

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE SANTA CRUZ

PRO-REITORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO

Programa de Pós-Graduação em Modelagem Computacional em Ciência e Tecnologia

RODRIGO SILVA MENDONÇA

CARATERIZAÇÃO DE ARGAMASSAS LEVES USANDO PROCESSAMENTO TRIDIMENSIONAL DE IMAGENS E PROCESSAMENTO PARALELO

PPGMC - UESC

ILHÉUS – BA

2016

RODRIGO SILVA MENDONÇA

CARATERIZAÇÃO DE ARGAMASSAS LEVES USANDO PROCESSAMENTO TRIDIMENSIONAL DE IMAGENS E PROCESSAMENTO PARALELO

PPGMC - UESC

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Modelagem Computacional em Ciência e Tecnologia da Universidade Estadual de Santa Cruz, como parte das exigências para obtenção do título de Mestre em Modelagem Computacional em Ciência e Tecnologia.

Orientadora: Prof. Dra. Susana Marrero Iglesias

Coorientador: Prof. Dr. Esbel Tomás Valero Orellana

ILHÉUS – BA 2016 M539 Mendonça, Rodrigo Silva. Caracterização de argamassas leves usando processamento tridimensional de imagens e processamento paralelo / Rodrigo Silva Mendonça. -Ilhéus, BA: UESC, 2016. 119f. : il. Orientador: Susana Marrero Iglesias. Dissertação (Mestrado) - Universidade Estadual de Santa Cruz. Programa de Pós-Graduação em Modelagem Computacional em Ciência e Tecnologia. Inclui referências e apêndices. 1. Argamassa. 2. Resistência de materiais. 3. Processamento de imagens - Técnicas digitais. 4. Processamento paralelo. 5. Piaçaba. I. Título. CDD 624.1834

RODRIGO SILVA MENDONÇA

CARATERIZAÇÃO DE ARGAMASSAS LEVES USANDO PROCESSAMENTO TRIDIMENSIONAL DE IMAGENS E PROCESSAMENTO PARALELO

PPGMC - UESC

Ilhéus, 15 de Agosto 2016

Comissão examinadora

Dra. Sușana Marrero Iglesias UESC (Orientadora)

Dr. Esbel Tomás Valero Orellana UESC (Coorientador)

Dr. Paulo Eduardo Ambrosio UESC

Dr. Joaquim Teixeira de Assis IPRJ/UERJ

AGRADECIMENTOS

À Deus, por me dar forças e iluminar meus caminhos.

Aos meus queridos avós Suzy e Guilherme, que já se foram, e que tanto contribuíram para minha formação.

À minha família, em especial minha esposa Elaine pelo apoio e incentivo.

À Universidade Estadual de Santa Cruz (UESC), em especial a Lília Marta Brandão Soussa Modesto, diretora de minha unidade, e aos colegas do COI pela força e compreensão.

À professora Susana Marrero Iglesias, não apenas pela orientação, mas pela dedicação, apoio e força que me transmitiu ao longo desse tempo em que estivemos juntos nesta empreitada.

Ao meu coorientador, professor Esbel Tomás Valero Orellana pelas discussões e sábias sugestões que muito me ajudaram a melhorar este trabalho.

Ao professor Dany Sanchez Dominguez pelas sugestões e pelas valiosas imagens cedidas.

Aos membros da banca examinadora, meus agradecimentos pela inestimável colaboração para o aperfeiçoamento do conteúdo desta dissertação.

Ao Núcleo de Biologia Computacional e Gestão de Informações Biotecnológicas (NBCGIB) pela disponibilização de recursos e infraestrutura.

Aos colegas da turma 2014.2 Tarcila Oliveira Matos Muniz, Rogério Vinícius Matos Rocha e Gabriel de Mello Loureiro pelo bom período de convivência e amizade.

A todos os professores do Programa de Pós-graduação em Modelagem Computacional em Ciência e Tecnologia por todo o conhecimento transmitido.

Aos funcionários do Programa de Pós-graduação em Modelagem Computacional em Ciência e Tecnologia que sempre se mostraram prestativos em minhas dúvidas e solicitações.

Aos amigos e parentes que aqui não foram citados, mas que de alguma forma contribuíam para execução.

A todos aqueles que ajudaram, direta ou indiretamente, na elaboração deste trabalho, o meu muito obrigado.

CARATERIZAÇÃO DE ARGAMASSAS LEVES USANDO PROCESSAMENTO TRIDIMENSIONAL DE IMAGENS E PROCESSAMENTO PARALELO

RESUMO

A construção civil vem se mostrando uma boa alternativa ao descarte de resíduos sólidos na natureza. Um exemplo disso é o uso de resíduos de Etileno-Acetato de Vinila (EVA), gerados pelas indústrias calçadistas, em compósitos cimentícios da construção civil originando assim materiais mais leves, com interessantes propriedades térmicas e acústicas. Entretanto adicionar EVA ao compósito modifica suas propriedades mecânicas, deixando-o menos resistente. Para compensar esta perda é possível introduzir fibras naturais, especificamente a piaçava, como reforço do material. Para a caracterização do novo compósito, neste trabalho propomos uma metodologia de análise tridimensional das imagens obtidas usando microtomografia computadorizada. Para a análise tridimensional destas imagens foram criados aplicativos que executam o pré-processamento, a segmentação e o processamento. Na fase de processamento foram usadas abordagens de uma e duas passagens, modificadas para trabalhar com imagens tridimensionais e obter um melhor desempenho tanto no tempo de processamento quanto no consumo de memória. Estes programas geram relatórios com as características geométricas e de tons de cinza dos elementos, além da categorização dos mesmos, como poros, grãos de EVA e fibras de piaçava. A caracterização usando imagens tridimensionais é dificultada pela grande quantidade de memória para armazena-las e caracteriza-las. Neste trabalho usaram-se abordagens seriais centradas na eficiência do uso da memória e foi possível obter resultados satisfatórios tanto na classificação quanto no consumo de recursos computacionais. No entanto abordagens paralelas foram também consideradas. Estas abordagens obtiveram bons resultados de speedup e eficiência e são alternativas no caso da análise de imagens tridimensionais maiores que as analisadas no presente trabalho.

Palavras chaves: microtomografia, caracterização de materiais, imagens tridimensionais, processamento paralelo, argamassa leve, EVA, fibras de piaçava.

CHARACTERIZATION OF LIGHTWEIGHT MORTARS USING IMAGE THREE-DIMENSIONAL PROCESSING AND PARALLEL PROCESSING

ABSTRACT

The civil construction is an alternative for the use of the discarded solid industrial residues. The use of Ethylene Vinyl Acetate's (EVA) residue, generated by the footwear industry, in civil construction cement compounds, generate light materials with interesting thermal and acoustic properties. However, to adding EVA in the compound material modifies its mechanical properties, deteriorating its resistance. To reduce this effect is possible to add natural fibers, specifically piassaba, as a material reinforcement. To characterize the new material, we propose in this work, a methodology of three-dimensional image analysis obtained by computed microtomography. For this three-dimensional image analysis, several computational algorithm for the preprocessing, segmentation and processing process, were created. In the processing process used approaches of one and two passages, modified for working with three-dimensional images and hum get better performance in both processing time and memory consumption. These programs, generates summaries with the density and geometric characteristics, and also, the categorization of the aggregates and pores. The three-dimensional image characterization has an important handicap, the large amount of memory needed to analyze and characterize these images. In this work, serials approaches focused on the memory efficiency were developed and it was possible to obtain satisfactory results both in the classification as the computer resource use. Nevertheless, parallel approaches were also considered. These approaches had good results in speedup and efficiency. For that reason they can be alternatives for the analysis of bigger three-dimensional images than those analyzed by this work.

Key words: microtomography, material characterization, three-dimensional images, parallel processing, lightweight mortar, EVA, piassaba fibers.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Resíduos de EVA – (a) sobras do processo de corte, (b) pó originado no	
lixamento do calçado na fase de acabamento	8
Figura 2 - Amostras sem e com reforço de fibras	14
Figura 3 – Piaçava, (a) em colheita, (b) em fardo	16
Figura 4- Produção de fibras por região do Brasil em 2014	16
Figura 5 - Esquemas de procedimento de TC	19
Figura 6 - Absorção da radiação pela matéria para diferentes casos: (a)Material	
homogêneo, (b)Material heterogêneo	20
Figura 7 - Geometrias dos feixes de raio X	22
Figura 8 – Backprojection para diferentes quantidades de projeções	23
Figura 9 – Convolução, (a) somente backprojection, (b) backprojection e convolução	23
Figura 10 – Etapas do trabalho com microtomografia	24
Figura 11- Componentes de um sistema de processamento de imagens	26
Figura 12 – Imagem digital – (a) imagem completa, (b) <i>pixel</i> s da imagem e (c)	
representação matricial da imagem	28
Figura 13 – Representação de imagem tridimensional	28
Figura 14 – Influência da variação do número de amostras e de níveis de quantização r	າa
qualidade de uma imagem digital: (a) 200x200 pixels/ 256 níveis; (b) 100x100 pixels/ 25	56
níveis; (c) 25x25 <i>pixels</i> / 256 níveis; e (d) 200x200 <i>pixexls</i> /2 níveis	30
Figura 15 – Vizinhanças: (a) quatro; (b) oito; (c) seis; (d) dezoito; e (e) vinte e seis	31
Figura 16 - Quatro tipos básicos de imagem: escura, clara, baixo contraste e seus	
histogramas correspondentes	32
Figura 17 – Threshold realizado com dois limiares diferentes	34
Figura 18 – Ilustração bidimensional da Porcentagem Esférica	38
Figura 19 – Modelo SISD	42
Figura 20 – Modelo SIMD.	42
Figura 21 – Modelo MISD.	43
Figura 22 – Modelo MIMD.	44
Figura 23 – Classificação das arquiteturas paralelas proposta com Tanenbaum	44
Figura 24 – Plataforma paralela com memória centralizada	46
Figura 25 – Plataforma paralela com memória distribuída	46
Figura 26 – Curva granulométrica da areia utilizada na mistura de cimento	57
Figura 27 – Processamento dos resíduos de EVA: (a) recortes de EVA, (b) moinho de	
facas	58
Figura 28 – Preparação das fibras de piaçava utilizada nos corpos de prova	58
Figura 29 – Processo de criação dos corpos de prova	59
Figura 30 – Processo de corte das amostras com tamanho final de 2,5 x 2,5 x 4 cm	59
Figura 31 – Imagens geradas por microtomografia: (a) projeção e (b) imagem	
reconstruída.	60
Figura 32 - Ilustração da origem das bordas residuais: (a) amostra, (b) cálculo de corte	feito
observando apenas com a primeira imagem e (c) cálculo de corte feito observando toda	as
as imagens	62

Figura 33 - Histogramas das imagens geradas pelo microtomógrafo Skyscan 1173, para os tipos de mistura (A) Argamassa Pura, (B) Argamassa com EVA e (C) Argamassa com EVA e fibra
Figura 34 – Fase de segmentação: (a) imagem cortada, (b) imagem segmentada com destaque na fibra
Figura 35 – Ilustração bidimensional do código CR com sua pilha: (a) início da varredura, (b) vizinhos rotulados e colocados na pilha, (c) objeto totalmente rotulado e (d) imagem completamente rotulada
Figura 36 – Máscara de vizinhança para as abordagens de duas passagens - somente vizinhos b, c e d são analisados69
Figura 37 – Ilustração bidimensional do código 2RUN com vetor de relacionamento: (a) imagem não rotulada, (b) vizinhos com rótulos diferentes encontrados (função <i>union()</i>) (c) final da primeira passagem e (d) final da segunda passagem
Figura 38 – Os nós copiam do storage os blocos de imagem que irão processar71
Figura 39 - Os nós enviam ao nó 0 imagens que fazem borda com os blocos vizinhos72 Figura 40 - Imagens criadas para validação dos algoritmos
Figura 41 - Processo de criação das imagens de teste:
Figura 42 - Tempo de execução dos programas seriais
Figura 43 - Tempo e processamento do 2RUN2 pela quantidade de imagens
Figura 44 - Consumo de memória (em escala logarítmica) dos programas seriais
Figura 45 - <i>Speedup</i> dos programas paralelos processando de 100 a 1000 imagens e com número de processos variados96
Figura 46 - <i>Speedup</i> do programa paralelo CR_PAR processando de 1600 a 6400
Figura 47 - <i>Speedup</i> do programa paralelo 2RUN_PAR processando de 1600 a 6400
Figura 48 - Eficiência do programa CR PAR
Figura 49 - Eficiência do programa 2RUN PAR
Figura 50 - Quantidade de elementos segundo seu volume para os três tipos de amostras.
Figura 51 - Porcentagem dos elementos (escala logarítmica) pelo seu volume
Figura 52 - Porcentagem de elementos com volume maior que 4000 pela porcentagem de voxels com TOL
Figura 53 - Número de elementos com mais de 300000 voxels pela porcentagem de voxels com DOI
Figura 54 - n° de elementos com volume maior que 300000 <i>voxels</i> pela porcentagem de <i>voxels</i> com TF
Figura 55 - Porcentagem de elementos classificados pela média de tons de cinza
Figura 56 - Porcentagem de elementos classificados segundo o desvio padrão dos tons de cinza.
Figura 57 - Porcentagem de elementos classificados pela sua porcentagem esférica
Figura 58 - Porcentagem de elementos classificados pela esfericidade
Figura 59 - Porcentagem de elementos classificados pela compacidade

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Classificação das argamassas quanto à densidade	11
Tabela 2 - Número de bytes para uma imagem monocromática	29
Tabela 3 - Saída das rotinas com as imagens de validação	74
Tabela 4 - Porcentagem de elementos com porcentagem de DOI maior que 69 das	
amostras de argamassa pura e argamassa com EVA pelo volume	78
Tabela 5 - Porcentagem de elementos com porcentagem de DOI maior que 80 das	
amostras de argamassa pura e argamassa com EVA pelo volume	79
Tabela 6 - Relação da porcentagem de elementos encontrados nas amostras de	
argamassa pura pelo nível de elongação	82
Tabela 7 - Relação da porcentagem de elementos encontrados nas amostras de	
argamassa com EVA pelo nível de elongação	82
Tabela 8 - Relação da porcentagem de elementos encontrados nas amostras de	
argamassa com EVA e fibras pelo nível de elongação	82
Tabela 9 - Relação da porcentagem de elementos encontrados nas amostras de	
argamassa pura pela porcentagem esférica	83
Tabela 10 - Relação da porcentagem de elementos encontrados nas amostras de	
argamassa com EVA pela porcentagem esférica	83
Tabela 11 - Relação da porcentagem de elementos encontrados nas amostras de	
argamassa com EVA reforça com fibras pela porcentagem esférica	83
Tabela 12 - Massa dos elementos da amostra de argamassa + EVA + Fibra que não s	ofreu
ensaio mecânico	85
Tabela 13 - Massa dos elementos da amostra de argamassa + EVA + Fibra que sofreu	r
ensaio mecânico em 100%	85
Tabela 14 - Elementos encontrados e classificados em todas as amostras de argamas	sa
pura	86
Tabela 15 - Elementos encontrados e classificados em todas as amostras de argamas	sa
com EVA	86

LISTA DE SIGLAS

ABICALÇADOS	Associação Brasileira das Indústrias Calçadistas
ABIPLAST	Associação Brasileira da Indústria do Plástico
ABNT	Associação Brasileira de Normas Técnicas
CACAU	Centro de Armazenamento de dados e Computação
COMA	Cache Only Memory Access
COW	Cluster of Workstations
СР	Corpo de Prova
ТЕ	Tons de Cinza Escuro
ΤΟΙ	Tons de Cinza de Interesse
EP	Elementos de Processamento
EVA	Etileno-Acetato de Vinila
FIHP	Federación Iberoamericana de Hormigón Premesclado
FLOP	Operações de Ponto Flutuante por Segundo
IBRAM	Instituto Brasileiro de Mineração
IFM	Índice de Fragmentação Multidimensional
MIMD	Multiple Instruction Multiple Data
MISD	Multiple Instruction, Single Data Stream
MPI	Message Passing Interface
NBCGIB	Núcleo de Biologia Computacional e Gestão de Informações Biotecnológicas
NFS	Network File System
NUMA	NonUniform Memory Access
ROI	Região de Interesse

SIMD	Single Instruction Multiple Data
SISD	Single Instruction Single Data
тс	Tomografia Computadorizada
UESC	Universidade Estadual de Santa Cruz
UFRJ	Universidade Federal do Rio do Janeiro
UMA	Uniform Memory Access
μTC	Microtomografia Computadorizada

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	1
2	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	5
2.1	Meio ambiente, Resíduos Sólidos e EVA	5
2.2	Concretos e argamassas leves	9
2.3	Agregados	12
2.4	Fibras como elemento de reforço	13
2.4.1	Piaçava	15
2.5	Tomografia de raios X	17
2.5.1	Bases Matemáticas da TC	20
2.5.2	Funcionamento de um microtomógrafo	21
2.6	Processamento digital de imagens	25
2.6.1	Imagem Digital	27
2.6.2	Conectividade	31
2.6.3	Histograma	31
2.6.4	Segmentação de imagem	32
2.6.4.1	Limiarização	33
2.7	Rotulação de elementos conexos em imagens binarizadas	34
2.7 2.8	Rotulação de elementos conexos em imagens binarizadas Volume e área de superfície	34 36
2.7 2.8 2.9	Rotulação de elementos conexos em imagens binarizadas Volume e área de superfície Métricas utilizadas para a caracterização de objetos tridimensionais	34 36 36
2.72.82.92.9.1	Rotulação de elementos conexos em imagens binarizadas Volume e área de superfície Métricas utilizadas para a caracterização de objetos tridimensionais Descritores Geométricos	34 36 36 37
 2.7 2.8 2.9 2.9.1 2.9.2 	Rotulação de elementos conexos em imagens binarizadas Volume e área de superfície Métricas utilizadas para a caracterização de objetos tridimensionais Descritores Geométricos Descritores de Tons	34 36 36 37 39
 2.7 2.8 2.9.1 2.9.2 2.10 	Rotulação de elementos conexos em imagens binarizadas Volume e área de superfície Métricas utilizadas para a caracterização de objetos tridimensionais Descritores Geométricos Descritores de Tons Processamento paralelo	34 36 36 37 39 40
 2.7 2.8 2.9.1 2.9.2 2.10 2.10.1 	Rotulação de elementos conexos em imagens binarizadas Volume e área de superfície Métricas utilizadas para a caracterização de objetos tridimensionais Descritores Geométricos Descritores de Tons. Processamento paralelo Classificação dos Sistemas Paralelos	34 36 37 39 40 41
 2.7 2.8 2.9.1 2.9.2 2.10.1 2.10.1 2.10.2 	Rotulação de elementos conexos em imagens binarizadas Volume e área de superfície Métricas utilizadas para a caracterização de objetos tridimensionais Descritores Geométricos Descritores de Tons Processamento paralelo Classificação dos Sistemas Paralelos Modelos de programação	34 36 36 37 39 40 41 45
 2.7 2.8 2.9.1 2.9.2 2.10.1 2.10.2 2.10.2.1 	Rotulação de elementos conexos em imagens binarizadas Volume e área de superfície Métricas utilizadas para a caracterização de objetos tridimensionais Descritores Geométricos Descritores de Tons Processamento paralelo Classificação dos Sistemas Paralelos Modelos de programação Memória compartilhada	34 36 37 39 40 41 45 45
 2.7 2.8 2.9.1 2.9.2 2.10.1 2.10.2 2.10.2.1 2.10.2.2 	Rotulação de elementos conexos em imagens binarizadas Volume e área de superfície Métricas utilizadas para a caracterização de objetos tridimensionais Descritores Geométricos Descritores de Tons Processamento paralelo Classificação dos Sistemas Paralelos Modelos de programação Memória compartilhada Memória Distribuída	34 36 37 39 40 41 45 45 46
 2.7 2.8 2.9 2.9.2 2.10.1 2.10.2 2.10.2.1 2.10.2.2 2.10.2.2 2.10.3 	Rotulação de elementos conexos em imagens binarizadas	34 36 37 39 40 41 45 45 46 47
 2.7 2.8 2.9 2.9.2 2.10.1 2.10.2 2.10.2.1 2.10.2.2 2.10.2.2 2.10.3 2.10.4 	Rotulação de elementos conexos em imagens binarizadas	34 36 37 39 40 41 45 45 46 47 48
 2.7 2.8 2.9 2.9.1 2.9.2 2.10.1 2.10.2 2.10.2.1 2.10.2.2 2.10.3 2.10.4 2.11 	Rotulação de elementos conexos em imagens binarizadas	34 36 37 39 40 41 45 45 46 47 48 50
 2.7 2.8 2.9 2.9.1 2.9.2 2.10.1 2.10.2 2.10.2.1 2.10.2.2 2.10.3 2.10.4 2.10.4 2.11 3 	Rotulação de elementos conexos em imagens binarizadas	34 36 37 39 40 41 45 45 46 47 48 50 56
 2.7 2.8 2.9 2.9.1 2.9.2 2.10 2.10.1 2.10.2 2.10.2.1 2.10.2.2 2.10.3 2.10.4 2.10.4 2.11 3 3.1 	Rotulação de elementos conexos em imagens binarizadas	34 36 37 39 40 41 45 45 45 46 47 50 56 56

4	MÉTODOS	61			
4.1	Processamento de imagens digitais	61			
4.1.1	Pré-processamento				
4.1.2	Segmentação				
4.1.3	Processamento				
4.1.3.1	Primeira Abordagem Serial	65			
4.1.3.2	Segunda Abordagem Serial	67			
4.1.3.3	Terceira Abordagem Serial				
4.1.3.4	Abordagens Paralelas				
5	RESULTADOS E DISCUSSÃO				
5.1	Validação dos algoritmos				
5.2	Análise dos dados obtidos para classificação				
5.3	Validação dos critérios de classificação				
5.4	Avaliação do desempenho, eficiência e consumo de memória				
5.4.1	Avaliação dos algoritmos seriais				
5.4.2	Avaliação dos algoritmos paralelos				
6	CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS	102			
REFER	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS				
APÊND	ICE A – PSEUDOCÓDIGO DO PROGRAMA CR				
APÊNDICE B – PSEUDOCÓDIGO DO PROGRAMA 2RUN					
APÊNDICE C – PSEUDOCÓDIGO DO PROGRAMA 2RUN2					
APÊND	ICE D – PSEUDOCÓDIGO DA ROTINA DE CLASSIFICAÇÃO	119			

1 INTRODUÇÃO

Com os avanços tecnológicos das últimas décadas e o desenfreado processo de urbanização, o meio ambiente vem sofrendo constantes agressões, em especial no descontrole na exploração de recursos naturais e no volume crescente de resíduos sólidos despejados na natureza.

A reciclagem e a reutilização dos resíduos provenientes de processos industriais se apresentam com uma solução para resolver este grave problema, podendo trazer benefícios, gerar lucros e proporcionar um ambiente mais sustentável.

O Brasil tem um dos maiores parques industriais calçadistas do mundo e um mercado consumidor tão grande quanto, gerando milhares de toneladas de resíduos todo ano. Um desses resíduos é o EVA, um polímero que não é biodegradável, não é facilmente reciclável e é de difícil descarte. Um destino viável para este resíduo é o seu uso na construção civil.

A incorporação do EVA nos compósitos cimentícios usados na construção civil diminui a massa dos mesmos, originando assim argamassas e concretos leves. Esse novo material tem diversas vantagens em relação ao convencional, como a diminuição da massa específica, a melhora das características acústicas e térmicas sem o aumento da espessura do material e a melhoria da relação resistência/peso na construção de edifícios altos.

Entretanto, estudos indicam que a adição dos grãos de EVA diminui a capacidade do compósito de suportar tensões (Silva et al. 2013). Com o intuito de recuperar parte da resistência perdida, é possível adicionar fibras de reforço a esses compósitos. Dos diversos tipos de fibra que podem ser usadas para esse fim encontram-se as fibras vegetais. Pensando na sustentabilidade e no incentivo a

produção local uma alternativa viável é a fibra da piaçava. A palmeira Attalea Funifera Martius, conhecida por piaçava ou piaçaba é uma espécie nativa, abundante e endêmica do sul do estado da Bahia.

Com o surgimento deste novo compósito se faz necessário o estudo e análise de sua estrutura. Entre as técnicas não destrutivas mais modernas de análise de materiais tem-se a tomografia computadorizada (TC) e mais especificamente a micro tomografia computadorizada (μ TC). Com μ TC pode-se gerar imagens tridimensionais do interior de um objeto como resultado do empilhamento de um conjunto de fatias de imagens bidimensionais. Através da técnica de μ TC podem ser realizadas análises qualitativas e quantitativas da microestrutura de um objeto (Godoi et. al 2011).

Entretanto, o trabalho com imagens tridimensionais de µTC demanda recursos computacionais substanciais, como elevado tempo de CPU e uso de memória. Para que as imagens sejam processadas em tempo razoável e para que a memória principal de uma única máquina não limite o tamanho dessas imagens, alternativas paralelas com o uso de memória distribuída podem ser usadas.

O estudo de novos materiais que diminuam o descarte de resíduos sólidos na natureza, o incentivo à produção agrícola local e a utilização de técnicas não destrutivas que diminuam o custo destas pesquisas é um tema atual e de extrema importância para o desenvolvimento sustentável.

Este trabalho tem como objetivo caracterizar argamassas leves, compostas de EVA e fibras de piaçava, através de análise tridimensional de imagens obtidas por meio de µTC. Para tanto foram criados algoritmos de alta eficiência, seriais e paralelos, com o intuito de extrair informações como volume, área de superfície, porcentagem esférica dos agregados, média dos tons de cinza, assim como a porosidade, etc.

Para o tratamento das imagens foram utilizadas técnicas de préprocessamento, segmentação e processamento. No processamento diversas abordagens serão testadas e comparadas, tendo como métricas o tempo de processamento e o consumo de memória. Visando diminuir o tempo de processamento e viabilizar a análise de imagens maiores, as rotinas foram paralelizadas e seu *speedup* e eficiência analisados.

Com a realização deste trabalho foram cumpridos os seguintes objetivos específicos:

- a) desenvolver metodologia e rotinas computacionais serias para processar as imagens utilizando ferramentas de processamento de imagens;
- b) paralelizar as rotinas para que possam apresentar seus resultados em tempo hábil e sejam capazes de processar imagens de qualquer tamanho;
- c) avaliar o desempenho das rotinas criadas;
- d) obter descritores geométricos e de tons de cinza dos elementos das imagens;
- e) criar rotina que analise os descritores e seja capaz de caracterizar a argamassa, discriminando seus agregados, poros e fissuras;
- f) diminuir o impacto ambiental causado pela poluição proveniente do resíduo de EVA;
- g) incentivar a cultura agrícola regional viabilizando o uso da piaçava na construção civil.

Este trabalho foi organizado em seis capítulos, sendo este o primeiro capítulo, que apresenta a introdução com justificativa, relevância e objetivos da pesquisa.

O segundo apresenta uma revisão bibliográfica dos conceitos básicos que sustentam o desenvolvimento deste trabalho referente a resíduos sólidos, concretos e argamassas leves, tomografia computadorizada, processamento de imagens digitais e processamento paralelo. Além disso, é apresentado o levantamento do estado da arte no uso da microtomografia computadorizada na análise de materiais.

No terceiro capítulo são apresentados os materiais utilizados neste trabalho. Descreve-se a produção das argamassas e dos corpos de prova, além do processo de aquisição de imagens tomográficas. O quarto capítulo descreve os métodos utilizados para o pré-processamento, para a segmentação e para o processamento das imagens. Discorre-se sobre as abordagens de processamento utilizadas e suas versões paralelas.

No capítulo cinco são apresentados os resultados obtidos do trabalho. Organizado em validação dos resultados, avaliação de desempenho e análise dos dados obtidos.

O capítulo seis apresenta as conclusões e os trabalhos futuros

Além destes capítulos, encontra-se um Apêndice com os pseudocódigos dos programas desenvolvidos neste trabalho.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 Meio ambiente, Resíduos Sólidos e EVA

Com os acelerados avanços tecnológicos, as explorações de recursos naturais passaram a ser executadas de maneira intensa, colocando em risco a existência de recursos não renováveis. A solução para essa problemática ambiental é considerada cada vez mais urgente para evitar a escassez desses recursos.

O equilíbrio entre o consumo dos recursos naturais e a conservação do meioambiente, deve ser visto como compromisso da sociedade. Além disso, a cadeia produtiva das indústrias gera uma quantidade de resíduos maior que a capacidade do meio ambiente de assimilá-los.

Segundo Associação Brasileira de Normas Técnicas (ABNT) em NBR 10004 (ABNT, 2004) os resíduos sólidos são aqueles em estados sólido e semissólido, que derivam de atividades de origem industrial, doméstica, hospitalar, comercial, agrícola, de serviços e de varrição. Também fazem parte os lodos derivados dos sistemas de tratamento de água, os originados em equipamentos e instalações de controle de poluição, assim como alguns líquidos cujas características tornem inviável o seu despejo na rede pública de esgotos ou corpos de água, ou que careçam para isso de tratamento economicamente inviável.

Ainda conforme a NBR 10004 (ABNT, 2004), os resíduos são classificados em:

- a) resíduos classe I Perigosos;
- b) resíduos classe II Não perigosos;

- resíduos classe II A - Não inertes.

resíduos classe II B – Inertes.

Os resíduos classe I – Perigosos, possuem características que, em função de suas propriedades físicas, químicas ou infectocontagiosas, podem apresentar:

- a) risco à saúde pública, provocando mortalidade, incidência de doenças ou aumentando seus índices;
- b) riscos ao meio ambiente, quando o resíduo for gerenciado de forma inadequada, ou seja, inflamável, corrosivo, reativo, toxico, patogênico ou constem nos anexos A ou B da norma referida norma.

Resíduos classe II - Não perigosos.

Resíduos classe II A - Não inertes, aqueles que não se enquadram nas classificações de resíduos classe I ou de resíduos classe II B. Os resíduos classe II A podem ter características como biodegradabilidade, combustibilidade ou solubilidade em água.

Resíduos classe II B – Inertes, resíduos que, quando amostrados de uma forma representativa, segundo a NBR 10007 (ABNT, 2004), e tendo contato com água destilada ou desionizada, à temperatura ambiente, conforme NBR 10006 (ABNT, 2004), não poluírem de água, comprometendo sua potabilidade, excetuando-se aspecto, cor, turbidez, dureza e sabor.

O Brasil produziu em 2014 aproximadamente 78,6 milhões de toneladas de resíduos sólidos, 2,9% a mais que em 2013, índice superior à taxa de crescimento populacional no país no período, que foi de 0,9% (ABRESP, 2014).

Existem diversos estudos que tratam da importância do descarte final de resíduos sólidos e da separação de materiais aproveitáveis, diminuindo assim o montante que se acumula nos aterros e a extração de mais recursos naturais para a fabricação de novos produtos.

Os resíduos sólidos oriundos na indústria podem ser descartados, reinseridos no processo produtivo ou destinados à reciclagem. O tratamento, a destinação ou o armazenamento inadequado dos resíduos sólidos industriais colaboram para a degradação do meio ambiente, podendo causar riscos à saúde. Em compensação, quando estes resíduos são tratados de forma correta, podem trazer benefícios, gerar lucros e propiciar um ambiente mais sustentável, além de contribuir positivamente para a imagem das organizações envolvidas (SOARES; ARAÚJO, 2015).

Segundo a Associação Brasileira das Indústrias Calçadistas o parque calçadista brasileiro é formado por mais de oito mil empresas e emprega diretamente cerca de 340 mil pessoas, produzindo 900 milhões de calçados por ano (ABICALÇADOS, 2016).

A qualidade final dos calçados depende da combinação de propriedades originais de componentes químicos, metais, papel, couro entre outros adicionados durante o processo de fabricação. Entre os materiais clássicos para fabricação de calçados destacam-se o couro, sola de couro, borracha, policloreto de vinila – PVC, poliuretano – PV, ABS e EVA (CULTRI et al., 2006).

O EVA é um polímero, cuja principal aplicação são chapas reticuladas e expandidas utilizadas na produção de solados, entressolas e palmilhas na indústria calçadista, que é responsável por 69% do mercado desse produto (APOIO AMBIENTAL, 2016). Diferentes dos materiais termoplásticos, que podem sofrer o processo de mudança de estado físico repetidas vezes, os termofixos como o EVA solidificam-se através de uma reação química não reversível por calor. Isso significa que os derivados de EVA não são facilmente recicláveis como os de outras resinas.

O resíduo de EVA é classificado como resíduo sólido de classe II B pela ABNT NBR 10004. É composto pelos retalhos que sobram do processo de corte mecânico das chapas no formato da sola, entressola ou palmilha (figura 1(a)) e pelo pó originado no lixamento do calçado na fase de acabamento (figura 1(b)) (ROCHA, 2008). Como o EVA tem uma massa unitária baixa (100 a 107 kg/m³) e não é biodegradável, o volume gerado se acumula em aterros.



Figura 1 - Resíduos de EVA – (a) sobras do processo de corte, (b) pó originado no lixamento do calçado na fase de acabamento.

Fonte: Filho et. al, (2003)

Segundo a Associação Brasileira da Indústria do Plástico o consumo aparente dos transformados de plásticos em 2014 foi de 7,24 milhões de toneladas, e 1,5% desse total foi de EVA, ou seja, 108.600 toneladas (ABIPLAST, 2014).

Como já foi citado, cerca de 69% desse material é consumido pela indústria calçadista onde o processo de corte e acabamento de chapas expandidas gera uma média de 18% em massa de material residual (ZATTERA et al., 2005). Assim o montante estimado de resíduos de EVA gerados no Brasil pela indústria calçadista em 2014 foi na ordem de 13.488 toneladas.

Garlet (1998) afirma que muitas indústrias depositam esses resíduos em áreas a céu aberto, causando problemas como: poluição visual, proliferação de insetos e pequenos animais, além de existir uma ameaça constante de combustão do material.

O destino dos resíduos da indústria de calçados, em geral, tem sido alimentar os fornos de indústrias de cimento, embora o material tenha potencial de ser reciclado como agregado leve na produção de compósitos aproveitáveis na construção civil (BEZERRA, 2002)

A área da construção civil tem absorvido inúmeros tipos de resíduos sólidos reciclados nas construções. Isso produz benefícios como a diminuição da

quantidade de matérias-primas extraídas da natureza, a redução do consumo de energia na produção de novos materiais e a diminuição na emissão de poluentes no meio ambiente.

A incorporação de novos materiais nessa área como, por exemplo, resíduos cerâmicos da construção civil (COSTA et al.,2016), cinzas do bagaço da cana de açúcar (NUNES et al., 2008) e da palha de arroz (LIBÓRIO; SOUZA, 2016), resíduos de vidro (OLIVEIRA et al., 2012), dentre outros, tem sido estudada (STRECKER et al., 2014).

2.2 Concretos e argamassas leves

Os compósitos são materiais constituídos de duas fases, a primeira fase predominante é chamada matriz e a fase secundária chamada de reforço ou carga. Com a mistura, procura-se a aquisição ou melhoria de propriedades que estes materiais, separadamente, não possuem. Nos compósitos cimentícios, a carga é formada por partículas de agregados com diversos tamanhos, formas e origens, envolvidas por uma matriz de pasta de cimento (NEVILLE, 2010). Dentre os principais compósitos cimentícios encontramos a argamassa e o concreto.

A NBR 13281 (ABNT, 2005) define argamassa como uma mistura homogênea de agregado(s) miúdo(s), aglomerante(s) inorgânico(s) e água, com a incorporação ou não de aditivos, com propriedades de aderência e endurecimento, podendo ser dosada em obra ou em instalação própria.

A utilização da argamassa e do concreto (seu derivado) remonta a antiguidade. A argamassa mais antiga descoberta está na Galileia, em Israel próximo a Yiftah'el e estimasse que tenha 10.000 anos de idade. (CEMEX MORTARS, 2016). Estudos traçam a utilização da argamassa e do concreto ao longo da história dos Sírios, Egípcios, Gregos e Romanos (GROMICKO; SHEPARD, 2016).

Com o surgimento do cimento Portland (patenteado em 1824) as argamassas sofreram grandes mudanças, pois com a incorporação do cimento, houve melhoras

em sua resistência mecânica e um aumento na aderência às bases. Hoje as argamassas utilizadas em obras são comumente compostas de areia natural lavada, e os aglomerantes são em geral a cal hidratada ou o cimento Portland (FIORITO, 2010).

Segundo a NBR 12655 (ABNT, 2015) o concreto é o material constituído pela mistura homogênea de cimento, agregados miúdos e graúdos e água, com ou sem a incorporação de componentes minoritários, que desenvolve suas propriedades pelo endurecimento da pasta de cimento (cimento e água).

Para Metha e Monteiro (2006), o concreto é um material compósito que consiste essencialmente de um ligante dentro do qual são incorporadas partículas ou fragmentos de agregado. No concreto hidráulico, o ligante é formado a partir de uma mistura de cimento hidráulico e água.

Ainda segundo Metha e Monteiro (2006), argamassa é como o concreto, porém, sem agregados graúdos. Logo, eles compartilham algumas características, desde que tais características não sejam adquiridas pela inserção dos agregados graúdos.

Estima-se que anualmente são consumidas 11 bilhões de toneladas de concreto no mundo, o que, segundo a *Federación Iberoamericana de Hormigón Premesclado* (FIHP), resulta aproximadamente em 1,9 toneladas de consumo médio de concreto por habitante por ano, este valor é inferior apenas ao consumo de água. No Brasil, esse número gira em torno de 30 milhões de metros cúbicos (PEDROSO, 2009).

O concreto pode ser classificado pela sua massa específica seca conforme a NBR 12655 (ABNT, 2015). Quando a massa é inferior a 2000 kg/m³ o concreto é considerado leve, possuindo massa entre 2000 kg/m³ e 2800 kg/m³ é considerado normal e finalmente considerado pesado ou denso quando a massa é superior a 2800 kg/m³.

Assim como o concreto, a argamassa também pode ser classificada em leve, normal ou pesada de acordo à densidade da sua massa. A tabela 1 mostra as faixas de densidade de cada classificação, assim como os principais agregados empregados para a sua composição e principais áreas de uso.

Argomocco	Densidade de	Principais	Lleos/obcom/2000	
Arganiassa	massa A(g/cm ³)	empregados	0303/0036174ç063	
		Vermículita,	Isolamento térmico	
Leve	< 1,40	perlita, argila	e acústico	
		expandida		
		Areia de rio	Aplicações	
Normal	2,30 ≤ A ≤1,40	(quartzo) e	convencionais	
		calcário britado	convencionale	
Pesada	> 2.30	Barita (sulfato de	Blindagem de	
1 03000	2,00	bário)	radiação	

Tabela 1 - Classificação das argamassas quanto à densidade.

Fonte: CARASEK (2007).

Uma das maneiras de se obter concretos e argamassas leves é utilizar um agregado leve poroso de massa específica baixa, no lugar do agregado convencional. Segundo Rossignolo (2009), a ampla utilização do concreto leve é atribuída aos benefícios advindos da diminuição da massa específica do concreto, como a redução de esforços na estrutura das edificações, a economia com fôrmas e cimbramento, e também a diminuição dos custos com transporte e montagem de construções pré-fabricadas.

Ainda conforme Rossignolo (2009) além da redução da massa específica, a substituição dos agregados usuais por agregados leves pode acarretar em mudanças significativas em outras importantes propriedades do material, com ênfase para trabalhabilidade, resistência mecânica, módulo de deformação, durabilidade, estabilidade dimensional, condutividade térmica, resistência a altas temperaturas e espessura da zona da transição entre o agregado e a pasta de cimento.

2.3 Agregados

A NBR 12655 (ABNT, 2015) conceitua agregados como materiais granulares, geralmente inertes, com dimensões e propriedades adequadas para a preparação de argamassa ou concreto.

A produção dos agregados da mineração, segmento que produz matériaprima mineral bruta ou beneficiada para uso na construção civil, continua em alta no Brasil. De acordo com o Instituto Brasileiro de Mineração (IBRAM, 2016), a estimativa de consumo de agregados no Brasil em 2012 foi de 696 milhões de toneladas e em dez anos, este volume deve subir para 1,12 bilhão de toneladas.

Os agregados são considerados inertes, pois não entram nas reações químicas complexas com a água. No entanto segundo Metha e Monteiro (2006), devido à crescente consciência do papel exercido pelos agregados para determinar várias propriedades importantes do concreto, a visão clássica de que agregados são inertes está sendo seriamente questionada. As características dos agregados que são significantes para a produção do concreto incluem porosidade, classificação ou distribuição de tamanho, absorção de umidade, forma e textura da superfície, resistência ao esmagamento, módulo de elasticidade, e do tipo de substâncias deletérias presente.

Os agregados podem ser classificados pela dimensão de suas partículas, sua origem e pela sua massa específica.

Quanto à dimensão das partículas a NBR 7211 (ABNT, 2009) divide os agregados em miúdos e graúdos. Os agregados ditos miúdos são agregados pelos quais os grãos passam numa peneira com abertura de malha de 4,75 mm, já os ditos graúdos são agregados que os grãos passam pela peneira com abertura de malha 75 mm e ficam retidos na peneira com abertura de malha de 4,75 mm.

Em sua maioria, os agregados para concreto são areia, pedregulho e pedra britada oriundas de jazidas naturais, e são portando nomeados como agregados naturais. Já os materiais processados termicamente, tais como argila expandida e xisto que são usados para a produção de concreto leve, são chamados agregados artificiais ou sintéticos. Agregados feitos de subprodutos industriais, por exemplo, escória de alto-forno e cinza volante, também pertencem a esta categoria. Rejeitos urbanos e concreto reciclado de demolições de edifícios e pavimentos também têm sido pesquisados para uso como agregados (METHA; MONTEIRO, 2006).

No tocante à massa específica dos agregados, a NBR 12655 (ABNT, 2015) denomina agregado leve aquele que possui massa específica baixa (≤ 2000 kg/m³), como, por exemplo, os agregados expandidos de argila, escória siderúrgica, vermiculita, ardósia, resíduos de esgoto sinterizado e outros. Em contrapartida, os agregados densos ou pesados possuem massa específica elevada (≥ 3000 kg/m³), por exemplo, barita, magnetita, limonita e hematita.

Ainda conforme em Rossignolo (2009), os agregados leves naturais são obtidos por meio da extração direta em jazidas, seguida de classificação granulométrica. Esse agregado tem escassa aplicação em concretos estruturais por causa da grande variabilidade de suas propriedades e da disponibilidade e localização das jazidas. Como exemplos, temos a pedra-pomes e o tufo vulcânico.

2.4 Fibras como elemento de reforço

Segundo Metha e Monteiro (2006), concretos reforçados com fibra são concretos contendo cimento hidráulico, água, agregados e fibras discretas e descontínuas. As fibras podem ser de vários formatos e tamanhos, e feitas de aço, plástico, vidro e materiais naturais.

O uso de fibras descontínuas adicionadas ao concreto iniciou-se a partir de 1960, quando surgiram no mercado novos produtos tais como fibras metálicas, minerais e de vidro (BRESCANSIN, 2003).

A inserção de fibras em materiais rígidos faz com que parte da força atuante sobre o corpo seja compartilhada com elas. Isso diminui o nível de tensão sobre as partes mais solicitadas do corpo, diminuindo o comprometimento causado por ocasionais defeitos microestruturais e aumentando a resistência mecânica do material. Além disso, com a redistribuição de tensão, a energia elástica armazenada não será dissipada através de um único ponto de propagação, mas possivelmente por várias microtrincas, como é ilustrado na figura 2. Os tamanhos de cada microtrincas geradas, bem como a perda de resistência causada, serão inferiores ao causado por uma única trinca, ainda que sua área superficial total seja a mesma (PERET et al. 2003).



Figura 2 - Amostras sem e com reforço de fibras. Fonte: (METHA; MONTEIRO, 2006).

De acordo com Metha e Monteiro (2006), o tipo de fibra e a fração do seu volume tem um efeito marcante nas propriedades do concreto. É possível classificar o compósito reforçado com fibra em função da fração volumétrica das fibras:

- Fibras com baixa fração volumétrica menor que 1% de fibras incorporadas, são utilizadas para reduzir a fissuração por retração. São usadas em lajes e pavimentos com grande superfície exposta, que são peças estruturais com altos níveis de fissuração por retração. A fim de diminuir a fissuração por retração nas barras e malhas de aço, as fibras proporcionam vários benefícios, como: distribuição de carga eficiente quando são distribuídas uniformemente em três dimensões; são menos sensíveis à corrosão do que as barras de aço; e podem reduzir o custo de mão de obra para lançamento das barras e malhas de aço.
- Fibras com fração volumétrica moderada entre 1% e 2%, aumentam o módulo de ruptura, de tenacidade à fratura e de resistência ao impacto.
 São empregadas no concreto projetado.

 Fibras com alta fração volumétrica - maior que 2%, levam ao endurecimento dos compósitos. São chamados de compósitos de alto desempenho reforçado com fibras.

Uma grande variedade de fibras tem sido utilizada como reforço de compósitos cimentícios, tais como fibras de aço (CAMPELO, 2013), de polipropileno (CAMPELO, 2013), de poliéster, de vidro (OKADA et al., 2013), de amianto, fibras vegetais (BRESCANSIN, 2003; SILVA et al., 2013; SOARES et al., 2012), acrílica (OLIVEIRA et al., 2007), entre outras.

No Brasil, a utilização de fibras vegetais com a finalidade de reforço de matrizes começou na PUC-Rio em 1979, onde estudos foram realizados com argamassa de cimento reforçado com fibras de coco. O empenho pelo uso das fibras naturais como reforço está ligado ao seu baixo custo, alta disponibilidade e por demandas ambientais e econômicas, pois os materiais tradicionais de construção oferecem um custo bastante elevado, explicado pelo alto consumo de energia e transporte. (BRESCANSIN, 2003)

2.4.1 Piaçava

Das muitas plantas com potencial para gerar fibras aproveitáveis como reforço de compósitos da construção civil se encontra a palmeira *Attalea funifera Martius* (figura 3(a)), conhecida por piaçava ou piaçaba, é uma espécie nativa e endêmica do sul do estado da Bahia. O nome vulgar piaçava é de origem tupi, traduzido como "planta fibrosa" com a qual se faz utensílios caseiros. No período colonial as fibras (figura 3(b)) eram procuradas por navegadores de várias nacionalidades para fabricação de cordas utilizadas como amarra de navios, por oferecerem mais segurança às embarcações (CASALI, 2016).



Figura 3 – Piaçava, (a) em colheita, (b) em fardo. Fonte: Souza (2012)

A palmeira se desenvolve bem em solos de baixa fertilidade e com características físicas inadequadas para a exploração econômica de muitos cultivos, produz fibra longa, resistente, rígida, lisa, de textura impermeável e de alta flexibilidade. Como necessita de poucos recursos financeiros para o plantio, manutenção e exploração, a piaçaveira torna-se uma opção agrícola atraente, pelos reduzidos riscos e altos rendimentos que proporciona ao investidor (CASALI, 2016).

Grandes Regiões e Unidades da Federação produtoras	Fibras							
	Buriti		Carnaúba		Piaçava		Outras	
	Quantidade (t)	Valor (1 000 R\$)						
Brasil	466	2 253	1 878	2 996	45 758	94 302	371	923
Norte	260	408	-	-	2 167	3 114	238	613
Acre	-	-	-	-	1	2	-	-
Amazonas	2	2	-	-	2 166	3 112	181	444
Pará	258	406	-	-	-	-	55	168
Tocantins	0	1	-	-	-	-	2	1
Nordeste	206	1 845	1 878	2 996	43 591	91 189	133	310
Maranhão	148	1 613	8	27	7	14	-	-
Ceará	5	19	1 860	2 965	-	-	87	294
Rio Grande do Norte	-	-	10	4	-	-	-	-
Bahia	53	213	-	-	43 585	91 174	45	16

Figura 4- Produção de fibras por região do Brasil em 2014.

Fonte: IBGE (2014).

Das 45.758 toneladas produzidas no Brasil em 2014, 43.585 foram provenientes do estado da Bahia, como pode ser visto na figura 4 (IBGE, 2014). Isso torna a fibra de piaçava um alvo natural das pesquisas em diversas áreas nessa região.

Resíduos de fibra de piaçava são gerados em diversas fases do seu processamento. Na fase de limpeza e penteamento da fibra, é gerado cerca de 30% de refugo, que são atualmente queimados ao ar livre. Esses resíduos, cerca de 13.727 toneladas em 2014, podem ser aproveitados desde que separados da palha. Outro resíduo de fácil aproveitamento advém das fábricas de vassoura, onde se descarta grande parte das fibras com menos de 50 cm de comprimento (SAVASTANO JUNIOR; PIMENTEL, 2000).

De acordo com Agopyan e Savastano Jr. (1997) a fibra de piaçava possui massa específica de 1054 Kg/m³, absorção máxima de 34,4% a 108%, alongamento na ruptura de 6%, resistência a tração de 143 MPa, módulo de elasticidade de 5,6 GPa e diâmetro médio de 0,95 mm (SOUZA, 2012).

2.5 Tomografia de raios X

Para o estudo de materiais e suas estruturas, técnicas destrutivas e não destrutivas podem ser utilizadas. Callister e Rethwisch (2009) definem o termo ensaio não destrutivo como técnicas que não devem destruir o material/estrutura que está sendo examinado. Tais técnicas são empregadas para avaliar os componentes estruturais que estão em uso, a procura de defeitos que poderiam levar a uma falha prematura. Além disso, são usados como meios de controle de qualidade dos processos de fabricação. Segundo Mees et al. (2003) a tomografia de raios X é uma técnica não destrutiva que permite a visualização da estrutura interna dos objetos, determinada principalmente por variações na densidade e composição atômica.

Segundo Carvalho (2007), desde a descoberta dos raios X, eles têm sido utilizados como método de diagnóstico em medicina, pelo meio da radiografia e da

radioscopia. Com o passar dos anos, o diagnóstico radiológico passou por expressivo avanço tecnológico, pela produção de aparelhos de maior qualidade e potência, acarretando em melhor aproveitamento da radiação, entre os que se encontram os microtomógrafos.

No início dos anos 70, com o avanço dos recursos computacionais foi criado um método para encontrar uma função real de uma região finita de um plano, dado suas integrais de linha ao longo de todas as linhas retas que interceptam a região. A solução encontrada é útil para problemas da radiologia e radioterapia envolvendo coeficientes de absorção de raios X em distribuições não homogêneas (FERNANDES, 2012).

Na tomografia chamada de linear, que precedeu a TC, a imagem era produzida através do obscurecimento de regiões indesejadas da imagem, o que tornava a técnica limitada. Na tomografia computadorizada é feita uma reconstrução matemática com os dados adquiridos das projeções de raios X na amostra, para produção de cortes transversais, perpendiculares à dimensão axial do material analisado. A TC gera imagens mais realistas por apresentar a atenuação média de cada pequeno elemento de volume, ordenando a informação de atenuação do feixe de raios X, e traduzindo a informação de forma quantitativa, com precisão superior a conseguida por técnicas convencionais (NETO et al., 2011).

Segundo Lima (2007) a análise é realizada obtendo as projeções do corpo de prova (CP) a partir de várias direções. Um dos modos é rotacionar o corpo de prova segundo a direção da radiação e com isso é medida, em cada passo, a atenuação da radiação (figura 5(a)). Cada projeção é capturada com o objeto rotacionado de certo ângulo em relação à posição original, de modo que, se obtém uma projeção para cada ângulo. Outro modo é girar o conjunto fonte-detector em torno do CP (figura 5(b)).



Figura 5 - Esquemas de procedimento de TC. Fonte: Lima (2007) e Sakamoto (2016).

Com respeito à figura 5(a), através da modificação das distâncias entre a amostra e a fonte de raios X (a) e entre a amostra e o detector (b), é possível realizar o ensaio tomográfico com diferentes magnificações. Em outras palavras, modificando as distâncias a e b é possível fazer as tomografias com a ampliação que se desejar. Entretanto, quanto maior for o valor de magnificação, menor será a resolução, mas o efeito de penumbra geométrica será aumentado. Isso causa uma sombra nas bordas da imagem, prejudicando a sua qualidade. Logo, tem-se que avaliar o custo/benefício na escolha do fator de magnificação que será empregado no ensaio (LIMA, 2007).

A maior e mais evidente limitação da tomografia de raios X é a resolução alcançada (CNUDDE et al, 2006). O avanço tecnológico possibilita atualmente a análise em microescala de materiais variados, inclusive em amostras de alta densidade, como minerais e rochas. A técnica se tornou mais precisa para estudos em microescala por volta do ano 2000, possibilitando assim o desenvolvimento da microtomografia de raios X (NETO et al., 2011).

A μTC, também chamada de tomografia computadorizada de alta resolução, é uma técnica não destrutiva, que possibilita a análise de centenas de seções microtomográficas e visualização tridimensional interna das amostras (NETO et al., 2011). Ela possui o mesmo embasamento da tomografia, sendo criada especificamente para a inspeção de microestruturas. O grande diferencial da técnica está no tamanho do foco do tubo de raios x e à resolução do detector (MACHADO, 2012).

A µTC tem sido usada em diversas áreas da ciência, como na medicina, na caracterização de materiais, em aplicações para determinação de volumes e defeitos estruturais em amostras de concreto, no estudo de rochas e outros.

2.5.1 Bases Matemáticas da TC

O raio X é uma onda eletromagnética e seu comprimento pode variar na escala de picômetros, 10^{-12} a nanômetros, 10^{-9} . Na obtenção de imagens tomográficas, a energia de um raio X mais utilizada varia de 20 keV a 140 keV (HSIEH, 2009).

A tomografia por atenuação de raios X ou gama está baseada no conceito da atenuação da radiação pela matéria (PIRES, 2006). Quando um feixe monoenergético de raios X com intensidade I_0 atravessa um objeto com espessura x, conforme figura 6(a), a intensidade de radiação I após a propagação é dada pela equação 1, onde μ é o coeficiente de atenuação do material. Se a trajetória do feixe inclui regiões com diferentes coeficientes de atenuação (μ 1, μ 2,... μ n) (figura 6(b)) então a intensidade I é dada pela equação 2 (DA SILVA, 2009).



Figura 6 - Absorção da radiação pela matéria para diferentes casos: (a)Material homogêneo, (b)Material heterogêneo.

Fonte: Pires (2006)

$$I = I_0 e^{-\mu x} \tag{1}$$

$$I = I_0 e^{-\sum_{i=1}^n \mu_i x_i} \tag{2}$$

De acordo com Pires (2006) na obtenção de uma imagem tomográfica de um material heterogêneo, o feixe de raios X percorrerá direções distintas ao longo da amostra e atravessará regiões com características físicas distintas. Para a reconstrução de uma imagem tomográfica com diferentes distribuições de densidades para um plano ou corte escolhido é necessário utilizar um sistema de coordenadas (x, y) para localizar os pontos pedidos. Sendo uma análise tomográfica realizada, a intensidade dos fótons emergentes é proporcional a integral de todos os coeficientes de atenuação (x, y) ao longo de um determinado caminho L. Substituindo esta integral na equação 2 é possível obter:

$$\ln\left(\frac{I_0}{I}\right) = \int_{r,\phi} \mu(x,y)dl$$
(3)

O *r* representa medidas feitas em diferentes posições paralelas separadas por uma distância constante $\Delta r \in \theta$ é o ângulo de rotação do eixo (*x*, *y*) obtido em passos angulares de $\Delta \theta$. Esta rotação do eixo pode ser obtida rotacionando-se o objeto em frente do detector de radiação em incrementos fixos de $\Delta \theta$.

2.5.2 Funcionamento de um microtomógrafo

Os componentes básicos de um tomógrafo são: fonte geradora de radiação, um sistema de rotação, o objeto de irradiação e um sistema de registro do resultado da interação do feixe de fótons com o objeto. Agregados à fonte e ao sistema de registro, existem dispositivos cujo objetivo é atuar sobre a emissão e forma do feixe de radiação.
A obtenção de imagens de tomografia começa com a aquisição de projeções de raios X sobre as amostras coletadas por um detector posicionado de lado oposto a fonte de raios X (AGENTA et al., 2010).

Os tomógrafos mais antigos possuem a geometria do feixe de raios X em paralelo, onde a fonte realiza movimentos de rotação e translação. O aparecimento da geometria do feixe em leque teve a principal função de eliminar o movimento translacional e diminuir o tempo de varredura, o que permitiu a magnificação das projeções e visualização de objetos menores (KETCHAM; CARLSON, 2001).



Figura 7 - Geometrias dos feixes de raio X.

Fonte: Araújo (2008)

Já a geometria em feixe cônico (SARKAR et al., 2004) acoplada a uma matriz de detectores, possibilita reconstruir vários cortes através de uma única varredura (NETO et al., 2011). A amostra é rotacionada em incrementos de grau e a cada incremento incidem os raios X sobre a mesma sendo sua projeção, capturada pelo detector. Esse procedimento gera uma sequência de imagens radiológicas, capturadas pela rotação da amostra em 360º, função do incremento de grau definido inicialmente (AGENTA et al., 2010).

Após a obtenção do conjunto de projeções (figura 10(b)), as imagens passam por um processo de reconstrução matemática para a obtenção de fatias tomográficas da amostra a partir das imagens em incremento de grau. O algoritmo mais utilizado para o processo de reconstrução é o Feldkamp modificado. O algoritmo de Feldkamp et al. (1984) usa os conceitos de *backprojection* e convolução para a reconstrução das fatias da amostra em função das projeções *cone-beam*. A posição de um objeto a partir da superposição de projeções em diferentes ângulos é identificada pelo *backprojection*, conforme ilustra a figura 8. Aumentando-se a quantidade de projeções consegue-se uma melhor suavidade na borda do objeto (AGENTA et al., 2010).



Figura 8 – *Backprojection* para diferentes quantidades de projeções. Fonte: Agenta et al. (2010).

Contudo, um anel borrado permanece independente do número de projeções. Para eliminar o anel borrado é feito uma convolução com um filtro (sendo o Shepp-Logan o mais usado), um processo que subtrai o valor do brilho ao redor do objeto, aumentando a nitidez, conforme ilustra a figura 9.



Figura 9 – Convolução, (a) somente *backprojection*, (b) *backprojection* e convolução.

Fonte: Agenta et al. (2010)

Após reconstruída, cada fatia tomográfica transversal da amostra é representada em forma de uma matriz digital N x M *pixels*, onde N representa o número de *pixels* existentes na vertical e M os da horizontal. As fatias são calculadas a certa distância uma das outras, que pode ser igual ao tamanho do *pixel* (figura 10 (c)). *Pixel* é a representação básica de um elemento bidimensional de uma imagem digital. Para cada valor do *pixel* atribui-se um valor de cinza que é proporcional aos coeficientes de absorção do detector. Logo, a região mais densa aparece mais escura e a região que é menos densa aparece mais clara. Utilizandose 8 bits para armazenar o valor de cada pixel, a escala é construída com 0 para o preto e 255 para o branco e os valores que são intermediários a estes equivalem aos níveis de cinza propriamente dito.



Figura 10 – Etapas do trabalho com microtomografia. Fonte: Machado et al. (2015).

Essas fatias fornecem a visualização do CP tanto em 2D (figura 10(d)) quanto em 3D (figura 10(e)) e podem ser processados digitalmente, ou seja, informações qualitativas e quantitativas podem ser analisadas a partir dessas imagens após elas serem submetidas a uma série de operações matemáticas, como por exemplo, binarização, remoção de ruídos, melhora do contraste da imagem, entre outras (MACHADO et al. 2015).

Para Landis e Keane (2010), enquanto as fatias de imagens 2D e a as imagens 3D têm grande valor qualitativo, talvez a característica mais atraente dos dados tomográficos seja a natureza digital das imagens tridimensionais. Existe uma farta literatura sobre processamento de imagens digitais que pode ser utilizada para se obter uma grande variedade de medições quantitativas sobre a estrutura interna vários tipos de amostras. Entre essas medidas podem-se incluir características simples como volume e fase de conectividade, ou medidas mais complexas, como por exemplo, distribuições espaciais, orientações, alinhamento e conectividade de recursos micro estruturais.

2.6 Processamento digital de imagens

A área de processamento de imagens advém do processamento de sinais. Os sinais, assim como a imagens, são um suporte físico que carrega no seu interior uma determinada informação, informação que pode estar associada a uma medida (sinal em associação a um fenômeno físico), ou pode estar associada à um nível cognitivo (conhecimento). Processar uma imagem consiste em transformá-la sucessivamente com o objetivo de extrair mais facilmente a informação nela presente (ALBUQUERQUE; ALBUQUERQUE, 2000). O campo do processamento digital de imagens se refere ao processamento de imagens digitais por um computador digital (GONZALEZ; WOODS, 2010).

Na atualidade, praticamente todas as áreas são impactadas de uma forma ou de outra pelo processamento digital de imagens. Segundo Gonzales e Woods (2010) um paradigma útil seria levar em consideração três tipos de processos computacionais: processos de níveis baixo, médio e alto.

Os processos de nível baixo envolvem operações primitivas, como o préprocessamento em imagens para reduzir o ruído, o realce de contraste e o aguçamento de imagens. Em um processo de nível baixo tanto a entrada quanto a saída são imagens.

Os processamentos de nível médio englobam tarefas como segmentação (separação de uma imagem em objetos ou segmentos), a descrição desses objetos para reduzi-los a uma forma adequada para o processamento computacional e a classificação (reconhecimento) de objetos individuais. Em um processo de nível médio suas entradas, em geral, são imagens, mas as saídas são atributos extraídos dessas imagens.

Já, os processamentos de nível alto "dão sentido" a um conjunto de objetos reconhecidos, como na análise de imagens e, no extremo dessa linha contínua, realizar as funções cognitivas normalmente associadas à visão.

Ainda segundo Gonzales e Woods (2010), os componentes básicos que constituem um sistema de uso geral típico para o processamento digital de imagens podem ser vistos na figura 11.



Figura 11– Componentes de um sistema de processamento de imagens.

Fonte: Gonzales e Woods (2010).

Dentre os componentes básicos ilustrados na figura 11, os usados neste trabalho foram:

- Sensores de imagens Formado por dois elementos indispensáveis para a aquisição de imagens digitais. Um dispositivo sensível à radiação irradiada pelo objeto cuja imagem se quer capturar. E o digitalizador utilizado para converter a saída do dispositivo físico de sensoriamento em formato digital.
- Hardware especializado Composto pelo digitalizador mencionado, e um hardware capaz de desempenhar outras operações primárias, que realiza operações aritméticas e lógicas em paralelo em toda a imagem.

- Computador Um computador de uso geral, que pode variar de um computador pessoal a um supercomputador.
- Software de processamento de imagens Programas especializados que realizam tarefas específicas. Também inclui a possibilidade de o usuário escrever códigos que, no mínimo, utilizem os módulos especializados.
- Armazenamento em massa O armazenamento digital para aplicações de processamento de imagens se divide em três categorias principais: armazenamento de curto prazo para utilização durante o processamento, armazenamento on-line para acesso relativamente rápido e armazenamento em arquivo para acesso de pouca frequência.
- Rede de comunicação Um componente padrão de qualquer sistema computacional em uso atualmente. Por conta do grande volume de dados próprio às aplicações de processamento de imagens, a principal preocupação na transmissão de imagens é a largura de banda.

2.6.1 Imagem Digital

Uma imagem é uma função bidimensional, f(x,y), em que x e y são coordenadas espaciais (plano), e a amplitude de f em qualquer par de coordenadas (x, y) é denominada de intensidade ou nível de cinza da imagem nesse ponto específicos. Quando x, y e os valores de intensidade de f são quantidades finitas e discretas, chama-se essa imagem de imagem digital. Uma imagem digital é composta de um número finito de elementos, cada um com localização e valor. Esses elementos são chamados de *pixels*. (GONZALEZ; WOODS, 2010).

Na figura 12(b) está apresentada uma projeção da imagem mostrada na figura 12(a), na qual é possível visualizar os elementos de imagem (*pixels*).

As várias coordenadas espaciais de uma imagem podem ser representadas em forma de matriz. Os valores das linhas e colunas representam um ponto na imagem. Na figura 12(c), está apresentada a representação matricial de uma imagem de tamanho 10 x 10.



Figura 12 – Imagem digital – (a) imagem completa, (b) *pixels* da imagem e (c) representação matricial da imagem.

Fonte: IMPA (2016).

As imagens digitais também podem ser representadas com uma perspectiva tridimensional, chamadas de imagens tridimensionais, em que sua representação é feita por uma matriz com três dimensões. Em imagens tridimensionais (figura 13) os elementos da matriz são chamados de *voxel*, e representam um elemento de volume da imagem.



Figura 13 – Representação de imagem tridimensional.

Fonte: Piekarz (2006).

Como as técnicas de amostragem e quantização provocam a supressão de informação de uma imagem analógica, seu análogo digital é uma aproximação, cuja qualidade depende necessariamente dos valores de *M*, *N* e *L*. Usualmente, o número de valores de brilho, *L*, é associado a potências de 2 (DE QUEIROZ; GOMES, 2006):

$$L = 2^b \tag{4}$$

com $b \in \aleph$. Logo, a quantidade de bits necessária para representar uma imagem digital de dimensões $M \times N$ será:

$$b = M \times N \times b \tag{5}$$

Nota-se que embora o aumento de *M*, *N* e *I* aumente a qualidade da imagem, isto também acarreta no aumento do número de bits necessários para a codificação binária da mesma e do volume de dados a ser armazenado, processados e/ou transmitidos. A tabela 2 contém o número de bytes empregados na representação de uma imagem digital monocromática para alguns valores típicos de *M* e *N*, com 2, 5 e 8 níveis de cinza (DE QUEIROZ; GOMES, 2006).

М	Ν	Número de Bytes (L)		
		L = 2	L = 32	L = 256
480	640	38400	192000	307200
600	800	60000	300000	480000
768	1024	98304	491520	786432
1200	1600	240000	1200000	1920000

Tabela 2 - Número de bytes para uma imagem monocromática.

Fonte: De Queiroz e Gomes (2006).

O número de amostras e a quantidade de níveis de cinza utilizados para a representação de uma imagem digital influencia tanto nas características da imagem, como dimensões e complexidade, quanto na aplicação à qual se destina.

Nas figuras 14(a) a 14(d), ilustra-se a influência dos parâmetros de digitalização na qualidade visual de uma imagem monocromática.



Figura 14 – Influência da variação do número de amostras e de níveis de quantização na qualidade de uma imagem digital: (a) 200x200 *pixels*/ 256 níveis; (b) 100x100 *pixels*/ 256 níveis; (c) 25x25 *pixels*/ 256 níveis; e (d) 200x200 *pixexls*/2 níveis.

Fonte: De Queiroz e Gomes (2006).

Um conceito muito importante para o processamento digital de imagens é o de vizinhança. São considerados vizinhos dois *pixels* ou *voxels* se o posicionamento deles atende alguma condição de vizinhança (PIEKARZ, 2006).

Vizinhança-4: são vizinhos do *pixel* na posição (*x*,*y*) os *pixels* (*x*+1, *y*), (*x*-1, *y*), (*x*, *y*+1) e (*x*, *y*-1). Estes elementos são representados por N4(f), ilustrados na figura 15 (a). Se (*x*,*y*) estiver na borda da imagem, alguns vizinhos de *f* ficarão para fora da imagem digital.

Os quatro vizinhos diagonais de *f* são os *pixels* de coordenadas (x-1, y-1), (x-1, y+1), (x+1, y-1) e (x+1, y+1), que constituem o conjunto Nd(f).

A vizinhança-8: é definida como:

$$N8(f) = N4(f) U Nd(f)$$
 mostrada na Figura 15 (b). (6)

O conceito de vizinhança também pode ser aproveitado para imagens tridimensionais, assim os vizinhos são definidos de acordo com o número de *voxels* compartilhando faces, arestas ou vértices em comum. Esse conceito resulta nas vizinhanças 6, 18 e 26, mostradas na Figura 15 (c), (d) e (e) respectivamente.



Figura 15 – Vizinhanças: (a) quatro; (b) oito; (c) seis; (d) dezoito; e (e) vinte e seis. Fonte: Piekarz (2006).

2.6.2 Conectividade

A conectividade ou conexidade entre elementos é um conceito importante utilizado para estabelecer limites (contornos e bordas) de objetos em uma imagem. Dois *voxels* são considerados conectados se eles de alguma forma forem vizinhos segundo algum critério e se seus tons de cinza satisfazem a um determinado critério de similaridade. Como por exemplo, em uma imagem binária, onde os *voxels* podem assumir os valores 0 e 1, dois *pixels* podem ter vizinhança 6, mas somente serão considerados conectados se possuírem o mesmo valor (GONZALEZ; WOODS, 2010).

2.6.3 Histograma

O histograma de uma imagem digital com níveis de intensidade no intervalo [0,L-1] é uma função discreta $h(r_k) = n_k$ onde r_k é o k-ésimo valor de intensidade e n_k é o número de *pixels* da imagem com intensidade r_k (GONZALEZ; WOODS, 2010).

Os histogramas servem de base para diversas técnicas de processamento no domínio espacial. A manipulação desses histogramas pode ser utilizada para o realce de imagens. São também capazes de fornecer estatísticas úteis da imagem e utilizadas em diversas aplicações de processamento de imagem, como compressão e segmentação (GONZALEZ; WOODS, 2010). A figura 16 mostra uma imagem

escura, uma clara, uma de baixo contraste e uma de alto contraste com seus respectivos histogramas.



Figura 16 - Quatro tipos básicos de imagem: escura, clara, baixo contraste e seus histogramas correspondentes.

Fonte: Gonzalez e Woods (2010).

E possível inferir na imagem escura que os componentes do histograma estão reunidos no lado inferior (escuro) da escala de intensidades. Os componentes do histograma da imagem clara estão concentrados do lado superior da escala. Uma imagem com baixo contraste tem um histograma estreito localizado no meio da escala de intensidades. Em imagens monocromáticas, isso implica uma aparência cinza, desbotada e sem brilho. O histograma na imagem de alto contraste cobrem uma faixa bem ampla da escala de intensidades e a distribuição de *pixels* é uniforme, com poucas linhas verticais sendo muito mais altas que as outras (GONZALEZ; WOODS, 2010).

2.6.4 Segmentação de imagem

As técnicas de segmentação de imagem possuem a finalidade de identificar uma determinada área de interesse (ROI). O ROI é a área da imagem onde se localizam informações relevantes para a análise ou pesquisa. A segmentação é a primeira etapa do processamento da imagem quando considera-se uma análise do ponto de vista da informação nela presente. Esta área até hoje representa uma importante linha de pesquisa na disciplina de processamento de imagens. Segmentar consiste em dividir a imagem em diferentes regiões, que serão analisadas posteriormente por algoritmos especializados em busca de informações ditas de alto-nível (ALBUQUERQUE; ALBUQUERQUE, 2000).

Os algoritmos de segmentação para imagens monocromáticas têm como base duas propriedades: descontinuidade e similaridade (GONZALEZ; WOODS, 2010).

Na segmentação por descontinuidade, a divisão é embasada em mudanças bruscas nos níveis da função imagem. As principais áreas de interesse são a detecção de limiares e bordas e a detecção de pontos isolados da imagem. As descontinuidades são detectadas por meio da varredura da imagem por máscaras que visam determinar as descontinuidades nelas presentes realizando operações entre *pixels*, tais como diferença e derivada.

Na segmentação por similaridade busca-se agrupar regiões com características parecidas. Dentre as várias características empregáveis, encontramse a textura e as cores.

As segmentações por similaridade são divididas em dois grupos, as que fazem uso da informação topológica da imagem (como o crescimento de região e a divisão e agrupamento de região) e as que não fazem uso da informação topológica (como é o caso da imposição de limiares e procura de bordas).

2.6.4.1 Limiarização

A limiarização também chamada de binarização ou *threshold* é uma técnica que realiza a segmentação da imagem utilizando um ou mais valores limiares de níveis de cinza. Estes valores são normalmente alcançados com a análise do histograma da imagem em questão.

Em um exemplo de *threshold*, um valor de limiar é estabelecido. Aos *pixels* que possuem um valor de intensidade menor que o limiar é atribuído um valor equivalente ao branco e aos restantes, valor equivalente ao preto. É possível usar dois limiares, os *pixels* com intensidade menor que o primeiro limiar recebem um valor, aqueles com intensidade maior que o segundo limiar recebem outro valor e aqueles com intensidade entre os dois limiares recebem um terceiro valor. Esta técnica permite a separação de elementos do fundo da imagem, ou elementos com valores variados de intensidade. A figura 17 apresenta dois exemplos de *threshold* diferentes para a mesma imagem. Na Figura 17(b) foi utilizado o limiar 118 e na Figura 17(c) o limiar 160. Nota-se a diferença na área de segmentação de cada uma delas (SIQUEIRA, 2010).



Figura 17 – *Threshold* realizado com dois limiares diferentes. Fonte: Siqueira (2010).

2.7 Rotulação de elementos conexos em imagens binarizadas

Uma das operações fundamentais no processamento de imagens digitais é a rotulação dos objetos/elementos formados por *pixels/voxels* conexos em uma imagem binarizada. É um processo de atribuição de um rótulo único para cada elemento da imagem. Uma vez inseridos, estes rótulos são a chave para outros procedimentos analíticos, tornando esse procedimento indispensável para a maioria das aplicações de reconhecimento de padrões e visão computacional, tais como identificação de impressões digitais, reconhecimento de caracteres, inspeção automatizada, identificação facial, análises de imagens médicas, e diagnosticos

assistidos por computador. Em muitos casos, é também uma das tarefas mais demoradas dos algoritmos de reconhecimento de padrões (GUPTA et al., 2014).

Existem muitos algoritmos para computar componentes conexos em uma imagem. Sem considerar questões como formatos das imagens ou paralelização, pode-se dividi-los em três grandes categorias: múltiplas passagens, duas passagens e uma passagem (WU et al., 2009).

Os algoritmos de múltiplas passagens examinam a imagem alternando o sentido da varredura para propagar os rótulos provisórios inicialmente atribuídos, até que não aconteçam mais mudanças. Os algoritmos desse tipo são relativamente fáceis de implementar em *hardware* pois são baseados apenas em operações sequenciais e não requerem um algoritmo de busca. Entretanto, eles precisam de um grande número de passagem. São considerados ineficientes e com o tempo de execução indeterminado, pois o que define o número de passagens necessárias para a obtenção de resultados é a complexidade da imagem (GUPTA et al., 2014).

Os algoritmos de duas passagens utilizam três fases:

- Varredura A imagem é varrida e rótulos temporários são definidos para os segmentos. Nessa fase é capturada a equivalência entre esses rótulos.
- Análise Nessa fase a equivalência dos rótulos temporários é analisada e são determinados rótulos definitivos para os segmentos.
- Rotulação Nessa fase há uma segunda passagem completa pela imagem para trocar os rótulos temporários pelos definitivos.

Finalmente os algoritmos de uma passagem se caracterizam por varrer a imagem a procura de um *pixel* de objeto sem rótulo, então marca todos os *pixels* conectados do objeto com o mesmo rótulo. Por definição, algoritmos de uma passagem varrem a imagem somente uma vez e rotulam todos os elementos encontrados, entretanto a ordem de varredura é tipicamente irregular.

2.8 Volume e área de superfície

As imagens providas por tomógrafos são formadas por diversas fatias paralelas uniformemente espaçadas. Como já mencionado, a menor unidade destas imagens tridimensionais é chamada *voxel* e o seu tamanho pode variar em diferentes tomógrafos (CAMPOS, 2009).

O volume total é dado pela soma de todos os *voxels* do objeto analisado e a área superficial *a* de um objeto é calculada pela soma de parte da área superficial de cada *voxel* que pertence à fronteira do elemento e representada pela equação 7 seguir:

$$a = \sum_{i=1}^{t} c_i \tag{7}$$

onde *t* é número de *voxels* na fronteira do objeto e c_i é a contribuição do *i*-ésimo *voxel* na área superficial do elemento. A contribuição de um *voxel* no cálculo da área superficial de um objeto é dada de acordo com o número de faces do *voxel* fazendo parte da superfície externa do objeto.

2.9 Métricas utilizadas para a caracterização de objetos tridimensionais

A caracterização de objetos a partir de suas propriedades é feita tanto pelos seres humanos quanto pelos computadores. No entanto, é necessário selecionar as características que o computador analisará. As propriedades empregadas para caracterização podem ser baseadas na geometria ou na densidade do objeto analisado. (CAMPOS, 2009).

2.9.1 Descritores Geométricos

Os descritores geométricos são responsáveis por extrair as informações referentes à forma do elemento analisado. Os descritores usados neste trabalham são: a compacidade, a desproporção esférica, a porcentagem esférica, a esfericidade e a elongação

A compacidade indica o quão compacto é o elemento. Esta propriedade é medida pela equação 8 (CAMPOS, 2009):

$$C = \frac{\sqrt{a}}{\sqrt[3]{\nu}} \tag{8}$$

onde a é a área superficial do objeto e v é o volume do objeto.

A desproporção esférica mede o quanto determinada estrutura tem sua superfície irregular em relação a uma superfície de uma esfera perfeita. Isto é feito através da comparação entre uma estimativa da área que o volume deveria ter, se fosse totalmente esférico, e a área que ele tem de fato (SOUSA, 2007; NETTO, 2010; CAMPOS, 2009). É dada pela equação:

$$D = \frac{a}{4.\pi.R^2} \tag{9}$$

onde *a* é a área superficial do objeto e *R* é o raio estimado para uma esfera com o mesmo volume do objeto original, dada pela equação 10

$$R = \sqrt[3]{\frac{3.\nu}{4\pi}}$$
(10)

onde v é o volume do objeto.

Os objetos esféricos possuem valores mais baixos de desproporção esférica e os objetos alongados ou irregulares possuem valores mais altos. É necessário ressaltar a diferença existente entre *voxels* de borda e área superficial. O conjunto dos *voxels* da borda de um objeto representa um volume, ou seja, é uma grandeza tridimensional, enquanto que a área externa é uma superfície, portanto, bidimensional (SOUSA, 2007).

A porcentagem esférica mede a compacidade do objeto em comparação a uma esfera perfeita. Um modo usado para medir o quão compacta é uma estrutura é comparar o seu volume com o da caixa mínima.

A caixa mínima de um objeto é o menor retângulo (bidimensional) ou paralelepípedo/esfera (tridimensional) capaz de conter completamente o objeto. Nesse trabalho usou-se uma esfera na qual o volume seja o mesmo do objeto em análise e com origem no centro de massa deste. A medida da porcentagem esférica será a porcentagem desta esfera que também corresponda ao objeto (SOUSA, 2007).

A porcentagem esférica é calculada pela equação 11, onde *n* é o número de *voxels* do objeto que satisfazem a equação 12, *v* é o volume do objeto, *R* é o raio estimado (eq. 10) e *cx*, *cy* e *cz* são as coordenadas do centro de massa do objeto.

$$De = \frac{100.n}{v} \tag{11}$$

$$(x - c_x)^2 + (y - c_y)^2 + (z - c_z)^2 \le R^2$$
(12)

A figura 18 demonstra esta métrica em duas dimensões. Na figura 18(a) nota-se que o objeto ocupa a maior parte do círculo, assim possui uma porcentagem esférica alta. Nas figura 18(b) e figura 18(c) devido à maior dispersão do volume do objeto, a porcentagem esférica resultante assume valores menores.



Figura 18 – Ilustração bidimensional da Porcentagem Esférica. Fonte: Sousa (2007).

A porcentagem esférica aproxima-se de zero para elementos muito alongados ou com centro de massa externo, e assume valores próximos de cem para elementos mais esféricos.

A esfericidade indica quando o formato do objeto se assemelha de um formato esférico. É calculada através da equação 13, onde V é o volume do objeto e A é área da sua superfície.

$$Es = (6V^{\frac{2}{3}}\pi^3)A^{-1} \tag{13}$$

A elongação (também chamado de excentricidade (SILVA et al., 2013)) mede o grau de alongamento de um objeto. É calculado através da equação 14 em que Ar_{min} é a medida da menor aresta da caixa mínima, enquanto que Ar_{max} é maior aresta.

$$El = \frac{Ar_{min}}{Ar_{max}} \tag{14}$$

2.9.2 Descritores de Tons

Os descritores de tons são responsáveis por extrair as informações referentes aos tons de cinza do elemento analisado. Os descritores utilizados neste trabalho são: a média, a variância e o desvio padrão dos tons de cinza.

A média dos tons de cinza é calculada pela média aritmética dos valores de todos os *voxels* que pertencem ao objeto analisado, como pode ser visto na equação 15:

$$\mu = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} t_i$$
 (15)

onde d_i é o valor do tom de cinza do *i*-ésimo voxel e n o número de voxels no objeto.

A variância dos tons de cinza mensura o nível de dispersão dos valores de tons de cinza dos *voxels* do objeto dada pela equação 16:

$$var = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (t_i - \mu)^2$$
(16)

onde *var* é a variância dos valores de tons de cinza, t_i é o valor de tom de cinza do *i*ésimo *voxels*, *n* é o número de *voxels* no objeto e μ é a média dos valores de tons de cinza (CAMPOS, 2009).

O desvio padrão dos tons de cinza mede a dispersão dos valores de tons de cinza dos *voxels* do objeto dada pela equação 17:

$$dp = \sqrt{var} \tag{17}$$

onde var é a variância dos valores dos tons de cinza.

2.10 Processamento paralelo

Com a evolução e a popularização dos recursos computacionais a informática tornou-se uma ferramenta multidisciplinar, o que possibilitou o avanço de diversas áreas, principalmente onde a quantidade de cálculos envolvidos é muito grande para serem feitos manualmente e em tempo hábil. Porém, a busca de resultados cada vez mais precisos resulta no aumento constante da complexidade e na quantidade dos cálculos necessários. Assim, devem existir técnicas em que seja possível o aumento gradativo do poder computacional para atender essa demanda crescente.

As tecnologias baseadas em silício possuem restrições físicas que não permitem aos processadores atingirem individualmente a capacidade computacional necessária para dar resposta a esses problemas em tempo útil abrindo desta forma espaço para a computação paralela (BARBOSA, 2000). A computação paralela consiste, basicamente, em elementos de processamento (EP), que cooperam e comunicam-se entre si para solucionarem problemas mais complexos, de maneira mais rápida do que se estivessem sendo solucionados sequencialmente (MOLE, 2002).

O desejado para uma execução de um programa com n EP é a redução do tempo para 1/n em relação ao total gasto com a execução de um único EP. Entretanto, diversos fatores como limitações de desempenho da rede e da memória, tempo gasto com comunicação entre os EP, assim como algoritmos com pouca margem para paralelização não contribuem para que este desempenho ideal seja alcançado (SHISHIDO, 2010).

A próxima seção aborda os diferentes meios de se realizar computação paralela em um sistema computadorizado.

2.10.1 Classificação dos Sistemas Paralelos

Flynn e Rudd (1996) definiram a relação entre fluxos de instruções e fluxos de dados dentro do processo computacional. Um fluxo de instruções é a uma sequência de instruções executadas (em um processador) sobre um fluxo de dados aos quais estas instruções estão relacionadas. As arquiteturas paralelas possuem várias formas de organização de fluxos em sistemas computacionais (TANENBAUM; ZUCCHI, 2013):

 SISD (Single Instruction Single Data) - executa um único fluxo de instruções em um único conjunto de dados, oferecendo o mínimo de concorrência em relação aos demais modelos. O modelo de Von Neumann se enquadra nessa estrutura (figura 19).



Figura 19 – Modelo SISD. Fonte: Shishido (2010).

SIMD (Single Instruction Multiple Data) - múltiplos processadores sob o controle de uma única unidade de controle executam simultaneamente a mesma instrução em vários conjuntos de dados. A figura 20 ilustra a arquitetura onde n elementos de processamento, trabalham sobre dados diferentes, que vem de cada um dos n módulos de memória. Todos os elementos de processamento trabalham sincronizados e todos executam a mesma instrução. Assim, os processadores executam a mesma instrução, porém sobre um dado diferente. Os computadores vetoriais pertencem a essa categoria. Um computador vetorial é caracterizado por poder realizar operações aritméticas sobre vetores ou matrizes de números de pontos flutuantes através de uma simples instrução (MATTOS, 2008).



Figura 20 – Modelo SIMD.

Fonte: Shishido (2010).

 MISD (*Multiple Instruction, Single Data Stream*) – múltiplos fluxos de instruções processando um único fluxo de dados. Assim, o fluxo de dados passaria por todas as unidades de processamento, sendo que o resultado de uma seria a entrada para a próxima unidade, figura 21. Não está claro se esse tipo de sistema existe, porém, alguns autores consideram o *pipeline* como representante dessa categoria (TANENBAUM; ZUCCHI, 2013).



Figura 21 – Modelo MISD. Fonte: Shishido (2010).

• MIMD (*Multiple Instruction Multiple Data*) - esta categoria é definida por múltiplos fluxos de instruções e múltiplos conjuntos de dados. Vários processadores executam diferentes instruções em diferentes conjuntos de dados, de forma independente (figura 22). A maioria dos processadores paralelos pertence a essa categoria. A distribuição dos elementos de processamento é dada em uma rede local ou até mesmo em uma rede aberta. A comunicação entre as linhas de execução pode ser realizada por meio do endereçamento de um espaço de memória compartilhada ou por passagem de mensagem. Porém, alguns problemas devem ser evitados: manter a consistência da memória, coerência da cache e a coordenação das mensagens (SHISHIDO, 2010).



Figura 22 – Modelo MIMD. Fonte: Shishido (2010).

Tanembaum e Zucchi (2013) subdividiram a classe MIMD, proposta por Flynn e Rudd (1996) em multiprocessadores (máquinas com memória compartilhada) e multicomputadores (máquinas de troca de mensagens) (figura 23). Existem ainda três tipos de multiprocessadores, que se diferenciam pelo modo como a memória é compartilhada. Eles são denominados UMA (*Uniform Memory Access-* acesso uniforme à memória), NUMA (*NonUniform Memory Access –* acesso não uniforme à memória) e COMA (*Cache Only Memory Access –* acesso somente à memória cache).



Figura 23 – Classificação das arquiteturas paralelas proposta com Tanenbaum. Fonte: Tanembaum e Zucchi (2013).

Além disso, Tanembaum e Zucchi (2013) apresentaram uma das arquitetura usadas para a realização dos experimentos deste trabalho que é a *Cluster of Workstations* (COW). Com o aparecimento de redes comerciais de alta velocidade surgiu à possibilidade de agrupar vários computadores e interligá-los, surgindo assim os *clusters* como uma nova categoria de computadores paralelos e distribuídos. É uma arquitetura formada por vários computadores pessoais ou estações de trabalho comuns, ligados por meio de um barramento de comunicação de alta velocidade (SHISHIDO, 2010).

Existem diversos paradigmas de programação nessa arquitetura que serão abordados a seguir.

2.10.2 Modelos de programação

Como visto anteriormente, na arquitetura MIMD cada processador executa instruções independentes sobre um conjunto de dados independentes. A troca de dados entre os processos é baseada em dois paradigmas de comunicação: memória compartilhada e passagem de mensagem.

2.10.2.1 Memória compartilhada

O espaço de memória compartilhado (figura 24) é visto numa plataforma paralela como um espaço de dados comum, que é acessível a todos os processos. Processos interagem modificando os dados armazenados no referido espaço. A presença de um espaço de memória global facilita a programação. Entretanto cabe ao programador controlar a concorrência entre os processos para que não ocorra inconsistência nos dados compartilhados (GRAMA, 2003).

Segundo Gebali (2011), é fácil enxergar que o acesso à memória pode se tornar um gargalo no sistema já que apenas um processador pode acessar a memória por vez. Outro problema comum a é coerência da memória *cache*, onde todos os dados presentes na memória compartilhada devem estar de acordo com todas as copias presentes nas caches locais.



Figura 24 – Plataforma paralela com memória centralizada.

Fonte: Gebali (2011).

2.10.2.2 Memória Distribuída

Em sistemas de memória distribuída, cada módulo de memória é associada a um processador (figura 25). Qualquer computador pode acessar sua própria memória. O mecanismo de passagem de mensagem é usado que os processadores acessem os dados das memórias associadas a outros processadores. Nesse sentido, o acesso da memória pelo processador não é uniforme, uma vez o tempo de acesso vai depender de que módulo de memória será acessado (GEBALI, 2011).



Figura 25 – Plataforma paralela com memória distribuída.

Fonte: Gebali (2011).

A troca de mensagens é usada para transferir dados, trabalhos e para sincronizações entre os processos (GRAMA, 2003).

Segundo Lu et al. (1995), com o paradigma de passagem de mensagem, a natureza do sistema de memória distribuída fica exposto ao programador. Ele precisa saber onde o dado está, decidir quando, com quem e o porquê da comunicação. Isso torna o ato de programar mais difícil, especialmente em aplicações com estruturas de dados complexas.

A velocidade da rede de comunicações pode se tornar um gargalo, pois a troca de mensagens se torna crítica no processo. Logo há uma tendência de usar redes de alto desempenho para esse propósito.

2.10.3 MPI

Um dos principais protocolos utilizados na programação de aplicações paralelas com base no modelo de passagem de mensagens é o *Message Passing Interface* (MPI). O Padrão MPI estabelece as especificações para construir uma biblioteca de paralelização, com foco em máquinas de memória distribuída, baseado na utilização troca de mensagens. O padrão define a sintaxe e a semântica de um conjunto de rotinas para desenvolver programas com passagem de mensagem nas linguagens de programação Fortran, C ou C++. A primeira versão, o MPI-1, foi liberada em 1994 e desde então a o MPI tornou-se o principal padrão de passagem de mensagem para computadores paralelos (DONGARRA, 1996).

Existem diversas implementações de MPI em um grande número de plataformas. Cada vendedor de computadores paralelos de alto desempenho oferece uma implementação do MPI como parte do sistema de software padrão, além de existir inúmeras de implementações gratuitas disponíveis para redes de com máquinas heterogêneas. Programas escritos usando MPI podem ser executados em multicomputadores de memória distribuída, multiprocessadores de memória compartilhada, redes de estações ou uma combinação de todos eles (MATTOS, 2008).

O MPI disponibiliza funções que permitem sincronização de dados, realizar comunicações ponto-a-ponto ou globais, e permitem definir tipos de dados básicos

ou derivados, sendo atributos fundamentais para que não ocorram erros durante a comunicação entre os processos (GEIST et al., 1996).

2.10.4 Desempenho e eficiência

As máquinas paralelas podem ser avaliadas usando vários critérios: pela capacidade de processamento medida em operações de ponto flutuante por segundo (flop/s), pela largura de banda da rede de comunicações medida em Mbit/s, pela capacidade de processamento individual de cada processador, pelo modelo e tempo de acesso à memória, entre outros. Entretanto o seu desempenho é sempre indicado para a execução de um dado algoritmo (BARBOSA, 2000).

A paralelização de um algoritmo pode ser realizada por vários objetivos: para aplicações que precisam ser finalizadas em tempo hábil, reduzir esse tempo pela utilização de mais processadores; onde se pretende aumentar a precisão da solução utilizando para isso um domínio com maior detalhe, o qual não poderia ser realizado num único processador; pela limitação da memória local de um único computador que não pode carregar todos os dados para serem processados de uma vez.

Nos computadores paralelos, o objetivo de minimização do tempo de processamento não acarreta na diminuição do número de instruções que serão executadas, na verdade a quantidade de instruções tende a aumentar. Entretanto, o ganho conseguido com a execução paralela tende a compensar as instruções adicionais. Assim, embora possa ser útil medir a capacidade de processamento de um computador paralelo em flop/s, esta medida por si só não é suficiente para estimar o desempenho de um algoritmo num computador paralelo. Logo, comparase o tempo de execução do algoritmo paralelo com o tempo de execução do algoritmo sequencial. A razão entre estes dois tempos denomina-se *Speedup* e indica o ganho obtido pela utilização do paralelismo, e é dada pela equação 18 (BARBOSA, 2000):

$$Speedup = \frac{T_{Sequencial}}{T_{Paralelo}}$$
(18)

Imagina-se que aumentando o número de processadores o ganho de tempo tende a ser proporcional. Este desempenho considerado linear, raramente é alcançado na prática.

Existem aspectos intrínsecos à paralelização dos programas que podem degradar o desempenho, dentre eles (SHISHIDO, 2010):

- Latência de comunicação: o tempo da transmissão e da recepção das mensagens na interconexão da rede, bem como o tempo gasto na divisão dos dados e a espera nas filas de transmissão;
- Distribuição e balanceamento de carga: em sistemas paralelos heterogêneos, uma parte do trabalho pode ser finalizada antes que as demais por conta de um mau balanceamento da carga, tornando ociosa a unidade de processamento e acarretando em desperdício computacional;
- Granularidade e dependência: rotinas que tem como característica a comunicação intensa entre os nós, frequentemente, dependem do progresso parcial do processamento de um outro nó para que então possa dar continuidade ao processamento.

Teoricamente, o *speedup* nunca pode exceder o número de processadores usados na rotina paralela. Porém, na prática, algumas vezes isso pode ser observado. Esse fenômeno é conhecido como *speedup* superlinear. Usualmente ocorre quando o trabalho feito pelo algoritmo serial é maior que o seu paralelo ou por alguma característica de hardware que põe a implementação serial em desvantagem. Por exemplo, o dado para o problema é grande demais para caber na cache de um único processador, porém, quando esse dado é repartido entre mais processadores numa abordagem paralela, a cache passa a ser melhor aproveitada fazendo com que a abordagem paralela tenha um desempenho maior do que o esperado (GRAMA, 2003).

Uma medida relacionada com o *speedup* e também muito usada na avaliação de desempenho de computadores paralelos é a eficiência, que é igual à razão entre o *speedup* e o número de processadores (*P*) utilizados na versão paralela:

$$Eficiência = \frac{Speedup}{P}$$
(19)

A eficiência apresenta valores entre 0 e 1, representando o grau de utilização dos processadores e consequentemente a qualidade da paralelização.

2.11 Estado da arte

Com a aparição de novos materiais, estudos se fazem necessários e a microtomografia, como foi anteriormente descrito é uma alternativa não destrutiva para o estudo da estrutura interna de materiais. O presente trabalho pretende estudar a estrutura interna de argamassas leves reforçadas com fibras de piaçava, usando processamento tridimensional de imagens obtidas por microtomografia computadorizada e aplicando técnicas de computação de alto desempenho.

Diversos estudos utilizando abordagens semelhantes têm sido desenvolvidos nos últimos anos.

Mattana e Costa (2011) propõem uma técnica de avaliação da porosidade de materiais cimentícios através da μ TC. Foram usadas argamassas feitas com o cimento CP-II-F e CP-V. Os resultados mostraram que foram visualizados os poros na faixa de 10 μ m a 200 μ m, sendo possível obter uma curva de distribuição dos tamanhos de poros dessa faixa. Na amostra com argamassa feita com o cimento CP-II-F foi encontrada porosidade de 4,1% do volume total, já na amostra feita com o cimento CP-V a porosidade foi de 2,4%.

Neto et al. (2011) trabalharam com imagens microtomográficas tridimensionais de amostras de mármore, quartzito, arenito e brecha carbonática, analisando a forma, tamanho, conectividade, tortuosidade, distribuição e volume dos poros nestes litotipos, demonstrando as diferenças nos arcabouços porosos das rochas. A integração da μ TC à petrografia possibilitou a identificação de fases minerais com atenuação de raios X contrastantes, situando a incidência de porosidade no contexto mineralógico em três dimensões, além de contribuir para a consistência do método.

A µTC em Pessôa et al. (2016), foi usada para calcular a porosidade do concreto e relacioná-la com a sua resistência à compressão. Para isso foram

retiradas de um concreto endurecido sete amostras medindo uma polegada de diâmetro. Processando-se digitalmente as imagens mediante morfologia matemática e processamento de *pixels* foi obtido um valor percentual médio para a porosidade do concreto. Usando-se o valor da porosidade, foram aplicadas equações propostas por estudos anteriores, relacionando-se essa porosidade com a resistência à compressão do material. A técnica da µTC bem como o processamento das imagens obtidas geraram resultados para a porosidade do material compatíveis com resultados obtidos pelo ensaio normalizado na NBR 9778 (ABNT, 2005).

Bernardes (2013) realizou ensaios de rompimento à compressão em amostras de dois tamanhos (5x10 cm e 2x4 cm) feitas com cimento Portland de alta resistência inicial (CP V). Foi calculado o percentual de porosidade total, para as duas dimensões de CP, a partir da relação entre densidade real e volumétrica, obtidas pelas técnicas de picnometria de hélio e picnometria de mercúrio, respectivamente. Foi observada uma boa aproximação entre os valores de porosidade total, obtidos pelos dois métodos adotados. Houve também uma boa aproximação dos resultados de porosidade obtidos a partir dos ensaios de picnometria de hélio e mercúrio, na idade de 28 dias.

Machado (2012) investigou a porosidade de rochas-reservatório utilizando a técnica de μ TC com perspectiva tridimensional. As aquisições foram feitas em diferentes resoluções de imagem (10, 20, 40 e 60 μ m) utilizando um microtomógrafo de bancada de alta resolução e energia. Os resultados demonstram que deve ser feita uma análise crítica do custo/benefício no que diz respeito à resolução dos ensaios de μ TC e o tempo de processamento e obtenção dos dados. As diferenças apresentadas em todas as etapas do ensaio (aquisição, reconstrução, processamento e análise), são altamente dependentes das resoluções das imagens. Assim, conclui-se que a melhor resolução a ser trabalhada sem a perda de informação nas imagens analisadas é a 20 μ m, especialmente quando se tem amostras de rochas-reservatórios com diâmetros variando entre 25 mm e 38 mm.

Quoirin (2004) usou a TC como forma eficiente de visualização do interior de corpos de madeira. As reconstruções das seções transversais expuseram fielmente todos os defeitos presentes nas amostras analisadas. A reconstrução de fatias em várias alturas permite analisar a posição, a orientação, o formato e a extensão dos

defeitos em todo o volume de uma amostra. Ainda, foi possível observar os anéis de crescimento, formados pela alternância de faixas claras (lenho tardio, mais denso) e escuras (lenho inicial, menos denso). Usou-se o por filtro da mediana para a redução do ruído, o que proporcionou um aumento significativo da qualidade das tomografias. Entretanto, a aplicação do filtro, além de necessitar um maior tempo de aquisição das projeções, acarreta uma suavização das imagens reconstruídas.

Em Mendes (2010) foi analisado o conteúdo volumétrico de vazios em amostras preparadas de argamassa e de agregados graúdos contidos em testemunhos de concreto retirados da barragem da Usina Hidroelétrica de Mourão com tempo de serviço superior a 40 anos. Para tanto usou imagens de TC em uma perspectiva tridimensional, e concluiu que a diferença no valor do volume de agregado graúdo, obtido por essa técnica foi de 10% a mais que o valor obtido por métodos tradicionais. Para a massa específica calculada com valores oriundos da TC, o resultado encontrado apresentou uma diferença de 17% maior em relação a métodos tradicionais. Considerando que no equipamento usado que o tamanho de um *pixel* é de 50 µm, o método tomográfico para determinação do volume apresentou resultados mais precisos que os métodos tradicionais.

Almeida (2014) desenvolveu rotinas em MATLAB® para caracterizar amostras de argamassa confeccionadas com EVA e fibras de piaçava. Para tanto foram utilizadas imagens de µTC obtidas por dois equipamentos diferentes. Nas imagens obtidas pelo primeiro tomógrafo as rotinas criadas analisaram as imagens numa perspectiva tridimensional e conseguiram identificar e classificar a EVA, a piaçava e os poros das amostras, baseado na análise volumétrica. Nas imagens obtidas com o segundo tomógrafo, de tamanho maior que as geradas pelo primeiro, foram estudadas com base na análise de histogramas, pois se tornou necessário uma quantidade muito grande de recursos computacionais para que as rotinas desenvolvidas funcionassem.

A limiarização é uma técnica muito comum para a segmentação de imagens tomográficas. Existem inúmeros estudos que visam aperfeiçoar as técnicas de rotulação de elementos conexos nessas imagens e assim melhorar o desempenho dos algoritmos. Em Wu et al. (2009), foram apresentadas duas estratégias de otimização para melhorar a rotulação de componentes conexos usando um algoritmo de duas passagens. A primeira estratégia de otimização reduz o número de pixels vizinhos acessados por meio uma árvore de decisão, e a segunda agiliza o algoritmo de *union-find* para rastrear os rotulos temporários. A primeira estratégia reduz o número médio de vizinhos acessada pela metade. Nos testes, o novo algoritmo *union-find* melhorou a performance da rotina em quatro vezes. Através de análises e experimentos, demonstraram que o novo algoritmo de rotulagem de duas passagens escalou linearmente com o número de *pixels* na imagem.

Suzuki et al. (2003), propoz um algoritmo rotulação de imagens binárias baseado em operações locais sequenciais. Uma tabela unidimensional, que memoriza equivalências etiqueta é usada para unir rótulos equivalentes sucessivamente durante as operações vizando os vizinhos anteriores e posteriores. No algoritmo proposto o tempo obtido foi directamente proporcional ao número de *pixels* dos componentes conexos da imagem. Por avaliações comparativas , foi demonstrado que a eficiência algoritmo proposto foi superior aos dos algoritmos convencionais .

Hu et al. (2005), estudaram dois novos métodos de uma passgagem para identificar componentes conexos baseados em recursões iterativas. A primeiro rotula os *voxels* do objeto diretamente, enquanto o segundo rotula os *voxels* da fronteira do objeto usando a recursão iterativa seguido por uma rotulação sem verificar a vizinhança. A introdução de recursividade iterativa combina as vantagens de ambos iteração e recursão: recursão no caso de rotular os *voxels* conectados à componentes leva menos tempo enquanto iteração consome menos memória.

A microtomografia permite o trabalho com imagens tridimensionais que permitem uma melhor descrição do objeto analisado. No entanto as imagens obtidas podem ser grandes e difíceis de manipular. Técnicas de gerenciamento eficiente de memória e de processamento paralelo se fazem necessárias.

Em Pereira et al. (2014) informações foram extraídas de imagens tridimensionais de amostras de solo agrícolas, geradas por tomografia de alta resolução. Devido ao grande volume de imagens e informações envolvidas

exploraram-se arquiteturas paralelas com MPI em um computador com dois processadores. Obteve-se um ganho usando a etapa de reconstrução paralela de 2,33 vezes em relação à serial.

Em Happ et al. (2009) usou-se o paralelismo de memória compartilhada com OpenMP para a melhorar o desempenho em algoritmos de crescimento de regiões. O foco desta implementação foi melhorar o tempo de segmentação, mantendo a reprodutibilidade dos resultados. Em termos de desempenho, a implementação paralela ficou um pouco mais do que duas vezes mais rápida que a segmentação sequencial.

A viabilidade da melhoria no tempo de execução de algoritmos utilizados para o processamento de imagens médicas por meio do uso da computação paralela distribuída implementada com mpiJava e JPVM foi demonstrada em SAITO et al. (2016). Chegou-se a conclusão que o uso da versão paralela utilizando o filtro de mediana quando aplicada a máscara 3x3 e, em alguns, casos com a máscara 5x5 não atingiu o resultado desejado. Porém com a utilização de filtros maiores onde a carga de processamento é mais intensa o uso de paralelismo foi bastante vantajoso.

Shishido (2010) paralelizou um algoritmo de reconhecimento de padrões do tipo IFM (índice de fragmentação multidimensional), onde foram criadas implementações MPI e HLRC. Os experimentos MPI foram executados com 12 processos, e os HLRC com 6 processos, foi usada uma imagem de entrada de 8460x9530 *pixels*. As execuções dos modelos paralelos apresentaram uma queda significativa no tempo de execução em comparação à versão sequencial. Mesmo possuindo algumas restrições de tamanho da máscara, os modelos HLRC apresentaram eficiência superior ao MPI ao se adotar máscaras acima de 11 *pixels*.

Mattos (2008) apresentou aspectos de desempenho das plataformas de cluster e grade, considerando a execução da aplicação BigBatch. BigBatch é um ambiente de processamento de imagens de documentos projetado para processar lotes de milhares de documentos monocromáticos. Foi concluído que o ambiente de grade é mais vantajoso que o ambiente de cluster somente quando considerado o agendamento de apenas uma tarefa por nó. Já o *cluster* se comporta melhor quando

utilizado o padrão MPI e o agendamento, sempre que possível, de mais de uma tarefa por nó.

3 MATERIAIS

Neste capítulo, descrevemos as características dos materiais, os modos de preparação dos CP e a aquisição das imagens por µTC das argamassas analisadas neste trabalho.

3.1 Amostras e Corpos de Prova

As imagens de µTC usadas nesse trabalho foram geradas a partir de 72 CP prismáticos produzidos por Silva (2011).

Esses CP, foram compostos de 3 misturas distintas:

- Mistura A (água, cimento e areia).
- Mistura B (água, cimento, areia e agregado leve de EVA).
- Mistura C (água, cimento, areia, agregado leve de EVA e fibras de piaçava).

A proporção do agregado leve de EVA e das fibras de piaçava inseridas na mistura foi pré-determinada em 1% da massa de areia, cimento e água.

Na preparação dos CP foram utilizados os seguintes materiais:

- a) Cimento Portland tipo CP II E 30
- b) Areia natural (agregado miúdo)
- c) Água
- d) Grãos de EVA
- e) Fibras de piaçava

O cimento utilizado foi do tipo Portland CP II - E 30, empregado em obras da construção civil, ele apresenta resistência de 30 MPa aos 28 dias de cura e massa específica de 3,00 g/cm³.



Na areia que foi utilizada como um dos agregados miúdos, cerca de 95% dos grãos são inferiores a 0,6 mm como visto na figura 26 (LOPES, 2011).



O agregado leve utilizado nas misturas B e C foi o EVA, obtido a partir de resíduos pós-industriais da fábrica da Penalty, situada no município de Itabuna/BA, que produz artigos esportivos, como tênis, chuteiras e bolas. O EVA chega à fábrica em placas medindo entre 1 e 1,3 m². Os resíduos utilizados foram extraídos especificamente do processo de fabricação de bolas de futebol. Aproximadamente, trinta e cinco por cento do EVA utilizado na fabricação de bolas de futebol é descartado como resíduo (SANTOS et al., 2015).

As placas residuais de EVA foram cortadas manualmente em partes menores e moídas usando um moinho de facas. Os recortes de EVA após o corte manual e o moinho de facas usado na moagem do EVA são mostrados nas figuras 27(a) e 27(b).

Nas misturas B e C foram utilizados grãos de menores que 1180 µm e maiores que 850 µm. Como visto na seção 2.3, agregados com essas dimensões
ainda são considerados agregados miúdos, logo a incorporação desses agregados não transforma a argamassa em concreto.



Figura 27 – Processamento dos resíduos de EVA: (a) recortes de EVA, (b) moinho de facas.

Fonte: Silva (2012).

Foram utilizadas fibras de piaçava *in natura* como reforço na argamassa. Adquiridas na plantação da Fazenda São Miguel, localizada na cidade de Itacaré as fibras *in natura* foram cortadas manualmente, com auxílio de um alicate, em partes menores, cada parte medindo 1 cm (figura 28).



Figura 28 – Preparação das fibras de piaçava utilizada nos corpos de prova. Fonte: Silva (2012).

Estes elementos foram misturados com auxílio de uma argamassadeira e as misturas foram colocadas em formas prismáticas com 4,0 cm de largura e altura, e

16 cm de comprimento (figura 29). Posteriormente foram feitos ensaios mecânicos para teste de resistência das amostras em suas misturas A, B e C. Os testes de tração na flexão foram executados variando-se o grau de carga até a ruptura (100% de carga) e com variações do grau de carga, de 75%, 50%, 25% da carga máxima (Silva, 2012).



Figura 29 – Processo de criação dos corpos de prova.

Fonte: Silva (2012).

Os CP de argamassa pura obtiveram o maior valor médio no ensaio de tração na flexão com 7,06 MPa, seguido dos CP de argamassa com grãos de EVA e fibras de piaçava com 6,16 MPa e dos CP de argamassa com grãos de EVA com 5,34 MPa.

Em Almeida (2014) as amostras analisadas tiveram seus tamanhos reduzidos a 2,5 x 2,5 cm de base e 4 cm de altura e foram enviadas ao microtomógrafo Skyscan® 1173. O procedimento de recorte dos CP para geração das amostras pode ser visto na figura 30.



Figura 30 – Processo de corte das amostras com tamanho final de 2,5 x 2,5 x 4 cm.

Fonte: Almeida (2014).

3.2 Aquisições de imagens de microtomografia de raios X

Almeida (2014) analisou parte das amostras da seção 3.1 com o microtomógrafo Skyscan® 1173 do Laboratório de Ensaios Físicos da UFRJ (Universidade Federal do Rio de Janeiro). O Skyscan® 1173 é composto por uma fonte de raios x de alta tensão com 130 KV, por um detector de raios X do tipo *flat panel*, possuindo assim resolução espacial em 3D de 7µm, e a corrente utilizada na aquisição foi de 61 µA.

Como visto na seção 2.5.2, a aquisição de imagens de μ TC de raios X possuem duas etapas básicas. Na primeira são adquiridas as projeções após a exposição da amostra a um feixe de raios X. Foram obtidas 720 projeções em formato TIFF de 16 bits (figura 31(a)).

Após a reconstrução das seções transversais são geradas cerca de 1800 imagens bitmap, com resolução de 1148 x 1148 *pixels*, com um *pixel* equivalente a 25.14837 µm, com 256 tons de cinza e tamanho aproximado de 1,5 MB cada (figura 31(b)).



Figura 31 – Imagens geradas por microtomografia: (a) projeção e (b) imagem reconstruída.

4 MÉTODOS

Neste capítulo será abordada a metodologia utilizada para a análise das imagens obtidas por µTC. Na fase de processamento, os algoritmos de alta eficiência e o modelo de paralelização serão analisados.

4.1 Processamento de imagens digitais

Neste trabalho, o processamento digital de imagens foi dividido em três etapas. Na primeira etapa, no pré-processamento, as bordas excedentes das imagens são cortadas para evitar desperdício de recursos computacionais na análise. Na segmentação, é utilizada a técnica de limiarização para definir o ROI e as bordas residuais da primeira etapa são identificadas e marcadas para que elas sejam ignoradas na fase de processamento. Finalmente, no processamento, as imagens bidimensionais são empilhadas formando uma imagem tridimensional que é analisada. Os elementos encontrados são rotulados usando diferentes abordagens e suas características computadas e é quando há a classificação dos mesmos.

Para todas as etapas citadas, foram codificadas rotinas em linguagem C. A entrada e a saída das duas etapas iniciais são imagens bidimensionais, já na segunda etapa a entrada são imagens tridimensionais e a saída é um relatório com as informações da análise.

4.1.1 Pré-processamento

Como a projeção das amostras analisadas não tomou toda a extensão das imagens geradas foi necessária à inclusão de um algoritmo de corte para eliminação das bordas indesejadas. Como não havia a intenção de perder nenhuma informação válida, as linhas/colunas de corte foram calculadas varrendo a imagem de cima para baixo, de baixo para cima, da esquerda para direita e da direita para esquerda até que um *pixel* diferente de 0 (preto) fosse encontrado, assim a linha/coluna anterior seria a escolhida para o corte.

Entretanto, se a amostra não for depositada perpendicularmente à base do microtomógrafo, ou se a amostra em si apresentar formato irregular (figura 32(a)), as imagens bidimensionais geradas no processo podem apresentar o ROI em posições diferentes umas das outras. Sendo assim, os valores de corte observando apenas a primeira imagem pode não servir para as demais, como ilustrado na figura 32(b).



Figura 32 - Ilustração da origem das bordas residuais: (a) amostra, (b) cálculo de corte feito observando apenas com a primeira imagem e (c) cálculo de corte feito observando todas as imagens.

Para evitar a perda de parte do ROI, o cálculo dessa fase foi feito analisando todas as imagens bidimensionais para estabelecer a linha/coluna de corte que eliminasse o máximo de bordas e preservasse o ROI, como ilustrado na figura 32(c). Entretanto bordas residuais ainda podem permanecer nas imagens.

4.1.2 Segmentação

A técnica escolhida para a segmentação das imagens foi a limiarização. Para a definição do limiar, precisamos fazer uma análise dos histogramas das imagens, que podem ser vistos na figura 33.



Figura 33 - Histogramas das imagens geradas pelo microtomógrafo Skyscan 1173, para os tipos de mistura (A) Argamassa Pura, (B) Argamassa com EVA e (C) Argamassa com EVA e fibra.

Fonte: Almeida (2014).

Analisando os histogramas é possível identificar uma alta concentração de *pixels* entre os tons de cinza 150 e 180 em todos eles. Devido grande concentração e por estar presente em todas as imagens, pode-se afirmar que são valores característicos da argamassa. No histograma das amostras contendo argamassa e EVA é possível identificar uma pequena variação entre os tons 50 a 100 das

amostras com argamassa pura. Assim, pode-se afirmar que há diferenças, porém bastante discretas, entre as cores de poros e EVA. Já no histograma das amostras com EVA e fibra de piaçava pode-se verificar uma concentração acentuada nos tons entre 50 e 100 que se difere dos traços encontrados nos demais histogramas, o que leva a acreditar que os agregados possuem mais *pixels* nessa escala de cor (Almeida, 2014). Nota-se também uma pequena mudança na altura e espessura da "onda" formada pelos *pixels* com valores entre 100 e 200, sugerindo que quanto mais agregado é inserido na argamassa, mais homogênea é a densidade da matriz cimentícia por conta da diminuição da quantidade poros.

Observando-se essas informações, o limiar escolhido para as imagens nesse trabalho foi o valor 100. Logo todos os *pixels* encontrados com o valor 100 ou menor são considerados agregados ou poros e são pintados de branco (valor 1), *pixels* de outros valores são considerados argamassa e são pintados de preto (valo 0).

Para marcar as bordas residuais e evitar que elas fossem processadas, foi utilizado um algoritmo de crescimento de regiões, que parte dos *pixels* das bordas das imagens. Tivemos especial preocupação para que a rotina mantivesse no ROI as fibras e outros elementos alongados que se encontram na borda da imagem (figura 34). Assim, o algoritmo recebeu como entrada as imagens e a distância máxima em *pixels* que ele poderia percorrer dentro do ROI.



Figura 34 – Fase de segmentação: (a) imagem cortada, (b) imagem segmentada com destaque na fibra.

4.1.3 Processamento

Após as imagens serem pré-processadas e segmentadas, passamos a fase de processamento com o objetivo de extrair as informações necessárias para a caracterização da argamassa.

Imagens tridimensionais permitem analisar características não disponíveis em imagens bidimensionais. Informações importantes como volume, área de superfície, podem ser fundamentais para caracterização do elemento analisado, porém demandam um grande consumo de recursos computacionais.

Nessa etapa foi priorizado o desenvolvimento de técnicas com o foco na eficiência no que se refere a tempo de processamento e consumo de memória.

Neste trabalho foram desenvolvidos três algoritmos seriais, um utilizando a abordagem de uma passagem e dois utilizando a abordagem de duas passagens. Em um dos algoritmos de duas passagens usamos técnicas em que priorizamos a gerência de memória em detrimento ao tempo de processamento. Criamos dois algoritmos paralelos, um utilizando a abordagem de uma passagem e o outro utilizando abordagem de duas passagens. Esses algoritmos foram implementados em linguagem C e fazem o processamento e a análise tridimensional das imagens segmentadas, retornando os elementos encontrados assim como suas características.

Todos os algoritmos trabalharam com vizinhança 6 (figura 15(c)), pois em Almeida (2014), foi observado que não existe diferença significativa no aumento da vizinhança.

4.1.3.1 Primeira Abordagem Serial

O primeiro código serial (CR) foi baseado em Almeida (2013), é um algoritmo de uma passagem do tipo crescimento de regiões. Este algoritmo de simples implementação, encontra os elementos na imagem e retorna seus respectivos volumes. Foi originalmente implementado em MATLAB® e apresentou problemas tanto no tempo de processamento quanto no consumo de memória.

Para esse trabalho o algoritmo foi modificado, diminuindo assim o consumo de memória e a quantidade de comparações realizadas para seu funcionamento. A alteração garantiu que além do volume, ele também obtivesse todas as características descritas no seção 2.9 entre outras.

Após todas as imagens (cortadas e binarizadas) estarem carregadas na memória (figura 35(a)), o algoritmo percorre a matriz binarizada até achar um *voxel* com o número 1. Isso significa que um novo objeto (não rotulado) foi encontrado. O *voxel* encontrado é marcado com um novo rótulo e os *voxels* que se encontram em sua vizinhança e que possuírem o número 1, também recebem esse mesmo rótulo e são colocados em uma pilha (figura 35(b)). Vale ressaltar que todas as posições da vizinhança são testadas em busca do *voxel* com o valor 1.

O voxel do topo da pilha então é retirado e também tem sua vizinhança analisada. Se houver algum vizinho com o número 1, esse é marcado com o rótulo atual e também colocado na pilha. Isso ocorre até que a pilha esteja vazia, tendo-se assim rotulado todos os voxels do objeto encontrado.

É importante ressaltar que dependendo do formato do objeto, a busca não segue um caminho padrão, podendo tomar qualquer direção desde que as condições acima sejam satisfeitas.

A cada *voxel* com o número 1 encontrado, os dados são contabilizados. A matriz carregada com as imagens cortadas em escala de cinza é usada para obter os dados referentes aos tons de cinza dos *voxels*, como média e porcentagem de tons de interesse.



Figura 35 – Ilustração bidimensional do código CR com sua pilha: (a) início da varredura, (b) vizinhos rotulados e colocados na pilha, (c) objeto totalmente rotulado e (d) imagem completamente rotulada.

O restante da matriz (figura 35(c)) é varrida e se algum *voxel* com o valor 1 for encontrado é sinal que existe uma novo objeto. Um novo rótulo é criado e o processo anterior é refeito.

Isso ocorre até o último *voxel* da imagem (figura 35(d)). Logo após, uma segunda passagem faz-se necessária, para a obtenção do desvio padrão dos tons de cinza dos elementos e a porcentagem esférica.

Referente à pilha usada, o tamanho e formato dos elementos determinam a quantidade de elementos que mesma pode conter, fazendo que o uso de memória para o seu armazenamento seja variável e imprevisível.

O apêndice A descreve o funcionamento do programa e os resultados serão analisados no capítulo 5.

4.1.3.2 Segunda Abordagem Serial

O segundo código serial (2RUN) foi baseado na implementação de Fricke (2004) do algoritmo proposto inicialmente por Hoshen e Kopelman (1976). Trata-se de um algoritmo de duas passagens para imagens bidimensionais que foi alterado nesse trabalho para tratar imagens tridimensionais, além de retornar os elementos com suas respectivas características. A solução também pode ser classificada como um algoritmo do tipo *Union-Find* (Tarjan, 1975), pois utiliza as funções que dão nome à classificação. Usar a função *union*(x,y), informa que o segmento x e o y são os mesmos, como as equivalências são transitivas, todos os itens equivalentes a xsão também equivalentes a y. A segunda função, *find*(y) retorna o rótulo que atualmente representa o segmento, e dará mesma resposta que *find*(x), já que o *union*(x,y) foi usado. O uso dessas funções está ilustrado nos apêndices B.

O código utiliza um vetor para relacionar os rótulos temporários, onde a posição equivale ao rótulo temporário e o valor da posição é a relação com outro rótulo. Quando os rótulos são criados eles não possuem relação alguma com os demais, formando assim conjuntos unitários que são representados pelo único rótulo contido neles. Usar a função *find()* em qualquer rótulo nesse estágio ela retorna o próprio valor do rótulo.

Conforme o processamento acontece, necessitamos relacionar os segmentos encontrados e com isso estabelecer um único rótulo para ambos. Esse relacionamento é feito pela função *union()*, que altera o vetor de relacionamento para que um dos rótulos faça referência ao outro, ocorrendo assim uma união de conjuntos disjuntos. Após esse momento a função *find()* usada em qualquer um dos rótulos envolvidos em um função *union()* anterior retornará o mesmo valor.

Após as imagens estarem carregadas na memória (figura 37(a)), o programa percorre todos os elementos da matriz tridimensional em um sentido determinado que não é alterado pela complexidade da imagem, percorrendo todos os elementos da esquerda para a direita, linha a linha, imagem por imagem. Ressalta-se aqui o ganho de desempenho na análise no número de vizinhos em comparação à técnica anterior. Mesmo trabalhando com vizinhança 6, essa técnica testa apenas 3 vizinhos (o *voxel* anterior *c*, o diretamente acima *b* e o da mesma posição da ultima fatia analisada *d*), como ilustrado na figura 36 e obtém os mesmos resultados da técnica anterior.



a(z,y,x), b(z,y-1,x), c(z,y,x-1), d(z-1,y,x)

Figura 36 – Máscara de vizinhança para as abordagens de duas passagens - somente vizinhos b, c e d são analisados.

Para cada *voxel* ocupado com o número 1 é atribuído um rótulo temporário e sua vizinhança é analisada. Se o *voxel a* não tem vizinhos (diferentes de 0) é atribuído a ele um rótulo novo; se tem um vizinho, é atribuído ao *voxel* o rótulo que atualmente representa o segmento do vizinho (descoberto com a função *find()*), pois são partes do mesmo objeto; se o *voxel* tiver mais de um vizinho (figura 37(b)), é usado o rótulo de um dos vizinhos (descoberto com a função *find()*), e tendo os vizinhos rótulos diferentes é preciso garantir a equivalência dos rótulos (função *union()*), pois correspondem há um mesmo segmento.



Figura 37 – Ilustração bidimensional do código 2RUN com vetor de relacionamento: (a) imagem não rotulada, (b) vizinhos com rótulos diferentes encontrados (função *union()*) (c) final da primeira passagem e (d) final da segunda passagem. Isso ocorre até o último *voxel* da imagem (figura 37(c)). Então uma segunda passagem é feita (figura 37(d)) para a troca dos rótulos provisórios pelos rótulos definitivos e para a obtenção do desvio padrão dos tons de cinza e a porcentagem esférica.

O funcionamento do algoritmo pode ser visto no pseudocódigo do apêndice B.

4.1.3.3 Terceira Abordagem Serial

O terceiro código serial (2RUN2), também baseado em Fricke (2004) possui todas as alterações relatadas no 2RUN e, além disso, aproveitando-se da característica do algoritmo de duas passagens, que analisa os *voxels* numa ordem estrita, utilizando as posições anteriores na própria imagem bidimensional e posições apenas da imagem imediatamente anterior à analisada (figura 36), essa implementação mantém apenas duas imagens binarizadas por vez carregadas na memória e uma cortada em escala de cinza, diferentemente das duas abordagens anteriores que precisam de todas as imagens carregadas simultaneamente. Isso significa que o algoritmo é capaz de analisar imagens tridimensionais com tamanho superiores à sua memória física.

Entretanto, o fato de trabalhar com imagens bidimensionais duas a duas não permite que no final da primeira passagem se tenha uma matriz completa com todos os segmentos rotulados, mesmo que com rótulos temporários. Isso faz com que na segunda passagem parte do processo realizado na primeira precise ser refeito, inclusive uma nova carga das imagens na memória, o que impacta diretamente no tempo de processamento. Este algoritmo pode ser consultado no apêndice C.

4.1.3.4 Abordagens Paralelas

Após a aplicação de técnicas seriais eficientes, para imagens do tamanho das analisadas o problema computacional foi resolvido em sua totalidade com o código serial 2RUN2, entretanto, visando à possibilidade do aumento do problema consideramos abordagens paralelas capazes de processar imagens maiores em um tempo mais curto.

Para as abordagens paralelas foi utilizado junto com a linguagem de programação C o sistema de troca de mensagens MPI. A paralelização escolhida foi o MIMD, visto na seção 2.10.1, com memória distribuída para tornar possível assim, o processamento de imagens grandes utilizando as técnicas vistas nos algoritmos CR e 2RUN para assim comparar seu desempenho com o código 2RUN2.

A execução dos algoritmos paralelos pode ser dividida em sete fases listadas a seguir:

 Fase 1 – Diferente das técnicas tradicionais em que o um nó mestre divide a carga do processamento e envia para ps outros nós, neste trabalho os nós envolvidos no processamento calculam quais serão seus blocos de trabalho e carregam diretamente do *storage* do cluster as imagens que serão processadas. Tenta-se dividir as imagens em blocos de tamanhos iguais para um bom balanceamento de carga como ilustrado na figura 38.



Figura 38 – Os nós copiam do storage os blocos de imagem que irão processar.

 Fase 2 – Os nós processam os blocos carregados usando uma das técnicas seriais já abordadas que rotula os elementos encontrados guardando as informações computadas dos mesmos. Fase 3 – Cada nó, envia as imagens dos seus respectivos blocos que fazem vizinhança com os blocos atribuídos a outros nós assim como as informações dos elementos encontrados para o nó 0 (figura 39).



Figura 39 - Os nós enviam ao nó 0 imagens que fazem borda com os blocos vizinhos.

- Fase 4 O nó 0 relaciona as bordas dos blocos vizinhos, identificando os elementos que fazem parte de dois ou mais blocos. As informações dos elementos relacionados são "somadas" e o objeto recebe um único rótulo definitivo.
- Fase 5 Os rótulos finais e as informações pertinentes para os cálculos necessários da segunda passagem são enviadas pelo nó 0 aos demais nós.
- Fase 6 Os nós percorrem seus respectivos blocos realizando a segunda passagem e calculando o desvio padrão dos tons de cinza dos elementos e a porcentagem esférica.
- Fase 7 Os nós enviam as características restantes calculas para o nó 0, que gera o relatório do processamento.

Utilizando estas fases foram criadas versões paralelas dos algoritmos seriais de uma passagem CR (CR_PAR) e o de duas passagens 2RUN (2RUN_PAR).

5 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Neste capítulo analisaremos os resultados obtidos por todos os algoritmos seriais e paralelos. Discutiremos a validação dos algoritmos, os dados obtidos para a classificação dos elementos das amostras, o desempenho assim como as principais vantagens e desvantagens de cada uma das abordagens.

5.1 Validação dos algoritmos

Antes de analisar as imagens das amostras de argamassa, os algoritmos foram testados para garantir a corretude de seus resultados.

Imagens construídas com características conhecidas foram analisadas. As 100 imagens bidimensionais foram produzidas por Almeida (2014) e possuem dimensão de 512 x 512 *pixels*, simulando fatias de amostras a serem processadas. Estão contidas formas geométricas simples com dimensões variadas. Sendo empilhadas, as imagens bidimensionais (figura 40(a)) formam uma imagem tridimensional (figura 40(b)) com elementos geométricos variados. Entre elas é possível identificar cubos, pirâmides, cilindros e cones.



Figura 40 - Imagens criadas para validação dos algoritmos. Fonte: Almeida (2014).

A tabela a seguir mostra a saída dos principais resultados calculados pelos programas com 50 das imagens para validação. Vale ressaltar que como os elementos das imagens tinham dimensões conhecidas, todos os valores obtidos pelo programa foram conferidos e validados.

R	VOL	AS	DIM	EL	СРС	DE	ESF	PE	МТС	PTCE	VTC	DPTC	PTCOI
1	225000	31800	30,30,250	0,1	2,9	1,8	21,6	28,5	255	0	0	0	100
2	98050	14122	50,51,51	1	2,6	1,4	28	86,1	255	0	0	0	100
3	69336	16770	40,81,81	0,5	3,2	2,1	18,7	67	255	0	0	0	100
4	25000	7000	10,50,50	0,2	2,9	1,7	22,7	40,4	255	0	0	0	100
5	4	16	1,2,2	0,5	2,5	1,3	29,3	100	255	0	0	0	100
R -	rótulo final;	VOL - vo	lume em voxe	els; AS	- área	de supe	erfície e	m <i>pixel</i> :	s; DIM -	dimense	ões z,y	,x em <i>pi</i> .	xels; EL

Tabela 3 - Saída das rotinas com as imagens de validação.

R - rótulo final; VOL - volume em voxels; AS - área de superfície em *pixels*; DIM - dimensões z,y,x em *pixels*; EL
elongação; CPC - compacidade; DE - desproporção esférica; ESF - esfericidade; PE - porcentagem esférica;
MTC - média dos tons de cinza; PTE - % de tons de cinza escuros; VTC - variância dos tons de cinza; DPTC - desvio padrão dos tons de cinza; PTOI - % de tons de cinza de interesse.

Todos os algoritmos apresentaram a mesma saída. Os dados referentes ao volume foram os mesmos obtidos por Almeida (2014) e os demais foram validados manualmente, pois os elementos analisados possuem dimensões e tons de cinza conhecidos.

5.2 Análise dos dados obtidos para classificação

Nesta seção analisaremos os dados obtidos com os programas criados, a fim de extrair as propriedades necessárias para a identificação dos elementos encontrados e assim a caracterização da argamassa, identificando os poros, fissuras, agregados não convencionais (EVA e fibras) presentes na amostra.

O primeiro passo é conseguir diferenciar os objetos na amostra em um dos 4 tipos distintos: poros, grãos de EVA, fibras de piaçava e fissuras decorrentes dos ensaios mecânicos. O meio mais elementar para esse fim é usando o volume do objeto.

Os gráficos da figura 50 a seguir mostram como os volumes dos elementos encontrados estão distribuídos em faixas de 30000 *voxels*, para os três tipos de amostras analisadas.



Figura 41 - Quantidade de elementos segundo seu volume para os três tipos de amostras.

Sabendo-se que os resíduos de EVA passaram por um moinho de facas e que foram utilizados grãos com 850 µm a 1180 µm de diâmetro e como as imagens obtidas pela µTC possuem *pixel* equivalente a 25.14837 µm, concluímos que se não houver deformação nos grãos de EVA os mesmos possuirão volume em *voxel* que pode variar de 20217 a 54089. Foi o que se observou no gráfico da figura 50(b) com o aumento do número de elementos na faixa de 30000 a 60000 *voxels*. Porém para uma melhor identificação, é necessário considerar mais informações.

O gráfico da figura 51 mostra a relação entre o volume dos elementos encontrados nas amostras de argamassa pura e nas de argamassa com EVA, separados por faixas de 1000 *voxels*, e a sua porcentagem de ocorrência. Os valores observados estão entre 2000 e 60000 *voxels* para analisar se houve diminuição ou aumento do volume dos objetos com uma possível deformação dos grãos de EVA. A escala do eixo *y* foi alterada para a logarítmica a fim de melhor visualização.



Figura 42 - Porcentagem dos elementos (escala logarítmica) pelo seu volume.

Analisando o gráfico acima, nota-se um leve aumento na quantidade de elementos a partir do intervalo de 4000 a 5000 *voxels* nas amostras com grãos de EVA em relação às amostras com argamassa pura, o que leva a considerarmos que

os grãos de EVA possuem volume a partir desse número. Isto sugere que parte dos grãos passou por um processo de compressão na criação da argamassa.

Entretanto não se podem diferenciar os poros dos grãos de EVA somente pelo critério de volume, já que também existem poros com volumes acima de 4000 *voxels*. Para auxiliar na classificação podem-se usar medidas de tons de cinza. Como abordado na seção 4.1.2, onde se usou o histograma das imagens para a segmentação, os agregados (grãos de EVA e fibras de piaçava) possuem em sua composição uma porcentagem maior de *voxels* com a tons de cinzam que varia de 50 a 100, esse intervalo de tons de cinza será chamado de Tons de Interesse (TOI).

Assim, foi analisada a porcentagem de *voxels* com TOI dos elementos com volume maior que 4000, os resultados são apresentados na figura 52.



Figura 43 - Porcentagem de elementos com volume maior que 4000 pela porcentagem de *voxels* com TOI.

Como pode ser visto na figura 52, a quantidade de elementos nas amostras com EVA começa a crescer quando a composição dos mesmos passa a ter mais de 69% de *voxels* com TOI em relação às amostras com argamassa pura. Quando o TOI passa de 80% da composição do elemento, poucos itens são encontrados nas amostras com argamassa pura.

Para saber qual o volume em que os elementos com 69% ou mais de TOI começam a se destacar nas amostras de EVA foi criada a tabela 4, onde mostramos a porcentagem de elementos com TOI maior ou igual a 69% nas amostras de argamassa pura e argamassa com EVA.

Volume Porcentagem de elementos na amostra de argamassa pura		Porcentagem de elementos na amostra com EVA
1000	85,7406	84,2028
2000	9,3854	9,2631
3000	3,3635	3,2825
4000	1,0133	0,9109
5000	0,2844	0,4337
6000	0,1141	0,2613
7000	0,0528	0,1905
8000	0,0187	0,1651
9000	0,0051	0,1325
10000	0,0017	0,0889
11000	0,0034	0,1179
12000	0,0085	0,0726
13000	0,0000	0,0817

Tabela 4 - Porcentagem de elementos com porcentagem de TOI maior que 69 das amostras de argamassa pura e argamassa com EVA pelo volume.

A tabela 4 mostra que a porcentagem de elementos com TOI maior ou igual a 69% nas amostras somente com argamassa pura começa a diminuir em relação às amostras com EVA, a partir do intervalo entre 4000 e 5000 *voxels* de volume, o que comprova que os grãos de EVA começam surgir nessa faixa. Este fato pode ser melhor percebido comparando-se os somatórios dos valores que correspondem aos elementos acima do ponto de equilíbrio da tabela (4000 *voxels*). Na tabela a amostra de argamassa pura tem 0,4888% de elementos com mais de 4000 *voxels* de volume contra 1,5442% na amostra com EVA.

Porém criar uma rotina que separa os grãos de EVA dos poros usando essa porcentagem de TOI geraria um erro de quase 30% para os elementos com volume entre 4000 e 10000 *voxels*.

Sabendo que parte dos poros com volume entre 4000 e 10000 voxels possuem TOI acima de 69% e como visto na figura 51 uma porcentagem muito pequena de elementos com TOI acima de 80% são encontrados nas amostras com argamassa pura, para melhorar a classificação, estabeleceu-se que para um elemento de volume entre 4000 e 10000 voxels ser considerado EVA a porcentagem de voxels com TOI deve ser maior ou igual a 80%. Isso diminuiu as chances de classificar um poro como EVA nessa faixa de volume. Os resultados para elementos com mais de 80% de porcentagem de TOI aparecem na tabela 5.

Volume	Porcentagem de elementos na amostra de argamassa pura	Porcentagem de elementos na amostra com EVA
1000	91,6053	89,9979
2000	7,2144	6,7613
3000	0,9180	1,0291
4000	0,1840	0,3709
5000	0,0546	0,2621
6000	0,0091	0,1825
7000	0,0036	0,1689
8000	0,0073	0,1495
9000	0,0000	0,1204
10000	0,0000	0,0738
11000	0,0018	0,1049
12000	0,0018	0,0738
13000	0,0000	0,0796

Tabela 5 - Porcentagem de elementos com porcentagem de TOI maior que 80 das amostras de argamassa pura e argamassa com EVA pelo volume.

Logo, utilizando o volume em conjunto com a porcentagem de *voxels* com TOI do elemento, criamos um critério para separar os poros dos grãos de EVA. Assim, os programas classificaram todos os elementos com volume entre 4000 e 10000 *voxels* e com 80% ou mais de *voxels* com TOI como EVA.

Como os grãos de EVA podem se aglutinar com outros grãos na fase de mistura da argamassa, quando analisados podem apresentar volumes maiores que o esperado para um único grão. Assim, elementos com volume entre 10000 e

200000 que tiverem em sua composição 69% ou mais de *voxels* com TOI também serão considerados grãos de EVA.

Para analisarmos as fibras quanto as seu volume e demais características, observa-se novamente o gráfico da figura 49 e nota-se o aumento de elementos com volume acima 300000 *voxels* somente na amostra com fibras de piaçava. O que é previsível, pois sabe-se que as fibras possuem 10 mm de comprimento e em média 0,95 mm de diâmetro. Juntando-se ao fato de as imagens geradas terem 25.14837 µm por *pixel* os elementos têm em média 445664 *voxels* de volume.

A figura 53 relaciona o número de elementos com mais de 300000 voxels de volume na amostra com fibras de piaçava com sua porcentagem de TOI, pode-se ver que a grande maioria desses elementos possui mais de 69% de TOI. Logo, juntamente com o volume, podemos usar a porcentagem de TOI para a classificação das fibras de piaçava.



Figura 44 - Número de elementos com mais de 300000 voxels pela porcentagem de voxels com TOI.

Além das propriedades vistas até o momento, outra característica sobre tons de cinza computada pelo algoritmo é a porcentagem de *voxels* com tons escuros (<10), que nesse trabalho será chamada de TE. *Voxels* com esses tons de cinza indicam áreas onde existe predominantemente ar.

Uma das características das fibras de piaçava é a existência de uma área de baixíssima densidade no centro do objeto. Para verificar o nível de TE na piaçava, analisamos os elementos com mais de 300000 *voxels* de volume presentes nas amostras com fibra de piaçava. E como pode ser visto no gráfico da figura 54, a grande maioria dos elementos encontrados possuem mais de 0,5% de TE.



Figura 45 - n° de elementos com volume maior que 300000 voxels pela porcentagem de voxels com TE.

Como a fibra é um elemento natural e pode variar de espessura, e com o fato de podermos encontrar somente uma parte sua nas amostras, consideramos que para o objeto ser considerado uma fibra ele deve possuir volume maior que 80000 *voxels,* sua porcentagem de *voxels* com TOI deve ser maior que 69% e com TE deve ser maior ou igual a 0,5.

Tentando obter informações necessárias para classificar as fissuras, usaramse as métricas elongação e porcentagem esférica.

Sabendo que quanto menor o valor de elongação mais alongado é o elemento, e supondo que as fissuras tenham estruturas alongadas analisou-se a porcentagem de elementos das amostras de argamassa pura, argamassa com EVA e argamassa com EVA e fibras pelo nível de elongação.

As tabelas 6, 7 e 8 apresentam as porcentagens dos elementos encontrados nas amostras, que não sofreram ensaios mecânicos e nas que sofreram até a ruptura, agrupados pela elongação.

O comportamento esperado é o aumento da porcentagem de elementos mais alongados (abaixo de 0,3) nas amostras que sofreram 100% da carga de ruptura nos ensaios mecânicos quando comparados às amostras que não foram ensaiadas. Esses resultados são apresentados das tabelas 6, 7 e 8.

Elongoaão	Carga do ensaio mecânico			
Eloliyação —	0%	100%		
≥ 0 e ≤ 0,3	2,146	2,356		
> 0,3 e ≤ 0,7	32,451	34,993		
> 0,7 e ≤ 1	65,403	62,651		

Tabela 6 - Relação da porcentagem de elementos encontrados nas amostras de argamassa pura pelo nível de elongação.

Tabela 7 - Relação da porcentagem de elementos encontrados nas amostras de argamassa com EVA pelo nível de elongação.

Elongoaão	Carga do ensaio mecânico			
Eloliyaçao	0%	100%		
≥ 0 e ≤ 0,3	3,050	3,688		
> 0,3 e ≤ 0,7	35,576	37,449		
> 0,7 e ≤ 1	61,374	58,863		

Tabela 8 - Relação da porcentagem de elementos encontrados nas amostras de argamassa com EVA e fibras pelo nível de elongação.

Elongoão	Carga do ensaio mecânico			
Eloliyaçao	0%	100%		
≥ 0 e ≤ 0,3	3,911	2,975		
$> 0.3 e \le 0.7$	41,093	36,084		
> 0,7 e ≤ 1	54,996	60,941		

Como pode ser visto nas tabelas 6 e 7, houve o aumento de elementos alongados quando as amostras passaram por ensaio mecânico com 100% de carga. Entretanto o mesmo não ocorreu com a amostra reforçada com fibras de piaçava, ilustrado na tabela 8. A presença de fibras nas amostras como material de reforço modifica o mecanismo de ruptura, uma vez que as fibras detém o desenvolvimento das mesmas. Neste sentido, não termos um incremento dos objetos alongados nas

amostras ensaiadas contendo fibras de piaçava como material de reforço coincide então este resultado, com o comportamento descrito na literatura para compósitos reforçados com fibras.

Outra métrica o grau de alongamento de um objeto é a porcentagem esférica. Diferente da elongação seu cálculo não sofre efeito da posição/inclinação do objeto, o que a torna mais precisa. Quanto menor a porcentagem esférica mais alongado é o objeto. A porcentagem de elementos em faixas de porcentagem esférica para os três tipos de amostras ensaiadas a 100% de carga e não ensaiadas são oferecidas nas tabelas 9, 10 e 11.

Carga do ensaio mecânicoPorcentagem Esférica0%100% $\geq 0 \ e \leq 33$ 0,2120,248 $> 33 \ e \leq 66$ 4,9925,363 $> 66 \ e \leq 100$ 94,79694,389

Tabela 9 - Relação da porcentagem de elementos encontrados nas amostras de argamassa pura pela porcentagem esférica.

Tabela 10 - Relação da porcentagem de elementos encontrados nas amostras de argamassa com EVA pela porcentagem esférica.

Porcontagom Ecfórica	Carga do ensaio mecânico			
	0%	100%		
≥ 0 e ≤ 33	0,612	0,701		
> 33 e ≤ 66	8,328	9,538		
> 66 e ≤ 100	91,059	89,762		

Tabela 11 - Relação da porcentagem de elementos encontrados nas amostras de argamassa com EVA reforça com fibras pela porcentagem esférica.

Borcontagom Estórica	Carga do ens	saio mecânico
Forcentagem Estenca	0%	100%
≥ 0 e ≤ 33	0,737	0,598
> 33 e ≤ 66	10,154	7,863
> 66 e ≤ 100	89,109	91,539

O mesmo comportamento encontrado na elongação pode ser visto na porcentagem esférica. É possível ver um aumento na porcentagem de elementos alongados nas amostras de argamassa pura e nas amostras com EVA quando elas passam por ensaios mecânicos até a carga de ruptura (tabelas 9 e 10). Como os grãos de EVA diminui a resistência da argamassa, esse aumento de elementos alongados é maior na argamassa com EVA. Novamente, esse padrão não pode ser visto nas amostras com fibras de piaçava.

Apesar de encontrar mudanças nas amostras que sugerem a presença de fissuras causadas pelos ensaios mecânicos, a quantidade de dados não é o suficiente para estabelecer até o momento uma rotina viável para a classificação das mesmas, logo as fissuras encontradas serão classificadas como poros.

Com isso, os elementos em que as métricas não satisfizerem as exigências para a classificação de um dos agregados (fibras de piaçava e grãos de EVA) serão classificados como poros.

Com essas informações coletadas, pôde-se criar uma rotina para a classificação dos elementos encontrados (apêndice D).

5.3 Validação dos critérios de classificação

Para validar o código de classificação, usou-se as informações de produção dos CP contidas na seção 3.1, onde se indica que na composição da argamassa 1% da massa total é de grãos de EVA e 1% de fibras de piaçava.

Após processar imagens obtidas de amostras com grãos de EVA e fibras de piaçava o algoritmo de classificação proposto obteve os resultados vistos nas tabelas 12 e 13.

	Número de elementos	Total de <i>voxel</i> s	Massa em gramas	Porcentagem da massa total
Argamassa	-	1300833366	62,069	98,922
Poros	61631	63911193	-	0
EVA	1025	13726257	0,022	0,036
Fibra	36	38995291	0,654	1,042

Tabela 12 - Massa dos elementos da amostra de argamassa + EVA + Fibra que não sofreu ensaio mecânico.

Tabela 13 - Massa dos elementos da amostra de argamassa + EVA + Fibra que sofreu ensaio mecânico em 100%.

	Número de elementos	Total de <i>voxel</i> s	Massa em gramas	Porcentagem da massa total
Argamassa	-	1219341484	58,180	98,829
Poros	74543	60332203	-	0
EVA	1028	15069488	0,025	0,042
Fibra	25	39639426	0,665	1,129

Usando o algoritmo foi possível encontrar nas massas das amostras analisadas cerca de 1% de fibras de piaçava, confirmando a informação da seção 3.1. Entretanto as porcentagens de massa de grãos de EVA não são as esperadas, isso se deve à deformação de parte material, já detectada anteriormente e agora mais uma vez confirmada. Devido a deformação, os grãos foram comprimidos, diminuindo as suas dimensões o que interferiu diretamente nos cálculos de sua massa total.

Outra forma de validar os resultados obtidos é observar as falsas classificações geradas pelos critérios propostos. Em amostras com argamassa pura não devem ser encontrados grãos de EVA nem fibras de piaçava e em amostras com argamassa e EVA não devem ser encontradas fibras de piaçava. A tabela 14 resume a classificação de todas as imagens das amostras de argamassa pura, e a tabela 15 resume a classificação de todas as imagens das amostras de argamassa com EVA.

	Número de Elementos	Porcentagem de Elementos
Poros	329729	99,908
EVA	303	0,092
Fibra	0	0

Tabela 14 - Elementos encontrados e classificados em todas as amostras de argamassa pura.

Tabela 15 - Elementos encontrados e classificados em todas as amostras de argamassa com EVA.

	Número de Elementos	Porcentagem de Elementos
Poros	349361	98,330
EVA	5926	1,668
Fibra	8	0,002

Na tabela 14 é possível observar que os programas criados encontraram 330032 elementos e classificaram 303 como grãos de EVA em imagens de amostras com argamassa pura, contabilizando erro de classificação inferior à 1% do total de objetos da amostra. Já na tabela 15, que é um resumo dos elementos encontrados em todas as imagens de amostras com argamassa com EVA, foram encontrados 355295 elementos sendo 5926 classificados como grãos de EVA e 8 deles classificados como fibras de piaçava. Levando em consideração que aproximadamente 0,09% dos classificados como EVA são poros e somando-se 0,002% de elementos erroneamente classificados como fibras, tem-se um erro de classificação inferior a 1%. Pelo que a analise de falsos positivos nos permite afirmar, os critérios adotados para a classificação de objetos ofereceram resultados satisfatórios.

Considerando que já possuímos um algoritmo para classificação pronto, podemos agora validá-lo melhor relacionando algumas outras métricas com características conhecidas dos elementos.

Para esse fim, todas as amostras de argamassa com EVA e fibras de piaçava foram processadas e seus dados reunidos para análise, separando seus elementos de acordo com a classificação do programa. Neste teste foram excluídos os elementos com volume inferior a 4000 *voxels* que como visto anteriormente são poros.

A primeira métrica analisada dessa etapa é a média de tons de cinza. A figura 55 mostra a média de tons de cinza dos elementos por categoria.



Figura 46 - Porcentagem de elementos classificados pela média de tons de cinza.

Como esperado, o gráfico mostra que dos elementos encontrados os poros possuem a média de tons de cinza mais baixa, sendo que a maioria apresenta tons de cinza entre 50 e 65. Os elementos classificados como EVA são os que possuem maior média com valores entre 65 e 89. As fibras de piaçava possuem médias menores que os grãos de EVA e maiores que os poros, isso por conta da presença de ar no seu interior que é menor do que os poros e maior que o EVA.

A figura 56 mostra a relação a porcentagem de elementos por categorizados e o desvio padrão dos tons de cinza dos mesmos.



Figura 47 - Porcentagem de elementos classificados segundo o desvio padrão dos tons de cinza.

O menor desvio padrão encontrado é o dos grãos de EVA, já que o EVA é um material sintético e homogêneo. O segundo maior desvio padrão é o das fibras de piaçava, pois é um material natural e possui ar no seu interior. Os poros possuem maior desvio padrão porque em sua grande maioria eles possuem tons de cinza que variam de zero (vazio absoluto) a 100 (limite para se considera um *voxel* como argamassa).

A figura 57 relaciona a porcentagem esférica de cada objeto com a porcentagem dos elementos encontrados por categoria. Quanto maior a porcentagem esférica, mais parecido é o formato do elemento com uma esfera.



Figura 48 - Porcentagem de elementos classificados pela sua porcentagem esférica.

Como esperado, os poros possuem a maior porcentagem esférica devido ao seu formato já conhecido. Os grãos de EVA devido à deformação sofrida no preparo da argamassa ficaram com a segunda maior porcentagem esférica. As fibras de piaçava devido ao seu formato alongado possuem a menor porcentagem esférica.

A relação entre esfericidade e a porcentagem de elementos encontrados por categoria é demonstrada na figura 58.



Figura 49 - Porcentagem de elementos classificados pela esfericidade.

Como a esfericidade e a porcentagem esférica estão relacionadas, pois ambas informam o quanto o formato dos elementos é próximo ao de uma esfera, os resultados deles são similares. Logo os poros tem maior esfericidade, seguidos dos grãos de EVA e por último as fibras de piaçava, resultados consistentes com a fenomenologia do problema que estamos observando.

A compacidade indica o quão compacto é o elemento de modo que ocupe menos espaço sem que se tenha seu volume reduzido. Quanto menor o valor de compacidade, mais compacto é o objeto. A figura 59 demonstra a relação da compacidade com a porcentagem dos elementos categorizados.



Figura 50 - Porcentagem de elementos classificados pela compacidade.

Como pode ser visto na figura 59, os poros por terem um formato mais compacto possuem um valor menor de compacidade. As fibras de piaçava pelo seu formato alongado possuem o pior valo de compacidade dentre os elementos analisados. Finalmente os grãos de EVA possuem valores intermediários de compacidade.

Os resultados obtidos nesta seção permitem afirmar que os critérios adotados para a classificação de objetos em amostras de argamassa com agregados não convencionais (EVA e fibras de piaçava) são consistentes e oferecem resultados satisfatórios com erros razoavelmente pequenos.

5.4 Avaliação do desempenho, eficiência e consumo de memória

Com todos os algoritmos obtendo exatamente os mesmos resultados nas análises das imagens, analisamos os algoritmos quanto ao seu desempenho no processamento. Para melhor análise, os testes foram feitos no Centro de Armazenamento de dados e Computação Avançada da UESC (CACAU). O CACAU é um supercomputador do tipo *cluster* com 20 nós com 2 processadores INTEL® XEON® E5430 2.66GHz QuadCore, 16GB de memória RAM, totalizando 160 cores e 320 GB de memória RAM. Ele utiliza o sistema operacional Red Hat versão 4.1.2 e todos os códigos foram compilados usando o GNU Compiler Collection - GCC versão 4.1.2.

O CACAU utiliza um *storage* para o armazenamento de arquivos que é acessado por uma rede Gigabite Ethernet de 1 Gb/s, e faz assim uso de protocolos de sistemas de arquivos distribuídos como o Network File System (NFS).

A fim de melhor analisar a eficiências dos programas criados foram gerados dois conjuntos de 6400 imagens de 2000 linhas por 2000 colunas, o que equivalem a imagens de 16 amostras de tamanho original.

As imagens originais escolhidas para servirem de base de criação das imagens de testes foram às obtidas de amostras de argamassa com EVA e fibras de piaçava que passaram por ensaio mecânico até a ruptura. A escolha deveu-se a quantidade e diversidade dos elementos nelas encontrados. Depois de passar pelos processos de corte e segmentação os dois conjuntos de 1600 imagens bidimensionais com 1000x1000 *pixels* originais (figura 41(a)) foram espelhados em diversos sentidos para gerar imagens de 2000x2000 *pixels* (figura 41(b)). O processo foi reproduzido até termos dois blocos de 6400 dessas imagens, equivalendo a uma imagem tridimensional de 25,6 bilhões de *voxels*.





(b)

Figura 51 - Processo de criação das imagens de teste:

(a) imagens originais, (b) imagens espelhadas.

Os programas analisando as imagens de teste foram executados no mínimo 5 vezes cada, sendo descartados o menor e maior tempo, e o dado analisado foi a média aritmética dos tempos restantes.

A partir dos experimentos realizados, os dados referentes à execução foram coletados e os gráficos que permitem avaliar o desempenho de cada abordagem proposta foram gerados. As métricas explanadas nas próximas seções incluem o tempo de execução, o *speedup*, a eficiência e o consumo de memória.

5.4.1 Avaliação dos algoritmos seriais

Primeira métrica analisada, o tempo de execução dos programas é o período de tempo contado do início do programa, o que inclui a leitura das imagens, até a geração dos arquivos de análise.

O gráfico da figura 42 mostra o tempo de execução dos algoritmos seriais. É importante ressaltar que o código 2RUN2 consegue processar um número superior a 700 imagens, porém quando são usados os programas 2RUN e CR com mais 700 imagens, a memória física da máquina chega ao limite em que o sistema operacional começa a usar memória virtual, o que penaliza seriamente o tempo de execução.



Figura 52 - Tempo de execução dos programas seriais.

Pode-se observar que independente da quantidade de imagens analisadas, o código CR é o mais lento dos três, e o programa 2RUN é o mais rápido até o processamento de 600 imagens. É importante notar que a partir de 500 imagens os dois códigos, 2RUN e CR, perdem desempenho fazendo com que a partir de 600 imagens o 2RUN2 seja o código com o menor tempo de execução.

Atribui-se essa perda de desempenho a detalhes de construção do protocolo NFS utilizado pelo *cluster* e a diferenças nas rotinas de leitura dos programas analisados.

Como o NFS usa um mecanismo de *cache* para a leitura dos dados, depois da primeira execução do programa as imagens usadas ficam armazenadas na *cache*, isso faz com que as execuções posteriores tenham uma melhora considerável no tempo de leitura, impactando diretamente o tempo de execução do programa. Com o aumento do número de imagens, e assim do tamanho dos dados analisados, a *cache* utilizada pode chegar ao seu limite impactando no desempenho da aplicação.

Além disso, a rotina criada para carga das imagens do 2RUN e CR difere da criada para o 2RUN2. Em 2RUN e em CR todas as imagens são lidas e carregadas na memória sem intervalo, fazendo com que o processamento só seja feito após a leitura de todas as imagens. Já no 2RUN2 as imagens são lidas à medida que são processadas, isso faz com que o ciclo de leitura de memória seja melhor aproveitado impactando assim positivamente no desempenho do programa, entretanto ainda tendo que ler as mesmas imagens duas vezes por execução. Segue o gráfico completo do tempo de processamento do 2RUN2 pela quantidade de imagens na figura 43.


Figura 53 - Tempo e processamento do 2RUN2 pela quantidade de imagens.

É possível analisar na figura 43 que o 2RUN2 processa 6400 imagens em pouco menos de 45 minutos.

A segunda métrica usada para a análise dos programas seriais é o consumo de memória. Como a quantidade de memória necessária para a análise dos dados tridimensionais é crucial, necessita-se que os programas gerenciem a mesma de forma eficiente.



Figura 54 - Consumo de memória (em escala logarítmica) dos programas seriais.

No gráfico da figura 44 é possível observar o consumo de memória dos programas das abordagens serias. Neste gráfico a escala do consumo de memória foi alterada para a logarítmica. Os programas 2RUN e CR possuem um consumo muito semelhante. Apesar de o CR usar uma pilha como estrutura de dados para ajudar relacionar as vizinhanças o 2RUN consome memória equivalente para a gerência dos rótulos temporários. Por outro lado, no código 2RUN2, o consumo de memória é consideravelmente menor o que se fundamenta no fato de só precisar manter 2 imagens binarizadas e 1 imagem cortada por vez, faz com que o consumo de memória desse programa em relação aos outros seja mais eficiente. Trabalhando com 700 imagens o 2RUN2 utilizou 134 MB, já processando todas as 6400 imagens o mesmo não ultrapassa 1000 MB.

Com os resultados obtidos, é possível afirmar que o programa serial 2RUN2 consegue processar 400 imagens de teste (equivalentes a 1600 originais, que é o tamanho médio das imagens do problema estudado) em 34 segundos e consumindo 91 MB de memória. Logo para imagens com o tamanho das analisadas nesse trabalho conseguimos desenvolver um programa que em termos de tempo de processamento e consumo de memória é suficiente para o trabalho proposto. Entretanto, visando à possibilidade do aumento do problema, três abordagens paralelas capazes de processar imagens maiores em um tempo mais curto foram criadas e seus desempenhos são avaliados a seguir.

5.4.2 Avaliação dos algoritmos paralelos

As métricas analisadas nessa seção serão o *speedup* e a eficiência dos códigos paralelos computados em relação ao único programa serial capaz de analisar todas as 6400 imagens (2RUN2). Esses dados foram gerados usando-se 2, 4, 8 e 16 processos. Cada processo rodará em um único nó para conseguir o máximo desempenho na fase de leitura das imagens. É importante ressaltar que devido ao limite físico da memória de cada nó o único arranjo que é capaz de executar todas as 6400 imagens, sem a utilização de memória virtual, é quando se usa 16 processos, pois cada máquina processará individualmente 400 imagens.

A primeira métrica analisada é o *speedup* dos programas CR_PAR e 2RUN_PAR de 100 a 1000 imagens, versões paralelas dos programas CR e 2RUN respectivamente, que pode ser vista no gráfico da figura 45 e que foi calculada como demonstra a seção 2.10.4.



Figura 55 - *Speedup* dos programas paralelos processando de 100 a 1000 imagens e com número de processos variados.

Pode-se observar em ambos os gráficos que os *speedups* crescem com o aumento do número de processos. Em nenhum momento o *speedup* dos programas chegou perto do número de processadores utilizados para a execução, mostrando que com a carga de 100 a 1000 imagens o ganho com a paralelização não é suficiente para compensar a sobrecarga inserida no processo de parelização. Vale ressaltar que em todas as execuções o 2RUN_PAR obteve melhores resultados de *speedup*.



Figura 56 - Speedup do programa paralelo CR_PAR processando de 1600 a 6400 imagens.



Figura 57 - Speedup do programa paralelo 2RUN_PAR processando de 1600 a 6400 imagens.

Nas figuras 46 e 47 pode-se comparar os *speedups* dos programas paralelos com a carga de processamento de 1600 a 6400 imagens. Como a memória principal de dois nós não comportam a carga de 1600 imagens os gráficos só apresentam

execuções com configurações a partir de 4 nós. As execuções a partir de 3400 imagens só podem ser feitas com 8 nós e as com 6400 imagens com 16 nós.

O *speedup* de ambos os programas continuam bem abaixo do speedup linear até a carga de 2200 imagens, quando o CR_PAR atinge 2,4 com 4 processos, 6,5 usando 8 processos e 12 usando 16 processos. O 2RUN_PAR com a mesma carga atinge 3,2 com 4 processos, 11,4 com 12 processos e 18,7 com 16 processos. Esses valores permanecem praticamente os mesmos, nos dois programas, com cargas de 2800 e 3400 imagens.

Com 4000 imagens o CR_PAR atinge *speedup* 4,7 com 8 processos e 12,3 com 16. Quando a carga é de 4600 imagens o *speedup* com 8 processos cai para 3,4 e com 16 processos praticamente não muda.

Analisando 4000 imagens em 8 processos o programa 2RUN_PAR obteve um *speedup* de 6,4 e com 16 processos um *speedup* de 20,1. Aumentando a carga para 4600 imagens o *speedup* com 8 processo caiu para 4,2 e com 16 se manteve por volta de 20.

Com 5200 e 5800 imagens *speedup* do programa CR_PAR usando 8 processos se manteve perto de 3,7 e usando 16 processos obteve *speedup* 16,7. Já o 2RUN_PAR com a mesma carga obteve speedup de 4,3 para 8 processos e 27,1 para 16.

Finalmente com 6400 imagens, mais uma vez o 2RUN_PAR obteve speedup superior ao CR_PAR. Com 16 processos, o 2RUN_PAR (única combinação possível) se manteve 27,1 de speedup e o CR_PAR em 16.

A eficiência do programa CR_PAR que pode ser vista no gráfico da figura 48 a seguir e que foi calculada como demonstra a seção 2.10.4.



Figura 58 - Eficiência do programa CR_PAR.

Observa-se que a eficiência com o programa usando 2 e 4 processos fica abaixo de 0,5 para qualquer carga. Com 4 processos a eficiência chega a 0.59 quando a carga é de 2200 imagens. Isso quer dizer que usa-se 4 máquinas para ter o desempenho um pouco superior a duas vezes ao desempenho do programa serial. Usando 8 e 16 processos a marca de 0,5 de eficiência é quebrada novamente com a carga de 2200 imagens. Porém o programa com 8 processos não consegue manter essa eficiência quando a carga passa de 3400 imagens. Com o aumento da carga para 5200 imagens o programa usando 16 processos atinge um valor de eficiência maior que 1, configurando assim uma eficiência superlinear.



Figura 59 - Eficiência do programa 2RUN_PAR.

A eficiência do código 2RUN_PAR para os números de processos considerados neste trabalho é apresentada na figura 49. Com a análise desta figura nota-se que o programa 2RUN_PAR se mostrou mais eficiente que o CR_PAR. Como aconteceu com o CR_PAR quando se usa 2 processos a eficiência não passa de 0,5 pois a carga máxima de trabalho não compensa o que é gasto com a comunicação dos processos. Porém com 4 processos atingiu-se cerca de 0,8 quando a carga chega em 2200 imagens, caindo logo. Com o programa executando 8 e 16 processos a partir de 2200 imagens observamos eficiência superlinear que se mantém até 3400 imagens na execução com 8 processos, caindo depois para 0,5. Quando a carga passa de 5200 imagens a eficiência do programa usando 16 processos passa de 1,6 e assim permanece até o máximo de 6400 imagens. Assim, enquanto 2RUN2 precisa de 44,87 minutos para processar 6400 imagens, o 2RUN_PAR usando 16 processos precisa apenas de 1,65 minutos.

Os resultados obtidos nesta seção podem ser explicados com base nas teorias de Amdahl e Gustafson (AMDAHL, 1967; GUSTAFSON, 1988). Pode-se observar que para um tamanho fixo do problema, sobretudo para pequenas quantidades de imagens, se atinge um limite superior do *speedup*. Da mesma forma, na medida em que ocorre o aumento do tamanho do problema obteve-se uma melhora no desempenho, chegando inclusive a caracterizar *speedup* superlinear.

Nos dois programas, o *speedup* cresceu conforme o aumento do número de processos, entretanto o 2RUN_PAR apresentou *speedups* mais altos em todas as configurações

É importante ressaltar que o código serial CR em que o programa paralelo CR_PAR se baseia, mesmo precisando carregar poucas imagens e assim usando todo o potencial da *cache* do NFS, não conseguiu ter o tempo de execução superior ao 2RUN2. Somando-se isso ao fato do tempo gasto a carga adicional inserida no processo de paralelização fez com o desempenho do CR_PAR na maioria dos casos fosse insatisfatório.

Quanto ao 2RUN_PAR, o algoritmo que serviu de base para o código analisado (2RUN) teve o tempo de execução superior ao 2RUN2 enquanto a *cache*

do NFS não atingiu o seu limite. Isso explica o bom desempenho obtido da sua versão paralelizada.

6 CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

Com o objetivo de diminuir as agressões sofridas pela natureza, produto do descarte indiscriminado de resíduos sólidos e pela excessiva extração de recursos naturais, o constante estudo de materiais alternativos se faz necessário. Este é o caso da utilização de argamassas que utilizam agregados leves como o EVA, subproduto da indústria calçadista e reforçado com fibras de piaçava. Neste trabalho foram analisadas as propriedades tridimensionais de imagens microtomográficas geradas a partir de amostras de argamassas leves. Argamassas essas com três composições diferentes: argamassa pura, argamassa com EVA e argamassa com EVA reforçada com fibras de piaçava.

Criou-se uma metodologia em que as imagens passaram por uma etapa de pré-processamento para eliminar parte das bordas geradas no processo de aquisição. Logo após, na fase de segmentação, usou-se a técnica de limiarização em que o limiar 100 foi escolhido com base na análise de histograma das imagens. Nessa fase também segmentou-se as bordas residuais para que não fossem computadas nas próximas fases.

Finalmente, na fase de processamento tridimensional foi implementada a abordagem de uma passagem do tipo crescimento de regiões, CR. O algoritmo foi modificado para extrair as informações pertinentes à pesquisa, diminuir o número de comparações e o consumo de memória foi otimizado.

Buscando novas alternativas com melhor desempenho tanto no tempo de processamento quanto no consumo de memória, escolheu-se como base uma implementação do algoritmo de duas passagens visto em Hoshen e Kopelman (1976). O algoritmo, denominado 2RUN, foi modificado para trabalhar com imagens tridimensionais e retornar todas as informações necessárias para a análise.

Comparando o desempenho dos dois programas criados, o 2RUN obteve tempos melhores de processamento com qualquer carga de trabalho em relação ao CR. Quanto ao consumo de memória, ambos obtiveram resultados semelhantes, processando no máximo imagens tridimensionais geradas com 700 das imagens bidimensionais criadas para o teste. Ressalta-se que a limitação do tamanho das imagens que podem ser processadas é estabelecida pela quantidade de memória principal física disponível para carregá-las.

Com o objetivo de melhor gerenciar a memória principal e assim poder processar imagens tridimensionais maiores, foi criada uma variante do algoritmo 2RUN, chamada de 2RUN2, que aproveita características inerentes ao modelo de duas passagens para não precisar carregar toda a imagem tridimensional na memória. Ao contrário dos outros programas o 2RUN2 só necessita que duas imagens bidimensionais binarizadas e uma cortada em escala de cinza estejam na memória simultaneamente. Deste modo, com essa abordagem todas as 6400 imagens bidimensionais criadas para o teste puderam ser processadas como uma única imagem tridimensional.

Quanto ao tempo de processamento o código 2RUN2 teve desempenho superior ao CR para todas as cargas em que foi possível a comparação, já que o CR só processa no máximo 700 imagens bidimensionais. Em comparação ao 2RUN, o tempo de processamento obteve desempenho inferior enquanto o limite da *cache* NFS não foi atingido. Vale ressaltar que como o 2RUN2 não mantém todas as imagens na memória, ele necessita refazer a carga das mesmas na segunda passagem, impactando assim o tempo de processamento.

Para melhorar o tempo de processamento e fazer com que as duas abordagens CR e 2RUN pudessem processar imagens de tamanho maiores que o limite imposto pela memória de uma única máquina, foram criadas as versões paralelas CR_PAR e 2RUN_PAR usando memória distribuída. Como as versões seriais não conseguem processar todas as imagens, o CR_PAR e o 2RUN_PAR foram comparados com o programa serial 2RUN2.

Observado os resultados de *speedup* e de eficiência, nota-se que ambos os algoritmos paralelos apresentam ganho de desempenho em todas as tarefas

executadas. Entretanto, do ponto de vista da eficiência, ambos tornam-se viáveis apenas com imagens acima de 2200 fatias bidimensionais. A partir de 8 processos o 2RUN_PAR consegue eficiência superlinear enquanto a *cache* do NFS não satura, com 16 processos foi possível alcançar 1,7 de eficiência usando esse algoritmo.

Comparando os códigos paralelos, nota-se que para as testes realizados neste trabalho o código 2RUN_PAR é superior ao CR_PAR em termos de tempo de processamento e eficiência, podendo substituir o 2RUN2 quando a carga for muito grande, o tempo de processamento for um fator crítico e os recursos necessários para essa operação estiverem disponíveis. Entretanto, é importante ressaltar que os algoritmos criados obtiveram os mesmos resultados quanto aos dados obtidos nas análises das imagens, tendo variações apenas no consumo de recursos computacionais usados no processo. Para a análise das imagens originais do problema deste trabalho, o desempenho do 2RUN2 se mostrou suficiente.

Utilizando estes algoritmos, extraímos características dos elementos na imagem que tornou possível criar uma rotina para a classificação dos elementos encontrados no interior da argamassa. Rotina essa, que classifica os elementos como poros, grãos de EVA e fibras de piaçava. Mesmo sabendo que as amostras sofreram ensaios mecânicos, não foi possível coletar dados suficientes para classificar as fissuras.

Estes critérios foram validados através de analise mássica, análise de falsos positivos e critérios como média de tons de cinza, desvio padrão dos tons de cinza, porcentagem esférica, esfericidade e compacidade. A validação permite afirmar que a metodologia de classificação adotada é satisfatória e com nível de erro baixo.

Considerando estes resultados, é possível concluir que a análise tridimensional de imagens microtomográficas como ferramenta no estudo de argamassas leves é uma opção viável, tanto em códigos seriais quanto em códigos paralelos.

Como desdobramentos futuros podem-se comparar os resultados de porosidade obtidos com resultados obtidos por outros métodos, ajustando ou validando os valores usados nesse trabalho. Pode-se também relacionar a presença e disposição dos materiais com os valores de resistência da argamassa.

Outra vertente a ser estudada é a utilização de lógica fuzzy para conseguir encontrar padrões nos diversos dados coletados e assim criar uma melhor categorização, ou ainda possibilitar a identificação das fissuras criadas pelos ensaios mecânicos.

Pode-se ainda, com poucas modificações na metodologia e nos algoritmos propostos neste trabalho, estudar outros tipos de compósitos ou mesmo trabalhar com imagens (bidimensionais ou tridimensionais) de outas áreas, como medicina ou biologia. Além disso, considerando a paralelização dos algoritmos, imagens tridimensionais muito maiores podem ser analisadas em tempos mais curtos.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALBUQUERQUE, Márcio Porte de; ALBUQUERQUE, Marcelo Portes de. Processamento de imagens: métodos e análises. **Centro Brasileiro de Pesquisas Fisicas MCT**, 2000.

ALMEIDA, Helder Conceição; Dominguez, Dany Sanchez; Iglesias, Susana Marrero. Processamento tridimensional de imagens microtomográficas na caracterização de amostras de concreto leve. **Anais...** In: XVI Encontro de Modelagem Computacional. Universidade Estadual de Santa Cruz, Ilhéus, 2013.

ALMEIDA, Helder Conceição. **Processamento tridimensional de imagens microtomográficas aplicando caracterização de misturas de concreto leve.** Dissertação (Mestrado). Universidade Estadual de Santa Cruz, Ilhéus, 2014.

AMDAHL, GM. Validity of the single processor approach to achieving large scale computing capabilities. **Proceedings of the April 18-20, 1967, spring joint ...** p. 1–4, 1967.

Apoio Ambiental. Disponível em: < apoioambiental.com.br/cursos-eventos.aspx>. Acesso em: 09 jul. 2016.

ARAÚJO, Ericky Caldas. **Estudo e aplicação do algoritmo FDK para a reconstrução de imagens tomográficas multicorte.** 2008. Dissertação (Mestrado). Universidade de São Paulo, São Paulo 2008.

ARGENTA, Marco André; BURIOL, TiagO MartinuzzI; HECKE, Mildred Ballin. Metodologia para a obtenção de parâmetros físicos e geométricos do osso trabecular função de imagens de micro tomografia. **Anais...** In: XXXI Iberian-Latin-American Congress on Computational Methods in Engineering p. 15-18. 2010.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DAS INDÚSTRIAS CALÇADISTAS (ABICALÇADOS). Disponível em: < www.abicalcados.com.br/quem-somos/>. Acesso em: 09 jul. 2016.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE EMPRESAS DE LIMPEZA PÚBLICA E RESÍDUOS ESPECIAIS (ABRESP). **Panorama dos Resíduos sólidos no Brasil.** São Paulo, 2014.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS (ABNT). **NBR 10004:** Resíduos sólidos – Classificação. Rio de Janeiro, 2004.

_____. **NBR 10006:** Procedimento para obtenção de extrato solubilizado de resíduos sólidos. Rio de Janeiro, 2004.

_____. NBR 10007: Amostragem de resíduos sólidos. Rio de Janeiro, 2004.

_____. NBR 12655: Concreto de cimento Portland — Preparo, controle, recebimento e aceitação — Procedimento. Rio de Janeiro, 2015.

_____. **NBR 13281:** Argamassa para assentamento e revestimento de paredes e tetos — Requisitos. Rio de Janeiro, 2005.

_____. NBR 7211: Agregados para concreto - especificação. Rio de Janeiro, 2009.

_____. **NBR 7217:** Agregados - Determinação da composição granulométrica. Rio de Janeiro, 1987.

_____. **NBR 9778:** Argamassa e concreto endurecidos - Determinação da absorção de água por imersão - Índice de vazios e massa específica. Rio de Janeiro, 2005.

BARBOSA, Jorge Manuel Gomes. **Paralelismo em Processamento e Análise de Imagens M dicas.** Tese (Doutorado). Universidade do Porto, Porto, 2000.

BERNARDES, Elen Elisabete. Estudo da estrutura de poros de um compósito de matriz cimentícia por meio da microtomografia de raios x. Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Minas Gerais, Belo Horizonte, 2013.

BEZERRA, A. J. V. Utilização do Resíduo da Indústria de Calçados (EVA – Etileno Acetato de Vinila) como agregado Leve na Produção de Blocos Vazados de Concreto para Alvenaria sem Função Estrutural. Dissertação (Mestrado) – Curso de Ciência e Tecnologia, Universidade Federal da Paraíba, Campina Grande, 2002.

BRESCANSIN, Janaína. **Comportamento à fratura de compósitos de matriz cimentícia reforçada com polpa de bambu.** Dissertação (Mestrado) – Pontifícia Universidade Católica, Rio de Janeiro, 2003.

CALLISTER, William D.; RETHWISCH, David G. Materials science and engineering: an introduction, ed. 8°. New York: Wiley, 2009.

CAMPELLO, Eduardo de Figueiredo. **Comportamento mecânico de argamassas reforçadas por fibras sintéticas e metálicas.** Tese (Doutorado) – Universidade Federal Fluminense, Niterói, 2013.

CAMPOS, Vanessa de Oliveira. Segmentação Multicritério para Detecção de Nódulos Pulmonares em Imagens de Tomografia Computadorizada. Tese (Doutorado). Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2009.

CARASEK, H. Argamassas. In: ISAIA, Geraldo Cechella. **Materiais de Construção Civil e Princípios de Ciência e Engenharia dos Materiais** Cap. 26, p. 863-904. São Paulo: Arte Interativa, 2007.

CARVALHO, Antonio Carlos Pires. História da tomografia computadorizada. **Revista Imagem**, v. 29, n. 2, p. 61–66, 2007.

CASALI, Barachisio Lisbôa. A piaçaveira desponta como cultura de destaque na economia do sul da Bahia. Disponível em: </br><www.ceplac.gov.br/radar/piacava.htm>. Acesso em 09 de jul. de 2016.

CEMEX MORTARS. **Experts in mortar:educational guide to introduction to mortar.** Disponível em: < www.cemex.co.uk>. Acesso em: 11 abr. 2016.

CNUDDE, Veerle et al. Recent progress in X-ray CT as a geosciences tool. **Applied Geochemistry**, v. 21, n. 5, p. 826-832, 2006.

COSTA, Juzélia Santos; MARTINS, Celso Aparecido; BALDO, João Baptista. Argamassa de alvenaria usando agregado reciclado da indústria de piso cerâmica. **Cerâmica Industrial**, 10. Disponível em: < www.abiplast.org.br/>>. Acesso em: 09 abr. 2016.

CULTRI, Camila do Nascimento; MANFRINATO, Jair W. de Souza; RENÓFRIO, Adilson. Resíduos sólidos do setor coureiro-calçadista e os fundamentos para a produção mais limpa. **Anais...** In: XIII Simpósio de Engenharia da Produção – Bauru, 2006.

DA SILVA, Alessandro Márcio Hakme. Análise morfométrica 2D e 3D de amostras de osso trabecular utilizando microtomografia tridimensional por raio-X. Tese (Doutorado). Universidade de São Paulo, São Carlos, 2009.

DE OLIVEIRA, Maria Cleide Ribeiro et al. Argamassa produzida com resíduo de vidro substituindo o agregado miúdo. **Anais...** In: VII CONNEPI-Congresso Norte Nordeste de Pesquisa e Inovação. 2012.

DE QUEIROZ, José Eustáquio Rangel; GOMES, Herman Martins. Introdução ao Processamento Digital de Imagens. RITA, v. 13, n. 2, p. 11-42, 2006.

DONGARRA, Jack et al. MPI: The complete reference. MIT Press. 1996.

FELDKAMP, L. A.; DAVIS, L. C.; KRESS, J. W. Practical cone-beam algorithm. JOSA A, v. 1, n. 6, p. 612-619, 1984.

FERNANDES, Sandro Roberto. **Caracterização de imagens de microtomografia de raios X baseada em descritores de textura.** Tese (Doutorado) – Instituto Politécnico do Rio de Janeiro, Nova Friburgo, 2012.

FILHO, Rômulo Soares Polari; MÉLO, Aluísio Bráz de; BARBOSA; Normando Perazo. A reciclagem de resíduos da indústria de calçados (EVA) na execução de painéis de vedação na construção civil: aplicação de desempenho. **Anais...** In: II Encontro Temático de Meio Ambiente e Educação Ambiental na UFPB, João Pessoa, 2003.

FIORITO, Antonio J. S. I. Manual de argamassas e revestimentos: estudos e procedimentos de execução. 2º ed, São Paulo: Pini, 2010.

FLYNN, Michael J.; RUDD, Kevin W. Parallel architectures. ACM **Computing Surveys** (CSUR), v. 28, n. 1, p. 67-70, 1996.

FRICKE, Tobin. **The Hoshen-Kopelman Algorithm.** Disponível em: <www.ocf.berkeley.edu/~fricke/projects/hoshenkopelman/hoshenkopelman.htm>l. Acesso em: 09 de junho 2015.

GARLET, Givanildo. Aproveitamento de resíduos de E.V.A. (Ethylene Vinyl Acate) como agregado para concreto leve na construção civil. Dissertação (Mestrado). Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, 1998.

GEBALI, Fayez. Algorithms and parallel computing. John Wiley & Sons, 2011.

GEIST, AI et al. MPI-2: Extending the message-passing interface. In:European Conference on Parallel Processing. **Springer Berlin Heidelberg**, 1996.

GODOI, Walmor Cardoso, et al. Radiografia e Tomografia Industriais: Estudo em amostras de Concreto. **Revista do Conselho Nacional de Técnicos em Radiologia**, Brasilia,2011.

GONZALEZ, Rafael C.; WOODS, Richard E. **Processamento digital de imagens.** ed. 3^o. São Paulo: Pearson, 2010.

GRAMA, Ananth, et al. **Introduction to parallel computing.** Pearson Education. 2 ed. 2003.

GROMICKO, Nick; SHEPARD, Kenton. **The history of concrete.** Disponível em: < www.nachi.org/history-of-concrete.htm>. Acesso em: 11 abr. 2016.

GUPTA, Siddharth et al. A new parallel algorithm for two-pass connected component labeling. In: Parallel & Distributed Processing Symposium Workshops (IPDPSW), **IEEE International**. IEEE, p. 1355-1362, 2014.

GUSTAFSON, John L. Reevaluating Amdahl's law. **Communications of the ACM** v. 31, n. 5, p. 532–533, 1 maio 1988.

HAPP, P. N. et al. Segmentação multiresolução: uma abordagem paralela para segmentação de imagens de alta resolução em arquiteturas de múltiplos núcleos. **Anais...** In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto (SBSR), v. 14, p. 6935-6942, 2009.

HOSHEN, Joseph; KOPELMAN, Raoul. Percolation and cluster distribution. I. Cluster multiple labeling technique and critical concentration algorithm. **Physical Review** B, v. 14, n. 8, p. 3438, 1976.

HU, Qingmao; QIAN, Guoyu; NOWINSKI, Wieslaw L. Fast connected-component labelling in three-dimensional binary images based on iterative recursion. **Computer Vision and Image Understanding**, v. 99, n. 3, p. 414-434, 2005.

HSIEH, J. Computed Tomography Principles, Design, Artifacts, and Recent Advances. USA: Wiley, 2009.

INDÚSTRIA BRASILEIRA DE TRANSFORMAÇÃO DE MATERIAL PLÁSTICO (ABIPLAST). **Perfil 2014**. Disponível em: < www.abiplast.org.br/>>. Acesso em: 12 abr 2016.

INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSICA (IBGE). **Produção da** extração vegetal e da silvicultura, Rio de Janeiro, v. 29, p.1-56, 2014.

INSTITUTO BRASILEIRO DE MINERAÇÃO (IBRAM). Informações e análises da economia mineral brasileira 7° edição. 2012. Disponível em: < www.ibram.org.br/sites/1300/1382/00002806.pdf >. Acesso em: 11 abr. 2016.

INSTITUTO PORTUGUËS DO MAR E DA ATMOSFERA (IMPA). Disponível em: < www.ipma.pt/pt/educativa/observar.tempo/index.jsp?page=satelite03.xml>. Acesso em 10 de Abr. de 2016.

KETCHAM, Richard A.; CARLSON, William D. Acquisition, optimization and interpretation of X-ray computed tomographic imagery: applications to the geosciences. **Computers & Geosciences**, v. 27, n. 4, p. 381-400, 2001.

LANDIS, Eric N.; KEANE, Denis T. X-ray microtomography. **Materials** characterization, v. 61, n. 12, p. 1305-1316, 2010.

LIBÓRIO, Jefferson; SOUZA, Milton Ferreira. Cimento nobre com casca de arroz. **Pesquisa FAPESB**, ed. 58. Outubro 2000. Disponível em: < revista pesquisa.fapesp.br/2000/10/01/cimento-nobre-com-casca-de-arroz/>. Acesso em: 12 abr. 2016.

LIMA, Inayá et al. Caracterização de materiais cerâmicos através da microtomografia computadorizada 3D. **Revista Brasileira de Arqueometria, Restauração e Conservação**, v. 1, n. 2, p. 22-27, 2007.

LOPES, Rafael Ferreira. **Modelagem matemática computacional de compósitos de argamassa leve reforçada com fibras de piaçava.** Dissertação (Mestrado). Universidade Estadual de Santa Cruz, Ilhéus, 2012.

LU, Honghui et al. Message passing versus distributed shared memory on networks of workstations. **Anais...** In: Supercomputing, 1995. Proceedings of the IEEE/ACM SC95 Conference. IEEE, p. 37-37, 1995.

MACHADO, A. C. et al. Investigação 3D da distribuição de fibras de aço em concreto reforçado por microtomografia de raios X. **Revista IBRACON de Estruturas e Materiais**, v. 8, n. 5, p. 707-720, 2015.

MACHADO, Alessandra de Castro. Estudo de parâmetros microestruturais de rochas-reservatório para diferentes resoluções utilizando microtomografia computadorizada 3d. Tese (Doutorad). Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2012.

MATTANA, Alécio Jr.; COSTA, Marienne R. M. M. Avaliação da estrutura interna por microtomografia em pastas cimentícias. **Anais...** In: IX Simpósio brasileiro de tecnologia das argamassas, Belo Horizonte, 2011.

MATTOS, Giorgia de Oliveira. Aspectos de desempenho da computação paralela em Clusters e Grids para processamento de imagens. Tese (Doutorado). Universidade federal de Pernambuco, Recife 2008.

MEES, Florias et al. Applications of X-ray computed tomography in the geosciences. **Geological Society, London, Special Publications**, v. 215, n. 1, p. 1-6, 2003.

MEHTA, P. K.; MONTEIRO, P. J. M. **Microstructure , Properties and Materials**. 3a ed. McGraw-Hill Professional, 2006.

MENDES, Roberto. A Tomografia Computadorizada de Raios X Como Metodo Não Destrutivo de Análise Volumétrica de Concreto: Estudo de caso em Testemunho de Concreto da Usina Hidroelétrica Mourão. Dissertação (Mestrado). Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2010.

MOLE, Vilson Luiz Dalle. Algoritmos genéticos – uma abordagem paralela baseada em populações cooperantes. Dissertação (Mestrado).Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2002.

NETO, José Manoel dos Reis et al. A microtomografia computadorizada de raios x integrada à petrografia no estudo tridimensional de porosidade em rochas. **Revista Brasileira de Geociências**, v. 41, n. 3, p. 498-508, 2011.

NETTO, Stelmo Magalhães Barros. **Segmentação automática de nódulos pulmonares com growing neural gas e máquina de vetores de suporte.** Dissertação (Mestrado). Universidade Federal do Maranhão, São Luís, 2010.

NEVILLE, A. M.; BROOKS, J.J. **Tecnologia do concreto.** 2° ed. Bookman editora, 2010.

NUNES, Igo Henrique Silva; et al. Estudo das características físicas e químicas da cinza do bagaço de cana-de-açúcar para uso na construção. **Revista Tecnológica**, v. 17, p. 39-48, 2008.

OKADA, Eigi Munis; et. Al. Produção de argamassa aditivada com resíduo de fibra de vidro pós-processada. **Anais...** In: X Simpósio brasileiro de tecnologia das argamassas, Fortaleza, 2013.

OLIVEIRA, Luiz A. P.; ALVES, Paula C. P.; DIAS, Sergio M. M. Desempenho de argamassas reforçadas com fibras acrílicas. **Anais...** In: 2º Congresso nacional de argamassas de construção, Lisboa, 2007.

PEDROSO, Fábio Luís. Concreto: as origens e a evolução do material construtivo mais usado pelo homem. **Concreto**, n. 53, p 14-19, 2009.

PEREIRA, M. F. L.; BERALDO, J. M. G.; CRUVINEL, P. E. Método para visualização de imagens tomográficas de alta resolução de amostras de solo baseado em algoritmos paralelos. **Anais...** In: Simpósio Nacional de Instrumentação Agropecuária. São Carlos, 2014.

PERET, C. M. et al. Reforço mecânico por fibras poliméricas e seus efeitos na secagem de concretos refratários. **Cerâmica**, vol.49, no.312, p.257-261, Dez 2003.

PESSÔA, José Renato de Castro; et al. Resistência à compressão do concreto por imagens microtomográficas. **Engenharia estudo e pesquisa**, v. 16, n. 1, 2016.

PIEKARZ, A. H. Determinação do Volume em Vazios em Isoladores Poliméricos por Técnicas de Tomografia Digital de Raios X e Processamento de Imagens. Dissertação (Mestrado). Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2006.

PIRES, Luiz Fernando. Tomografia computadorizada, atenuação de raios gama e análise micromorfológica na avaliação de alterações na estrutura e retenção de água pelo solo. Tese (Doutorado). Universidade de São Paulo, Piracicaba, 2006.

QUOIRIN, Nilton Sergio Ramos. **Diagnóstico de defeitos em madeira por tomografia de raios x.** Dissertação (Mestrado). Universidade Federal do Paraná. Paraná, 2004.

ROCHA, Fabiano de Melo Duarte. Aproveitamento de resíduos sólidos industriais em materiais alternativos na perspectiva da construção seca: bloco

EVA- intertravamento e racionalização das alvenarias. Dissertação (Mestrado). Universidade Federal da Paraíba, João Pessoa, 2008.

ROSSIGNOLO, João Adriano. Concreto leve estrutural: produção, propriedades, microestrutura e aplicações. São Paulo: Pini, 2009.

SAITO, Priscila T. M. et al. Otimização de algoritmos de processamento de imagens médicas utilizando a computação paralela. **Disciplinarum Scientia**| **Naturais e Tecnológicas**, v. 7, n. 1, p. 11-23, 2016.

SAKAMOTO M, et al. An Implementation Of The Feldkamp Algorithm. 2005. Disponível em: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.90.9210&rep=rep1&type= pdf>. Acesso em: 12 de abr. de 2016.

SANTOS, J. F. L. et al. Caracterização de argamassas leves reforçadas com fibras de piaçava utilizando tomografia computadorizada e Análise de Fourier. **Revista Eletrônica de Materiais e Processos**, v. 10, n. 2, 2015.

SARKAR, P. S. et al. Development and characterization of a 3D cone beam tomography system. **Nuclear Instruments and Methods in Physics Research** Section A: Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment, v. 524, n. 1, p. 377-384, 2004.

SAVASTANO JUNIOR, Holmer; PIMENTEL, Lia Lorena. Fibras vegetais para fins de obtenção de material de construção. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v.4, n.1, p.103-110, 2000.

SHEPP, Lawrence A.; LOGAN, Benjamin F. The Fourier reconstruction of a head section. **IEEE Transactions on Nuclear Science**, v. 21, n. 3, p. 21-43, 1974.

SHISHIDO, Henrique Yoshikazu. **Paralelização de algoritmo de processamento de imagens digitais.** Dissertação (Mestrado). Universidade Estadual de Maringá, Maringá, 2010.

SILVA, R. M. Estudo da resistência mecânica de um compósito cimentício leve reforçado com fibras de piaçava. **Revista Educação, Tecnologia e Cultura**, 2011.

SILVA, Regilan M. et al. Characterization of Lightweight Cementitious Composites Reinforced with Piassava Fibers Using Mechanical Tests and Micro-Tomography. **International Review of Chemical Engineering** (IRECHE), v. 5, n. 6, p. 415-422, 2013.

SILVA, Regilan Meira. Aplicação de imagens microtomográficas na caracterização de compósitos cimentícios leves reforçados com fibras de piaçava. Dissertação (Mestrado). Universidade Estadual de Santa Cruz, Ilhéus, 2012.

SIQUEIRA, M. L. de. **Reconhecimento automático de padrões em imagens ecocardiográficas.** Tese (Doutorado). Universidade Federal do Rio Grande do sul, Porto Alegre, 2010.

SOARES, E. A.; LEAL, A. F.; CARDOSO, J. A. F. **Argamassas leves produzidas com resíduos de calçados e de cerâmicas.** Iniciação científica – Universidade Federal de Campina Grande, Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico, 2009.

SOARES, Eliseu Afonso; ARAÚJO, Geraldino Carneiro. Gestão de resíduos sólidos no processo produtivo: um estudo de caso em uma indústria calçadista. **Anais...** In: Congresso Internacional de Administração. Ponta Grossa, 2015.

SOARES, Elvis Andrade; CANGUSSÚ, Diana Darlen Soares; ARRUDA, Enza Rafaela. DETERMINAÇÃO DE PROPRIEDADES MECÂNICAS E FÍSICAS DE ARGAMASSA REFORÇADA COM FIBRAS DE COCO E SISAL. **Anais...** XIV ENTAC - Encontro Nacional de Tecnologia do Ambiente Construído. - Juiz de Fora, 2012

SOUSA, J. R. F. DA S. Metodologia para detecção automática de nódulos pulmonares. Dissertação (Mestrado). Universidade Federal do Maranhão, São Luís, 2007.

SOUZA, Thiago Francisco de. Avaliação da resistência de compósitos de argamassas leves de EVA reforçados com fibras de piaçava. Dissertação (Mestrado) – Universidade Estadual de Santa Cruz, Ilhéus, 2012.

SUZUKI, Kenji; HORIBA, Isao; SUGIE, Noboru. Linear-time connected-component labeling based on sequential local operations. **Computer Vision and Image Understanding**, v. 89, n. 1, p. 1-23, 2003.

STRECKER, K.; SILVA, C. A.; PANZERA, T. H. Fabricação e caracterização de compósitos a base de cimento com incorporação de poliestireno expandido (isopor). **Cerâmica**, v. 60, p. 310-315, 2014.

TANENBAUM, Andrew S.; ZUCCHI, Wagner Luiz. **Organização estruturada de computadores.** ed 6°. Pearson Prentice Hall, 2013.

TARJAN, Robert Endre. Efficiency of a Good But Not Linear Set Union Algorithm. **Journal of the Association for Computing Machinery**, v. 22, n. 2, 1975.

WU, Kesheng; OTOO, Ekow; SUZUKI, Kenji. Optimizing two-pass connected-component labeling algorithms. **Pattern Analysis and Applications**, v. 12, n. 2, p. 117-135, 2009.

ZATTERA, Ademir J; BIANCHI, Otávio; ZENI, Mara; FERREIRA, CARLOS A. Caracterização de resíduos de copolímeros de etileno-acetato de vinila - EVA. **Polímeros.** Vol.15, n.1. São Carlos, 2005.

APÊNDICE A – PSEUDOCÓDIGO DO PROGRAMA CR

```
1 Especificação dos parâmetros iniciais (imagens de entrada)
 2 Obtenção do tamanho das imagens
3 Alocação das 2 materia
   Alocação das 2 matrizes de tamanho (num. de imagens x num de linhas x num de
colunas)
 4 Carga dos valores dos voxels das imagens nas matrizes
 5
 6
    //primeira passagem
 7
    Para cada imagem Z, faça{
 8
        Para cada linha Y faça{
 9
            Para cada coluna X faça{
10
                Se (voxel[z,y,x] = 1) faça{
                    Novo rotulo criado
11
12
                     voxel[z,y,x] recebe o novo rotulo
13
                     Vizinhos com o voxel = 1 recebem o rotulo e são colocados na
pilha
14
                     Informações do objeto com o rotulo são computadas
15
                     Se (pilha contem algum voxel){
16
                        voxel do topo da pilha é retirado e sua vizinhança
analisada
                        Vizinhos com o voxel = 1 recebem o rotulo e são colocados na
17
pilha
18
                        Informações do objeto com rotulo são computadas
                     }
19
20
                  }
             }
21
        }
22
23
   }
24
    //segunda passagem
25
   Para cada imagem Z, faça{
26
        Para cada linha Y faça{
27
            Para cada coluna X faça{
28
               Se (voxel[z,y,x] diferente de 0) faça{
29
                     Informações do objeto com o rotulo voxel[z,y,x] são computadas
30
               }
31
            }
        }
32
33
   }
34 Análise das informações
35 Geração de relatório
```

APÊNDICE B – PSEUDOCÓDIGO DO PROGRAMA 2RUN

```
1 Especificação dos parâmetros iniciais (imagens de entrada)
 2 Obtenção do tamanho das imagens
 3
   Alocação das 2 matrizes de tamanho (num. de imagens x num. de linhas x num. de
colunas) para carregar imagens binarizadas e cortadas.
 4 Carga dos valores dos voxels das imagens nas matrizes
 5
 6
    //primeira passagem
 7
    Para cada imagem Z, faça{
 8
        Para cada linha Y faça{
 9
            Para cada coluna X faça{
10
                Se (voxel[z,y,x] igual a 1) faça{
                    Vizinhança é analisada a procura de voxels diferentes de O
11
12
                    Se (não houver vizinho) faça{
13
                        Novo rótulo criado
14
                        voxel[z,y,x] recebe o novo rótulo
15
                        Informações do objeto com novo rótulo são computadas
16
                    }
17
                    Se (houver 1 vizinho) faça{
18
                         voxel[z,y,x] = find(vizinho 1)
19
                         Informações do objeto com rótulo são computadas
20
21
                    Se (houver 2 vizinhos) faça{
22
                        voxel[z,y,x] = find (vizinho 1)
23
                         Se (rótulos dos vizinhos possuem rótulos diferentes) faça{
24
                             union(find (vizinho 1), find (vizinho 2))
25
                         Informações do objeto com rótulo são computadas
26
27
                }
28
                    Se (houver 3 vizinhos) faça{
29
                         voxel[z,y,x] = find (vizinho 1)
30
                         Se (rótulos dos vizinhos possuem rótulos diferentes) faça{
31
                             union(find (vizinho 1), find (vizinho 2), find (vizinho
3))
32
33
                         Informações do objeto com rótulo são computadas
                    }
34
35
                }
            }
36
37
        }
38
39
    Unificação dos dados dos rótulos equivalentes
40
41
   Para cada imagem Z, faça{
42
43
        Para cada linha Y faça{
44
            Para cada coluna X faça{
45
                Se (voxel[z,y,x] diferente de 0) faça{
46
                    voxel[z,y,x] = find(voxel[z,y,x])
47
                    Informações do objeto com o rótulo do voxel[z,y,x] são
computadas
                }
48
49
            }
50
        }
51
52 Análise das informações
53 Geração de relatório
```

APÊNDICE C – PSEUDOCÓDIGO DO PROGRAMA 2RUN2

```
1 Especificação dos parâmetros iniciais (imagens de entrada)
 2 Obtenção do tamanho das imagens
 3 Alocação de 1 matriz de tamanho (2 x num. de linhas x num. de colunas) para
carregar apenas 2 imagens binarizadas
 4 Alocação de 1 matriz de tamanho ( num. de linhas x num. de colunas) para
carregar apenas 1 imagens cortada.
 5 Carga dos valores dos voxels de 1 imagem binarizada e 1 cortada
 6
 7
    Para cada linha Y faça{
 8
        Para cada coluna X faça{
 9
10
             Se (voxel[1,y,x] igual a 1) faça{
11
                 Vizinhança é analisada a procura de voxels diferentes de O
12
                 Se (não houver vizinhos) faça{
                    Novo rótulo criado
13
14
                     voxel[1,y,x] recebe o novo rótulo
15
                     Informações do objeto com novo rótulo são computadas
16
17
                 Se (houver 1 vizinho) faça{
                     voxel[1,y,x] = find (vizinho 1)
18
19
                     Informações do objeto com rótulo são computadas
20
21
                 Se (houver 2 vizinhos) faça{
22
                     voxel[1,y,x] = find (vizinho 1)
23
                     Se (rótulos dos vizinhos possuem rótulos diferentes) faça{
24
25
                         union(find (vizinho 1), find (vizinho 2))
26
27
                     Informações do objeto com rótulo são computadas
28
29
                 Se (houver 3 vizinhos) faça{
30
                     voxel[1,y,x] = find (vizinho 1)
31
                     Se (rótulos dos vizinhos possuem rótulos diferentes) faça{
32
                         union (find (vizinho 1), find (vizinho 2), find (vizinho
3))
33
34
                     Informações do objeto com rótulo são computadas
35
             }
36
        }
37
    }
38
39
    Para cada imagem Z após a primeira faça{
40
        Copia imagem da fatia 1 da matriz binarizada para a fatia 0
41
        Carrega imagem binarizada z na fatia 1 da respectiva matriz
42
        Carrega imagem cortada z na respectiva matriz
43
44
        Para cada linha Y faça{
            Para cada coluna X faça{
45
46
                 Se (voxel[1,y,x] igual a 1)faça{
47
                     Vizinhançaa é analisada a procura de voxels diferentes de O
48
                     Se (não houver vizinho) faça{
49
                         Novo rótulo criado
50
                         voxel[1,y,x] recebe o novo rótulo
51
                         Informações do objeto com novo rótulo são computadas
52
53
                     Se (houver 1 vizinho) faça{
54
                         voxel[1,y,x] = find (vizinho 1)
55
                         Informações do objeto com rótulo são computadas
56
57
                     Se (houver 2 vizinhos) faça{
58
                         voxel[1,y,x] = find (vizinho 1)
59
                         Se (rótulos dos vizinhos possuem rótulos diferentes) faça{
60
                             union(find (vizinho 1), find (vizinho 2))
```

```
61
 62
                          Informações do objeto com rótulo são computadas
 63
                     Se (houver 3 vizinhos) faça{
 64
 65
                          voxel[1,y,x] = find (vizinho 1)
 66
                          Se (rótulos dos vizinhos possuem rótulos diferentes) faça{
 67
                              union (find (vizinho 1), find (vizinho 2), find
(vizinho 3))
 68
 69
                          Informações do objeto com rótulo são computadas
 70
                     }
 71
                 }
 72
             }
         }
 73
 74
     }
 75
 76
    Unificação dos dados dos rótulos equivalentes
 77
     Zera criação de rótulos porém mantém vetor de relacionamento
 78
 79
 80
    Para cada linha Y faça{
 81
         Para cada coluna X faça{
 82
             Se (voxel[1,y,x] igual a 1) faça{
 83
                 Vizinhança é analisada a procura de voxels diferentes de O
 84
                 Se (não houver vizinhos) faça{
 85
                     Novo rótulo criado
 86
                     voxel[1,y,x] recebe o novo rótulo
 87
                      Informações do objeto com novo rótulo são computadas
 88
 89
                 Se (houver 1 vizinho) faça{
 90
                     voxel[1,y,x] = find(vizinho 1)
 91
                     Informações do objeto com rótulo são computadas
 92
 93
                 Se (houver 2 vizinhos) faça{
 94
                     voxel[1,y,x] = find(vizinho 1)
 95
                     Informações do objeto com rótulo são computadas
 96
 97
                 Se (houver 3 vizinhos) faça{
 98
                     voxel[1,y,x] = find(vizinho 1)
 99
                     Informações do objeto com rótulo são computadas
                 }
100
101
             }
102
103
         }
104
    }
105
106
     Para cada imagem Z após a primeira, faça{
107
         Copia imagem da fatia 1 da matriz binarizada para a fatia 0
108
         Carrega imagem binarizada z na fatia 1 da respectiva matriz
109
110
         Para cada linha Y faça{
             Para cada coluna X faça{
111
112
                 Se (voxel[1,y,x] igual a 1) faça{
113
                     Vizinhança é analisada a procura de voxels diferentes de 0
114
                     Se (não houver vizinho) faça{
115
                          Novo rótulo criado
                          voxel[1,y,x] recebe o novo rótulo
116
117
                          Informações do objeto com novo rótulo são computadas
118
119
                      Se (houver 1 vizinho) faça{
120
                          voxel[1,y,x] = find(vizinho 1)
121
                          Informações do objeto com rótulo são computadas
122
123
                      Se (houver 2 vizinhos) faça{
124
                          voxel[1,y,x] = find(vizinho 1)
125
                          Informações do objeto com rótulo são computadas
126
127
                     Se (houver 3 vizinhos) faça{
```

128					voxel	[1,y,x] =	find(v:	izinł	no 1)			
129					Infor	mações	do	objeto	com	rótulo	são	computadas	3
130				}									
131			}										
132		}											
133	}												
134	}												
135	Análise	das	inf	orma	ções								
136	Geração	de 1	rela	tóri	0								

APÊNDICE D – PSEUDOCÓDIGO DA ROTINA DE CLASSIFICAÇÃO

```
1 Se (volume <= 4000)faça {
 2
        Poro
 3
    Senão faça {
 4
 5
        Se(volume < 10000) faça {</pre>
            Se(%TOI < 80.0) faça {
 6
 7
                 Poro
 8
             }
 9
            Senão faça {
                 Grão de EVA
10
             }
11
12
13
       Senão faça {
            Se(volume < 80000) faça {
14
                Se(%TOI < 69.0) faça {
15
16
                    Poro
17
                 }
18
                 Senão faça {
19
                     Grão de EVA
20
                 }
21
             }
22
            Senão faça {
                 Se(volume < 200000) faça {
23
24
                     Se(%TOI < 69.0) faça {
25
                         Poro
26
                     1
27
                     Senão faça {
28
                         Se(%TE < 0.5) faça {
29
                             Grão de EVA
30
                          }
31
                         Senão faça {
32
                             Fibra de piaçava
33
                          }
                     }
34
35
                 Senão faça {
36
37
                     Se(%TOI < 69.0) faça {
38
                         Poro
                     }
39
40
                     Senão faça {
41
                         Fibra de piaçava
                     }
42
43
                }
           }
44
45
        }
46
   }
```