

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ

PABLO FERRAZ DE ARAÚJO

**ANÁLISE METALOGRÁFICA DE UMA LIGA DE FERRO FUNDIDO NODULAR
ATRAVÉS DO PROCESSAMENTO DE IMAGENS**

PATO BRANCO

2022

PABLO FERRAZ DE ARAÚJO

**ANÁLISE METALOGRÁFICA DE UMA LIGA DE FERRO FUNDIDO NODULAR
ATRAVÉS DO PROCESSAMENTO DE IMAGENS**

**METALLOGRAPHIC ANALYZIS OF A NODULAR CAST IRON ALLOY
THROUGH IMAGE PROCESSING**

Trabalho de Conclusão de Curso de Graduação
apresentado como requisito para obtenção
do título de Bacharel em Engenharia da
Computação do Curso de Bacharelado em
Engenharia da Computação da Universidade
Tecnológica Federal do Paraná.

Orientador: Jefferson Tales Oliva

PATO BRANCO

2022



[4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

Esta licença permite compartilhamento, remixe, adaptação e criação a partir do trabalho, mesmo para fins comerciais, desde que sejam atribuídos créditos ao(s) autor(es). Conteúdos elaborados por terceiros, citados e referenciados nesta obra não são cobertos pela licença.

PABLO FERRAZ DE ARAÚJO

**ANÁLISE METALOGRÁFICA DE UMA LIGA DE FERRO FUNDIDO NODULAR
ATRAVÉS DO PROCESSAMENTO DE IMAGENS**

Trabalho de Conclusão de Curso de Graduação
apresentado como requisito para obtenção
do título de Bacharel em Engenharia da
Computação do Curso de Bacharelado em
Engenharia da Computação da Universidade
Tecnológica Federal do Paraná.

Data de aprovação: 12/Dezembro/2022

Jefferson Tales Oliva
Doutorado em Ciências da Computação e Matemática Computacional
Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Érick de Oliveira Rodrigues
Doutorado em Computação
Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Ives Renê Venturini Pola
Doutorado em Ciências da Computação e Matemática Computacional
Universidade Tecnológica Federal do Paraná

PATO BRANCO
2022

RESUMO

Durante muitos anos o homem vem aprimorando as diversas ligas de ferro existentes de acordo com sua utilidade, disponibilidade e propriedades, fazendo-se então necessário conhecer a maior quantidade de informações possíveis a respeito da liga estudada, assim como obter informações de qualidade. Um método de aquisição dessas informações é através do estudo metalográfico, que consiste em realizar medidas relacionadas a microestrutura da liga de ferro. Entretanto em algumas indústrias essas medidas são realizadas de forma manual e visual por algum técnico, total ou parcialmente, diminuindo a confiabilidade das mesmas. A fim de oferecer apoio tecnológico à técnica empregada atualmente, este trabalho propõe um método utilizando um algoritmo de segmentação baseado em limiarização, capaz de realizar de forma automática a segmentação em imagens de ligas de ferro fundido nodular em escala microscópica, assim como o cálculo de diversas medidas necessárias para a caracterização da liga em questão. Para isso foram estudados algoritmos de pré-processamento e segmentação. Foi desenvolvido então um algoritmo que fosse capaz de tratar não-uniformidades de iluminação, ruídos e realizar a segmentação das regiões de interesse através de limiarização local, e que posteriormente analisasse morfologicamente as regiões segmentadas podendo extrair informações a respeito destas, as quais poderão ser utilizadas em próximas etapas análise metalográfica na indústria de fundição.

Palavras-chave: segmentação; ligas; ferro fundido; morfologia; metalografia.

ABSTRACT

During many years mankind keeps improving the many existent iron alloys according to its utility, availability and properties, making it necessary to know as much information as possible regarding the analyzed alloy, as well as obtaining information with quality. One method of acquiring this information is through the metallographic study, which is to perform measurements related to the microstructure of the iron alloy. However, in some industries these measurements are performed manually and visually by a technician, totally or partially, reducing their reliability. In order to offer technological support to the technique that is currently employed, a method is proposed using a segmentation algorithm based on thresholding, capable of automatically performing the segmentation in nodular cast iron alloy images on a micro scale, as well as the calculation of several measures needed for the characterization of the alloy in study. In order to achieve this goal, pre-processing and segmentation algorithms were studied. Then a algorithm was developed that could be capable to deal with non-uniformities in lighting, noise and perform segmentation of regions of interest using local thresholding, and posteriorly performing morphological analizys on the segmented regions in order to extract data about them, so they could be utilized in next stages in the metallographic analizys in the foundry industry.

Keywords: segmentation; alloys; cast iron; morphology; metallography.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	6
1.1	CONSIDERAÇÕES INICIAIS	6
1.2	OBJETIVOS	7
1.2.1	OBJETIVO GERAL	7
1.2.2	OBJETIVOS ESPECÍFICOS	7
2	REFERENCIAL TEÓRICO	8
2.1	FERRO	8
2.1.1	FERROS FUNDIDOS	8
2.1.2	FERRO FUNDIDO DÚCTIL/FERRO FUNDIDO NODULAR	8
2.2	METALOGRAFIA	9
2.2.1	MICROGRAFIA QUALITATIVA	9
2.2.2	MICROGRAFIA QUANTITATIVA	9
2.2.3	CARACTERÍSTICAS DAS IMAGENS	10
2.2.4	NÓDULOS DE GRAFITE	11
2.2.4.1	CONTAGEM DOS NÓDULOS	11
2.2.4.2	<i>ROUNDNESS</i> e GRAU DE NODULARIDADE	12
2.2.5	DETERMINAÇÃO DO TIPO DA MATRIZ METÁLICA	12
2.3	PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS	13
2.3.1	REMOÇÃO DE RUÍDOS	13
2.3.2	MELHORAMENTO DE CONTRASTE	13
2.3.3	SEGMENTAÇÃO	14
2.3.3.1	DETECÇÃO DE BORDAS	15
2.3.3.1.1	<i>TÉCNICAS DE DETECÇÃO DE BORDAS</i>	15
2.3.3.2	LIMIAZIZAÇÃO	17
2.3.3.2.1	<i>MÉTODO DE OTSU</i>	18
2.3.3.2.2	<i>LIMIAZ LOCAL</i>	19
2.3.4	ESTUDOS MORFOLÓGICOS	19
2.4	TRABALHOS RELACIONADOS	21
2.4.1	Análise de nodularidade e contagem de nódulos do ferro fundido austempe- rado por processamento de imagens.	21

2.4.2	Detecção de bolhas automática para cáries dentais.	22
2.4.3	Aplicação de processamento de imagens no diagnósticos de lesões em jogadores de futebol.	23
3	MATERIAIS E MÉTODOS	24
3.1	MATERIAIS	24
3.1.1	IMAGENS UTILIZADAS	24
3.2	MÉTODO	25
3.3	AVALIAÇÃO	26
4	RESULTADOS E DISCUSSÃO	27
5	CONCLUSÃO	34
	REFERÊNCIAS	35

1 INTRODUÇÃO

1.1 CONSIDERAÇÕES INICIAIS

A metalografia é o estudo da morfologia estrutural e das características de determinados materiais, assim como as relações entre essas características e as suas propriedades físicas e mecânicas (RUSANOVSKY; BEERI; OREN, 2022).

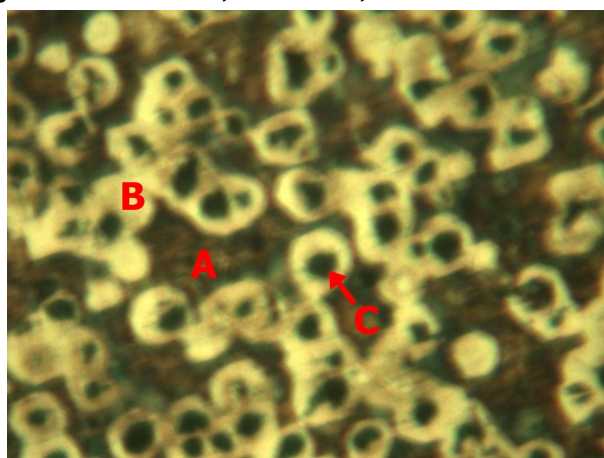
A micrografia consiste na realização de um estudo metalográfico com o auxílio de um microscópio de alta ampliação de forma a ser possível observar as diferentes fases presentes, a natureza, a forma, a quantidade e a distribuição de outros elementos constituintes (RUSANOVSKY; BEERI; OREN, 2022).

O estudo metalográfico pode, ainda, ser subdividido em metalografia qualitativa e quantitativa, cujos objetivos são, respectivamente, determinar os elementos constituintes que formam a liga metálica em estudo, ou seja, do que é composto o material e determinar o quanto existe de cada um desses elementos, que no caso do ferro fundido nodular são perlita, ferrita e grafita (CARAZO *et al.*, 2011).

A Figura 1 mostra uma imagem da estrutura microscópica do ferro fundido nodular. Podemos observar 3 elementos presentes na imagem marcados pelas letras A, B e C, representando a Perlita, Ferrita e nódulos de Grafita respectivamente.

As considerações iniciais compõem um texto curto e geral apresentando uma visão geral e sucinta do assunto principal relacionado ao trabalho e a inserção do objeto de pesquisa nesse assunto (??).

Figura 1 – A - Perlita, B - Ferrita, C - Nódulos de Grafita



Fonte: Autoria própria.

A identificação de cada um desses elementos, assim como o cálculo da fração que cada um ocupa no material, é de grande importância para a determinação de suas características físico-mecânicas (DOMMARCO; JAUREGUIBERRY; SIKORA, 2006).

A análise metalográfica é muitas vezes executada de forma manual e visual, sendo os elementos constituintes das ligas muitas vezes identificados visualmente por um técnico laboratorista (IMASOGIE; WENDT, 2004). Por manual e visual entende-se abrir cada uma das imagens individualmente e analisá-las visualmente de acordo com um padrão pré-estabelecido pela empresa.

Esta metodologia de análise se executada visualmente acarreta em imprecisões nas medidas efetuadas, pois as imagens podem conter ruídos de várias fontes que irão dificultar a análise visual por parte do técnico laboratorista, acarretando então em uma medição incorreta das características dos elementos presentes na imagem, conseqüentemente fazendo com que as características da liga sejam diferentes do real.

Entretanto, este processo de análise pode ser executado com o auxílio de algoritmos computacionais a fim de processar digitalmente as imagens, automatizando e facilitando a identificação dos constituintes, assim como a forma e a quantidade deles. Sendo possível, dessa forma, determinar diversas medidas relacionadas ao tipo da matriz e as características dos nódulos de grafita (CARAZO *et al.*, 2011).

Sendo assim, a fim de melhorar, e se possível, eliminar esses erros, neste trabalho será desenvolvido um algoritmo que a partir da segmentação dos nódulos presentes no material e de alguns cálculos efetuados, seja capaz de fornecer informações mais precisas a respeito da liga sendo estudada.

1.2 OBJETIVOS

Nesta seção serão introduzidos os objetivos gerais que delimitam a ideia central deste trabalho, e os objetivos específicos os quais detalham os processos que serão realizados.

1.2.1 OBJETIVO GERAL

Realizar a identificação, caracterização e classificação de ligas de ferro fundido nodular utilizando técnicas de processamento digital de imagens.

1.2.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Desenvolver um algoritmo de segmentação capaz de identificar em uma imagem microscópica os elementos que a constituem.
- Reproduzir medidas técnicas normalmente realizadas de forma manual e visual, como contagem e grau de nodularidade.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 FERRO

Segundo Colpaert e Silva (2008), desde 1200 a.C., o homem vem fazendo o uso de produtos de ferro e seus derivados. Como o ferro é um dos elementos mais abundantes na crosta terrestre, foram desenvolvidas técnicas de extração deste elemento dos minérios de ferro mais comuns, que geralmente se encontram na forma de óxido de ferro. O fato de que o Carbono, em condições adequadas, pode transformar o óxido de ferro em ferro metálico foi decisivo para o desenvolvimento de produtos à base de ferro.

Como durante as principais etapas do processo usado para se obter produtos de ferro o carbono esteve presente, foi observado que a adição do mesmo à composição do produto produzia um efeito diferente em suas propriedades. A partir dessa observação, surgiu as combinações possíveis de aços e ferros fundidos. Ainda segundo o mesmo autor, o desenvolvimento econômico e técnico facilitou o acúmulo de conhecimento sobre as características dos materiais como composição química, estrutura, propriedades e desempenho, assim como o efeito do processamento sobre as mesmas, permitindo então um incessante desenvolvimento científico de novas ligas e o aprimoramento de ligas já existentes (COLPAERT; SILVA, 2008).

2.1.1 FERROS FUNDIDOS

Ferros fundidos podem ser definidos como ligas metálicas de ferro e carbono cujo teor de carbono está situado acima de 2,0%. Apesar dessa definição, geralmente os ferros fundidos são classificados como uma "liga ternária de ferro, carbono e silício". O silício, como terceiro constituinte dessa mistura, é encontrado muitas vezes em teores de porcentagens maiores do que a do carbono (CHIAVERINI, 2016).

2.1.2 FERRO FUNDIDO DÚCTIL/FERRO FUNDIDO NODULAR

O ferro fundido nodular é caracterizado, principalmente, pela sua estrutura; o grafite está livre na matriz na forma de nódulos como pode ser observado da Figura 1, e por suas propriedades mecânicas; ductibilidade, tenacidade e resistência. O que mais se destaca nessa liga em relação à resistência mecânica é o fato do seu limite de escoamento ser maior do que em outras ligas de ferro, até mesmo de alguns aços-carbono comuns (CHIAVERINI, 2016).

2.2 METALOGRAFIA

A metalografia é uma das ferramentas de estudo mais importante em ciência dos materiais. A metalografia é uma ciência que estuda as características das ligas metálicas, assim como as relações entre elas. A metalografia é empregada em alguma parte do processo em qualquer indústria que processe algum tipo de liga metálica. É de grande importância pois fornece informações sobre a qualidade do material produzido.

A metalografia pode ainda, ser subdividida em Macrografia e Micrografia, esta última que é executada com o auxílio de um microscópio, revelando detalhes da estrutura que não são visíveis a olho nu, como as fases presentes, além de outros componentes não metálicos como por exemplo os nódulos de grafite (Carbono). Dois fatores principais controlam as propriedades mecânicas do ferro fundido nodular, fazendo-se necessária a realização do estudo metalográfico (micrográfico) (CARAZO *et al.*, 2011):

- Tipo, tamanho e a distribuição dos nódulos de grafite;
- Relação ferrita/perlita, presença de falhas microestruturais;

2.2.1 MICROGRAFIA QUALITATIVA

A micrografia qualitativa consiste em determinar quais são os componentes microscópicos que compõem a liga metálica. Os componentes da liga variam de acordo com o tipo de liga sob análise e de acordo com os processos de fabricação, tratamentos térmicos e outros processos a que o material tenha sido submetido. No caso do ferro fundido nodular, os componentes principais da matriz metálica são a perlita, a ferrita e os nódulos de grafite (COLPAERT; SILVA, 2008).

2.2.2 MICROGRAFIA QUANTITATIVA

Cada um dos elementos identificados na metalografia qualitativa podem ser medidos e quantificados métrica e topologicamente. Uma medida descritiva do estado microestrutural da liga é a área, que descreve a quantidade ou extensão de uma característica em um plano bidimensional (COLPAERT; SILVA, 2008).

Algumas medidas comumente efetuadas são o cálculo da porcentagem de perlita e ferrita existente na liga, a contagem dos nódulos e a determinação de sua forma (COLPAERT; SILVA, 2008).

Outras medidas mais complexas como *roundness*, e grau de nodularidade são também utilizadas como forma de descrever quantitativamente uma liga. Com esses dados calculados se torna possível identificar uma liga, prever e controlar seu comportamento mecânico.

Essa técnica é aplicada através da observação direta da microestrutura, que pode ser feita manualmente por um técnico ou automaticamente utilizando-se do auxílio de métodos computacionais para extrair as informações desejadas.

2.2.3 CARACTERÍSTICAS DAS IMAGENS

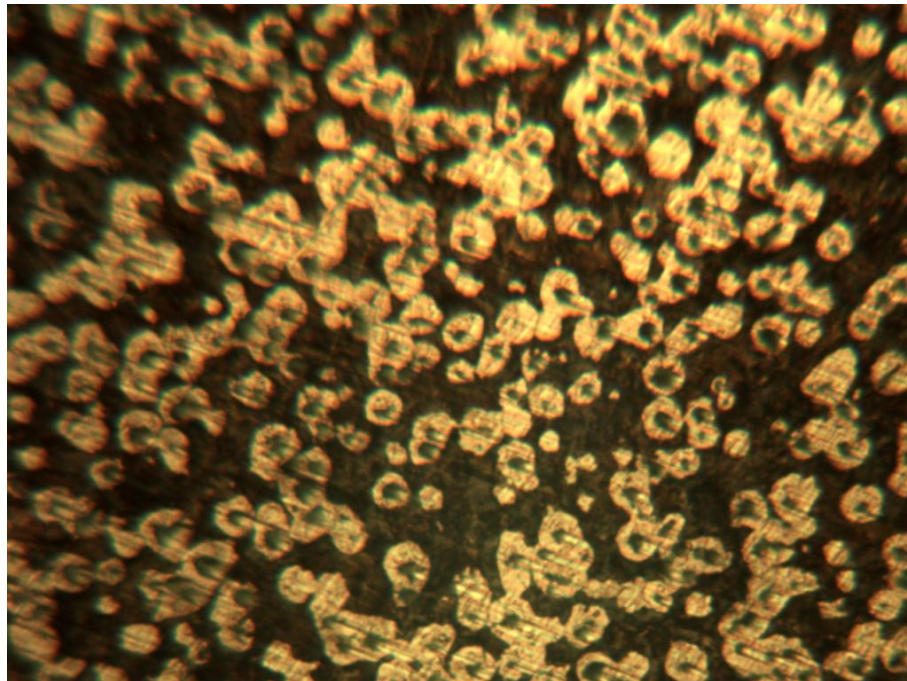
As imagens analisadas neste trabalho estão sem escala, o que pode tornar impraticável uma análise quantitativa, já que são necessárias algumas medidas numéricas, como as dimensões dos nódulos em milímetros.

Diversos fatores influenciam na qualidade das imagens analisadas; um destes se origina no processo de preparação da amostra, e outro do processo de aquisição das imagens. Os corpos de prova do material a serem analisados são lixados, polidos e finalmente passam por um processo de corrosão com a finalidade de exibir as microestruturas presentes (RUSANOVSKY; BEERI; OREN, 2022).

A qualidade da imagem depende também de fatores como iluminação, foco da lente, bom posicionamento do corpo de prova, qualidade dos componentes do instrumento de aquisição.

Na Figura 2 podemos ver o efeito destes fatores em uma imagem.

Figura 2 – Ranhuras na estrutura provenientes do processo de lixamento; Desfoque da imagem proveniente do desajuste do microscópio.

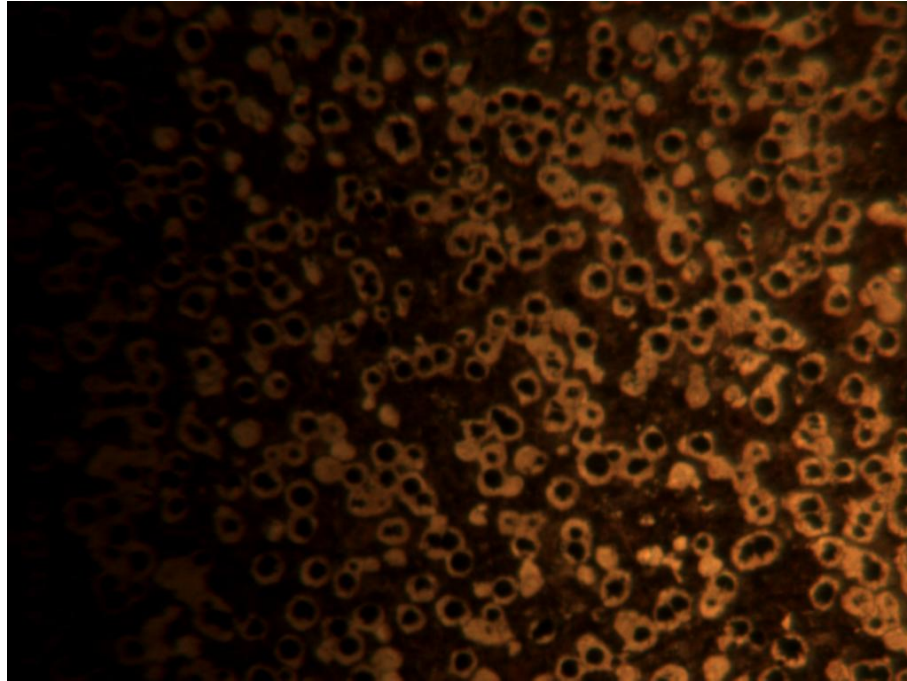


Fonte: Autoria própria.

Na imagem seguinte pode-se observar a deficiência de iluminação no processo de aquisição de imagem. A presença desta diferença na iluminação pode acabar interferindo no cálculo

da porcentagem que cada elemento ocupa na imagem, consequentemente na classificação do tipo da matriz metálica, que será discutido em mais detalhes.

Figura 3 – Não-uniformidade na iluminação.



Fonte: Autoria própria.

2.2.4 NÓDULOS DE GRAFITE

O silício e o grafite são os dois componentes mais importantes de uma liga de ferro fundido nodular. O silício favorece a formação de grafita e essa, por sua vez, é quem dá as propriedades características do ferro fundido nodular.

Com o intuito de fazer com que a grafita adquira um formato esferoidal, determinados elementos são adicionados ao metal fundido, por exemplo, magnésio, cério, entre outros, com quantidades controladas para que se possa produzir as características desejadas no material (CHIAVERINI, 2016).

A formação de grafita esferoidal ocorre durante o processo de solidificação, quando o carbono vai se precipitando e formando os referidos nódulos. Esse carbono é, de certa forma, sugado da cementita (Fe_3C), por isso os nódulos estão envoltos por regiões mais claras constituídas praticamente de ferro puro (baixíssima concentração de carbono) (SILVA, 2005).

2.2.4.1 CONTAGEM DOS NÓDULOS

As formas, as regiões e/ou número de estruturas presentes na região analisada varia de acordo com o método de fundição utilizado. Faz se então necessário saber o quanto de

cada um desses elementos existe no material. Uma importante medida realizada em análises metalográficas é a contagem de nódulos. Assim que o número de nódulos presentes na liga aumenta o tamanho deles diminui, o que melhora ainda mais algumas propriedades (P.SURESH V.SAKTHIVEL, 2015).

2.2.4.2 ROUNDNESS e GRAU DE NODULARIDADE

Roundness refere-se ao quão parecido com um círculo é o objeto em análise. Pode ser calculado da seguinte forma:

$$Roundness = 4 * \pi * \frac{area}{perimetro^2} \quad (1)$$

O quão próximo de um círculo um nódulo é, pode também ser calculado da seguinte maneira através do *shape factor* (SF):

$$SF = \frac{area}{\pi * (\frac{MFD}{2})^2} \quad (2)$$

Onde (MFD) é o *máximo diâmetro feret* ou apenas o diâmetro máximo do nódulo (DAVUT *et al.*, 2016).

Pode-se considerar um limite mínimo para este fator. Os nódulos cujo fator *Roundness* forem maiores que esse limite serão considerados como sendo nódulos exatamente redondos. Definido esse fator, é possível definir o que seria o Grau de Nodularidade (G_N), que é a razão entre a quantidade de nódulos exatamente redondos (N_R), pelo número total de nódulos (N_T) (JAYASHREE; GODBOLE, 2014).

$$G_N = \frac{N_R}{N_T} \quad (3)$$

2.2.5 DETERMINAÇÃO DO TIPO DA MATRIZ METÁLICA

Além dos nódulos de grafite, o tipo da matriz metálica também exerce influência sobre as características mecânicas da liga. Uma matriz metálica com porcentagem de área de perlita maior que ferrita, caracteriza uma matriz perlítica-ferrítica, o oposto também é válido, caracterizando então uma matriz ferrítica-perlítica (CARAZO *et al.*, 2011).

A ferrita sendo um material relativamente "mole", fornece à liga uma melhor ductibilidade, ainda mais se aliada aos nódulos de grafita. Já a perlita é um material mais duro, devido a presença de cementita (Fe_3C). Combinando esses três materiais pode-se obter uma matriz com relativa ductibilidade e dureza, tornando o ferro fundido nodular uma liga muito versátil (CARAZO *et al.*, 2011).

Portanto, faz-se necessário obter uma medida do percentual do quanto cada um desses elementos ocupam na matriz metálica afim de verificar se a mesma pode ser utilizada para uma determinada finalidade ou não (CHIAVERINI, 2016).

2.3 PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS

O processamento digital de imagens pode ser subdividido em três processos: de baixo, médio e alto nível. Processos de baixo nível são caracterizado como operações "básicas", como suavização, remoção de ruídos, melhoramento de contraste, etc. Como médio nível está a segmentação, que consiste na separação da imagem em regiões e/ou objetos e na sua descrição. No processamento de alto nível o objetivo é fazer sentido a partir dos objetos e regiões previamente reconhecidas e então realizar ações de acordo com a interpretação que se venha a obter, o que depende da aplicação (GONZALEZ; WOODS, 2018). Ainda segundo esse autor, baseado nas definições previamente estabelecidas, processamento digital de imagens consiste em processos que tenham imagens como entrada, e produzam novas imagens como saída, considerando também os processos de extração de atributos e características assim como o reconhecimento de objetos individuais.

2.3.1 REMOÇÃO DE RUÍDOS

As situações em que uma imagem se torna degradada por conta de ruídos são diversas. Desde a temperatura dos componentes da ferramenta de aquisição até na situação em que os dados são transmitidos através de uma rede sem fio e estão sujeitos a interferência de condições climáticas, como uma descarga elétrica ou outra perturbação atmosférica (GONZALEZ; WOODS, 2018).

Afim de remover os ruídos das imagens de forma que estes não influenciem nas próximas etapas do processamento, pode-se aplicar filtros espaciais à imagem, como o filtro *Gaussiana* e o *Mediana*. Estes filtros são aplicados como uma tentativa de reconstruir a imagem como se não houvessem ruídos presentes (GONZALEZ; WOODS, 2018).

2.3.2 MELHORAMENTO DE CONTRASTE

É utilizado com o intuito clarear regiões sombreadas nos cantos ou lados das imagens de forma que se torne mais evidente os elementos que estão ali presentes, tornando a imagem visualmente mais uniforme. A Figura 3 demonstra esse efeito.

Uma forma de melhorar o contraste é através de uma equalização do histograma da imagem sendo analisada. Este método consiste em mapear cada um dos pixels da imagem de

entrada com uma determinada intensidade, para um pixel correspondente em uma imagem de saída.

Considere uma imagem com M linhas e N colunas e com 8 bits, então $L = 2^8 = 256$ intervalos de valores possíveis de intensidade. Considere r como sendo uma variável que representa um valor de intensidade na imagem a ser processada e $k = 0, 1, 2, \dots, L - 1$ representando o número de possíveis valores de intensidade que a imagem pode assumir e $L - 1 = 255$, então r_k representa o valor da k -ésima intensidade possível. No caso de uma imagem em escala de cinza $k = 0, 0.00390625, 0.0078125, \dots, 0.99609375$ para 256 possíveis valores caso esta imagem seja de 8 bits (GONZALEZ; WOODS, 2018).

Então para cada valor possível r_k pode-se obter um correspondente s_k na imagem de saída, para isso aplica-se a transformação descrita na Equação 4 e caso o valor de s_k não exista no intervalo representado por k , o mesmo é arredondado para o valor mais próximo dentro dos valores possíveis de intensidade.

$$s_k = T(r_k) = (L - 1) \sum_{j=0}^k p_r(r_j) \quad (4)$$

onde $k = 0, 1, 2, \dots, L - 1$ e $p_r(r_j)$ é definido por

$$p_r(r_j) = \frac{n_j}{MN} \quad (5)$$

onde MN denota o número totais de pixels de uma imagem com M linhas e N colunas, e n_j o número de pixels que tenham intensidade r_j , ou seja $p_r(r_j)$ representa a probabilidade de ocorrência de um pixel de intensidade r_j na imagem (GONZALEZ; WOODS, 2018). Desta forma os pixels da imagem de entrada são mapeados para novos valores na imagem de saída e seu histograma resultante passa a ter seus valores de ocorrência mais distribuídos entre os valores possíveis de intensidade.

2.3.3 SEGMENTAÇÃO

No processamento digital de imagens, segmentação consiste em um processo de separar a imagens em regiões, ou seja, grupos de pixels denominados superpixels que contenham as informações, características e/ou atributos necessários para a aplicação desejada, devendo então ser interrompida assim que as regiões de interesse sejam identificadas. Representa um papel importante no processamento digital de imagens pois o reconhecimento de partes constituintes da imagem original em análise auxilia diretamente na interpretação da mesma. Alguns /Os métodos de segmentação podem ser classificados em "interativos", caso haja intervenção do usuário na segmentação, e "automáticos", caso contrário.

Os métodos de segmentação também podem ser classificados de acordo com a abordagem utilizada na representação dos objetos. Há o método orientado a bordas, que objetiva

identificar a fronteiras entre objetos distintos na imagem e o método orientado a regiões, cujo objetivo é identificar os pixels que pertencem ao interior dos objetos de estudo (RONCERO, 2005).

2.3.3.1 DETECÇÃO DE BORDAS

É um processo de segmentação baseada em mudanças abruptas nas intensidades de uma imagem, que pode descrever uma borda de um componente da imagem em análise. Uma borda ideal pode ser definida como: uma mudança de intensidade ao longo da distância de 1 pixel, ou seja, um pixel tem uma determinada intensidade, e o seu próximo tem uma intensidade de valor relativamente maior ou menor (GONZALEZ; WOODS, 2018).

Entretanto, dificilmente se encontram imagens digitais com bordas ideais como definido anteriormente. As bordas geralmente estão borradas, contém ruídos provenientes da instrumentação eletrônica, limitações no foco (no caso de instrumentos ópticos), entre outros. As bordas então podem ser modeladas como se fossem "rampas", consistindo em uma mudança de intensidade ao longos de vários pixels da imagem (GONZALEZ; WOODS, 2018).

2.3.3.1.1 TÉCNICAS DE DETECÇÃO DE BORDAS

As técnicas de detecção de bordas são geralmente divididas em duas categorias principais. São elas o detector de bordas de primeira ordem, ou operador baseado no gradiente, e detectores de borda de segunda ordem, ou operador baseado no Laplaciano (MAINI; AGGARWAL, 2009).

Alguns métodos conhecidos são: Sobel, Prewitt, Robert's, e Laplaciano.

- SOBEL: Realizado através da convolução da imagem com dois *kernels*, como mostrado na Figura 4, cujos objetivos são enfatizar as mudanças de instensidade verticais e horizontais. Observe também uma maior ênfase nos pixels próximos do centro da máscara (TSANKASHVILI, 2019).

Figura 4 – Operador Sobel.

-1	-2	-1	-1	0	1
0	0	0	-2	0	2
1	2	1	-1	0	1

Fonte: Autoria própria.

Estes operadores podem ser aplicados separadamente ou juntamente caso seja desejável obter a magnetude absoluta em cada ponto da imagem.

- PREWITT: Detecta bordas horizontais e verticais, porém sem ênfase nos pixels próximos ao centro da máscara (TSANKASHVILI, 2019).

Figura 5 – Operador Prewitt.

-1	-1	-1	-1	0	1
0	0	0	-1	0	1
1	1	1	-1	0	1

Fonte: Autoria própria.

- ROBERTS: Os kernels do operadores são projetados a fim de responder ao máximo a bordas que estão a 45 graus na imagem analisada (MAINI; AGGARWAL, 2009).

Figura 6 – Operador Roberts.

-1	0	0	-1
0	1	1	0

Fonte: Autoria própria.

- LAPLACIANO: Diferentemente das técnicas citadas acima, o operador laplaciano consiste de apenas um *kernel*. É utilizado para identificar bordas através do cálculo da segunda derivada, visto que bordas são caracterizadas por cruzamentos por zero (MAINI; AGGARWAL, 2009). A Figura 7 mostra o formato de um *kernel* utilizado para os cálculos da segunda derivada.

Figura 7 – Operador Laplaciano.

0	0	-1	0	0
0	-1	-2	-1	0
-1	-2	16	-2	-1
0	-1	-2	-1	0
0	0	-1	0	0

Fonte: Autoria própria.

2.3.3.2 LIMIAZIZAÇÃO

Processo de filtragem espacial geralmente utilizado em imagens em escala de cinza. Consiste em definir limiares a fim de separar objetos claros do fundo escuro (GONZALEZ; WOODS, 2018).

Uma maneira de extrair objetos de uma imagem é verificando a intensidade de cada pixel da imagem e comparar este valor com o limiar pré-definido. A escolha desse limiar impacta diretamente na qualidade de segmentação, já que uma escolha não ótima pode acarretar em perda de estruturas, pois as mesmas podem ser consideradas como fundo da imagem (GONZALEZ; WOODS, 2018).

Um obstáculo existente para a definição desse limiar é a qualidade da imagem como pode ser observado na Figura 3. Com a escolha de um limiar mais próximo do zero evita-se perdas em estruturas presentes no lado mais escuro (esquerdo), entretanto no lado mais claro da imagem (direito) estruturas de classes diferentes podem ser consideradas como se fossem da mesma, que não é desejável para a aplicação deste trabalho.

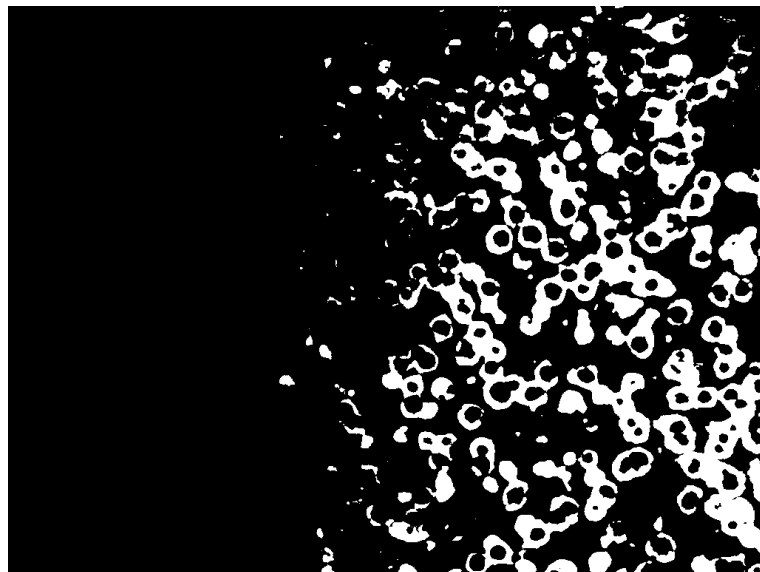
As imagens a seguir demonstram o efeito da escolha do limiar.

Figura 8 – Limiar com valor baixo. 0.047 na escala de cinza.



Fonte: Autoria própria.

Figura 9 – Limiar com valor alto. 0.352 na escala de cinza.



Fonte: Autoria própria.

2.3.3.2.1 MÉTODO DE OTSU

É um algoritmo de limiarização proposto por Nobuyuki Otsu.

Consiste em analisar o histograma da imagem em escala de cinza, procurando por um valor de limiar que maximize a variância inter-classe, ou minimize a variância intra-classe. Estes dois termos estão intimamente relacionados já que, minimizar a variância intra-classe é o equivalente a maximizar a variância inter-classe (SEZGIN, 2004).

Este método calcula as variâncias para todos os valores de limiares possíveis, tornando-se então um problema de otimização que consiste em encontrar o valor de limiar que retorne o valor máximo de variância inter-classe ou o valor mínimo de variância intra-classe (Otsu, 1979).

De uma forma bem simplificada podemos descrever este método como sendo um algoritmo que identifica um limiar que melhor separa duas classes baseando-se na distribuição de intensidades do histograma.

2.3.3.2.2 LIMIAR LOCAL

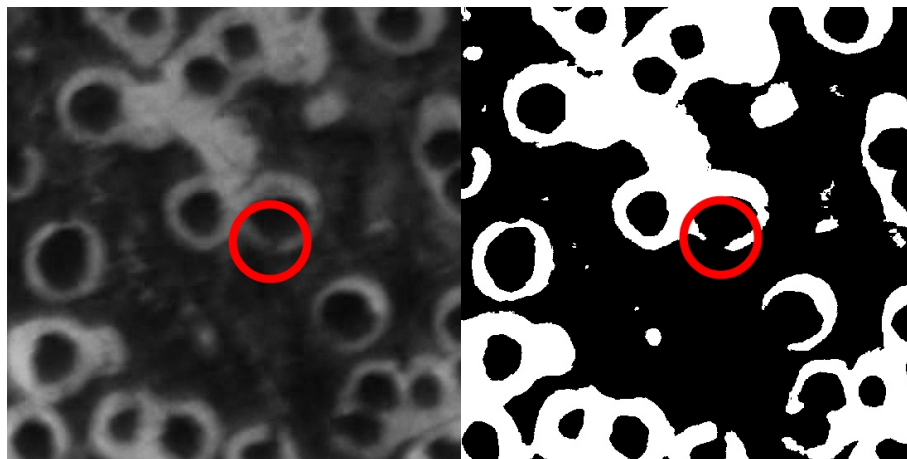
Uma abordagem que consiste em calcular um valor de limiar para cada píxel na imagem levando em consideração as características de uma vizinhança em torno deste, onde o píxel em questão é o central. Para cada uma das vizinhanças pode ser calculado um limiar para o píxel central, por exemplo, a partir da média dos valores de intensidade. Se o valor da imagem original for maior que o limiar calculado o píxel em questão é considerado *foreground*, caso contrário considerado *background* (GONZALEZ; WOODS, 2018).

2.3.4 ESTUDOS MORFOLÓGICOS

Deteção de bordas e limiarização nem sempre são suficientes para atingir os objetivos de sua aplicação. Muitas vezes pode haver descontinuidades em uma borda ou estrutura (detalhe na Figura 10) e, assim, o limiar pode não ser ótimo, podendo acarretar em estruturas segmentadas em objetos de classes diferentes quando na verdade pertencem a mesma classe.

Segundo Gonzalez e Woods (2018) as operações morfológicas são definidas em termos de conjuntos, que no processamento de imagens representam os conjuntos dos pixels que fazem parte de cada região A e dos pixels de um elemento estruturante B .

Figura 10 – Descontinuidade na estrutura.



Fonte: Autoria própria.

A operação morfológica de erosão é definida como

$$A \ominus B = \{z | (B)_z \subseteq A\} \quad (6)$$

e pode ser interpretada como todos os pontos z do conjunto A de forma que B sendo transladoado sobre cada um desses pontos esteja todo contido em A onde z coincide com a origem do elemento estruturante, geralmente o pixel central caso B seja representado por uma imagem (GONZALEZ; WOODS, 2018).

A operação morfológica de dilatação também é espessa através de conjutos e é definida como

$$A \oplus B = \{z | (\hat{B})_z \cap A \neq \emptyset\} \quad (7)$$

e pode ser interpretada como o conjunto de todos os pontos z de A de forma que o elemento estruturante B esteja com sua origem em z e que sobreponha A em pelo menos um de seus elementos (GONZALEZ; WOODS, 2018).

Uma forma de contornar esse problema indicado na Figura 10 está na aplicação de algoritmos que atuam na morfologia das estruturas. Um desses algoritmos é o de *binary closing*. Segundo Closing (2022), "o fechamento morfológico de uma imagem é definido como uma dilatação seguida por uma erosão. *Binary closing* pode remover pequenos pontos escuros ("pepper") e conectar pequenas estruturas claras. Isso tende a "fechar" pequenas lacunas escuras entre estruturas claras ". É definida matematicamente pela Equação 8

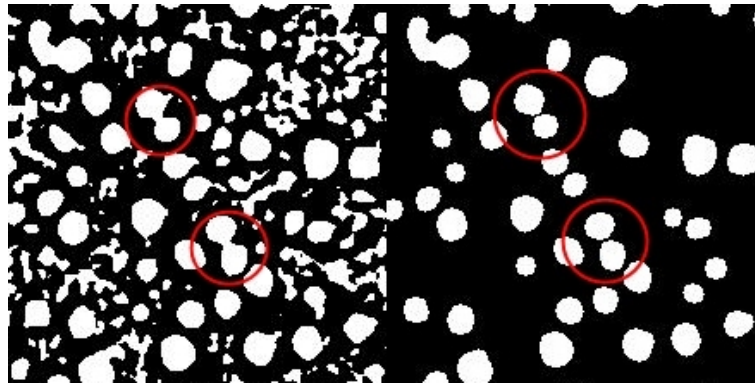
$$A \cdot B = (A \oplus B) \ominus B \quad (8)$$

Uma outra operação morfológica interessante é *binary opening*. Segundo Opening (2022), a abertura morfológica é definida como uma erosão seguida de uma dilatação. Esta operação tende a remover pequenos objetos ("salt"), e a abrir pequenos espaços entre objetos de interesse e é definida pela Equação 9.

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (9)$$

A Figura 11 mostra o resultado dessa operação.

Figura 11 – Separação de regiões de interesse após operação de abertura.



Fonte: Autoria própria.

Vale observar pela Figura 11, que a operação de *binary closing* tende a remover pequenos objetos, que podem ter sido segmentados pela influência de ruídos na imagem.

2.4 TRABALHOS RELACIONADOS

Neste capítulo serão apresentados trabalhos que fazem o uso do processamento de imagens com o intuito de extrair elementos de imagens e por sua vez extrair informações destas. Existem trabalhos de forma mais generalizada mas os apresentados a seguir tem uma semelhança maior pois são aplicados no estudo dos componentes de ligas metálicas.

2.4.1 Análise de nodularidade e contagem de nódulos do ferro fundido austemperado por processamento de imagens.

Davut *et al.* (2016) em seu trabalho propuseram um método para realizar a contagem e o cálculo do grau de nodularidade através da aquisição de 20 imagens com magnetude de amplificação de 100x para cada corpo de prova para visualização e quantidade dos formatos das partículas de forma clara para posterior análise seguindo o padrão ASTM E2567. Em algumas das imagens uma alteração na coloração está presente devido à ferramenta que foi utilizada para aquisição da imagem.

Para cada corpo de prova, após as aquisições das 20 imagens iniciais, foi aplicado um composto químico com o intuito de corroer a superfície e mostrar mais detalhes sobre a microestrutura do material. Posteriormente foram feitas novas aquisições de imagens da superfície usando um microscópio de escaneamento por emissão de elétrons com uma amplificação da ordem de 5000x.

Para o contagem dos nódulos primeiramente foi definido que para uma grafita ser considerada um nódulo, o máximo diâmetro feret *MFD* teria de ser de no mínimo 10 μm , e seu fator de forma *SF* deve ser de no mínimo 0.6 para ser considerada nodular.

No apresentação do procedimento experimental foram utilizadas duas amostras de material, cada uma exibindo propriedades mecânicas distintas previamente testadas. A primeira amostra D1, não atende as propriedades mecânicas mencionadas em ISO 17804, porém a segunda amostra D2 atende as exigências.

Foi então aplicado o critério de diâmetro e a Equação 2 para o cálculo do fator de forma SF . Para um círculo perfeito, SF deve ser igual a 1.

Notou-se que ambas as amostras, a maioria dos nódulos analisados apresentavam fator de forma com valores na faixa 0.7 - 0.8; o tamanho médio dos nódulos de D1 foi maior que o de D2; o grau de nodularidade de D1 foi menor que de D2.

Partindo dessas informações o trabalho confirma de fato que a amostra D2 é mais esférica, além da fração de grafita ocupar uma área maior em D2, comprovando então que essas características morfológicas melhoram as propriedades mecânicas.

Apesar de ter sido elaborada uma nova forma de abordagem e de cálculo do fator de forma SF , o trabalho tem como ponto negativo o fato que não deixa explícito quais foram os métodos de processamento de imagens utilizadas com a finalidade de indentificar os nódulos em cada amostra.

Foi identificado pelas imagens presentes no texto que as mesmas não sofrem com não-uniformidade de iluminação.

2.4.2 Detecção de bolhas automática para cáries dentais.

Majanga e Viriri (2021) aborda uma metodologia de processamento de imagens visando a identificação de cáries dentais a partir de radiografias.

O método utilizado consistiu em realizar um pré-processamento de 120 imagens radiográficas que passaram por *data augmentation* que consistiu em rotacionar, ajustar a escala e redimensionamento com o intuito de produzir imagens suficientes, ou seja, aumentar a base de dados que posteriormente será utilizada em um processo de aprendizado profundo. Também foi aplicado a conversão da imagem para escala de cinza, correção de não-uniformidades na iluminação e remoção de ruídos através de um filtro gaussiano. Ao total foram geradas de 11,114 imagens no *dataset*, destas 10,090 serviram para treinar a rede, e 1024 foram usadas para teste.

Na fase de segmentação foi utilizada limiarização com o intuito de obter imagens binárias representando fundo e primeiro plano. Em sequência foram usadas operações morfológicas de erosão e dilatação. A detecção das regiões de interesse ocorreu a partir da aplicação de Laplaciano da Gaussiana (*LoG*).

Mais adiante uma rede baseada em aprendizado profundo por meio de um modelo sequencial no Keras foi utilizada para extrair características através de detecção de bolhas (*blob detection*), e por último um limiar de convexidade para eliminar falsos positivos.

O método utilizado se mostrou eficiente quando comparado com outros métodos da literatura, mostrando uma taxa de acerto de 97%.

2.4.3 Aplicação de processamento de imagens no diagnósticos de lesões em jogadores de futebol.

Xu e Xu (2022) buscam em seu trabalho realizar uma análise entre diferentes métodos de processamento de imagens na identificação de lesões em jogadores de futebol.

Foram analisadas imagens de jogadores profissionais de alguns clubes, obtidas através de fotografia direta utilizando câmeras digitais de alta resolução. Afim de manter as qualidades das imagens, estas foram convertidas para o formato JPG e armazenadas em um computador.

Através da análise da imagens obtidas chegou-se a conclusão que as lesões apresentam diferentes características dependendo da região em que se encontram, e que diferentes tipos de lesões influenciam no diagnósticos final. De forma a obter uma análise mais precisa das lesões elas foram divididas em regiões em que ocorrem e a frequência em que ocorreram. Isso mostrou que a maioria das lesões ocorrem nos membros inferiores, entretanto as lesões em regiões como cabeça e em órgãos internos são bem mais sérias e difíceis de se realizar um diagnóstico.

Através dos dados obtidos, foi então utilizada uma Máquina de vetores de suporte para treinamento de diversos tipos de diagnósticos. Juntamente foi utilizada uma rede neural de retropropagação de erro com o intuito de reconhecimento e de comparação. Foram então analisadas 200 imagens e a Máquina de vetores de suporte apresentou uma taxa de erro de 6.5% enquanto a rede neural de retropopagação de erro apenas 5.5% enquanto que para outros chegam até 22%.

A sensibilidade para identificação de lesões varia em cada região do corpo, onde as extremidades são mais sensíveis à diagnósticos, enquanto que em outras regiões como nervos e órgãos internos, tecnologias que dependem do processamento de imagem não atingem bons resultados.

Nos vários experimentos realizados a Máquina de vetores de suporte manteve uma taxa de erro de reconhecimento das lesões inicialmente baixo, diminuindo ainda mais com os experimentos seguintes.

A taxa de detecção de lesões pode ser restrita a diversos fatores. Dentre todas as lesões que podem ser identificadas, as do tipo estiramento tem a taxa de identificação em torno de 63%, enquanto que lesões em articulação está em torno de 81.2%. Essas informações mostram que as regiões em que ocorrem as lesões podem influenciar diretamente na taxa de identificação, e caso o atleta tenha mais de uma lesão, a taxa de detecção é afetada diretamente.

3 MATERIAIS E MÉTODOS

Nas seguintes seções estão definidos os materiais e processos necessários para a execução deste trabalho.

3.1 MATERIAIS

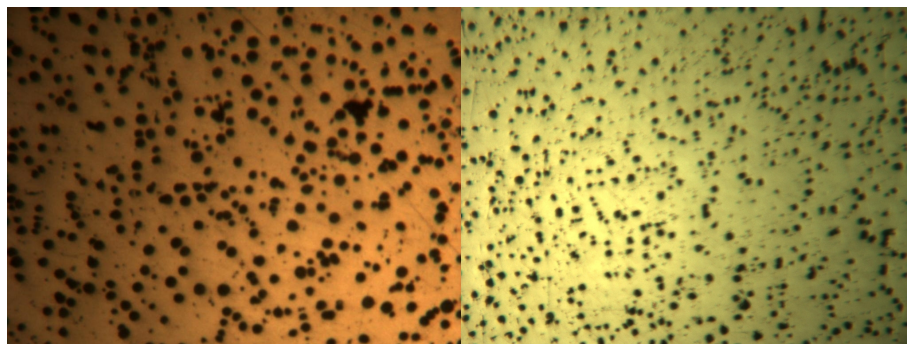
Para o desenvolvimento deste trabalho será utilizada a linguagem de programação Python, juntamente com bibliotecas scikit-Image contendo algoritmos para leitura e manipulação de imagens, Numpy para criação e manipulação de arrays e Matplotlib para exibição dos resultados. Como interface de desenvolvimento foi utilizada a IDE Spyder, já que contém todas as bibliotecas necessárias e por ser uma ferramenta que pode ser utilizada offline.

3.1.1 IMAGENS UTILIZADAS

A base de dados para análise consiste em 839 imagens da superfície de diversos corpos de prova após passarem pelo processo de lixamento e polimento. Destas imagens, 528 são datadas do ano de 2018 e em seus nomes de arquivos constam os dígitos identificando seus respectivos lotes e o grau de nodularidade da amostra, o qual foi calculado manual e visualmente por um técnico. As 311 restantes são do ano de 2019, e trazem as mesmas informações sobre a amostra em seus nomes de arquivo.

Independente do ano em que foram tiradas, todas variam em coloração, iluminação e resolução. A Figura 12 mostra 2 imagens com diferenças nas cores além das não-uniformidades de iluminação.

Figura 12 – Imagens com diferentes cores e iluminação.



Fonte: Autoria própria.

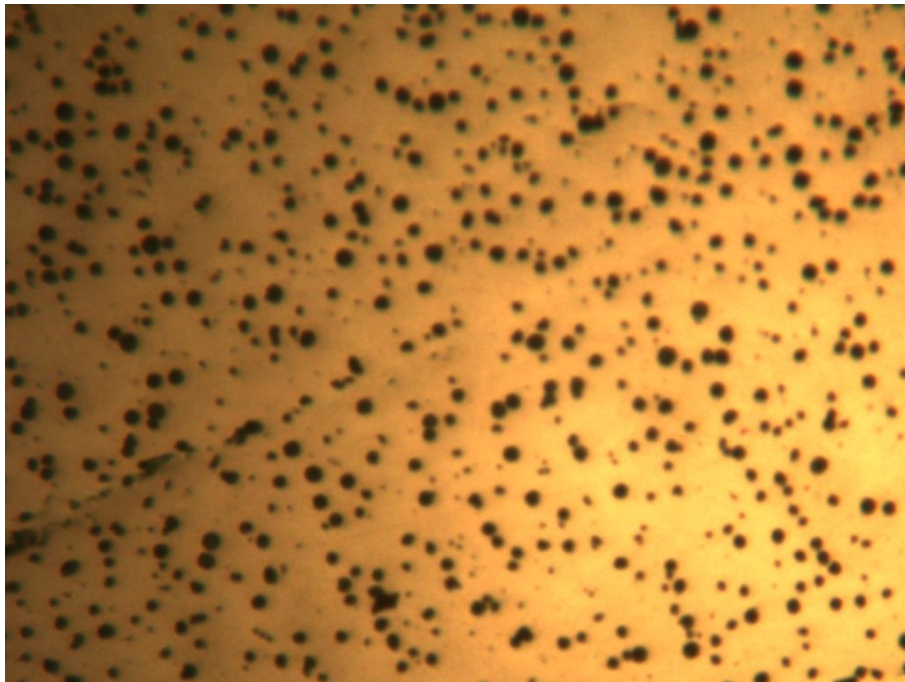
As imagens do ano de 2019 todas têm a resolução de 1024x768, enquanto as de 2018 variam entre 2592x1944 e 1024x768.

3.2 MÉTODO

Na execução do código foi utilizado um notebook/PC com um intel i5 de décima geração, 8G DDR4 de memória RAM, sistema operacional Windows 11 e uma placa gráfica GTX 1650 com 4GB GDDR6 de memória dedicada de vídeo. Nenhuma configuração adicional foi necessária na máquina utilizada.

A imagem utilizada é mostrada na Figura 13 datada do ano de 2018, possui cor alaranjada, apresenta não uniformidade de iluminação e sua dimensão é de 1024x768 pixels.

Figura 13 – Imagem utilizada na execução do algoritmo.



Fonte: Autoria própria.

Realizada a leitura da imagem, a mesma será convertida para a escala de cinza, e serão manipulados histogramas locais representando pequenas regiões da imagem a fim de melhorar as não-uniformidades na iluminação. Para melhoria destas não-uniformidades foi utilizado um algoritmo equalizador adaptativo (*equalize_adapthist*) em regiões de tamanho pré-definido na imagem chamados de *kernel* com configuração de *kernel_size* = 48. Esse *kernel* representa a região que será usada como contexto para o cálculo dos histogramas internos e a sua equalização, portanto o algoritmo percorre a imagem em regiões cujas dimensões são de 48x48 pixels e remapeia os valores de intensidade de acordo com a Equação 4.

Um filtro de gaussiana é aplicado a fim de remover ruídos. Seu desvio padrão selecionado foi de $\sigma = 1$ o qual já é um valor padrão da biblioteca. Afim de evitar perdas de informações de bordas, ou até mesmo evitar a junção de duas regiões de interesses que eventualmente estejam muito próximas, foi utilizada as configurações padrões do filtro.

Para segmentação entre fundo e objetos no primeiro plano, foi utilizado um algoritmo de limiarização local, já que um limiar global não apresenta um limiar ótimo devido a não-

uniformidade de iluminação. Dessa forma um limiar local utiliza uma região da imagem com tamanho especificado por *block_size* e a partir desta região calcula um valor de limiar correspondente ao pixel central da região na imagem de saída. O método de cálculo do limiar é selecionado pelo parâmetro *method* cujo valor é *mean*, ou seja, através da média aritmética dos valores de intensidade na vizinhança o pixel. A imagem de saída contém em cada um de seus pixels o valor calculado do limiar que então será comparada pixel a pixel com a imagem de entrada a fim de obter uma imagem binária indicando o que é fundo ou objetos de primeiro plano.

Após a limiarização uma operação morfológica de abertura, que é definida a partir de outras duas operações, ou seja, é definida como uma erosão seguida de uma dilatação foi utilizada com o intuito de remover possíveis regiões que tenham sido segmentadas a partir de ruídos presentes na imagem além de separar regiões muito próximas que venham a ser segmentadas como uma só durante o processo de limiarização. O *kernel* utilizado na operação foi um disco com dimensão pré-definida onde o valor informado representa o diâmetro em pixels desse *kernel*.

Tendo as regiões de interesse sido segmentadas, foram utilizadas funções que as identificassem, extraíssem informações a respeito de cada uma e calculassem algumas propriedades. A partir de parâmetros pré-estabelecidos, estes foram comparados com as propriedades que cada região apresentava e definido então quais regiões deveriam ser consideradas nódulos e destas quais seriam consideradas nódulos redondos.

As regiões tendo sido classificadas, pode-se então calcular o grau de nodularidade do material representado pela imagem analisada a partir do total de nódulos e do total de nódulos redondos.

3.3 AVALIAÇÃO

Como forma de avaliar a eficácia do algoritmo elaborado, o mesmo foi executado variando os parâmetros das funções utilizadas. Para cada execução, algumas métricas foram coletadas, como área média dos nódulos, fator de forma médio das regiões segmentadas, contagem de nódulos e o grau de nodularidade resultante da análise. Essas métricas foram armazenadas e mostradas em gráficos de forma que fosse possível compará-las, identificar semelhanças e diferenças entre cada combinação diferente de parâmetros. Após a análise gráfica define-se com base no comportamento das métricas um ou mais valores possíveis para cada um dos parâmetros das funções.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

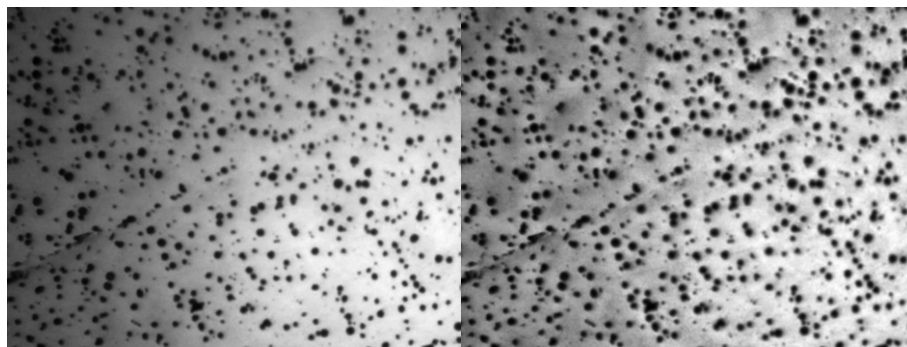
A partir da leitura da imagem, é feita a conversão para a escala de cinza utilizando um método de somas ponderadas dos valores de cada um dos canais RGB, definido pela Equação 10 a seguir

$$Y = 0.2125 * R + 0.7154 * G + 0.0721 * B \quad (10)$$

onde Y representa o valor resultante da conversão a partir dos valores dos canais vermelho R (R, do inglês *red*), verde G (G, do inglês *green*) e azul B (B, do inglês *blue*).

Partindo da leitura da imagem e sua conversão para escala de cinza, é aplicado então um algoritmo para equalização local do histograma da imagem com o intuito de diminuir a influência de uma possível não-uniformidade de iluminação, como pode ser visto na Figura 14. Este algoritmo realiza a equalização do histograma de pequenas porções da imagem com dimensão de 48x48 pixels através da Equação 4.

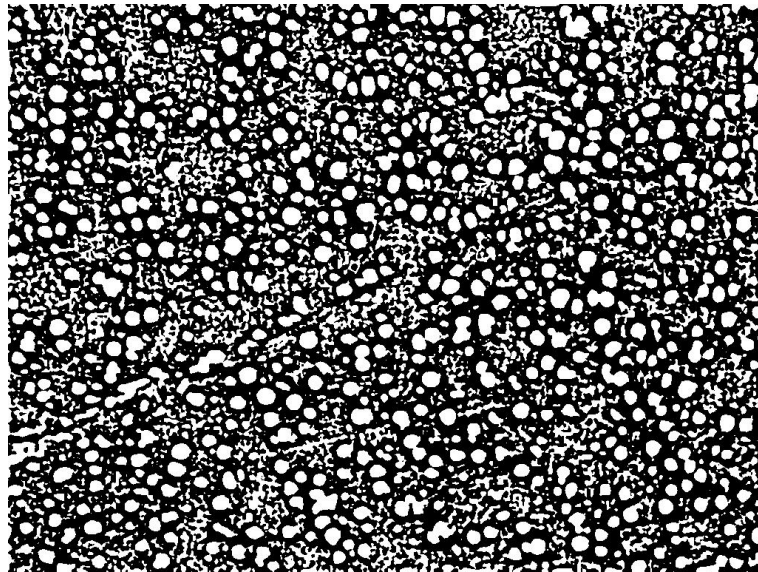
Figura 14 – Imagem da esquerda: escala de cinza; Imagem da direita: após equalização.



Fonte: Autoria própria.

Em seguida um filtro gaussiano é aplicado para remover possíveis ruídos, e na sequência o algoritmo de limiar local é utilizado gerando como saída a imagem na Figura 15.

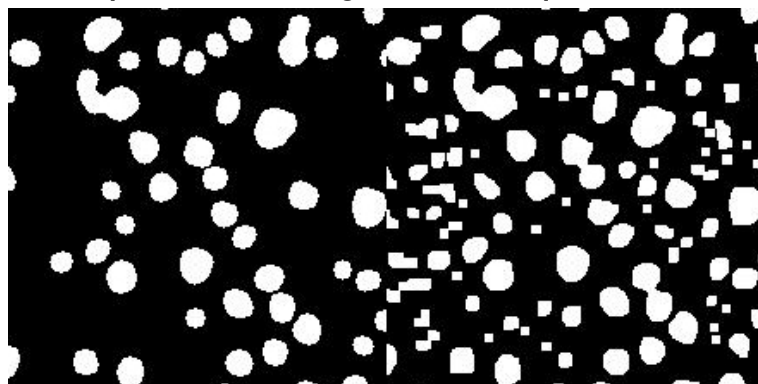
Figura 15 – Imagem binária contendo elementos limiarizados (regiões brancas).



Fonte: Autoria própria.

Aplicou-se então uma operação morfológica de abertura na imagem através de um elemento estruturante no formato de um disco com valor de diâmetro igual a 5 pixels. Esse formato de elemento foi escolhido devido a tendência do mesmo manter o formato geral das regiões redondas que passaram por essa operação. Dependendo do formato do elemento estruturante utilizado e de seu tamanho, durante a operação de abertura as regiões tendem a assumir o formato deste elemento. Um elemento estruturante quadrado faria com que regiões redondas assumissem um formato de quadrados com cantos arredondados na imagem, alterando então a forma original das regiões e interferindo nos cálculos posteriores. A Figura 16 compara os resultados entre a utilização de um disco de diâmetro igual a 5 pixels e um quadrado com lado de mesmo valor.

Figura 16 – Mesma região após operação de abertura com diferentes elementos estruturantes. Imagem da esquerda: disco ; Imagem da direita: quadrado

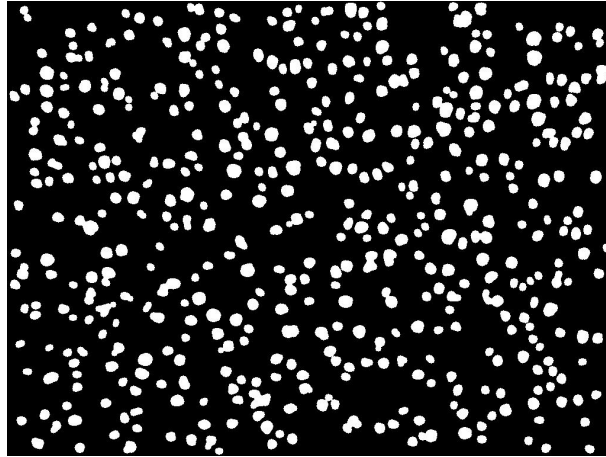


Fonte: Autoria própria.

A seguir as regiões restantes tiveram suas propriedades calculadas através do algoritmo *region_props*. Como resultado se obteve um objeto representando todas as regiões restantes que podem ser percorridas sequencialmente e ter diversas propriedades individuais acessadas

incluindo seu diâmetro máximo. A Figura 17 mostra o resultado após a operação morfológica de abertura e de remoção de regiões com diâmetro máximo menor que 15.

Figura 17 – Imagem resultante após remoção de regiões com diâmetro máximo menor que 15 pixels.

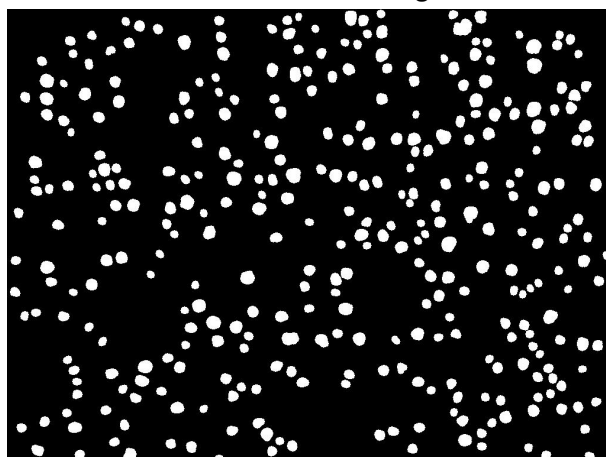


Fonte: Autoria própria.

Percorrendo novamente cada uma das regiões calcula-se o fator de forma de cada uma segundo a Equação 2 e compara com um valor predefinido de acordo com as normas da empresa. Neste caso foram considerados como redondos, nódulos cujo valor de fator de forma SF fossem maiores ou iguais a 0.75, caso contrário, a região tem seus valores de intensidade setados para 0 sendo assim removida da imagem 17.

Executado o passo descrito anteriormente temos como resultado a imagem mostrada na Figura 18.

Figura 18 – Imagem resultante contendo todas as regiões consideradas como nódulos.



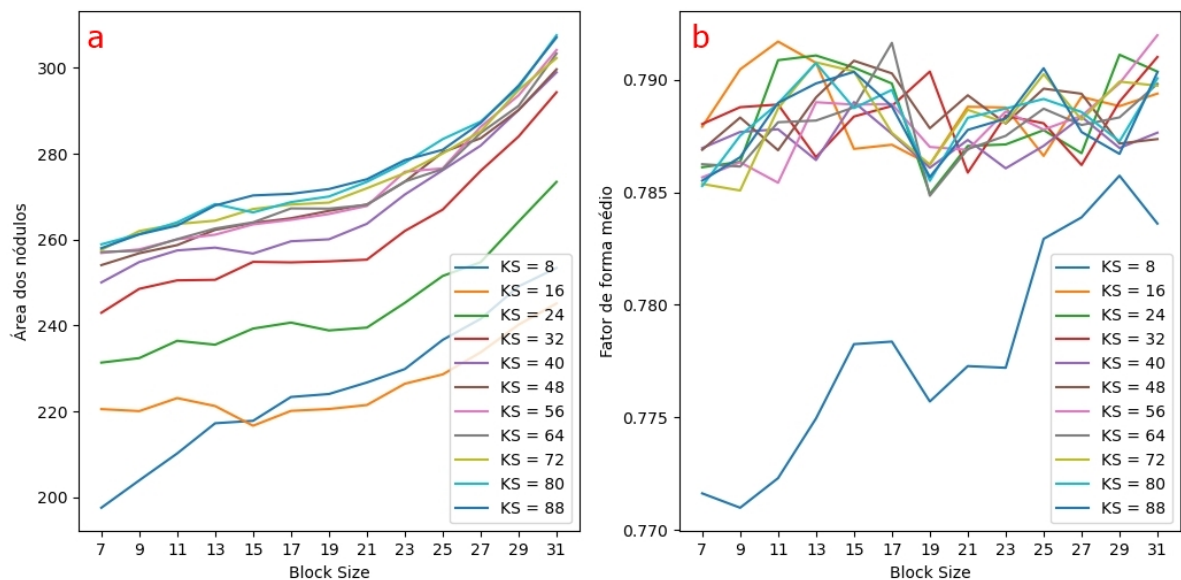
Fonte: Autoria própria.

O cálculo do grau de nodularidade da liga é obtido a partir da Equação 3 onde $N_T = 448$ é o número de regiões com diâmetro máximo de 15 pixels que podem ser consideradas nódulos e $N_R = 341$ refere-se aos nódulos com grau de nodularidade maior ou igual a 0.7 resultando em um grau de nodularidade para a liga em questão de $G_N = 0.76$.

Como forma de avaliar o resultados, a execução do código foi feita variando o *kernel_size* de *equalize_adaphist* e *block_size* de *threshold_local* que são as duas funções que influenciam diretamente no processo de separação entre fundo e objetos no primeiro plano. Embora a gaussiana também possa interferir, foi decidido não alterar seus parâmetros pelos motivos citados na seção 3.2.

Os valores utilizados para o parâmetro *kernel_size* foram 8, 16, 24, 32, 40, 48, 56, 64, 72, 80, 88. E para *block_size* foram 7, 9, 11, 13, 15, 17, 19, 21, 23, 25, 27, 29, 31. Para cada valor de *kernel_size* foi realizada uma segmentação como a descrita, para cada um dos valores de *block_size*. A partir de cada segmentação algumas métricas foram calculadas. As utilizadas foram a área média dos nódulos, o fator de forma *SF* médio dos nódulos, e o número de nódulos segmentados. Os valores nos gráficos mostrados na Figura 19 e 20 representam essas métricas.

Figura 19 – a - Área dos nodulos; b - Fator de forma dos nódulos.



Fonte: Autoria própria.

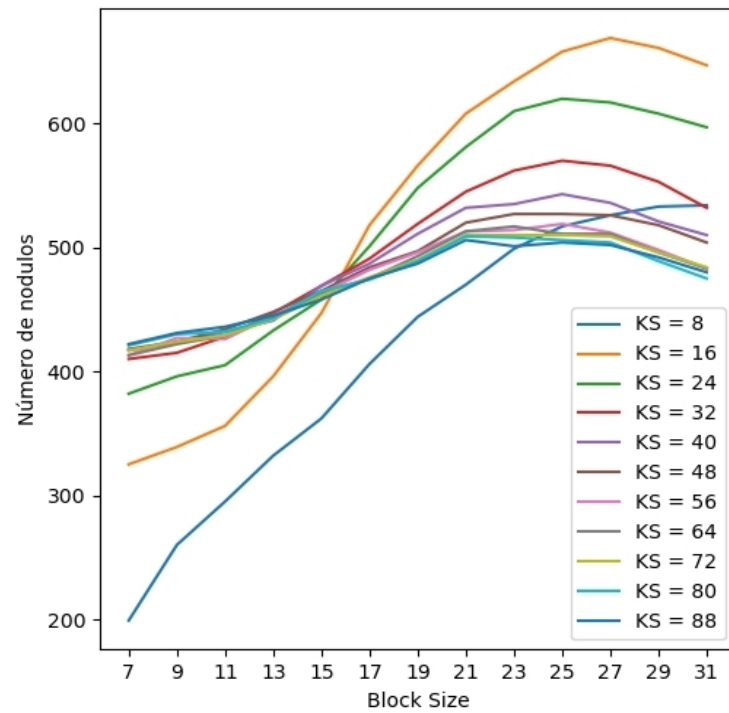
O gráfico da esquerda na Figura 19 representa a área média da regiões segmentadas que foram consideradas nódulos e com fator de forma maior que 0.7. Observa-se que a partir de *kernel_size* = 40 as linhas tendem a seguir a mesma direção mudando somente os valores para cada *block_size*.

O gráfico da direita representa o fator de forma médio de todos os nódulos segmentados. Analisando as linhas, verifica-se que a partir de *kernel_size* = 16 os fatores de forma não sofrem grandes variações. As linhas podem dar a impressão de que há uma grande variação porém é apenas devido a escala utilizada no eixo Y.

Na Figura 20 temos um gráfico representando a contagem dos nódulos segmentados. Verifica-se que para todos os valores de *kernel_size* a partir de 16 e para *block_size* = 15 o

número de nódulos é praticamente o mesmo. Neste ponto exato se torna pequena a diferença entre as contagens.

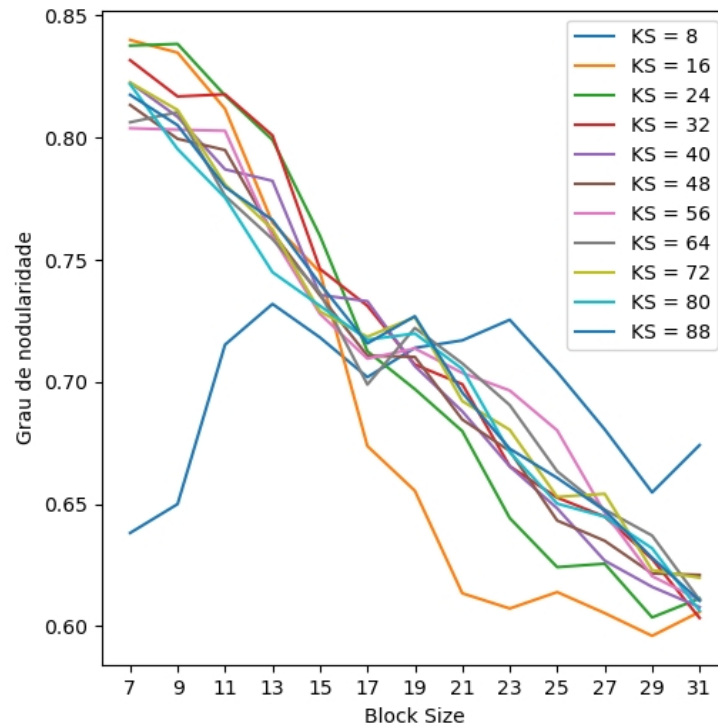
Figura 20 – Gráfico da contagem dos números de nódulos segmentados.



Fonte: Autoria própria.

A Figura 21 contém informações a respeito do grau de nodularidade do material calculado no final de cada segmentação.

Figura 21 – Gráfico do Grau de nodularidade do material.



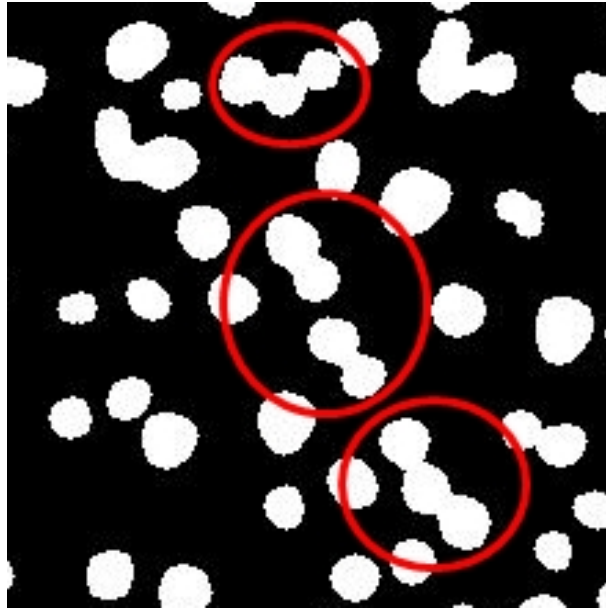
Fonte: Autoria própria.

Considerando que para um *kernel_size* maior que 40 as métricas não diferem tanto entre si, podemos analisar exclusivamente o comportamento dos gráficos a partir dos valores *block_size*.

A partir de *block_size* = 7 a contagem de nódulos aumenta, a área média dos nódulos aumenta e o grau de nodularidade diminui. Segundo a Equação 3, um grau de nodularidade baixo pode significar um aumento no número de nódulos com diâmetro maior que 15 que não tem fator de forma maior que 0.7; pode ser que houve uma diminuição dos nódulos com fator de forma maior que 0.7, ou até mesmo as duas situações.

Uma diminuição de nódulos com fator de forma maior que 0.7 pode ocorrer em situações em que dois nódulos que estavam próximos acabam sendo segmentados como um nódulo só, ocasionando um fator de forma abaixo do valor esperado. A Figura 22 demonstra esta situação.

Figura 22 – Nódulos unidos em uma região só. *block_size* = 27.



Fonte: Autoria própria.

Através das métricas analisadas e das situações encontradas ao manipular os parâmetros das funções que mais influenciam na segmentação, sugere-se que uma escolha para os parâmetros que apresentariam resultados satisfatórios sejam $kernel_size \geq 40$ e $7 \leq block_size \leq 17$.

5 CONCLUSÃO

A análise metalográfica muitas vezes é efetuada por um técnico de laboratório, tendo este que executar diversos passos sequenciais a fim de preparar a amostra para uma análise. Análise esta que é feita visualmente após a aquisição de uma imagem microscópica digital. Contudo este tipo de análise está susceptível a interpretações errôneas devido ao fator humano presente. Má calibração dos instrumentos usados, má iluminação, e até mesmo cansaço físico e mental podem influenciar nas interpretações dos dados obtidos.

Partindo do princípio que os computadores conseguem executar muitas tarefas mais rapidamente que humanos e com maior precisão, esse trabalho teve como objetivo desenvolver um algoritmo capaz de realizar a segmentação de elementos presentes em uma liga de ferro fundido nodular, e a partir destas realizar cálculos pertinentes ao estudo da qualidade do material na indústria de fundição, como o grau de nodularidade do material.

Inicialmente foram feitos estudos sobre os diversos algoritmos existentes para correção de não-uniformidade de iluminação presente na imagem, bem como filtros para remoção de ruídos. Estes sendo provenientes, muitas vezes, de diversas fontes.

Foram então estudados algoritmos de segmentação que pudessem realizar a separação dos objetos de interesse presentes na imagem. Sendo estes objetos de interesse segmentados foi possível realizar os cálculos pertinentes a análise.

Mais métricas poderiam ter sido coletadas a respeito da liga metálica em análise, como tamanho real dos nódulos de grafita. Porém não se tinha acesso a escala da imagem sendo então impossível a realização deste cálculo.

Este algoritmo desenvolvido pode ainda ser melhorado em muitos aspectos, como a adição de uma rede neural desde que se mantenham um padrão de imagens que serão analisadas, assim evitando que seja necessário treinar novamente a mesma.

Um obstáculo encontrado na elaboração do algoritmo utilizado para segmentação foi definir os parâmetros que seriam utilizados nas funções de pré processamento e segmentação. Para confirmar uma escolha que apresentasse resultados satisfatórios foram executadas diversas segmentações variando os parâmetros das funções. Métricas foram coletadas em cada execução e na discussão foram analisadas, chegando a uma escolha satisfatória.

O algoritmo elaborado é simples e de fácil compreensão. Em uma situação na indústria metalúrgica que os resultados não pareçam ser satisfatórios, basta realizar algumas pequenas alterações até que se atinja o padrão solicitado pela empresa.

REFERÊNCIAS

- CARAZO, F. *et al.* Characterization of nodular cast-iron using multi-scale constitutive modeling. **Mec. Comput.**, v. 30, p. 611–629, 11 2011.
- CHIAVERINI, V. **Aços E Ferros Fundidos**. ABM, 2016. ISBN 9788577370412. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=TwzuXwAACAAJ>.
- CLOSING, B. **Morphology**. [S.l.]: Retirado de: https://scikit-image.org/docs/stable/api/skimimage.morphology.html#skimimage.morphology.binary_closing, 2022.
- COLPAERT, H.; SILVA, A. da Costa e. **Metalografia dos produtos siderúrgicos comuns**. E. Blücher, 2008. ISBN 9788521215714. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=skGxDwAAQBAJ>.
- DAVUT, K. *et al.* Nodularity and nodule count analysis of austempered ductile iron castings by digital image processing. *In: . [S.l.: s.n.]*, 2016.
- DOMMARCO, R.; JAUREGUIBERRY, A. J.; SIKORA, J. A. Rolling contact fatigue resistance of ductile iron with different nodule counts and matrix microstructures. **Wear**, v. 261, p. 172–179, 07 2006.
- GONZALEZ, R.; WOODS, R. **Digital Image Processing, Global Edition**. Pearson Education, 2018. ISBN 9781292223070. Disponível em: <https://books.google.com.br/books?id=P8AoEAAAQBAJ>.
- IMASOGIE, B.; WENDT, U. Characterization of graphite particle shape in spheroidal graphite iron using a computer-based image analyzer. **Journal of Minerals Materials Characterization Engineering**, v. 3, p. 1–12, 01 2004.
- JAYASHREE, V.; GODBOLE, S. Microstructure analysis of spheroidal graphite iron (sgi) using hybrid image processing approach. *In: . [S.l.: s.n.]*, 2014.
- MAINI, R.; AGGARWAL, H. **Study and Comparison of Various Image Edge Detection Techniques**. 2009.
- MAJANGA, V.; VIRIRI, S. Automatic blob detection for dental caries. **Applied Sciences**, v. 11, n. 19, 2021. ISSN 2076-3417. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2076-3417/11/19/9232>.
- OPENING, B. **Morphology**. [S.l.]: Retirado de: https://scikit-image.org/docs/stable/api/skimimage.morphology.html#skimimage.morphology.binary_opening, 2022.
- Otsu, N. A threshold selection method from gray-level histograms. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics**, v. 9, n. 1, p. 62–66, Jan 1979. ISSN 0018-9472.
- P.SURESH V.SAKTHIVEL, N. Microstructure analysis and enhancement of nodular cast iron using digital image processing method. **International Journal of Research in Engineering and Technology**, v. 04, p. 101–106, 04 2015.
- RONCERO, V. G. **Um estudo de segmentação de imagens baseado em um método de computação evolucionária**. [S.l.]: Dissertação (Mestrado), COPPE/UFRJ, 2005.

RUSANOVSKY, M.; BEERI, O.; OREN, G. An end-to-end computer vision methodology for quantitative metallography. **Scientific Reports**, v. 12, p. 4776, 03 2022.

SEZGIN, B. S. M. Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation. **Journal of Electronic Imaging**, v. 13, n. 1, p. 146 – 165 – 20, 2004. Disponível em: <https://doi.org/10.1117/1.1631315>.

SILVA, C. **Influência do número de nódulos de grafita nas propriedades mecânicas do ferro fundido nodular austemperado**. [S.l.]: Dissertação (Mestrado),UFMG, 2005.

TSANKASHVILI, N. **Edge detection**. [S.l.]: Retirado de: <https://medium.com/@nikatsanka/comparing-edge-detection-methods-638a2919476e>, 2019.

XU, L.; XU, Z. Application of image processing technology in the diagnosis of football injury. **Applied Bionics and Biomechanics**, v. 2022, p. 1–9, 08 2022.