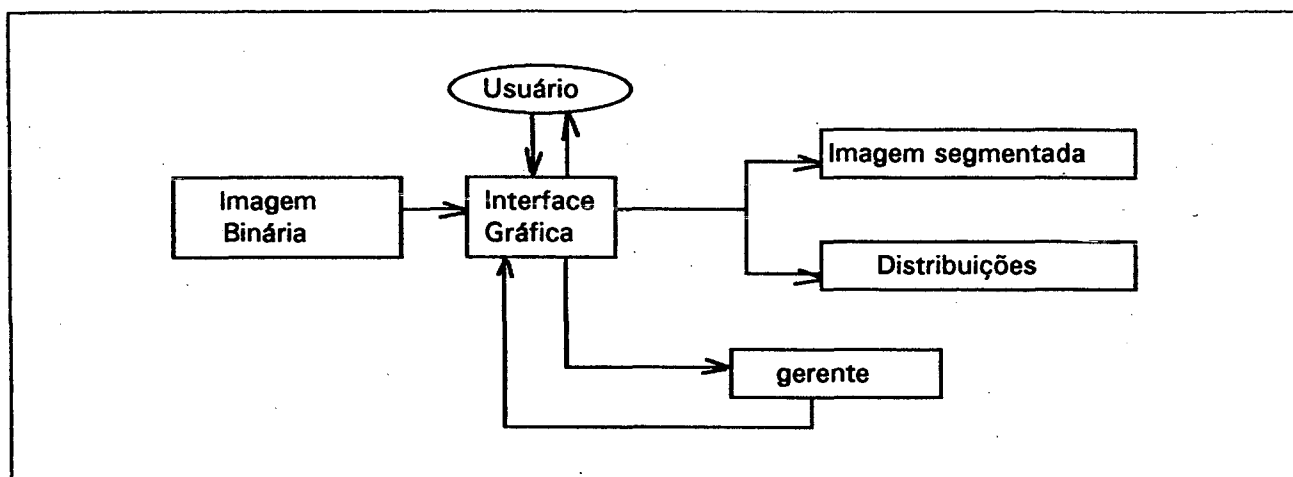


Figura B.1. O diagrama de blocos do protótipo do algoritmo do gráfico da linha mediana.

As principais opções oferecidas pela interface gráfica implementada são o controle sobre a visualização dos resultados das diversas etapas (imagem dos elementos do gráfico da linha mediana e das funções distribuição obtidas), controle sobre as operações executadas e fácil manipulação do processamento de diversas imagens para estudos comparativos.

O chamado "ciclo de vida" do algoritmo (termo da engenharia de software que designa a forma de construção do algoritmo) que foi utilizado é o de prototipagens sucessivas, ou seja, para cada nova implementação (nova abordagem ou desenvolvimento da técnica a ser implementada) um novo protótipo é desenvolvido. Esse tipo de abordagem é a única possível quando a forma final da técnica que se quer implementar é desconhecida quando do início do processo de construção do algoritmo, bem como a lógica necessária ao seu desenvolvimento,

gerando-se ao final somente um protótipo não otimizado do ponto de vista de seu desempenho computacional. Dessa forma, durante o desenvolvimento da técnica do GLM o algoritmo sofreu mudanças em sua arquitetura, gerando-se o uso de muitas matrizes auxiliares que demandam uma utilização de memória muito grande.

Esse número grande de matrizes, que serão observadas em parágrafo posterior, decorrem de seu uso nos diferentes protótipos do algoritmo, onde, por simplificação, foram mantidas tendo-se em mente que o objetivo do trabalho era desenvolver a técnica do gráfico da linha mediana e não um software de uso comercial.

A principal característica lógica implementada é a adaptação do algoritmo de rotulagem proposto por Kopelmam et alli (1976), discutido na secção 3.3, onde é feita uma multi-rotulagem de um ponto para a identificação dos diferentes elementos do gráfico (nós, arcos e arcos entre nós), permitindo a execução de um número fixo de percursos sobre a matriz independente do tamanho da imagem e do tamanho e número de objetos existentes. Essa lógica dispensa o uso de listas (que demandam de um tempo de execução proibitivo) para a classificação dos elementos do gráfico sobre a imagem, permitindo que a técnica do gráfico da linha mediana tenha um desempenho que possibilite à sua aplicação (resultados comparativos com a Operação de Abertura são discutidos no apêndice C).

De forma não otimizada (sem o uso de matrizes "esparsas" ou a "alocação dinâmica de memória"), para uma imagem binária $I(NCOLx,NLINy)$, foram utilizadas matrizes distintas para os protótipos de cada etapa da técnica do gráfico da linha mediana, sendo as principais a matriz $LM[NCOLx][NLINy]$ (matriz linha mediana), $EM[NCOLx][NLINy]$ (matriz eixo mediano) e $LMG[NCOLx][NLINy][k]$ (matriz do gráfico da linha mediana), onde k representa os diversos rótulos que um ponto da linha mediana pode receber. Outras matrizes utilizadas foram a $MATRIZ_cavidades[NCOLx][NLINy]$ (imagem das cavidades segmentadas), a $MATRIZ_gargantas[NCOLx][NLINy]$ (imagem das gargantas segmentadas) e a $MGRAFICO[número_nós+número_arcos][máx_número_ligações]$, essa última para a classificação dos nós em função de suas ligações. Uma matriz auxiliar denominada $segmento[NCOLx][NLINy][1]$, foi utilizada para a realização das rotinas de controle, descritas na secção 4.5.

Por simplificação, as funções que tenham os seus algoritmos discutidos no texto desse trabalho ou suas idéias básicas já abordadas, não serão aqui apresentadas (somente as

respectivas indicações de secção). Dessa forma, as principais funções do algoritmo que representam o bloco gerência na figura B.1, são:

- função_chanfro34() = gera a imagem de distância ao fundo ($IDF(i,j)$) com o uso da máscara de chanfro d_{3-4} (secção 2.3);
- função_eixo_mediano() = extração dos pontos do eixo mediano a partir da imagem de distância ao fundo (secção 4.2);
- função_linha_mediana() = extração dos pontos de conexão do eixo mediano;
- gráfico_linha_mediana() = utiliza a rotina de multi-rotulagem para a classificação dos elementos da representação gráfica;
- procura_nós() = extração das maiores e menores bolas para a geração dos nós;
- procura_arcos() = extração dos elementos formadores dos arcos entre nós e dos arcos;
- classifica_gráfico() = reconhece as relações de conexão entre nós;
- reconhecimento_elementos() = identifica os nós segundo a classificação de Montanvert (1987), discutido na secção 4.4.4;
- rotina_controle() = reaglutina os elementos de nós distintos, gerando novas configurações espaciais para os elementos do gráfico (nós e arcos entre nós), discutida na secção 4.4;
- monta_novo_gráfico_LM() = rotulagem dos elementos do gráfico reaglutinados;
- retira_gargantas() = extração dos pontos dos nós para a segmentação da linha mediana, para consequente geração de áreas para as gargantas (secção 4.4.5);
- reconstituição_imagem() = segmentação da imagem com o uso do critério de interferência discutido na secção 4.4.5;
- gera_distribuições() = obtenção das funções distribuição (poros, gargantas e número de coordenação), discutidas no capítulo 5;
- conecta_eixo() = procura o centro da maior bola nas oito-vizinhanças do ponto para conectar o eixo mediano;
- propagação_forçada() = testa linhas de conexão através do centro da maior bola nas oito-vizinhanças do ponto.

O diagrama de blocos da caixa gerência é apresentado na figura B.2, explicitando as relações entre as funções para a execução do método do gráfico da linha mediana.

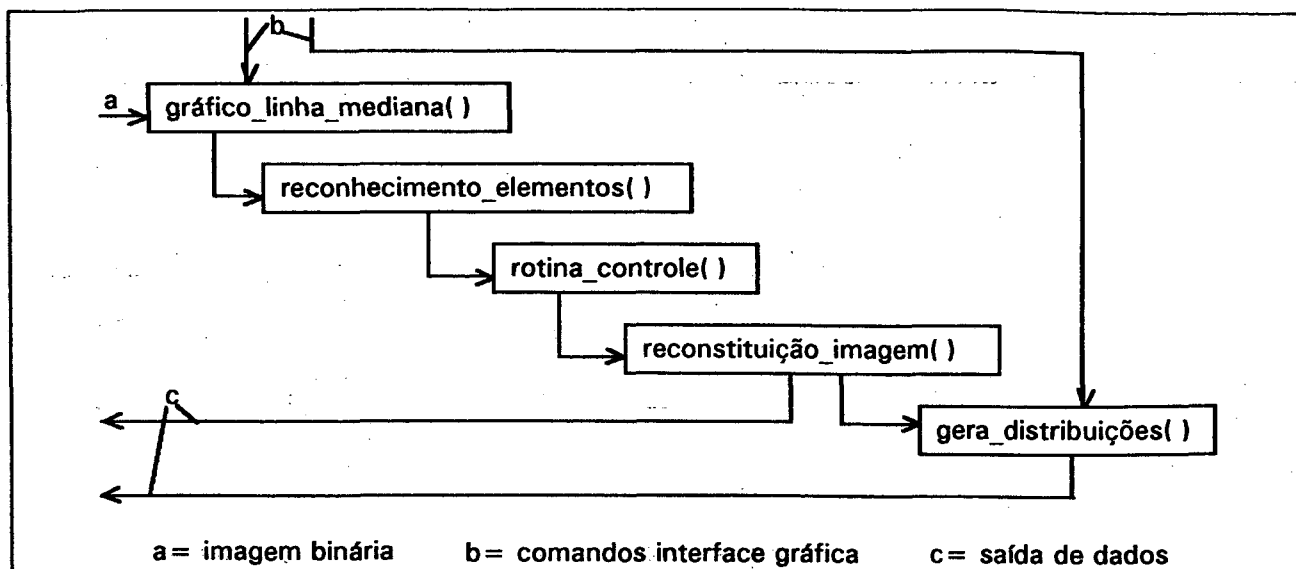


Figura B.2. O diagrama de blocos para a caixa gerência da figura B.1.

A seguir são apresentados os algoritmos das principais funções apresentadas na figura B.2, permitindo o processamento de uma imagem binária para a segmentação e consequente geração das funções distribuição, segundo a metodologia descrita no capítulo 4 para a formulação da técnica do gráfico da linha mediana proposta.

```

gráfico_linha_mediana(){
  função_chanfro34( )
    (descrita na secção 2.3);
  função_eixo_mediano( )
    (descrita na secção 4.2);
  função_linha_mediana( );
  procura_nós( );
  procura_arcos( );
}
  
```

```

função_linha_mediana(){
  DE (i=0 e y=0 à i=NCOLx e j=NLINy) faça
    SE ( IDF(i,j) ∈ EM[i][j])
      LM[i][j]=maior_gradiente(i,j)
  
```



```
SE (maior_gradiente(i,j)=verdadeiro)
    conecta_eixo(i,j);
SE (maior_gradiente(i,j)=FALSO)
    propagação_forçada(i,j);
}
```

```
maior_gradiente(i,j){
    SE (Oito_vizinhos IDF(i,j) existe um maior_móduloIDF(x,y))
        retorna_IDF(x,y);
}
```

```
conecta_eixo(i,j){
    ENQUANTO (não encontra IDF(x,y) ∈ EM(x,y)) faça
        LM(i,j)=maior_gradiente(i,j);
    SE (maior_gradiente(i,j)=EM(i,j))
        termina_procura;
}
```

```
propagação_forçada(i,j){
    ENQUANTO (não encontra IDF(x,y) ∈ EM(x,y)) faça
        (TESTA linha de procura pelo maior_gradiente(i,j));
    SE (maior_gradiente(i,j)=EM(i,j))
        termina_procura;
}
```

```
procura_nós( ) {
    DE (i=0 e y=0 à i=NCOLx e j=NLINy) faça
        SE ( IDF(i,j) ∈ LM[i][j] e IDF(i,j)=maior_bola ou menor_bola)
            LMG[i][j][k]=rotula_nó( ), (descrito na secção 3.3);
    DE (i=0 e y=0 à i=NCOLx e j=NLINy) faça
        SE ( LMG[i][j][k]=nó)
            Algum dos Oito_vizinhos ∈ LM[i][j]
                ⇒LMG{nos oito_vizinhos}=LMG[i][j][k];
}
```

```

procura_arcos(){
  DE (i=0 e y=0 à i=NCOLx e j=NLINy) faça
    SE ( LMG[i][j][k] ≠ maior_bola ou menor_bola e
      ( LMG[i][j][k] ≠ LMG[i][j][k+1] ou algum_Oito_vizinho ≠ LMG[i][j][k]))
      LMG[i][j][k+1]=rotula_arco_entre_nós( ), (descrito na secção 3.3);
  DE (i=0 e y=0 à i=NCOLx e j=NLINy) faça
    SE ( IDF[i][j] ∈ LM[i][j] e
      ( LMG[i][j][k] ≠ rótulo_nó ou LMG[i][j][k] ≠ rótulo_arco_entre_nós))
      LMG[i][j][k]=rotula_arco( ), (descrito na secção 3.3);
}

```

```

classifica_gráfico( ){
  DE (i=0 e y=0 à i=NCOLx e j=NLINy) faça
    SE (algum dos Oito_vizinhos_LMG[i][j][k] ≠ LMG[i][j][k])
      MGRAFICO[LMG[i][j][k]][k]=LMG[de algum dos oito_vizinhos][k];
    SE (LMG[i][j][k]=centro_nó)
      MGRAFICO[LMG[i][j][k]][0]=módulo_LM[i][j]
  ENQUANTO (i ≤ número_nós) faça
    ENQUANTO (k ≠ 0) faça
      SE (MGRÁFICO[i][k] ⊃ só um arco)
        LMG[..][i]=proeminência_estrieta;
      SE (MGRÁFICO[i][k] ⊃ dois nós maiores por dois arcos diferentes)
        LMG[..][i]=conexão;
      SE (MGRÁFICO[i][k] ⊃ só estiver ligado a nós de módulo menor)
        LMG[..][i]=proeminência;
      SE (MGRÁFICO[i][k] ⊃ está ligado a um nó de módulo maior e
        a outro menor)
        LMG[..][i]=proeminência_larga;
}

```

```

reconhecimento_elementos( ){
  classifica_gráfico( );
}

```

```

rotina_controle( ){
  monta_novo_gráfico_LM( );
}

```

}

```
monta_novo_gráfico_LM(){  
    DE (i=0 e y=0 à i=NCOLx e j=NLINy) faça  
        SE (LMG[i][j][k] ≠ proeminência e LMG[i][j][k] ≠ rótulo_arco)  
            segmento[i][j][0]=módulo_LM[i][j];  
rotula_segmentos(segmento[i][j][k])  
    (discutido na secção 3.3);  
classifica_gráfico( );  
}
```

```
reconstituição_imagem(){  
    retira_gargantas()  
    (discutido na secção 4.4.5);  
}
```

```
gera_distribuições(){  
    (discutido no capítulo 5);  
}
```

APÊNDICE C

CARACTERÍSTICAS COMPUTACIONAIS DO ALGORITMO

Nesse anexo apresenta-se as principais características computacionais do algoritmo do gráfico da linha mediana, evidenciando-se a sua hierarquia de arquivos bem como o desempenho em relação a tempos de execução, quando comparado a operação de abertura.

Como discutido no apêndice B, o ciclo de vida utilizado para a implementação do algoritmo do gráfico da linha mediana foi o de prototipagens sucessivas, caracterizando uma construção modular de seu arquivo fonte. Os módulos do algoritmo são arquivos fonte distintos, que compartilham variáveis globais no processamento. A linguagem C oferece em seu compilador a opção da "LinkEdição", ou seja, cada novo protótipo implementado (ou novo arquivo com determinada função) é preservado em um arquivo fonte independente. Através do arquivo MakeFile (onde são configuradas as diretivas de compilação) é gerado o arquivo executável com a "linkagem" dos diversos arquivos objetos (*.o), dos respectivos módulos do programa. A principal vantagem desse tipo de construção é a facilidade e independência de desenvolvimento de cada função (módulo) bem como a rapidez de compilação (a modificação de um arquivo necessita somente da recompilação dele próprio).

As chamadas "includes" do programa, definem as variáveis globais utilizadas em todos os módulos, bem como a rotina que converte o "Bitmap" do arquivo imagem padrão utilizado para uma matriz de inteiros manipuláveis algebricamente.

O padrão de imagem utilizado é o chamado padrão TIFF (um formato de arquivo binário da Windows Marketing Group, Microsoft Corporation) sendo suas características reportadas em Thiel (1991). O formato específico do padrão TIFF que foi utilizado é o chamado "256 Color" de 16 bits, sendo a informação da cor de cada pixel da imagem codificada em RGB (red, green e blue). A rotina que converte o arquivo binário para uma matriz de inteiros em níveis de cinza utiliza uma função que a partir da codificação RGB especifica um valor de inteiros para cada ponto na imagem variando de 0 à 255 (256 níveis de cinza), permitindo a manipulação da matriz imagem pelos módulos implementados.

O executável do protótipo do algoritmo é chamado de "tese", sendo os demais explicitados abaixo, com suas respectivas funções de processamento:

base.c = interface gráfica do protótipo com todas as funções de visualização e interação com o usuário do programa, utilizando Xview (plataforma SUN) ;

- chanfro_34.c = gera a imagem de distância ao fundo com o uso da máscara de chanfro d_{3-4} , a partir da imagem de representação binária;
- eixo_mediando.c = extração dos pontos formadores do eixo mediano;
- linha_mediana.c = extração dos pontos de conexão do eixo mediano, gerando a linha mediana;
- reconstrução.c = descompacta a imagem da linha mediana, gerando a segmentação da imagem binária;
- gráfico_LM.c = identifica e rotula os elementos da representação gráfica da linha mediana (nós, arcos e arcos entre nós);
- inteligência.c = classifica os nós do gráfico da linha mediana segundo a classificação de Montanvert (1987);
- classifica.c = monta a matriz MGRAFICO[][], explicitando as relações de conexão para uso no arquivo inteligência.c.
- distribuições.c = calcula as funções distribuição sobre a imagem segmentada;
- segmento.c = executa as rotinas de controle (discutidas na secção 4.4);
- manager.c = controla a sequência de processamento do método do gráfico da linha mediana;
- variáveis.h = "include" (arquivo característico da linguagem C) responsável pela declaração das variáveis globais do protótipo (compartilhadas por todos os módulos do algoritmo);
- ioimageTIF.h = "include" responsável pela geração da matriz de inteiros a partir do arquivo binário de imagem do tipo *.TIF (padrão de arquivo imagem);
- cores.h = "include" que define a "palette" de cores (o código de cada cor) utilizada pelo arquivo da interface gráfica;
- fotoFinal.icon = ícone do programa, Bitmap utilizado para a representação do programa no ambiente gráfico Solaris - SUN.

A sofisticação da lógica para a execução da implementação da técnica do gráfico da linha mediana através do uso de rótulos (etiquetas), classificando os elementos em nós e arcos, atribue um tempo de execução quase constante, em função do número fixo de percursos sobre a

imagem. Realizando testes entre a técnica do GLM e a OA implementada no programa "Porous", do LTHE (Laboratoire D'Etudes e Transfer de Hydrologie en Environnement - Grenoble - França) em uma mesma CPU (SparkStation 10 - SUN) com um valor de desempenho SpeckInt aproximadamente de 100 MIPs (milhões de instruções por segundo), obtemos as curvas de desempenho apresentadas na figura C.1, quando comparado os tempos de execução sobre uma mesma imagem de dimensões constantes x e y, variando-se as dimensões dos objetos (quadrados presentes na imagem) de um diâmetro mínimo à um diâmetro "n".

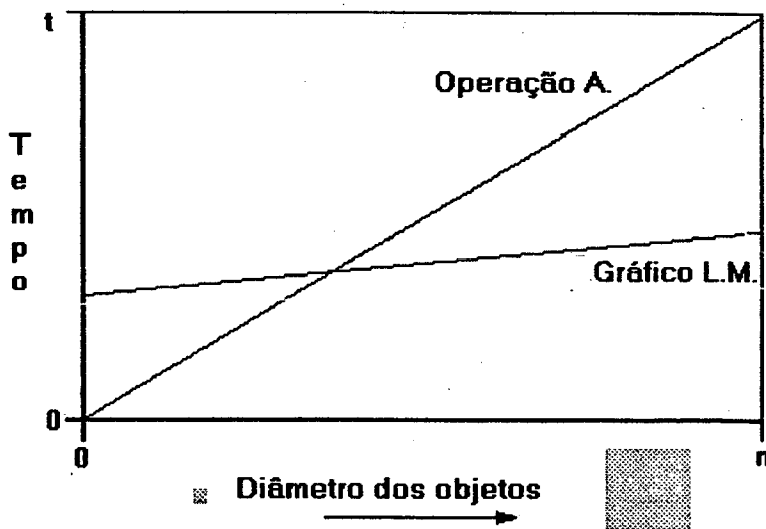


Figura C.1. Curvas de tempo de execução para a técnica do GLM e da OA, sobre uma mesma imagem de dimensões x por y, variando-se o diâmetro característico de seus elementos.

O ligeiro aumento do tempo de execução para a técnica do gráfico da linha mediana é decorrente da variação do número de nós e arcos presentes na imagem quando da variação do tamanho dos objetos, ocasionando um maior número de testes para a verificação das relações de conexão entre nós sobre a matriz MGRAFICO[][] (discutida no apêndice B). A variação nos tempos de execução para a operação de abertura é decorrente do fato de que para cada diâmetro do elemento estruturante utilizado são necessários dois percursos sobre a imagem, um para a erosão e outro para a dilatação. Como a OA deve testar a existência de diâmetros mínimos até um diâmetro máximo presente na imagem, o tempo de execução é diretamente proporcional ao número de raios à serem testados.

APÊNDICE D

**METODOLOGIA DE VISUALIZAÇÃO
TRIDIMENSIONAL DE SUPERFÍCIES**

Apresenta-se de forma simplificada a metodologia para visualização tridimensional de superfícies a partir de imagens em níveis de cinza bem como alguns exemplos, introduzida e executada no programa ISO-3D - SINMEC - UFSC, desenvolvida pelo autor e por Clóvis Raimundo Maliska Júnior (autor do software gráfico - todos os direitos reservados).

O software ISO-3D é um programa de visualização gráfica de simulações em mecânica de fluidos desenvolvido junto ao Laboratório de Simulação Numérica em Mecânica dos Fluidos e Transferência de Calor (SINMEC), do departamento de Engenharia Mecânica da Universidade Federal de Santa Catarina. O programa permite a visualização de malhas tridimensionais resultantes de simulações numéricas dos mais variados problemas encontrados na engenharia, baseados na metodologia de volumes finitos. A versatilidade do programa bem como sua facilidade de operação o torna uma espécie de "CAD" para a área de simulações de propriedades do escoamento de fluidos (técnicas ou plásticas), visto a capacidade de geração de iso-superfícies através de conceitos gráficos sofisticados ("rendering", animação do escoamento, etc).

A partir das simplificações introduzidas no capítulo 3, onde o nível de cinza de um ponto sobre uma matriz imagem é tratado como a ordenada "altura de um ponto" (desprezando-se problemas outros como iluminação e propriedades óticas do material), idealizou-se uma opção no software de visualização. A idéia básica explorada é a entrada de dados (matriz imagem) ser apenas bidimensional e o software traduz as informações para uma malha tridimensional, permitindo o uso dos conceitos de volumes finitos para a geração de iso-superfícies com as ferramentas gráficas disponíveis no programa.

O conceito explorado faz com que o valor intensidade do ponto (inteiro variando de 0 à 255 - nível de cinza na imagem bidimensional) corresponda à um número de volumes na ordenada "z" (de mesmas coordenadas x e y), sendo o valor da propriedade constante (diferente de zero - igual à matriz sólida) atribuído ao centro dos volumes correspondentes (figura D.1). Dessa forma, é gerado uma malha tridimensional de coordenadas x e y (tamanho da imagem original) e altura "z" igual a 255 volumes (tendo propriedades distintas - matriz sólida ou vazio).

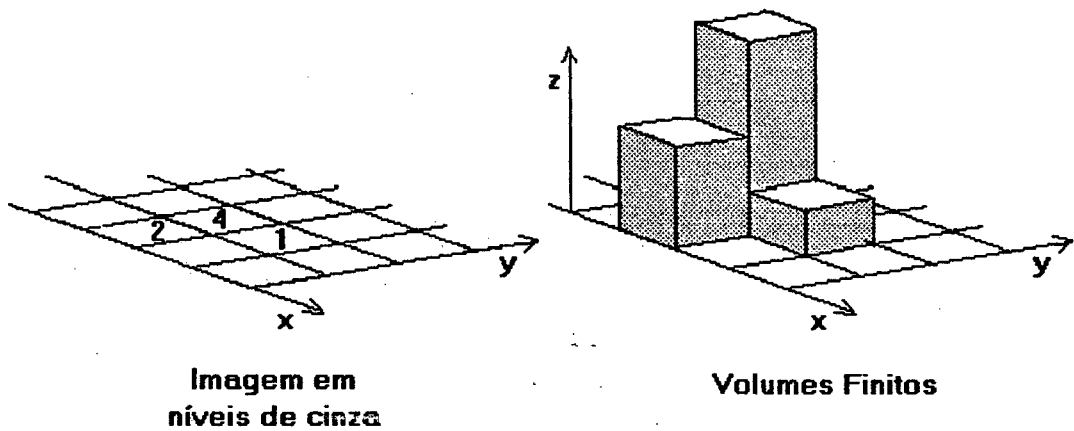


Figura D.1. Correspondência entre o tom de cinza de um ponto (na imagem bidimensional) e o número de volumes na ordenada "z" de mesma propriedade (matriz sólida).

Os pontos localizados na fronteira da imagem são tratados usando os conceitos de volumes fictícios, ou seja, a propriedade (intensidade de cinza) presente nas coordenadas vizinhas da fronteira (periferia da imagem) é atribuída a pontos fictícios vizinhos para permitir a interpolação numérica da superfície isométrica desejada (relêvo da imagem em níveis de cinza). Assim, da mesma forma descrita no parágrafo anterior, esses pontos fictícios terão um número de volumes na ordenada "z" correspondente ao nível de cinza de seus vizinhos, com um valor de propriedade constante - matriz sólida (central ao volume atribuído). De forma esquemática, é apresentada na figura C.2 as condições assumidas nas "esquinas" da imagem e nas arestas para a geração dos volumes fictícios.

a'	a'	b'	c'	
a'	a	b	c	
b'	b			
c'	c			
d'	d			

x' = pontos fictícios
 x = níveis de cinza da fronteira
 | = níveis de cinza

Figura C.2. Volumes fictícios situados nas arestas e esquinas da imagem.

A geração de volumes de propriedades constantes permite o uso das opções de manipulação gráfica existentes no software, obtendo o posicionamento desejado do volume,

elementos de "iluminação" e da interpolação das propriedades nos volumes fronteiros da matriz sólido e vazia. A partir da definição dessas operações uma "texturização" da superfície ("rendering") pode ser obtida, representativa dos níveis de cinza presentes na imagem original e de uma possível imagem tridimensional da topografia do material.

Nas figuras D.3-7, apresenta-se o resultado da metodologia de visualização tridimensional de superfícies para suas respectivas micrografias.

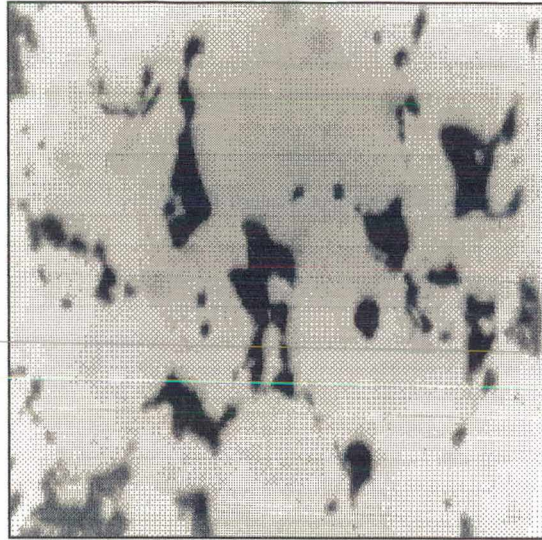


Figura D.3. Micrografia com afastamento da representação plana (centro da imagem mais escuro)

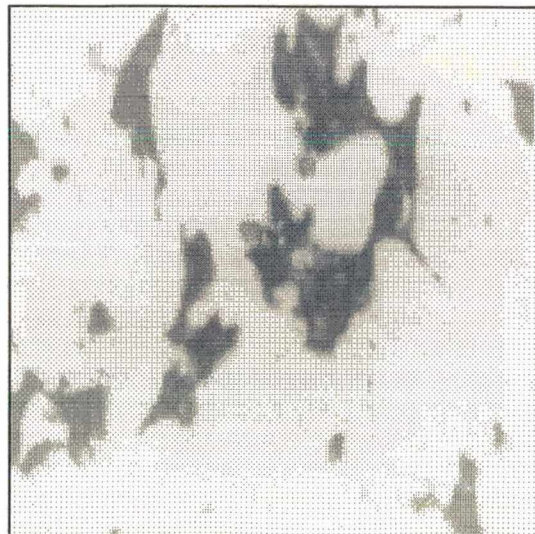


Figura D.4. Micrografia representativa de uma superfície "plana".

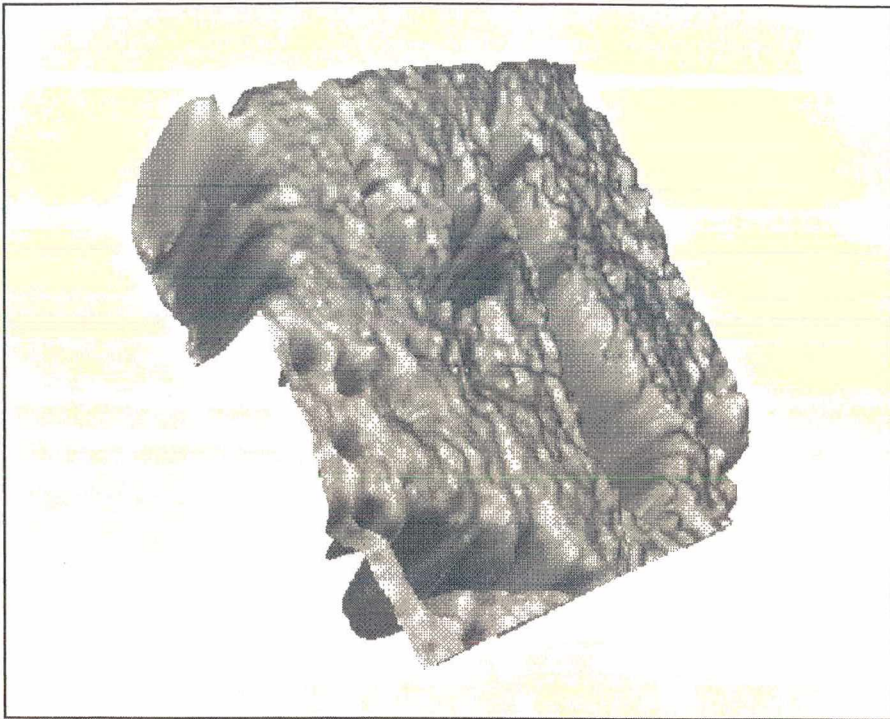


Figura D.5. Imagem tridimensional da superfície da figura D.3 (um quarto da imagem - superior esquerdo - 127X127 pixel).

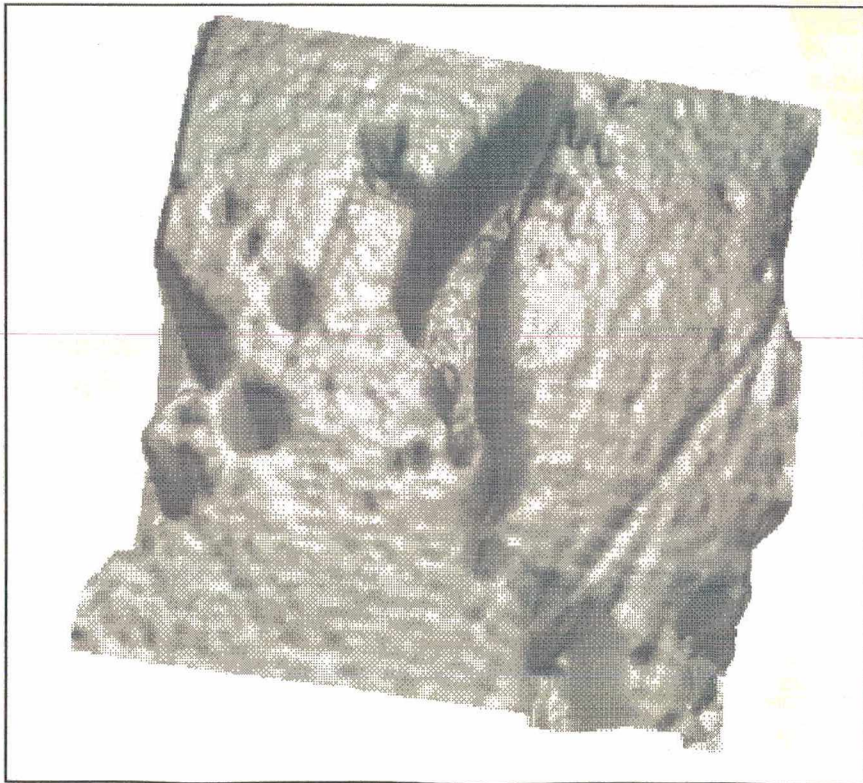


Figura D.6. Imagem tridimensional da superfície da figura D.4 (um quarto da imagem - superior esquerdo - 127X127 pixel).

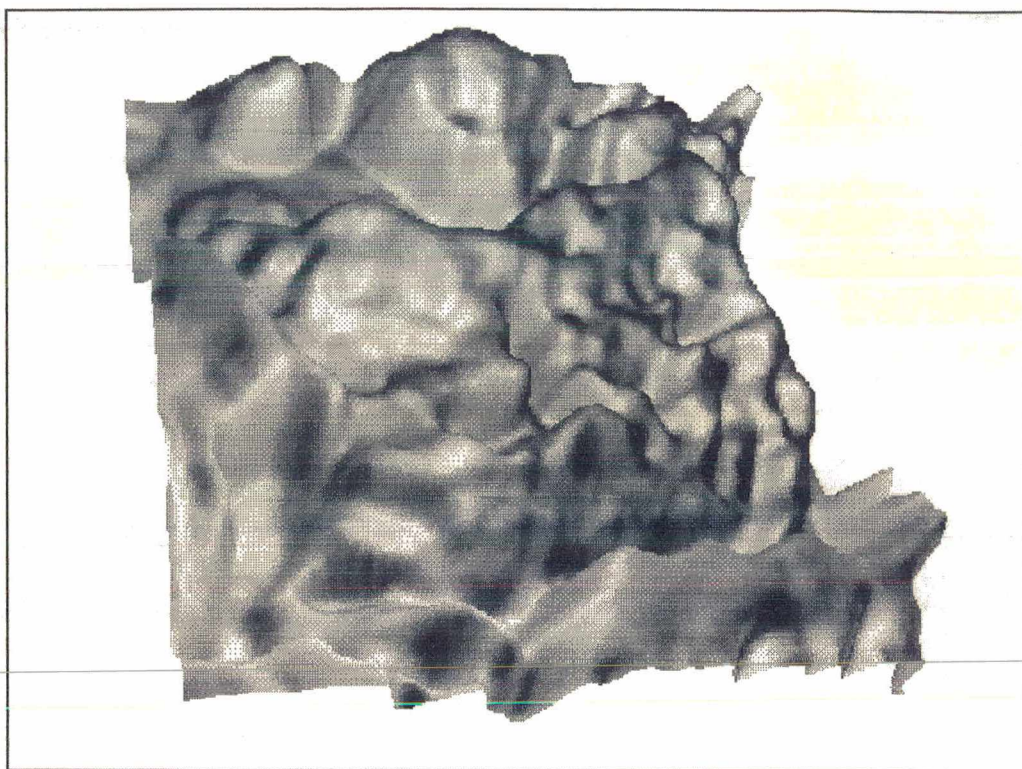


Figura D.7. Imagem da superfície da micrografia de 6400X da argamassa de cal e cimento (figura 6.1.3.5), canto inferior direito (127X127 pixel).