



**UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
CAMPUS DE SOBRAL
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA
ELÉTRICA E DE COMPUTAÇÃO (PPGEEC)**

MARÍA VICTORIA MERA MOYA

**APLICAÇÕES DE PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS NO
ESTUDO DA MICROESTRUTURA DE MATERIAIS**

SOBRAL

2017

MARÍA VICTORIA MERA MOYA

APLICAÇÕES DE PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS NO ESTUDO DA
MICROESTRUTURA DE MATERIAIS

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica e de Computação (PPGEEC) do Campus de Sobral da Universidade Federal do Ceará, como parte dos requisitos necessários para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica e da Computação. Área de concentração: Sistemas de Informação.

Orientador: Prof. Dr. Iális Cavalcante da Paula Junior

SOBRAL

2017

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal do Ceará
Biblioteca Universitária

Gerada automaticamente pelo módulo Catalog, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

M521a Mera Moya, María Victoria.
Aplicaciones de Procesamiento Digital de Imagens no Estudo da Microestrutura de Materiais / María Victoria Mera Moya. – 2017.
84 f. : il. color.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Ceará, Campus de Sobral, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e de Computação, Sobral, 2017.
Orientação: Prof. Dr. Iális Cavalcante de Paula Junior.

1. Metalografia. 2. Aços. 3. Compósito. 4. Orientação de Fibras. I. Título.

CDD 621.3

MARÍA VICTORIA MERA MOYA

APLICAÇÕES DE PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS NO ESTUDO
DA MICROESTRUTURA DE MATERIAIS

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica e de Computação (PPGEEC) do Campus de Sobral da Universidade Federal do Ceará, como parte dos requisitos necessários para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica e da Computação. Área de concentração: Sistemas de Informação.

Aprovada em: 09 / 10 / 2017.

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Iális Cavalcante de Paula Junior (Orientador)
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof^a Dra. Fátima Nelsizeuma Sombra de Medeiros
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Dr. Jarbas Joaci de Mesquita Sá Junior
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Dedico este trabalho à minha família porque
ela é minha motivação e razão de ser.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus por todas as bênçãos recebidas e pela oportunidade de vir estudar no Brasil. À minha mãe, Maria Imaculada, por ser minha guia e protetora.

À minha família por seu apoio, especialmente, aos meus pais que com seus conselhos e orações me mantêm firme nesta caminhada. A meu namorado, Marco, que apesar da distância decidiu empreender esta viagem comigo e durante todo este tempo nunca soltou minha mão.

Ao meu orientador, Prof. Iális Cavalcante, por toda a ajuda que me deu desde antes de vir ao Brasil, e até agora - realmente eu não estaria culminando meus estudos se não fosse por seu apoio - muito obrigada também pelo acompanhamento, sugestões e abertura para o desenvolvimento do trabalho.

À FUNCAP, pelo apoio financeiro mediante a bolsa de estudos. ‘

Ao Prof. Jorge Fajardo que me facilitou as imagens para o trabalho e me orientou com a parte mecânica e metalográfica.

Aos colegas da turma de mestrado, pelas reflexões, críticas e sugestões.

Enfim, agradeço a todas as pessoas que conheci e com as que compartilhei todo este tempo, porque cada experiência foi marcando minha vida e me ajudou a tornar-me melhor pessoal e profissionalmente. Levo as melhores lembranças do Brasil e uma mala cheia de amigos.

”O maior estímulo para se esforçar no estudo e na vida é o prazer do mesmo trabalho, o prazer dos resultados e a consciência do valor desses resultados para a comunidade”
(Albert Einstein).

RESUMO

Estudar a microestrutura de um material pode se tornar uma tarefa ampla e confusa devido à grande quantidade de materiais existentes e à similaridade que eles apresentam entre si. Normalmente esta análise é visual e é realizada por especialistas da área; alguns softwares permitem automatizar o processo, mas o custo de aquisição da licença é alto e precisa de equipamentos especializados para obter imagens adequadas. As informações resultantes das análises metalográficas podem servir para prever características mecânicas do material assim como o tempo de vida e seu comportamento frente a diversas situações. O presente trabalho nasce por requerimento do grupo GiMat da Universidade Politécnica Salesiana de Cuenca-Ecuador dedicado a gerar novos materiais e alternativas de análises, visando as áreas acadêmica e industrial. Sendo assim, o trabalho é dividido em duas partes, na primeira parte são estudadas imagens metalográficas para a identificação de aços e a segunda parte consiste na determinação de propriedades geométricas e tensores de orientação de imagens de bio compósitos. Com as imagens metalográficas propõe-se estabelecer um método automático e eficaz que possibilite aos estudantes de engenharia identificar o tipo de aço e comprovar os efeitos de um tratamento aplicado sobre esse material, substituindo os métodos tradicionais de análises; e na indústria, contribuir na inspeção *in situ* dos componentes de uma máquina ou estrutura sem alterar seu estado. Para isso, foram utilizados os cinco tipos mais comuns de aço para construção de máquinas e ferramentas: AISI 4340, AISI O1, AISI D6, AISI O1 (retificado) e AISI 1018. As imagens adotadas foram subdivididas e assumiu-se as técnicas de filtros de textura de Laws com características de Haralick, assim como descritores Wavelet para formar os atributos de classificação. Os melhores resultados foram obtidos com a aplicação da Máquina de Aprendizado Extremo e o Perceptron Multicamadas, com uma taxa de acerto superior a 90%, o que evidencia a efetividade do procedimento proposto. Na segunda parte, o objetivo é obter as características geométricas das fibras de um material composto e os tensores de orientação dele. Para isso foram utilizadas imagens do composto PP-GAK (polipropileno com Guadua Angustifolia Kunth) a 30% de concentração em peso. A técnica utilizada para obter os descritores geométricos é o método das elipses. Inicialmente são utilizadas imagens padrão com informação previamente conhecida para avaliar o desempenho da proposta e posteriormente com imagens do composto são obtidos os tensores de orientação. Os resultados são comparados com uma análise feita com o software Stream Essential®, estabelecendo assim a taxa de similaridade dos dados obtidos. O aspecto mais importante avaliado é a componente a_{11} da matriz de tensores com taxa de similaridade de 98%. Finalmente são apresentadas alternativas de melhora para este tipo de análise de imagens, automatizando o processo de estudo dos pesquisadores.

Palavras-chave: Metalografia, Aços, Compósito, Orientação de fibras.

ABSTRACT

Studying the material microstructure can become a broad and confusing task due to the large amount of existing materials and the similarity they present to each other. Usually, the analysis is carried out by experts who uses visual inspection; some softwares allow the automation of the process, however the cost of acquiring the license is high and it is required the use of specialized equipment to get high quality images. The information provided by the metallographic analysis can be used to predict the mechanical characteristics of the material, including the life time and its behavior at different environments. The present work started as a requirement of the GiMat research group of the Politecnica Salesiana University located in Cuenca-Ecuador, GiMat is a research group working on the generation of new materials and analysis alternatives, with a vision not only in the academic area but also in the industrial area. In this way, the present work is divided into two parts. In the first part, metallographic images are analyzed for the identification of the corresponding steel type and in the second part the geometrical properties and orientation tensors of biocomposites images are determined. Obtaining metallographic images, it is proposed to develop an automatic and efficient method which allows engineering students to identify the type of steel and verify the effects of the use of thermal treatments on the material by replacing traditional analysis methods and industrial-oriented. This project will contribute to the on-site inspection of machine parts or structures without altering its state. For this purpose, five of the most common types of steel for machine and tool fabrication were used, such as: AISI 4340, AISI 01, AISI D6, AISI 01 (rectified) and AISI 1018. First of all, the images to be used are subdivided, secondly, Laws's texture filters and Haralick's extraction features as well as Wavelet descriptors are applied to obtain the classification attributes. It was verified, that the best results are obtained with ELM and MLP, with a success rate higher than 90%, which evidences the effectiveness of the proposed procedure. In the second part, the aim is to obtain the geometrical characteristics of the composite material fibers and its orientation tensors. For this purpose, images of the compound PP-GAK (polypropylene with Guadua Angustifolia Kunth) at 30% of concentration by weight are used. In order to obtain the geometric characteristics, the ellipses method is used. Initially, standard images with known information are used to evaluate the performance of the proposed technique, obtaining a systematic error of 0.3% for A11. Subsequently, the orientation tensors of the images are calculated. These results are compared with an analysis obtained from Stream Essential software, the comparison shows a similarity rate of the data obtained. The most important aspect evaluated is the A11 component of the tensor matrix which shows a similarity percentage of 98%. Finally, alternative analysis for this type of images are presented considering the automation and optimization of the process for the new researchers.

Keywords: Metallography, Steel, Composite, Fiber Orientation.

RESUMEN

Estudiar la microestructura de un material puede tornarse una tarea amplia y confusa debido a la gran cantidad de materiales existentes y a la similitud que ellos presentan entre sí. Normalmente este análisis es visual y es realizado por expertos del área; algunos programas permiten automatizar el proceso, pero el costo de adquisición de la licencia es alto y precisa de equipos especializados para obtener imágenes adecuadas. La información entregada por el análisis metalográfico puede servir para predecir las características mecánicas del material, e inclusive el tiempo de vida y su comportamiento ante diversas situaciones. El presente trabajo nace como un requerimiento del grupo de investigación GiMat de la Universidad Politécnica Salesiana de Cuenca-Ecuador dedicado a generar nuevos materiales y alternativas de análisis, con miras no solamente en el área académica sino también industrial. De esta forma, el trabajo está dividido en dos partes, en la primera parte son estudiadas imágenes metalográficas para la identificación de aceros y la segunda parte consiste en determinar las propiedades geométricas y tensores de orientación de imágenes de biocompuestos. Con las imágenes metalográficas se propone establecer un método automático y eficaz que permita a los estudiantes de ingeniería identificar el tipo de acero y comprobar los efectos de la aplicación de tratamientos térmicos, substituyendo los métodos tradicionales de análisis; y en el campo industrial, contribuir en la inspección *in situ* de las partes de una máquina o estructura sin alterar su estado. Para eso fueron utilizados los cinco tipos más comunes de acero para construcción de máquinas y herramientas: AISI 4340, AISI 01, AISI D6, AISI 01 (retificado) y AISI 1018. Las imágenes adoptadas son subdivididas y aplicadas técnicas de filtros de textura de Laws y extracción de características de Haralick y también descriptores Wavelet para formar los atributos de clasificación. Los mejores resultados son obtenidos con ELM y MLP, con una tasa de acierto superior a 90 %, que evidencia la efectividad del procedimiento propuesto. En la segunda parte, el objetivo es obtener las características geométricas de las fibras de un material compuesto y sus tensores de orientación. Para esto, son utilizadas imágenes del compuesto PP-GAK (polipropileno con *Guadua Angustifolia Kunth*) a 30 % de concentración en peso. La técnica utilizada para obtener las características geométricas es el método de las elipses. Inicialmente son utilizadas imágenes patrón con información previamente conocida para evaluar el desempeño de la propuesta, obteniendo un error sistemático de 0,3% para A11. Posteriormente son calculados los tensores de orientación de las imágenes del compuesto. Estos últimos resultados son comparados con un análisis realizado con el software Stream Essential [®], estableciendo de esta forma una tasa de similitud de los datos obtenidos. El aspecto más importante evaluado es el componente A11 de la matriz de tensores con un porcentaje de similitud de 98%. Finalmente son presentadas alternativas de mejora para este tipo de análisis de imágenes, automatizando y optimizando el proceso de estudio de los investigadores.

Keywords: Metalografía, Aceros, Compósito, Orientación de fibras.

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Reagentes de Ataque Químico	23
Tabela 2 – Tipo de Fibras e Orientação	29
Tabela 3 – Combinações dos filtros de Laws	44
Tabela 4 – Combinações dos filtros de Laws	49
Tabela 5 – Descritores wavelets e MLP	61
Tabela 6 – Matriz de confusão obtida com filtros de textura de Laws e ELM. *ma- terial retificado	62
Tabela 7 – Matriz de confusão obtida com descritores Wavelets e MLP *material retificado	62
Tabela 8 – Comparação dados reais x calculados da imagem padrão no intervalo -10 a 10	63
Tabela 9 – Comparação dados reais x calculados da imagem padrão no intervalo 35 a 145	63
Tabela 10 – Comparação dados reais x calculados imagem padrão intervalo 80 a 100	64
Tabela 11 – Resumo da comparação dados reais x calculados das imagens padrão . .	64
Tabela 12 – Quadro geral das porcentagens de similaridade PP-GAK 30%	65

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AISI	Instituto Americano de Ferro e Aço
PP	Polipropileno
GAK	Guadua Angustifolia Kunth
ELM	Máquina de Aprendizado Extremo
MLP	Perceptron Multicamadas
KNN	K-vizinhos mais próximos
GLCM	Matriz de Co-ocorrência de Níveis de Cinza
PCA	Análise de Componentes Principais
MIA	Adquisição de Imagens Combinadas
SSE	Software Stream Essential ®

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	15
1.1	Classificação dos aços e trabalhos relacionados	16
1.2	Materiais Compostos e trabalhos relacionados	16
1.3	Objetivos	18
1.3.1	<i>Objetivo Geral</i>	18
1.3.2	<i>Objetivos Específicos</i>	18
1.4	Organização do trabalho	18
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	20
2.1	Metais	20
2.2	Aços	20
2.3	Metalografia	21
2.3.1	<i>Processo Metalográfico</i>	21
2.3.1.1	<i>Seleção da amostra</i>	22
2.3.1.2	<i>Esmerilhado grosso e áspero</i>	22
2.3.1.3	<i>Montagem</i>	22
2.3.1.4	<i>Polimento intermédio e fino</i>	22
2.3.1.5	<i>Ataque químico</i>	22
2.3.1.6	<i>Visualização no microscópio</i>	23
2.3.2	<i>Tratamentos térmicos dos aços</i>	24
2.4	Materiais Compostos	24
2.4.1	<i>Evolução dos materiais compostos</i>	26
2.4.2	<i>Classificação dos materiais compostos</i>	26
2.4.2.1	<i>Materiais com matriz polimérica</i>	27
2.4.2.2	<i>Materiais com matriz metálica</i>	27
2.4.2.3	<i>Materiais com matriz cerâmica</i>	27
2.4.2.4	<i>Materiais com reforço contínuo</i>	28
2.4.2.5	<i>Materiais com reforço descontínuo</i>	28
2.4.3	<i>Propriedades dos materiais com reforço de fibras</i>	28
2.4.3.1	<i>Relação de aspecto (c/l)</i>	28
2.4.3.2	<i>Conteúdo de reforço</i>	28
2.4.3.3	<i>Orientação das fibras</i>	28
2.4.3.4	<i>Propriedades das fibras</i>	29
2.4.3.5	<i>Propriedades das matrizes</i>	29
2.4.3.6	<i>União e quebra</i>	29
2.4.3.7	<i>Método de produção do material composto</i>	30
2.4.4	<i>Materiais com fibras de origem vegetal ou bio-fibras</i>	30

2.4.4.1	<i>Guadua Angustifolia Kunth GAK</i>	30
2.5	Orientação de Fibras e Tensores	31
2.5.1	<i>Momentos de Distribuição da Orientação de Fibras</i>	31
2.5.1.1	<i>Tensores de Orientação</i>	32
2.5.2	<i>Orientação das Fibras</i>	34
2.5.2.1	<i>Centroide</i>	34
2.5.2.2	<i>Ângulo, eixo maior e menor</i>	35
2.6	Pré-processamento de imagens	36
2.6.1	<i>Filtragem de Imagens</i>	37
2.6.2	<i>Morfologia Matemática</i>	37
2.6.2.1	<i>Transformações Morfológicas</i>	37
2.6.2.2	<i>Erosão</i>	38
2.6.2.3	<i>Dilatação</i>	38
2.6.2.4	<i>Reconstrução por erosão</i>	39
2.6.3	<i>Técnicas de Segmentação</i>	40
2.6.3.1	<i>Limiarização</i>	40
2.6.3.2	<i>Histograma</i>	40
2.6.3.3	<i>Segmentação de Otsu</i>	41
2.7	Reconhecimento de padrões	41
2.7.1	<i>Extração de características</i>	42
2.7.1.1	<i>Características de Forma</i>	42
2.7.1.1.1	<i>Descritores de Regiões</i>	42
2.7.1.2	<i>Descritores de Textura</i>	42
2.7.2	<i>Descritores Wavelet</i>	43
2.7.3	<i>Filtros de Laws</i>	43
2.7.4	<i>Matriz de Co-ocorrência</i>	44
2.7.5	<i>Classificadores</i>	45
2.7.5.1	<i>K-Vizinhos mais próximos (KNN)</i>	45
2.7.5.2	<i>Perceptron multicamada (MLP)</i>	45
2.7.5.3	<i>Máquina de aprendizado extremo (ELM)</i>	46
2.8	Considerações Finais	46
3	METODOLOGIA	47
3.1	Aquisição de Imagens (900x700 ppi)	48
3.2	Divisão em 35 subimagens	48
3.3	Extração de características	49
3.3.1	<i>Aplicação do método de Laws e características de Haralick</i>	49
3.3.2	<i>Descritores Wavelet</i>	51
3.4	Seleção de atributos com PCA	51
3.5	Normalização dos dados (z-score)	51

3.6	Validação cruzada	51
3.7	Implementação de Classificadores	52
3.7.1	<i>KNN (K-Nearest Neighbors,)</i>	52
3.7.2	<i>MLP (Multilayer Perceptron,)</i>	52
3.7.3	<i>ELM (Extreme Learning Machine)</i>	52
3.8	Aquisição de imagens	53
3.9	Seleção de escala	55
3.10	Recorte e ajuste do ângulo da imagem	55
3.11	Eliminação de ruído	55
3.12	Limiarização	56
3.13	Extração de características método das Elipses	56
3.14	Filtragem por parâmetros de comprimento e relação de aspecto	57
3.15	Determinação de tensores de orientação	57
4	RESULTADOS	60
4.1	Identificação metalográfica dos aços	60
4.2	Avaliação do algoritmo em imagens padrão	62
4.3	Análises do compósito PP-GAK a 30% de concentração em volume	63
5	CONCLUSÕES	71
5.1	Trabalhos Futuros	72
5.2	Produção Acadêmica	72
	REFERÊNCIAS	73
	APÊNDICE A –	79
	ANEXO A –	79
	ANEXO B –	82

1 INTRODUÇÃO

Segundo a RAE (*Real Academia Espanhola*) (RAE, 2014), a palavra material tem origem no latim *materiālis* e possui alguns significados dependendo da natureza ou contexto. Se selecionamos o significado de material de natureza real ou tangível, chegamos na definição que é o elemento que entra como ingrediente em alguns compostos. SMITH (2006) usam a definição do dicionário *Webster* para indicar que são substâncias que compõem ou formam parte de algo.

Diversos trabalhos discutem a importância e evolução dos materiais, os quais formam parte relevante da história e cotidiano do homem [(NEITOR, 2012), (NAFAILE, 2013), (MORALES, 2010)]. É impossível conceber a tecnologia atual sem a ampla gama de materiais existentes. A estrutura de um material pode ser analisada desde algumas perspectivas: **estrutura nuclear**, que tem relação com a composição de prótons e nêutrons; **estrutura atômica**, que é uma estrutura superior que avalia a disposição eletrônica dos átomos e determina as propriedades químicas do material; **estrutura cristalina**, que tem relação com o ordenamento tridimensional de átomos e moléculas; a **microestrutura** que com ajuda de um microscópio óptico ou eletrônico proporciona informação sobre tamanho, forma e orientação dos cristais individuais e grãos; e finalmente a **macroestrutura** que pertence ao que o olho humano pode distinguir sem ajuda de equipamentos especializados.

A perspectiva mais importante para a análise de propriedades mecânicas do material é o estudo da microestrutura, e para isso, existem as áreas denominadas ciência e engenharia dos materiais. O presente trabalho tem como objetivo utilizar o processamento digital de imagens na ciência dos materiais, com duas aplicações específicas. A primeira é a diferenciação de aços utilizando características de textura através da rede neural ELM; e a segunda, a obtenção de tensores do material composto por fibras naturais de *Guadua Angustifolia Kunth* (GAK) e polímero. Mesmo atuando sobre ramos diferentes dos materiais, os dois trabalhos analisam uma microestrutura e tomam decisões sobre ela.

O objetivo da primeira aplicação é identificar os tipos de aço para criar uma técnica que automatize a análise metalográfica tradicional realizada na disciplina de metalografia e constitua a base para o desenvolvimento de um módulo de verificação robusto para a indústria do aço. A segunda aplicação, baseada em imagens de materiais compostos, busca obter os tensores de orientação das fibras constitutivas do compósito e as propriedades geométricas de largura e comprimento que permitem prever o comportamento mecânico do novo material.

1.1 Classificação dos aços e trabalhos relacionados

O aço é um dos materiais mais utilizados na fabricação e construção de componentes estruturais em geral, devido à sua versatilidade e adaptabilidade. É basicamente uma liga ou combinação de ferro e carbono. Em alguns casos, outros elementos de ligação específicos, tais como cromo ou níquel, são adicionados para obter características próprias (CHÁVEZ, 2008). A metalografia é uma disciplina que permite conhecer a microestrutura dos metais e está baseada em normas como a ASTM-E3-01 (2007). O método de preparação e a qualidade das amostras obtidas desempenham um papel importante no processo metalográfico. Isso pode ser garantido com base na experiência das pessoas especializadas no campo metalográfico, como é mostrado em GAVARITO (2011).

Os trabalhos realizados no campo metalográfico com apoio do processamento digital de imagens estão direcionados para avaliar as falhas por oxidação ou fissuras presentes nos aços e para analisar a qualidade da soldagem. ULYANOV and FEDOROV (2013) realizaram um estudo das fases metalográficas de ligas superficiais obtidas por técnicas de laser através da segmentação de imagens. O foco desse estudo está em detectar *in situ* as zonas afetadas por calor na microestrutura superficial. Já em MEDEIROS (2010) foi desenvolvida uma avaliação de características de textura e cor para a detecção de corrosão mediante um método não destrutivo. Nesse estudo, o detector automático de corrosão foi realizado através do processamento de imagens digitais de aços com carbono pertencentes a uma refinaria de petróleo. As publicações citadas contêm análises metalográficas, mas o objetivo não é identificar quais são os tipos de aços. No entanto, em PEREZ DE LA CRUZ and CONEJO (1994) são determinados os tipos e as ligações dos componentes estruturais dos aços utilizando técnicas heurísticas. O referido estudo foi realizado para acompanhar estudantes no desenvolvimento da disciplina de metalografia. Nessa técnica é necessário que o usuário passe uma série de informações sobre as características micrográficas, em seguida, utilizando análise fuzzy, o algoritmo identifica o tipo de mistura dos aços e ferros. Ambas as técnicas alcançam bons resultados mas não permitem atingir a análise metalográfica assumida para este trabalho. A metalografia tradicional usa como principal instrumento o microscópio óptico de luz refletida. Esse instrumento não requer características especiais, tornando-se uma ferramenta de fácil manipulação e bem acessível. Na classificação proposta foram utilizadas imagens com estas características.

1.2 Materiais Compostos e trabalhos relacionados

Com o objetivo de diminuir a contaminação ambiental produzida pelos materiais sintéticos, o interesse por materiais renováveis e bio sustentáveis vem crescendo nos últimos anos (ASKELAND, 1998). Em aplicações industriais, é comum o uso de materiais compostos por fibras de vidro, carbono e kevlar, mas o impacto no meio ambiente

faz que os cientistas foquem seus estudos na área de fibras naturais. Materiais compostos reforçados com fibras naturais podem se encontrar na natureza. Um exemplo claro é a madeira composta por celulosa (fibra) e lignina (resina). As propriedades mecânicas que possuem este tipo de materiais têm sido aproveitadas por antigas culturas (6000 a.C.) para reforço de cerâmicas, múmias e artesanatos, mas o potencial deles foi subestimado para outras aplicações. Os materiais compostos com fibras naturais apresentam numerosas vantagens quando comparados com materiais sintéticos, como biodegradabilidade, baixa densidade, baixo consumo de energia para a sua fabricação, são eco amigáveis, não são abrasivos, são econômicos, renováveis e podem se encontrar na natureza; além disso, apresentam boas propriedades mecânicas. (BAY, 1992), (BABATUNDE, 2012).

É de grande importância nas propriedades dos materiais compostos a quantidade e orientação das fibras de reforço. Neste caso, podem se encontrar duas situações diferentes: a primeira, quando as fibras estão perfeitamente alinhadas; isso acontece em compostos reforçados com fibras contínuas, e a segunda situação corresponde a fibras localizadas sem padrão nenhum, em todas as direções. O método óptico das elipses é muito utilizado para avaliar a orientação de fibras curtas devido a sua simplicidade e custo computacional (VELEZ-GARCIA, 2010). Foi demonstrado por BAY (1992) que o erro associado com a aplicação do método das elipses é mínimo no caso de fibras curtas rígidas. Muitos trabalhos foram desenvolvidos com ajuda de ferramentas computacionais como Moldflow, Ansys ¹ ou SolidWorks ², que realizam uma simulação do material através de elementos finitos e predizem a orientação das fibras. O ponto negativo deste tipo de análise é que são simulações que nem sempre entregam resultados condizentes com a realidade FERRÁNDIZ (2006).

Um impulso grande para o estudo das fibras de reforço de materiais compostos foi o trabalho realizado por ADVANI, quando sua técnica diminuiu consideravelmente o custo computacional do processo, e comprovou que basta a utilização de momentos de segunda ou quarta ordem para definir completamente os tensores de orientação. Posteriormente, NEVES (2002) estudaram o processo de injeção do policarbonato reforçado com fibras curtas de vidro a 10% de concentração em volume e determinaram o efeito que a orientação das fibras exerce sobre as propriedades mecânicas do material. Compararam os resultados obtidos experimentalmente com as simulações realizadas no software Ansys e usaram as mesmas técnicas de Advani e Tucker III para a determinação de tensores. Uma nova proposta foi apresentada por KIM (2008) em que um método simples não destrutivo usa imagens obtidas de raios X e analisa a orientação com base na intensidade da imagem. Já ABDENNADHER (2015), não usa o método das elipses, mas considera a morfologia das fibras usando Microscopia Eletrônica de Varredura (SEM), que trabalha com um feixe de elétrons focado. O problema neste caso é o caro equipamento especializado. Recente-

¹<http://www.ansys.com/es-es/products/structures/composite-materials>

²<https://www.solidworks.es/sw/products/simulation/composite-parts.htm>

mente, em [THI (2015) e SUN (2015)] foi utilizada uma técnica não destrutiva que é a μ CT de raios-X (Micro Tomografia Computadorizada) para analisar a microestrutura de compósitos, em particular o tamanho da fibra.

1.3 Objetivos

1.3.1 *Objetivo Geral*

Analisar a microestrutura de materiais específicos para cada aplicação proposta neste trabalho, através de técnicas de processamento de imagens e reconhecimento de padrões que ajudem na automatização do processo.

1.3.2 *Objetivos Específicos*

- Realizar o pré-processamento das imagens de microestruturas correspondentes aos aços e aos materiais compostos (PP-GAK) para ajustar a base de imagens.
- Aplicar técnicas de extração de características nas imagens para obter informação relevante que permita a classificação da estrutura examinada.
- Definir o tipo de validação cruzada e os classificadores que ajudem a automatizar o processo.
- Avaliar os resultados dos testes de classificação e determinar as ferramentas que oferecem os melhores resultados em função de tempo e porcentagem de acerto.
- Obter os tensores de orientação das fibras presentes nas imagens dos materiais compostos e comparar com dados obtidos em software comercial.
- Constituir a base para o desenvolvimento de um módulo de verificação robusto para a indústria do aço.
- Desenvolver uma interface gráfica que permita ao usuário selecionar as opções de ferramentas que melhor se adaptem a seus requerimentos de análises de microestruturas.

1.4 Organização do trabalho

O presente trabalho encontra-se organizado da seguinte forma:

CAPITULO 2: Contém a fundamentação teórica na qual são explicados os conceitos utilizados para o desenvolvimento do trabalho. Foram selecionados 4 temas que envolvem as ferramentas aplicadas tanto na classificação de aços quanto na orientação das fibras naturais.

CAPITULO 3: Este capítulo está dividido em duas partes devido à natureza das aplicações. Na primeira parte descreve-se a metodologia proposta para a classificação dos aços. Na segunda parte constam as técnicas e ferramentas utilizadas para a obtenção

de tensores de orientação. Aqui são explicados cada um dos métodos utilizados no trabalho.

CAPITULO 4: Comparação de métodos utilizados para as diferentes aplicações do processamento de imagens e conclusões do trabalho.

CAPITULO 5: Esta seção contém as conclusões do trabalho, tanto na parte metalográfica quanto na análise dos bio-compósitos.

ANEXO: Descrição de uso do software para a obtenção de tensores de materiais compostos.

No presente capítulo foi introduzida a importância dos materiais na evolução e desenvolvimento dos povos, destacando as aplicações dos aços e o interesse atual por materiais biodegradáveis com características mecânicas e químicas que possam substituir as estruturas tradicionais. Foram citados também alguns trabalhos desenvolvidos na área, ressaltando as técnicas utilizadas em cada um deles, os objetivos e resultados obtidos que podem servir para a análise pretendida. Finalmente descreveu-se os objetivos geral e específicos do trabalho. O próximo capítulo contém, de maneira resumida, a base teórica necessária para o estudo.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Este capítulo contém as bases teóricas para o desenvolvimento da pesquisa. Nas seções 2.1 até 2.3 serão tratados os temas relacionados com a análise metalográfica, iniciando pelos metais e os aços em geral e sua importância na indústria. Será descrito também, de forma breve o processo metalográfico e os passos para obter amostras válidas para a análise. As seções 2.4 e 2.5 descrevem a importância, composição e características dos materiais compostos, assim como as equações para obter os valores de inclinação de cada fibra e os tensores de orientação da amostra completa. A fundamentação teórica relacionada com as ferramentas e técnicas de processamento digital de imagens e reconhecimento de padrões será tratada nas seções 2.6 e 2.7, respectivamente.

2.1 Metais

Segundo AVNER (2008), os metais são uma agregação de átomos que, além do mercúrio, são sólidos à temperatura ambiente. Esses átomos mantêm-se unidos por ligas metálicas resultantes do compartilhamento de elétrons disponíveis. Uma liga eletrônica negativa permeia a estrutura, e o calor e a eletricidade podem ser conduzidos através do metal pela livre circulação. Os metais têm boa condutividade elétrica e térmica, resistência e rigidez relativamente altas, ductilidade e resistência ao impacto (SMITH, 2006). Os tipos de metais podem ser:

- Metais ferrosos e suas ligas: contém uma percentagem elevada de ferro. Exemplos: peças forjadas de ferro e aço.
- Metais não ferrosos e suas ligas: não contém ferro ou, contém apenas uma percentagem relativamente pequena. Exemplos: alumínio, cobre, zinco, titânio e níquel.
- Superligas: liga de metal com superior desempenho quando submetidas a alta temperatura e tensão.

2.2 Aços

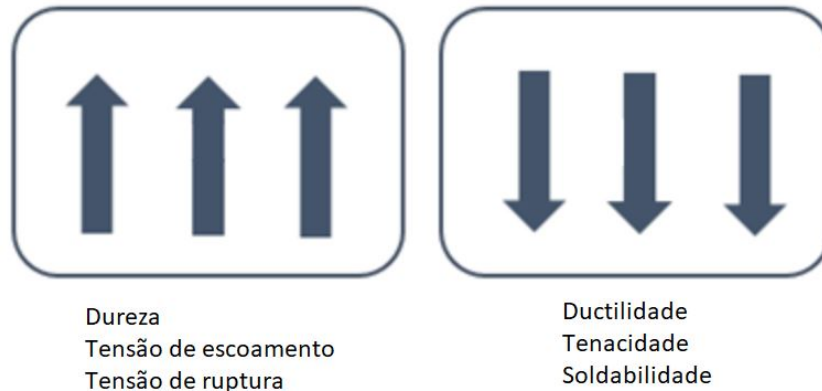
O aço é uma liga de ferro com carbono e outros elementos químicos em menor quantidade, e apresenta um comportamento dúctil que permite uma deformação elástica e plástica do material. As propriedades dos aços dependem da composição química e da porcentagem de carbono. As características de dureza, resistência e condutividade são favoráveis em uma grande quantidade de aplicações.

O componente principal dos aços é o carbono que, dependendo da porcentagem de concentração (com percentual no intervalo de 0,01% a 2%) e as misturas presentes, determinarão as propriedades físicas, químicas e mecânicas do material. Aços com a concentração de carbono inferior a 0,3% são conhecidos como aços de baixo carbono. Esses aços são dúteis, soldáveis, não se pode fazer tratamentos térmicos, possuem resistência

mecânica moderada e são aptos para trabalhos em máquina. Os aços com porcentagem de concentração de carbono maior que 0,3% e menor que 0,65% têm boas propriedades de têmpera e revenido ³, boa resistência mecânica e moderada ductilidade. Por outro lado, todos os aços com concentração de carbono acima de 0,65% são duros e resistentes ao desgaste, além de serem difíceis de soldar e pouco tenazes (KALPAKJIAN, 2002).

A Figura 1 resume a influência do carbono nas propriedades dos materiais.

Figura 1 – Influência do carbono nas propriedades dos Aços



Fonte: (ZOLIN, 2011)

2.3 Metalografia

A metalografia é a ciência que estuda a estrutura microscópica dos metais e suas ligas com o objetivo de conhecer os componentes, rendimento e fiabilidade do material. Na indústria, a metalografia pode ser utilizada no desenvolvimento de materiais, inspeção da matéria prima, produção, controle de fabricação e análises de falhas, ou seja, está presente em todo o processo (SCOTT, 1991). Com essa técnica é possível determinar o tamanho de grão, forma e distribuição das fases, que tem grande efeito sobre as propriedades mecânicas do material. A microestrutura revela também o tratamento mecânico e térmico do metal e até pode prever seu comportamento em certas condições.

2.3.1 Processo Metalográfico

O método de preparação e a qualidade das amostras obtidas desempenham um papel importante no processo metalográfico. Isso pode ser garantido com base na experiência de especialistas nesse campo, como é mostrado em GAVARITO (2011) e AVNER (2008). O microscópio mais caro com melhor definição não entregará bons resultados de uma amostra que tenha sido preparada de forma incorreta, por isso a importância de um processo metalográfico cuidadoso e realizado de acordo com a norma ASTM-E3-01 (2007).

³tratamento térmico para diminuir a fragilidade dos aços submetidos a têmpera (ASKELAND, 1998).

Ao término do processo, deve-se obter uma superfície plana, sem riscos e semelhante a um espelho. O processo é descrito nas subseções que seguem.

2.3.1.1 *Seleção da amostra*

O procedimento de seleção da amostra depende do tipo de material a se analisar. Por exemplo, se ao analisar uma falha, é preciso escolher a amostra mais próxima da área da falha e outra de uma área sem falha para poder fazer a comparação.

2.3.1.2 *Esmerilhado grosso e áspero*

Da mesma forma que na seleção da amostra, a ferramenta utilizada dependerá das características do material. Para esse passo existe um equipamento denominado lixa de banda que tem movimento rotacional. Nesse passo, o movimento da amostra é no sentido perpendicular aos riscos existentes. O tamanho de grão da lixa varia até obter uma superfície completamente plana.

2.3.1.3 *Montagem*

Dependendo das dimensões da amostra, é preciso fixá-la para os próximos passos de preparação de material. A base sobre a qual vai se colocar a amostra deve ser feita de um material resistente aos reativos que são utilizados para o ataque químico do material. Normalmente, estas bases são feitas de uma resina termo fixadora (baquelita) ou termoplástica (lucita).

2.3.1.4 *Polimento intermédio e fino*

Como o objetivo do processo é obter uma superfície similar a um espelho, é preciso utilizar uma série de lixas cada vez mais finas para dar o acabamento desejado ao metal. O movimento repetitivo do processo pode ocasionar aquecimento da amostra e variar a microestrutura da mesma, por isso que são aplicados fluidos de lubrificação que evitam este fenômeno. Para finalizar, no polimento fino é utilizado um pano especial carregado com partículas abrasivas diferentes para cada material.

2.3.1.5 *Ataque químico*

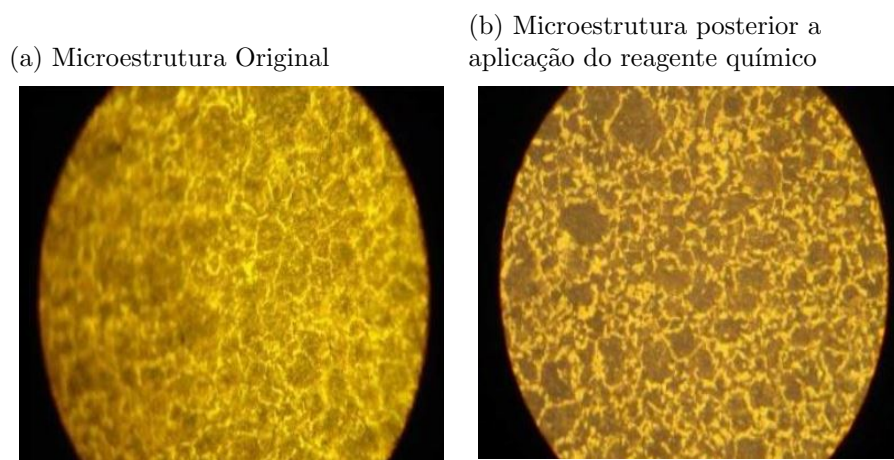
Quando o material tem uma superfície completamente lisa e sem riscos, é aplicado um reagente químico que permite revelar as características estruturais do metal ou ligação. Para cada tipo de material é aplicado um diferente reagente que atua somente sobre a microestrutura. A Tabela 1 contém os reagentes mais comuns e as aplicações de cada um.

Tabela 1 – Reagentes de Ataque Químico

Reagentes de Ataque	Usos
Ácido nítrico (Nital)	Aços ao carbono em geral
Ácido périco (Picral)	Para todos os aços ao carbono submetidos a processos térmicos
Cloreto Férrico e Ácido hidro clorídrico	Aços austeníticos ao níquel e aços inoxidáveis
Hidróxido de Amônio e Peróxido de Hidrogênio	Cobre e ligações de cobre
Persulfato de Amônio	Cobre, latão, bronze, prata, níquel

Fonte: AVNER (2008)

Figura 2: Influência do agente químico - Realce de componentes



Fonte: (GUZMAN, 2010)

Na Figura 2 é visível a diferença entre a microestrutura do material antes (a) e depois (b) do ataque químico. Este processo fundamenta-se na velocidade de reação dos constituintes metalográficos. Os tons escuros correspondem a constituintes metalográficos com velocidade de reação alta e aqueles tons mais brilhantes são os constituintes menos atacáveis que refletem maior quantidade de luz. No caso dos metais com somente um constituinte, as imperfeições cristalinas, impurezas e até a orientação dos grãos aceleram o ataque local e provocam velocidades de ataque diferentes. No caso dos ferros e aços ao carbono, o nital que é o reagente adequado para essas aplicações, escurece a perlita e deixa a ferrita e cementita mais claras (KEHL, 1954).

2.3.1.6 Visualização no microscópio

O último passo é a visualização da microestrutura do material com ajuda do microscópio. Existem microscópios especializados para análises metalúrgicas com luz refletida para iluminar a amostra metalúrgica que é opaca. Esta é a principal ferramenta para este tipo de análise.

2.3.2 *Tratamentos térmicos dos aços*

Em (DAVIS, 1998), o tratamento térmico é uma combinação de operações de aquecimento e resfriamento aplicadas a um metal ou ligas por um tempo determinado com o objetivo de obter certas propriedades desejadas. O tratamento superficial modifica a estrutura interna do material e conseqüentemente as suas propriedades físicas e mecânicas (ASKELAND, 1998). De maneira geral, os tratamentos térmicos consistem em aquecer os materiais até uma temperatura acima da temperatura de recristalização, e na seqüência, resfriar de modo rápido em meios líquidos ou gasosos (ZOLIN, 2011). Os tratamentos térmicos mais comuns são:

- Recozimento total: Permite refinar o grão, dar maior maleabilidade, melhorar as propriedades elétricas e magnéticas, e, às vezes melhorar o trabalho em máquina.
- Têmpera: Este tratamento térmico ajuda a obter maior dureza nos aços e consiste em aquecer o material em um forno a temperaturas acima da zona crítica e esfriar rapidamente.
- Revenido: Tem o objetivo de melhorar a ductilidade do material e reduzir as tensões internas.
- Recozimento para eliminar esforços: Elimina esforços residuais ocasionados pelo processo de trabalho em máquina ou trabalho em frio, melhorando a ductilidade do material.
- Normalização: Produz aço mais duro e forte que o obtido no recozimento total. É um tratamento preliminar à têmpera e ao revenido.
- Endurecimento: Proporciona dureza extrema ao material.

2.4 Materiais Compostos

A palavra composto vem do latim *compōsitū*, e faz referência a produtos que resultam da união de vários elementos. É assim, que um material composto é a combinação de dois ou mais materiais de diferente forma e propriedades químicas que são essencialmente insolúveis entre si. O objetivo desta união é desenvolver novos materiais com melhores propriedades mecânicas quando comparado com seus constituintes. Estas propriedades podem ser rigidez, resistência, peso específico, resistência a fraturas, entre outras. Tradicionalmente, os principais beneficiados com estes materiais eram as indústrias aeronáutica, automobilística e aeroespacial devido a que as propriedades e comportamento dos compósitos satisfazem seus requerimentos específicos. Atualmente, o uso deste tipo de materiais vem ganhando aplicações em vários setores como: área energética, infraestrutura, militar, biomédica, recreativa, entre outras [(FAJARDO, 2015) e (MEJIA, 2010)]. As fases constitutivas de um material composto são:

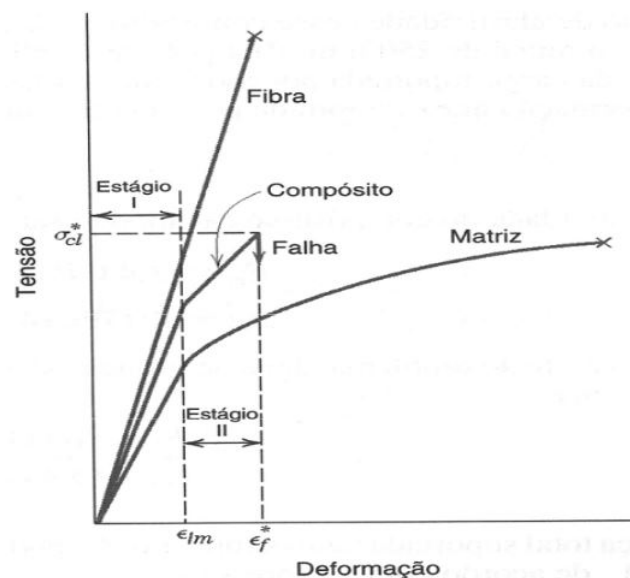
- Matriz: Conhecida como a fase contínua, seu objetivo é unir as fibras, estabilizar e repartir tensões entre os esforços. Proporciona a forma externa do elemento.

Esta fase protege as fibras do desgaste superficial devido a abrasão mecânica ou reações químicas com o meio. Evita também a propagação de fissuras que podem desencadear em falhas catastróficas. É um material dúctil com módulo elástico menor que do material de reforço.

- Material de reforço: Fase embebida que absorve a tensão mecânica do material.

A Figura 3 corresponde ao diagrama tensão-deformação dos materiais constituintes do compósito e do novo material. Este ensaio mecânico permite conhecer as propriedades como a resistência à fratura, limite de fluência, módulo de Young, ductibilidade do material e coeficiente de Poisson através da deformação e os limites de carga que um material pode suportar em diferentes estágios. O Estágio I da Figura 3 corresponde à zona elástica onde a deformação ϵ_{lm} que sofre o material e a carga aplicada, formam uma reta com inclinação positiva. Se a carga é retirada, o material volta para sua posição inicial. O Estágio II é a zona plástica onde a deformação do material não é recuperável quando a carga é retirada. O material sofre uma deformação permanente até chegar ao ponto de falha. A tensão máxima aplicável no compósito está representada por σ_{cl}^* , e o limite de deformação no ponto de falha é ϵ_f^* . A tensão que pode se aplicar na fibra é alta, mas a deformação que suporta é pequena. O contrário acontece com o material da matriz que possui uma capacidade de deformação plástica elevada, mas a resistência é baixa. O material resultante combina as características de ambos os elementos, conseguindo aumentar a zona de deformação plástica que a fibra não tem e melhorando as condições de carga suportável. Em termos mecânicos, isso significa que o novo material é resistente e tenaz.

Figura 3 – Tensão x Deformação de Materiais Compostos



Fonte: DE BARROS FILHO (2015)

2.4.1 *Evolução dos materiais compostos*

Os materiais compostos têm seu início na mesma natureza, elementos como a madeira ou os ossos são resultado da combinação de dois ou mais materiais. No caso da madeira, ela está composta de fibras de celulose embebidas numa matriz de lignina, e os ossos dos mamíferos estão formados por uma matriz porosa mineral reforçada com fibras de colágeno. Mas a maioria de materiais compostos são fabricados pelo homem.

- Desde o ano 1500 AC, os egípcios e os colonos da Mesopotâmia usaram uma mistura de barro e palha para a construção, cerâmica e peças de barcos.
- No ano 1200, os habitantes de Mongolia combinaram a madeira, osso e adesivo animal coberta por uma casca de bétula para fabricar o primeiro arco composto.
- Já em 1900 devido a exploração do petróleo, apareceram materiais sintéticos como vinilo, poliestireno, poliéster e fenólico que substituíram as resinas naturais.
- Em 1935, Owens Corning criou a primeira fibra de vidro como reforço nas matrizes poliméricas. Foi utilizada na segunda guerra mundial para construir radares leves e invisíveis.
- No ano de 1946 foram utilizados materiais compostos para fabricar partes de barcos, tabelas de surf e algumas ferramentas menores.
- A partir de 1970 inicia o desenvolvimento de materiais compostos com fibras naturais. Nesse ano foi criado o Kevlar com fibra de Aramida. Aparece também a fibra de carbono, mas com uso menor.
- Nas últimas décadas, a indústria dos materiais compostos vem crescendo rapidamente como consequência da fabricação de fibras de alta resistência e o melhoramento dos processos para obtê-las (VALAREZO, 2013).

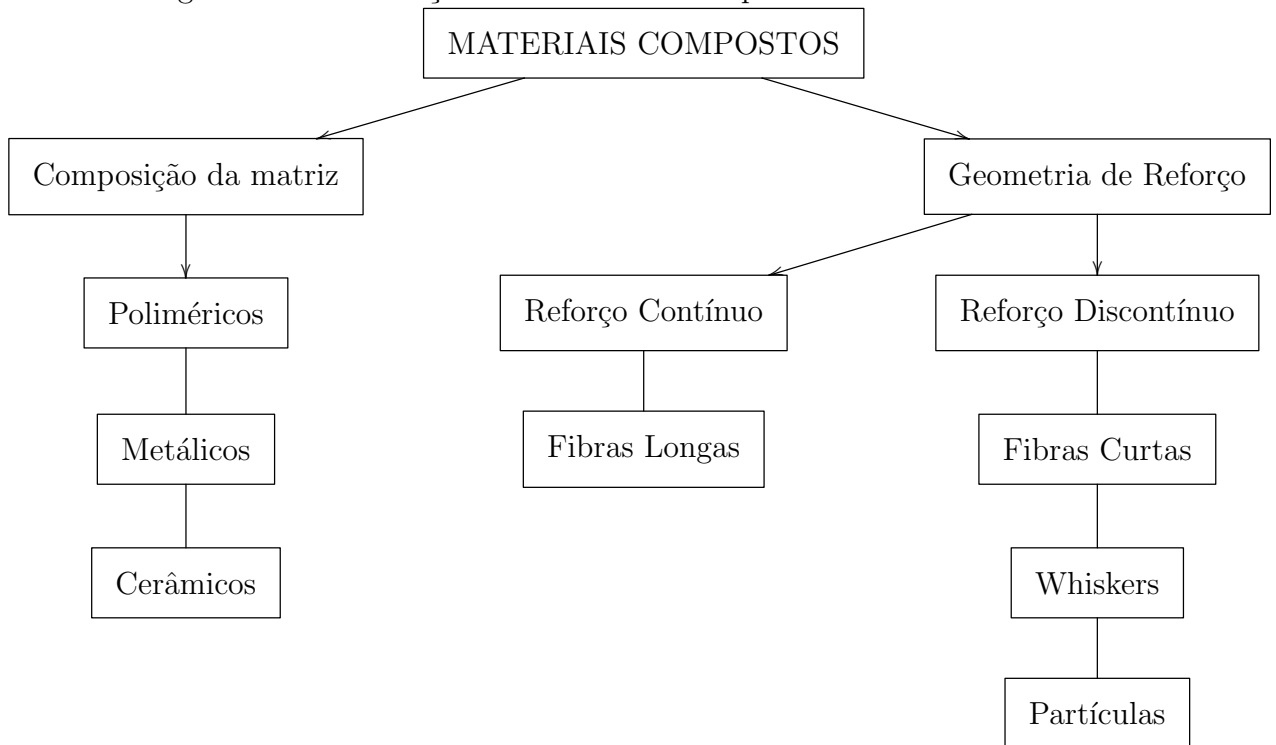
Atualmente a indústria dos compostos está focada no desenvolvimento de novas tecnologias que possibilitem a utilização de produtos com menor impacto ambiental. É assim que muitas pesquisas estão sendo desenvolvidas na área dos compósitos poliméricos com fibras naturais devido às propriedades mecânicas, físicas e de biodegradabilidade.

2.4.2 *Classificação dos materiais compostos*

Os materiais compostos podem se classificar dependendo do material de reforço e da matriz. A Figura 4 que segue mostra esta classificação.

Segundo a composição da matriz, as características dos materiais compostos podem seguir conforme as próximas subseções:

Figura 4 – Classificação dos Materiais Compostos



Fonte: Elaborado pelo Autor.

2.4.2.1 *Materiais com matriz polimérica*

São compostos sintéticos que possuem um polímero na fase matriz e uma fibra ou pó na fase de reforço. Precisam de pré-processamento para se combinar com o reforço. Podem ser do tipo termoplásticos, termofixos ou elastómeros.

Possuem boas propriedades mecânicas, são resistentes à corrosão e aos agentes químicos, e podem ser manipulados facilmente. Um exemplo típico é o nylon 6, que é muito utilizado na indústria automotiva.

2.4.2.2 *Materiais com matriz metálica*

A maioria dos trabalhos relacionados com materiais compostos tem na fase matriz um metal devido às propriedades que eles entregam, como elevada resistência à temperatura e ao golpe e boa condutividade térmica e elétrica.

Normalmente são utilizados o alumínio, o magnésio e titânio devido à baixa densidade que possuem.

2.4.2.3 *Materiais com matriz cerâmica*

Uma matriz cerâmica tem elevada resistência à temperatura e compressão, mas não tem bons resultados com tração. Geralmente as matrizes utilizadas são vidro, materiais baseados em silicatos, alumina e carboneto de silício. Analisando os materiais

compostos segundo a **geometria do reforço**, é possível ter:

2.4.2.4 *Materiais com reforço contínuo*

Este tipo de reforço é denominado de fibras longas, que proporcionam melhores propriedades mecânicas e um comportamento altamente anisotrópico, mas precisam de uma tecnologia de fabricação complexa e sofisticada.

2.4.2.5 *Materiais com reforço descontínuo*

As partículas, fibras curtas e *whiskers* formam parte deste tipo de materiais. As fibras precisam da denominada longitude crítica que é o valor no qual a quebra na zona central da fibra é alcançada. São materiais isotrópicos e o custo de fabricação é menor. Nesta parte aparece o termo *aspect ratio* (relação de aspecto) que relaciona o comprimento com a largura das fibras. Dependendo do tipo de fibra, o valor da relação de aspecto vai determinar a diferença entre fibras e partículas.

2.4.3 *Propriedades dos materiais com reforço de fibras*

As propriedades dos materiais compostos dependem de alguns fatores como:

2.4.3.1 *Relação de aspecto (c/l)*

Relação entre o comprimento (c) e a largura (l) da fibra. Quando a relação é grande, como no caso das fibras longas, a resistência do material aumenta. Fibras com diâmetro pequeno tem menos defeitos superficiais, mas apresentam dificuldade de se manipular e controlar. O tipo de fibras mais utilizado é a fibra curta com uma relação de aspecto acima de algum valor crítico.

2.4.3.2 *Conteúdo de reforço*

A concentração e distribuição das fibras influenciam radicalmente na resistência e outras propriedades dos materiais. Uma fração maior em volume de fibras incrementa a resistência e rigidez do composto. No entanto, a fração máxima em volume de fibras é de 80%, pois com uma quantidade maior, as fibras não ficam rodeadas pelo material da matriz.

2.4.3.3 *Orientação das fibras*

Uma característica importante dos materiais compostos é a orientação do material de reforço. Os compostos reforçados com partículas de vários tamanhos e dis-

tribuídas aleatoriamente dentro da matriz são considerados materiais quase-homogêneos e quase isotrópicos. Os compostos reforçados com fibras curtas possuem um conteúdo descontínuo. As fibras podem estar alinhadas em uma direção só ou ter uma orientação aleatória. No entanto, os materiais com fibras longas têm um reforço contínuo em todo o material e pode ser ortotrópico ou isotrópico. Os tipos de fibras segundo sua orientação são mostrados na Tabela 2:

Tabela 2 – Tipo de Fibras e Orientação

Tipos de Fibras	Orientação
Fibra Longa e Contínua	Fibra orientada unidirecional; Fibra orientada Bidimensional (tecido, material cozido) Fibra orientada tridimensional (tecido 3D, cozido 3D); Orientação aleatória (material de fio cozido)
Fibra Descontínua	Orientação aleatória (material fio não contínuo) Orientação predominante
Partículas e <i>whiskers</i>	Orientação aleatória Orientação predominante

Fonte: BARBERO (1998).

2.4.3.4 *Propriedades das fibras*

Geralmente as fibras são resistentes, rígidas e de pouco peso e dependem das aplicações. Por exemplo, se o material composto vai ser utilizado a altas temperaturas, a fibra deve ter uma temperatura de alta fusão.

2.4.3.5 *Propriedades das matrizes*

Da mesma forma que as fibras, as matrizes aportam com as propriedades para a geração do material composto, mas com propósitos diferentes, pois a matriz é a encarregada de manter a posição correta das fibras, transferir cargas e proteger de danos externos. As fibras sem matriz não poderiam cumprir seu objetivo.

2.4.3.6 *União e quebra*

Como foi explicado anteriormente, as características do material composto são uma combinação das propriedades dos seus materiais constituintes. É importante que a união entre a fibra e a matriz seja elevada para evitar a quebra das fibras. A resistência a tração final do composto depende principalmente da magnitude dessa união, pois ela tem a capacidade de otimizar a transmissão de esforços desde a matriz até as fibras.

2.4.3.7 Método de produção do material composto

A forma como são gerados os materiais compostos também é importante para determinar as características do compósito. Entre as formas de produção pode se notar:

- Fabricação com molde aberto, que pode ser moldagem por colocação manual, bobinado (*filament winding*) ou processador de autoclave.
- Fabricação com molde fechado, pode ser SMC (*Sheet Moulding Compounds*), injeção, pultrosão, RTM (*Resin Transfer Moulding*)

É muito difícil prever o comportamento dos materiais de reforço durante o processo de produção porque a maioria das técnicas empregadas podem quebrar ou modificar a orientação das fibras.

2.4.4 Materiais com fibras de origem vegetal ou bio-fibras

Nos últimos anos, o interesse por produtos que gerem baixo impacto ambiental vem ganhando espaço. Temáticas como biodegradabilidade, reciclagem e natureza são parte do dia a dia dos novos materiais que buscam garantir a preservação ambiental e proporcionar um melhor padrão de vida à sociedade. Neste contexto, as fibras naturais são as protagonistas porque cumprem com as condições anteriormente citadas, são de fácil acesso e suas propriedades beneficiam na obtenção de novos materiais (SUCHHANDA, 2016).

Alguns exemplos como cânhamo, sisal, algodão estão sendo utilizados nas indústrias de construção e automação principalmente, devido a sua baixa densidade e fácil obtenção. O problema deste tipo de fibras é a variabilidade nas propriedades, ocasionada pela falta de homogeneidade na forma de cultivo e colheita do produto. Para diminuir um pouco essa incerteza, a análise microscópica da composição entrega informação relevante. Limitações como a incapacidade de suportar elevadas temperaturas e entornos químicos cáusticos diminuem as aplicações industriais que podem ter os materiais compostos reforçados com fibras naturais.

2.4.4.1 *Guadua Angustifolia Kunth GAK*

A espécie denominada *Guadua Angustifolia Kunth* é um tipo de bambu endêmico da zona tropical americana devido às condições climáticas e de solo da região. É considerada uma das vinte melhores espécies de bambu do mundo devido às suas ótimas propriedades físico-químicas e alta durabilidade. É um material anisotrópico porque suas fibras encontram-se localizadas no sentido axial e longitudinal. Seu tempo de crescimento é cinco vezes menor quando comparado com outros tipos de bambu. Dentre as aplicações, encontra-se principalmente o uso em estruturas e recobrimento de superfícies. Devido às propriedades do material, este pode ser considerado como uma alternativa na elaboração

de materiais compostos (ALBARRACÍN, 2014).

2.5 Orientação de Fibras e Tensores

Como foi explicado na primeira parte, a orientação das fibras de material composto permite prever o comportamento do material em termos mecânicos. O composto é mais rígido e forte na direção de maior orientação e mais débil e flexível na direção de menor orientação (BLANC, 2006).

Os primeiros trabalhos desenvolvidos neste campo tomam como base o modelo de JEFFERY (1923), que usa a função de distribuição de probabilidade de orientação (ODF) sobre fluidos não newtonianos. A equação de movimento do ODF tem base no enfoque do volume de controle. Dessa forma, BAY (1992) propõem uma técnica de resolução que entrega respostas muito precisas, mas sua análise pode levar dias. Posteriormente, MONTGOMERY-SMITH (2010) introduzem um enfoque harmônico esférico que pode ser adaptado num software de elementos finitos para simulações de cavidade de fluxo com resultados precisos como no caso da técnica de Bay, mas os requerimentos de memória dificultam seu uso industrial.

Com esses antecedentes ADVANI mudam o enfoque do movimento do ODF deixando a análise do volume de controle e adaptando momentos de distribuição de orientação (BLANC, 2006). Esta técnica foi denominada tensores de orientação, e permitiu a obtenção de respostas concisas em poucos segundos, e posteriormente seu uso em aplicações industriais.

2.5.1 Momentos de Distribuição da Orientação de Fibras

Para o desenvolvimento da técnica proposta por Advani e Tucker III, deve-se assumir que as fibras embebidas no material composto são cilindros rígidos, uniformes em tamanho e diâmetro e que o número de fibras por unidade de volume também é uniforme. Sob essas condições, a orientação da fibra é descrita pelos ângulos (θ, ϕ) (BABATUNDE, 2012).

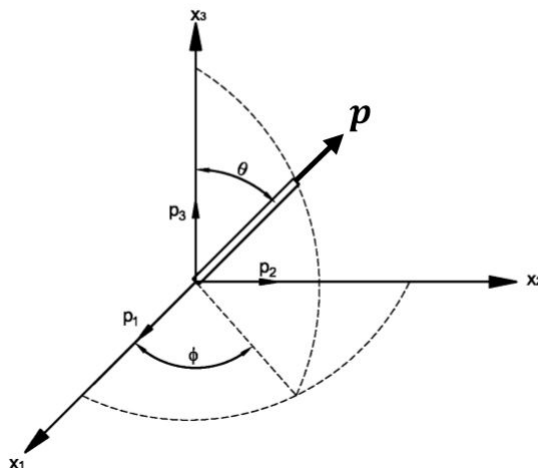
A Figura 5 apresenta a forma de descrever a orientação da fibra associada a um vetor unitário p de tamanho fixo $\bar{p} = 1$.

As variáveis x_1, x_2 e x_3 representam o espaço de coordenadas, o ângulo ϕ de azimute é formado entre os eixos x_2 e x_3 e o ângulo de elevação θ determina a inclinação da fibra desde os eixos x_1 e x_2 . A função de distribuição $\psi(\theta, \phi)$ é equivalente a $\psi(p)$ e p , por sua vez, é descrita pelas equações que seguem:

$$p_1 = \sin(\theta)\cos(\phi), \quad (1)$$

$$p_2 = \sin(\theta)\sin(\phi), \quad (2)$$

Figura 5 – Distribuição de Orientação de fibras



Fonte: (ALBARRACÍN, 2014)

$$p_3 = \cos(\theta). \quad (3)$$

A esfera unitária representa o conjunto de todas as possíveis direções de p , e a integral sobre a sua superfície é denotada por:

$$\oint dp = \int_{\phi=0}^{2\pi} \int_{\theta=0}^{\pi} \sin\theta d\theta d\phi. \quad (4)$$

Assim, $\psi(\theta, \phi)$ deve cumprir com as condições de periodicidade, padronização e continuidade. Certamente, esta função de distribuição de orientação das fibras é completa e descrita sem ambiguidades, mas seu custo computacional é muito alto. O importante desta análise é denotar que para representar uma fibra no espaço, são necessários dois ângulos: $\psi(\theta, \phi)$.

2.5.1.1 Tensores de Orientação

A notação tensorial é uma maneira efetiva de representar o estado de orientação dos compostos reforçados com fibras curtas. Ela contém toda a informação necessária para representar o comportamento do composto com menor esforço computacional que o utilizado pela distribuição de orientação estatística.

O conjunto de tensores de orientação pode se definir formando produtos diádicos do vetor p e posteriormente integrando o produto dos tensores com a função de distribuição sobre todas as direções possíveis. A integral de funções de ordem ímpar é zero e as de ordem par devem ser analisadas. O estudo realizado por ADVANI mostra que tensores de segunda e quarta ordem (Eqs. 5 e 6) são suficientes para a maioria das aplicações.

$$a_{ij} = \oint p_i p_j \varphi(p) dp. \quad (5)$$

$$a_{ijkl} = \oint p_i p_j p_k p_l \varphi(p) dp. \quad (6)$$

Na literatura, (DUNN, 2000) e (ADVANI) comprovam que o tensor de orientação de segunda ordem com uma aproximação com fechamento adequado pode prever corretamente a distribuição das fibras no material. Os tensores são calculados a partir dos dados de orientação média obtidos de cada fibra (de N fibras individuais) e representados pela Equação 7:

$$a_{ij} = \frac{\sum_{n=1}^N p_i p_j F_n}{\sum_{n=1}^N F_n}. \quad (7)$$

F_n é a função de ponderação da n -ésima fibra. No total são 9 tensores distribuídos numa matriz de 3x3 onde a soma dos componentes da diagonal principal é 1 (NEVES, 2002). Se os tensores são simétricos, basta calcular o valor de seis tensores de toda a matriz:

$$a_{11} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \cos^2 \theta_n, \quad (8)$$

$$a_{12} = a_{21} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \sin^2 \theta_n \cos^2 \phi_n \sin \phi_n, \quad (9)$$

$$a_{13} = a_{31} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \sin \theta_n \cos \theta_n \cos \phi_n, \quad (10)$$

$$a_{23} = a_{32} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \sin \theta_n \cos \phi_n \cos \phi_n, \quad (11)$$

onde N é o número total de fibras presentes na imagem e θ_n e φ_n são os ângulos de orientação no plano e no espaço, respectivamente, de cada uma das fibras. O valor de a_{11} representa a orientação das fibras em relação à direção de fluxo constituindo-se no tensor de direção de referência (EBERHARDT, 2002), segundo isso:

- $a_{11} < 0,35$ orientação considerada perpendicular à direção de fluxo
- $a_{11} > 0,7$ orientação considerada paralela à direção de fluxo
- $0,5 < a_{11} < 0,6$ orientação aleatória

No caso de análise bidimensional com tensores simétricos, basta calcular o valor de três tensores de toda a matriz (a_{11}, a_{22}, a_{12}). Sendo assim, o ângulo preferencial é representado pela Equação 12:

$$\tan 2\alpha = \frac{2a_{12}}{a_{11} - a_{22}} \quad (12)$$

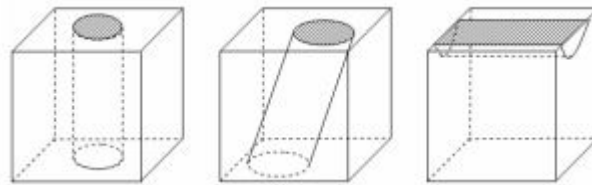
O resumo da distribuição da orientação das fibras pode ser mostrado através da orientação de uma elipsoide, onde os autovetores da matriz de 3x3 entregam informação relacionada com a direção (Probabilidade de Distribuição da Orientação ODP). Este é um método eficiente na descrição de estado da orientação das fibras com aplicações diretamente rela-

cionadas com propriedades mecânicas (YASUDA, 2003).

2.5.2 Orientação das Fibras

Dependendo do corte realizado para a análise da amostra em relação à distribuição das fibras e o processo de injeção, elas podem se apresentar das três formas mostradas na Figura 6:

Figura 6 – Seções ortogonal, oblíqua e longitudinal das fibras



Fonte: (BLANC, 2006)

Muitos dos trabalhos realizados com fibras apresentam cortes transversais, ou seja, a amostra é cortada no sentido perpendicular à direção de fluxo obtendo uma superfície com objetos circulares e com forma de elipse no caso de distribuição aleatória, como é mostrado na Figura 7. A técnica para determinar a orientação planar das fibras está baseada no método das elipses.

Para desenvolver o método das elipses é necessário aplicar morfologia matemática em cada uma das fibras, encontrando assim o centro de massa, eixo maior e eixo menor necessários para formar a representação do objeto. O resultado é uma elipse inscrita e ajustada às dimensões do objeto (FERRÁNDIZ, 2006).

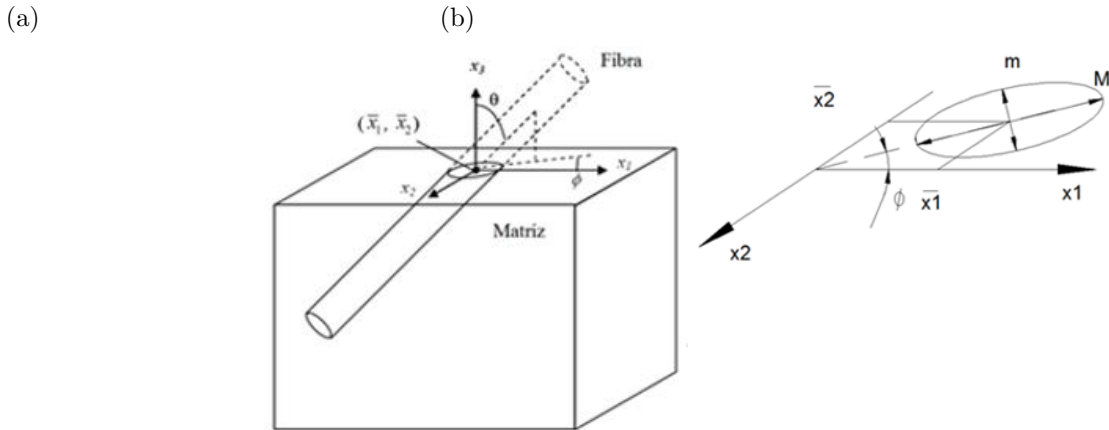
2.5.2.1 Centróide

O centróide é o ponto que define o centro geométrico do objeto. Em figuras simples como triângulos ou quadrados, é fácil calcular este valor, mas quando um objeto possui forma irregular, o cálculo é mais complexo. Neste caso, como as fibras têm forma irregular, o cálculo do centróide pode ser realizado considerando a fibra como uma área composta de vários sub-objetos, ou calcular em função da área com ajuda de momentos.

As Equações 13 e 14 descrevem o procedimento do centróide de áreas compostas, no qual, a área do objeto é dividida em pequenas porções de formas regulares. y_1, y_2 e y_3 representam a coordenada y do centróide de cada um dos sub-objetos; x_1, x_2 e x_3 representam a coordenada x . Os valores de área estão sendo caracterizados pelas variáveis $\Delta A_1, \Delta A_2, \Delta A_n$. Os valores do centróide da fibra são a soma dos centróides dos sub-objetos.

$$\sum M_x = \bar{y}A = y_1\Delta A_1 + y_2\Delta A_2 + \dots + y_n\Delta A_n, \quad (13)$$

Figura 7 – Orientação da fibra: (a) vista em perspectiva, (b) definição de parâmetros no plano



Fonte: (ALBARRACÍN, 2014)

$$\sum M_y = \bar{x}A = x_1\Delta A_1 + x_2\Delta A_2 + \dots + x_n\Delta A_n, \quad (14)$$

Se a quantidade de objetos em que a área é dividida fosse maior, a superfície de cada subobjeto será menor e a precisão aumentará.

Utilizando momentos de primeira ordem para o cálculo do centroide, as equações são:

$$\bar{x}A = \int x dA, \quad (15)$$

$$\bar{y}A = \int y dA. \quad (16)$$

2.5.2.2 Ângulo, eixo maior e menor

Existem algumas técnicas para determinar o estado de orientação das fibras, uma delas é o diâmetro de Feret que calcula a máxima dimensão do objeto, porém, pequenos erros de captura e ruído alteram substancialmente o resultado. A técnica de orientação do máximo eixo da elipse inscrita e ajustada as dimensões do objeto é a técnica mais robusta e utilizada para este tipo de análise. Através do cálculo de momentos espaciais de quarta ordem pode se encontrar o valor de orientação de cada fibra e os eixos maior e menor. As equações (17) até (21) correspondem a expressões gerais do procedimento de cálculo, que acumulam os valores dos pixels de coordenadas (x_i, y_i) .

$$S_x = \sum (x_i), \quad (17)$$

$$S_y = \sum (y_i), \quad (18)$$

$$S_{xx} = \sum (x_i)^2, \quad (19)$$

$$S_{yy} = \sum (y_i)^2, \quad (20)$$

$$S_{xy} = \sum (x_i \cdot y_i). \quad (21)$$

O valor dos momentos netos com relação a x e y podem ser calculados com as equações (23), (23) e (24).

$$M_x = S_{xx} - \frac{S_x^2}{area}, \quad (22)$$

$$M_y = S_{yy} - \frac{S_y^2}{area}, \quad (23)$$

$$M_{xy} = S_{xy} - \frac{S_x \cdot S_y}{area}. \quad (24)$$

Calculo de ângulo A expressão (25) representa o ângulo de orientação do eixo maior da elipse inscrita no objeto e a horizontal.

$$\theta = \tan^{-1} \left\{ \frac{M_x - M_y + \sqrt{(M_x - M_y)^2 + 4 \cdot M_{xy}^2}}{2 \cdot M_{xy}} \right\}. \quad (25)$$

Eixo maior Para estimar o comprimento do objeto, pode se calcular o eixo maior através do Feret Máximo, para isso são necessários as coordenadas do primeiro e ultimo pixel do objeto, que são aqueles pixels localizados mais para os extremos. Se o objeto está na posição horizontal, o primeiro pixel é aquele localizado mais para a esquerda (x_i, y_i) e o último pixel está ao extremo direito (x_n, y_n) .

$$eixomaior = \sqrt{(x_n - x_i)^2 + (y_n - y_i)^2}. \quad (26)$$

Eixo menor Longitude da minor linha perpendicular que pode ser traçada dentro do objeto.

2.6 Pré-processamento de imagens

Esta etapa permite corrigir os erros ocorridos durante a obtenção das imagens pelos sensores e eliminar ou enfatizar características desejadas antes de analisar a imagem. É o processamento inicial de dados brutos para calibração radiométrica da imagem, correção de distorções geométricas e remoção de ruído.

2.6.1 *Filtragem de Imagens*

As técnicas de filtragem ajudam a corrigir, suavizar, ou realçar determinadas características da imagem em relação a uma aplicação específica (ESPINOSA, 2015). Existem dois tipos de filtragem:

- **No domínio do espaço:** o filtro é aplicado diretamente nos pixels da imagem definindo o entorno da vizinhança. Estes podem ser lineares (baseados em máscaras de convolução) e não lineares.
- **No domínio da frequência:** o filtro é aplicado sobre os componentes da frequência que representam a imagem original.

Os filtros de suavização ou filtros passa-baixa no domínio do espaço são utilizados para eliminar ruído e suavizar a imagem. O ruído é considerado um detalhe de alta frequência, que ao ser eliminado entrega uma imagem com menos detalhes devido à redução de intensidade entre pixels vizinhos. Estes filtros usam uma máscara com coeficientes positivos cuja soma é igual a 1, e calculam a média da vizinhança. Quanto maior a máscara, maior o efeito de suavização ou borramento da imagem. Estes filtros podem ser:

- Filtro Gaussiano
- Filtro da Média
- Filtro da Mediana, entre outros.

2.6.2 *Morfologia Matemática*

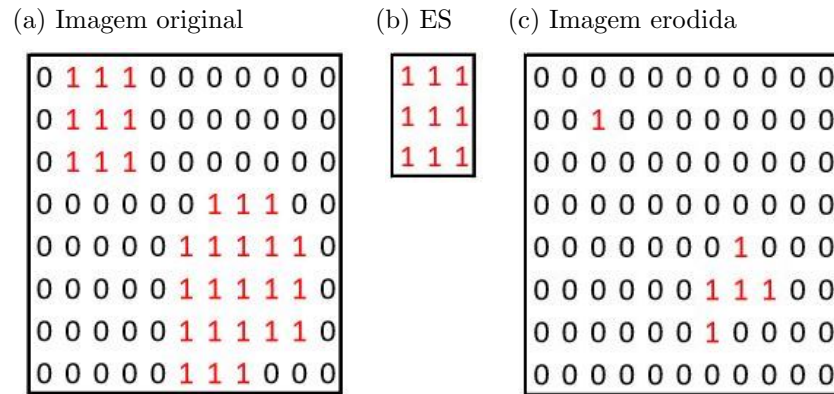
A morfologia matemática é um conjunto de técnicas baseadas na teoria dos conjuntos. Este tipo de ferramenta é utilizado quando a estrutura geométrica dos objetos e a sua topologia são parâmetros chave para a caracterização das imagens (MEDEIROS, 2003). A morfologia matemática pode ser usada para:

- Pré-processamento das imagens - eliminação de ruídos, simplificação de formas, etc.
- Destaque da estrutura dos objetos - esqueletonização, detecção de objetos, envolvente convexa, ampliação, redução, etc.
- Descrição do objeto - área, perímetro, etc

2.6.2.1 *Transformações Morfológicas*

O objetivo das transformações morfológicas é a extração de estruturas geométricas nos conjuntos sobre os que se está operando. Para isso, emprega-se um objeto de referência de pequenas dimensões com estrutura geométrica simples e topologia predominante nos elementos presentes na imagem, denominado elemento estruturante (ES) ou *kernel*. O tamanho e forma do elemento estruturante são selecionados, a priori, segundo a morfologia do conjunto inicial (TORRES, 2006). As transformações morfológicas simplificam a

Figura 8: Exemplo gráfico de erosão



Fonte: Elaborado pelo Autor

imagem e conservam as características principais da forma dos objetos.

2.6.2.2 Erosão

Operação morfológica de subtração vetorial obtida através do deslocamento do ES sobre a imagem. O pixel central é substituído pelo mínimo dos níveis digitais cobertos pelo ES, ocasionando que os objetos menores ao ES não apareçam na imagem final e os outros objetos fiquem degradados. O resultado da erosão é uma imagem com objetos encolhidos, como na Figura 8. Em termos matemáticos, a erosão de uma imagem binária A com elemento estruturante B é definida como:

$$A \ominus B = \{c | c + b \in A, \forall b \in B\}. \quad (27)$$

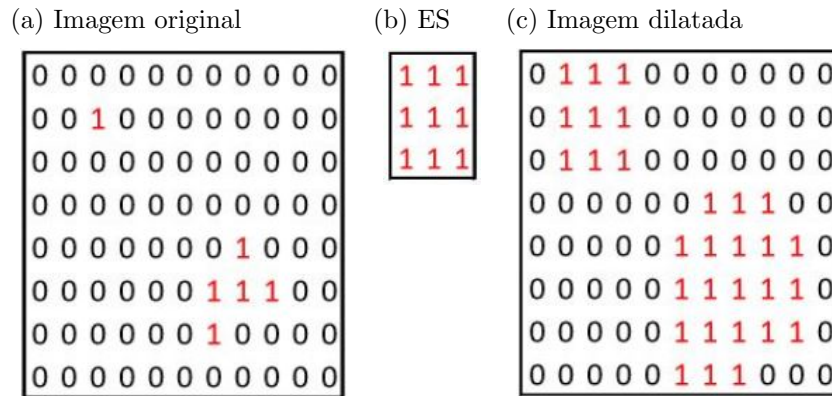
Para uma imagem em tons de cinza, a erosão é representada por:

$$A \ominus B = \min\{A(i-x, j-y) - B(x, y) | (i-x, j-y) \in A, (x, y) \in B\} \quad (28)$$

2.6.2.3 Dilatação

A dilatação é uma operação morfológica de adição vetorial que combina o conjunto da imagem e o elemento estruturante. O ES percorre a imagem e substitui o pixel central pelo valor máximo dos níveis digitais cobertos pelo *kernel*; o resultado da dilatação é um conjunto de elementos tal que, pelo menos um elemento do conjunto estruturante está contido no conjunto da imagem. Em resumo, o resultado é uma imagem ampliada, como na Figura 9. A dilatação permite destacar as zonas claras presentes na imagem. Em termos matemáticos, a dilatação de uma imagem binária A com elemento

Figura 9: Exemplo gráfico de dilatação



Fonte: Elaborado pelo Autor

estruturante B é definida como:

$$A \oplus B = \{c | c = a + b, a \in A, b \in B\}. \quad (29)$$

Para uma imagem em tons de cinza, a dilatação é representada por:

$$A \oplus B = \max\{A(i-x, j-y) - B(x, y) | (i-x, j-y) \in A, (x, y) \in B\}. \quad (30)$$

2.6.2.4 Reconstrução por erosão

Esta operação, denominada também de propagação, pode ser de dois tipos: por erosão e por dilatação. A reconstrução por erosão visa reconstruir um objeto parcialmente erodido ou preencher um objeto definido pelo seu contorno. Esta operação se baseia numa imagem semente $S^{(0)}$, uma imagem máscara A e um elemento estruturante B . Matematicamente, a operação é definida por:

$$S^{(k)} = D(S^{(k-1)}, B) \cap A. \quad (31)$$

sendo que este processo se repete até

$$S^{(k)} = S^{(k-1)}. \quad (32)$$

Em cada iteração a semente cresce dentro dos limites de A , mas a conectividade da fronteira de A e de B devem ser iguais.

2.6.3 Técnicas de Segmentação

Segmentar consiste em dividir a imagem em diferentes regiões que representam as partes ou seus objetos constituintes. Por exemplo, cada pixel de uma imagem pode ser segmentado em duas regiões: aqueles pertencentes às regiões de interesse, e aqueles pertencentes ao fundo da imagem (ESPINOSA, 2015). Algumas das técnicas de segmentação são detalhadas a seguir.

2.6.3.1 Limiarização

Matematicamente, a operação de limiarização pode ser descrita como uma técnica de processamento de imagens na qual uma imagem de entrada $f(x, y)$ de N níveis de cinza produz à saída uma imagem $g(x, y)$, chamada de imagem limiarizada, cujo número de níveis de cinza é menor que N (NEVES, 2002). Normalmente, $g(x, y)$ apresenta 2 (dois) níveis de cinza, sendo

$$g(x, y) = \left\{ \begin{array}{l} 1, \quad \text{se } f(x, y) \geq T \\ 0, \quad \text{se } f(x, y) < T \end{array} \right\} \quad (33)$$

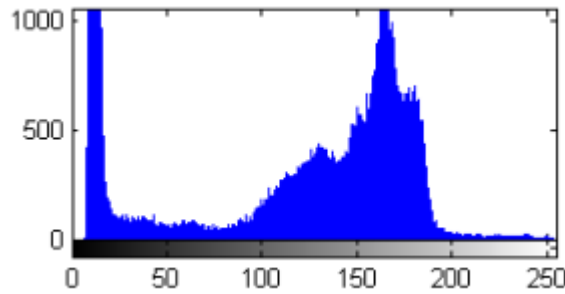
em que os pixels rotulados com 1 correspondem aos objetos, os pixels rotulados com 0 correspondem ao fundo, e T é um valor de tom de cinza predefinido denominado limiar. O sucesso da segmentação consiste em escolher o limiar adequado para cada imagem. Algumas das técnicas de limiarização estão baseadas no histograma da imagem e outras se baseiam nas propriedades locais, como o valor médio local e o desvio padrão ou gradiente local.

2.6.3.2 Histograma

O histograma de níveis de cinza de uma imagem digital é uma função que apresenta para cada nível, o número de pixels da imagem que tem aquele valor de cinza. Na abscissa estão os níveis de cinza que se encontram na escala $[0 \ 255]$, e na ordenada a frequência de ocorrência (MEDEIROS, 2003). A Figura 10 representa a distribuição de tons de cinza numa imagem, que podem ser observados na escala inferior. Esta ferramenta é de muita ajuda no momento de selecionar o limiar

A desvantagem dessa técnica, que combina o histograma com a limiarização, é que a mesma não resolve todos os problemas de segmentação, pois não leva em consideração, por exemplo, a forma dos objetos na imagem. Isto é, dois objetos de formatos diferentes podem ser indistinguíveis usando esta técnica (NEVES, 2002).

Figura 10 – Exemplo de histograma



Fonte: Elaborado pelo Autor.

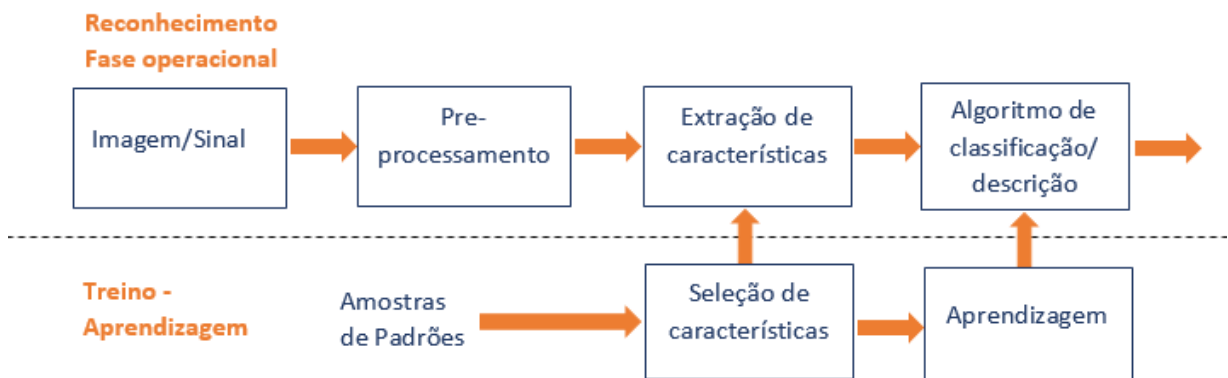
2.6.3.3 Segmentação de Otsu

Este é um método automático baseado em técnicas estatísticas para encontrar o limiar que melhor classifica as intensidades da imagem em dois grupos, garantindo que a variância de cada grupo seja mínima, e a variância entre os dois grupos seja máxima (BACKES, 2016) .

2.7 Reconhecimento de padrões

O reconhecimento é a parte do processamento que vai classificar ou categorizar os objetos a partir de informações encontradas na imagem, geralmente tendo como apoio uma base de conhecimento previamente estabelecida. Existem duas maneiras de reconhecer ou classificar um padrão, a primeira denominada classificação supervisionada, que é quando as classes são definidas pelo projetista do sistema, e a outra forma denominada classificação não supervisionada, quando as classes são aprendidas de acordo com a similaridade dos padrões (CONCI, 2009). A Figura 11 mostra a estrutura típica do reconhecimento de padrões.

Figura 11 – Estrutura do reconhecimento de padrões



Fonte: Elaborado pelo Autor.

2.7.1 *Extração de características*

Esta fase é denominada também parametrização e é aquela que identifica e calcula parâmetros nos objetos segmentados; as características podem ser simbólicas, numéricas ou ambas. Essas informações são codificadas na forma de um vetor de características chamado também vetor de atributos ou assinatura, que representa o mais fielmente possível a imagem da qual foi extraído (BACKES, 2016). Definir as características do vetor de atributos pode não ser uma tarefa trivial, pois existem parâmetros que podem atrapalhar na classificação; nesse caso, é importante fazer uma seleção de características antes de realizar o processo de classificação. Pode se adquirir parâmetros de forma (área, orientação, perímetro, etc.) ou de aspecto (rugosidade, cor, textura).

2.7.1.1 *Características de Forma*

Este tipo de características descreve a distribuição e localização do conjunto de pixels pertencentes ao objeto. As características de forma podem se relacionar com o contorno do objeto ou com a região em geral.

2.7.1.1.1 *Descritores de Regiões*

É a maneira mais simples de extrair informação de um objeto. A continuação segue a descrição de algumas das características dimensionais e inerciais utilizadas no presente trabalho:

- *Área*: A definição geométrica indica que a área é a quantidade de espaço dentro dos limites de um objeto plano; no processamento de imagens, a definição é a mesma com a diferença de que a unidade mínima para o cálculo da área do objeto é o pixel.
- *Raio máximo*: Longitude máxima de um objeto em relação ao centro geométrico.
- *Raio mínimo*: Longitude mínima existente no objeto em relação ao centro geométrico.
- *Centros geométricos*: De forma geral em geometria é o ponto que se encontra no meio da figura. É chamado também centróide e depende da forma do objeto que se está analisando. Na maioria de imagens digitais, os objetos têm forma irregular, nesse caso o recomendável é calcular o centróide com a aplicação de integrais. .
- *Orientação*: Define a posição de um corpo no espaço ou no plano.
- *Elipse Ajustada*: Elipse que contém de melhor forma o objeto.

2.7.1.2 *Descritores de Textura*

A textura em geral é o conjunto de padrões existentes numa superfície. No caso metalográfico, o estudo destas superfícies fornece informações valiosas, tais como componentes e tratamentos aos quais o material tenha sido submetido. HARALICK (1973)

indicam que a textura é uma característica importante usada na identificação de objetos ou regiões de interesse em imagens microscópicas, assim como fotografias do espaço ou satélites. De acordo com BHARATI (2004), existem vários métodos de extração de texturas, tais como: estatísticos, geométricos, abordagens baseadas em modelos e aquelas baseadas em uma transformação matemática. Os métodos estatísticos associam-se aos valores de intensidade da imagem no nível espacial, computando características locais. Combinar técnicas de extração de característica, em alguns casos, alcança melhores resultados do que usar um método simples realçando características específicas do problema abordado (BASTIDAS-RODRIGUEZ, 2016).

2.7.2 *Descritores Wavelet*

Diferentemente da transformada de Fourier baseada em senoides, a transformada Wavelet se baseia em pequenas ondas, chamadas ondaletas ou wavelets de frequência variada e duração limitada, permitindo a representação de sinais em graus de refinamento crescente, através da decomposição em níveis progressivos de resolução. Consiste em decompor uma sinal base chamada de wavelet mãe com energia finita e frequência não nula, e com a capacidade de se deslocar, contrair e dilatar, gerando novas funções chamadas de wavelets filhas. As wavelets são consideradas uma efetiva ferramenta para a análise de imagens porque têm a capacidade de capturar a informação espacial e as características visuais. Uma imagem decomposta gera duas componentes, a primeira de aproximação, que é uma cópia da imagem original a menor resolução e a outra de detalhe, que armazena informação referida a mudanças locais da imagem original. (ROQUE, 2014)

2.7.3 *Filtros de Laws*

O método de Laws (LAWS, 1980), também conhecido como energia da textura, consiste na convolução da imagem com vários filtros. Segundo SHAPIRO (2001), os resultados com os filtros de Laws e a matriz de co-ocorrência superam as porcentagens de classificação e diminuem o custo computacional da operação. A finalidade desses filtros é destacar uma característica específica da textura. Como exemplo, uma convolução da imagem será destinada para características de bordas, outra para ondulação, rugosidade, etc. No final são obtidas nove máscaras.

As máscaras de filtro são representadas pelos vetores: $L_5(\text{nível}) = [1, 4, 6, 4, 1]$, $E_5(\text{borda}) = [-1, -2, 0, 2, 1]$, $S_5(\text{pontos}) = [-1, 0, 2, 0, -1]$, $R_5(\text{onda}) = [1, -4, 6, -4, 1]$. As máscaras de convolução 2D desses filtros são obtidas através da combinação dos pares de vetores, conforme mostra a Tabela 3.

As nove sub-imagens filtradas contêm informações específicas, de modo que este método pode ser combinado com técnicas estatísticas baseadas na matriz de co-ocorrência.

Tabela 3 – Combinações dos filtros de Laws

N	Combinação
1	L_5E_5/E_5L_5
2	L_5R_5/R_5L_5
3	L_5S_5/S_5L_5
4	E_5S_5/E_5S_5
5	E_5R_5/R_5E_5
6	S_5R_5/R_5S_5
7	S_5S_5
8	E_5E_5
9	R_5R_5

Fonte: (LAWS, 1980)

2.7.4 Matriz de Co-ocorrência

A matriz de co-ocorrência também conhecida como GLCM (Grey Level Co-occurrence Matrices) é uma matriz quadrada composta pelo número de combinações de níveis de cinza presente em uma imagem num determinado sentido. A distribuição dos valores da matriz depende da relação entre o ângulo (direção) e a distância dos pixels. As opções de graus de direção mais comuns na literatura são as que seguem: 0° , 45° , 90° , 135° . Esta matriz aproxima a probabilidade de distribuição conjunta de um par de pixels e pode ser simétrica ou assimétrica. Uma matriz simétrica significa que os mesmos valores ocorrem na parte oposta à diagonal. Como exemplo, o valor da célula (1,2) deve ser a mesma da célula (2,1) (PATHAK, 2013) e (BINO, 2012). Para expressar a matriz em termos de probabilidade, o número de vezes que o evento ocorre é dividido pelo número total de eventos possíveis, de acordo com a probabilidade definida a seguir:

$$P_{(i,j)} = \frac{V_{(i,j)}}{\sum_{i,j}^{N-1} V_{(i,j)}}, \quad (34)$$

em que μ_i e μ_j são as médias e σ_i e σ_j correspondem ao desvio padrão das linhas e das colunas, respectivamente.

Na matriz resultante, os elementos da diagonal principal representam os pares de pixels que não possuem diferenças nos níveis de cinza, de modo que quanto mais alto os valores da diagonal principal, então mais homogênea é a imagem. Se uma soma algébrica dos valores de cada célula da matriz de co-ocorrência é realizada, obtém-se como resposta a unidade. As matrizes de co-ocorrência contêm informações importantes sobre a textura da imagem, de forma que os padrões/características de textura podem ser calculados a partir dessa matriz. Para tanto, essas devem ser aplicadas nas equações descritivas, como as sugeridas por HARALICK (1973). Para o presente estudo, foram utilizadas quatro características estatísticas:

1. **Contraste**

$$\sum_{i,j} |i - j|^2 p(i, j), \quad (35)$$

2. **Correlação**

$$\sum_{i,j} \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)p(i, j)}{\sigma_i \sigma_j}, \quad (36)$$

3. **Energia**

$$\sum_{i,j} p^2(i, j), \text{ e} \quad (37)$$

4. **Homogeneidade**

$$\sum_{i,j} \frac{p^2(i, j)}{1 + |i - j|}, \quad (38)$$

em que μ_i e μ_j são as médias e σ_i e σ_j correspondem ao desvio padrão das linhas e das colunas, respectivamente. As características com base na matriz de co-ocorrência são calculadas no domínio espacial e consideram a natureza estatística da textura.

2.7.5 Classificadores

Uma forma de avaliar a qualidade dos conjuntos de atributos em relação à capacidade de separação das classes, é testar o desempenho de diferentes classificadores. Para este estudo foi utilizado um classificador clássico KNN e duas redes neurais: MLP e ELM.

2.7.5.1 *K-Vizinhos mais próximos (KNN)*

Algoritmo não paramétrico de classificação utilizado comumente pela simplicidade e bom desempenho. Para determinar a classe de um elemento que não pertença ao conjunto de treinamento, o classificador KNN procura K elementos do conjunto de treinamento que estejam mais próximos deste elemento desconhecido, ou seja, que tenham a menor distância. Estes K elementos são chamados de K-vizinhos mais próximos. Verifica-se quais são as classes desses K vizinhos e a classe mais frequente será atribuída à classe do elemento desconhecido.

2.7.5.2 *Perceptron multicamada (MLP)*

A rede MLP é estruturada em três tipos de camadas neurais: entrada, intermediária e saída. A camada de entrada é responsável por receber os estímulos do ambiente a ser classificado e conectá-los à camada intermediária, que tem a função de extrair a maioria das informações comportamentais da aplicação; esta por sua vez é conectada à saída que informa a que classe pertence a amostra recebida na entrada. O treinamento da

rede MLP é realizado mostrando em sua entrada exemplos do padrão que será aprendido. Cada amostra exibida produz uma resposta na saída, que é comparada com a desejada. Caso sejam diferentes, a rede irá gerar um erro que será utilizado para reajustar os pesos de conexão. O ajuste tem início na camada de saída e retorna à camada de entrada; este algoritmo de treinamento é nomeado de backpropagation (propagação reversa) (POLO and MARTINEZ, 2015). A função de ativação normalmente utilizada na rede MLP é a sigmóide.

2.7.5.3 Máquina de aprendizado extremo (ELM)

O classificador ELM (*Extreme Learning Machine*) (GUANG-BIN, 2006) é uma rede neural artificial do tipo *feedforward* que contém duas camadas, uma oculta e outra de saída (CAMBRIA and Victor C.M. Leung, 2013). A essência do ELM é que os pesos da camada oculta não necessitam ser calculados, ou seja, a camada não precisa ser treinada. Os valores iniciais podem ser independentes dos dados de treinamento. Geralmente estes são valores aleatórios e os pesos de saída são calculados pelo método dos mínimos quadrados. Esta técnica proporciona maior desempenho ao processo. Quanto maior o número de neurônios na camada oculta, o sistema terá mais liberdade e pode ser adaptado de forma adequada aos dados de treinamento. Ao mesmo tempo, essa condição pode provocar a situação de *overfitting*, fazendo com que o sistema perca a capacidade de generalização.

2.8 Considerações Finais

Toda a revisão teórica utilizada no trabalho foi tratada brevemente neste capítulo. As Seções 2.1, 2.2 e 2.3 contêm conceitos relacionados com os Metais, os Aços e a Metalografia, com o objetivo de melhorar o entendimento do tema e sustentar a importância da primeira parte do estudo. Os conceitos, equações e estrutura dos materiais compostos foram revisados nas Seções 2.4 e 2.5, que também contêm informação sobre tensores de orientação e as características das fibras. O pré-processamento de imagens teve lugar na Seção 2.6, onde foram detalhados temas como filtragem, morfologia matemática e segmentação, utilizados para as duas partes do estudo. Finalmente, na Seção 2.7 contêm informação sobre as técnicas de reconhecimento de padrões que formaram parte do trabalho.

O próximo capítulo é a parte medular deste trabalho, pois descreve de forma sistemática as técnicas e métodos utilizados para o desenvolvimento das propostas apresentadas. O diagrama metodológico construído para cada parte resume o processo empregado, que posteriormente será detalhado descrevendo os dados e parâmetros usados para cada caso.

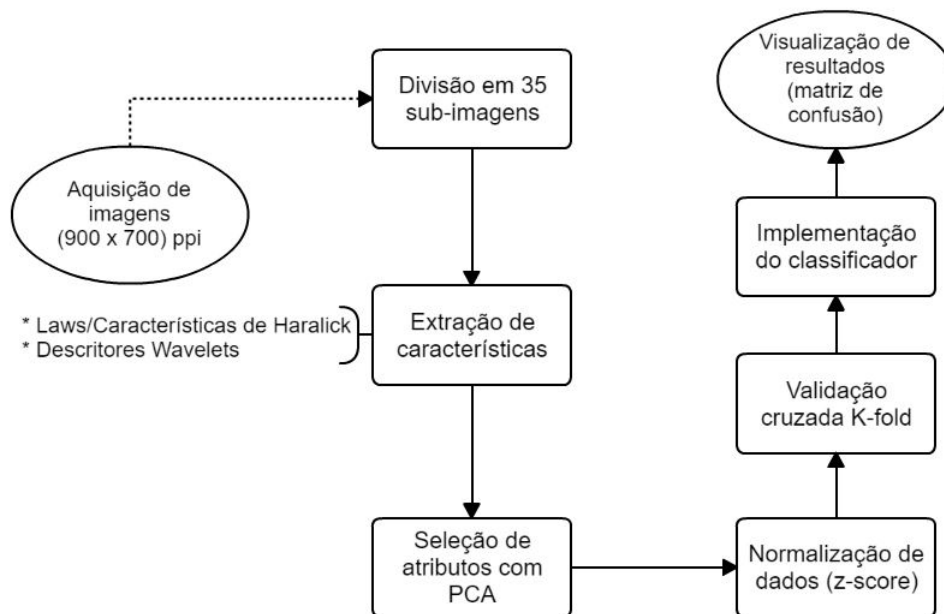
3 METODOLOGIA

O presente capítulo descreve a metodologia utilizada no trabalho. Por se tratar de objetivos diferentes para a análise de cada tipo de material, neste capítulo está dividido em duas partes. Na primeira parte será tratado o processo de identificação metalográfica com explanação de cada um dos passos. A segunda parte corresponde à análise de imagens de materiais compostos (PP-GAK).

PARTE I: IDENTIFICAÇÃO METALOGRÁFICA

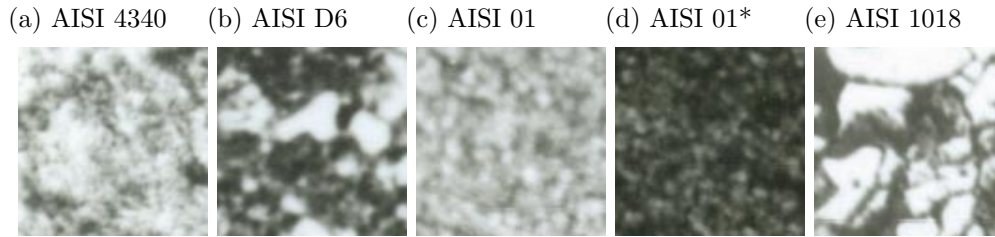
A Figura 12 contém de forma resumida os passos da metodologia proposta. Inicia-se com a aquisição de imagens com dimensões aproximadas de 900x700 ppi (pixels por polegada), sendo um total de 15 imagens (três imagens por classe) que com o objetivo de aumentar a base de imagens e diminuir o tempo de processamento, são subdivididas em 35 partes cada uma. Posteriormente são aplicadas as técnicas de extração de características através do método de Laws com características de Haralick e paralelamente os descritores Wavelet. O tratamento destas características é desenvolvido com aplicação do PCA e normalização z-score para finalmente selecionar um método de validação cruzada e implementar os classificadores sobre a base de dados. Os resultados serão apresentados em matrizes de confusão para facilitar a visualização de acertos e falsos positivos.

Figura 12 – Metodologia Proposta



Fonte: Elaborado pelo Autor.

Figura 13 – Microestrutura dos materiais utilizados



Fonte: Elaborado pelo Autor.

3.1 Aquisição de Imagens (900x700 ppi)

As imagens utilizadas neste trabalho foram fornecidas pelos pesquisadores do GiMaT (Grupo de Investigación en Nuevos Materiales y Procesos de Transformación) da Universidade Politécnica Salesiana de Cuenca-Ecuador.

A metodologia utilizada para a obtenção de microfotografias é um processo que requer muito cuidado na sua preparação. O objetivo principal desta etapa é a obtenção de uma superfície plana e lisa, semelhante a um espelho. Essas amostras são submetidas a um ataque químico com Nital 2 (solução de álcool e ácido nítrico a 2%), que revela a microestrutura do aço, tornando visível a presença de perlita na ligação. O microscópio utilizado foi de luz refletida e fornecido por Olympus com resolução de [200 - 600 ppi] para uso acadêmico.

A Tabela 13 mostra as imagens adquiridas de todas as classes. Nelas pode se visualizar a microestrutura de cada material utilizado neste trabalho.

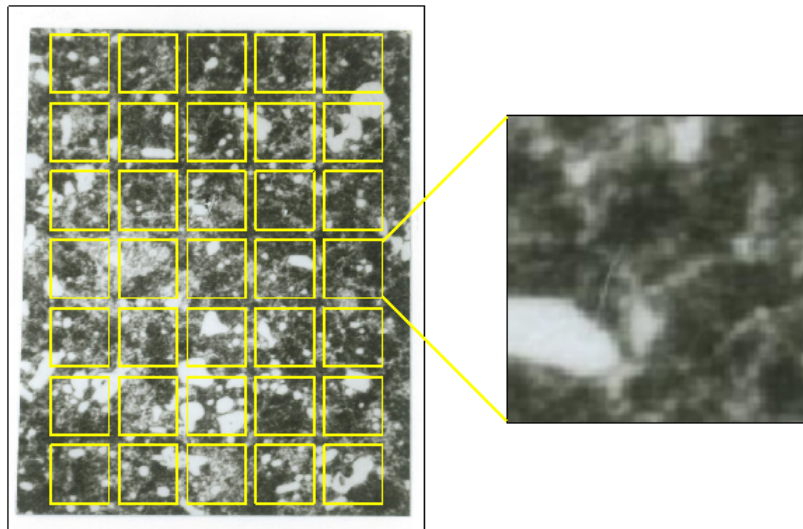
O ponto de partida desta análise são imagens físicas que fazem parte de um atlas padrão usado para a diferenciação visual dos componentes dos aços. Para este trabalho, foi realizada a digitalização das imagens em questão. Inicialmente, assumiu-se três imagens por cada tipo de aço (aproximadamente 900x700 pixels de dimensão), com as seguintes características:

- Uma imagem com uma resolução de 200ppi;
- Uma imagem contendo o centro da amostra com 600 ppi de resolução;
- Uma imagem contendo a periferia da amostra a 600 ppi.

3.2 Divisão em 35 subimagens

Com o objetivo de aumentar a quantidade de amostras e diminuir o custo computacional, cada uma das imagens foi dividida em 35 sub-imagens de 100x100, conforme mostra a Figura 14. Após esse procedimento, foram obtidas 105 imagens por classe, formando uma base total de 525 imagens.

Figura 14 – Divisão da imagem



Fonte: Elaborado pelo Autor.

3.3 Extração de características

Para diferenciar os tipos de aço utilizando visão computacional, é preciso levar a informação contida na imagem a uma linguagem compatível com o classificador, ou seja, extrair dados numéricos que representem as características da imagem. Para este caso em particular, foram utilizados dois processos de extração de características para posteriormente avaliar os resultados obtidos.

3.3.1 Aplicação do método de Laws e características de Haralick

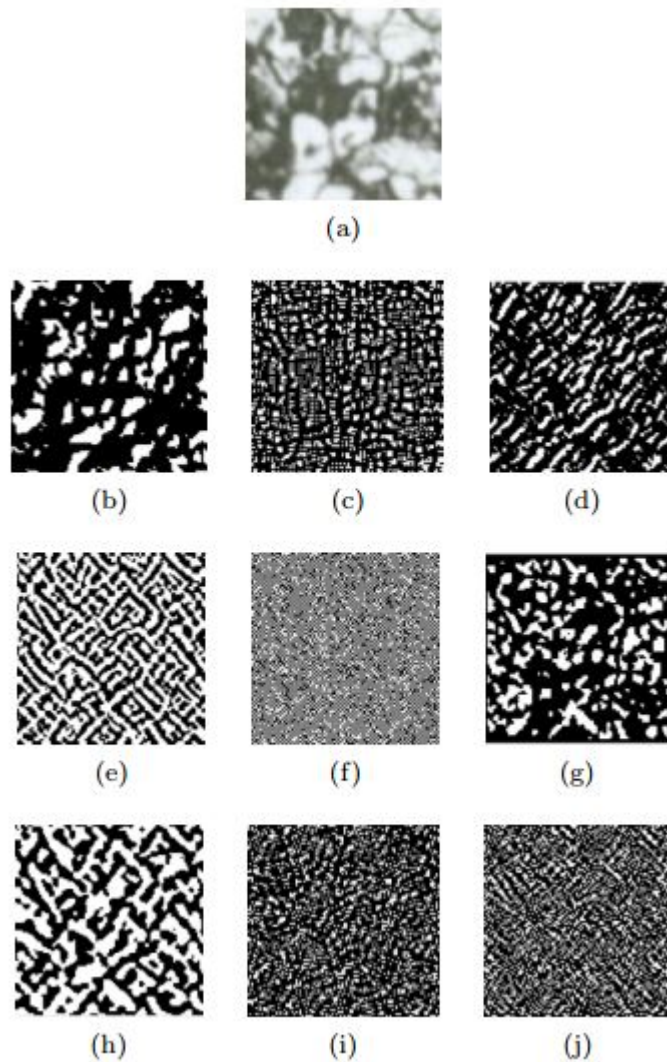
Como foi explicado no Capítulo 2, os filtros de textura de Laws são obtidos a partir da convolução da imagem com vários filtros, destacando assim, características de rugosidade, bordas, ondulação, etc., presentes na imagem. Ao aplicar o método de Laws foram geradas nove sub-imagens filtradas com informação específica segundo a Tabela 4, como mostra a Figura 15.

Tabela 4 – Combinações dos filtros de Laws

N	Combinação
1	L_5E_5/E_5L_5
2	L_5R_5/R_5L_5
3	L_5S_5/S_5L_5
4	E_5S_5/E_5S_5
5	E_5R_5/R_5E_5
6	S_5R_5/R_5S_5
7	S_5S_5
8	E_5E_5
9	R_5R_5

Fonte: (LAWS, 1980)

Figura 15 – Resultados da aplicação dos filtros de Laws na imagem 15(a). As imagens 15(b), 15(c), 15(d), 15(e), 15(f), 15(g), 15(h), 15(i) e 15(j) foram obtidas a partir da aplicação dos filtros



Fonte: Elaborado pelo Autor.

De cada uma das subimagens resultantes da aplicação dos filtros de textura de Laws, foram extraídas as características de Haralick que se encontram baseadas na matriz de co-ocorrência.

A matriz de co-ocorrência contém informações muito importantes sobre a textura da imagem pois relaciona cada um dos pixels com seus vizinhos. Para cobrir toda a vizinhança, é preciso gerar quatro matrizes simétricas de co-ocorrência, onde cada uma delas é obtida por um ângulo diferente (0° , 45° , 90° e 135°). Outro parâmetro é a distância, que neste trabalho foi utilizado o valor igual a 1.

Em resumo, de cada uma das sub-imagens foram extraídos os filtros de textura de Laws gerando 9 imagens filtradas. Por sua vez, de cada imagem filtrada foram obtidas quatro matrizes de co-ocorrência para cobrir toda a vizinhança e de cada matriz foram extraídas quatro características de Haralick, obtendo no final, um vetor de 144 atributos.

3.3.2 Descritores Wavelet

De cada sub-imagem foram extraídas as características de energia, entropia e média aplicadas a distintos tipos de Wavelets mãe. Foram utilizados três níveis de decomposição e três características em cada nível de decomposição, gerando assim um vetor de 27 atributos. As famílias avaliadas foram: Daubechies, Coiflets, Symlets, Fejer-Korovkin, Discrete Meyer, Biorthogonal e Reverse Biorthogonal.

3.4 Seleção de atributos com PCA

Com a definição das características das imagens, deve-se avaliar como elas contribuem para a classificação. Para os casos em que o vetor de atributos possui uma grande quantidade de características é aconselhável utilizar técnicas que possibilitem um melhor desempenho na utilização de tais vetores, como por exemplo, a técnica de análise de componentes principais (*Principal Component Analysis - PCA*). Essa técnica converte um conjunto de variáveis correlacionadas em um subconjunto com variáveis independentes que representam a maior parte da informação. Tal procedimento é realizado através de combinações lineares entre as variáveis originais assumindo que o conjunto de entrada tem componentes correlacionadas (SANDOVAL, 2015). No vetor de atributos obtido, foi aplicada a técnica PCA. Das 144 componentes principais resultantes da aplicação dos filtros de Laws e Haralick, foram utilizadas apenas as 25 primeiras e no caso dos descritores Wavelet o número de componentes passou de 27 a 12.

3.5 Normalização dos dados (z-score)

Para colocar todos os dados do vetor de características no mesmo intervalo, independentemente da unidade de medida, foi aplicada a normalização z-score que utiliza medidas estatísticas (média e desvio padrão) para centralizar e normalizar os dados de cada amostra:

$$\vec{z} = \frac{\vec{v} - \mu(\vec{v})}{\sigma(\vec{v})}. \quad (39)$$

em que \vec{z} indica o vetor de dados normalizados, \vec{v} é o vetor de dados originais, $\mu(\vec{v})$ é a média do vetor de atributos e $\sigma(\vec{v})$ representa o desvio padrão do vetor.

3.6 Validação cruzada

Os métodos de validação cruzada permitem obter um algoritmo que consiga generalizar os resultados para dados que não foram utilizados no processo de treino, permitindo estimar o erro do método de aprendizado. Para isso, comumente a base de dados é dividida em dois grupos, um de treinamento que é utilizado para treinar o modelo

e outro de teste que verifica a eficiência do método com novos dados. Uma das técnicas mais utilizadas para o cruzamento é o K-fold.

O K-fold divide a base de dados em K grupos. Um desses grupos é destinado para teste e os outros para treino, diminuindo assim a probabilidade de *overfitting*. O valor de K pode variar desde 2 até N. No caso de K=N, o método de validação recebe o nome de *leave-one-out*. Neste trabalho foi utilizado um valor de K=5. Portanto, o grupo de treinamento tinha 420 amostras e o teste era realizado com 105 amostras. As amostras de cada grupo eram constantes, mas para garantir que pelo menos uma vez cada amostra seja considerada no grupo de teste, foram realizados 5 processos de classificação onde em cada processo o grupo de teste era distinto dos anteriores.

3.7 Implementação de Classificadores

Com o grupo de teste e treinamento definidos e o vetor de características de 25 atributos padronizados para os filtros de textura de Laws e características de Haralick e 12 atributos para os descritores de Wavelet, o seguinte passo foi aplicar um classificador. Foram testados três tipos de classificadores:

3.7.1 KNN (*K-Nearest Neighbors*,)

- Quantidade de vizinhos: 25
- Distância: Euclidiana.

A quantidade de vizinhos avaliados para determinar o resultado da classificação foi determinada a partir do método de tentativa e erro, destacando o fato de que o K pequeno pode permitir o aparecimento de ruído e o K grande da robustez a técnica, mas com o risco de criar *overfitting*.

3.7.2 MLP (*Multilayer Perceptron*,)

- Camadas ocultas: 1
- Neurônios na camada oculta: 15
- Neurônios na camada de saída: 5
- Épocas: 20

3.7.3 ELM (*Extreme Learning Machine*)

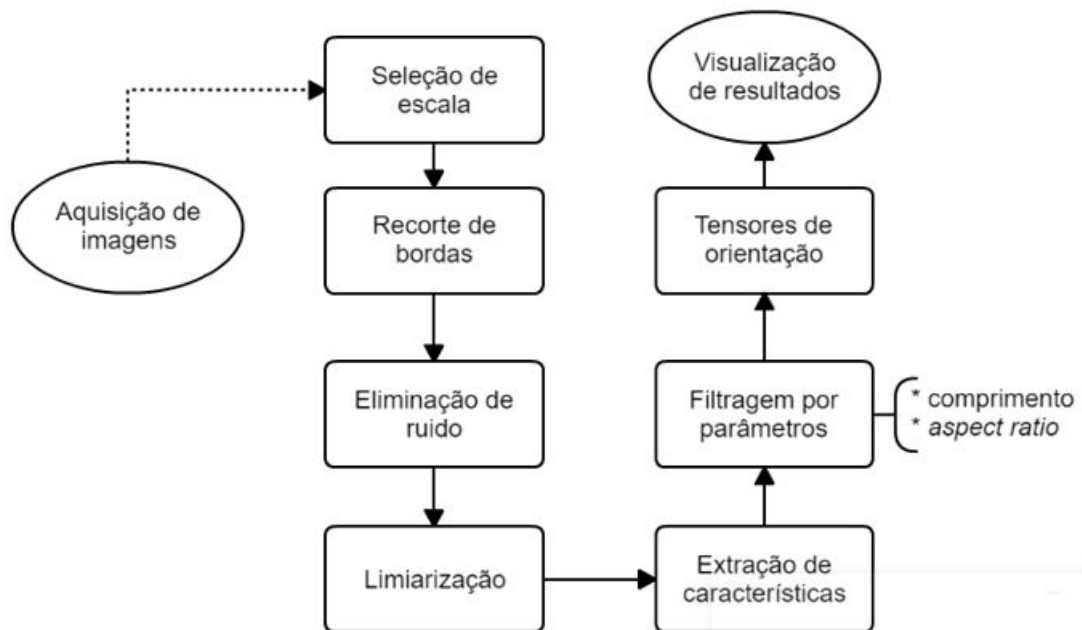
- Distribuição: Gaussiana
- Neurônios na camada oculta: 93
- Neurônios na camada de saída: 5

Para a classificação dos dados com redes neurais e com o KNN, foram utilizadas 20 execuções e posteriormente obtida a média dos resultados devido a sua origem aleatória.

PARTE II: ORIENTAÇÃO DE FIBRAS

O diagrama da Figura 16 corresponde ao processo proposto para determinar a orientação das fibras e os tensores. Como passo inicial está a preparação da amostra e a aquisição das imagens realizada com um microscópio especializado para o processo. É necessário determinar o valor de escala, devido a que medidas de comprimento e largura são calculadas em função desta variável. Como as imagens obtidas não seguem nenhum padrão, é obrigatório estabelecer os limites da área que contém informação válida para posteriormente eliminar o ruído e limiarizar a imagem. Com a imagem binarizada o seguinte passo é a extração de características geométricas de cada uma das fibras que a compõem. Segundo o método de elaboração das amostras, aspectos como o comprimento máximo, mínimo e a relação de aspecto são definidos para filtragem. Com os valores de inclinação das fibras válidas são calculados os tensores de orientação e ângulo preferencial que podem ser utilizados para estudos mecânicos do material.

Figura 16 – Metodologia Proposta da parte II



Fonte: Elaborado pelo autor

3.8 Aquisição de imagens

Estas imagens também foram fornecidas pelos pesquisadores do GiMaT. O processo de formação de novos compostos requer um material de reforço que neste caso é a *Guadua Angustifolia Kunth* (GAK) e a matriz (polipropileno homopolímero H-306), que devem possuir boa adesão entre elas. Para isso é necessária a aplicação de tratamentos

superficiais que garantem a obtenção de propriedades mecânicas específicas. Posteriormente, foi aplicado o método de moldagem por injeção. Neste passo normalmente acontece a mudança da orientação ou quebra das fibras.

As imagens foram capturadas através da microscopia óptica de reflexão com o microscópio BX51M e uma câmera digital DP 72 de marca *Olympus* com ampliação de 5x. Com o objetivo de obter o campo completo de análise, foi utilizada a ferramenta de aquisição de imagens combinadas (MIA), que permite obter capturas individuais de posições adjacentes e combinar todas elas numa imagem só.

A Figura 17 corresponde à imagem original, resultante da combinação de trinta capturas independentes que são quase imperceptíveis e sua forma de obtenção não modifica a qualidade da imagem final.

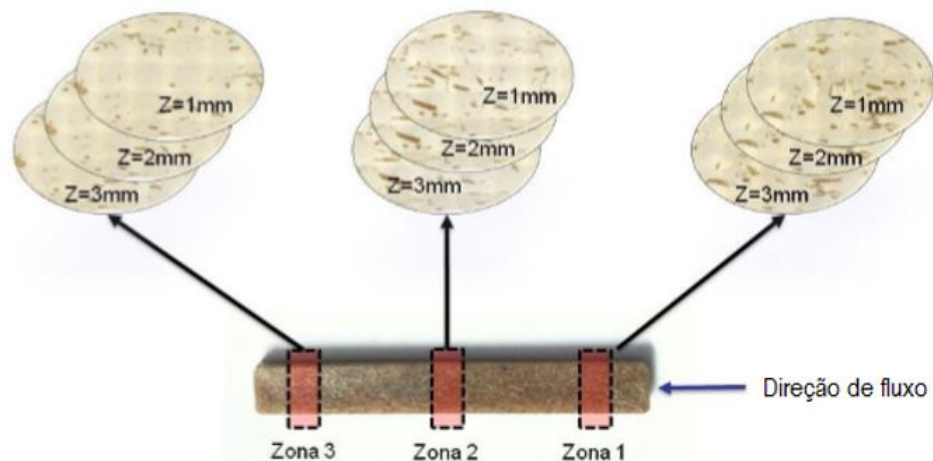
Figura 17 – Aquisição de Imagens Combinadas (MIA) matriz 6x5



Fonte: Elaborado pelo Autor.

Foram elaboradas duas amostras a 30% de concentração em volume de fibras. De cada uma das amostras foram obtidas nove imagens para conhecer a direção do fluxo durante o processo de injeção. A Figura 18 detalha as zonas e profundidade da amostra de onde foram obtidas as imagens que têm uma distribuição perpendicular à direção de fluxo.

Figura 18 – Zonas e profundidades de aquisição de imagens



Fonte: (FAJARDO, 2015)

3.9 Seleção de escala

É necessário determinar quantos pixels unidimensionais representam por feito 1 mm na imagem devido a que este dado é importante no momento de calcular as características geométricas das fibras. Para isso, cada umas das imagens originais contém uma barra de representação da medida real, como é mostrada na Figura 19.

Figura 19 – Escala das imagens



Fonte: Elaborado pelo Autor.

3.10 Recorte e ajuste do ângulo da imagem

É preciso eliminar as bordas e em alguns casos fazer ajustes no ângulo da imagem original até obter a borda superior completamente reta [Figura 20 (a) e (b)], pois o método de aquisição não garante sua orientação. O limite do recorte foi estabelecido visualmente deixando para a análise posterior uma área livre de bordas irregulares. Este processo foi realizado para cada imagem porque as bordas não estabeleciam um padrão para recorte.

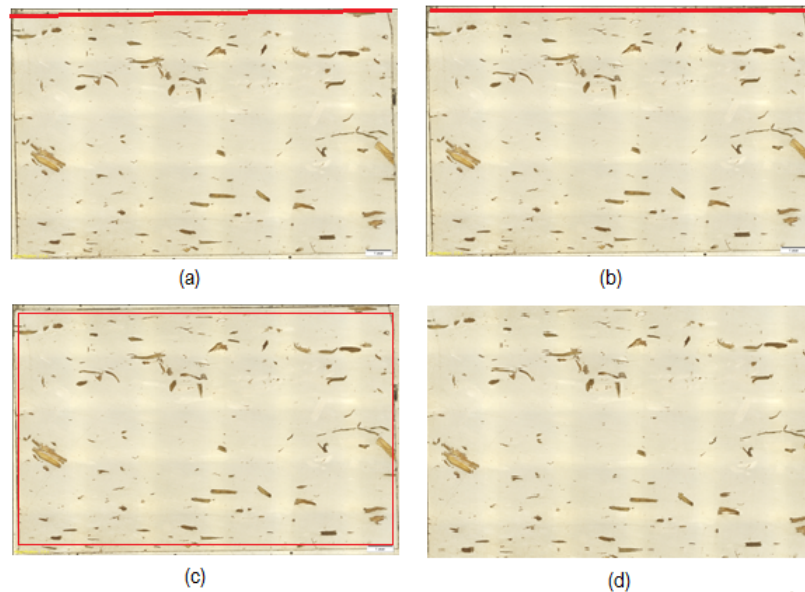
3.11 Eliminação de ruído

Depois de ter selecionado a área de análise através do recorte da imagem, é preciso mudar de formato para trabalhar com a imagem em escala de cinza. Para eliminar ruído ou partículas de fibras muito pequenas que não ajudam na análise, foram testadas algumas alternativas de filtragem. Por se tratar de uma análise essencialmente de características morfológicas, métodos como a erosão ou dilatação modificavam a forma das fibras. Por esse motivo não são ferramentas válidas para este trabalho.

Agora, com a aplicação da reconstrução por erosão, o resultado melhorou notavelmente devido a que, através da erosão se filtram as fibras pelo tamanho e o que fica são as sementes para a reconstrução. Foi selecionado um elemento estruturante tamanho 2, na forma de diamante. A Figura 21 mostra a diferença de filtragem com os métodos testados. Casos como esses foram parte do critério de decisão do método.

Como é visível na Figura 21, existem objetos que devido a diferença de intensidade dos pixels ou outro tipo de interferências, no momento da filtragem são reconhecidos

Figura 20 – Recorte e ajuste de ângulo das imagens (a) referência de inclinação, (b) imagem inclinada, (c) referência de corte, (d) imagem recortada, área de análise



Fonte: Elaborado pelo Autor.

como um conjunto de elementos e não uma fibra só. Aplicando reconstrução por erosão esse problema é resolvido na maioria dos casos e, o mais importante, conserva a morfologia própria do objeto, por isso foi selecionado como o método adequado para filtragem das imagens.

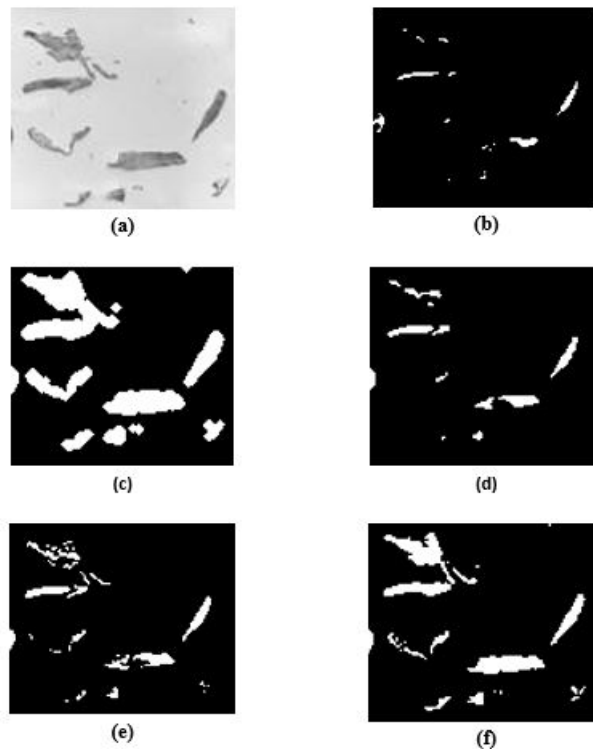
3.12 Limiarização

Neste passo, foi determinado o limiar com ajuda do histograma da imagem como o que é mostrado na Figura 22. A parte vermelha é aproximadamente o intervalo do valor do limiar. Existe uma técnica que entrega automaticamente o valor do limiar, é a denominada método de Otsu, que trabalha maximizando a variância entre as classes através de busca exaustiva.

3.13 Extração de características método das Elipses

Foram isolados os objetos da imagem para obter as características de forma. Os atributos extraídos com ajuda do comando *regionprops()* de MATLAB foram comprimento, largura e orientação. Com esses valores é possível plotar a elipse equivalente a cada fibra. A Figura 23 contém exemplos do método aplicado.

Figura 21 – Resultados de filtragem (a) original, (b) erosão, (c) dilatação, (d) filtro de mediana, (e) reconstrução por abertura, (f) reconstrução por erosão



Fonte: Elaborado pelo Autor.

3.14 Filtragem por parâmetros de comprimento e relação de aspecto

Na primeira filtragem o ruído é eliminado, mas ainda há presença de objetos que não podem ser considerados fibras. Para filtrar esses objetos é preciso aplicar restrições, sendo a principal restrição correspondente à relação de aspecto que é a relação existente entre o comprimento e a largura.

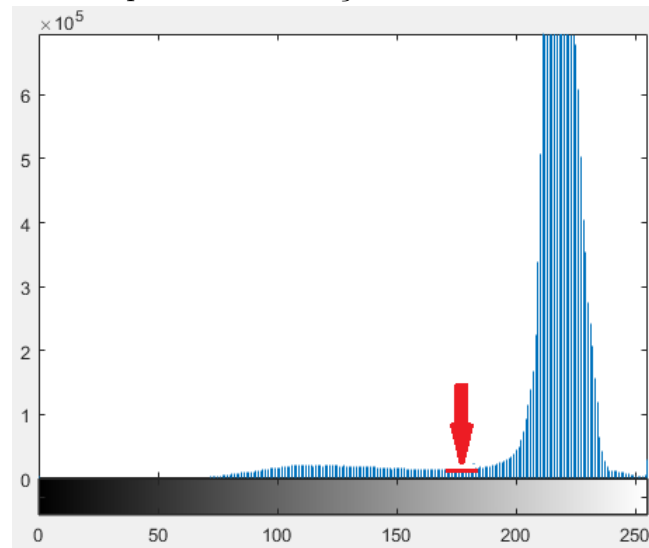
Objetos com relação de aspecto superior a 2,5 (FAJARDO, 2015) são considerados fibras e os outros são partículas. Uma nova restrição corresponde ao limite de comprimento que foi definido inicialmente em $80 \mu m$. Estes dados podem variar dependendo do processo de conformação do material.

A Figura 24 mostra o resultado da filtragem. Os objetos vermelhos são aqueles que cumprem com as condições descritas anteriormente e os objetos brancos não são parte da análise.

3.15 Determinação de tensores de orientação

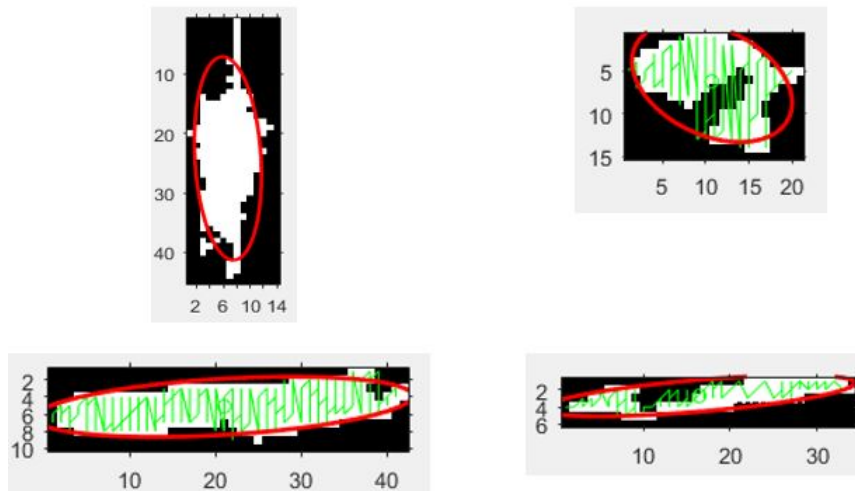
Depois de analisar cada uma das fibras válidas presentes na imagem, é preciso conhecer a influência da sua orientação no comportamento mecânico do material. O algoritmo para análise dos tensores foi desenvolvido somente com os valores de orientação

Figura 22 – Exemplo de limiarização



Fonte: Elaborado pelo Autor.

Figura 23 – Aplicação do método das elipses



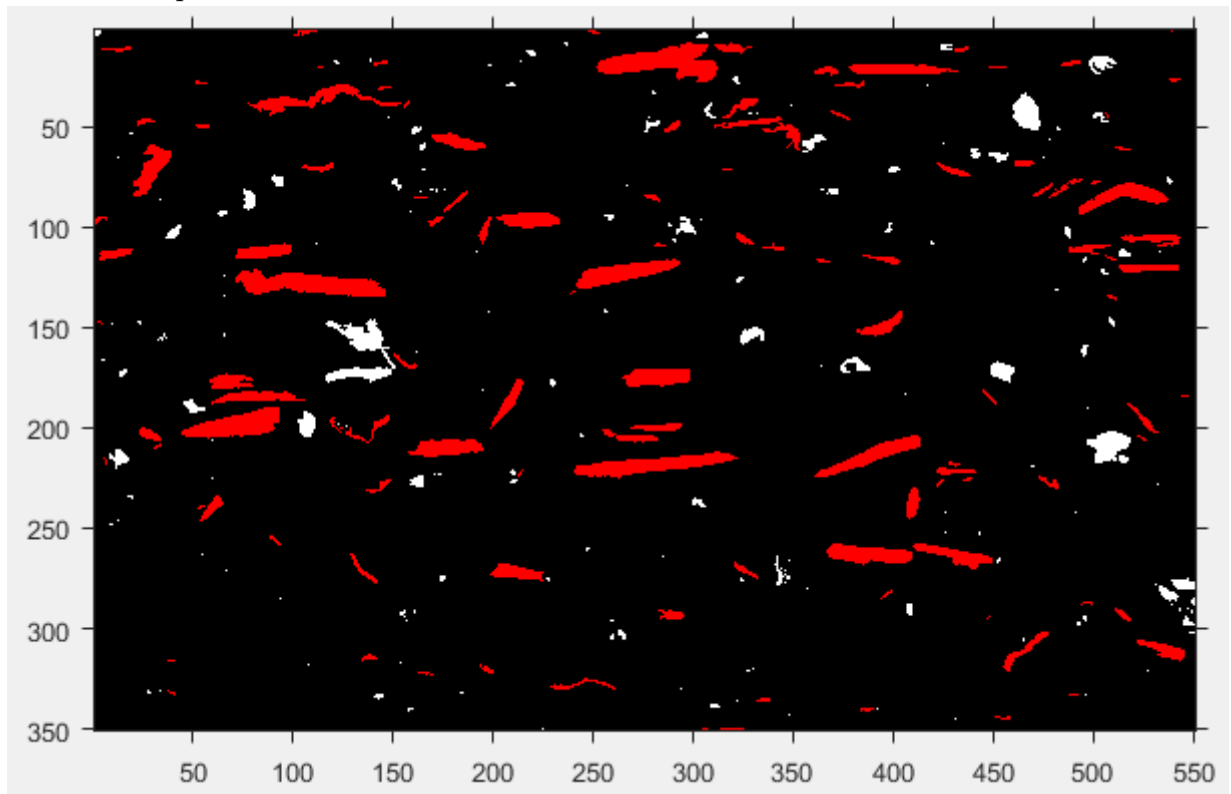
Fonte: Elaborado pelo Autor.

das fibras condicionadas. A matriz de tensores de segunda ordem é de dimensões 3×3 porque serve para análise com projeção em 3D. No caso de análise planar, somente 4 componentes são obtidos, deixando em branco os outros espaços.

A importância da análise dos tensores de orientação radica em que o material é mais rígido e forte na direção de maior orientação e mais frágil e flexível na direção de menor orientação. A Figura 25 contém o resumo do parâmetro de orientação geral, o estado de orientação das fibras e a matriz dos tensores planares para cada caso.

O valor de a_{11} indica a tendência de orientação das fibras. Se esse valor é maior do que 0,7 significa que as fibras seguem a direção de fluxo de injeção. Quanto maior esse valor, mais alinhadas com a direção do fluxo estarão as fibras. Da mesma forma, o ângulo preferencial entrega o valor de inclinação de todas as fibras da imagem utilizando a diagonal principal da matriz dos tensores.

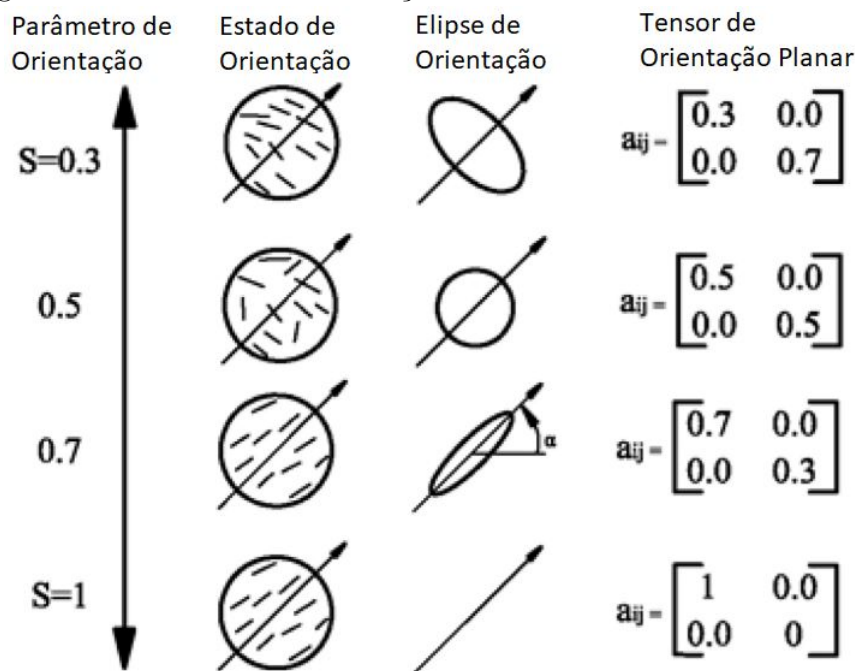
Figura 24 – Filtragem por parâmetros de comprimento e relação de aspecto



Fonte: Elaborado pelo Autor.

A Figura 26 mostra as imagens padrão utilizadas no trabalho. Iniciou-se com três imagens padrão com distribuição de fibras nos intervalos: -10° a 10° (a), 35° a 145° (b) e 80° a 100° (c), cobrindo desta forma todas as possíveis orientações de fibra.

Figura 25 – Tensores de orientação



Fonte: (FAJARDO, 2015).

4 RESULTADOS

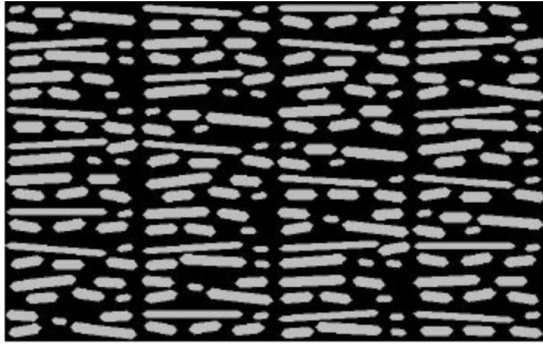
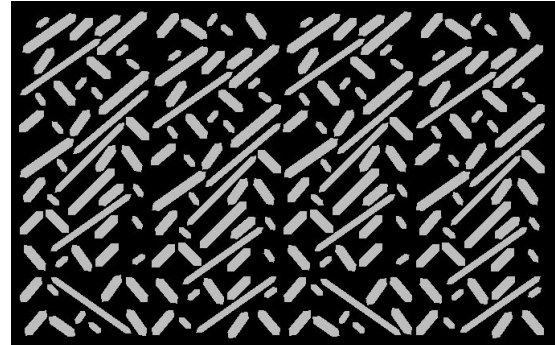
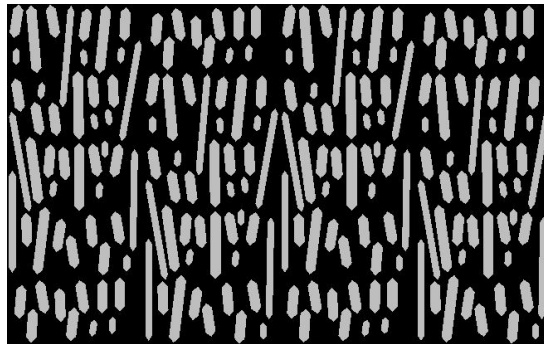
Este capítulo contém os resultados das análises realizadas com as imagens. Para a identificação metalográfica, são mostradas as porcentagens de acerto obtidas com a aplicação de alguns tipos de características e classificadores. A Seção 4.2 contém os resultados da análise de imagens padrão que simulam as fibras de um material composto, com características geométricas previamente conhecidas para avaliar a funcionalidade do algoritmo desenvolvido. Finalmente na Seção 4.3 são mostrados os resultados obtidos com as imagens do compósito PP-GAK, realizando um comparativo entre os resultados do método proposto e os dados obtidos do software Stream Essential de Olympus.

4.1 Identificação metalográfica dos aços

A **identificação dos aços** proposta na primeira parte deste trabalho é uma experimentação *in situ* que não requer ferramentas ou equipamentos especializadas para obter as imagens. O processo de obtenção de características foi realizado por alguns métodos e posteriormente aplicado o classificador para conhecer a taxa de acerto em cada caso.

Aplicando LBP (*local binary pattern*) e classificando com MLP, a média do acerto foi de 75.71% em 1.65s. Com filtros de Gabor e MLP foi obtido um acerto de 42.95% em 1,04s. Com as características obtidas da aplicação dos filtros de textura de Laws e Haralick, foram testados os classificadores KNN, MLP e ELM. Com o KNN a taxa de acerto foi 78% com tempo de processamento de 2,43s. Aplicando o MLP o acerto foi

Figura 26 – Imagens padrão para diferentes intervalos de orientação

(a) Imagem com fibras no intervalo -10° a 10° (b) Imagem com fibras no intervalo 35° a 145° (c) Imagem com fibras no intervalo 80° a 100° 

Fonte: Elaborado pelo Autor

de 90% em 68,7s e com ELM o acerto foi de 91% em 7,1s. Com os descritores Wavelets da tabela 5 utilizando MLP o acerto foi superior a 90% em todos os casos e com ELM a taxa de acerto diminuiu a 83%. Como a taxa de acerto para todas as famílias wavelet testadas foi superior a 91%, foi selecionada a família Daubechies para gerar a matriz de confusão.

Tabela 5 – Descritores wavelets e MLP

Tipo	N. Camadas	N. Neurônios	Taxa acerto	Tempo
Daubechies	1	15	91,71%	2,60
Coiflets	1	15	91,90%	2,97
Symlets	1	15	91,90%	3,21
Fejer-Korovkin	1	15	91,19%	2,60
Discrete Meyer	1	12	91,81%	2,93
Biorthogonal	1	12	91,33%	2,68
Reverse Biorthogonal	1	12	91,71%	2,88

Fonte:Elaborado pelo autor

Com os melhores resultados, foi gerada uma matriz de confusão para cada caso. Nela, é mostrada a quantidade de amostras classificadas corretamente, as classes onde acontece a maior confusão e a taxa de acerto para cada classe. A Tabela 6 corresponde às características com filtros de textura de Laws e Haralick classificadas com ELM e a

Tabela 7 é gerada com descritores Wavelets e MLP.

Tabela 6 – Matriz de confusão obtida com filtros de textura de Laws e ELM.
*material retificado

AISI 4340	AISI D6	AISI 01*	AISI 01	AISI 1018	Taxa acerto	Classe Real
206	0	3	1	0	98,10%	AISI 4340
1	165	12	31	11	75,00 %	AISI D6
0	0	199	1	0	99,50%	AISI 01*
23	5	6	176	0	83,81%	AISI 01
0	6	0	1	203	96,67%	AISI 1018

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 7 – Matriz de confusão obtida com descritores Wavelets e MLP
*material retificado

AISI 4340	AISI D6	AISI 01*	AISI 01	AISI 1018	Taxa acerto	Classe Real
192	7	1	4	1	93,66%	AISI 4340
9	174	0	8	16	84,06 %	AISI D6
7	0	208	0	1	96,30%	AISI 01*
21	1	2	186	0	88,57%	AISI 01
0	9	0	0	203	95,75%	AISI 1018

Fonte: Elaborado pelo autor

As duas matrizes de confusão mostram que as maiores taxas de acerto correspondem aos aços: AISI 4340 (98,10%), AISI 01* (99,5%) e AISI 1018. A causa da variação está ligada aos acabamentos superficiais que esses tipos de aços possuem. O aço AISI 4340 foi submetido ao tratamento térmico de bonificação, que consiste em aplicar têmpera e revenido para organizar a estrutura molecular da borda. O aço AISI 01* é retificado e tem um acabamento superficial que garante a homogeneidade da estrutura molecular e o AISI 1018 tem um acabamento em frio.

4.2 Avaliação do algoritmo em imagens padrão

Para comprovar o desempenho do algoritmo desenvolvido para análises de fibras, foram utilizadas imagens padrão com características geométricas conhecidas previamente. As Tabelas 8, 9 e 10 mostram o comparativo entre os dados reais e os calculados de cada imagem. A Tabela 8 corresponde à imagem padrão que contém fibras no intervalo -10° a 10° ; 9 tem informação da imagem com fibras com orientação 35° a 145° e a Tabel 10 corresponde a fibras no intervalo 80° a 100° .

O resumo de todos os aspectos avaliados nas imagens padrão é mostrado na Tabela 11, que como pode se observar na coluna diferença, o erro absoluto para todo os casos é mínimo. O algoritmo identifica corretamente a quantidade de objetos presentes na imagem, a média da orientação apresenta uma diferencia de $1,57^\circ$, o ângulo preferencia mantén uma diferença de 0,2547. A componente mais importante da matriz de tensores

Tabela 8 – Comparação dados reais x calculados da imagem padrão no intervalo -10 a 10

ASPECTOS	D. REAIS	D. CALCULADOS	DIFERENÇA
Quantidade de Objetos	200	200	0
Média da orientação	75,70	78,40	2,69
Valor ângulo preferencial	0,0990	0,0936	0,0054
a_{11}	0,9870	0,9870	0,0000
a_{12}	0,0017	0,0016	0,0001
a_{22}	0,0130	0,0130	0,0000
Comprimento	12,2000	11,8993	0,3007
Largura	2,660	2,8005	0,1405

Fonte: Elaborado pelo Autor

Tabela 9 – Comparação dados reais x calculados da imagem padrão no intervalo 35 a 145

ASPECTOS	D. REAIS	D. CALCULADOS	DIFERENÇA
Quantidade de Objetos	200	200	0,00
Média da orientação	82,02	80,01	2,01
Valor ângulo preferencial	-42,4392	-43,1781	0,7389
a_{11}	0,4939	0,4944	0,0005
a_{12}	0,0682	0,0879	0,0197
a_{22}	0,5061	0,5056	0,0005
Comprimento	11,4000	11,1213	0,2787
Largura	2,9600	2,7096	0,2504

Fonte: Elaborado pelo Autor

de orientação é a_{11} com um valor de diferença de 0,0002. No caso do comprimento e a largura, a diferença do método proposto com os dados conhecidos mas imagens padrão é de 0,2807 e 0,1468 respectivamente.

É importante destacar que os valores de erro obtidos são menores aos encontrados na literatura segundo descreve-se em FAJARDO (2015).

As técnicas de pré-processamento são decisivas para determinar as características geométricas, sobretudo em objetos tão pequenos e aplicações de precisão como esta. Por esse motivo, foi considerada adequada a aplicação de erosão por reconstrução, porque elimina o ruído presente na imagem mantendo a forma original dos objetos. Mesmo assim, uma das causas da diferença dos valores corresponde à indefinição das bordas que em objetos pequenos têm maior influencia do que em objetos maiores.

4.3 Análises do compósito PP-GAK a 30% de concentração em volume

Uma vez conhecido o comportamento correto do algoritmo, procedemos a comparar os resultados obtidos com imagens próprias do composto, tomando como base o trabalho de FAJARDO (2015) realizado com as mesmas imagens utilizando o software comercial *Stream Essential* de Olympus (SSE).

Tabela 10 – Comparação dados reais x calculados imagem padrão intervalo 80 a 100

ASPECTOS	D. REAIS	D. CALCULADOS	DIFERENÇA
Quantidade de Objetos	200	200	0,00
Média da orientação	90,48	90,46	0,02
Valor ângulo preferencial	0,4759	0,4560	0,0199
a_{11}	0,0130	0,0131	0,0001
a_{12}	-0,008	-0,0077	0,0004
a_{22}	0,9870	0,9869	0,0001
Comprimento	12,0000	11,7373	0,2627
Largura	2,7096	2,6600	0,0496

Fonte: Elaborado pelo Autor

Tabela 11 – Resumo da comparação dados reais x calculados das imagens padrão

ASPECTOS	DIFERENÇA
Objetos	0
Média Orientação	1,57
Ângulo preferencial	0,2547
A_{11}	0,0002
A_{12}	0,0067
A_{22}	0,0002
Comprimento	0,2807
Largura	0,1468

Fonte: Elaborado pelo Autor

Os aspectos avaliados foram:

- Quantidade de Objetos analisados
- Média da orientação das fibras
- Valor a_{11}
- Valor a_{12}
- Valor a_{22}
- Valor ângulo preferencial

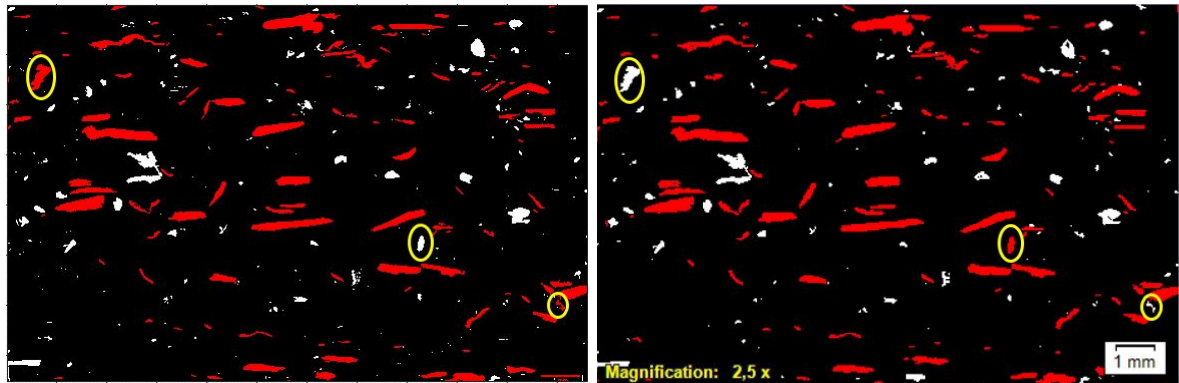
Inicialmente foi realizada uma comparação visual das fibras analisadas. A Figura 27(a) mostra a imagem obtida com a aplicação do algoritmo proposto e na Figura 27(b) o resultado da análise realizada com o software SSE. Os objetos marcados com vermelho em cada caso são considerados fibras devido a que cumprem com os parâmetros geométricos de restrição inicialmente dados, e os objetos de cor branca são aqueles que não formaram parte da análise. Como pode se observar nos elementos destacados de cor amarela, existiram objetos que num caso foram analisados e no outro caso não, isso pode acontecer devido à diferença do pré-processamento das imagens.

A Tabela 12 contém o resumo das porcentagens de similaridade correspondente as nove imagens para as amostras A e B com 30% de concentração em volume, conside-

Figura 27: Comparação de imagens analisadas

(a) Resultado método proposto

(b) Resultado software Stream Essential (SSE)



Fonte: Elaborado pelo Autor

rando como valores base os resultados de FAJARDO (2015). Segundo os dados obtidos, a diferença entre os dois métodos é baixa, sobretudo no valor de a_{11} (98,25%), ângulo preferencial (96,40%) e a média da orientação (96,09%), que são parâmetros importantes para determinar o comportamento mecânico do material.

Tabela 12 – Quadro geral das porcentagens de similaridade PP-GAK 30%

ASPECTOS	AMOSTRA A	AMOSTRA B	SIMILARIDADE
Quantidade de Objetos	89,68%	87,69%	88,69%
Média da orientação	95,43%	96,74%	96,09%
a_{11}	97,91%	98,60%	98,25%
a_{12}	91,83%	95,52%	93,68%
a_{22}	89,42%	92,04%	90,73%
Ângulo Preferencial	96,91%	95,89%	96,40%

Fonte: Elaborado pelo Autor

O resultado de cada um dos aspectos analisados por imagem é mostrado nas Figuras 28 e 30 para imagens da amostra A, e Figuras 29 e 31 para a amostra B, que segundo as zonas e profundidade anteriormente detalhadas, tem a nomenclatura:

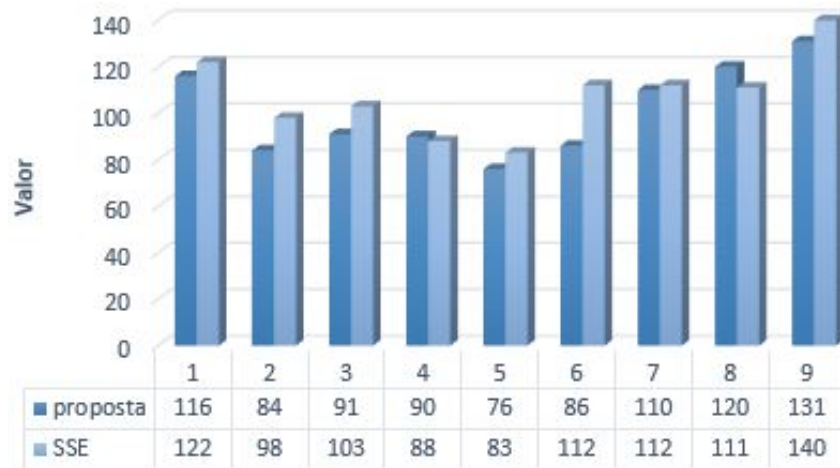
1. Z1-1 (Zona 1, profundidade 1mm)
2. Z1-2 (Zona 1, profundidade 2mm)
3. Z1-3 (Zona 1, profundidade 3mm)
4. Z2-1 (Zona 2, profundidade 1mm)
5. Z2-2 (Zona 2, profundidade 2mm)
6. Z2-3 (Zona 2, profundidade 3mm)
7. Z3-1 (Zona 3, profundidade 1mm)
8. Z3-2 (Zona 3, profundidade 2mm)
9. Z3-3 (Zona 3, profundidade 3mm)

As Figuras 28 e 29 correspondem a comparações quantitativas de características da imagem, como é a quantidade de objetos analisados em cada caso, a média da ori-

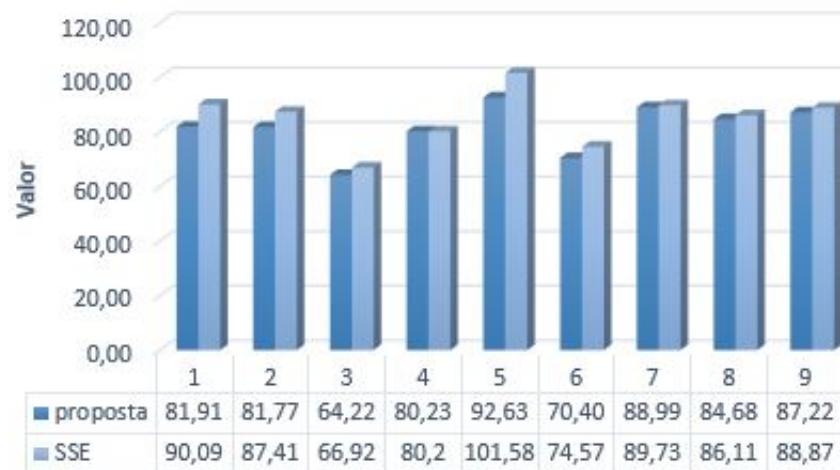
entação de todas as fibras e o ângulo preferente do conjunto. A diferença mostrada entre o algoritmo aplicado e o SSE é baixa, como pode ser observado nos valores apresentados nas mesmas gráficas. Se analisamos somente a variável a_{11} é possível notar que em todos os casos é maior do que 0,8 o que indica que as fibras se encontram alinhadas com a direção de fluxo do material. A dispersão apresentada oscila em mínimas proporções. As Figuras 30 e 31 contêm informação dos componentes da matriz de tensores com valores de similaridade superior a 90%.

Figura 28: Comparação de resultados PP-GAK a 30% de concentração. Amostra A

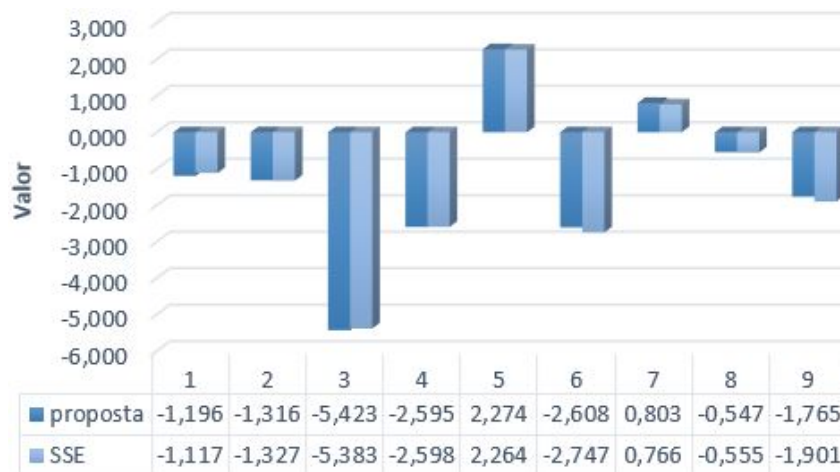
(a) Quantidade de Objetos PP-GAK 30%



(b) Média da orientação PP-GAK 30%



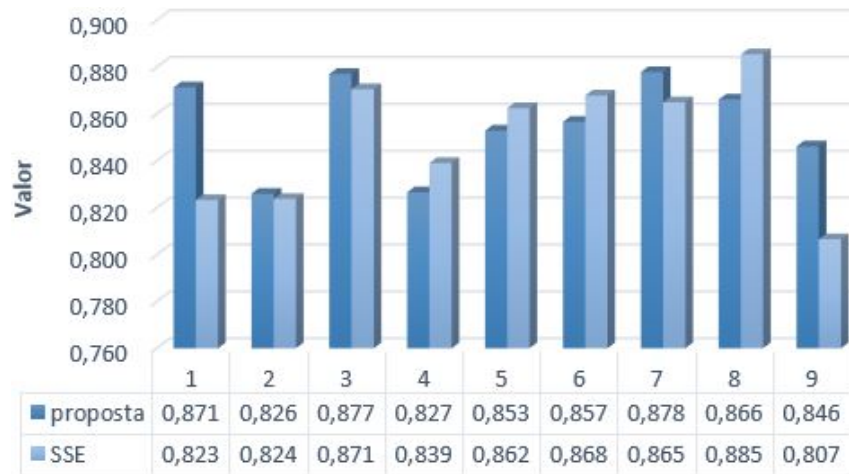
(c) Ângulo Preferencial PP-GAK 30%



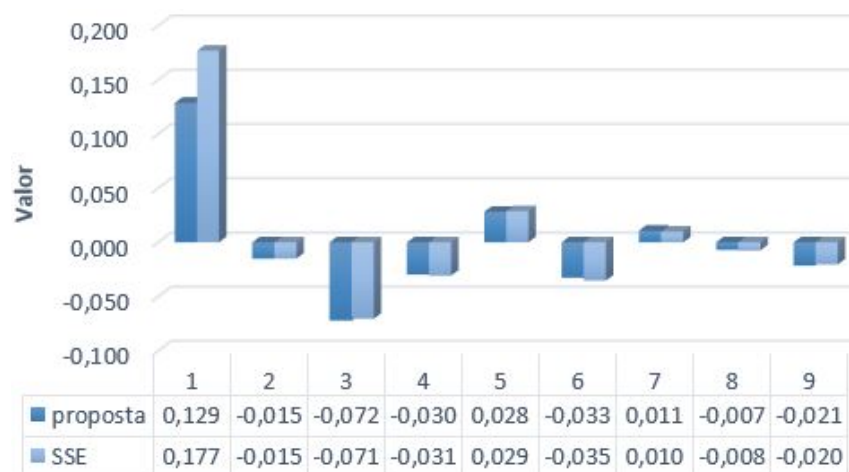
Fonte: Elaborado pelo Autor

Figura 29: Comparação de matriz de tensores PP-GAK a 30% de concentração.
Amostra A

(a) Valor A11 PP-GAK 30%



(b) Valor A12 PP-GAK 30%



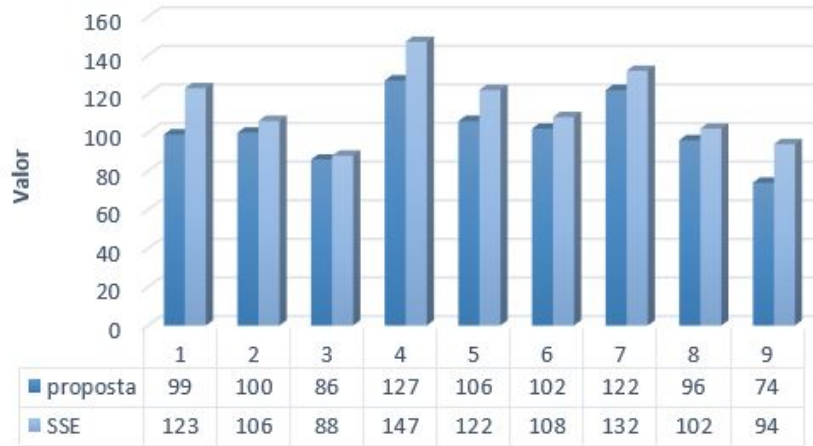
(c) Valor A22 PP-GAK 30%



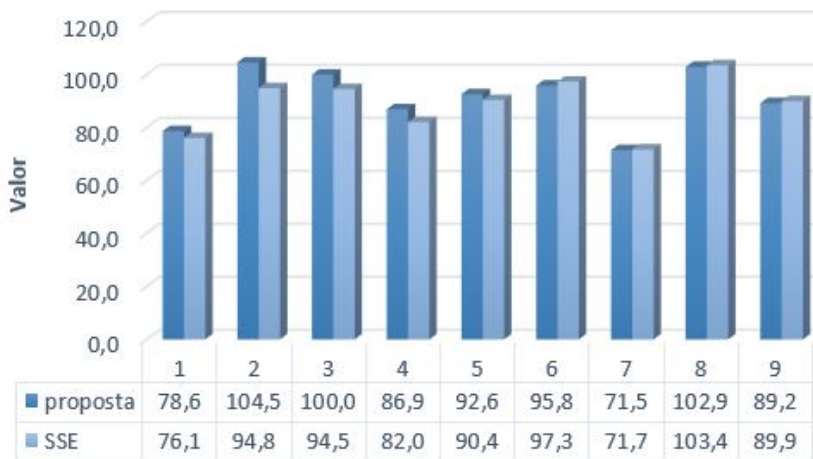
Fonte: Elaborado pelo Autor

Figura 30: Comparação de resultados PP-GAK a 30% de concentração. Amostra B

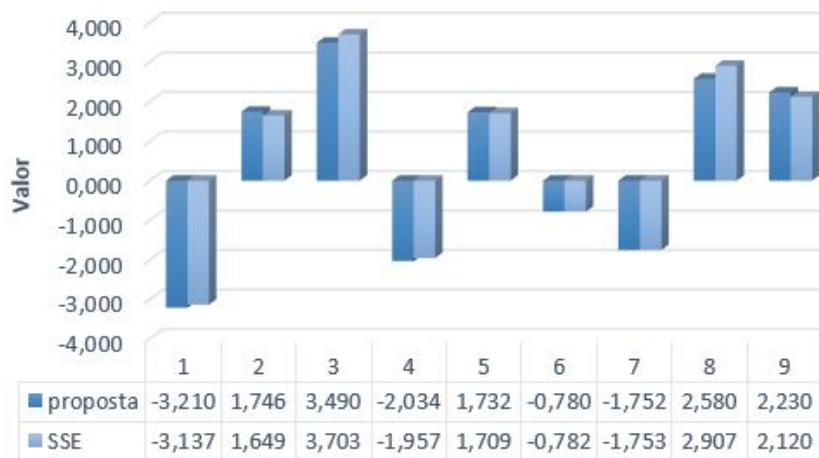
(a) Quantidade de Objetos PP-GAK 30%



(b) Média da orientação PP-GAK 30%



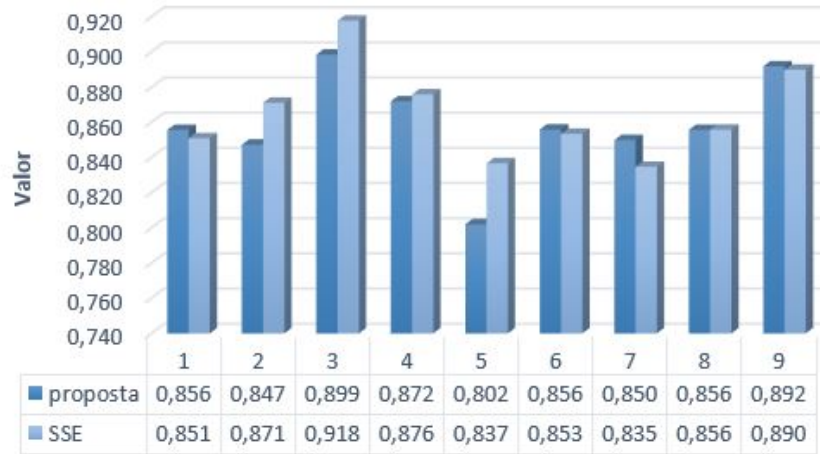
(c) Ângulo Preferencial PP-GAK 30%



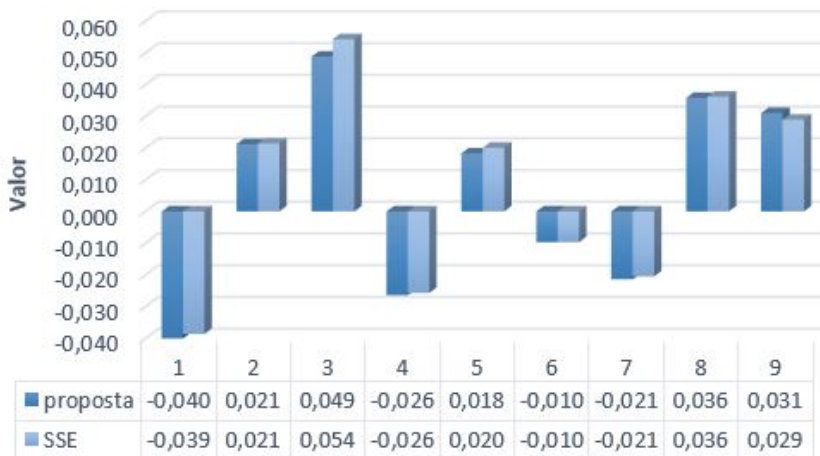
Fonte: Elaborado pelo Autor

Figura 31: Comparação de matriz de tensores PP-GAK a 30% de concentração. Amostra B

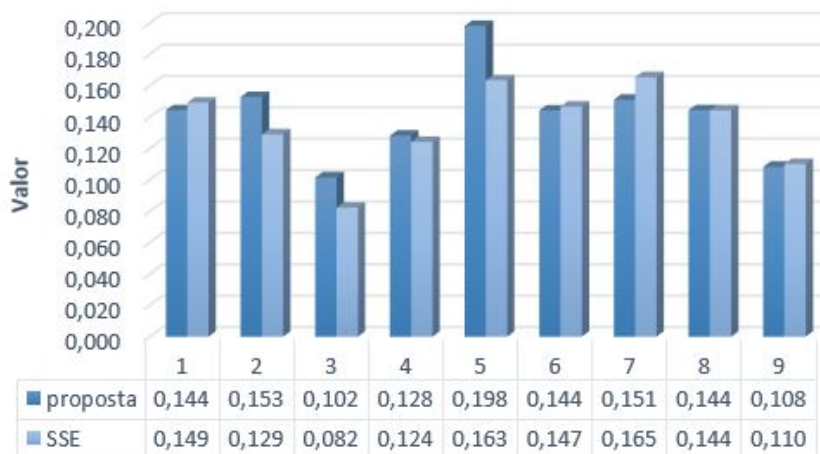
(a) Valor A11 PP-GAK 30%



(b) Valor A12 PP-GAK 30%



(c) Valor A22 PP-GAK 30%



Fonte: Elaborado pelo Autor

5 CONCLUSÕES

O objetivo principal do estudo, que foi analisar a microestrutura de materiais específicos para cada aplicação, através de técnicas de processamento de imagens e reconhecimento de padrões, foi alcançado com sucesso geral de 90% o que garante a automatização do processo.

Com relação ao processo de identificação de aços tem-se como alternativas de extração de características os filtros de textura de Laws com Haralick (91,1%) e os descritores Wavelet (91,9%) que entregam resultados satisfatórios. Essa taxa de acerto permite aplicação e solução automatizada de análise metalográfica tanto em meio acadêmico quanto para a área industrial.

Um material submetido a um tratamento térmico superficial, reorganiza a sua microestrutura e permite uma correta classificação. Isso foi evidenciado nas matrizes de confusão da proposta de identificação metalográfica.

Mesmo com o método proposto atingindo melhor desempenho, deve-se acompanhar se essa condição se mantém com a mudança da base de imagens. Isso é relevante para definir se o desempenho do algoritmo é muito dependente da base de dados adotada em comparação às demais técnicas avaliadas nos experimentos apresentados.

A aplicação do processamento de imagens para materiais compostos também apresentou bons resultados. De todos os aspectos avaliados, a_{11} tem maior importância porque determina a orientação geral de todas as fibras da imagem e serve para prever o comportamento mecânico do material. A taxa de similaridade com relação aos dados obtidos com o software Stream Essential foi de 98,25%, e com a imagem padrão 99,8% o que garante o bom desempenho do processo. A análise de imagens padrão permitiu avaliar o desempenho do algoritmo desenvolvido e prever o intervalo de erro próprio do sistema.

O método de filtragem utilizado foi reconstrução por erosão que mantém a forma original das fibras e elimina o ruído existente. Foi considerado adequado devido à análise correspondente às características geométricas e morfológicas das fibras.

Todos os aspectos avaliados com imagens do composto PP-GAK apresentam uma taxa de similaridade superior a 90%, ressaltando os valores correspondentes a A_{11} , ângulo preferencial e média da orientação com similaridade superior a 96%.

A taxa de similaridade poderia ser maior se fosse conhecida especificamente a área de análise utilizada no trabalho FAJARDO (2015). Através de um relatório com gráficos da área utilizada, emitido pelo SSE foi assumido o espaço e a inclinação das imagens originais.

Existem atualmente softwares como Stream Essentials®, Modflow®, ou Ansis®, que realizam este tipo de análise dos materiais compostos, mas o problema é que todos eles são pagos. Com a metodologia proposta, pode se gerar um executável que funcione

em qualquer computador sem necessidade do software Matlab.

É importante ressaltar a otimização de tempo de análise que produz a proposta para o pesquisador, devido a que no processo tradicional ele precisa de pelo menos dois tipos de softwares: um para obter as características geométricas do material de reforço e outro para tratar esses dados.

O algoritmo permite realizar a análise somente com os objetos completos, ou seja, todas as fibras que são cortadas pelas bordas da imagem não são parte da análise. Este é um fator muito importante porque essas fibras incompletas alteram os resultados, mas nas comparações realizadas esta opção não foi ativada em decorrência do outro software não permitir esta modificação.

Os resultados de distribuição de ângulo não são apresentados somente em função da frequência dos dados, também contém informação de porcentagem de influência na orientação geral. Em análise de modelagem do material, este valor é utilizado constantemente.

5.1 Trabalhos Futuros

Para continuar com este trabalho, recomenda-se os projetos:

- Avaliar o desempenho do algoritmo proposto para a identificação de aços, com uma base de imagens maior, com mais opções de resoluções e tipos de aços.
- Verificar se a metodologia de identificação dos tipos de aços mantém seu rendimento quando utilizada para conhecer o tipo de tratamento térmico aplicado a um material.
- Testar imagens com diferente concentração de fibras e de outro tipo de compósito.
- Analisar a presença de ar e sua porcentagem através do processamento de imagens nas microfotografias do material composto.

5.2 Produção Acadêmica

MERA MOYA, Victoria; LIMA, Francisco D.; DE PAULA JÚNIOR, Iális C.; FAJARDO, Jorge I.; SÁ JÚNIOR, Jarbas J. **Identificação metalográfica dos aços através de descritores de textura e ELM**. 4th Symposium on Knowledge Discovery, Mining and Learning, v. 36, n. 4, p.100-107, 2016.

Submetido em: International Conference on Information Technology & Systems ICITS 2018, **Automatic Determination of Morphological and Geometrical Properties of Short Natural Fibers in Biocomposites by Digital Image Processing**

REFERÊNCIAS

- ABDENNADHER, Ahmed. **Injection moulding of natural fiber reinforced polypropylene: Process, microstructure and properties.** Tesis doctoral - Ecole Nationale Superieure des Mines de Paris, 2015.
- ADVANI, Charles., Suresh e TUCKER III. The use of Tensors to Describe and Predict Fiber Orientation in Short Fiber Composites. **Journal of Rheology**, ????
- ALBARRACÍN, Edison Xavier, Patricio Bernardo e CASTILLO. **Determinación de la distribución de orientación y longitud de fibras mediante procesamiento digital de Imágenes en compuestos poliméricos reforzados con fibras cortas.** Universidad Politécnica Salesiana, Carrera de Ingeniería Mecánica, Cuenca, 2014.
- ASKELAND, D. **Ciencia e Ingeniería de los Materiales.** México: Thomson, 1998.
- ASTM-E3-01. **Standard Practice for Preparation of Metallographic Specimens.** West Conshohocken, ASTM International, 2007.
- AVNER, S. **Introducción a la Metalurgia Física.** 2. ed. Chicago: McGRAW-HILL, 2008.
- BABATUNDE, D. e MONTGOMERY S., A. e JACK. Effectiveness of Recent Fiber-interaction Diffusion Models for Orientation and the Part Stiffness Predictions in Injection Molded Short-fiber Reinforced Composites. **Composites Part A, Applied Science and Manufacturing**, v. 43, n. 11, p. 1959-1970, 2012.
- BACKES, Jarbas, André e SÁ JUNIOR. **Introdução a Visão Computacional usando Matlab.** Rio de Janeiro: Alta Books, 2016.
- BARBERO, Ever. **Introduction to Composite Materials Design.** 2. ed. Florida : CRC Press, 1998.
- BASTIDAS-RODRIGUEZ, F. e ESPEJO E., M. e PRIETO-ORTIZ. Fractographic classification in metallic materials by using computer vision. **Engineering Failure Analysis**, v. 59, n. 1, p. 237–252, 2016.
- BAY, C., R. e TUCKER. Fiber orientation in simple injection moldings. Part I: theory and numerical methods. **Polymer Composites**, v. 13, n. 4, p. 317–331, 1992.
- BHARATI, Jay e MAC-GREGOR John, Manish e LIU. Image Texture analysis: methods and comparisons. **Chemometrics and Intelligent Laboratory System**, v. 72, n. 1, p. 57–71, 2004.
- BINO, A. e BALAKRISHNAN Kannan, Sebastian V. e UNNIKRISHNAN. Gray level

co-occurrence matrices: Generalisation and some new features. **International Journal of Computer Science, Engineering and Information Technology (IJCEIT)**, v. 2, n. 2, p. 1205 – 4831, 2012.

BLANC, Ch. e DA COSTA J.P. e BAYLOU P. e CATALDI M., R. e GERMAIN. Fiber Orientation Measurements in Composite Materials. **Composites Part A: Applied Science and Manufacturing**, v. 37, n. 2, p. 197–206, 2006.

CAMBRIA, Guang-Bin e KASUN-Liyanaarachchi e ZHOU Hongming e VONG Chi Man e LIN Jiarun e YIN Jianping e CAI Zhiping e LIU Qiang e LI Kuan e, Erick e HUANG; Victor C.M. Leung, e Yew-Soon Ong e Meng-Hiot Lim e Anton Akusok e Amaury Lendasse e Francesco Corona e Rui Nian e Yoan Miche e Paolo Gastaldo e Rodolfo Zunino e Sergio Decherchi e Xuefeng Yang e Kezhi Mao e Beom-Seok Oh e Jehyoung Jeon e Kar-Ann Toh e Andrew Beng Jin Teoh e Jaihie Kim e Hanchao Yu e Yiqiang Chen e Junfa Liu, e Liang Feng. Extreme learning machines [trends and controversies]. **IEEE Intelligent Systems**, v. 28, n. 6, p. 30–59, 2013.

CHÁVEZ, G.G. **El estado y la globalización en la industria siderúrgica mexicana**. Universidad Nacional Autónoma de México, Instituto de Investigaciones Económicas, 2008.

CONCI, Eduardo, Aura e AZEVEDO. **Computação Gráfica, v.2**. Brasil: Elsevier; Informatica edition, 2009.

DAVIS, Joseph. **Metals Handbooh Desk Edition**. 2. ed. United States: ASM Internationalt, 1998.

DE BARROS FILHO, Roberto Monteiro. **Materiais Compósitos**. Faculdade INIAP, 2015.

DUNN, Hassel, Martin e LEDBETTER. Micromechanically-based acoustic characterization of the fiber orientation distribution function of morphologically textured short-fiber composites: Prediction of thermomechanical and physical properties. **Materials Science and Engineering: A**, v. 285, n. 1, p. 56–61, 2000.

EBERHARDT, A.R., C.N. e CLARKE. Automated reconstruction of curvilinear fibres from 3D datasets acquired by X-ray microtomography. **Journal of Microscopy**, v. 206, n. 1, p. 41–53, 2002. Disponível em: <<http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1046/j.1365-2818.2002.01009.x/full>. Acesso em: 10 jun. 2017.

ESPINOSA, Rodrigo e POLANCO-TAPIA-Cesar, Luis e HERRERA. Segmentación de elementos anatómicos en Imágenes Microscópicas de Madera usando Técnicas de Visión Artificial. **Maderas: Ciencia y Tecnología**, v. 17, n. 4, p. 735–748, 2015.

FAJARDO, Jorge Isaac Seminario. **Determinación del estado de orientación de**

fibras cortas, mediante procesamiento digital de imágenes en un compuesto termoplástico polipropileno/bambú moldeado por inyección 2015 186 f.

Dissertação (Mestrado em Novos Materiais) – Universidad Pontificia Bolivariana, Medellín, 2015.

FERRÁNDIZ, Bou Santiago. **Aplicación del análisis de imágenes a la determinación de la orientación de fibra larga de vidrio.** Tesis doctoral - Ecole Nationale Supérieure des Mines de Paris, 2006.

GAVARITO, J. Metalografía - curso de materiales. **Colombia.** Escuela Colombiana de Ingeniería, 2011.

GUANG-BIN, Zhu e CHEE-KHEONG Siew, Huang e QIN-YU. Extreme learning machine: Theory and applications. **Neurocomputing**, v. 70, n. 1-3, p. 489–501, 2006.

GUZMAN, Fernando Ornelas. **Análisis de Aceros por microscopia óptica** México: Instituto Politécnico Nacional - Escuela Superior de Ingeniería Mecánica y Eléctrica , 2010. Disponível em:

<<http://tesis.ipn.mx/bitstream/handle/123456789/12065/ANALISISACERO.pdf>.

Acesso em: 21 mai. 2013.

HARALICK, K. e DISTEIN Its Hak, Robert. e SHANMUGAM. Textural Features for Image Classification. **IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics**, v. 3, n. 6, p. 610–621, 1973.

JEFFERY, G.B. The Motion of Ellipsoidal Particles Immersed in a Viscous Fluid. **Proceedings of the Royal Society A:**, London, v. 102, n. 715, p. 161–179, 1923.

KALPAKJIAN, S., S. e SCHMID. **Manufactura, ingeniería y tecnología.** Pearson Educación, 2002. Disponível em:

<https://books.google.com.br/books?id=gilYI9_KKAoC. Acesso em: 21 jun. 2017.

KEHL, F., G. e DA COSTA. **Fundamentos de la práctica metalográfica.** Espana: Aguilar, 1954.

KIM, D.G., J.W. e LEE. Measurement of fiber orientation angle in FRP by intensity method. **Journal of Materials Processing Technology**, v. 201, n. 1-3, p. 755 – 760, 2008.

LAWS, Kenneth Ivan. **Textured image segmentation** 1980. 172 f. Doctor of Philosophy (Electrical Engineering) – University of Southern California, 1980.

MEDEIROS, Geraldo LB e BENTO-Mariana P e MEDEIROS Luiz CL, Fátima NS e RAMALHO. On the evaluation of texture and color features for nondestructive corrosion detection. **EURASIP Journal on Advances in Signal Processing**, v. 2010, n. 1, p. 1, 2010.

MEDEIROS, Nilcilene das Graças. **Segmentação morfológica aplicada a cartografia**. Dissertação (Mestrado em Programa de PósGraduação em Ciências Cartográficas) - Faculdade de Ciências e Tecnologia - UNESP, 2003.

MEJIA, Martín Estrada. **Extracción y caracterización mecánica de fibras de bambú - Guadua angustifolia - para su uso potencial como refuerzo**. Dissertação (Mestrado em Engenharia) – Universidad de los Andes, Colombia, 2010.

MONTGOMERY-SMITH, David e SMITH Douglas, S. e JACK. A Systematic Approach to Obtaining Numerical Solutions of Jefferys Type Equations Using Spherical Harmonics. **Composites Part A: Applied Science and Manufacturing**, v. 41, n. 7, p. 827–835, 2010.

MORALES, Roberto e MEZA Salvador e MEDINA Dulce, Angel e HERNÁNDEZ. Importancia de la ingeniería de materiales en la historia y sus repercusiones en la humanidad, 2010. Disponível em: <https://fbermejo.files.wordpress.com/2010/02/evolucic3b3n-de-los-materiales.pdf> >. Acesso em: 5 mai. 2017.

NAFAILE, Carlos E. Rangel. **Los materiales de la Civilización**. S.L. Fondo de Cultura Económica de España, 2013.

NEITOR, Nelson. Historia de la ciencia e ingeniería de los materiales, 2012. Disponível em: <https://www.clubensayos.com/Ciencia/HISTORIA-DE-LA-CIENCIA-E-INGENIERIA-DE-LOS/129610.html>. Acesso em: 5 mai. 2017.

NEVES, A.J. e POUZADA A.S., N.M. e PONTES. Fiber contents effect on the fiber orientation in injection molded GF/PP composite plates. **SPE ANTEC**,, 2002.

PATHAK, D., B. e BAROOAH. Texture analysis based on the gray-level co-occurrence matrix considering possible orientations. **International Journal of Advanced Research in Electrical, Electronics and Instrumentation Engineering**, v. 2, n. 9, p. 4206 – 4212, 2013.

PEREZ DE LA CRUZ, MJ, JL e MARTI; CONEJO, R e FERNANDEZ T, R e MORALEZ-BUENO. An expert system for identifying steels and cast irons. **Elsevier, Engineering Applications of Artificial Intelligence**,, v. 7, n. 4, p. 455–459, 1994.

POLO, L., D. e PEDRAZA; MARTINEZ, E. Comparison of Neural Network applied to prediction of times Series. **Prospect**, v. 13, n. 2, p. 88–95, 2015.

RAE. **Diccionario de la Lengua Española**. 23. ed. Madrid: RAE, 2014. Disponível em: <<http://dle.rae.es/?w=diccionario>>. Acesso em: 21 jun. 2017.

ROQUE, Rafael., Thiago. e MENDES. Extração de Descritores Sonoros Timbrísticos a

partir da Transformada Wavelet Packet. **Congreso de Engenharia de Áudio**, v. 13, n. 1, p. 300–321, 2014.

SANDOVAL, Cyntia Mendoza e CRUZ Luis Reyes e ARAIZA Edgar Rivas e ARREGUÍN Juan Ramos e ORTEGA Jesús Pedraza, Andrés López e MARTÍNEZ. Sistema de Autenticación Facial mediante la Implementación del algoritmo PCA modificado en Sistemas embebidos con arquitectura ARM. **La Mecatrónica en México**, v. 4, n. 2, p. 53–64, 2015. Disponível em: <www.mecamex.net/revistas/LMEM>. Acesso em: 12 jun. 2017.

SCOTT, David. A. **Metallography and Microstructure of Ancient and Historic Metals**. 1. ed. Singapore: The J. Paul Getty Trust, 1991.

SHAPIRO, G.C., L.G. e STOCKMAN. **Computer Vision**. Prentice Hall, 2001. Disponível em: <<https://books.google.ie/books?id=FftDAQAAIAAJ>>. Acesso em: 10 jun. 2017.

SMITH, Javad, William e HASHEMI. **Fundamentos de la ciencia e ingeniería de materiales**. 4. ed. Mexico: McGRAW–HILL, 2006.

SUCHHANDA, K. Samal e SMITA Mohanty e SANJAY K. Nayak, Srabane Swain e SUSHANTA. Investigation of fibre orientation using SEM micrograph and prediction of mechanical properties through micromechanical modelling. **Indian Academy of Sciences**, Indian, v. 39, n. 3, p. 837–846, 2016.

SUN, J. e ZENG D. e GAN Y. e SU X. e TAO J., X. e LASECKI. Measurement and quantitative analysis of fiber orientation distribution in long fiber reinforced part by injection molding. **ELSSEVIER Polymer Testing**, v. 42, p. 168–174, 2015.

THI, M. e YOKOYAMA A. e HAMANAKA S. e YAMASHITA K. e NONOMURA C., T.B. e MORIOKA. Measurement of fiber orientation distribution in injection-molded short-glass-fiber composites using X-ray computed tomography. **Journal of Materials Processing Technology**, v. 219, p. 1–9, 2015.

TORRES, Roger, Wuilian e BELLO. Procesamiento de imágenes a color utilizando morfología matemática. **Sistemas, cibernética e informática**, v. 3, n. 1, 2006.

ULYANOV, D.Yu., P.G. e USACHOV; FEDOROV, A.S. e SENKOVSKIY B.V. e VYVENKO O.F. e PUSHKO S.V. e BALIZH K.S. e MALTCEV A.A. e BORYGINA K.I. e DOBROTVORSKII A.M. e ADAMCHUK V.K., A.V. e BONDARENKO. "Microscopy of carbon steels: Combined {AFM} and {EBSD} study. **Applied Surface Science**, 11th International Conference on Atomically Controlled Surfaces, Interfaces and Nanostructures, v. 267, n. 1, p. 216 – 218, 2013.

VALAREZO, L. Obtención Experimental de un Material Biocompuesto a base de una Matriz Polimérica y Reforzada con Fibras Naturales de Guadúa Angustifolia

Proveniente del Ecuador. **Ecuador**. Universidad Politécnica Salesiana, 2013.

VELEZ-GARCIA, S. e HOFMANN J. e WAPPEROM P. e BAIRD D. e ZINK-SHARP A. e KUNC V., G. e MAZAHIR. Improvement in Orientation measurement for short and long fiber injection molded composites. **Proceedings of the 10th Annual Automotive Composites Conference and Exhibition**, Michigan,, v. 10, n. 1, p. 799 – 809, 2010.

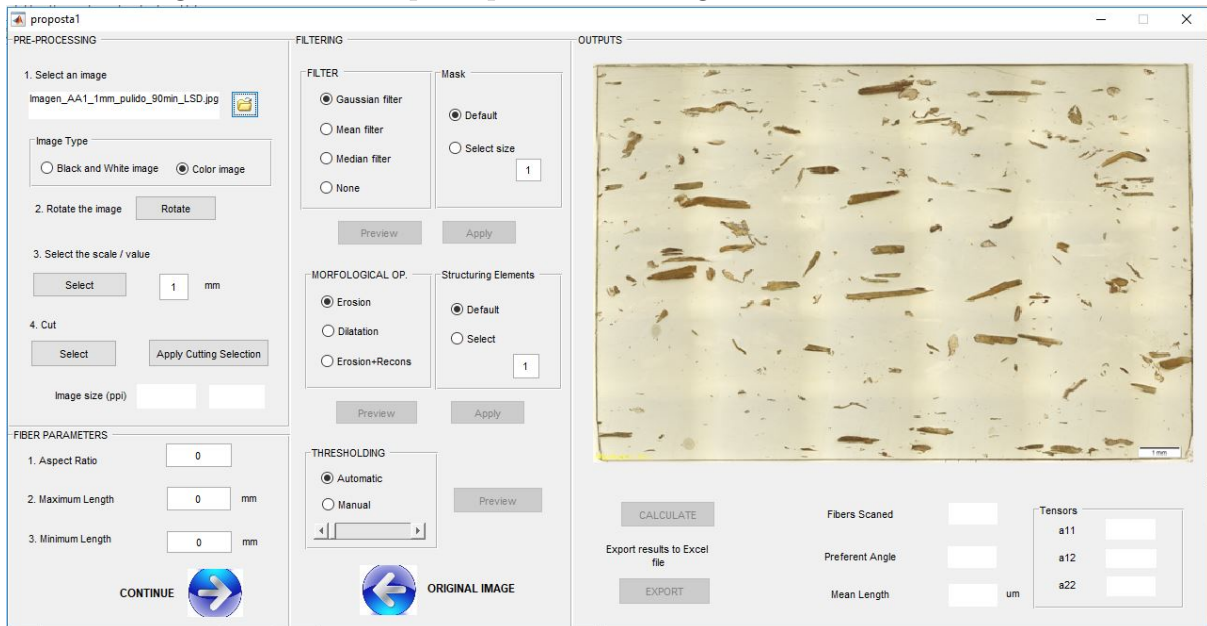
YASUDA, T. e MORI N., K. e KYUTO. An experimental study of flow-induced fiber orientation and concentration distributions in a concentrated suspension flow through a slit channel containing a cylinder. **Rheologica acta**, Springer, v. 43, n. 2, p. 137–145, 2003.

ZOLIN, Ivan. **Materiais de Construção: Mecânica**. 3. ed. Santa Maria : Universidade Federal de Santa Maria, 2011.

ANEXO A – INTERFACE GRÁFICA

Esta seção explica a organização e funções presentes na interface gráfica para determinação de características geométricas de fibras e matriz de tensores de orientação. A Figura 32, corresponde à janela principal. As opções de funções disponíveis para o

Figura 32 – Janela principal da interface gráfica



Fonte: Elaborado pelo Autor.

usuário encontram-se divididas em quatro partes:

- Pré-processamento na Figura 33: corresponde a todas as funções de adequação de imagem. Inicia com a seleção da imagem e deve se especificar se esta é preto e branco ou com cores. Posteriormente tem a opção de rotação, este botão pede selecionar dois pontos de referência de uma linha reta para estabelecer a nova posição da figura. É necessário também colocar o valor da escala e selecionar os pontos de início e fim da referência. Finalmente tem a opção de cortar as bordas, determinando a área de trabalho.
- Parâmetros de fibras na Figura 34: são as restrições para os objetos analisados. O algoritmo foi desenvolvido para análises de fibras somente, pelo qual é preciso estabelecer um valor de relação de aspecto mínimo que permite diferenciar entre fibras e partículas. Outros parâmetros considerados importantes são o comprimento máximo e mínimo das fibras. Estes dados são estabelecidos pelos pesquisadores no momento de elaboração de amostras.

Figura 33 – Seção de pre-processamento

PRE-PROCESSING


1. Select an image
 Imagen_AA1_1mm_pulido_90min_LSD.jpg 

Image Type
 Black and White image Color image

2. Rotate the image

3. Select the scale / value
 mm

4. Cut

Image size (ppi)

Fonte: Elaborado pelo Autor.


Figura 34 – Seção para determinar os parâmetros de fibras

FIBER PARAMETERS

1. Aspect Ratio

2. Maximum Length mm

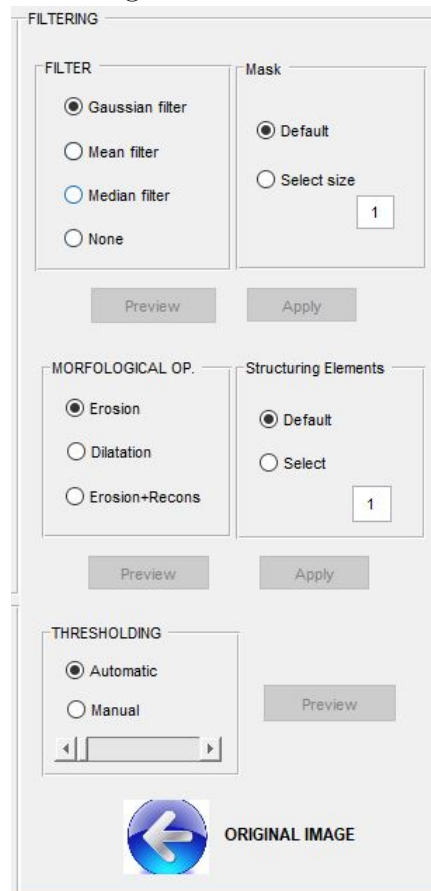
3. Minimum Length mm

CONTINUE 

Fonte: Elaborado pelo Autor.

- Filtragem na Figura 35 :contém as opções de filtragem, permitindo ao usuário selecionar entre filtros gaussiano, de média, mediana ou nenhum deles em conjunto com o tamanho do filtro. Existe a opção *default* estabelecida com um valor de filtragem = 2. Os operadores morfológicos também são uma alternativa com as opções erosão, dilatação e reconstrução por erosão deixando à vontade do usuário a escolha do tamanho de elemento estruturante. No estudo foi definido o método de reconstrução por erosão como a técnica adequada para este tipo de imagens, mas foi considerado prudente ser o usuário quem determine o tipo de filtragem. Somente quando pulsar o botão *Apply*, a opção é aceita e aplicada na imagem. Os botões *Preview* permitem somente uma visualização na imagem do filtro aplicado. Finalmente é necessário obter uma imagem em preto e branco para análise; nesta parte tem-se duas opções, a primeira (*Automatic*) determina através do método de Otsu o valor do *thresholding* e a segunda (*Manual*) ativa uma barra de deslocamento para determinar visualmente o estado da imagem desejado.

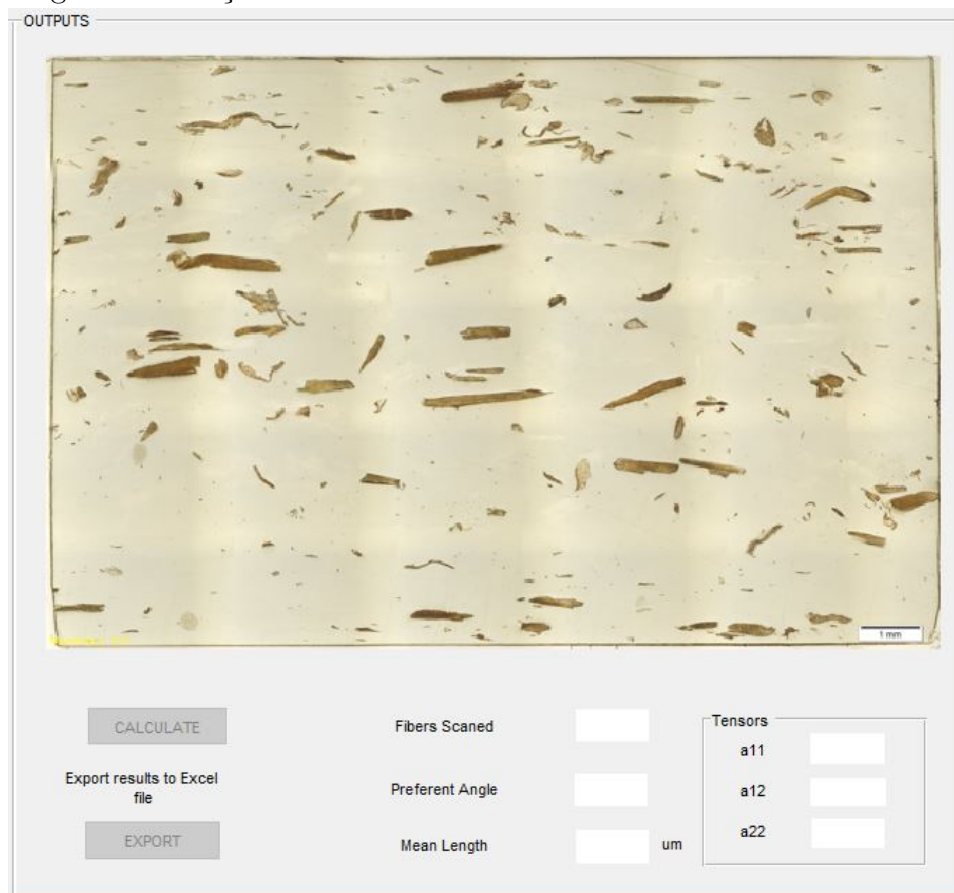
Figura 35 – Seção de filtragem



Fonte: Elaborado pelo Autor.

- Resultados na Figura 36 : Esta última parte apresenta as modificações realizadas na imagem em tempo real. Somente quando foi realizado o pré-processamento, seleção de parâmetros de fibra e filtragem, é ativo o botão *Calculate* que processa a imagem e mostra a quantidade de fibras analisadas, a média de comprimento, largura e os valores das componentes da matriz de tensores. Permite também exportar esses dados a um arquivo *.xls.

Figura 36 – Seção de resultados



Fonte: Elaborado pelo Autor.

ANEXO B – APROVAÇÃO DE RESULTADOS

O representante do grupo do GiMat da UPS apresenta uma aprovação dos resultados obtidos com as metodologías propostas.

Figura 37 – Aprovação de resultados

Cuenca, 4 de Octubre del 2017

A quien corresponda,

De acuerdo al convenio en trámite entre las Universidades: Universidad Politécnica Salesiana (Cuenca-Ecuador) y Universidade Federal do Ceará (Sobral-Brasil), el grupo de Investigación de Nuevos Materiales - GiMat manifiesta su aprobación y satisfacción por los resultados obtenidos con las microfotografías proporcionadas.

Las imágenes entregadas y el análisis realizado son descritos a continuación:

1. Quince imágenes correspondientes a cinco diferentes tipos de acero, utilizadas para generar un algoritmo de clasificación.
2. Dieciocho imágenes del compuesto PP-GAK para determinar las propiedades geométricas de las fibras y generar los tensores de orientación.

Adicionalmente, se facilitó información técnica relevante por parte del Ingeniero Jorge Fajardo de la UPS, para el desarrollo de los trabajos detallados anteriormente.

Con este material, personal de la UFC, encabezado por el Profesor Iális Cavalcante y la estudiante de maestría Victoria Mera, llevaron a cabo el análisis de las imágenes utilizando técnicas de procesamiento digital.

Los resultados obtenidos en el análisis del material proporcionado cumplen con los requerimientos verbalmente expresados y son útiles para continuar con el trabajo de investigación que lleva a cabo el grupo GiMat. El algoritmo y la interfaz gráfica se encuentran en proceso de verificación.

Atentamente,



Ing. Jorge Fajardo Seminario, MSc.

Grupo de Investigación en Nuevos Materiales y Transformación - GiMat

Calle Vieja 12-30 y Elia Liut (Cuenca, ECUADOR)

Tel: +(593) 999163400 / 072 862213 ext 1271

jfajardo@ups.edu.ec