

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

JORGE FABRÍCIO LOPES DOS SANTOS

CARACTERIZAÇÃO DE ARGAMASSAS LEVES REFORÇADAS COM FIBRAS DE PIAÇAVA UTILIZANDO TOMOGRAFIA COMPUTADORIZADA E ANÁLISE DE FOURIER PPGMC/UESC

ILHÉUS – BA

2015

JORGE FABRÍCIO LOPES DOS SANTOS

CARACTERIZAÇÃO DE ARGAMASSAS LEVES REFORÇADAS COM FIBRAS DE PIAÇAVA UTILIZANDO TOMOGRAFIA COMPUTADORIZADA E ANÁLISE DE FOURIER 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

ILHÉUS – BA

2015

S237 Santos, Jorge Fabrício Lopes dos Caracterização de argamassas leves reforçadas com fibras de piaçava utilizando tomografia computadorizada e análise de Fourier / Jorge Fabrício Lopes dos Santos. -Ilhéus, BA: Uesc, 2015. 88 f.: il. Orientadora: Susana Marrero Iglesias. Dissertação (Mestrado) - Universidade Estadual de Santa Cruz. Programa de Pós Graduação em Modelagem Computacional em Ciência e Tecnologia. Inclui referências. 1. Argamassa. 2. Resíduos industriais – Aspectos ambientais. 3. Piaçaba. 4. Tomografia computadorizada por raios x. 5. Fourier, Análise de. I. Título. CDD 620.136

JORGE FABRÍCIO LOPES DOS SANTOS

CARACTERIZAÇÃO DE ARGAMASSAS LEVES REFORÇADAS COM FIBRAS DE PIAÇAVA UTILIZANDO TOMOGRAFIA COMPUTADORIZADA E ANÁLISE DE FOURIER

PPGMC – UESC

Ilhéus, 27 de Janeiro 2015

Comissão examinadora

Dra. Susana Marrero Iglesias UESC (Orientadora)

Poul

Dr. Paulo Eduardo Ambrósio UESC

Dr. Joaquim Teixeira de Assis IPRJ/UERJ

AGRADECIMENTOS

- Agradeço primeiramente a Deus pela sua presença constante e por me dar sabedoria nessa jornada, mostrando que os obstáculos são difíceis, mas não impossíveis de serem superados.
- À professora, Dra. Susana Marrero Iglesias, pela orientação, apoio, incentivos, confiança e compreensão doados durante todas as etapas da elaboração deste trabalho.
- Ao professor, Dr. Dany Sanchez Domingues, pelo apoio, discussões técnicas e por suas importantíssimas colaborações ao conteúdo desta dissertação.
- À minha esposa, Roseane, que ao meu lado foi a maior incentivadora para enfrentar essa jornada. Soube compreender minhas lamentações, angústias e por meio das suas palavras de carinho e apoio, deu-me forças para tornar os momentos mais difíceis desse trabalho os mais leves.
- Aos meus pais que me ajudaram a trilhar esse caminho. Mais que a vida, vocês me deram a oportunidade de conhecer o mundo. Através de seus cuidados, preces e carinho, sempre estiveram comigo nessa trajetória.
- Aos membros da banca examinadora, meus agradecimentos pela inestimável colaboração para o aperfeiçoamento do conteúdo desta dissertação.
- Aos colegas da primeira turma do curso de Mestrado do Programa de Pósgraduação em Modelagem Computacional em Ciência e Tecnologia pelas discussões técnicas, apoios e momentos de descontração.
- À Universidade Estadual de Santa Cruz, pelo fomento à educação.
- Ao Programa de Pós-graduação em Modelagem Computacional em Ciência e Tecnologia pela condução deste curso de mestrado, disponibilização de recursos e infraestrutura e pela a ajuda de custos na publicação e apresentação deste trabalho em congresso.
- A todos os professores do Programa de Pós-graduação em Modelagem Computacional em Ciência e Tecnologia por todo o conhecimento transmitido.
- Ao NBCGIB Núcleo de Biologia Computacional e Gestão de Informações Biotecnológicas pela disponibilização de recursos e infra-estrutura.

- 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.

RESUMO

Uma solução para reutilizar resíduos industriais que podem contaminar o meio ambiente, como o EVA, é usa-lo como agregado leve em misturas de argamassas que podem ser utilizadas na construção civil. Para evitar a perda das propriedades mecânicas das argamassas leves, podem ser utilizadas fibras naturais (no nosso caso, piaçava). Com o aparecimento destes novos materiais seu estudo se faz necessário. Neste trabalho se descreve uma aplicação da análise de Fourier para o estudo de imagens microtomográficas de amostras de concreto leve contendo EVA e fibras de piaçava, visando a sua caracterização. Usando o espectro de Fourier, considerando a amplitude e a posição dos picos é possível identificar cada tipo de mistura. Analisando o histograma é possível identificar os agregados usando os intervalos de frequência. Os resultados deste trabalho permitem considerar a análise de Fourier de imagens microtomográficas como uma ferramenta para a caraterização de materiais, independentemente dos parâmetros geométricos.

Palavras chave: Argamassa leve, EVA, Fibras de piaçava, Tomografia computadorizada de raios X, Análise de Fourier, Histograma.

ABSTRACT

One solution to reuse industrial residues that can contaminate the environment, as the EVA, is using it as a lightweight aggregate in mortar mixtures that can be used in civil construction. To avoid loss lightweight mortar mechanical properties, the use of natural fibers (piassava) is considered. The study of these new materials is necessary. This work describes a Fourier analysis application, for the analysis of micro tomography images of this type of material for the characterization of the mixtures. Using the Fourier spectrum, considering the amplitude and the positions of the peaks, is possible to identify each type of mixture. Analyzing the histogram we identify the aggregates presence using the frequency intervals. The results have allowed considering the Fourier analyses of microtomographic images as a material characterization tool that not depends on geometrical parameters.

Keywords: Lightweight mortar, EVA, Piassava fibers, micro tomography, Fourier analysis, Histograms.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Resíduos de EVA produzidos pela indústria de calçados	.22
Figura 2 – Técnica geral de ensaio de tomografia	25
Figura 3 – Reconstrução tomográfica com diferentes quantidades de projeções	26
Figura 4 – Conceito de Convolução. (a) somente backprojection, (b) backprojection e convolução	27
Figura 5 – a) imagem adquirida com scanner de tomografia antigo, b) imagem adquirida com scanner de tomografia atual	.28
Figura 7 – Passos fundamentais de um sistema de processamento de imagens digitais	.31
Figura 8 – Componentes básicos de um sistema de processamento de imagens digitais	.33
Figura 9 – Quatro tipos de imagens em escala de cinza e seus respectivos histogramas. a) Imagem escura. b) Imagem clara. c) Imagem de baixo contraste. d) Imagem de alto contraste) 34
Figura 10 - Processo de filtragem espacial utilizando uma máscara 3 x 3	.36
Figura 11 - Porta-amostras e posicionamento da amostra no micro tomógrafo	.47
Figura 12. Esquema de corte para obtenção das amostras	47
Figura 13 - Microtomógrafo Skyscan 1174 utilizado nesta pesquisa	48
Figura 14 – a) Exemplo de imagem da mistura C (argamassa + fibras)	.49
Figura 15 – a) imagem com fundo cinza de intensidade de 180 tons e círculo preto de rai 60 pixels; b) espectro da transformada da imagem.	o .51
Figura 16 – a) imagem com fundo cinza de intensidade de 180 tons e círculo preto de rai- 90 pixels; b) espectro da transformada da imagem.	.0 .52
Figura 17 – a) imagem com fundo cinza de intensidade de 180 tons e círculo preto de rai 120 pixels; b) espectro da transformada da imagem.	.o 52
Figura 18 – a) imagem com fundo cinza de intensidade de 180 tons e círculo preto de rai 240 pixels; b) espectro da transformada da imagem.	.0 53
Figura 19 – a) imagem com fundo cinza de intensidade de 180 tons e círculo preto de rai 400 pixels; b) espectro da transformada da imagem	.0 53
Figura 20 – a) Imagem com fundo cinza de intensidade de 180 tons e dois círculos de rai 60 pixels e distanciamento na diagonal; b) Espectro da transformada da imagem	io 54
Figura 21 – a) imagem com fundo cinza de intensidade de 180 tons com dois círculos pretos de raio 60 pixels com distanciamento na horizontal; b) espectro da transformada d imagem.	la 54
Figura 22 – a) imagem com fundo cinza de intensidade de 180 tons com um círculo bran de intensidade 255 e raio de 400 pixels; b) espectro da transformada da imagem	
Figura $23 - a$) imagem com fundo cinza de intensidade de 180 tons com um círculo cinza de intensidade de 60 tons e raio de 400 pixels; b) espectro da transformada da imagem	a 55

Figura $24 - a$) imagem com fundo cinza de intensidade de 180 tons com um círculo cinza de intensidade de 110 tons e de raio 400 pixels; b) espectro da transformada da imagem56
Figura 25 – a) imagem com fundo cinza de intensidade de 180 tons com um círculo preto e de raio 400 pixels; b) espectro da transformada da imagem a
Figura 26 – imagem com fundo cinza de intensidade de 180 tons com três círculos pretos de raio 60 pixels colocados na horizontal
Figura 27 – a) Exemplo de imagem da mistura C (argamassa + fibras); b) Resultado da imagem após a execução do algoritmo de rotação e corte de bordas
Figura 28 – Espectro de frequências das imagens para a mistura do tipo C (argamassa + fibras)
Figura 29 – Gráfico das frequências para o primeiro grupo de imagens predefinidas (figuras 15 a 19), fundo cinza com artefato circular preto de raio variável
Figura 30 – Gráfico das frequências para o segundo grupo de imagens predefinidas (Figuras 20 e 21), fundo cinza com dois círculos pequenos com distanciamento horizontal e diagonal
Figura 31 – Gráfico das frequências para o terceiro grupo de imagens predefinidas (Figuras 22 a 25), fundo cinza com círculo grande variando a intensidade de tons de cinza64
Figura 32 – Gráfico das frequências para o quarto grupo de imagens predefinidas (Figuras 15, 21 e 26), fundo cinza variando a quantidade de círculos
Figura 33 – Histograma do espectro de frequências para as imagens predefinidas do primeiro grupo (Figuras 15 a 19)67
Figura 34 – Histograma do espectro de frequências para as imagens predefinidas do segundo grupo (Figuras 20 e 21)68
Figura 35 - Histograma do espectro de frequências para as imagens predefinidas do terceiro grupo (Figuras 22 a 25)
Figura 36 - Histograma do espectro de frequências para as imagens predefinidas do quarto grupo (Figuras 15, 21 e 26)
Figura 37 – Espectro de frequências para a mistura do tipo A (argamassa pura). 71
Figura 38 – Espectro das frequências para a mistura do tipo B (argamassa + EVA)72
Figura 39 – Espectro das frequências para a mistura do tipo C (argamassa + fibras)73
Figura 40 – Espectro das frequências para a mistura do tipo D (argamassa + EVA + fibras)
Figura 41 - Análise estatística da amplitude do pico significativo das imagens da mistura do tipo A (argamassa pura)75
Figura 42 - Análise estatística da amplitude do pico significativo das imagens da mistura do tipo B (argamassa + EVA)
Figura 43 - Análise estatística da amplitude do pico significativo das imagens da mistura do tipo C (argamassa + fibras)

.0 7
8
9
0
0
2
2
3
3

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Classificação da argamassa quanto à densidade de massa	20
Tabela 2 – Características dos tipos de misturas	.46
Tabela 3 – Resumo dos tons do círculo e diferença de intensidade com relação ao fundo para as imagens predefinidas do terceiro grupo (Figuras 22 a 25)	.65
Tabela 4 – Amplitude média do pico significativo para cada tipo de mistura	.77
Tabela 5 – Intervalo do pico significativo para cada tipo de amostra	.81
Tabela 6 – Distribuição das frequências para cada tipo de mistura	.84

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

TC	Tomografia Computadorizada
μCT	Microtomografia Computadorizada
EVA	Espuma Vinílica Acetinada
END	Ensaios Não Destrutivos
ABNT	Associação Brasileira de Normas Técnicas
NBR	Norma Brasileira
TF	Transformada de Fourier
TDF	Transformada Discreta de Fourier
FFT	Fast Fourier Transform
TCI	Tomografia Computadorizada para a Indústria
ROI	Regiões de Interesse
ULA	Unidade Lógica e Aritmética
CCD	Capacitive Coupling Device

SUMÁRIO

1.	INT	°RODUÇÃO1	5
1.	.1	Estrutura da dissertação	18
2.	RE	VISÃO BIBLIOGRÁFICA1	9
2.	.1	Classificação de Resíduos Sólidos	19
2.	.2	Argamassas leves	20
2.	.3	Técnicas de ensaios de materiais	23
2.	.4	Tomografia Computadorizada	23
2.	.5	Processamento de imagens digitais	29
2.	.6	Transformada de Fourier	36
2.	.7	Estado da arte	40
3.	MA	TERIAIS E MÉTODOS4	15
3.	.1	Materiais	45
3.	.2 M	etodologia	49
	3.2.2	Aplicação da metodologia em imagens predefinidas	49
	3.2.2	2 Aplicação da metodologia nas imagens das amostras de argamassa leve	57
4. F	RESU	JLTADOS E DISCUSSÃO	51
4.	.1 Re	sultados nas imagens predefinidas	61
4.	.2 Re	sultados das imagens das argamassas leves	70
5.	CO	NCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS	35

1. INTRODUÇÃO

O descarte de resíduos gerados pela indústria calçadista tem exigido esforços das entidades ambientais e dos governos, pois quando manuseados inadequadamente, podem apresentar riscos à saúde pública provocando doenças e riscos ao meio ambiente. A Espuma Vinílica Acetinada (EVA) surgiu no começo da década de 1970, como alternativa ao uso do couro na produção de calçados. No Brasil são produzidas cerca de trinta e seis mil toneladas por ano de EVA e estudos mostram que de 12 a 20 por cento deste total vira resíduo. O volume destes resíduos cresce constantemente e estudos para gestão de coleta, controle e destinação são necessários para propor uma solução. Uma proposta é a reutilização destes resíduos na produção de argamassas leves para serem utilizadas na construção civil (GARLET, G.; GREVEN, H. A., 1997).

O uso de argamassa leve melhora a relação resistência/peso na construção de edifícios altos, como também o isolamento térmico e acústico, sem ter a necessidade de aumentar a espessura das camadas de concreto. Isso viabiliza a construção em solos com menor capacidade de suporte e a diminuição dos custos devido à redução do uso de aço (METHA & MONTEIRO, 1994).

Por outro lado, estudos também mostraram que a introdução dos resíduos de EVA provoca a diminuição da resistência do concreto à tensão de tração. Uma das soluções encontrada para atenuar este efeito é o acréscimo de fibras vegetais nas misturas, que funcionam como material de reforço (LIMA, P. R. L., 2004), (TOLEDO FILHO, R. D.; KURUVILLA, J.; GHAVAMI, K.; LESLIE, G., 1999) e (SILVA, R. M., 2013). Com a

produção destas misturas e visando sua incorporação à indústria, estudos de composição para a caracterização do material são necessários.

Entre as alternativas para caracterização de materiais destacam-se as técnicas de Ensaios Não Destrutivos (END). Estas técnicas permitem obter características dos materiais sem gerar danos físicos ou afetar as propriedades mecânicas, permitindo o uso do objeto para outras finalidades (ANDREUCCI, R., 2013).

Entre os métodos não destrutivos mais modernos encontra-se a tomografia computadorizada (TC) de raio X que permite a obtenção de imagens da estrutura interna dos materiais. A partir destas imagens podem ser realizados estudos que permitem analisar a estrutura interna dos materiais, podendo localizar defeitos ou vazios, distribuição de agregados. Logo, estes resultados podem ser utilizados para definir as propriedades mecânicas do material (HSIEH, J., 2009).

Dentro da Tomografia Computadorizada (TC), se encontra a microtomografia computadorizada (μ TC). A principal diferença entre a (μ TC) e a (TC) é que a primeira permite analisar a estrutura interna do material em escala micrométrica, possibilitando análises mais exaustivas e a detecção de artefatos nessa escala.

Quando se aplica a TC, o uso de técnicas modernas de análise e processamento de imagens é necessário. Uma destas técnicas é a Transformada de Fourier, que tem amplo uso na análise de imagens e é aplicada em áreas como a espectrometria de infravermelho ou a difração de raios X para análise de materiais.

O material objeto de estudo deste trabalho são misturas de argamassas leves que incluem o EVA, como agregado leve e a fibra de piaçava, como material de reforço. A escolha destes agregados se deve às características da região do Sul da Bahia, primeiro pela presença de indústrias de calçados naquela localidade e segundo, pela abundância da *Attalea Funifera Martius* de onde são extraídas as fibras de piaçava. Desta forma, as referidas misturas incluem o aproveitamento de resíduos industriais, contribuindo, consequentemente para atenuar o impacto ambiental gerado pelas indústrias de calçados e da construção civil.

Os estudos de caracterização de argamassas leves usando EVA e fibras de piaçava como agregado iniciaram na avaliação das propriedades do material, mediante ensaios mecânicos de compressão e tração feitos por (SILVA, R. M., 2011). Na continuação dos trabalhos, usando microtomografia computadorizada e processamento de imagens digitais, os agregados das amostras foram identificados usando parâmetros geométricos de área em imagens bidimensionais (SILVA, R. M., 2013). O uso de parâmetro geométricos na identificação de agregados apresenta algumas limitações. Com o objetivo de superar as limitações da análise dos parâmetros geométricos de área, foi desenvolvido um algoritmo de crescimento de regiões e processamento tridimensional de imagens para identificar os agregados pelo volume (ALMEIDA, H. C., 2014). O principal problema do processamento tridimensional é o elevado custo computacional, sendo impraticável sua utilização em imagens de grandes dimensões. Por estas razões surge a curiosidade de utilizar técnicas de caracterização de imagens que não utilizem parâmetros geométricos como área ou volume.

Este trabalho tem o objetivo de criar uma metodologia não destrutiva para análise de concretos leves reforçados com fibras de piaçava, utilizando Análise de Fourier e microtomografia computadorizada. Esta metodologia tem como objetivo geral identificar os agregados de EVA e das fibras de piaçava presentes nas misturas. Os objetivos específicos são:

 i) desenvolver metodologia e rotinas computacionais para processar as imagens utilizando ferramentas avançadas de processamento de imagens, especificamente a Transformada de Fourier;

ii) obter informações da análise de descritores do espectro de frequência, dos picos das frequências e dos histogramas das imagens características a distribuição dos agregados;

iii) contribuir com a diminuição do impacto ambiental do desenvolvimento urbano ao permitir a utilização de resíduos industriais como agregados leves em misturas de cimento no uso da construção civil.

1.1 Estrutura da dissertação

Este trabalho de dissertação está estruturado em cinco capítulos abordando os seguintes tópicos:

- No capítulo 1 é realizada a introdução do trabalho, onde é exposto o problema dos resíduos de EVA produzidos pela indústria de calçados e a proposta de reaproveitamento destes resíduos na produção de argamassas leves. Também é iniciada a proposta de análise do material utilizando microtomografia computadorizada e Análise de Fourier. Por fim são apresentados os objetivos do trabalho.
- No capítulo 2 é feita uma revisão dos conceitos básicos referentes à classificação dos resíduos sólidos, argamassas leves, técnicas de ensaios de materiais, tomografia computadorizada, processamento de imagens digitais e Transformada de Fourier. Por último é apresentado o estado da arte no uso da microtomografia computadorizada na análise de materiais.
- No capítulo 3 são descritos os materiais e métodos utilizados neste trabalho.
 Primeiro é mostrado como as argamassas foram produzidas e como as imagens foram geradas. Em seguida é feita a descrição dos métodos adotados em imagens predefinidas e posteriormente nas imagens microtomográficas de argamassas leves.
- No capítulo 4 são apresentados os resultados obtidos. Inicialmente são apresentados os resultados obtidos da aplicação da metodologia nas imagens predefinidas e em seguida são descritos os resultados oriundos da aplicação da metodologia das imagens objeto de estudo deste trabalho.
- Por último, o capítulo 6 apresenta as conclusões e os trabalhos desta pesquisa.

2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 Classificação de Resíduos Sólidos

Esta seção descreve como os resíduos sólidos são classificados. A Norma (ABNT NBR 10004, 2004) classifica os resíduos sólidos como Classe I – Perigosos ou Classe II – Não perigosos.

Os resíduos da Classe I – Perigosos, devido às suas propriedades físicas, químicas, ou infectocontagiosas, quando manuseados inadequadamente, podem apresentar riscos à saúde pública provocando doenças e riscos ao meio ambiente. Segundo (ABNT NBR 10004, 2004), um resíduo desta classe pode apresentar as seguintes características:

i) Inflamabilidade – caracterizado como inflamável, sensível à combustão;

ii) Corrosividade – caracterizado como corrosivo, sendo capaz de corroer outros materiais;

 iii) Reatividade – caracterizado como reativo quando interage com outras substâncias, gerando gases, vapores ou fumos tóxicos, ou até mesmo produzindo reações explosivas;

iv) Toxicidade – possibilidade de provocar efeito adverso em consequência da interação do resíduo com o organismo;

 v) Patogenicidade – possibilidade de produzir doenças em homens, animais e vegetais por conter microrganismos, proteínas virais, organismos geneticamente modificados entre outros.

Os resíduos da Classe II - Não perigosos podem ser subdivididos em:

i) Resíduos Classe II A – Não inertes, os quais podem ter propriedades como biodegradabilidade, combustibilidade ou solubilidade em água e;

ii) Resíduos Classe II B – Inertes, os quais quando submetidos a um contato com água, à temperatura ambiente, não sofre solubilidade.

2.2 Argamassas leves

Segundo (METHA & MONTEIRO, 1994), argamassas são materiais com propriedades de aderência e endurecimento utilizados na construção civil, resultantes da mistura homogênea de um ou mais agregados, areia e água.

Segundo (METHA & MONTEIRO, 1994), as argamassas podem ser classificadas quanto à sua densidade como leves, normais ou pesadas. Uma argamassa para ser considerada leve deve ter massa específica abaixo de 1.900 kg/m³. A argamassa de peso normal tem massa específica de 2.400 kg/m³. Já as argamassas com mais de 3.200 kg/m³ são consideradas pesadas. A *Tabela 1* mostra essa classificação.

Tabela	1 –	Clas	sifica	ção d	la arg	gamassa	quanto	àc	lensi	dad	e de	e massa	•
--------	-----	------	--------	-------	--------	---------	--------	----	-------	-----	------	---------	---

Tipo	Massa específica
Leve	Menor que 1.900 kg/m ³
Normal	2.400 kg/m^3
Pesada	Maior que 3.200 kg/m ³

Para reduzir a massa específica de uma argamassa ao ponto de considera-la leve pode-se substituir o material sólido por ar. Essa substituição é feita introduzindo áreas vazias na argamassa incorporando ar ou espuma. Outra forma de reduzir a massa específica é acrescentar à argamassa agregados com altos índices de vazios, os chamados agregados leves.

A argamassa leve melhora a relação resistência/peso na construção de edifícios altos, como também o isolamento térmico e acústico, sem ter a necessidade de aumentar a espessura das camadas de concreto. Isso viabiliza a construção em solos com menor capacidade de suporte e um menor custo devido à redução do uso de aço. A argamassa leve é utilizada em enchimentos, isolamentos térmico e acústico, divisórias ou em locais onde o objetivo seja reduzir o peso da estrutura, (METHA & MONTEIRO, 1994).

A Espuma Vinílica Acetinada (EVA), sigla escolhida para coincidir com o nome técnico de sua matéria-prima, *Ethylene Vinyl Acetate*, é um copolímero obtido por meio da polimerização do gás etileno com o acetato de vinila e é considerado como Classe I – Perigoso, por ser sensível à combustão e quando incinerado libera gases tóxicos prejudiciais aos seres vivos. Estes resíduos produzem grandes volumes necessitando de áreas enormes para armazenamento e normalmente ficam dispostos a céu aberto provocando muita poluição visual. Além do mais não são biodegradáveis, levando cerca de 450 anos para serem decompostos pela natureza.

A EVA surgiu no começo da década de 1970, como alternativa ao uso do couro na indústria de calçados. No Brasil são produzidas cerca de trinta e seis mil toneladas por ano de EVA. O processo de corte e acabamento de chapas de EVA produz cerca de 12 a 20 por cento em massa de material residual, cujo montante estimado no Brasil é em média de 7.932 toneladas anuais (GARLET, G.; GREVEN, H. A., 1997). Esses resíduos têm boas características acústicas e térmicas, possuem baixa massa específica, são estáveis, inertes e não são suscetíveis à propagação de fungos. A *Figura 1* mostra resíduos de EVA produzidos pela indústria de calçados.

Uma proposta para o tratamento deste resíduo é a reutilização do EVA na produção de argamassas leves para serem utilizadas na construção civil, conforme (BERBERT, A. G. A.; CARVALHO, A, R.; ARLÉO, A. R. A., 2011), (GARLET, G.; GREVEN, H. A., 1997) e (RIBEIRO, S. E. Q., 2008). Estes estudos apresentam a utilização dos resíduos de EVA como agregados das misturas de cimento, produzindo argamassas leves.



Figura 1 - Resíduos de EVA produzidos pela indústria de calçados

Entretanto, estudos também mostraram que a introdução destes resíduos provoca a diminuição da resistência do concreto. Uma das soluções encontrada para atenuar este efeito é o acréscimo de fibras vegetais nas misturas que funcionam como reforço conforme (LIMA, P. R. L., 2004), (TOLEDO FILHO, R. D.; KURUVILLA, J.; GHAVAMI, K.; LESLIE, G., 1999) e (SILVA, R. M., 2013). Os resultados dos trabalhos (LIMA, P. R. L., 2004), (TOLEDO FILHO, R. D.; KURUVILLA, J.; GHAVAMI, K.; LESLIE, G., 1999) e (SILVA, R. M., 2013). Os resultados dos trabalhos (LIMA, P. R. L., 2004), (TOLEDO FILHO, R. D.; KURUVILLA, J.; GHAVAMI, K.; LESLIE, G., 1999) e (SILVA, R. M., 2013) mostraram as fibras vegetais como propostas interessantes para aumentar a resistência à tração. O aumento da resistência à tensão de tração acontece devido às fibras funcionarem como parte da transferência de tensões, o que impede a propagação destas dentro do material (ALMEIDA, H. C., 2014). Estes estudos também concluíram que o acréscimo das fibras não melhorou a resistência à compressão da argamassa leve. De fato, dependendo da quantidade de fibra vegetal adicionada à argamassa, a resistência à compressão pode até diminuir.

Por ser uma espécie nativa e endêmica do sul do Estado da Bahia, a palmeira *Attalea Funifera Martius*, conhecida por piaçava ou piaçaba, é uma opção como elemento de reforço à mistura de cimento leve (SILVA, R. M., 2013).

Com a produção destas argamassas leves que incluem EVA e fibras de piaçava como agregados, estudos de composição para a caracterização e melhoramento do novo material é necessário.

2.3 Técnicas de ensaios de materiais

Para estudos de caracterização de materiais são utilizados dois tipos de técnicas: i) Ensaios Destrutivos e ii) Ensaios Não Destrutivos. Entre os métodos destrutivos para determinar as propriedades mecânicas de um concreto, os mais comuns são os ensaios mecânicos de compressão e de tração na flexão. As normas (ABNT NBR 5739, 2007) e (ABNT NBR 12124, 1991) padronizam os ensaios mecânicos de compressão e de tração na flexão, respectivamente. A grande desvantagem dos métodos destrutivos é o fato de gerarem a perda parcial ou total das amostras ensaiadas e consequentemente impedindo o teste de estruturas em uso ou em materiais de custo muito elevado. Outra desvantagem é a impossibilidade de se obter informações da estrutura interna das amostras.

Técnicas de Ensaios Não Destrutivos (END) para o estudo de materiais vem ganhando importância. ENDs são técnicas que podem permitir obter características internas dos materiais sem gerar danos físicos e sem comprometer o uso do objeto para outras finalidades (ANDREUCCI, R., 2013). São várias as vantagem dos ENDs em relação aos métodos destrutivos. Por exemplo, i) possibilidade de realizar ensaios com menor custo e com estruturas em uso; ii) proporcionar pouco ou nenhum dano a estrutura avaliada; iii) repetição de ensaios com o mesmo corpo-de-prova, possibilitando o acompanhamento das variações no decorrer do tempo; entre outras (ANDREUCCI, R., 2013).

Entre os métodos não destrutivos mais modernos encontra-se a microtomografia computadorizada (μ CT) de raios X que permite a obtenção de imagens 2D ou 3D da estrutura interna dos materiais através da reconstrução das projeções do objeto (HSIEH, J., 2009). Com estas imagens podem ser realizados estudos que permitem analisar melhor a estrutura e composição interna dos materiais. Esta técnica será aprofundada na próxima seção.

2.4 Tomografia Computadorizada

Nesta seção são descritos os princípios básicos da tomografia computadorizada, Técnica de Ensaio Não Destrutiva (END) empregada neste trabalho para produção de imagens das seções transversais das amostras de argamassa leve. A palavra tomografia é originada do grego, *tomus*, que significa fatia ou corte e do português, grafia, que tem o significado de escrita ou estudo. Segundo (HSIEH, J., 2009), a tomografia computadorizada de raios X data da década de 1970 e foi estudada por Hounsfield e Cormack. Por seus trabalhos, eles receberam o prêmio Nobel de medicina em 1979. Desde então, a tomografia computadorizada tem se revelado uma técnica de exame médico muito importante.

A tomografia computadorizada de raio X é uma técnica capaz de projetar e modelar o interior de amostras e obter informações sobre as características físicas do objeto (HSIEH, J., 2009). Baseia-se na interação de feixes de raios X que atravessam a matéria.

O raio X é uma onda eletromagnética com o comprimento da onda que pode variar na escala de picômetros (Pm), 10⁻¹², a nanômetros (Nm), 10⁻⁹. A energia de cada fóton de raio X é proporcional a sua frequência e é medida em keV (kilo elétron-volt). Na geração de imagens tomográficas, a energia de um raio X mais utilizada varia de 20 keV a 140 keV (HSIEH, J., 2009).

A radiação sobre o objeto tem sua intensidade diminuída em função da matéria que a absorve. A atenuação da energia ocorre em função da espessura, da densidade e dos átomos do objeto em estudo. Sendo assim, quanto mais espesso ou denso for o material maior será a energia que deverá ser aplicada. Consequentemente, quanto maior a energia da radiação incidente, menor será a probabilidade de interações dos raios X com o meio (HSIEH, J., 2009).

A atenuação dos feixes de raios X é descrita pela equação de Bert-Lombard:

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

Onde I e I_0 são as intensidades da radiação de raios X transmitida e incidente, respectivamente, b é a espessura do material objeto de estudo e μ é o coeficiente de atenuação linear total e está relacionado à probabilidade dos fótons serem absorvidos no material (HSIEH, J., 2009).

No diagnóstico médico por raios X, água e tecidos leves possuem o coeficiente de atenuação muito parecidos. Isso acontece porque boa parte dos tecidos leves possui água

em sua composição. Por esta razão, frequentemente, é utilizado água nos objetos de estudos com tecidos leves com o objetivo de melhorar a precisão do diagnóstico (HSIEH, J., 2009). O iodo tem um coeficiente de atenuação muito maior que a água ou os tecidos leves. Por este motivo, muitas vezes o iodo é utilizado como agente de contraste no objeto de estudo, com o intuito de realçar determinadas regiões e melhorar a análise. Resumindo, matérias com composições ou densidades semelhantes não podem ser diferenciadas pelas técnicas de tomografia, uma vez que a interação dos raios X com estas matérias, e consequentemente a atenuação dos feixes será a mesma.

O primeiro passo para gerar uma imagem de tomografia computadorizada é obter as projeções de raios X da amostra estudada utilizando um detector posicionado no lado oposto à fonte de radiação. A amostra é rotacionada em incrementos de graus, previamente definidos, e a cada incremento um feixe de raio X incide sobre a amostra. Para cada emissão de radiação é gerada uma projeção. Esse processo é repetido até a amostra ser rotacionada em 360 graus. A quantidade de projeções depende do valor do incremento do grau de rotação. Este processo pode ser visualizado na *Figura 2*, onde são mostrados os principais componentes de um ensaio de tomografia.



Figura 2 – Técnica geral de ensaio de tomografia. Fonte (ARGENTA, M. A.; BURIOL, T. M.; HECKE, M. B., 2010)

O segundo passo para gerar uma imagem de tomografia computadorizada é reconstruir as projeções obtidas no primeiro passo. O processo de reconstrução é baseado em um cálculo matemático, que calcula os coeficientes de atenuação e reconstrói as fatias transversais da amostra.

A reconstrução das projeções é feita utilizando algoritmos matemáticos. O mais comum dentre eles é o algoritmo de Feldkamp (HSIEH, J., 2009) modificado. Esse algoritmo utiliza dois conceitos para reconstrução das fatias da amostra. O primeiro conceito é a *back projection*, responsável por identificar um objeto a partir da sobreposição de projeções de diferentes ângulos. A qualidade da imagem depende da quantidade de projeções utilizadas. Quanto maior o número de projeções, melhor será a qualidade da imagem. O impacto do número de projeções no resultado final pode ser observado na *Figura 3*.



Figura 3 – Reconstrução tomográfica com diferentes quantidades de projeções. Fonte (HSIEH, J., 2009)

O segundo conceito é a convolução, responsável por eliminar o anel borrado que aparece ao redor do objeto após a *back projection*. A convolução diminui o valor do brilho ao redor do objeto, melhorando a sua nitidez, conforme ilustrado na *Figura 4*.



Figura 4 – Conceito de Convolução. (a) somente backprojection, (b) backprojection e convolução. Fonte: (ARGENTA, M. A.; BURIOL, T. M.; HECKE, M. B., 2010)

Concluído o processo de reconstrução, cada seção transversal da amostra é exibida numa imagem bidimensional na forma de uma matriz com $M \ge N$ pixels. Pixel é o menor ponto que forma uma imagem digital. Cada um dos pixels das imagens reconstruídas possui um valor de cinza, que pode variar numa escala de 0 a 255, que é proporcional aos coeficientes de absorção dos materiais presentes na amostra. O empilhamento das fatias permite criar uma imagem tridimensional do interior do objeto analisado, com uma resolução longitudinal proporcional à quantidade de fatias.

O primeiro scanner de tomografia computadorizada foi instalado no Hospital Atkinson-Morley, na cidade de Londres em 1971. O processo de aquisição e reconstrução das imagens deste aparelho durava pouco mais de quatro minutos. O primeiro paciente a utilizar o equipamento tinha um cisto grande que pôde ser visualizado na imagem gerada (HSIEH, J., 2009).

Desde o primeiro scanner houve um grande avanço no processo de aquisição e reconstrução das imagens. As melhorias aconteceram na redução dos tempos de

escaneamento, aquisição e reconstrução das imagens. Houve também uma grande melhora na qualidade da imagem gerada, conforme pode ser visto na *Figura 5*.



Figura 5 – a) imagem adquirida com scanner de tomografia antigo, b) imagem adquirida com scanner de tomografia atual. Fonte (HSIEH, J., 2009)

A evolução dos computadores permitiu o uso da tomografia computadorizada em outras áreas científico-tecnológicas, além da medicina. O uso desta técnica é adequado para qualquer análise cujo objetivo é a visualização dos aspectos internos de qualquer tipo de material ou corpo de maneira rápida e não destrutiva. Diversos estudos têm comprovado a extensão de sua aplicação nas mais diversas áreas.

Segundo (HSIEH, J., 2009), os aparelhos de tomografia computadorizada utilizados na medicina têm se mostrado apropriados para o uso em materiais inorgânicos tais como a borracha, plásticos, madeira e uma variedade de metais leves. Esses materiais não apresentam densidade muito superior às dos tecidos mais densos (ossos) do corpo humano. Entretanto, para analisar materiais de alta densidade é necessário utilizar aparelhos com maior potência. Para tanto, os tomógrafos médicos evoluíram a aparelhos industriais sofisticados e com altíssima potência. Esses equipamentos permitiram ampliar o uso da Tomografia Computadorizada para a Indústria (TCI).

Dentro da Tomografia Computadorizada (TC), se destaca a microtomografia computadorizada (μ TC). A principal diferença entre a (μ TC) e a (TC) é que a primeira

permite analisar a estrutura interna do material em escala micrométrica, possibilitando análises mais exaustivas e a detecção de artefatos nessa escala.

A microtomografia computadorizada tem demonstrado ser uma ferramenta bastante eficaz na análise da estrutura interna de materiais especificamente argamassas e concretos. Seu uso contribui para análise e caracterização de fissuras, vazios e agregados.

Após a aquisição das imagens, obtidas com microtomografia computadorizada, o processamento destas para a extração das informações se faz necessário. Esse procedimento é feito utilizando técnicas de Processamento de Imagens, que são descritas na próxima seção.

2.5 Processamento de imagens digitais

Esta seção descreve os conceitos básicos sobre processamento de imagens digitais utilizados neste trabalho.

Uma imagem digital monocromática é uma função de duas dimensões f(x, y), onde x e y representam coordenadas espaciais. Por convenção, x = [1,2,...,M] e y = [1,2,...,N], onde *M* e *N* são as dimensões da imagem (GONZALES, R. C.; WOODS R. E, 2010). O valor de *f* no ponto (x, y) se refere à intensidade do brilho ou nível de cinza em um determinado pixel. Sendo que, pixel é o menor ponto que forma uma imagem digital. Então uma imagem digital pode ser organizada usando uma matriz *MxN*, onde cada elemento da matriz representa um pixel.

Não existe na literatura um consenso sobre o conceito de processamento de imagens digitais. Contudo, todos os autores concordam que o processamento de uma imagem digital refere-se a um processamento usando pelo menos um computador e que existem, pelo menos, três níveis (baixo, médio e alto) de processos computacionais (GONZALES, R. C.; WOODS R. E, 2010).

Um processo computacional de nível baixo atua diretamente nos pixels das imagens e contempla procedimentos de pré-processamento, como redução de ruídos, aumento de contraste e suavização. Um processo de nível médio engloba tarefas mais avançadas como, por exemplo, segmentar uma imagem, determinar Regiões de Interesse (ROI), e reconhecer objetos. As entradas de um processo de nível médio são imagens, porém as saídas são atributos extraídos dessas imagens. Estas saídas podem ser contornos, bordas ou objetos, por exemplo.

Já um processo de nível alto, visa interpretar o conteúdo de uma determinada imagem com o objetivo de tentar executar funções cognitivas normalmente associadas à visão humana. O processamento de nível alto é normalmente associado à análise de imagens digitais.

Para (GONZALES, R. C.; WOODS R. E, 2010), o "processamento de imagens digitais envolve processos cujas entradas e saídas são imagens e, além disso, envolve processos de extração de atributos de imagens até – e inclusive – o reconhecimento de objetos individuais".

As primeiras aplicações de imagens digitais surgiram no início dos anos 1920. O sistema Bartlane foi o pioneiro. Esse sistema era utilizado para enviar imagens via cabo submarino de Londres à Nova Iorque. Já o processamento de imagens digitais teve início na década de 1960 com a chegada dos computadores e motivado pela corrida aeroespacial (GONZALES, R. C.; WOODS R. E, 2010).

Conforme foi visto na seção anterior, a invenção da tomografia computadorizada no início dos anos 1970 representou um grande marco para o desenvolvimento da aplicação do processamento de imagens no diagnóstico médico.

Desde 1960, o processamento de imagens digitais evoluiu consideravelmente juntamente com o avanço dos computadores e *softwares*, permitindo a sua utilização em diversas áreas além da medicina como, por exemplo, na astronomia, na indústria, na biometria, na biologia entre tantas outras.

A *Figura* 7 mostra os passos fundamentais de um sistema de processamento de imagens digitais, segundo (GONZALES, R. C.; WOODS R. E, 2010). A depender da necessidade da aplicação ou do problema abordado, alguns desses passos podem ser suprimidos, ou condensados. Este trabalho utilizou os seguintes passos:

i) Aquisição de imagens: é o primeiro passo do processo. Consiste no procedimento de digitalização de uma cena, um objeto, uma peça, uma placa, um equipamento ou qualquer outra coisa. As imagens podem ser formadas por raios gama, por raios X ou por fotos tiradas de uma câmera digital. É comum ocorrer um pré-processamento na aquisição, como por exemplo, o redimensionamento da imagem.

ii) Filtragem e realce de imagem: é o procedimento de aplicar técnicas de realce, cujo objetivo é obter uma imagem mais adequada que a original. As técnicas de realce podem atuar no domínio espacial ou no domínio da frequência e a escolha da melhor solução depende de preferências subjetivas e do método utilizado para aquisição da imagem.



Figura 7 – Passos fundamentais de um sistema de processamento de imagens digitais. Fonte (GONZALES, R. C.; WOODS R. E, 2010)

A *Figura 8* mostra os componentes básicos de um sistema de processamento de imagens digitais, segundo (GONZALES, R. C.; WOODS R. E, 2010). A depender da aplicação ou do problema abordado, alguns desses componentes podem ser desnecessários. Este trabalho utilizou os seguintes componentes:

i) Sensores de imagens: são os componentes necessários para a aquisição das imagens. Normalmente são dois dispositivos, o primeiro responsável por capturar a imagem e o segundo tem a função de converter a saída do primeiro para o formato digital (digitalizador). É muito comum acontecer de um aparelho conter os dois dispositivos, como é o caso da câmera fotográfica digital.

ii) *Hardware* especializado em processamento de imagens: Unidade Lógica e
 Aritmética (ULA), que realiza operações aritméticas e lógicas nas imagens capturadas.
 Exige um rápido processamento de dados e está diretamente associado ao digitalizador dos sensores de imagens.

iii) Computador: conceito amplamente conhecido de computador. Dependendo da aplicação pode ser um computador pessoal comum ou até mesmo computadores com altíssimo poder de processamento. Componente essencial, sem ele não se pode falar em processamento de imagens digitais.

iv) *Software* de processamento de imagens: programa de computador especializado capaz de realizar processamentos em imagens digitais. Podem ser programas proprietários genéricos que executam múltiplas etapas do processamento como MATLAB[®] ou Photoshop. Ou rotinas desenvolvidas por pesquisadores para resolver um problema específico, estas rotinas podem ser desenvolvidas utilizando linguagens de programação C# ou Java, ou plataformas como o MATLAB[®] ou OpenGL.

Uma ferramenta muito importante no processamento de imagens digitais é o histograma. O histograma de uma imagem digital com níveis de intensidade cinza no intervalo [0, L - 1] é uma função discreta definida por

$$h(r_k) = n_k \tag{2}$$

Onde r_k é o k-ésimo nível de intensidade de cinza e n_k é o número de pixels na imagem com esse nível de intensidade (GONZALES, R. C.; WOODS R. E, 2010). Sendo assim, um histograma é uma representação da frequência de ocorrência de um nível de intensidade de cinza r_k em uma imagem (GONZALES, R. C.; WOODS R. E, 2010).



Figura 8 - Componentes básicos de um sistema de processamento de imagens digitais.

A *Figura 9* exibe no lado esquerdo quatro imagens, cada uma delas caracterizada pela intensidade dos níveis de cinza: escura, clara, baixo contraste e alto contraste e no lado direito seus respectivos histogramas.

No histograma da imagem escura, os valores das intensidades dos níveis de cinza estão situados no lado esquerdo do histograma. Os valores das intensidades dos níveis de cinza da imagem clara estão situados no lado direito. A imagem com baixo contraste possui os valores das intensidades dos níveis de cinza situados ao centro. Já a imagem de alto contraste possui os valores das intensidades dos níveis de cinza distribuídos uniformemente por toda a escala de cinza.

Após a análise dos quatro histogramas da *Figura 9* pode-se concluir que uma imagem com uma distribuição uniforme dos níveis de intensidade de cinza em seu histograma tem uma aparência de alto contraste, exibe uma grande variedade de tons de cinza e consequentemente, possui uma melhor qualidade. Por outro lado, uma imagem com uma má distribuição dos níveis de cinza em seu histograma tem uma baixa qualidade.



Figura 9 – Quatro tipos de imagens em escala de cinza e seus respectivos histogramas. a)
Imagem escura. b) Imagem clara. c) Imagem de baixo contraste. d) Imagem de alto contraste. Fonte (GONZALES, R. C.; WOODS R. E, 2010)

A equalização de histograma é uma técnica que visa ajustar a má distribuição dos níveis de intensidade na escala de cinza. Ao aplicar essa técnica numa imagem escura, por exemplo, com os níveis de cinza situados à esquerda, o resultado é um histograma com a distribuição dos níveis de cinza uniformizada e consequentemente, uma imagem com melhor qualidade.

Histogramas são amplamente utilizados no processamento de imagens digitais, como por exemplo, no realce, compressão e segmentação, além de fornecer estatísticas úteis das imagens.

Segundo (GONZALES, R. C.; WOODS R. E, 2010), o processamento de imagens digitais pode ser realizado no domínio espacial ou no domínio da frequência. Os métodos de processamento de imagens digitais no domínio espacial atuam diretamente nos pixels da imagem. Estes métodos requerem menos recursos de processamento computacional quando comparados com os métodos no domínio da frequência.

Alguns métodos de processamento de imagens também são chamados de filtros. Os filtros espaciais são máscaras aplicadas com operações predefinidas em cada pixel da imagem e na sua vizinhança predeterminada (GONZALES, R. C.; WOODS R. E, 2010). Ou seja, a aplicação das operações consiste em definir um ponto central e a execução ocorre neste ponto e nos pixels vizinhos ao seu em torno.

O resultado do filtro cria um novo pixel com coordenadas iguais às coordenadas da imagem de origem e cujo valor é o resultado dos cálculos das operações. Esse processo é realizado em cada pixel da imagem. A *Figura 10* exibe o processo de filtragem espacial utilizando uma máscara 3 x 3.

Ao observar a *Figura 10*, pode-se perceber que em qualquer pixel (x, y) da imagem original, o resultado de g(x, y) é a soma dos coeficientes do filtro com os pixels da imagem original. Segundo (GONZALES, R. C.; WOODS R. E, 2010), a filtragem espacial de uma imagem *M* x *N*, com um filtro m x n é dada pela seguinte equação:

$$g(x,y) = \sum_{s=-a}^{a} \sum_{t=-b}^{b} w(s,t) f(x+s,y+t)$$
(3)

Onde w(s,t) é o coeficiente do filtro, $a = \frac{m-1}{2}$ e $b = \frac{n-1}{2}$ são números inteiros positivos.

Os métodos de processamento de imagens digitais no domínio da frequência realizam as operações na Transformada de Fourier de uma imagem e não na imagem propriamente dita. Normalmente estes métodos exigem um maior número de operações e no caso da Transformada de Fourier incluem os seguintes passos: i) aplicar a Transformada na imagem; ii) Filtragem no espectro da frequência; e iii) uso da transformada inversa para gerar uma nova imagem.



Figura 10 - Processo de filtragem espacial utilizando uma máscara 3 x 3. Fonte (GONZALES, R. C.; WOODS R. E, 2010).

2.6 Transformada de Fourier

O matemático francês Jean Baptiste Joseph Fourier (1768 – 1830) afirma em sua obra, "A teoria analítica do calor", que qualquer função periódica pode ser expressa pela soma de senos e/ou cossenos de diferentes frequências, cada uma multiplicada por um coeficiente diferente (GONZALES, R. C.; WOODS R. E, 2010). Essa proposta ficou conhecida como Série de Fourier. Essa soma tem a seguinte forma:
$$f(x) = \sum_{n=0}^{\infty} c_n e^{j\frac{2\pi n}{T}x}$$
(4)

sendo,

$$c_n = \frac{1}{T} \int_{\frac{-T}{2}}^{\frac{T}{2}} f(x) e^{-j\frac{2\pi n}{T}} dx$$
(5)

lembrando que

$$e^{j\theta} = \cos\theta + j sen\theta$$

e T é o período da função.

As funções não periódicas, mas cuja área sob a curva é finita, podem ser expressas pela integral de senos e/ou cossenos multiplicada por uma função de ponderação (GONZALES, R. C.; WOODS R. E, 2010). À essa técnica dá-se o nome de Transformada de Fourier.

A Transformada de Fourier 1D de uma função contínua f(x), expressa por $F(\mu)$, é definida pela equação:

$$F(\mu) = \int_{-\infty}^{\infty} f(x) e^{-j2\pi\mu x} dx$$
(7)

Calculando inversamente, dada $F(\mu)$, pode-se obter novamente f(x) utilizando a Transformada Inversa de Fourier, $f(x) = F^{-1}(\mu)$, expressa como:

$$f(x) = \int_{-\infty}^{\infty} F(\mu) e^{j2\pi\mu x} d\mu$$
(8)

A Transformada de Fourier 2D de uma função contínua f(x, y), expressa por $F(\mu, v)$, é definida pela equação:

$$F(u,v) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x,y) e^{-j2\pi(\mu x + vy)} dx dy$$
(9)

Calculando inversamente, dada $F(\mu, \nu)$, pode-se obter novamente f(x, y) utilizando a Transformada Inversa de Fourier, $f(x, y) = F^{-1}(\mu, \nu)$, expressa como:

(6)

$$f(x,y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} F(u,v)e^{j2\pi(\mu x + vy)}dudv$$
(10)

As duas equações utilizadas para calcular a transformada, $F(\mu, v)$, e a inversa, $F^{-1}(\mu, v)$, consistem no chamado Par de Transformadas de Fourier. As equações da Transformada de Fourier (9) e (10) em domínios contínuos, de forma geral, não podem ser implementadas em computadores. Sendo assim, o uso da Transformada envolve a discretização destas funções.

Fala-se de Transformada Discreta de Fourier (TDF) quando a função f(x, y) de dimensões $M \ge N$, com números inteiros x = y, variando de 0 a M - 1 e de 0 a N - 1, respectivamente, é representada de forma discreta utilizando uma sequência de amostras discretas. A discretização da integral da equação (9) leva a:

$$F(u,v) = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x,y) e^{-j2\pi(\mu x/M + vy/N)}$$
(11)

O resultado do cálculo da Transformada de Fourier gera um conjunto de números complexos C_k , onde:

$$C_k = R + ji \tag{12}$$

sendo $j = \sqrt{-1}$.

Como as únicas variáveis restantes após a integração são as frequências $\mu e v$, podese dizer que o domínio da Transformada de Fourier é o domínio da frequência e que $F\{f(x, y)\} = F(\mu, v)$ (GONZALES, R. C.; WOODS R. E, 2010).

Como um número complexo C possui uma parte real e outra imaginária. Para fins de visualização, costuma-se trabalhar com a parte real da transformada (magnitude), chamada de espectro de Fourier ou espectro de frequências.

Segundo *Webster's New Collegiate Dictionary*, "frequência é o número de vezes que uma função periódica repete a mesma sequência de valores durante uma variação unitária da variável independente".

Tanto a Série como a Transformada de Fourier permitem trabalhar com uma determinada função no domínio da frequência e depois retornar ao domínio original da função sem que haja perda de informação. Inicialmente, essas ideias foram aplicadas na difusão de calor. A principal limitação no uso da Transformada de Fourier, expressa na equação (11) é o alto custo computacional envolvido. No início da década de 1960 a área de processamento de sinais e imagens teve um grande avanço com a implementação do Algoritmo da Transformada Rápida de Fourier (FFT, *Fast Fourier Transform*). Esse algoritmo é muito eficiente para calcular a Transformada de Fourier e a sua inversa.

Uma imagem pode ser vista como uma matriz, onde cada índice dessa matriz representa um ponto na imagem. O cálculo da Transformada de Fourier em uma determinada imagem resulta também em uma matriz $M \ge N$ com valores F(u, v). Por esse motivo, fala-se que a Transformada de Fourier em imagens é de duas dimensões (2-D). Por outro lado, esse mesmo cálculo é considerado de uma dimensão (1-D) quando realizado em sinais (GONZALES, R. C.; WOODS R. E, 2010).

Uma propriedade importante da Transformada de Fourier é a separabilidade, que fala sobre a possibilidade de calcular a transformada 2-D calculando a transformada 1-D ao longo das linhas (ou colunas) seguida da transformada 1-D das colunas (ou linhas) do resultado.

A posição F(0,0) é o maior componente do espectro sendo o seu valor proporcional à intensidade média das frequências da imagem. Esse componente é chamado de componente *dc* da transformada (GONZALES, R. C.; WOODS R. E, 2010). Quando ocorre, numa imagem, a translação de algum objeto, não há nenhum efeito sobre o espectro da imagem. Sendo assim, características da imagem podem ser extraídas independentes da posição dos objetos. Ou seja, o espectro é insensível à translação da imagem (GONZALES, R. C.; WOODS R. E, 2010).

Ao rotacionar uma imagem ou função em um ângulo θ significa rotacionar a transformada no mesmo ângulo. Da mesma forma, quando a transformada é rotacionada a imagem também sofre uma rotação, sempre respeitando o mesmo ângulo (GONZALES, R. C.; WOODS R. E, 2010).

A fase da Transformada de Fourier é uma medida do deslocamento das várias senoides em relação à sua origem. Sendo assim, a fase correspondente é um arranjo de ângulos que apresentam grande parte das informações sobre a localização dos objetos na imagem (GONZALES, R. C.; WOODS R. E, 2010).

No processamento de imagens digitais, a Transformada de Fourier tem um papel fundamental, no qual as operações de filtragem são realizadas na transformada da imagem e não na imagem propriamente dita. Em contrapartida, as filtragens no domínio espacial atuam no plano contendo os pixels de uma imagem. Em geral, as técnicas no domínio da transformada são computacionalmente menos eficientes e requerem mais recursos de processamento para serem realizadas (GONZALES, R. C.; WOODS R. E, 2010).

Para fins de exibição e filtragem é mais prático ter F(0,0) no centro das frequências. Isso permite também perceber uma importante propriedade da Transformada de Fourier que é a periodicidade. Em outras palavras, colocando o componente dc no centro das frequências, os valores de F(u, v) são infinitamente periódicos para ambos os lados direito e esquerdo do espectro (GONZALES, R. C.; WOODS R. E, 2010).

Na Transformada de Fourier, as frequências baixas são responsáveis pela ocorrência dos níveis de cinza nas áreas suavizadas (homogêneas), enquanto as frequências altas são responsáveis por detalhes, tais como ruídos, contornos e bordas, ou seja, pelas áreas menos suavizadas (heterogêneas) (GONZALES, R. C.; WOODS R. E, 2010).

2.7 Estado da arte

Esta seção tem o objetivo de relatar algumas pesquisas utilizando a microtomografia computadorizada na análise de materiais, como também, pesquisas utilizando Análise de Fourier.

Na análise de matérias do estudo de (SILVA, R. M., 2013), a microtomografia computadorizada foi utilizada na caracterização de compósitos cimentícios leves reforçados com piaçava utilizando parâmetros geométricos dos agregados nas imagens das amostras para a caracterização de micro estruturas. Naquele trabalho foram produzidos corpos de prova cilíndricos para os ensaios de resistência à compressão e corpos de prova prismáticos

para os ensaios de resistência à tração na flexão e para aquisição de imagens por microtomografia computadorizada. Os resíduos de EVA foram moídos em diferentes tamanhos de grãos. A granulometria destes grãos utilizados nas misturas que continham EVA variaram entre 850 µm a 1180 µm. As fibras de piaçava *in natura* foram cortadas em tamanhos de 1 cm. Estes elementos foram misturados com auxílio de uma argamassadeira e moldados em fôrmas com 4,0 cm de largura e altura, e 16 cm de comprimento, para a produção dos corpos de prova prismáticos e em fôrmas com 5,0 cm de diâmetro e 10,0 cm de altura, para os corpos de prova cilíndricos.

Alguns corpos de prova foram submetidos a ensaios de resistência mecânica e outros não. Em seguida, foram extraídas amostras dos corpos de prova prismáticos ensaiados e não ensaiados para aquisição de imagens de tomografia computadorizada. Cada amostra medindo 1 cm² de base e 2 cm de altura. As imagens adquiridas foram binarizadas utilizando o software MATLAB[®] e segmentadas em duas regiões: a primeira formada pela pasta de cimento, água e areia e a segunda formada pelas as fibras, grãos de EVA, poros e microfissuras. Posteriormente foi calculado o percentual e a excentricidade de regiões brancas nas imagens permitindo visualizar a porosidade do material, as fibras de piaçava e os grãos de EVA.

Outra pesquisa sobre análise de materiais, o trabalho de (PESSÔA, J. R. C., 2010) teve como objetivo mensurar a porosidade do concreto a partir da análise de imagens obtidas por tomografia computadorizada, utilizando técnicas espaciais de processamento de imagens e morfologia.

Naquele trabalho foram criados corpos de prova cilíndricos de concreto medindo 10 cm de diâmetro por 20 cm de altura. Foi desenvolvido um algoritmo em MATLAB[®] para analisar as imagens com o objetivo de determinar e quantificar as áreas de vazios, calcular a área de concreto e a área total da amostra. O trabalho concluiu que a média entre as porosidades das imagens é o melhor valor para representar o corpo de prova analisado.

Também numa pesquisa sobre análise de materiais, (ALMEIDA, H. C., 2014) usou a μ CT com o objetivo de caracterizar a porosidade de amostras de concreto leve e seus agregados em imagens tridimensionais. Essas imagens fora obtidas a partir de dois modelos de tomógrafos diferentes. No primeiro tomógrafo, uma imagem 3D é gerada a partir de 465 fatias. No segundo, cada imagem é formada a partir de 1800 fatias.

No estudo de (ALMEIDA, H. C., 2014) foram desenvolvidas rotinas em MATLAB[®] para preparar as imagens tridimensionais, identificar e classificar a EVA, a piaçava e os poros das amostras, baseado na análise volumétrica das imagens obtidas com primeiro tomógrafo. As imagens obtidas com o segundo tomógrafo, de tamanho maior, foram caracterizadas com base na análise das tonalidades de cinza utilizando a observação dos histogramas.

Continuando a relatar estudos sobre análise de materiais, (MENDES, R., 2010) analisou o concreto retirado da Usina Hidrelétrica de Mourão. As imagens obtidas por tomografia computadorizada foram reconstruídas utilizando 180 projeções adquiridas por um equipamento de radioscopia de alta resolução. Essas imagens foram renderizadas utilizando a biblioteca *open source* VTK (*Visualisation Toolkit*) e em seguida foi aplicado o algoritmo *Marching Cubes* para visualização volumétrica e caracterizar os vazios e as britas das amostras. Com os resultados obtidos foi possível calcular o volume total de vazios e de britas.

Ainda sobre análise de materiais, o trabalho de (CARVALHO, G.; PÉSSOA, J.; LIMA, I.; ASSIS, J. D., 2010) realizou estudos para avaliar a porosidade, a resistência mecânica, o grau de impermeabilidade, a resistência à abrasão entre outras propriedades do concreto. Para tanto, foi realizada uma comparação entre os valores das propriedades do concreto calculadas a partir de imagens obtidas por microtomografia computadorizada e imagens obtidas por escâner comercial. Os resultados mostraram compatibilidades entre os dois métodos utilizados.

Em pesquisas relacionadas à análise de materiais, utilizando microtomografia computadorizada e Análise de Fourier, o estudo de (ESCODA, J.; WILLOT F.; JEULIN D; SANAHUJA J.; TOULEMONDE C) teve como objetivo, extrair as propriedades elásticas de uma imagem 3D de uma argamassa obtida a partir de microtomografia utilizando a Transformada Rápida de Fourier em vários níveis de contraste. Antes de aplicar a Transformada de Fourier na imagem, foram aplicados filtros de ruídos e segmentação via *thresholding*. Houve um aumento da luminosidade após a aplicação dos

filtros e da segmentação. Sendo assim, foi necessário reduzir a luminosidade. Entretanto, após esses passos, surgiram três problemas na imagem: i) os agregados finos apareceram conectados uns aos outros; ii) os agregados mais escuros não foram segmentados; iii) os agregados segmentados exibiram buracos do tamanho de um pixel devido ao ruído restante. Essa última falha foi corrigida aplicando o algoritmo padrão de complemento de buracos (*Standard Hole Filling Algorithm*). Após os passos anteriores a Transformada de Fourier foi aplicada na imagem. Por fim, para caracterizar as estruturas na argamassa foram utilizadas ferramentas de morfologia utilizando os descritores de Fourier como entrada de dados.

Em pesquisas relacionadas ao uso da Análise de Fourier, o trabalho de (NUNES, L. E. N. P.; PRADO, P. P. L, 2002) teve como objetivo utilizar o espectro de Fourier para caracterização de figuras geométricas. Naquele trabalho, algumas imagens contendo figuras geométricas foram obtidas por um escâner e outras por uma câmera CCD. Essas imagens foram binarizadas e em seguida processadas pela Transformada de Fourier para tornar o sistema invariante a efeitos de translação, rotação e escala. Os resultados da Transformada de Fourier serviram como entradas para uma rede neural. Na etapa de classificação foi utilizada uma rede neural probabilística, por meio do software Matlab. Das imagens préprocessadas, duas amostras foram utilizadas para treinar a rede, e as restantes, para os testes de classificação. A rede classificou corretamente todas as imagens, sendo necessário, no caso das imagens adquiridas por câmera CCD, aumentar o número de amostras no vetor de treinamento. Os resultados do trabalho demonstraram que os descritores do espectro de Fourier podem ser utilizados como entrada de uma rede neural, que, por sua vez, podem ser empregadas como ferramentas eficientes na tarefa de reconhecimento de formas geométricas.

Ainda em pesquisas relacionadas ao uso da Análise de Fourier, o estudo de (CASTRO, F. C. C., 1995) objetivou o reconhecimento de padrões. A detecção do padrão foi feita através da estimação da correlação espectral entre o padrão e imagem alvo. As imagens analisadas continham formas geométricas e o procedimento foi capaz de identificar as formas a partir das características espectrais mais significativas do padrão armazenado em respectivas redes neurais, previamente treinadas. O estudo concluiu que,

obtendo uma estimativa do escalonamento, rotação e translação da forma geométrica existente na imagem, é possível extrair da imagem a região de interesse, isolando-a do ruído e demais objetos presente.

3. MATERIAIS E MÉTODOS

Este capítulo descreve como as amostras de argamassa leve com agregados de EVA e fibra de piaçava foram obtidas e descreve também o procedimento para gerar as imagens microtomográficas.

3.1 Materiais

O trabalho de caracterização de argamassas leves contendo EVA e fibras de piaçava teve início em (SILVA, R. M., 2011), onde foram produzidos 24 corpos de prova cilíndricos para os ensaios de resistência à compressão e 72 corpos de prova prismáticos para os ensaios de resistência a tração na flexão e para aquisição de imagens por microtomografia computadorizada.

Para produção da argamassa foi utilizado o cimento Portland tipo CP II - E 30 que tem como características a resistência de 30 MPa aos 28 dias de cura e massa específica de 3 kg/cm³. A areia natural utilizada na mistura foi obtida em obras de construção civil da região. Como a areia estava muito úmida foi necessário realizar um processo de secagem utilizando uma estufa, a uma temperatura de 110 graus Celsius, por um período de quatro horas.

O agregado leve de EVA utilizado foi obtido na fábrica da Penalty, localizada no município de Itabuna/BA, que produz artigos esportivos, entre os quais 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 de campo. Aproximadamente, trinta e cinco por cento do EVA utilizado para produzir uma bola de futebol é descartado como resíduo.

O outro agregado utilizado na produção das misturas, a fibra de piaçava, foi adquirido na plantação da Fazenda São Miguel, localizada na cidade de Itacaré. A parte da fibra que foi utilizada foi a mais dura, e o agregado foi usado *in natura*, que foi cortada em partes menores medindo 1 cm.

Com a argamassa e os agregados foram elaboradas quatro tipos de misturas (SILVA, R. M., 2013). Sendo que, a relação de água/cimento para todas elas foi igual a 0.4. As quantidades de EVA e fibras para cada tipo são mostradas na *Tabela 2*. A dimensão dos grãos de EVA das misturas B e D variam de 850 a 1180 µm. As fibras de piaçava *in natura* foram separadas, limpadas e cortadas num tamanho de 1 cm. Estes elementos foram misturados com auxílio de uma argamassadeira e moldados em fôrmas de 4,0 cm de largura e altura, e 16 cm de comprimento, para a produção dos corpos de prova prismáticos e em fôrmas com 5,0 cm de diâmetro e 10 cm de altura, para os corpos de prova cilíndricos. Os corpos de prova foram desenformados e identificados após 24 horas, e em seguida foram imersos em um tanque com água por 28 dias para realizar a cura úmida. A elaboração dos corpos de prova seguiu a Norma (ABNT NBR 5738, 2003) da Associação Brasileira de Normas Técnicas - ABNT.

Tuodia 2 Calacteristicas dos tipos de mistarias			
Mistura	Características da mistura		
Mistura A	água, cimento e areia		
Mistura B	água, cimento, areia e agregado leve de EVA (1%)		
Mistura C	água, cimento, areia e fibras de piaçava (1%)		
Mistura D	água, cimento, areia, agregado leve de EVA (1%) e fibras de piaçava (1%)		

Tabela 2 – Características dos tipos de misturas

Devido às dimensões do porta amostras do microtomógrafo, *Figura 11*, foram extraídas amostras menores dos corpos de prova prismáticos para o processo de aquisição

de imagens. Para extrair estas amostras, os corpos de prova foram cortados na transversal em dezesseis fatias, cada uma das fatias tinha 1 cm de comprimento, 4 cm de altura e 4 cm de largura, conforme *Figura 12*.

Como os grãos de EVA e as fibras de piaçava são misturadas de forma aleatória pela argamassadeira, foi escolhida e padronizado uma fatia situada entre o centro do corpo de prova e uma das extremidades, sendo escolhida a fatia de número 12, conforme pode ser visualizado na *Figura 12*. Desta fatia transversal foi extraída a amostra com uma base de 1 cm² e 2 cm de altura. Para cada tipo de mistura, foram colocadas duas amostras no microtomográfo para geração das imagens.



Figura 11 - Porta-amostras e posicionamento da amostra no micro tomógrafo. Fonte (SILVA, R. M., 2013)



Figura 12. Esquema de corte para obtenção das amostras. Fonte (SILVA, R. M., 2013)

O sistema de microtomografia de raios-X usado para aquisição das imagens foi do Laboratório de Ensaios Físicos do Instituto Politécnico da Universidade do Estado do Rio de Janeiro, no Campus de Nova Friburgo, cujo modelo é o Skyscan®, modelo 1174, *Figura 13*, composto por um tubo de raios-X de microfoco com fonte de alta tensão (50 Kv e 0.800 mA), um porta amostra com manipulador de precisão e um detector baseado em uma câmara CCD de 1.3Mp (1200x1024 pixel) conectados a um computador para aquisição de dados.



Figura 13 - Microtomógrafo Skyscan 1174 utilizado nesta pesquisa. Fonte (SILVA, R. M., 2013)

O microtomógrafo rotaciona o objeto num ângulo θ igual a 1°, variando de 0° a 360°, produzindo 360 projeções de imagens de 8 bits. O tempo de aquisição e reconstrução das imagens de microtomografia levou em torno de cinquenta minutos para cada amostra. Foram geradas imagens de duas amostras para cada um dos quatro tipos de misturas, totalizando imagens de oito amostras processadas no microtomógrafo. Após as aquisições das projeções, as imagens foram reconstruídas através do software Nrecons[®] versão 1.6.4.1. Para cada tipo de mistura foram geradas cerca de 600 imagens das seções transversais das amostras. Estas imagens possuem o tamanho de 1024x1024 e cada uma delas ocupa o espaço de 1 MB de memória em disco. A *Figura 14* mostra um exemplo de imagem da mistura C (argamassa + fibras).



Figura 14 – a) Exemplo de imagem da mistura C (argamassa + fibras)

As imagens utilizadas neste trabalho são aquelas de amostras que não foram ensaiadas, já que o objetivo principal é a identificação dos agregados.

3.2 Metodologia

Nesta seção, primeiro é descrita a metodologia utilizando Análise de Fourier aplicada em imagens predefinidas e em seguida é descrita a aplicação da metodologia nas imagens microtomográficas das amostras.

3.2.1 Aplicação da metodologia em imagens predefinidas

Para determinar os descritores do Espectro de Fourier que permitiram a identificação dos elementos da amostra, foram criadas imagens predefinidas com elementos circulares variando os tons de cinza, posicionamento e tamanho, com o objetivo de determinar como estas variações que também acontecem nas amostras analisadas neste estudo afetam o espectro, e consequentemente selecionar os descritores.

A proposta é explicar como é feita a extração de características das imagens a partir das análises tanto do espectro de Fourier, como dos picos das frequências e dos histogramas. Para tanto, foram criadas imagens predefinidas, calculou-se a Transformada de Fourier para cada uma destas imagens e posteriormente os espectros foram plotados, analisados e comparados entre si. Em seguida, os picos das frequências foram analisados e comparados. Por último, os histogramas de frequência foram construídos para as imagens e submetidos à análise.

O *software* MATLAB[®] foi utilizado para criar as imagens predefinidas, calcular a transformada gerando os espectros de frequência e os histogramas. Para isso, foram desenvolvidos dois algoritmos. O primeiro, tendo como finalidade gerar as imagens com os critérios estabelecidos e calcular a Transformada de Fourier gerando o espectro. O segundo, com a finalidade de definir a largura das faixas do histograma e exportar os dados para um arquivo do Microsoft Excel, onde os gráficos foram gerados através de um script macro. A largura das faixas do histograma é calculada a partir de um número fixo de faixas e da amplitude total do espectro de frequências.

Foram feitas análises e comparações em imagens de tamanho 1024x1024 pixels com fundo cinza de intensidade de 180 tons (numa escala de 0 a 255), onde cada uma delas exibe artefatos geométricos semelhantes, no tamanho e na cor, aos objetos que se deseja identificar nas amostras das misturas.

A primeira análise e comparação, *Figuras 15* a *19*, foi realizada em um grupo de cinco imagens onde cada uma delas exibe um círculo preto no centro, variando apenas o tamanho do raio do círculo: a *Figura 15* apresenta um círculo de raio 60 pixels; a *Figura 16* apresenta um círculo de raio 90 pixels; a *Figura 17* apresenta um círculo de raio 120 pixels; a *Figura 18* apresenta um círculo de raio 240 pixels; a *Figura 19* apresenta um círculo de raio 400 pixels. Nas *Figuras 15* a *19*, mostradas ademais, a imagem em escala de cinza à direita, corresponde à Transformada de Fourier da imagem predefinida à esquerda.

A segunda análise e comparação foi realizada em um grupo de duas imagens de tamanho 1024x1024 pixels com fundo cinza de intensidade de 180 tons, onde cada uma delas tem o desenho de dois círculos de raio 60 pixels diferenciando apenas na localização destes círculos em cada imagem, *Figuras 20* e 21.

A terceira análise e comparação usando imagens predefinidas considerou um grupo de quatro imagens de tamanho 1024x1024 pixels com fundo cinza de intensidade de 180 tons onde cada uma delas exibe um círculo no centro de raio 400 pixels, variando a intensidade de cinza do círculo numa escala de 0 a 255. A *Figura 22* apresenta um círculo

cinza de intensidade de 60 tons; a *Figura 23* apresenta um círculo cinza de intensidade de 110 tons; a *Figura 24* apresenta um círculo branco, intensidade de 255 tons; a *Figura 25* apresenta um círculo preto de intensidade de 1 tom.

Por último, na quarta análise foi feita a comparação entre as frequências presentes nos espectros das imagens das *Figuras 15, 21* e *26*. A *Figura 26* exibe uma imagem de tamanho 1024x1024 com fundo cinza de intensidade de 180 tons com três círculos pretos de raio 60 pixels.



Figura 15 – a) imagem com fundo cinza de intensidade de 180 tons e círculo preto de raio 60 pixels; b) espectro da transformada da imagem.



Figura 16 – a) imagem com fundo cinza de intensidade de 180 tons e círculo preto de raio 90 pixels; b) espectro da transformada da imagem.



Figura 17 – a) imagem com fundo cinza de intensidade de 180 tons e círculo preto de raio 120 pixels; b) espectro da transformada da imagem.



Figura 18 – a) imagem com fundo cinza de intensidade de 180 tons e círculo preto de raio 240 pixels; b) espectro da transformada da imagem.



Figura 19 – a) imagem com fundo cinza de intensidade de 180 tons e círculo preto de raio 400 pixels; b) espectro da transformada da imagem.



Figura 20 – a) Imagem com fundo cinza de intensidade de 180 tons e dois círculos de raio 60 pixels e distanciamento na diagonal; b) Espectro da transformada da imagem.



Figura 21 – a) imagem com fundo cinza de intensidade de 180 tons com dois círculos pretos de raio 60 pixels com distanciamento na horizontal; b) espectro da transformada da imagem.



Figura 22 – a) imagem com fundo cinza de intensidade de 180 tons com um círculo branco de intensidade 255 e raio de 400 pixels; b) espectro da transformada da imagem.



Figura 23 - a) imagem com fundo cinza de intensidade de 180 tons com um círculo cinza de intensidade de 60 tons e raio de 400 pixels; b) espectro da transformada da imagem.



Figura 24 - a) imagem com fundo cinza de intensidade de 180 tons com um círculo cinza de intensidade de 110 tons e de raio 400 pixels; b) espectro da transformada da imagem.



Figura 25 – a) imagem com fundo cinza de intensidade de 180 tons com um círculo preto e de raio 400 pixels; b) espectro da transformada da imagem a.



Figura 26 – imagem com fundo cinza de intensidade de 180 tons com três círculos pretos de raio 60 pixels colocados na horizontal.

Após a análise dos espectros e dos picos presentes nas imagens predefinidas, os histogramas foram construídos e analisados. A quantidade de faixas do histograma foi definida com o objetivo de separar as altas frequências. Como todas as imagens apresentaram um valor elevado de picos do espectro na baixa frequência, é na região de alta frequência onde se encontram os critérios que permitem a caracterização das imagens. Sendo assim, foi considerada uma largura de faixa de quinhentas unidades de frequência. O número de faixas (F) foi obtido pela divisão da frequência de maior pico (M) das imagens comparadas pela largura de faixa (L), conforme equação (12).

$$F = \frac{M}{L}$$
(12)

Desta forma, cada histograma apresenta noventa faixas de frequências exibidas no eixo das abcissas e a quantidade de ocorrências dentro da faixa é mostrado no eixo das ordenadas.

3.2.2 Aplicação da metodologia nas imagens das amostras de argamassa leve

A partir dos resultados obtidos nas análises das imagens predefinidas, foi possível obter os descritores do espectro e do histograma que permitiram identificar os agregados de EVA e piaçava nas imagens das amostras de agregado leve. Pra analisar as imagens microtomográficas de argamassa leve, objeto deste estudo, foi feita uma seleção de vinte imagens para cada tipo de mistura, considerando os quatro tipos de misturas, formando um total de oitenta imagens bidimensionais de 1024×1024 pixels em escala de cinza. A *Figura 27a* mostra uma destas imagens, especificamente para o tipo de mistura C (argamassa + fibras).

Ao observar a *Figura 27a* pode-se perceber uma inclinação na imagem e uma borda escura nos quatro lados. Então, antes de aplicar a Transformada Rápida de Fourier nas imagens de argamassa, foi necessário selecionar a região de interesse (ROI – *Region of Interest*). Como o ROI é aquela seção da imagem que corresponde apenas à argamassa, foi necessário rotacionar as imagens e efetuar um corte de bordas. Para essa tarefa, foi desenvolvido um algoritmo em MATLAB[®]. O algoritmo trabalha na matriz da imagem localizando o ponto mais externo em cada um dos quatro lados da borda escura até achar um ponto com valor diferente de zero, neste ponto é realizado o corte. Como os corpos de prova não possuem formato idêntico e um mesmo corpo de prova não tem uma superfície lisa nem plana, devido a imperfeições que aparecem no corte da amostra, *Figura 27a*, o algoritmo encontra os valores de corte em posições diferentes para cada imagem. Isso acaba gerando imagens com tamanhos ligeiramente diferentes após o recorte. Os tamanhos variam entre 592x553 a 601x650 pixels para as oitenta imagens escolhidas para processamento. O resultado do algoritmo de rotação e recorte aplicado na imagem da *Figura 27a* é mostrado na *Figura 27b*.

Após esta etapa de pré-processamento, que incluem cortar e rotacionar as imagens, a Transformada Rápida de Fourier foi aplicada em cada uma das imagens e o espectro de frequências foi obtido. Em seguida, o histograma para cada tipo de mistura foi calculado. Para isso, foi desenvolvido um algoritmo em MATLAB[®]. O algoritmo carrega as vinte imagens de cada tipo de mistura, obtendo as frequências e calculando os histogramas para cada mistura de forma automática. A partir destes dados foram realizadas as análises dos picos das frequências e dos histogramas para determinar as caraterísticas mais importantes em cada uma das misturas.



Figura 27 – a) Exemplo de imagem da mistura C (argamassa + fibras); b) Resultado da imagem após a execução do algoritmo de rotação e corte de bordas.

Como o espectro gerado pela Transformada de Fourier é periódico foi possível trabalhar com uma amostra das frequências onde se considerou ser possível extrair as caraterísticas fundamentais. O intervalo escolhido foi as 2200 (dois mil e duzentos) primeiras frequências. Neste intervalo, o primeiro pico mais afastado do eixo das ordenadas, foi escolhido para uma análise mais minuciosa do comportamento, o qual foi chamado neste trabalho, de pico significativo. A periodicidade do espectro pode ser observada na *Figura 28*, onde todos os picos depois do pico significativo diminuem a amplitude das frequências gradativamente.

Para analisar a amplitude do pico significativo no espectro de frequência foi calculada a média (\overline{X}) e o desvio padrão (σ) da amplitude para cada tipo de mistura, ou seja, considerando as vinte imagens analisadas. O limite considerado como razoável para caracterização da mistura foi o intervalo [$\overline{X} - 1,5\sigma, \overline{X} + 1,5\sigma$], ou seja, imagens cujo pico significativo não atendia essa condição foram retiradas da análise para se obter significância estatística da amostra.

Após a análise da amplitude do pico significativo foi feita a análise do deslocamento deste. Novamente o deslocamento do pico significativo foi calculado a média e o desvio padrão da posição deste para cada tipo de mistura. O limite considerado como razoável para caracterização do tipo de mistura foi o intervalo $[\overline{x} - 1,5\sigma, \overline{x} + 1,5\sigma]$.



Figura 28 – Espectro de frequências das imagens para a mistura do tipo C (argamassa + fibras).

Por último, foi feita a análise dos histogramas correspondentes a cada mistura. Com o objetivo de melhor representar as misturas, foi considerada a quantidade média das frequências das imagens. Conforme visto acima, após o recorte das bordas escuras, as imagens ficaram com tamanhos diferentes. O tamanho diferente das imagens influencia na quantidade de frequências. Sendo assim, o histograma foi calculado com base nas primeiras 2200 (dois mil e duzentos) frequências e uma largura de faixa de quinhentas unidades.

No próximo capítulo, serão apresentados os resultados obtidos neste trabalho, que incluem os resultados da aplicação da metodologia nas imagens predefinidas e nas imagens das amostras de concreto leve.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Neste capítulo serão apresentados os resultados obtidos da aplicação da metodologia mostrada no capítulo 3 nas imagens predefinidas e nas imagens de argamassa leve obtidas por microtomografia. Ademais, estes resultados são analisados e comentados visando atender os objetivos desta pesquisa de identificar os agregados presentes nas misturas de argamassa leve usando Análise de Fourier.

4.1 Resultados nas imagens predefinidas

Na primeira análise das imagens predefinidas, Figura 15b, os agrupamentos circulares periódicos de energia do espectro da imagem que partem do centro da imagem correspondem às trocas de frequência entre o fundo cinza e o círculo preto. Nas *Figuras 16*, *17*, *18* e *19* há um aumento gradual no tamanho do círculo presente na imagem. À medida que o tamanho do círculo aumenta, pode-se observar no espectro de frequências que a quantidade de trocas de frequência também cresce. As *Figuras 16b*, *17b*, *18b* e *19b* mostram este crescimento dos agrupamentos circulares. Isso fica claro devido ao afunilamento dos círculos e do número maior de repetições. Pode-se notar um aumento da quantidade de cor branca na imagem do espectro, ou seja, a imagem fica mais acinzentada à medida que o raio do círculo preto aumenta.

Em seguida foi construído o gráfico do espectro de frequências para o primeiro grupo de imagens predefinidas. A periodicidade do espectro de Fourier permite afirmar que

as informações se repetem de menos infinito a mais infinito. Sendo assim, é possível aplicar o conceito de amostragem e selecionar um determinado período (seção) do espectro para ser analisado. Neste caso, foram consideradas as primeiras 500 (quinhentos) frequências, chamadas de frequências significativas. E, para melhor visualização no gráfico utilizou-se apenas trinta frequências, o resultado pode ser visto na *Figura 29*.

Ao analisar a *Figura 29*, pode-se notar que as curvas são similares, entretanto há um aumento na amplitude dos picos conforme o tamanho do círculo cresce. Isso acontece devido a maior quantidade de trocas de frequências entre o fundo cinza e o círculo preto grande. A curva do círculo preto de raio 60 pixels possui o pico menor comparado aos outros. Pode-se concluir então que, quanto maior as trocas de frequências entre o fundo e os artefatos da imagem, maiores serão os picos do espectro de frequências.



Figura 29 – Gráfico das frequências para o primeiro grupo de imagens predefinidas (figuras 15 a 19), fundo cinza com artefato circular preto de raio variável.

O segundo grupo de imagens continha duas imagens com fundo cinza e dois artefatos circulares de raio 60 pixels. Na primeira, os artefatos estão deslocados na diagonal e na segunda, na horizontal, conforme as *Figuras 20* e *21*. Ao observar as imagens do espectro de frequências para este grupo, pode-se perceber que o espectro da *Figura 20b* possui uma tonalidade mais escura enquanto o espectro da *Figura 21b* tem uma tonalidade mais clara. Isso acontece devido a maior quantidade de pixels cinza existentes entre os círculos da *Figura 20*. Ou seja, existem pixels cinza na direção horizontal e vertical. Enquanto na *Figura 21* só existem os pixels cinza na direção horizontal. A maior

quantidade de pixels cinza aumenta a troca de frequências escurecendo a imagem do espectro. Nota-se também na figura 20b, um feixe diagonal escuro indicando a direção entre as trocas de frequências, ou seja, entre os círculos.

Seguindo o mesmo procedimento descrito para o primeiro grupo de imagens predefinidas foi construído o gráfico de frequências do segundo grupo para as trinta primeiras frequências e o resultado é mostrado na *Figura 30*. Ao analisar a *Figura 30*, que representa o espectro de frequências das *Figuras 20* e *21*, pode-se notar uma grande diferença nas curvas. Essa diferença ocorre pelas mesmas razões do comparativo das imagens dos espectros. Quanto mais pixels de fundo entre as distâncias dos círculos (horizontal e vertical) mais trocas de frequências ocorrem e por consequência, mais picos aparecem.



Figura 30 – Gráfico das frequências para o segundo grupo de imagens predefinidas (Figuras 20 e 21), fundo cinza com dois círculos pequenos com distanciamento horizontal e diagonal.

No terceiro grupo de imagens predefinidas correspondentes às *Figuras 22, 23, 24* e 25, todas as imagens possuem círculos de raio 400 pixels, porém com intensidades diferentes nos tons de cinza. Ao analisar o espectro da transformada de cada imagem, *Figuras 22b, 23b, 24b* e 25*b*, é possível notar as mesmas linhas om padrões claros-escuros em todas elas. No entanto, é notório o aumento da cor branca à medida que o círculo escurece. Pontualmente, a *Figura 25b*, o espectro da imagem com círculo preto está mais claro, enquanto a *Figura 22b*, o espectro da imagem com círculo branco está mais escuro.

Isso acontece devido a menor diferença de tonalidade entre a cor branca do círculo e o fundo cinza. Ou seja, a troca de frequências entre as duas cores é menor.

O gráfico do espectro de frequências para as quatro imagens do terceiro grupo aparece na *Figura 31*. As mesmas condições de periodicidade e amostragem foram consideradas na plotagem dos espectros.

Ao analisar a Figura 31, pode-se perceber que quando há apenas mudança na intensidade dos tons de cinza em círculos de mesmo raio, as curvas do gráfico mantem o mesmo comportamento, diferenciando apenas nas amplitudes do picos. A amplitude do pico é definida pela diferença entre os valores das intensidades dos tons de cinza. Lembrando que a intensidade do fundo cinza é de 180 tons e a diferença é calculada com o valor da intensidade do tom de cinza do círculo. O círculo preto, por exemplo, tem a intensidade igual a 1 e a diferença entre 180 é de 179 tons. A diferença entre o círculo cinza de intensidade de 60 tons e o fundo da imagem é de 120 tons. Entre o círculo branco com intensidade de 255 tons e o fundo cinza, a diferença é de 75 tons. Por fim, a diferença entre a intensidade do fundo cinza e o círculo cinza de intensidade de 110 tons é de 70 tons. Quanto maior o valor da diferença entre as tonalidades de cinza, maior é o pico da frequência. Sendo assim, o círculo preto tem o maior pico, seguido do círculo cinza com intensidade de 60 tons, o terceiro maior pico é do círculo branco e a menor amplitude é do círculo cinza com intensidade de 110 tons. A Tabela 3 resume as diferenças de intensidades entre o fundo cinza e a intensidade dos círculos para as imagens predefinidas do terceiro grupo.



Figura 31 – Gráfico das frequências para o terceiro grupo de imagens predefinidas (Figuras 22 a 25), fundo cinza com círculo grande variando a intensidade de tons de cinza.

Tabela 3 – Resumo dos tons de cinza do círculo e diferença de intensidade com relação ao fundo para as imagens predefinidas do terceiro grupo (Figuras 22 a 25).

Característica Imagem	Tom de cinza do círculo	Diferença de intensidade com o fundo
Círculo branco (Figura 22a)	255	75
Círculo preto (Figura 23a)	1	179
Círculo cinza 60(<i>Figura 24a</i>)	60	120
Círculo cinza 110(Figura 25a)	110	70

Conforme mencionado no capítulo 3 de metodologia, primeiramente foi analisada a imagem gerada pelo espectro da transformada, estas imagens correspondem às *Figuras 15b* a *25b*. Essa análise é feita observando o comportamento dos feixes de energia que partem do centro do espectro. Os feixes representam as trocas de frequências entre os objetos da imagem. Entretanto, concluiu-se que é muito confuso analisar a imagem do espectro da transformada e existe o risco de chegar a conclusões equivocadas. Por outro lado, os gráficos que plotam o espectro de frequências *Figuras 29, 30* e *31* oferecem uma ferramenta para extrair algumas informações das características das imagens.



Figura 32 – Gráfico das frequências para o quarto grupo de imagens predefinidas (Figuras 15, 21 e 26), fundo cinza variando a quantidade de círculos.

No quarto e último grupo de imagens predefinidas foram consideradas três imagens com fundo cinza e círculos pretos de raio 60 pixels, cada imagem com um, dois e três círculos pretos respectivamente, conforme *Figuras 15, 21* e *26*. Considerando os conceitos de periodicidade e amostragem já discutidos, o espectro de frequências foi plotado na *Figura 32*.

Observando a *Figura 32*, pode-se perceber o aumento da amplitude dos picos das frequências à medida que a quantidade de círculos aumenta. O aumento de picos nas frequências é um resultado esperado em imagens com maior grau de heterogeneidade. Em imagens homogêneas os picos das frequências têm amplitudes menores. Resumindo, quanto mais heterogênea for a imagem, maior será o amplitude dos picos.

A partir das análises que foram feitas nos quatro grupos de imagens predefinidas, é possível afirmar que, avaliar o comportamento das curvas dos gráficos do espectro de frequências das imagens permite extrair maior quantidade de características das imagens. Após realizar a análise desses gráficos pôde-se perceber que a amplitude dos picos das frequências é influenciada pelos seguintes fatores:

 i) o tamanho dos artefatos contidos na imagem, quanto maior o tamanho dos artefatos maior será a troca de frequências entre o fundo e os símbolos e maior a amplitude dos picos do espectro;

ii) a diferença entre as intensidades de tons de cinza entre os símbolos e o fundo da imagem, quanto maior esta diferença maior é a amplitude do pico;

iii) pela quantidade de símbolos, quanto maior a quantidade de símbolos (heterogeneidade), maior será a troca de frequências, quanto menor a quantidade de símbolos (homogeneidade), menor será a troca de frequências. Em imagens com maior heterogeneidade a amplitude dos picos será maior.

Seguindo a metodologia descrita no capítulo 3, a próxima etapa consiste em construir os histogramas dos espectros de frequência para cada um dos quatro grupos de imagens predefinidas. Os resultados desta etapa são apresentados a seguir.

A *Figura 33* mostra o histograma do espectro de frequências para as imagens do primeiro grupo, aquelas imagens com círculo preto centralizado variando o tamanho do

raio, *Figuras 15* a *19*. Ao analisar a *Figura 33*, pode-se perceber a grande quantidade de baixas frequências para todas as imagens e o aumento na quantidade das altas frequências à medida que o tamanho do círculo cresce.



Figura 33 – Histograma do espectro de frequências para as imagens predefinidas do primeiro grupo (Figuras 15 a 19).

A *Figura 34* exibe o histograma do segundo grupo de imagens predefinidas, aquelas onde cada uma apresenta dois círculos pretos de raio 60 pixels, com a diferença no distanciamento entre os círculos, *Figuras 20* e *21*. As imagens possuem artefatos idênticos diferenciando apenas na disposição dentro da imagem, horizontal ou diagonal. Na *Figura 34* percebe-se que o histograma exibe um comportamento semelhante para as duas imagens.

A *Figura 35* exibe o histograma para as imagens predefinidas do terceiro grupo *Figuras 22, 23, 24* e 25. Nas imagens os círculos possuem o mesmo tamanho variando apenas os tons de cinza. A diferença entre a tonalidade do fundo e a tonalidade do círculo é que define a quantidade de frequências em uma determinada faixa do histograma. A *Figura 25*, correspondente a imagem do círculo preto, possui a maior quantidade de altas frequências (diferença entre tonalidades igual a 179 tons), seguida da *Figura 22*, com o círculo cinza de intensidade de 60 tons (diferença de tonalidade igual a 120 tons). A terceira imagem com maior quantidade de frequências altas é a *Figura 24*, com o círculo branco (diferença de tonalidade igual a 75 tons). Por fim, a imagem com a menor quantidade de



frequências altas é a *Figura 23*, com círculo cinza de intensidade de 110 tons (diferença de tonalidade igual a 70 tons).

Figura 34 – Histograma do espectro de frequências para as imagens predefinidas do segundo grupo (Figuras 20 e 21).



Figura 35 - Histograma do espectro de frequências para as imagens predefinidas do terceiro grupo (Figuras 22 a 25).

Na *Figura 36*, que mostra o histograma das imagens predefinidas do quarto grupo, *Figuras 15, 21* e *26*, que se diferenciam na quantidade de círculos pretos de mesmo raio, percebe-se o aumento da quantidade de altas frequências a medida que a quantidade de artefatos aumenta. A *Figura 15*, com apenas um círculo possui a menor quantidade de altas frequências, seguida da *Figura 21*, com dois círculos, e por fim, a *Figura 26*, imagem com três círculos, têm uma maior quantidade de frequências nas faixas mais altas.



Figura 36 - Histograma do espectro de frequências para as imagens predefinidas do quarto grupo (Figuras 15, 21 e 26).

Considerando a segunda etapa de análise dos histogramas do espectro, pode-se afirmar que o uso dos histogramas das frequências do espectro das imagens é muito útil para extrair características. Ao observar esses gráficos é possível visualizar a distribuição da quantidade de pontos nas faixas de frequências. O histograma ajuda a perceber a variação na quantidade de picos em determinada faixa de frequência e serve como comprovação do comportamento dos gráficos das frequências. Por exemplo, quando um gráfico de frequência exibe frequências mais baixas o histograma deve apresentar uma maior quantidade de pontos nas faixas de baixas frequências. Por outro lado, se o espectro de frequências mostra picos mais altos, o respectivo histograma, confirmará essa informação exibindo um número maior de pontos nas frequências mais altas.

4.2 Resultados das imagens das argamassas leves

Nesta seção são apresentados os resultados da metodologia baseada na Análise de Fourier, descrita na seção 3.2.2, quando aplicada nas imagens microtomográficas dos quatro tipos de misturas de argamassa leve. Esta metodologia inclui três etapas:

- i) Aplicar a Transformada de Fourier e plotar o espectro de frequências;
- ii) Analisar a amplitude e o deslocamento do pico significativo;
- iii) Construir e analisar o histograma do espectro de frequências por tipo de mistura.

Para cada um dos quatro tipos de misturas avaliados, mistura A (argamassa pura), mistura B (argamassa + EVA), mistura C (argamassa + fibras) e mistura D (argamassa + EVA + fibras), foram escolhidas vinte imagens microtomográficas de seções transversais e aplicada a Transformada Rápida de Fourier.

Nas *Figuras 37, 38, 39* e *40* são mostrados os espectros das frequências por tipo de mistura. Cada imagem da amostra é representada por um determinado símbolo no gráfico. Analisando essas figuras, pode-se observar que o comportamento do espectro de frequências das imagens de cada tipo de mistura é similar. Ou seja, as frequências das vinte imagens de cada tipo de mistura possuem um comportamento similar. Como o espectro de frequências não sofre influência quando ocorre a translação de algum artefato na imagem, o gráfico do espectro das frequências das imagens contendo artefatos com características semelhantes (tamanho e intensidade), independente da localização destes, apresenta um comportamento similar.

A *Figura 37* exibe o espectro das frequências das imagens da mistura do tipo A (argamassa pura). Esta mistura de argamassa, contendo apenas cimento e areia possui a mais baixa das amplitudes do pico significativo no espectro das frequências entre todos os tipos de misturas. Isto acontece já que imagens mais homogêneas geram frequências mais baixas e no caso de argamassa pura, a ausência de agregados produz uma menor troca de frequências, logo a amplitude do pico significativo é mais baixa.



Figura 37 – Espectro de frequências para a mistura do tipo A (argamassa pura).

Na *Figura 38*, é exibido o espectro das frequências das imagens para a mistura do tipo B (argamassa + EVA). Nesse tipo de mistura há a presença do agregado EVA. Observando o pico significativo desta mistura pode-se perceber o aumento da amplitude do pico quando comparada com a mistura de argamassa pura. A presença dos agregados de EVA gera uma imagem mais heterogênea, e consequentemente, a ocorrência de frequências mais altas. Conforme visto na seção 3.2.1, todos os picos à direita do pico significativo diminuem a amplitude das frequências gradativamente. Contudo, ocorrem apenas duas exceções nas amostras do tipo B. Essas duas imagens foram as únicas entre todas as que foram analisadas neste estudo que não seguiram esse comportamento.



Figura 38 – Espectro das frequências para a mistura do tipo B (argamassa + EVA).

A *Figura 39* exibe o espectro das frequências das imagens da mistura do tipo C (argamassa + fibras), neste tipo de mistura não existe a presença de EVA, mas, em contrapartida há fibras de piaçava. A maior heterogeneidade destas imagens gera frequências mais altas. A amplitude das frequências do pico significativo das amostras do tipo C (argamassa + fibras) é maior quando comparadas com as amplitudes das imagens do tipo B (argamassa + EVA). Acredita-se que essa maior amplitude é causada devido a maior densidade da fibra, o que gera uma diferença de intensidade maior com relação ao fundo de argamassa.


Figura 39 – Espectro das frequências para a mistura do tipo C (argamassa + fibras).

A *Figura 40* monstra o espectro das frequências das imagens da mistura do tipo D (argamassa + EVA + fibras). Essas misturas contêm argamassa, EVA e fibras de piaçava. A amplitude das frequências do pico significativo desse tipo de mistura é a maior entre todas as misturas, como é possível observar ao comparar os espectros das *Figuras 36, 37, 38* e *39*. Este comportamento é motivado pela maior heterogeneidade das imagens neste tipo de mistura.



Figura 40 – Espectro das frequências para a mistura do tipo D (argamassa + EVA + fibras).

Analisando a amplitude do pico significativo de cada tipo de mistura nas *Figuras* 37, 38, 39 e 40 pode-se observar que esta aumenta proporcionalmente com o aumento do volume de agregados na mistura.

O próximo passo consiste em analisar estatisticamente a amplitude do pico significativo para cada tipo de mistura, lembrando que o pico significativo é o primeiro pico do espectro à direita da origem do eixo das ordenadas.

As *Figuras 41, 42, 43* e *44* mostram a amplitude das frequências do pico significativo em cada uma das vinte imagens analisadas para cada tipo de mistura. Conforme comentado seção 3.2.2, para definir a amplitude do pico significativo em cada tipo de mistura foi seguido um procedimento estatístico, onde utilizando a amplitude do pico das vinte imagens de uma mistura foi calculada a média (\overline{X}) e desvio padrão (σ). Em seguida, foi definido um intervalo de significância estatística [$\overline{X} - 1,5\sigma, \overline{X} + 1,5\sigma$],

as imagens com valores fora deste intervalo foram descartadas. Finalmente, foi definida como amplitude do pico da mistura a média das amplitudes dos picos nas imagens selecionadas.

Na *Figura 41* é exibida a análise estatística da amplitude para as imagens de argamassa pura. É possível perceber que apenas a amplitude do pico correspondente à imagem 5 não atende ao critério de relevância estatístico estabelecido. Por tanto, essa imagem da amostra foi retirada e a análise da amplitude foi feita com dezenove imagens.



Figura 41 - Análise estatística da amplitude do pico significativo das imagens da mistura do tipo A (argamassa pura).

Na *Figura 42* é ilustrada a análise estatística de amplitude para as imagens das misturas do tipo B (argamassa + EVA). Atendendo ao critério estatístico estabelecido a imagem 10 foi retirada e a amplitude do pico foi calculada com a média dos valores das outras imagens.



Figura 42 - Análise estatística da amplitude do pico significativo das imagens da mistura do tipo B (argamassa + EVA).

Nas *Figuras 43* e *44* são apresentados os resultados das análises estatísticas de amplitude para as misturas do tipo C (argamassa + fibras) e para as misturas do tipo D (argamassa + EVA + fibras), respectivamente. Na mistura do tipo C foram retiradas as imagens 9, 10 e 18; e nas misturas do tipo D foram retiradas as imagens 10 e 16. Com as imagens restantes foi calculada a amplitude do pico para essas misturas.



Figura 43 - Análise estatística da amplitude do pico significativo das imagens da mistura do tipo C (argamassa + fibras).



Figura 44 - Análise estatística da amplitude do pico significativo das imagens da mistura do tipo D (argamassa + EVA + fibras).

Ao comparar as *Figuras 41* a *44*, observa-se que o tamanho dos intervalos aumenta. Este é um resultado esperado porque a inclusão de agregados aumenta a heterogeneidade das imagens e a complexidade dos espectros de frequência.

Finalizando a análise da amplitude do pico significativo por tipo de mistura, os resultados foram resumidos na *Tabela 4*. É possível observar, que o tamanho do pico aumenta com a inclusão dos agregados, ou seja, a mistura do tipo A (argamassa pura) apresenta a menor amplitude e a mistura do tipo D (argamassa + EVA + fibras) apresenta a maior. Este resultado reforça as conclusões obtidas com a análise do espectro das frequências.

	Mistura A (argamassa pura)	Mistura B (argamassa + EVA)	Mistura C (argamassa + fibras)	Mistura D (argamassa + EVA + fibras)
Amplitude	1.750.617,802	2.376.788,535	3.389.662,978	5.333.832,018

Tabela 4 – Amplitude média do pico significativo para cada tipo de mistura.

Um procedimento estatístico semelhante ao descrito para a amplitude do pico significativo é realizado considerando o deslocamento deste para cada tipo de mistura.

Entende-se como deslocamento a posição do pico significativo no espectro de frequências em relação ao eixo das ordenadas. Os resultados desta análise são descritos a seguir.

As *Figuras 45, 46, 47* e *48* apresentam o deslocamento do pico significativo em cada uma das vinte imagens analisadas para cada tipo de mistura. Conforme comentado na seção 3.2.2, para definir o deslocamento do pico significativo em cada tipo de mistura foi seguido um procedimento estatístico, onde utilizando o posicionamento do pico das vinte imagens de cada mistura foi calculada a média (\overline{X}) e o desvio padrão (σ). Em seguida, foi definido um intervalo de significância estatística [$\overline{X} - 1,5\sigma, \overline{X} + 1,5\sigma$], as imagens com valores fora deste intervalo foram descartadas. Finalmente, foi definido como deslocamento do pico da mistura a média dos posicionamentos dos picos nas imagens selecionadas.

Na *Figura 45* é exibida a análise estatística do deslocamento para as imagens das misturas do tipo A (argamassa pura). É possível perceber que o deslocamento do pico correspondente às imagens 1, 2 e 3 não atende ao critério de relevância estatístico estabelecido. Por tanto, essas imagens da amostra foram retiradas e a análise da amplitude foi feita com dezessete imagens.



Figura 45 - Análise estatística do deslocamento do pico significativo nas imagens da mistura do tipo A (argamassa pura).

A *Figura 46* apresenta a análise estatística do deslocamento para as imagens das misturas do tipo B (argamassa + EVA). É possível perceber que o deslocamento do pico correspondente às imagens 4 e 5 não atende ao critério de relevância estatístico estabelecido. Por tanto, essas imagens da amostra foram desconsideradas e a análise da amplitude foi feita com as outras imagens.



Figura 46 - Análise estatística do deslocamento do pico significativo nas imagens da mistura do tipo B (argamassa + EVA).

A *Figura 47* mostra a análise estatística do deslocamento para as imagens das amostras do tipo C (argamassa + fibras). Ao observar essa figura, é possível perceber que somente o deslocamento do pico correspondente a imagem 2 não atende ao critério de relevância estatístico estabelecido. Por tanto, essa imagem da amostra foi desconsiderada e a análise da amplitude foi feita com as outras dezenove imagens.



Figura 47 - Análise estatística do deslocamento do pico significativo nas imagens da mistura do tipo C (argamassa + fibras).

Por último, a *Figura 48* mostra a análise estatística do deslocamento para as imagens do tipo D (argamassa + EVA + fibras). Ao observar essa figura, é possível perceber que somente o deslocamento do pico correspondente a imagem 14 não atende ao critério de relevância estatístico estabelecido. Por tanto, essa imagem da amostra foi desconsiderada e a análise da amplitude foi feita com as outras dezenove imagens.



Figura 48 - Análise estatística do deslocamento do pico significativo nas imagens da mistura do tipo D (argamassa + EVA + fibras).

Examinando o deslocamento do pico significativo percebe-se que depende da presença de agregados nas amostras, este fato pode ser analisado mais claramente na *Tabela 5*, que descreve os intervalos onde aparece o pico significativo no espectro de frequências para cada tipo de mistura. As frequências que caracterizam as misturas do tipo A (argamassa pura), encontra-se no intervalo [556, 661]. As frequências do tipo B (argamassa + EVA), estão no intervalo [648 e 661]. Já as frequências das misturas do tipo C (argamassa + fibras), o pico significativo aparece no intervalo [646, 657]. Finalmente, nas misturas do tipo D (argamassa + EVA + fibras), o pico está definido no intervalo [686 e 699]. Resumindo, a mistura do tipo A (argamassa pura) apresenta o menor deslocamento em relação ao eixo das ordenadas e a mistura do tipo D (argamassa + EVA + fibras) apresenta o maior.

	Argamassa pura	Argamassa + EVA	Argamassa + fibras	Argamassa + EVA + fibras
Intervalo dos picos	556 a 661	648 a 661	646 a 657	686 a 699

Tabela 5 – Intervalo do pico significativo para cada tipo de amostra.

A última etapa da caracterização das imagens microtomográficas de argamassas leves constitui na construção do histograma do espectro de frequências para cada tipo de mistura. O histograma foi construído utilizando o procedimento descrito no capítulo 3, ou seja, considerando uma largura de faixa de quinhentas unidades e utilizando as 2200 primeiras frequências do espectro médio das vinte imagens na respectiva faixa. Os gráficos das noventa faixas, que correspondem à região de frequências mais altas, para cada tipo de misturas são apresentados nas *Figuras 49, 50, 51* e *52*.

Na *Figura 49*, que corresponde ao histograma das imagens da mistura do tipo A (argamassa pura), as frequências aparecem somente até a trigésima faixa de frequências, ou seja, uma região de frequências intermediárias.



Figura 49 – Histograma do espectro de frequências das imagens da mistura do tipo A (argamassa pura).

Nas *Figuras 50* e *51*, são apresentados os histogramas das imagens das misturas do tipo B (argamassa + EVA), e das imagens do tipo C (argamassa + fibras), respectivamente. Ao observar e comparar esses dois histogramas, verifica-se que eles são muito semelhantes, com a ocorrência de frequências até a quinquagésima faixa. Ou seja, os histogramas ocupam as regiões de frequências intermediárias e altas.



Figura 50 – Histograma do espectro de frequências das imagens da mistura do tipo B (argamassa + EVA).



Figura 51 – Histograma do espectro de frequências das imagens da mistura do tipo C (argamassa + fibras).

Finalmente, na *Figura 52*, é exibido o histograma do espectro de frequências das imagens da mistura do tipo D (argamassa + EVA + fibras). Na figura, é possível perceber que o histograma apresenta frequências até a faixa de número noventa. Ou seja, no caso desta mistura, ocorre a presença de frequências nas regiões intermediárias, altas e muito altas.



Figura 52 – Histograma do espectro de frequências das imagens da mistura do tipo D (argamassa + EVA + fibras).

Um resumo da análise dos histogramas com a distribuição das faixas de frequências para cada tipo de mistura pode ser visto na *Tabela 6*.

	Argamassa pura	Argamassa + EVA	Argamassa + fibras	Argamassa + EVA + fibras
Faixa das frequências	1-30	30-50	30-50	30-90

Tabela 6 – Distribuição das frequências para cada tipo de mistura.

Da análise dos histogramas para cada tipo de mistura, *Figuras 49* a *52* e da *Tabela 6* permite-se concluir que a região de frequências intermediárias entre as faixas 1 e 30 corresponde a argamassa presente em todas as misturas. A região de frequências altas, entre as faixas 30 e 50 aparece em misturas onde há a presença de apenas um agregado, EVA ou fibra de piaçava. A região de frequências muito altas, com frequências entre as faixas 50 e 90, esta relacionada às misturas onde há a presença dos dois agregados. Por essas razões, a análise de histogramas do espectro de frequências é muito útil para determinar a presença de agregados. Entretanto, se houver a presença de apenas um agregado, não é possível determinar se este corresponde a EVA ou a fibra de piaçava.

As conclusões e trabalhos futuros desta pesquisa são apresentados no próximo capítulo.

5. CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS

No presente trabalho foram analisadas imagens de amostras de argamassa leve, que utilizam grãos de EVA como agregado leve, e fibras de piaçava como material de reforço. A utilização destas argamassas na indústria da construção civil em peças sem fins estruturais contribui para diminuir o impacto ambiental do desenvolvimento urbanístico através da reutilização de resíduos provenientes de outros setores. A técnica utilizada é baseada no uso de imagens microtomográficas e análise de Fourier, e visa identificar os agregados presentes na argamassa através do espectro de frequências sem utilizar parâmetros geométricos como área, volume ou excentricidade dos artefatos presentes nas imagens. Para este fim, foram utilizados quatro tipos de mistura: argamassa sem agregados, argamassa com grãos de EVA, argamassa com fibras e argamassas contendo EVA e fibras.

A metodologia proposta neste trabalho parte das imagens microtomográficas de seções transversais das amostras de argamassa. Nestas imagens foi aplicada a Transformada Rápida de Fourier obtendo o espectro de frequências associado. Em seguida, o espectro foi analisado considerando a amplitude e o deslocamento dos picos de frequência. Como o espectro de frequências de uma imagem é uma função periódica, é possível selecionar um pico significativo para análise. Neste trabalho foi considerado o primeiro pico após o pico central localizado na origem do domínio das frequências (valor médio da imagem). Considerando uma amostra de 20 imagens para cada tipo de mistura foi feita uma análise estatística que permitiu definir um valor caraterístico para a amplitude e o deslocamento do

pico significativo em cada tipo de mistura. Por último, foi construído o histograma do espectro de frequências para cada tipo de mistura permitindo obter informação sobre as frequências associadas a cada agregado no espectro.

Após gerar os espectros de frequências foi constatado que para imagens do mesmo tipo de mistura os espectros são semelhantes, isto é, a amplitude e o deslocamento dos picos de frequência têm comportamentos similares. Foi observado que, à medida que é adicionado agregado à argamassa aumenta a amplitude dos picos e ocorre um deslocamento dos mesmos à direita.

Considerando uma amostra de 20 imagens para cada tipo de mistura, foi calculado a média e o desvio padrão da amplitude do pico significativo, estabelecendo significância estatística e definindo a amplitude caraterística para cada tipo de mistura. Baseado nesta análise estabeleceu-se que a amplitude caraterística para as amostras de argamassa pura corresponde a 1.750.617,802, para as amostras de argamassa com EVA é 2.376.788,535, para as misturas apenas com fibras é de 3.389.662,978 e para aquelas que contem ambos agregados é de 5.333.832,018. Esses dados permitem concluir que a inclusão dos agregados aumenta a amplitude dos picos do espectro. Este valor caraterístico pode então ser utilizado para identificar o tipo de mistura.

Utilizando o mesmo conjunto de 20 imagens para cada tipo de mistura, foi calculado a média e o desvio padrão do deslocamento do pico significativo, determinando um intervalo característico segundo a mistura. O deslocamento para a argamassa pura é [556, 661], para amostras de argamassa com EVA é [648, 661], para as misturas de argamassa com fibra é [646, 657] e finalmente para aquelas que contem ambos os agregados o intervalo se encontra em [686, 699]. Estes valores permitem concluir que a inclusão dos agregados provoca um deslocamento do pico significativo diferente para cada tipo de mistura. Este elemento também pode auxiliar na identificação do tipo de mistura. Em resumo, a identificação utilizando as duas caraterísticas do pico significativo, amplitude e deslocamento, devem oferecer resultados acurados.

A construção do histograma de frequências para cada tipo de mistura permitiu estabelecer três faixas de frequência caraterísticas (intermediárias, altas e muito altas) associadas à presença de argamassa e agregados na mistura. As frequências intermediárias,

associadas à presença da argamassa aparecem em todos os histogramas. As altas frequências aparecem apenas nas imagens que contem apenas um dos agregados (EVA ou Fibras). Já nas amostras que contem ambos os agregados, são encontradas frequências muito altas. Pode-se concluir então que a análise do histograma das frequências pode ser uma ferramenta na identificação do tipo de mistura, entretanto não é possível diferenciar a amostras com um único agregado.

Considerando estes resultados pode-se concluir que o uso de imagens microtomográficas e análise de Fourier pode ser uma ferramenta alternativa às análises geométricas, na identificação de agregados em amostras de argamassa leve contendo grãos de EVA e fibras de piaçava. A metodologia proposta neste trabalho pode ser estendida a outras argamassas leves reforçadas que utilizem outros agregados.

Os futuros desdobramentos desta pesquisa se encaminham em duas direções: a primeira visa comprovar os resultados obtidos neste trabalho, e a segunda, incluir outras análises baseadas em técnicas de Fourier.

Na primeira direção, propõe-se verificar os valores caraterísticos obtidos para a amplitude e o deslocamento do pico significativo por tipo de mistura através de testes estatísticos massivos, que incluam grandes volumes de imagens microtomográficas. Aplicar a metodologia proposta em imagens com maior resolução para este tipo de material, já disponíveis em (ALMEIDA, H.C., 2014).

Na segunda direção, propõe-se utilizar a metodologia proposta para avaliar as mudanças no espectro de frequências provocadas pelo envelhecimento e a fadiga do material. É conhecido que nas argamassas reforçadas com fibras naturais, o envelhecimento do material leva ao desvanecimento deste agregado. A análise do espectro permitirá caracterizar este processo de degradação do material. Outro desdobramento será utilizar a análise de Fourier em amostras submetidas a ensaios mecânicos visando identificar o aparecimento de fissuras e correlacionar parâmetros do espectro de frequências com as propriedades mecânicas do material.

REFERÊNCIAS

ABNT. NBR 5739: Ensaio de compressão de corpos de prova cilíndricos. Rio de Janeiro, 2007.

ABNT. NBR 10004: Resíduos Sólidos - Classificação. Rio de Janeiro, 2004.

ABNT. NBR 12142: Concreto - Determinação da resistência a tração na flexão em corpos de prova prismáticos. Rio de Janeiro, 1991.

ALMEIDA, H. C. Three-dimensional image processing applied to the characterization of lightweight mortar reinforced with piassaba fibers. European Community on Computational Methods in Applied Sciences (ECCOMAS). Barcelona, 2014

ALMEIDA, H. C. Processamento de imagens microtomográficas de alta resolução aplicado à caracterização de amostras de concreto leve. **Artigo**. 17º Encontro de Modelagem Computacional. Petrópolis, 2014.

ANDREUCCI, R. Radiologia Industrial. São Paulo. ABENDI, Ed. Nov/2013.

ARGENTA, M. A.; BURIOL, T. M.; HECKE, M. B. Metodologia para a obtenção de parâmetros físicos e geométricos do osso trabecular função de imagens de microtomografia. **Artigo**. CILAMCE - XXXI Iberian-Latin-American Congress on Computational Methods in Engineering. 2010.

BERBERT, A. G. A.; CARVALHO, A, R.; ARLÉO, A. R. A. Uso de resíduos industriais de borracha tipo "EVA" para fabricação de produtos da construção civil. **Artigo**. 17° Seminário de Iniciação Científica e 11ª Semana de Pesquisa e Pós-Graduação. Ilhéus, 2011.

CARVALHO, G.; PÊSSOA, J.; LIMA, I.; ASSIS, J. D. Caracterização do Concreto utilizando Microtomografia por Raios x e Scanner Comercial. **Artigo**. 33° Congresso Nacional de Matemática Aplicada e Computacional. Águas de Lindóia, 2010.

CASTRO, F. C. C. Reconhecimento e localização de padrões em imagens utilizando redes neurais artificiais como estimadores de correlação espectral. Dissertação (Mestrado). Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul. Porto Alegre, 1995.

ESCODA, J.; WILLOT F.; JEULIN D; SANAHUJA J.; TOULEMONDE C. Estimation of local stresses and elastic properties of a mortar sample by FFT computation of fields on a 3D image. Artigo. Cement and Concrete Research, Fevereiro de 2011.

GARLET, G.; GREVEN, H. A. Concreto leve usando resíduos de EVA da indústria calçadista. Artigo. 1º Encontro Nacional sobre Edificações e Comunidades sustentáveis. Canela, 1997.

GONZALES, R. C.; WOODS R. E. **Processamento de Imagens Digitais**. São Paulo: Pearson, 2010. 3ª ed.

HSIEH, J. Computed Tomography Principles, Design, Artifacts, and Recent Advances. USA: Wiley, 2009. 2ª ed.

LIMA, P. R. L. Análise Teórica e Experimental de Compósitos Reforçados com Fibras de Sisal. Tese (Doutorado) - COPPE/Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2004.

MENDES, R. A Tomografia Computadorizada de Raios X como método não destrutivo de análise volumétrica de concreto: Estudo de caso em testemunho de concreto da Usina Hidrelétrica Mourão. Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2010.

MEHTA, KUMAR; MONTEIRO, PAULO. Concreto: estrutura, propriedades e materiais. São Paulo. PINI. 3ª Ed. 1994.

NUNES, L. E. N. P.; PRADO, P. P. L. Reconhecimento de objetos contidos em imagens através de redes neurais. Artigo. Rev. Ciênc. Exatas, Taubaté, v. 5-8, p. 77-88, 1999-2002.

PESSÔA, J. R. C. Análise de imagens digitais obtidas através de microtomografia por raio X para estudo de propriedades do concreto. **Artigo**. 13º Encontro de Modelagem Computacional. Nova Friburgo, 2010.

RIBEIRO, S. E. Q. Utilização de Agregados de EVA e RCD para obtenção de concretos leves. Dissertação (Mestrado) - Universidade Estadual de Feira de Santa (UEFS), Feira de Santana, 2008.

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

SILVA, R. M. Characterization of Lightweight Cementitious Composites Reinforced with Piassava Fibers Using Mechanical Tests and Micro-Tomography. International Review of Chemical Engineering (I.RE.CH.E.), Vol. 5, N. 6, Novembro, 2013.

TOLEDO FILHO, R. D.; KURUVILLA, J.; GHAVAMI, K.; LESLIE, G. *The use of sisal fibre as reinforcement in cement based composites*. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v.3, n.2, p.245-255. 1999.