



**DUÍLIO MARTINS DUTRA**

**MONITORAMENTO DO COMPRIMENTO DE CORTE APÓS  
O PROCESSO DE LAMINAÇÃO DETECTADO POR VISÃO  
COMPUTACIONAL**

**Lavras – MG**

**2019**



**DUÍLIO MARTINS DUTRA**

**MONITORAMENTO DO COMPRIMENTO DE CORTE APÓS O PROCESSO DE  
LAMINAÇÃO DETECTADO POR VISÃO COMPUTACIONAL**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à  
Universidade Federal de Lavras, como parte das  
exigências do Curso de Engenharia de Controle e  
Automação, para a obtenção do título de Bacharel.

Prof. Dr. Sandro Pereira da Silva

Orientador

**Lavras – MG**

**2019**

**DUÍLIO MARTINS DUTRA**

**MONITORAMENTO DO COMPRIMENTO DE CORTE APÓS O PROCESSO DE  
LAMINAÇÃO DETECTADO POR VISÃO COMPUTACIONAL**

**MONITORING OF CUTTING LENGTH AFTER THE LAMINATION PROCESS  
DETECTED BY COMPUTER VISION**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à  
Universidade Federal de Lavras, como parte das  
exigências do Curso de Engenharia de Controle e  
Automação, para a obtenção do título de Bacharel.

Aprovada em 18 de novembro de 2019.

Dr. Sandro Pereira da Silva	UFLA
Dra. Joelma Rezende Durão Pereira	UFLA
Me. Filipe Augusto Gaio de Oliveira	UFLA

Prof. Dr. Sandro Pereira da Silva

Orientador

**Lavras – MG**

**2019**

*“Pessoas quietas têm as mentes mais barulhentas.”*

*(Stephen Hawking)*

## RESUMO

Considerando-se a atual dimensão da escala produtiva nas indústrias de base brasileiras, a busca pela otimização de processos e redução de custos são inerentes ao cunho estratégico do negócio. Com o objetivo de reduzir perdas e, conseqüentemente, os custos, prezando sempre pela qualidade do produto final, diversas são as técnicas e métodos aplicados por empresas em suas linhas de produção. Este trabalho analisa a viabilidade da implantação de um sistema de monitoramento do comprimento de corte ocorrido em uma das etapas do processo de fabricação denominado laminação a quente. O sistema em questão utiliza-se de uma câmera para captar imagens de partes de tarugos que devem ser cortadas e rejeitadas durante o processo. Em seguida, através do emprego de técnicas de processamento de imagens, o comprimento dessas partes rejeitadas é medido. A confiabilidade dos métodos de visão computacional utilizados é atestada pela comparação entre as medidas obtidas pelo sistema e as medidas realizadas de maneira manual com instrumentos de metrologia. O monitoramento do comprimento de corte facilita a tomada de decisões para prevenção de falhas, bem como reduz a perda metálica excessiva.

**Palavras-chave:** Processo de Fabricação. Conformação Mecânica. Processamento de Imagens. Controle Estatístico de Processos. Índice de Capacidade.

## ABSTRACT

Considering the current size of the productive scale in the Brazilian basic industries, the search for process optimization and cost reduction are inherent to the strategic nature of the business. With the objective of reducing losses and, consequently, reducing costs by pricing the quality of the final product, several techniques and methods are applied by companies in their production lines. This work analyzes the feasibility of applying a cutting length monitoring system in one of the manufacturing process stages called hot rolling process. The system in question uses a camera to capture images of parts of billets that must be cut and rejected during the process. Then, through the use of imaging techniques, the length of the rejected parts is measured. The reliability of the computational vision methods used is attested by the comparison between the measurements obtained by the system and the measurements carried out manually with metrology instruments. Cut-length monitoring facilitates decision-making for failure prevention, as well as reduces the excessive metal loss.

**Keywords:** Manufacturing Process. Mechanical Conformation. Image Processing. Statistical Process Control. Capacity Index.

## LISTA DE SIGLAS

b <sub>1</sub>	Largura Final
b <sub>2</sub>	Largura Inicial
C <sub>g</sub>	Indicador de Capacidade de Processo
C <sub>gk</sub>	Indicador de Capacidade de Processo
C <sub>p</sub>	Indicador de Capacidade de Processo
C <sub>pk</sub>	Indicador de Capacidade de Processo
DIN	<i>Deutsches Institut für Normung</i> (Instituto Alemão para Normatização)
h <sub>1</sub>	Espessura de Entrada
h <sub>2</sub>	Espessura de Saída
i	Número da Amostra
I <sub>1</sub>	Comprimento Inicial
I <sub>2</sub>	Comprimento Final
IDE	<i>Integrated Development Environment</i> (Ambiente de Desenvolvimento Integrado)
K	Porcentagem de Tolerância Para o Cálculo
LSE	Limite Superior Especificado
LIE	Limite Inferior Especificado
MIN	Mínimo Entre Dois Valores
m	Metros
n	Número Total de Amostras
SV	<i>Study Variation</i> (Variação do Estudo)
S <sub>1</sub>	Área da Seção de Entrada
S <sub>2</sub>	Área da Seção de Saída
T	Tolerância
V <sub>1</sub>	Volume Inicial

$V_2$	Volume Final
$x_i$	Valor da Amostra
$\bar{X}$	Média Amostral
$X_m$	Medição de Referência
$\Delta b$	Variação de Largura
$\Delta h$	Diferença Entre Espessuras
$\Delta l$	Diferença Entre Comprimentos
$\Delta S$	Diferença Entre Áreas
$\beta$	Coefficiente de Alargamento
$\gamma$	Coefficiente de Redução
$\lambda$	Coefficiente de Alongamento
$\Sigma$	Somatório
$\sigma$	Desvio Padrão

## **LISTA DE TABELAS**

Tabela 1 – Parâmetros comparativos entre câmeras para aquisição de imagens.....	41
Tabela 2 – Parâmetros comparativos entre plataformas para implementação de código.....	42
Tabela 3 – Altura da câmera, comprimento do bloco e relação pixel/mm.....	50

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Cilindros de laminação dispostos de maneira contínua para produtos planos.....	17
Figura 2 – Lingotamento contínuo de tarugos em aciaria.....	20
Figura 3 – Barra em processo contínuo de laminação a quente.....	21
Figura 4 – Etapa de corte de extremidade realizado por tesoura rotativa.....	22
Figura 5 – Visão Computacional para reconhecimento de objetos.....	23
Figura 6 – Representação geral de sistemas de medição por Visão Computacional.....	24
Figura 7 – Sistema de inspeção automatizada na prática.....	24
Figura 8 – Imagem monocromática e a convenção utilizada para o par de eixos.....	26
Figura 9 – Aplicação de filtro de realce sobre uma imagem.....	27
Figura 10 – Segmentação de uma imagem baseada em cores.....	28
Figura 11 – Aplicação da técnica de Limiarização sobre uma imagem.....	29
Figura 12 – Aplicação da técnica de Limiarização com diferentes valores de limiares.....	30
Figura 13 – Aplicação da técnica de Segmentação Baseada em Bordas.....	31
Figura 14 – Funcionamento do sistema de reconhecimento, apontamento e ajuste.....	32
Figura 15 – Etapa de detecção do biscoito.....	33
Figura 16 – Curva de Gauss com baixos valores de $C_p$ e $C_{pk}$ .....	36
Figura 17 – Curva de Gauss com bons valores de $C_p$ e $C_{pk}$ .....	36
Figura 18 – Curva de Gauss com altos valores de $C_p$ e $C_{pk}$ .....	37
Figura 19 – Curva de Gauss com alto valor de $C_p$ e baixo valor de $C_{pk}$ .....	37
Figura 20 – Câmera Basler acA1600-20gm.....	41
Figura 21 – Comparação entre imagem obtida após aplicação de filtro e regulação de brilho.....	43

Figura 22 – Determinação dos contornos do objeto e desenho do retângulo para obtenção do comprimento.....	44
Figura 23 – Sobreposição das medidas aferidas nos dois sistemas.....	45
Figura 24 – Curva de variação da diferença de medição e seu comportamento em relação aos limites estabelecidos.....	47
Figura 25 – Curva de Gauss do processo de medição através do sistema de aquisição.....	48
Figura 26 – Superfície irregular em uma amostra.....	49
Figura 27 – Fixação da câmera para aquisição das imagens.....	49

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO .....</b>	<b>14</b>
<b>1.1</b>	<b>Justificativa .....</b>	<b>14</b>
<b>1.2</b>	<b>Objetivo Geral .....</b>	<b>15</b>
<b>1.3</b>	<b>Objetivos Específicos.....</b>	<b>15</b>
<b>2</b>	<b>REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....</b>	<b>16</b>
<b>2.1</b>	<b>O Processo de Laminação.....</b>	<b>16</b>
<b>2.1.1</b>	<b>Laminação a Quente .....</b>	<b>20</b>
<b>2.2</b>	<b>Visão Computacional .....</b>	<b>23</b>
<b>2.3</b>	<b>Processamento de Imagens .....</b>	<b>25</b>
<b>2.3.1</b>	<b>Segmentação.....</b>	<b>27</b>
<b>2.3.2</b>	<b>Limiarização .....</b>	<b>29</b>
<b>2.3.3</b>	<b>Segmentação Baseada em Bordas .....</b>	<b>30</b>
<b>2.3.4</b>	<b>OpenCV®.....</b>	<b>31</b>
<b>2.4</b>	<b>Controle Estatístico de Processos.....</b>	<b>33</b>
<b>2.4.1</b>	<b>Índices de Capacidade.....</b>	<b>34</b>
<b>2.4.2</b>	<b>Erros Experimentais .....</b>	<b>39</b>
<b>3</b>	<b>MATERIAIS E MÉTODOS.....</b>	<b>40</b>
<b>3.1</b>	<b>Câmera .....</b>	<b>41</b>
<b>3.2</b>	<b>IDE Utilizada .....</b>	<b>42</b>
<b>3.3</b>	<b>Desenvolvimento do Processamento de Imagens.....</b>	<b>43</b>
<b>3.4</b>	<b>Amostragem para comparação de resultados.....</b>	<b>44</b>
<b>4</b>	<b>RESULTADOS E DISCUSSÕES .....</b>	<b>45</b>
<b>4.1</b>	<b>Fatores que contribuem para o erro de medição.....</b>	<b>48</b>
<b>5</b>	<b>CONCLUSÕES .....</b>	<b>51</b>
<b>6</b>	<b>SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS.....</b>	<b>52</b>
	<b>REFERÊNCIAS .....</b>	<b>53</b>
	<b>ANEXO A – Exemplos de Módulos importados da biblioteca OpenCV® .....</b>	<b>57</b>
	<b>APÊNDICE A – Carta para verificação do comprimento de corte .....</b>	<b>58</b>

# 1 INTRODUÇÃO

Nesta seção são descritas as premissas, objetivos gerais e objetivos específicos que levaram ao desenvolvimento do presente Trabalho de Conclusão de Curso. As motivações para a automatização de processos industriais são justificadas e exemplificadas por tecnologias que embasam as finalidades do projeto.

## 1.1 Justificativa

A laminação a quente é caracterizada como um processo de fabricação de produtos brutos e pesados, exigindo então um elevado grau de automação. Temperaturas, velocidades, torques e outras variáveis que muitas vezes atingem grandes magnitudes demandam monitoramento em tempo real e um rápido processamento de informações. Visando a redução de custos, qualidade do produto final e redução da perda metálica, a afinidade entre a mecânica e eletrônica do processo são fundamentais, o que atesta a necessidade das indústrias no âmbito geral e em especial as siderúrgicas estejam sempre atualizadas quando se trata de desenvolvimento tecnológico.

Tendo em vista os avanços tecnológicos atuais, algo que se encontra em constante inovação e evolução é a utilização de câmeras no tratamento de informações e monitoramento de processos. Com o uso de técnicas de programação e equipamentos cada vez mais potentes no âmbito de hardware, é possível a implementação de sistemas compostos por apenas uma câmera com software embarcado que, de maneira automática, estejam aptos a selecionar certo produto analisando características como tamanho, forma, cor ou outros padrões pré-estabelecidos de maneira mais eficiente que outras técnicas já utilizadas (BERNARDES, 2018).

A visão computacional ganha assim uma larga aplicação em processos industriais contínuos e a implementação de sistemas de monitoramento se faz cada vez mais presente nos mais diversos tipos de indústria. O controle de qualidade de produtos pelo reconhecimento de padrões, falhas apontadas, informações mais detalhadas geradas devido ao maior alcance e precisão das câmeras e tarefas de risco automatizadas são exemplos de destas aplicações.

## **1.2 Objetivo Geral**

Analisar a viabilidade da implementação de um sistema para monitorar o comprimento de corte de extremidades de tarugos durante o desbaste no processo de laminação a quente pelo uso de visão computacional.

## **1.3 Objetivos Específicos**

Monitorar as partes a serem rejeitadas utilizando câmera para aquisição de imagens no momento do corte. Em seguida, com o uso de técnicas de processamento de imagens, definir o comprimento de cada peça e compará-lo com o comprimento obtido de forma manual com o auxílio de um paquímetro universal. Após a validação do modelo, espera-se que a geração de dados ocorra de maneira automatizada, com melhora na qualidade dos mesmos, facilitando a tomada de decisões e possibilite o desenvolvimento de ações de controle no sentido de reduzir desperdícios.

## 2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Nesta seção são apresentados conceitos fundamentais para o entendimento e implementação do sistema de monitoramento. Para melhor compreensão, são abordados tópicos referentes ao processo de Laminação a Quente, Visão Computacional, Processamento de Imagens e Controle Estatístico de Processos, bem como suas aplicações e correlação com o cenário industrial moderno.

### 2.1 O Processo de Laminação

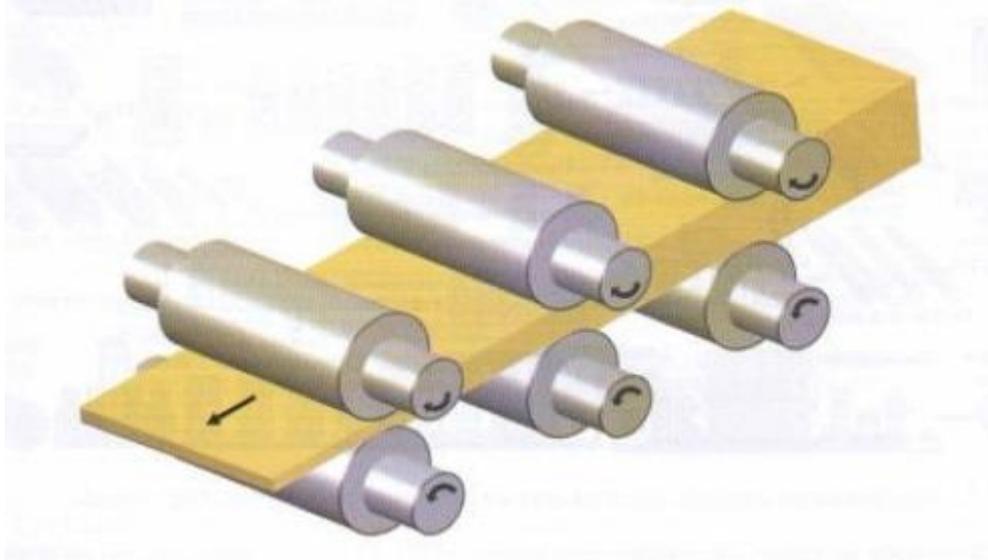
A ductilidade de um material é definida como a capacidade do mesmo de sofrer deformações plásticas sem se romper. É uma característica que se faz útil desde tempos pré-históricos, quando o homem manipulava metais que se encontravam em forma livre na natureza. Diferentes tecnologias de trabalho com metais foram desenvolvidas ao longo dos séculos, fazendo com que os primeiros laminadores de que se tem conhecimento datem do século XV. Apesar de a laminação a quente do aço ter se iniciado na Inglaterra ao final do século XVI, o processo assumiu um importante papel industrial durante o século XIX, possibilitando o estudo de seus fenômenos físicos a partir da década de 1930 (RIZZO, 2007).

A Norma DIN 8580, desenvolvida em 1979, restringe-se aos processos de fabricação que envolvem metais e classifica-os em cinco diferentes categorias: moldagem, corte ou separação, união ou acoplamento, recobrimento ou enobrecimento, e modificação das propriedades (RIZZO, 2007). A laminação de materiais metálicos enquadra-se na primeira delas: moldagem, podendo ainda ser alocada na subcategoria de conformação a partir de um sólido.

Trata-se de um processo de conformação mecânica cujo objetivo é a redução da seção transversal de barras, chapas e perfis. Neste processo, o metal passa entre dois cilindros que giram em sentidos opostos, cuja velocidade superficial é a mesma e a distância entre eles é menor que a espessura do material a ser laminado (CHIAVERINI, 1986). Tendo em vista que dificilmente a redução necessária será alcançada em apenas uma passada, é comum que o material seja conformado continuamente em vários passes até que a espessura desejada seja obtida. O número de passes necessários será definido de acordo com as especificações de forma,

propriedades mecânicas e condições superficiais do produto laminado. A Figura 1 representa a de forma esquemática o processo de laminação por etapas.

Figura 1: Cilindros de laminação dispostos de maneira contínua para produtos planos.



Fonte: Adaptado de RIZZO (2007) - Processo de Laminação dos Aços.

A distância entre cada par de cilindros é menor que a espessura da chapa, promovendo assim sua conformação a cada passe.

As deformações plásticas resultantes das conformações não promovem a perda de massa, ou seja, durante o processo de laminação a massa do material se mantém constante e as alterações na forma e propriedades do mesmo são permanentes (RIZZO, 2007). A Equação 1 representa o modelo de cálculo para a diferença entre a área da seção de entrada e a área da seção de saída.

$$\Delta S = S_1 - S_2 \quad (1)$$

Em que:

$\Delta S$  = Diferença Entre Áreas [m<sup>2</sup>]

$S_1$  = Área da Seção de Entrada [m<sup>2</sup>]

$S_2$  = Área da Seção de Saída [m<sup>2</sup>]

A diferença entre as áreas é denominada redução absoluta, que também pode ser calculada pela diferença entre a espessura de entrada e a espessura de saída. A Equação 2 descreve a fórmula para obtenção de tal diferença.

$$\Delta h = h_1 - h_2 \quad (2)$$

Em que:

$\Delta h$  = Diferença Entre Espessuras [m]

$h_1$  = Espessura de Entrada [m]

$h_2$  = Espessura de Saída [m]

O coeficiente de redução pode ser definido a partir das espessuras. A Equação 3 indica a relação matemática para sua obtenção.

$$\gamma = \frac{h_2}{h_1} \quad (3)$$

Em que:

$\gamma$  = Coeficiente de Redução

$h_1$  = Espessura de Entrada [m]

$h_2$  = Espessura de Saída [m]

Define-se o alongamento do material como a diferença entre seu comprimento final e seu comprimento inicial (RIZZO, 2007), sendo o cálculo do mesmo descrito pela Equação 4.

$$\Delta I = I_1 - I_2 \quad (4)$$

Em que:

$\Delta I$  = Diferença Entre Comprimentos [m]

$I_1$  = Comprimento Inicial [m]

$I_2$  = Comprimento Final [m]

Assim, o coeficiente de alongamento também pode ser obtido a partir dos comprimentos, como indica a Equação 5.

$$\lambda = \frac{I_2}{I_1} \quad (5)$$

Em que:

$\lambda$  = Coeficiente de Alongamento

$I_1$  = Comprimento Inicial [m]

$I_2$  = Comprimento Final [m]

Outra característica a ser considerada é o alargamento, referente à variação de largura do material em um passe de laminação. A Equação 6 representa a igualdade que resulta no valor do alargamento.

$$\Delta b = b_1 - b_2 \quad (6)$$

Em que:

$\Delta b$  = Variação de Largura [m]

$b_1$  = Largura Final [m]

$b_2$  = Largura Inicial [m]

O coeficiente de alargamento é obtido então através da relação mostrada na Equação 7.

$$\beta = \frac{b_2}{b_1} \quad (7)$$

Em que:

$\beta$  = Coeficiente de Alargamento

$b_1$  = Largura Final [m]

$b_2$  = Largura Inicial [m]

Tais características comprovam a constância de volume, como representado na Equação

8.

$$\gamma * \beta * \lambda = \frac{h_2}{h_1} * \frac{b_2}{b_1} * \frac{I_2}{I_1} = \frac{V_1}{V_2} = 1 \quad (8)$$

Em que:

$\gamma$  = Coeficiente de Redução

$\beta$  = Coeficiente de Alargamento

$\lambda$  = Coeficiente de Alongamento

$h_1$  = Espessura de Entrada [m]

$h_2$  = Espessura de Saída [m]

$b_1$  = Largura Final [m]

$b_2$  = Largura Inicial [m]

$I_1$  = Comprimento Inicial [m]

$I_2$  = Comprimento Final [m]

$V_1$  = Volume Inicial [m<sup>3</sup>]

$V_2$  = Volume Final [m<sup>3</sup>]

Assim, o volume de material é mantido em cada passe, embora características como espessura, largura e comprimento sejam alteradas. O processo de laminação é pode ser realizado a quente ou a frio, sendo cada tipo voltado para diferentes aplicações do produto final. O projeto abordado no presente trabalho foi desenvolvido e aplicado no processo de laminação a quente, que será abordado na próxima seção.

### 2.1.1 Laminação a Quente

Consideram-se operações de conformação por laminação a quente, aquelas efetuadas em uma temperatura tal que após certa deformação, estabelece-se um equilíbrio entre as velocidades de endurecimento (encruamento) e de amaciamento (recuperação e/ou recristalização) (CETLIN; HELMAN, 2010). Os materiais laminados no processo são provenientes de aciarias e são denominados semiacabados pelo fato de quase não existirem aplicações para os mesmos, exceto processamentos futuros como a laminação, que os transformarão em produtos acabados. Podem ser caracterizados como tarugos de lingotamento contínuo, lingotes de lingotamento convencional ou seções laminadas intermediárias. Os tarugos do primeiro tipo são normalmente quadrados com bordas arredondadas e apresentam dimensões de 100 mm até 140 mm. A Figura 2 representa a produção de tarugos de lingotamento contínuo em uma aciaria.

Figura 2: Lingotamento contínuo de tarugos em aciaria.



Fonte: Adaptado de Mecânica Industrial (2019).

Após a fundição em um forno, o metal é vazado em moldes para que ocorra a solidificação, resfriamento e corte do mesmo nas dimensões desejadas.

O processo de laminação a quente tem início após a passagem dos tarugos por um forno de reaquecimento para que os mesmos atinjam a temperatura necessária, essa temperatura apresenta variações de acordo com o tipo de material e processo de aquecimento aplicado. Em seguida, é passado sequencialmente por cadeiras de laminação, que podem ser classificadas como duo, trio, quádruplo, universais ou outros tipos, de acordo com o número e disposição dos cilindros que as compõem, sentido de rotação, dentre outros. Um conjunto de cadeiras é

comumente chamado de trem laminador, sendo o processo composto por três deles: trem de desbaste, trem médio e trem acabador (CETLIN; HELMAN, 2010). A Figura 3 representa cadeiras de laminação em operação.

Figura 3: Barra em processo contínuo de laminação a quente.

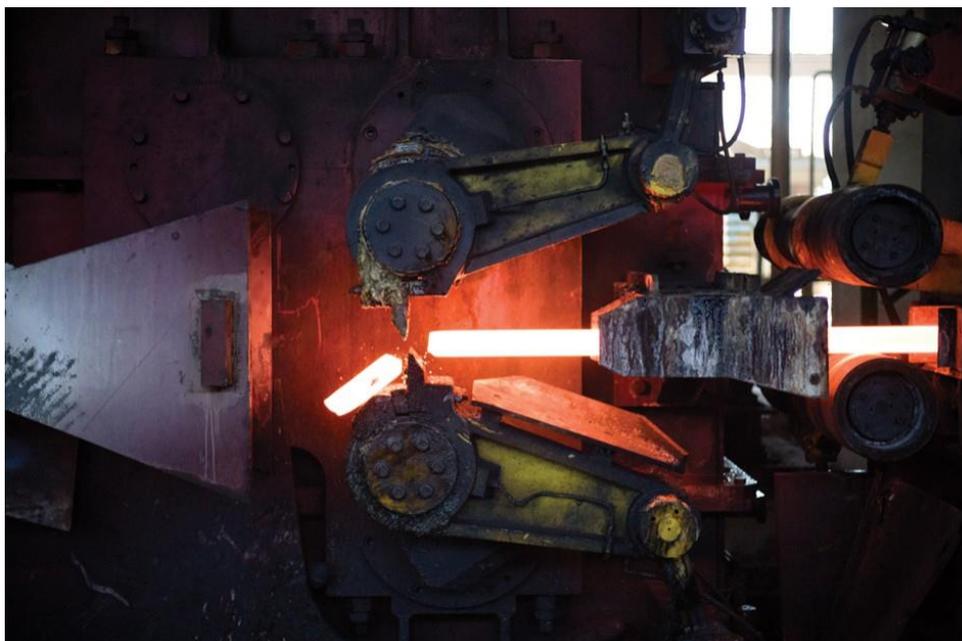


Fonte: Adaptado de Redstone Machinery LLC (2019).

Após o reaquecimento até a temperatura necessária, a barra é passada sequencialmente pelas cadeiras de laminação, onde ocorrem as conformações. A coloração da barra evidencia as altas temperaturas atingidas durante o processo.

Uma vez que as extremidades dos tarugos em processo de laminação a quente apresentam maior superfície de contato com a atmosfera, o resfriamento nessas regiões é maior. Assim, eventuais despontes do material ao longo do processo são necessários para que sejam eliminadas porções que possam causar problemas, tais como extremidades que apresentam microestruturas com imperfeições, ou até mesmo para que o material seja corretamente guiado. Tal etapa é normalmente realizada com o uso de serras ou tesouras rotativas, o que implica na necessidade de que o controle seja conduzido de maneira otimizada, uma vez que quanto menor for o desponte, maior será o rendimento metálico (CETLIN; HELMAN, 2010). A Figura 4 representa uma tesoura rotativa realizando o desponte de uma barra.

Figura 4: Etapa de corte de extremidade realizado por tesoura rotativa.



Fonte: Adaptado de Russula (2019).

O acionamento da tesoura é realizado no momento em que uma fotocélula é ativada pela passagem da barra. As navalhas são, então, rotacionadas, encontrando-se e promovendo o corte da extremidade.

Como vantagens da laminação a quente pode-se citar o fato de que é exigido um menor esforço mecânico, além de que a estrutura do metal é refinada durante o processo, aumentando então a tenacidade do mesmo, propriedade diretamente ligada à resistência do material. Em contrapartida, a obtenção de dimensões com tolerâncias muito estreitas é dificultada pelas altas faixas de temperatura, o que também influencia no custo da operação devido à necessidade de ferramental utilizado ser bastante resistente ao calor (CHIAVERINI, 1986).

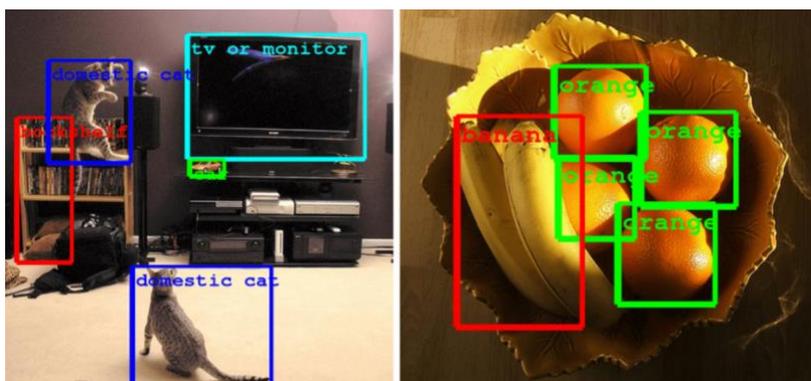
Dadas as diversas variáveis envolvidas no processo e suas altas magnitudes, bem como outras dificuldades inerentes, diversas são as oportunidades para aplicação de tecnologias que promovam a otimização do processo e qualidade do produto final. Na obra de Salis (2008), o autor relata um sistema de Visão Computacional capaz de medir o diâmetro das barras nos primeiros passes do processo, ação que é dificultada para de ser realizada manualmente devido à velocidade e alta temperatura das mesmas. Nesse ínterim, a Visão Computacional apresenta-se então como uma ferramenta útil para a laminação a quente.

## 2.2 Visão Computacional

É de conhecimento geral que o ser humano apresenta cinco sentidos: visão, audição, olfato, tato e paladar. Dentre eles, é notável que a visão destaca-se como um dos mais importantes. Assim, ao incorporar este sentido em uma máquina, possibilita-se a obtenção de resultados impressionantes. Considerando a diversidade de imagens em todos os lugares, inclusive em processos industriais, bem como a capacidade de reconhecer objetos, paisagens, rostos, sinais e gestos, evidencia-se o aumento da utilidade das máquinas (ANTONELLO, 2017).

A Visão Computacional é definida como o processo de modelagem e replicação da visão humana usando software e hardware. Reconstrução, interrupção e compreensão de uma cena em 3D a partir de suas imagens 2D são escopos da visão computacional e são baseados na estrutura presente na cena. É comum que Visão Computacional seja entendida como sinônimo de reconhecimento de imagens, porém sua abrangência é maior, não se limitando apenas à análise. O reconhecimento de imagens pode então ser definido como uma parte integrante do processo de Visão Computacional (DATA SCIENCE ACADEMY, 2018). A Figura 5 mostra o reconhecimento de objetos presentes em uma imagem como uma das aplicações da Visão Computacional.

Figura 5: Visão Computacional para reconhecimento de objetos.

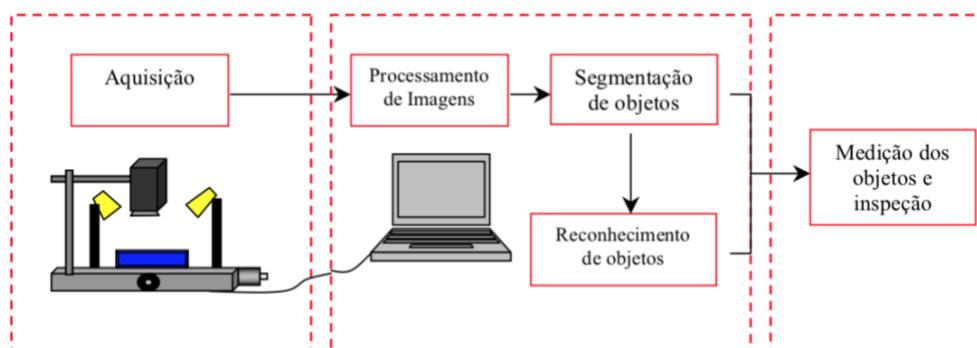


Fonte: Adaptado de Data Science Academy (2018).

Após a aquisição e processamento das imagens presentes na Figura 5, algoritmos de reconhecimento conseguem mapear e identificar os objetos presentes de acordo com os padrões apresentados por cada um, indicando então a presença de um gato doméstico, um monitor ou frutas de vários tipos.

Outra aplicação da Visão Computacional consiste no desenvolvimento de sistemas de medição e inspeção. Tais sistemas são compostos pela seguinte sequência de etapas: (1) aquisição; (2) pré-processamento; (3) segmentação de objetos; (4) reconhecimento dos objetos de interesse; e, (5) medição (FELICIANO; LETA; SOUZA, 2005). A Figura 6 representa uma representação geral de tais sistemas.

Figura 6: Representação geral de sistemas de medição por Visão Computacional.



Fonte: Adaptado de FELICIANO; LETA; SOUZA (2005) – Visão Computacional Aplicada À Metrologia Dimensional Automatizada: Considerações Sobre Sua Exatidão.

A primeira etapa indicada na Figura 6 (Aquisição) deve ser realizada com uma câmera adequada ao processo em questão. Em seguida, técnicas são aplicadas para que ocorra o Pré-processamento das imagens, a Segmentação de Objetos e o Reconhecimento dos mesmos. Por fim, tomando como base as informações obtidas nas etapas anteriores, os objetos são medidos e inspecionados. A Figura 7 representa um sistema de inspeção através de Visão Computacional aplicado à indústria de bebidas.

Figura 7: Sistema de inspeção automatizada na prática.



Fonte: Adaptado de STIVANELLO (2004) – Inspeção Industrial Através de Visão Computacional.

A Figura 7 mostra o sistema de aquisição capturando imagens para que as próximas etapas ocorram e assim informações possam ser extraídas das mesmas.

Apesar disso, fatores externos como iluminação, contraste, posicionamento de peças e ângulos de obtenção das imagens podem dificultar a interpretação de uma cena em ambientes industriais. Assim, diversas são as técnicas desenvolvidas e posteriormente validadas com o uso de protótipos. Os tipos de informações a serem extraídas de cada imagem variam de acordo com o processo representado (CANCIGLIERI; COELHO; RUDEK, 2001). Em uma operação de soldagem a forma do objeto pode vir a ser um atributo de interesse, ao passo que em uma operação de pintura, a textura é que diz respeito à informação a ser coletada.

Embora seja um conceito criado em analogia ao sentido humano, o potencial da Visão Computacional vai além de nossas habilidades, uma vez que alcança feitos como enxergar completamente no escuro, enxergar através de paredes e processar grande quantidade de dados em uma velocidade elevada. Suas aplicações estendem-se então a campos diversos, tais como controle de qualidade de produtos, práticas medicinais, orientação de robôs em ambientes industriais e até mesmo na exploração espacial (DATA SCIENCE ACADEMY, 2018).

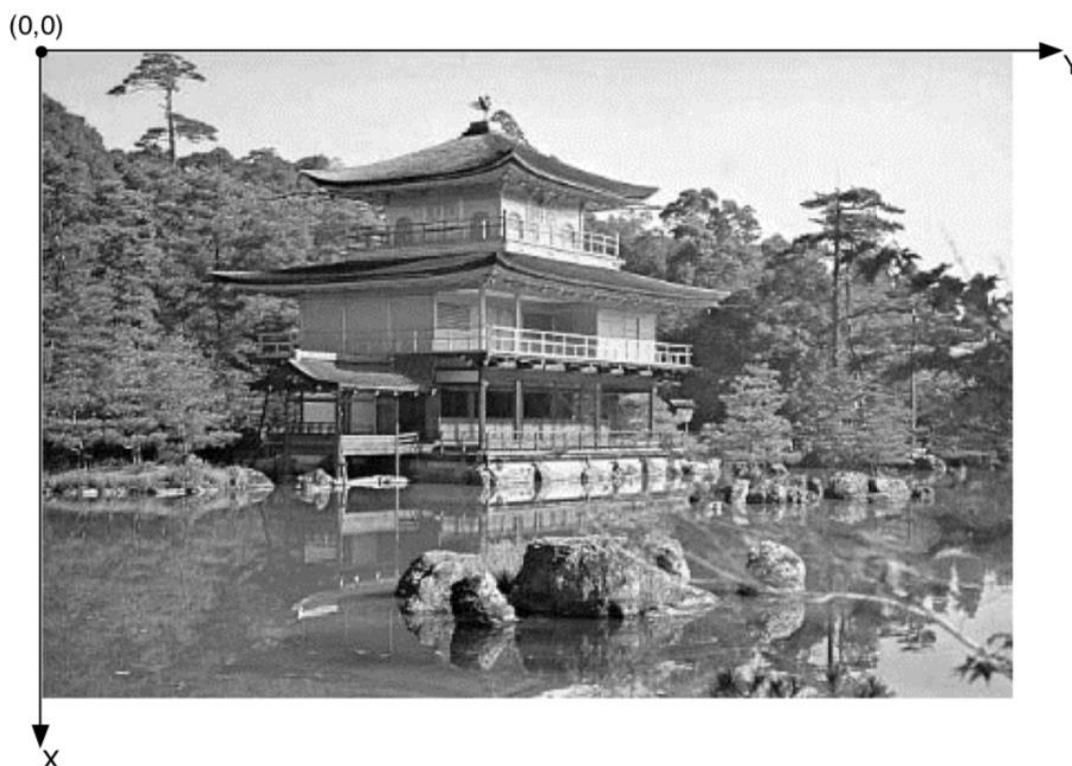
### **2.3 Processamento de Imagens**

O Processamento de Imagens consiste em um conjunto de tarefas interconectadas que se iniciam após a captura de uma imagem por um sistema de aquisição. Ele busca processar uma imagem evidenciando características de modo que a imagem final seja melhor que a imagem original para uma determinada aplicação (SALIS, 2008). É um processo no geral bastante preciso e confiável que se dá pela utilização de funções e códigos muitas vezes pré-definidos em algumas bibliotecas e é caracterizado como um estágio que antecede outros processamentos de dados como *Machine Learning* e Reconhecimento de Padrões (GOMES; QUEIROZ, 2006).

Durante décadas o processamento de imagens foi realizado de forma analógica. A medida em que os computadores foram evoluindo, os métodos digitais foram ganhando espaço, evidenciando hoje uma grande variedade de técnicas, além de equipamentos de alto desempenho em nível de hardware. Uma sequência de processamento digital apresenta maior versatilidade, confiabilidade e precisão em relação ao analógico (GONZALES; WOODS, 2002).

Após a aquisição de uma imagem, a digitalização é necessária para que a imagem seja devidamente representada. (GOMES, QUEIROZ; 2006). Uma imagem monocromática pode ser descrita por uma função  $f(x,y)$  de sua intensidade luminosa onde o valor em qualquer ponto será proporcional ao brilho da mesma (FILHO; NETO, 1999). A Figura 8 representa uma imagem monocromática sobre um par de eixos para determinação da função.

Figura 8: Imagem monocromática e a convenção utilizada para o par de eixos.

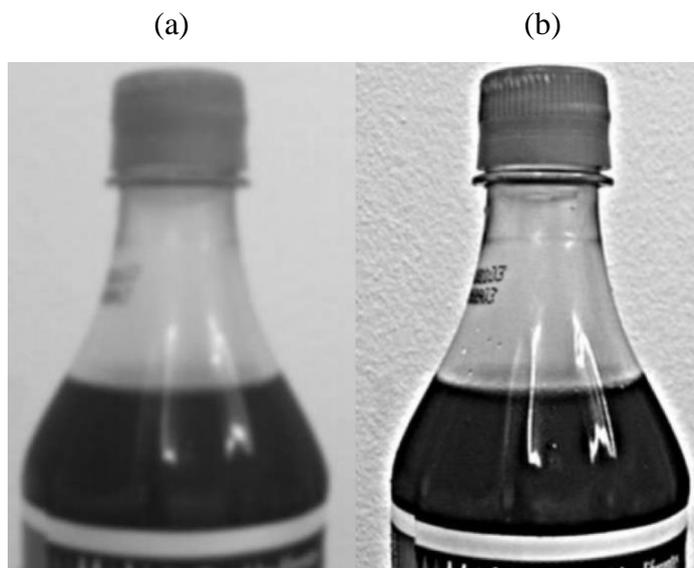


Fonte: Adaptado de FILHO; NETO (1999) – Processamento Digital de Imagens.

A função  $f(x,y)$  é definida pelo produto da iluminância, que se refere à quantidade de luz incidente sobre um objeto, e refletância do objeto.

A primeira etapa é conhecida como pré-processamento e abrange passos como a filtragem de ruídos e correção de distorções geométricas. De modo geral, esta etapa visa melhorar a qualidade de uma imagem digital a fim de facilitar as próximas etapas (STIVANELLO, 2004). A Figura 9 representa a aplicação de um filtro de realce em uma imagem.

Figura 9: Aplicação de filtro de realce sobre uma imagem.



Fonte: Adaptado de STIVANELLI (2004) – Inspeção Industrial Através de Visão Computacional.

A Figura 9(a) representa a imagem original e a Figura 9(b) representa a imagem após a aplicação do filtro, que no caso tem por objetivo destacar suas características importantes.

Em seguida, visando a análise e identificação de objetos, a extração de características como bordas, texturas e vizinhanças se faz necessária, bem como a separação entre objeto e plano de fundo, etapas que ocorrem através da segmentação, características constantes e descontinuidades (GOMES; QUEIROZ, 2006). Nesta seção serão abordadas algumas técnicas usuais de Processamento de Imagens.

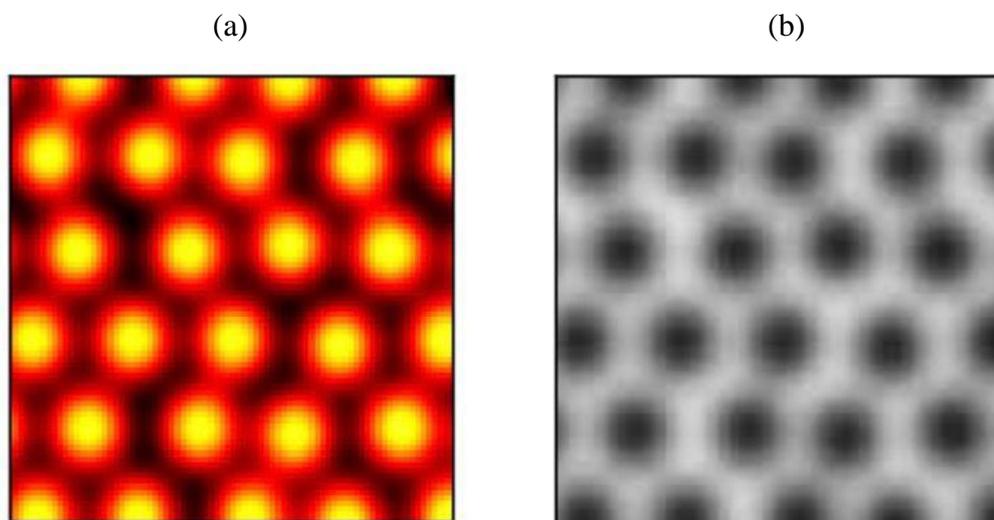
### 2.3.1 Segmentação

A extração de medidas, características e informações por métodos automáticos e semiautomáticos é uma das etapas fundamentais do Processamento de Imagens. A Segmentação se caracteriza como uma técnica de subdivisão da imagem em partes ou objetos constituintes, possibilitando tanto a distinção entre objetos presentes quanto a distinção entre objetos e plano de fundo (GOMES; QUEIROZ, 2006).

Ela constitui a primeira das etapas presentes no processamento de uma imagem quando uma análise referente à informação presente na mesma é requerida. Segmentar uma imagem vem a ser na prática a divisão da mesma em diferentes regiões que servirão como base para

análises realizadas posteriormente por algoritmos desenvolvidos para busca de informações de alto nível (ALBUQUERQUE; ALBUQUERQUE, 2000). A Figura 10 representa um exemplo do uso de Segmentação.

Figura 10: Segmentação de uma imagem baseada em cores.



Fonte: Adaptado de ALBUQUERQUE; ALBUQUERQUE (2000) – Processamento de Imagens: Métodos e Análises.

A Figura 10(a) corresponde à células em estruturas hexagonais sendo cada ponto da imagem uma medida de absorção de luz, evidenciando que tal absorção é maior no centro das células. A Figura 10(b), por sua vez, representa a mesma imagem após a técnica de Segmentação, o que dificulta a identificação das medidas de absorção e facilita a classificação da imagem em duas regiões: uma região branca, que corresponde ao fundo, e uma região preta, que corresponde ao objeto em questão (células).

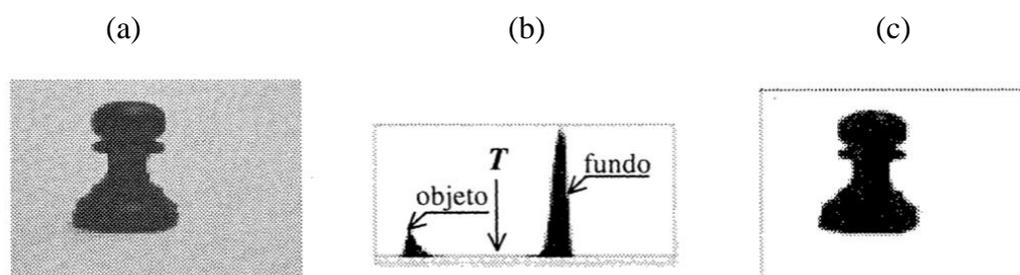
Embora existam várias técnicas de Segmentação, não existe um método único que possibilite segmentar todos os tipos de imagens. De maneira geral, uma imagem em níveis de cinza é passível de Segmentação através de duas maneiras distintas: considerar a semelhança ou a diferença entre os níveis. Detectar o contorno de um objeto, por exemplo, é uma aplicação da Segmentação baseada nas diferenças entre os níveis. No caso em questão, a imagem é segmentada em regiões que pertencem à borda do objeto (ALBUQUERQUE; ALBUQUERQUE, 2000).

### 2.3.2 Limiarização

A Limiarização é uma forma de Segmentação que se baseia em análises da similaridade entre níveis de cinza, extraindo objetos frente à definição de limiares que separam grupos a partir de tais níveis presentes na imagem. A definição do valor adequado de limiares é uma das maiores dificuldades e o sucesso do método depende inteiramente da definição das massas de pixels presentes no histograma da imagem a ser segmentada (GOMES; QUEIROZ, 2006).

No plano das imagens digitais, um pixel pode ser definido como o menor elemento de particionamento da imagem. No caso de imagens monocromáticas, pode ser considerado pertencente a uma de duas regiões: a região 1 caso ele seja menor que o limiar determinado para classificação ou a região 2 caso contrário (SIMÕES, 2000). A Figura 11 mostra um exemplo de uso da Limiarização.

Figura 11: Aplicação da técnica de Limiarização sobre uma imagem.

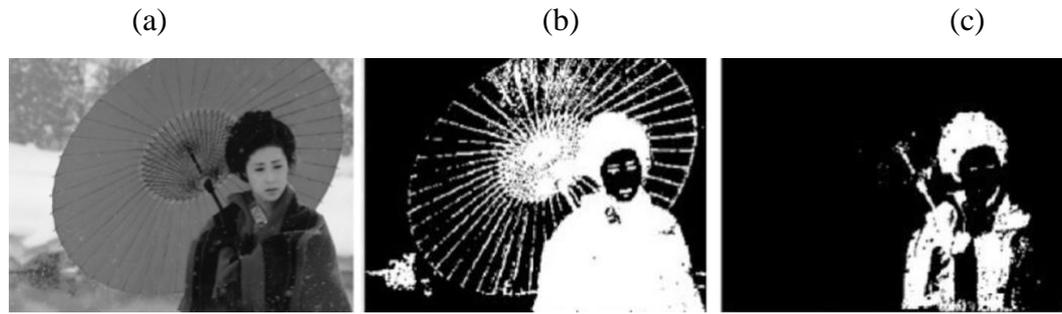


Fonte: Adaptado de ARTERO; TOMMASELLI (2018) – Limiarização Automática de Imagens Digitais.

A Figura 11(a) representa uma imagem original e a Figura 11(c) representa o resultado da aplicação de um limiar  $T$ , sendo a Figura 11(b) o histograma correspondente à figura original.

O agrupamento de níveis de cinza realizado na técnica consiste na definição de uma escala que varia entre 0 e 255, onde 0 representa a cor preta e 255 representa a cor branca. Em casos mais simples, apenas um limiar é definido. O método de Limiarização permite que os pixels presentes no histograma da imagem sejam rotulados como pertencentes ao objeto ou ao plano de fundo (MELO, 2011). Outro exemplo do uso de Limiarização é representado na Figura 12.

Figura 12: Aplicação da técnica de Limiarização com diferentes valores de limiares.



Fonte: Adaptado de MELO (2011) – Abordagens do Processo de Segmentação: Limiarização, Orientada a Regiões e Baseada em Bordas.

A imagem original, representada pela Figura 12(a), é seguida pelas imagens após a aplicação de limiares de 30 na Figura 12(b) e 10 na Figura 12(c).

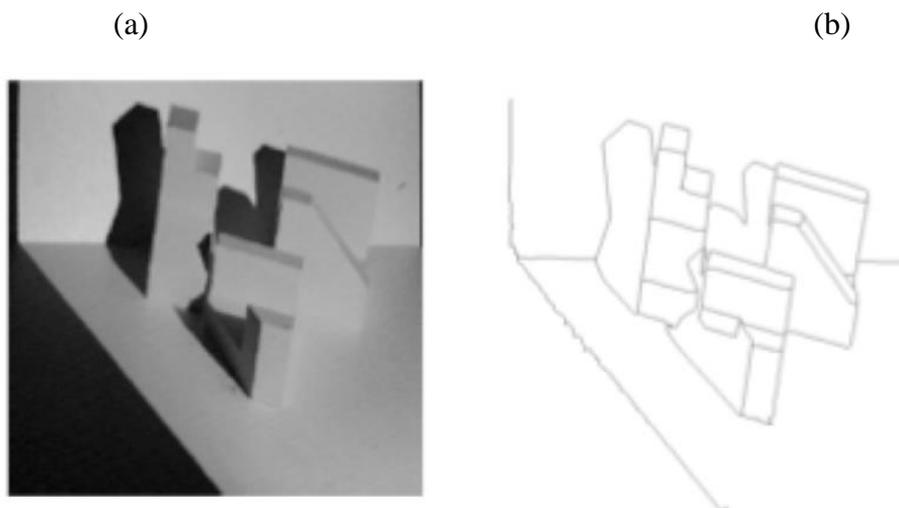
A técnica de imposição de limiares, embora inicialmente utilizada para segmentação de imagens em tons de cinza, foi posteriormente estendida para imagens multicromáticas. (SIMÕES, 2000). Apesar de ser considerada uma técnica de ampla utilização para situações simples, a Limiarização tem um caráter bastante primitivo (BALLARD; BROWN, 1982).

### 2.3.3 Segmentação Baseada em Bordas

A análise de descontinuidades nos níveis de cinza presentes na imagem se faz possível pela detecção de bordas, que irão representar os contornos do objeto sob análise. Os pontos que definem as bordas podem ser entendidos como aqueles em que há grandes variações nos níveis de cinza, caracterizando então a transição entre objetos diferentes (GOMES; QUEIROZ, 2006).

A Segmentação Baseada em Bordas procura então identificar grandes alterações na intensidade dos pixels. Tais alterações evidenciam a presença de arestas que quando interconectadas compõem as fronteiras dos segmentos (HAPP, 2015). A Figura 13 exemplifica a Segmentação Baseada em Bordas.

Figura 13: Aplicação da técnica de Segmentação Baseada em Bordas.



Fonte: Adaptado de MELO (2011) – Abordagens do Processo de Segmentação: Limiarização, Orientada a Regiões e Baseada em Bordas.

A Figura 13(b) representa o resultado da aplicação da Segmentação Baseada em Bordas na imagem original, representada pela Figura 13(a). Após a aplicação da técnica, a representação dos objetos presentes pelas arestas fica evidente.

Nos casos em que a separação entre objetos e plano de fundo apresenta maiores graus de dificuldade, técnicas de regularização e modelagem podem ser utilizadas com estratégias para minimizar a diferença entre dados mostrados pela imagem e o modelo que apresenta o conhecimento sobre padrões de objetos presentes na mesma (MELO, 2011).

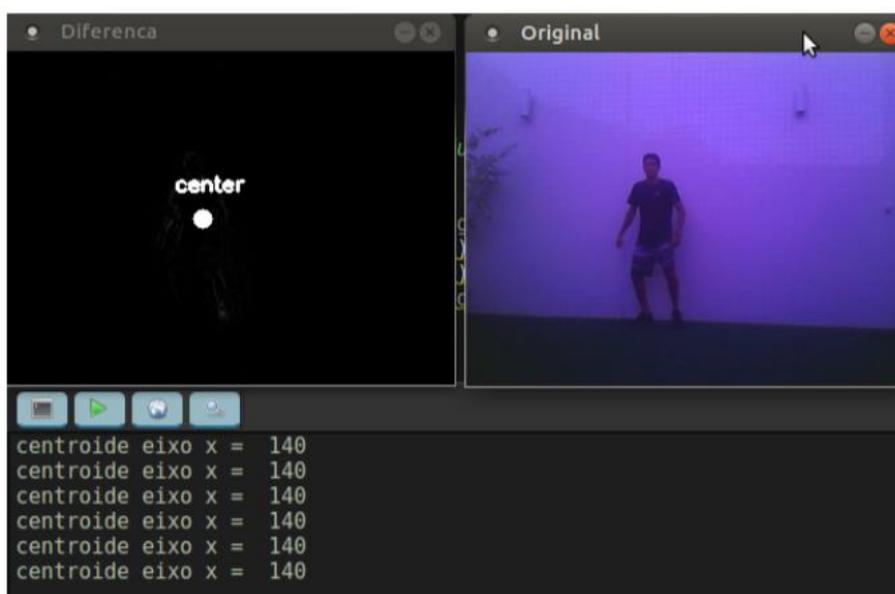
#### 2.3.4 OpenCV®

O OpenCV® é uma biblioteca criada para fornecer infraestrutura comum para aplicações de visão computacional e *machine learning*. O fato de ter sido desenvolvida em código aberto facilita a utilização e modificação dos códigos. A biblioteca dispõe de mais de 2500 algoritmos otimizados que incluem um abrangente conjunto relacionado às técnicas utilizadas para detectar e reconhecer rostos, identificar e rastrear objetos, cruzar dados para reconhecimento de imagens em bancos de dados, dentre outras funções.

Um exemplo de aplicação do OpenCV® no desenvolvimento de sistemas de Visão Computacional é relatado na obra de Azevedo & Pedrosa (2018): Desenvolvimento de Um Dispositivo Automático Com Visão Computacional Para Apontamento Em Função do

Movimento e Ajuste de Velocidade e Rotação dos Motores. Neste caso, um sistema foi desenvolvido para reconhecer a localização de jogadores de tênis, apontar a base lançadora de bolas na direção dos mesmos e ajustar a velocidade de rotação dos motores. A biblioteca foi utilizada no processamento de imagens com as funções denominadas Redimensionamento, Image Blurring, Dilatação, dentre outras. A Figura 14 representa o funcionamento do sistema desenvolvido.

Figura 14: Funcionamento do sistema de reconhecimento, apontamento e ajuste.

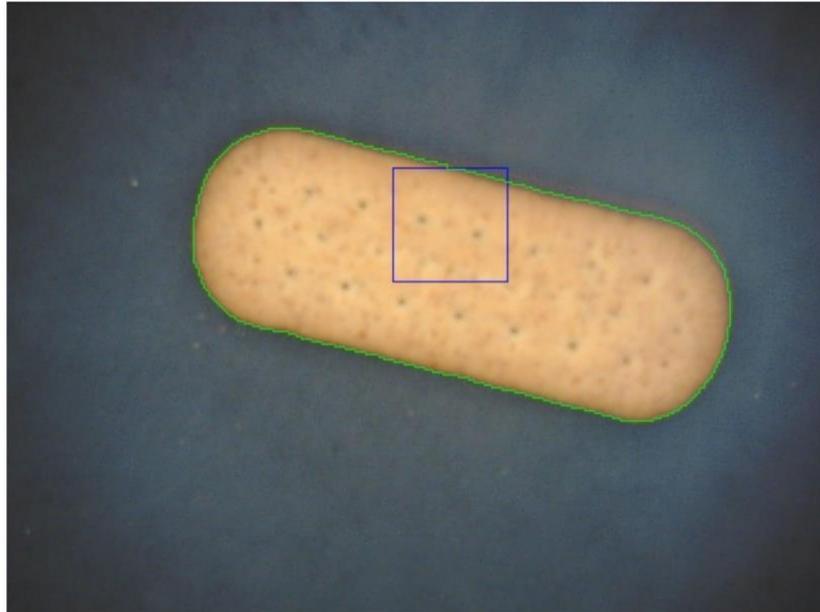


Fonte: Adaptado de AZEVEDO; PEDROSA (2018) - Desenvolvimento de Um Dipositivo Automático Com Visão Computacional Para Apontamento Em Função do Movimento e Ajuste de Velocidade e Rotação dos Motores.

A imagem do jogador em tempo real é exibida na janela “Original”, ao passo que a janela “Diferença” indica uma posição definida como o centro para o qual a base lançadora deve se direcionar, bem como seu valor numérico na aba inferior. Para que a posição a nível de imagem e seu valor sejam obtidos, as técnicas anteriormente mencionadas foram utilizadas tendo como base a biblioteca OpenCV® no processamento.

Um outro exemplo de aplicação é descrito por PASSARELLI (2017) – Aplicação de Visão Computacional Com OpenCV. O autor relata o desenvolvimento de um sistema onde a biblioteca é utilizada na inspeção de imagens de biscoitos. A Figura 15 mostra uma das etapas do Processamento de Imagens do sistema em questão.

Figura 15: Etapa de detecção do biscoito.



Fonte: Adaptado de PASSARELLI (2017) – Aplicação de Visão Computacional Com OpenCV.

O método de detecção ocorre por um retângulo no centro da imagem que testa a média da cor do objeto presente. Se o valor obtido for correspondente aos padrões pré-estabelecidos, o objeto presente na imagem está apto a ser inspecionado.

Tendo em vista sua grande aplicabilidade, a biblioteca possui cerca de 47 mil usuários em todo o mundo e tem seu número de downloads estimado em 18 milhões, sendo assim amplamente utilizada por empresas, grupos de pesquisa e órgãos governamentais (OPENCV, 2018). A biblioteca OpenCV® pode ser considerada então uma ferramenta útil no que diz respeito ao Controle Estatístico de Processos, em especial aqueles que utilizam-se da Visão Computacional para aquisição de dados, uma vez que disponibiliza recursos que permitem a obtenção de informações de maneira rápida e eficiente.

## 2.4 Controle Estatístico de Processos

Entende-se por um produto ou serviço de qualidade aquele que consegue atender impecavelmente as expectativas de um cliente no que diz respeito a confiabilidade, acessibilidade, segurança e tempo relativos ao processo produtivo. Desde a Revolução Industrial, com o progresso da automação e o surgimento da produção em massa, a

padronização de produtos ganhou popularidade, levando então desenvolvimento do Controle Estatístico de Processos (ROSA, 2015).

O Controle Estatístico de Processos visa controlar os resultados de um processo fazendo com que a variabilidade atinja o menor valor possível, o que permite definir a capacidade do mesmo.

O conceito de variabilidade remete ao caráter variável de um processo, seja ele natural ou artificial. Visando a qualidade de um produto, compreender a natureza da variabilidade em um processo é fundamental para que se atinja a estabilidade do mesmo. Através da coleta de dados, análise e bloqueio das causas fundamentais, é possível atingir um nível de variação onde as perdas sejam mínimas (ROSA, 2015).

A capacidade de um processo, por sua vez, vem a ser a habilidade de fabricar produtos pertencentes à uma faixa de especificação previamente estabelecida, sendo esta definida pelos limites especificados superior e inferior, baseados na amplitude de três desvios padrões ante ao valor médio. A análise de tal parâmetro é realizada por meio da comparação de uma faixa característica que indica seu comportamento na prática. A avaliação da capacidade é um método de melhoria que pode ser realizado de diversas maneiras. Uma delas é a utilização de índices de capacidade, definidos como medidas específicas que comparam a saída do processo real com limites de especificação da característica em estudo. Dentre diversos índices de capacidades existentes, os mais comuns são o  $C_p$  e o  $C_{pk}$  (VOITTO, 2017), além de outros como o  $C_g$  e o  $C_{gk}$ .

#### **2.4.1 Índices de Capacidade**

O  $C_p$  e o  $C_{pk}$  são índices que demonstram se a fabricação de produtos encontram-se dentro de uma faixa especificada, atestando então se a produtividade encontra-se suficientemente aceitável e o processo representará comportamento conhecido ao longo de uma série histórica de fabricação. Esses índices são fundamentais durante desenvolvimento de produtos e homologação de processos, uma vez que podem antecipar a indicação de problemas antes da entrada de produtos em linhas de produção (CITISYSTEMS, 2014).

O cálculo de tais índices depende inicialmente da definição de uma característica a ser medida. No processo de laminação a quente, por exemplo, tal característica pode ser definida

como o comprimento de corte das extremidades do tarugo. Assim, adotam-se limites de controle para que não haja produtos fora da especificação. Uma vez que o limite superior de especificação (LSE) e o limite inferior de especificação (LIE) tenham sido definidos, basta realizar a amostragem para que seja permitido o cálculo dos índices. A Equação 9 representa o modelo de cálculo para o indicador  $C_p$ .

$$C_p = \frac{LSE - LIE}{6\sigma} \quad (9)$$

Em que:

$C_p$  = Indicador de Capacidade de Processo

LSE = Limite Superior de Especificação

LIE = Limite Inferior de Especificação

$6\sigma$  = Seis Desvios Padrões da Média Amostral

Assim, quanto maior for o índice  $C_p$ , menor é a chance de que a característica medida esteja fora das especificações. Porém, levando em consideração que o  $C_p$  considera apenas a variabilidade do processo, o uso do  $C_{pk}$  se faz mais viável caso seja necessário avaliar a centragem das amostras. A Equação 10 representa o modelo de cálculo para o indicador  $C_{pk}$ .

$$C_{pk} = \text{MIN}\left(\frac{LSE - \bar{X}}{3\sigma}, \frac{\bar{X} - LIE}{3\sigma}\right) \quad (10)$$

Em que:

$C_{pk}$  = Indicador de Capacidade de Processo

MIN = Mínimo Entre Dois Valores

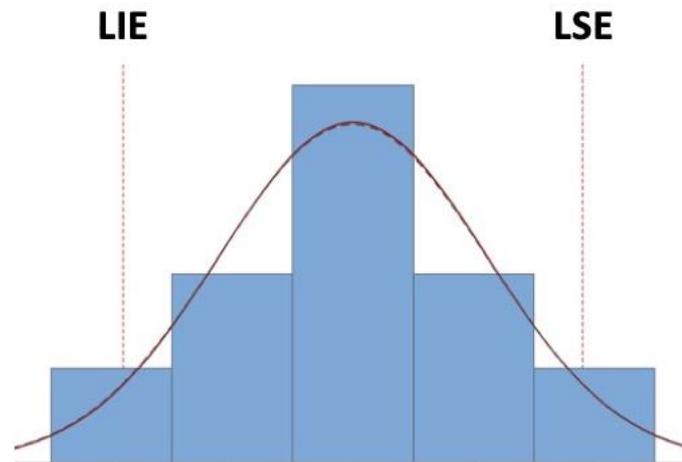
LSE = Limite Superior de Especificação

LIE = Limite Inferior de Especificação

$\bar{X}$  = Média Amostral

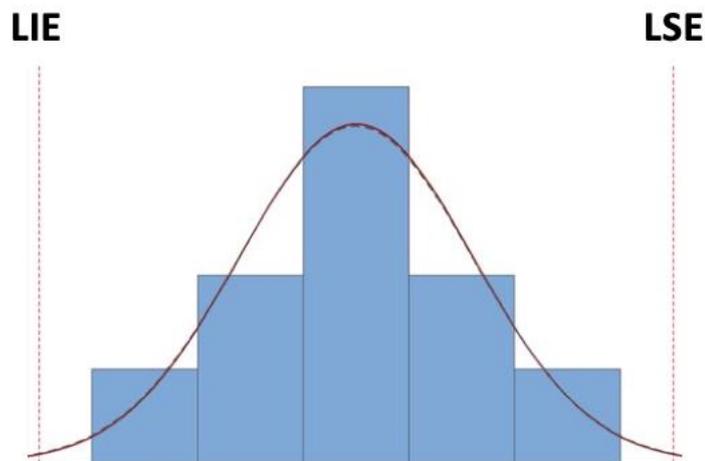
$3\sigma$  = Três Desvios Padrões da Média Amostral

A distribuição normal ou curva de Gauss é definida como um modelo que descreve o comportamento de fenômenos aleatórios (BITTENCOURT; VIALI, 2006). As Figuras 16 a 19 representam as relações da curva de Gauss com os limites superior e inferior de especificação, indicadores  $C_p$  e  $C_{pk}$  e como ela se caracteriza no que se refere à capacidade de um processo em cada caso.

Figura 16: Curva de Gauss com baixos valores de  $C_p$  e  $C_{pk}$ .

Fonte: Do autor (2019).

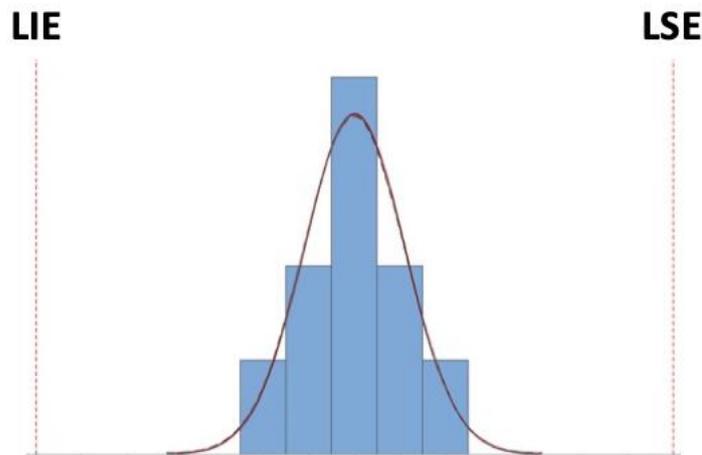
A Figura 16 indica um valor de  $C_p$  baixo devido à variação das amostras ser maior que a faixa dos limites de especificação, o que também justifica um baixo valor de  $C_{pk}$ , embora a distribuição esteja centrada, caracterizando assim a curva de um processo incapaz.

Figura 17: Curva de Gauss com bons valores de  $C_p$  e  $C_{pk}$ .

Fonte: Do autor (2019).

A Figura 17 indica um valor de  $C_p$  bom, já que a variação das amostras é menor que a faixa dos limites de especificação. Estando a distribuição centrada e com tal variação, o valor de  $C_{pk}$  também é bom, o que caracteriza a curva de um processo satisfatório.

Figura 18: Curva de Gauss com altos valores de  $C_p$  e  $C_{pk}$ .

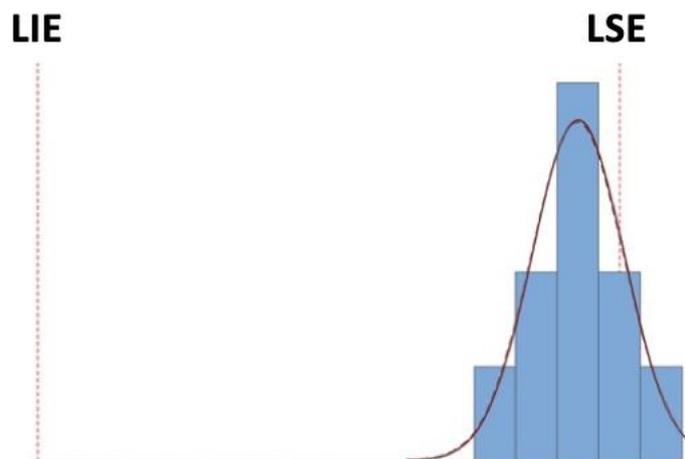


Fonte: Do autor (2019).

A Figura 18 por sua vez indica um valor de  $C_p$  e  $C_{pk}$  altos, uma vez que dentro dos limites de especificação a variação das amostras é baixa e está centrada. A curva nesse caso representa um processo capaz.

Por fim, a Figura 19 representa a curva de um processo incapaz, pois apesar de o valor de  $C_p$  ser considerado alto dada a baixa variação das amostras em relação aos limites, o valor de  $C_{pk}$  é baixo pelo fato de a distribuição não estar centrada.

Figura 19: Curva de Gauss com alto valor de  $C_p$  e baixo valor de  $C_{pk}$ .



Fonte: Do autor (2019).

Logo, quanto maior for o índice  $C_{pk}$ , menor é a chance de que a característica medida esteja fora das especificações, fazendo também com que a curva gaussiana que representa o índice apresente maior centralização no histograma. Apesar disso, um grande aumento no valor

do  $C_{pk}$  pode exigir alterações em parâmetros como média e desvio padrão do processo (CITYSYSTEMS, 2014).

O indicador  $C_g$  é um índice que compara um intervalo de tolerância em questão com as variações de medição do operador e do medidor (STOLBERG, 2019). A Equação 11 representa o modelo de cálculo para o indicador  $C_g$ .

$$C_g = \frac{K}{100} * \frac{T}{SV} \quad (11)$$

Em que:

$C_g$  = Indicador de Capacidade de Processo

$K$  = Percentagem de Tolerância Para o Cálculo

$T$  = Tolerância

$SV$  = Variação do Estudo

Analogamente, o  $C_{gk}$  é um índice utilizado para comparar o intervalo de tolerância com o total de vício e as variações de medição do operador e do medidor (STOLBERG, 2019). A Equação 12 representa o modelo de cálculo para o indicador  $C_{gk}$ .

$$C_{gk} = \frac{\left(\frac{K}{200} * T\right) - |\bar{X} - X_m|}{SV} \quad (12)$$

Em que:

$C_{gk}$  = Indicador de Capacidade de Processo

$K$  = Percentagem de Tolerância para o cálculo

$T$  = Tolerância

$\bar{X}$  = Média Amostral

$X_m$  = Medição de Referência

$SV$  = Variação do Estudo

Quanto maior forem os valores de  $C_g$  e  $C_{gk}$ , maior será a capacidade do processo e o valor tomado como referência para que um processo seja considerado capaz é 1,33 para ambos os indicadores. Valores de  $C_g$  e  $C_{gk}$  menores que a referência significam que o sistema não é capaz de medir peças de maneira consistente e com precisão (STOLBERG, 2019).

## 2.4.2 Erros Experimentais

Uma característica comum a experimentos é a variação em medições realizadas. Erros Experimentais podem ser entendidos como uma quantificação da variação ocorrente entre observações de unidades experimentais que tenham recebido o mesmo tratamento.

Tal variação decorre de duas causas raízes, sendo uma delas a variabilidade já presente nas unidades experimentais e outra a ausência de uniformidade na maneira como o experimento é conduzido fisicamente (FERNANDEZ; RIBOLDI, 2010). Em um processo de laminação a quente, por exemplo, a composição química de cada peça a ser laminada exemplifica a variabilidade nas unidades experimentais, ao passo que fatores como temperatura ambiente e umidade do ar podem promover a ausência de uniformidade na condução física do processo.

Diversos são os tipos de erros presentes em uma mesma medição. Esses tipos podem ser classificados em dois grupos: erros sistemáticos e erros estatísticos (também conhecidos como erros aleatórios) que em geral ocorrem simultaneamente.

Um erro sistemático é aquele que é sempre o mesmo em todos os resultados, ou seja, as diferenças entre os valores medidos e os valores reais são iguais para todas as medições, o que implica que o efeito causado por tal erro não pode ser avaliado apenas pela repetição das medições. As causas de erros sistemáticos são diversas e normalmente pertencem à um dos seguintes tipos:

- Erros sistemáticos instrumentais – são decorrentes da calibração dos instrumentos de medição;
- Erros sistemáticos ambientais – resultam dos efeitos do ambiente sobre o experimento;
- Erros sistemáticos observacionais – se devem a pequenas falhas de procedimento ou limitações do próprio observador.
- Erros sistemáticos teóricos – são consequentes do uso de fórmulas teóricas aproximadas para se obter resultados.

Já um erro estatístico é aquele em que as diferenças entre os valores medidos e os valores reais se distribuem de maneira aleatória e à medida que o número de repetições da medição aumenta, o valor do erro se aproxima do valor real. Tais erros se devem a fatores que não podem ser controlados ou que por alguma razão não são controlados. Ao se utilizar uma balança na

medição de massa, por exemplo, fatores aleatórios como uma corrente de ar ou vibrações podem induzir ao erro estatístico. Este tipo de erro, porém, pode ser reduzido ou praticamente eliminado (VUOLO, 1996).

No sentido de promover a redução de Erros Experimentais, aumentando assim o poder de um teste e diminuindo o tamanho do intervalo de confiança, o controle de duas causas principais é necessário: manuseio correto do material experimental, o que reduz a variação inerente, e refino das técnicas experimentais utilizadas (FERNANDEZ; RIBOLDI, 2010).

Por fim, espera-se que com os conceitos descritos neste capítulo o leitor tenha compreendido a dinâmica do processo de laminação, as aplicações da visão computacional em cenários industriais, as principais funcionalidades das técnicas de processamento de imagens e a importância do controle estatístico de processos. O desenvolvimento de uma aplicação baseada nessas técnicas, a busca pela otimização do processo e os fatores que influenciam no funcionamento são descritos e justificados nos próximos capítulos.

### **3 MATERIAIS E MÉTODOS**

O sistema de monitoramento foi desenvolvido durante o ano de 2019 em uma usina siderúrgica e validado durante o processo produtivo. É dividido em duas partes: hardware e software. A primeira delas, que diz respeito à parte física do mesmo, consiste em uma câmera para aquisição de imagens que é alimentada por uma fonte. A comunicação entre a câmera e o computador é realizada por um cabo Ethernet e a mesma é instalada em um guarda-corpo do fosso onde caem as amostras, a cerca de 4 metros de distância do corte. A câmera e a fonte são protegidas por um suporte metálico móvel, o que permite que alterações na posição do mesmo sejam feitas a qualquer momento para obtenção de melhores imagens.

A segunda parte, que diz respeito aos softwares utilizados para realizar as medições, consiste em um programa desenvolvido para que as imagens sejam processadas e o comprimento das partes presentes seja medido e exibido na tela.

### 3.1 Câmera

Uma vez que o tarugo em processo de laminação apresenta uma coloração incandescente devido à sua temperatura e a visão computacional baseia-se na segmentação de cores (GOMES; QUEIROZ, 2006), o uso de uma câmera monocromática se faz necessário para eliminar a radiação emitida pela barra no sentido de evitar a geração de medidas incorretas. Assim, a câmera utilizada foi a Basler® ACA1600-20gm., uma câmera HD monocromática com resolução de 2 megapixels, que permite o uso de zoom para ajuste de imagem, elimina a radiação emitida pela barra e é alimentada por um cabo. A Tabela 1 mostra este e outros parâmetros comparativos que atestam a viabilidade do uso da mesma em relação a outros modelos similares.

Tabela 1: Parâmetros comparativos entre câmeras para aquisição de imagens.

Câmera	Tipo de Imagem	Monocromática ou Cor	Resolução	Zoom	Eliminação de Radiação	Via de Alimentação
Basler acA1600-20gm	HD	Monocromática	2MP	Sim	Sim	Cabo
Foscam IP9900P	Full HD	Cor	2MP	Sim	Não	Cabo
GoPro Hero 4	Full HD	Cor	12MP	Não	Não	Bateria

Fonte: Do autor (2019).

Embora outros modelos apresentem características superiores ao modelo escolhido em alguns parâmetros tais como a resolução, o fator mais relevante para a escolha foi o fato da câmera ser monocromática e, conseqüentemente, eliminar a radiação da barra no processamento de imagens. A Figura 20 representa a câmera escolhida.

Figura 20: Câmera Basler acA1600-20gm.



Fonte: Adaptado de Basler Web (2019).

A câmera é alimentada por uma fonte de 12 volts e sua conexão com o hardware é feita com um cabo de rede Ethernet.

### 3.2 IDE Utilizada

Assim como a câmera, a escolha de uma IDE (*Integrated Development Environment*, em português: Ambiente de Desenvolvimento Integrado) para implementação do código de processamento de imagens também se baseia em alguns requisitos necessários para adequação ao projeto.

Considerando plataformas amplamente utilizadas para processamento de imagens hoje em dia, verifica-se características bastante semelhantes entre si, atendendo à maioria dos requisitos de projeto como: linguagens de programação que facilitem o desenvolvimento do código e acessibilidade de conteúdo. Porém, o fator chave para a escolha baseia-se em plataformas abertas, sem a necessidade de licença para o uso, uma vez que se trata de um projeto de teste e baixo custo de implementação. A Tabela 2 mostra exemplos de plataformas e parâmetros comparativos utilizados para a escolha.

Tabela 2: Parâmetros comparativos entre plataformas para implementação de códigos.

Software	Necessidade de Licença	Linguagens	Permite Processamento de Imagens	Acessibilidade de Conteúdo
Qt Creator	Não	C++	Sim	Sim
MATLAB	Sim	Fortran, Basic ou C	Sim	Sim
Visual Studio	Sim	C++, C#	Sim	Não
Visual Basic	Sim	C	Sim	Não

Fonte: Do autor (2019).

Embora todas as plataformas mostradas na Tabela 2 permitam o processamento de imagens, nem todas possuem acessibilidade de conteúdo. daquelas que o possuem, apenas uma não apresenta necessidade de licença para o uso. Dessa maneira, a plataforma escolhida é o Qt Creator, cuja linguagem de programação é C++.

### 3.3 Desenvolvimento do Processamento de Imagens

Como descrito por Gonzales & Woods (2002), é importante que uma sequência seja estabelecida para que o processamento apresente uma maior precisão. Assim, as etapas para o processamento de imagens consistem em:

- 1 – Inclusão de módulos importados da biblioteca OpenCV, vide anexo I deste trabalho;
- 2 – Captura da imagem;
- 3 – Transformação da figura em tons de cinza;
- 4 – Delimitação da região de interesse;
- 5 – Aplicação de filtro passa-baixas;
- 6 – Ajuste de brilho;
- 7 – Contabilização dos objetos presentes na imagem;
- 8 – Desenho do contorno dos objetos identificados;
- 9 – Desenho de um retângulo ao redor dos objetos de acordo com as dimensões do contorno;
- 10 – Cálculo do comprimento do objeto;

Após o pré-processamento, a imagem obtida passa pela transformação em tons de cinza e a função *GaussianBlur* é aplicada para promover a redução dos ruídos da imagem e atenuação dos detalhes, causando assim um efeito de desfoque na mesma. A Figura 21(a) mostra a imagem obtida pelo sistema de aquisição e a Figura 21(b) após o tratamento da imagem pela função *GaussianBlur*.

Figura 21: Comparação entre imagem obtida após aplicação de filtro e regulação de brilho.

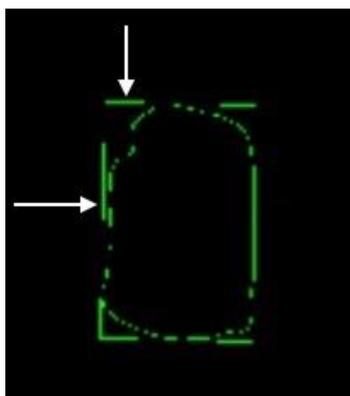


Fonte: Do autor (2019).

Uma vez que os objetos presentes na imagem tenham sido contabilizados, a função *Threshold* é utilizada para que os limites dimensionais dos mesmos sejam estabelecidos. Utilizando esses limites como parâmetro, a função *FindContours* identifica o contorno dos

objetos e a função *DrawContours* é responsável por desenhá-los. Existem muitas variações na forma do objeto capturado, sendo necessário a construção de um retângulo em seu entorno para obtenção do comprimento do corte. A Figura 22 mostra a construção das linhas de contorno do objeto e o retângulo delimitador.

Figura 22: Determinação dos contornos e desenho do retângulo para obtenção do comprimento.



Fonte: Do autor (2019).

As setas brancas na Figura 22 indicam as linhas do retângulo desenhado ao redor do objeto. Tomando como base os limites dimensionais obtidos e os contornos desenhados, duas linhas horizontais e duas verticais são projetadas passando pelos pontos mais extremos do objeto em cada eixo. Assim, a maior das duas distâncias entre as linhas define o comprimento do mesmo.

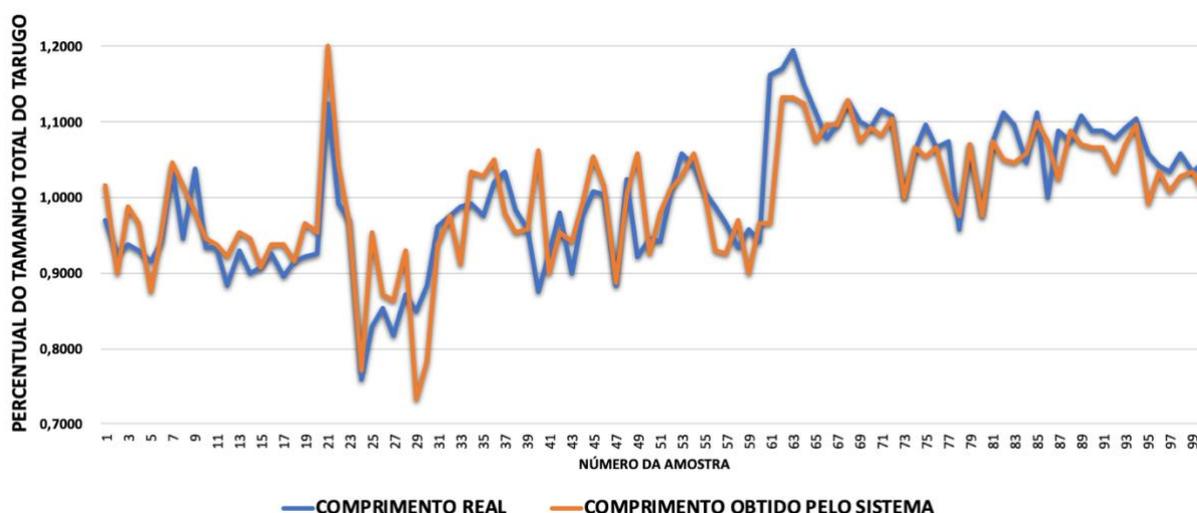
### 3.4 Amostragem para comparação de resultados

A obtenção das amostras dá-se pela aquisição de peças logo após o processo de corte e registro do seu comprimento pelo software. Utilizando um bastão balizador, a amostra é retirada do fosso após a queda e resfriada em água corrente para possibilitar seu manuseio de maneira segura. Após o resfriamento, o comprimento é medido com o auxílio de um paquímetro universal de 300mm, marca Mitutoyo® e o valor é registrado de forma manual em uma tabela para verificação. O modelo desta tabela encontra-se no Apêndice A deste trabalho, o que permite a comparação entre os valores reais de comprimento e os valores obtidos pelo software.

## 4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Em posse das medidas realizadas manualmente, foi realizada a comparação gráfica entre as dimensões obtidas pelo sistema de monitoramento e as dimensões aferidas com o paquímetro universal. A Figura 23 mostra a sobreposição dos dimensionais adquiridos pelo sistema e pela coleta manual.

Figura 23: Sobreposição das dimensões aferidas nos dois sistemas.



Fonte: Do autor (2019).

Nota-se na que as duas curvas apresentam comportamentos semelhantes, embora resultados idênticos tenham ocorrido em poucos casos. Ao realizar a soma das medidas e dividi-la pelo número total de amostras, obtém-se a média amostral em cada método de medição. A Equação 13 representa o modelo de cálculo.

$$\bar{X} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \quad (13)$$

Em que:

$\bar{X}$  = Média Amostral

$\Sigma$  = Somatório

n = Número Total de Amostras

i = Número da Amostra

$x_i$  = Valor da Amostra

Assim, utilizando a Equação 13 pode-se obter a média amostral das medidas obtidas pelo sistema:

$$\bar{X} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} = \frac{99,933\%}{100} = 0,9993\%$$

E também a média amostral das medidas obtidas manualmente:

$$\bar{X} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} = \frac{100,09}{100} 1,0009\%$$

Para as medições realizadas com o sistema, a média amostral  $\bar{X}$  é igual a 0,9993% do comprimento total do tarugo, ao passo que para as realizadas manualmente, a média amostral  $\bar{X}$  é igual a 1,0009%. O desvio padrão pode ser calculado segundo o modelo descrito pela Equação 14.

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^2}{n}} \quad (14)$$

Em que:

$\sigma$  = Desvio Padrão

$\Sigma$  = Somatório

n = Número Total de Amostras

i = Número da Amostra

$x_i$  = Valor da Amostra

$\bar{X}$  = Média Amostra

Logo, o desvio padrão das medidas obtidas pelo sistema é:

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^2}{n}} = \sqrt{\frac{0,6385}{100}} = \sqrt{0,006385} = 0,0799\%$$

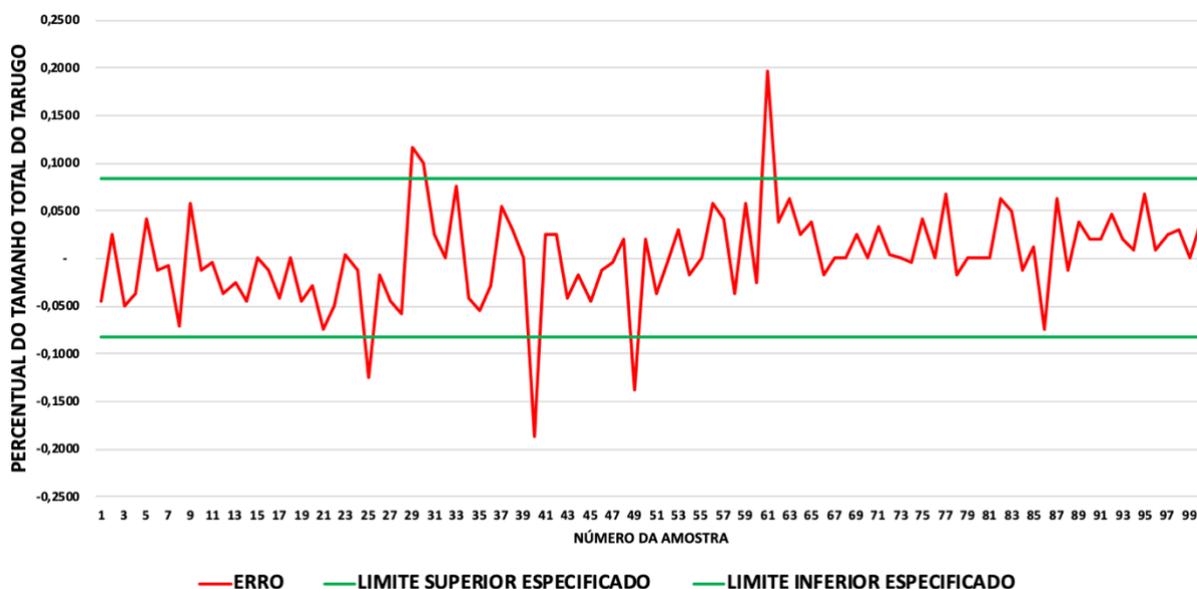
E o desvio padrão das medidas obtidas manualmente:

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^2}{n}} = \sqrt{\frac{0,7621}{100}} = \sqrt{0,007621} = 0,0873\%$$

É notável que o desvio padrão das medidas obtidas pelo sistema é menor do que as obtidas manualmente, o que indica que a dispersão das amostras em torno da média é menor para o sistema de medição.

Tomando como base as diferenças entre os valores obtidos pelo sistema e os valores obtidos manualmente, é possível traçar a curva de variação das mesmas em relação aos limites estabelecidos, como mostrado na Figura 24.

Figura 24: Curva de variação da diferença de medição e seu comportamento em relação aos limites estabelecidos.



Fonte: Do autor (2019).

Nota-se que cinco amostras apresentam medidas de comprimento fora dos limites de controle superior e inferior, sendo duas delas com valores positivos e três com valores negativos. Os limites de controle correspondem ao limite de especificação e foram definidos arbitrariamente em uma unidade de medida acima e uma unidade de medida abaixo de cada valor de comprimento obtido manualmente. No caso, cada unidade de medida representa 0,0833% do comprimento total do tarugo.

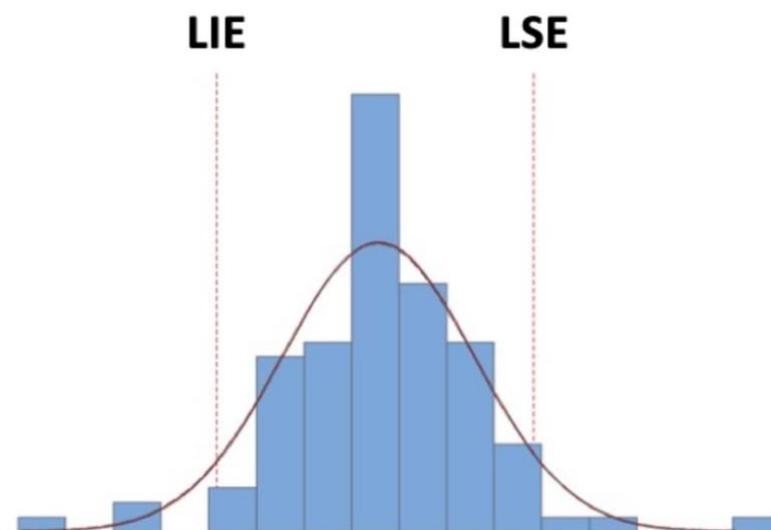
Após a coleta e análise dos dados referente a faixa de erro, pode-se calcular a capacidade do processo para realizar medições dentro dos limites estabelecidos utilizando as equações 9 e 10:

$$C_p = \frac{(0,0833) - (-0,0833)}{6 * 0,0501} = \frac{0,1666}{0,3006} = 0,5541$$

$$C_{pk} = \min\left(\frac{(0,0833) - (0,0015)}{3 * 0,0501}; \frac{(0,0015) - (-0,0833)}{3 * 0,0501}\right) = \min\left(\frac{0,0818}{0,1503}; \frac{0,0848}{0,1503}\right) \\ = \min(0,5442; 0,5642) = 0,5442$$

O processo de medição pelo sistema de aquisição apresentou baixos índices de capacidade, sendo os valores de  $C_p$  igual a 0,55 e de  $C_{pk}$  igual 0,54, uma vez que os valores de referência para estes índices são 1,67 para equipamentos usados e 2,24 para equipamentos novos (MONTGOMERY, 2005). A Figura 25 mostra a curva de Gauss dos resultados obtidos.

Figura 25: Curva de Gauss do processo de medição através do sistema de aquisição.



Fonte: Do autor (2019).

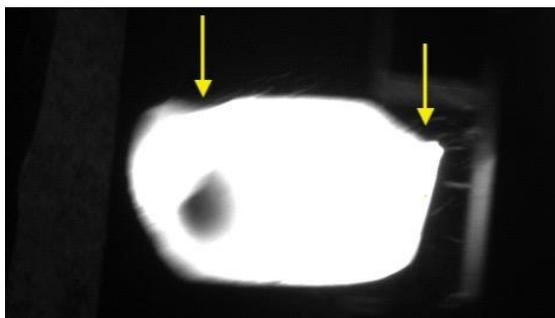
Verifica-se pela Figura 25 que além de o processo não estar centrado em relação aos limites de especificação, há uma variação maior que os mesmos, caracterizando-o assim como um processo incapaz e não se mostrando uma forma eficiente para determinar o comprimento de corte no processo de laminação.

#### 4.1 Fatores que contribuem para o erro de medição

Após a análise dos resultados obtidos, pode-se fazer um levantamento de fatores que contribuem para o erro nas medidas de comprimento de corte obtidas:

1 – A superfície irregular das amostras causa um erro de paralaxe, contribuindo para a geração de uma medida incerta. As setas na Figura 26 indicam a irregularidade presente em uma amostra.

Figura 26: Superfície irregular em uma amostra.



Fonte: Do autor (2019).

2 – O posicionamento da câmera causa uma modificação na relação pixel/mm, o que implica na necessidade de manter a câmera em um ponto fixo a fim de evitar alterações no código. A Figura 27 mostra a estrutura utilizada para manter a câmera em um ponto fixo.

Figura 27: Fixação da câmera para aquisição das imagens.



Fonte: Do autor (2019).

Na obra de FELICIANO; LETA; SOUZA (2005) os autores evidenciam tal fator com o cálculo da relação pixel/mm em um caso cujo bloco padrão de 50mm é fotografado com a câmera em diferentes alturas. A Tabela 3 mostra como a relação diminui a medida que a altura da câmera aumenta.

Tabela 3: Altura da câmera, comprimento do bloco e relação pixel/mm.

<b>Imagem</b>	<b>Altura da Câmera (mm)</b>	<b>Comprimento do Bloco (pixels)</b>	<b>Relação pixel/mm</b>
1	100	496	9,92
2	150	363	7,26
3	200	275	5,50
4	250	228	4,56
5	300	197	3,94

Fonte: Adaptado de FELICIANO; LETA; SOUZA (2005) – Visão Computacional Aplicada À Metrologia Dimensional Automatizada: Considerações Sobre Sua Exatidão.

A relação indicada na Tabela 3 é obtida pela divisão entre o comprimento do bloco em pixels e seu comprimento real. No caso, quanto maior a altura da câmera, menor o seu comprimento em pixels e, conseqüentemente, menor a relação.

3 – Diferença de temperatura em alguns pontos do corte, fato proveniente de propriedades metalúrgicas do aço e da constante refrigeração em pontos anteriores do processo, o que causa diferenciação de cores e dificulta o processamento da imagem.

4 – O fator de contração do material, que não foi considerado durante o desenvolvimento do software. No momento de corte a peça está a uma elevada temperatura e no momento de aferição do comprimento através do paquímetro ela foi resfriada até a temperatura ambiente, logo, uma contração linear é esperada. Tal fato não foi levado em consideração nas etapas de processamento, o que dificulta a obtenção de valores iguais pelos dois métodos de medição.

## 5 CONCLUSÕES

O presente trabalho de conclusão de curso permitiu a aplicação de técnicas de reconhecimento de padrões, baseado na captura de imagens em um processo laminação a quente onde ocorrem cortes de barra.

Pela aquisição de imagens realizada pela câmera no momento necessário, o uso de técnicas de processamento de imagens não se mostrou eficiente para determinar o comprimento das partes cortadas nas condições aplicadas, visto que os indicadores de  $C_p$  e  $C_{pk}$  apresentaram valores de 0,55 e 0,54 respectivamente.

De fato, ao analisar a curva de Gauss do processo de medição do sistema, verifica-se que a mesma apresenta características de um processo incapaz, já que a variação das amostras é maior que a faixa dos limites de especificação e não está centrada.

Uma vez que as medidas obtidas manualmente com o uso do paquímetro universal correspondem à uma medida muito próxima das medidas reais, verifica-se que em poucos casos o sistema foi capaz de medir o comprimento das amostras, visto que para poucas amostras as curvas dos dimensionais adquiridos por ambos os métodos se sobrepõem.

Embora alguns fatores que contribuem para o erro de medição tenham sido identificados e controlados, os mesmos não puderam ser eliminados, o que contribui para medições divergentes.

O cenário e os resultados obtidos levam a concluir que a implementação do sistema de monitoramento proposto é inviável, tendo em vista que apresenta características de um processo incapaz.

## **6 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS**

A realização de medidas para melhorar a calibração e promover um melhor funcionamento, reduzindo a medição de valores errados torna-se uma boa premissa de continuidade deste trabalho. O fator de contração do material deve ser levado em consideração para promover correções nos métodos de processamento. Realizar o experimento com outro tipo de câmera pode ser também uma alternativa viável. A contextualização com os avanços tecnológicos que possibilitam o desenvolvimento de sistemas de visão computacional mais eficientes, bem como o conhecimento de técnicas de processamento de imagens mais avançadas também podem ser considerados.

## REFERÊNCIAS

ANTONELLO, R. **Introdução a Visão Computacional com Python e OpenCV**. [S.l.], 2017. Disponível em: <<http://professor.luzerna.ifc.edu.br/ricardo-antonello/wp-content/uploads/sites/8/2017/02/Livro-Introdução-a-Visão-Computacional-com-Python-e-OpenCV-3.pdf>>. Acesso em: 17 mai. 2019.

ALBUQUERQUE, Marcelo P.; ALBUQUERQUE, Márcio P. **Processamento de Imagens: Métodos e Análises**. Rio de Janeiro, 2000.

ARTERO, A.O.; TOMMASELLI, A.M.G. **Limiarização Automática de Imagens Digitais**. Presidente Prudente, 2018. Disponível em: <<https://revistas.ufpr.br/bcg/article/view/63040/36904>>. Acesso em: 28 ago. 2019.

AZEVEDO, L.S.; PEDROSA, F.D. **Desenvolvimento de um dispositivo automático com visão computacional para apontamento em função do movimento e ajuste de velocidade e rotação dos motores**. Campos dos Goytacazes, 2018. Disponível em: <<http://bd.centro.iff.edu.br/bitstream/123456789/2091/1/Texto.pdf>>. Acesso em: 17 mai. 2019.

BALLARD, D.; BROWN, C. **Computer Vision**. Prentice Hall, 1982.

BERNARDES, D.S. **Trabalho de Conclusão de Curso: Avaliação da Aplicação de Câmeras na Substituição de Sensores do Sistema de *Trailing Cone***. Lavras, 2018.

BITTENCOURT, H.R.; VIALI, L. **Contribuições Para o Ensino da Distribuição Normal ou Curva de Gauss em Cursos de Graduação**. Águas de Lindoia, 2006. Disponível em: <[https://www.researchgate.net/profile/Lori\\_Viali/publication/280444871\\_Contribuicoes\\_para\\_o\\_ensino\\_da\\_distribuicao\\_normal\\_ou\\_curva\\_de\\_Gauss\\_em\\_cursos\\_de\\_Graduacao/links/55b4fca508ae092e9655814d/Contribuicoes-para-o-ensino-da-distribuicao-normal-ou-curva-de-Gauss-em-cursos-de-Graduacao.pdf](https://www.researchgate.net/profile/Lori_Viali/publication/280444871_Contribuicoes_para_o_ensino_da_distribuicao_normal_ou_curva_de_Gauss_em_cursos_de_Graduacao/links/55b4fca508ae092e9655814d/Contribuicoes-para-o-ensino-da-distribuicao-normal-ou-curva-de-Gauss-em-cursos-de-Graduacao.pdf)>. Acesso em: 05 set. 2019.

CANCIGLIERI, O. J; COELHO, L.S.; RUDEK, M. **Visão computacional aplicada a sistemas produtivos: fundamentos e estudo de caso**. In: XXI. Encontro Nacional de Engenharia de Produção, Salvador. 2001. 1 p. Disponível em: <<http://www.las.pucpr.br/rudek/pdf/Enegepxxi.pdf>>. Acesso em: 30 ago. 2019.

CETLIN, P.R.; HELMAN, H. **Fundamentos da Conformação Mecânica dos Metais**. São Paulo: Artliber, 2010.

CHIAVERINI, V. **Tecnologia Mecânica**. Processos de Fabricação e Tratamento. Volume II. São Paulo: McGraw-Hill, 1986.

CITISYSTEMS. **Cp e Cpk – Índices de Capacidade de um Processo**. [S.l.], 2014. Disponível em: <<https://www.citisystems.com.br/cpk-indice-capacidade-performance-processo/>>. Acesso em: 03 jun. 2019.

DATA SCIENCE ACADEMY. **O que é visão computacional?**. [S.l.], 2018. Disponível em: <<http://datascienceacademy.com.br/blog/o-que-e-visao-computacional/>>. Acesso em: 17 mai. 2019.

FELICIANO, F.F.; LETA, F.R.; SOUZA, I.L. **Visão Computacional Aplicada À Metrologia Dimensional Automatizada: Considerações Sobre Sua Exatidão**. [S.l.], 2005. Disponível em: <<http://periodicos.uff.br/engevista/article/view/8789/6257>>. Acesso em: 30 ago. 2019.

FERNANDEZ, D.W.X; RIBOLDI, J. **Curso de Estatística Experimental – Princípios do Planejamento de Experimentos**. [S.l.], 2010. Disponível em: <[www.mat.ufrgs.br/~riboldi/Capitulo1\\_completo.doc](http://www.mat.ufrgs.br/~riboldi/Capitulo1_completo.doc)>. Acesso em: 04 jun. 2019.

FILHO, O.M; NETO, H.V. **Processamento Digital de Imagens**. Rio de Janeiro: Brasport, 1999.

GOMES, H.M.; QUEIROZ, J.E.R. **Introdução ao Processamento Digital de Imagens**. [S.l.], 2006. Disponível em: <[https://www.researchgate.net/publication/220162237\\_Introducao\\_ao\\_Processamento\\_Digital\\_de\\_Imagens](https://www.researchgate.net/publication/220162237_Introducao_ao_Processamento_Digital_de_Imagens)>. Acesso em: 18 mai. 2019.

GONZALES, R.C.; WOODS, R.E. **Digital Image Processing**. Upper Saddle River: Prentice Hall, 2002.

HAPP, P.N. **Segmentação de Imagens Distribuída Baseada em MapReduce**. Rio de Janeiro, 2015. Disponível em: <https://www.maxwell.vrac.puc-rio.br/34941/34941.PDF>. Acesso em: 29 ago. 2019.

MELO, N. **Abordagens do Processo de Segmentação: Limiarização, Orientada a Regiões e Baseada em Bordas**. [S.l.], 2011. Disponível em: <<http://www.dsc.ufcg.edu.br/~pet/jornal/setembro2011/materias/recapitulando.html>>. Acesso em: 29 ago. 2019.

MONTGOMERY, D.C. **Design and Analysis of Experiments**. 2005.

OPENCV. **OpenCV**. [S.l.], 2018. Disponível em: <<https://opencv.org>>. Acesso em: 29 mai. 2019.

PASSARELLI, L. **Aplicação de Visão Computacional Com OpenCV**. [S.l.], 2017. Disponível em: <<https://www.embarcados.com.br/aplicacao-de-visao-computacional-com-opencv/>>. Acesso em: 01 set. 2019.

REDSTONE MACHINERY LLC. **400,00 TPY Bar Mill**. [S.l.]. Disponível em: <<https://www.redstonemachinery.com/NCO-400,000%20TPY%20Bar%20Mill.htm>>. Acesso em 05 jun. 2019.

RIZZO, E.M.S. **Processo de Laminação dos Aços: Uma Introdução**. São Paulo: Associação Brasileira de Metalurgia, 2007.

ROSA, L.C. **Introdução ao Controle Estatístico de Processos**. Santa Maria: Editotra UFSM, 2015.

RUSSULA. **El nuevo tren de barras y perfiles de Dorjan Steel en pleno funcionamiento**. [S.l.]. Disponível em: <<https://www.russula.com/es/projects/dojran-steel-mill.html>>. Acesso em: 05 jun. 2019.

SALIS, T.T. **Aplicações de Visão Computacional na Indústria Siderúrgica: problemas, soluções e estudos de caso**. Belo Horizonte, 2008. Disponível em: <[https://repositorio.ufmg.br/bitstream/1843/GASP-7LXK22/1/turibio\\_tanus\\_salis.pdf](https://repositorio.ufmg.br/bitstream/1843/GASP-7LXK22/1/turibio_tanus_salis.pdf)>. Acesso em: 02 set. 2019.

SIMÕES, A.S. **Segmentação de Imagens Por Classificação de Cores: Uma Abordagem Neural**. São Paulo, 2000.

STIVANELLO, M.E. **Inspeção Industrial Através de Visão Computacional**. Blumenau, 2004. Disponível em: <<http://dsc.inf.furb.br/arquivos/tccs/monografias/2004-2mauricioestivanellovf.pdf>>. Acesso em: 01 set. 2019.

STOLBERG, N. **Cálculo de Cg e Cgk Para MSA**. [S.l.], 2019. Disponível em: <[https://pt.scribd.com/document/408077374/Calculo-Cg-e-Cgk-Para-MSA?doc\\_id=408077374&download=true&order=482096148](https://pt.scribd.com/document/408077374/Calculo-Cg-e-Cgk-Para-MSA?doc_id=408077374&download=true&order=482096148)>. Acesso em: 08 set. 2019.

UNIVERSIDADE FEDERAL DE LAVRAS. Biblioteca Universitária. **Manual de Normalização e Estrutura de Trabalhos Acadêmicos:** TCCs, monografias, dissertações e teses. 2.ed. rev., atual. e ampl. Lavras, 2016. Disponível em: <<http://repositorio.ufla.br/jspui/handle/1/11017>>. Acesso em: 15 mai. 2019

VOITTO. **Capabilidade do processo:** o que é e como analisar. [S.l.], 2017. Disponível em: <<https://www.voitto.com.br/blog/artigo/capabilidade-do-processo>>. Acesso em: 03 jun. 2019.

VUOLO, J.H. **Fundamentos da Teoria de Erros.** São Paulo: Editora Edgard Blücher LTDA, 1996.

## ANEXO A – Exemplos de Módulos importados da biblioteca OpenCV®

### 1 – *GaussianBlur*

```

#define DIG(a) a,
__constant float kx[] = { KERNEL_MATRIX_X };
__constant float ky[] = { KERNEL_MATRIX_Y };

#define OP(y, x) (convert_float4(arr[y * 5 + x]) * ky[y] * kx[x])

#define FILL_ARR(s1, s2, n, e1, e2) \
    arr[5 * n + 0] = row_s ? (uchar4)(s1, s2, line[n].s23) : (uchar4)(line[n].s0123); \
    arr[5 * n + 1] = row_s ? (uchar4)(s2, line[n].s234) : (uchar4)(line[n].s1234); \
    arr[5 * n + 2] = (uchar4)(line[n].s2345); \
    arr[5 * n + 3] = row_e ? (uchar4)(line[n].s345, e1) : (uchar4)(line[n].s3456); \
    arr[5 * n + 4] = row_e ? (uchar4)(line[n].s45, e1, e2) : (uchar4)(line[n].s4567);

__kernel void gaussianBlur5x5_8UC1_cols4(__global const uchar* src, int src_step,
__global uint* dst, int dst_step, int rows, int cols) {...}

```

### 2 – *Treshold*

```

#endif

__kernel void threshold(__global const uchar * srcptr, int src_step, int src_offset,
__global uchar * dstptr, int dst_step, int dst_offset, int rows, int cols,
T1 thresh, T1 max_val, T1 min_val)
{
    int gx = get_global_id(0);
    int gy = get_global_id(1) * STRIDE_SIZE;

    if (gx < cols)
    {
        int src_index = mad24(gy, src_step, mad24(gx, (int)sizeof(T), src_offset));
        int dst_index = mad24(gy, dst_step, mad24(gx, (int)sizeof(T), dst_offset));

        #pragma unroll
        for (int i = 0; i < STRIDE_SIZE; i++) {...}
    }
}

```

