

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE
CENTRO DE CIÊNCIAS COMPUTACIONAIS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM COMPUTAÇÃO
CURSO DE MESTRADO EM ENGENHARIA DE COMPUTAÇÃO

Dissertação de Mestrado

**Sistema de Visão Computacional para Auxílio na
Inspeção Visual de Cordões de Solda**

Luciane Baldassari Soares

Dissertação de Mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Computação da Universidade Federal do Rio Grande, como requisito parcial para a obtenção do grau de Mestre em Engenharia de Computação

Orientador: Prof. Dr. Ricardo Nagel Rodrigues

Rio Grande, Outubro de 2018

Ficha catalográfica

S676s Soares, Luciane Baldassari.

Sistema de visão computacional para auxílio na inspeção visual de cordões de solda / Luciane Baldassari Soares. – 2018.
72 f.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal do Rio Grande – FURG, Programa de Pós-Graduação em Computação, Rio Grande/RS, 2018.

Orientador: Dr. Ricardo Nagel Rodrigues.

1. Visão Computacional 2. Descontinuidades 3. Soldagem
4. Inspeção de Solda I. Rodrigues, Ricardo Nagel II. Título.

CDU 004:621.791

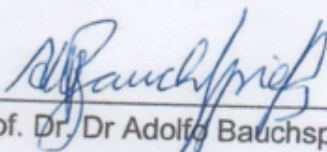
Catálogo na Fonte: Bibliotecário José Paulo dos Santos CRB 10/2344

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO

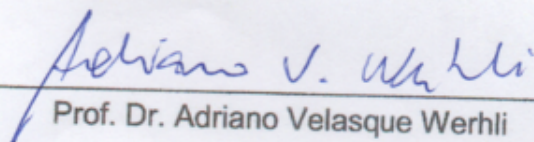
Sistema de Visão Computacional para Auxílio na Inspeção Visual de
Cordões de Solda.

Luciane Baldassari Soares

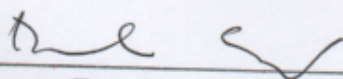
Banca examinadora:



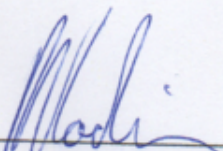
Prof. Dr. Dr Adolfo Bauchspiess



Prof. Dr. Adriano Velasque Werhli



Eng. Me. Daniel Souza



Prof. Dr. Ricardo Nagel Rodrigues
Orientador(a)

RESUMO

BALDASSARI SOARES, Luciane. **Sistema de Visão Computacional para Auxílio na Inspeção Visual de Cordões de Solda**. 2018. 62 f. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Computação. Universidade Federal do Rio Grande, Rio Grande.

O processo de soldagem é um processo de fabricação mecânica muito importante, pois permite a união de materiais metálicos mantendo a continuidade físico-química de união. Além disso, é um trabalho insalubre para o operador que está em contato direto com respingos, fumos e eletricidade. Sendo assim, é cada vez mais comum a utilização de robôs nesse tipo de tarefa, reduzindo a intervenção humana no processo. O trabalho propõe a utilização de um sistema automatizado para verificação de descontinuidades nos cordões de solda, que possam vir a invalidar o mesmo. Através do uso de um robô de solda linear e de um sistema de visão acoplado são capturadas imagens das chapas metálicas pré-soldagem e pós-soldagem para comparações futuras e aplicações de métricas de avaliação. O método proposto utiliza a combinação de técnicas como: PCA, Mistura de Gaussianas e HMM com o objetivo de identificar as bordas dos cordões de solda. Logo após as métricas propostas são aplicadas com a finalidade de auxiliar o inspetor de solda a identificar possíveis descontinuidades no cordão. Finalmente, um classificador SVM para identificação de texturas é implementado, com o objetivo de destacar a região da imagem quando são detectadas irregularidades na textura.

Palavras-chave: Visão Computacional, Descontinuidades, Soldagem, Inspeção de Solda.

ABSTRACT

BALDASSARI SOARES, Luciane. **Computer Vision System for Assistance in the Visual Inspection of Weld Bead**. 2018. 62 f. Dissertação (Mestrado) – Programa de Pós-Graduação em Computação. Universidade Federal do Rio Grande, Rio Grande.

The welding process is very important in the industrial environment, it requires precision and attention in the steps that will be performed. In addition it is unhealthy work for the operator who is in direct contact with sparks, smoke and electricity. Thus, it is increasingly common to use robots in this type of task, reducing human intervention in the process. This work proposes an automated system to verify discontinuities in the weld beads, which may invalidate them. Through the use of a linear welding robot and a vision system, images of the pre-welding and post-welding metal plates are captured for future comparisons and evaluation metrics applied. The proposed method uses the combination of techniques such as: PCA, Gaussian Mixture and HMM with the objective of identifying the edges of the weld beads. Then, the proposed metrics are applied in order to assist the welding inspector to identify possible discontinuities in the weld. Finally, an SVM classifier for texture identification is implemented, with the purpose of highlighting the area when irregularities in the texture are detected.

Keywords: Computer vision, Discontinuities, Welding, Welding Inspection.

LISTA DE FIGURAS

1	Robô Bug-O Matic Weaver - Fonte: Adaptado de (BugO, 2017). . . .	3
2	Disposição do sistema: o robô Bug-O transporta a tocha de soldagem e a câmera, ambas posicionadas na frente.	4
3	Ilustração de possíveis geometrias dos cordões de solda.	5
4	Descontinuidades mais comuns nos processos de soldagem.	8
5	Disposição do sistema de aquisição de imagens.	20
6	a) Imagem do cordão de solda preenchido com iluminação na cor azul b) Imagem do cordão de solda preenchido com iluminação na cor verde c) Imagem do cordão de solda preenchido com iluminação na cor vermelha.	20
7	Perfil de borda da imagem à direita representado graficamente.	22
8	Imagem com exemplos de autovetores das bordas dos cordões de solda.	23
9	Gráfico do percentual de variância das componentes PCA.	24
10	Comportamento do BIC em relação ao número de gaussianas.	25
11	Ilustração do modelo oculto de markov utilizado.	26
12	Imagem da probabilidade de cada pixel dentro da ROI ser borda. . . .	27
13	Diagrama ilustrando as etapas do método proposto para identificação de bordas.	28
14	a) Imagem com textura sem irregularidade. b) Imagem com textura irregular.	29
15	Imagem ilustrando o hiperplano de um SVM. Adaptado de (Mahmoudi and Chouinard, 2016)	31
16	Exemplos de segmentos de 300x300 pixels de uma imagem de um cordão de solda, para posterior análise via classificador.	32
17	Diagrama ilustrando as etapas do método de identificação de texturas.	33
18	a) Imagem do cordão de solda. b) Imagem com as bordas anotadas manualmente. c) Imagem com as bordas destacadas pelo método. . .	38
19	Gráficos do erro médio absoluto entre as bordas anotadas manualmente e as destacadas pelo método.	39
20	As imagens a) e b) foram submetidas a taxa de exposição de $150000\mu s$ c) e d) foram submetidas a taxa de exposição de $100000\mu s$	40
21	Imagem com chanfro vazio em azul, borda encontrada em verde e pontos destacados em vermelho pela métrica Distância entre chanfro e borda com possíveis descontinuidades.	45

22	Gráfico da borda esquerda e direita do cordão de solda com a métrica do Desvio Padrão com janela deslizante aplicada.	46
23	Imagem com os picos das bordas destacados na cor vermelha pela métrica do Desvio Padrão, bordas encontradas corretamente na cor verde e o chanfro vazio representado pela cor azul.	47
24	Imagem com os pontos de disparidade do ângulo destacados na cor vermelha pela métrica de Análise do Ângulo, bordas encontradas corretamente na cor verde e o chanfro vazio representado pela cor azul.	48
25	Gráfico da borda esquerda e direita do cordão de solda com a métrica de Análise do Ângulo entre chanfro e borda aplicada.	49
26	a) Imagem do cordão de solda preenchido sem desalinhamento horizontal b) Imagem do cordão de solda preenchido com desalinhamento horizontal. As linhas na cor azul do lado esquerdo e direito representam o chanfro vazio e a linha central azul representa o centro do chanfro vazio. A linha pontilhada na cor verde representa que o cordão está corretamente alinhado com o chanfro e a linha pontilhada na cor vermelha representa que o cordão está desalinhado.	50
27	Matriz de confusão da classificação de amostras de texturas de cordões de solda.	51
28	a) Imagem verificada pelo método de identificação de textura detectando a imagem pertencente a classe 0. b) Imagem verificada pelo método de identificação de textura detectando a imagem pertencente a classe 1.	52
29	a) Imagem com as bordas destacadas pelo método proposto representando o menor erro absoluto encontrado de 0,0374 mm na borda direita. b) Imagem com as bordas destacadas pelo método proposto representando o maior erro absoluto encontrado de 0,7987 mm na borda direita.	53
30	Imagem demonstrando o erro máximo obtido pelo método de detecção das bordas de 4,3043 mm, representado pela borda direita.	54

LISTA DE TABELAS

1	Método de verificação de qualidade da solda	16
2	Tipos de imagens analisadas	17
3	Técnicas de visão utilizadas nos artigos revisados	18
4	Classificadores testados do software Matlab	30
5	Erro médio absoluto entre borda anotada manualmente e a borda encontrada pelo método.	41
6	Desvio padrão do erro médio absoluto entre borda anotada manualmente e a borda encontrada pelo método.	42
7	Erro máximo absoluto entre borda anotada manualmente e a borda encontrada pelo método.	43

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ABENDI	<i>Associação Brasileira de Ensaios Não Destrutivos</i>
ADA	<i>Acceptance Decision Algorithm</i>
AWS	<i>American National Standards</i>
BSM	<i>Background Subtraction Method</i>
DIA	<i>Defect Identification Algorithm</i>
DTW	<i>Dynamic Time Warping</i>
EM	<i>Expectation Maximization</i>
END's	<i>Ensaios Não-Destrutivos</i>
FCAW	<i>Flux Cored Arc Welding</i>
GMAW	<i>Gas Metal Arc Welding</i>
GTAW	<i>Gas-Shielded Tungsten Arc Welding</i>
HMM	<i>Hidden Markov Model</i>
LED	<i>Light Emitting Diode</i>
LSD	<i>Line Segment Detector</i>
MAG	<i>Metal Active Gas</i>
MATLAB	<i>Matrix Laboratory</i>
MIG	<i>Metal Inert Gas</i>
MLP	<i>Multi-layer Perceptron</i>
PCA	<i>Principal Component Analysis</i>
ROI	<i>Region of Interest</i>
SMAW	<i>Shielded Metal Arc Welding</i>
SVM	<i>Support Vector Machines</i>

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	2
1.1	Motivação	3
1.2	Proposta do funcionamento do sistema	4
1.3	Objetivo do trabalho	5
1.4	Objetivos específicos	5
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	6
2.1	Processos de soldagem	6
2.2	Descontinuidades	7
2.3	Ensaio Não Destrutivo - ENDs	9
3	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA	11
3.1	Métodos Offline	11
3.1.1	Imagens capturadas por câmera digital	11
3.1.2	Imagens radiográficas e termográficas	12
3.2	Métodos Online	13
3.2.1	Câmera Digital	14
3.2.2	Métodos utilizando laser	15
3.3	Classificação geral dos métodos	15
4	METODOLOGIA	19
4.1	Aquisição das Imagens	19
4.2	Identificação das bordas dos cordões de solda	21
4.2.1	Treinamento	21
4.2.2	Inferência da etapa de identificação de bordas	25
4.3	Identificação de Texturas	29
4.3.1	Treinamento	30
4.3.2	Inferência da etapa de identificação de textura	32
5	MÉTRICAS DE AVALIAÇÃO	34
5.1	Distância entre borda do chanfro e borda do cordão	34
5.2	Desvio padrão da borda	35
5.3	Análise do Ângulo	35
5.4	Desalinhamento Horizontal	36

6	AVALIAÇÃO EXPERIMENTAL	37
6.1	Método proposto para identificação das bordas	37
6.2	Métricas de Avaliação	44
6.3	Identificação de Texturas	51
6.4	Avaliação dos Resultados	52
7	CONCLUSÃO	56
7.1	Publicações relevantes	57
	REFERÊNCIAS	58

1 INTRODUÇÃO

Conceitualmente, a soldagem é um processo de união de metais por fusão, no entanto, outros processos de soldagem ou variações são utilizados para a deposição de material sobre uma superfície, tanto para a recuperação de peças desgastadas quanto para a formação de um revestimento (Modenesi et al., 2012). A soldagem é uma prática fundamental em diversas áreas: indústria automobilística, metalúrgica, construção civil, naval e ferroviária são alguns exemplos.

O processo de soldagem é considerado laborioso, devido aos riscos que o soldador está exposto, como, faíscas, gases tóxicos, radiação emitida pelo arco e eletricidade. Portanto os avanços tecnológicos nesta área não estão focados apenas no aumento da produtividade e aperfeiçoamento do processo, mas também em distanciar o soldador do mesmo. Além dos inúmeros riscos já citados, o soldador precisa ajustar parâmetros, guiar a tocha e controlar a qualidade do cordão de solda (Broering, 2005). O operador acaba exaurindo-se e assim pode afetar diretamente a qualidade da solda e consequentemente a produtividade.

Os processos de soldagem representam uma parte bastante significativa dos custos de fabricação de um produto. Uma falha, no cordão de solda, não identificada no processo de controle de qualidade, pode acarretar grandes consequências ao fabricante do equipamento (Andreucci, 2013).

Devido a todos esses fatores citados acima, é cada vez mais comum a utilização de robôs operados por humanos para a realização da soldagem. Além disso, os robôs reduzem custos com retrabalho e tornam a linha de produção mais eficiente. Na indústria naval, por exemplo, é necessário realizar a soldagem de chapas metálicas para os navios de diversos tamanhos, sendo indispensável utilizar soluções mais flexíveis.

Em estaleiros brasileiros uma alternativa para automatização do processo de soldagem destas chapas metálicas é a utilização do robô Bug-O Matic Weaver, conforme Figura 1, um robô de solda linear capaz de executar a tarefa de soldagem através de um sistema operado remotamente pelo soldador diminuindo o seu contato com a área de risco. O robô, posicionado sobre um trilho fixado em qualquer superfície linear, transporta a tocha durante o processo de soldagem. É possível configurar diversos parâmetros como tipo de tecimento (movimento transversal à direção de soldagem), velocidade linear do robô e do

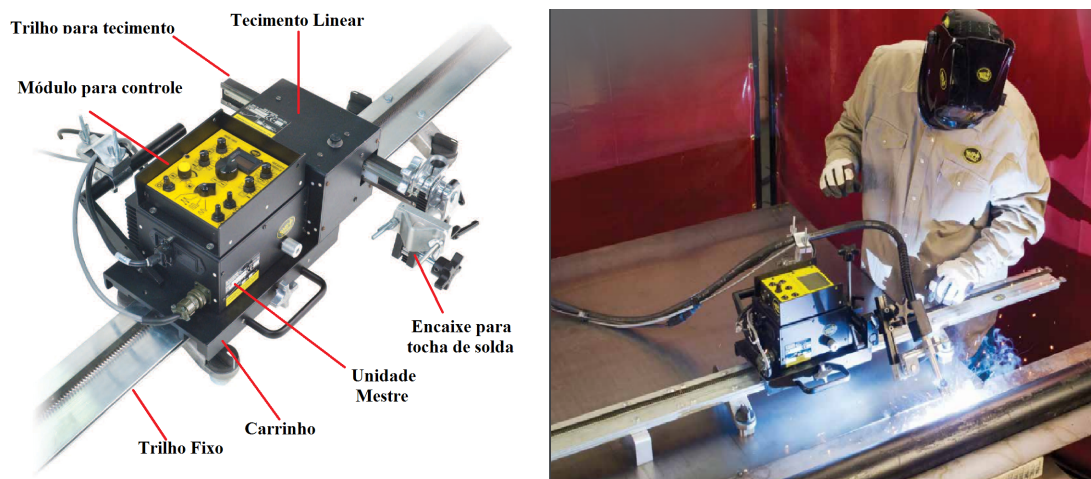


Figura 1: Robô Bug-O Matic Weaver - Fonte: Adaptado de (BugO, 2017).

braço.

A automatização do processo de soldagem torna o mesmo mais estável e uniforme, reduzindo assim os riscos de descontinuidades, que são irregularidades na estrutura de uma junta soldada, e até mesmo condenação de um cordão de solda (Carvalho, 2009). Para conseguir atingir a habilidade mínima o soldador requer de muitas horas de treinamento para desempenhar esta função.

Atualmente, a inspeção de cordões de solda é realizada através de Ensaios Não-Destrutivos (ENDs), como: visual, líquido penetrante, partículas magnéticas, radiografia e ultra-som e Ensaios Destrutivos, por exemplo: ensaios de tração, impacto, dobramento, fadiga e dureza (Lima et al., 2005), ambos são capazes de identificar descontinuidades. Segundo Andreucci (2013) a solução indicada para auxiliar no controle de qualidade de equipamentos e materiais está associada às técnicas ENDs. A Associação Brasileira de Ensaios Não-Destrutivos (ABENDI) diz que, os ENDs além de constituírem uma das principais ferramentas do controle da qualidade, também aumentam a confiabilidade e reduzem os custos com retrabalho (Abe, 2014).

De acordo com Ong et al. (2008) a visão computacional é considerada uma ferramenta importante no auxílio à inspeção visual de cordões de solda. A visão computacional pode ser uma solução para que sejam detectadas, com rapidez e precisão, algumas das descontinuidades já citadas. Portanto, técnicas computacionais são estudadas e aplicadas com o objetivo de auxiliar no processo de inspeção e detecção de descontinuidades em cordões de solda (Felisberto, 2010).

1.1 Motivação

A inspeção visual é uma etapa importante no processo de soldagem, pois é capaz de detectar a necessidade de um retrabalho na peça ou invalidação da mesma. Considera-se que realizar esta etapa através da captura de imagens e com a análise através de algoritmos,

assegura um parecer final ainda mais confiável. Visto que é uma tarefa executada por um humano (inspetor de soldagem) e exige uma precisão visual na interpretação, a visão computacional consegue auxiliar o inspetor destacando as possíveis discontinuidades. Também é possível levantar informações de diversas etapas do processo que não estão disponíveis na visualização final.

1.2 Proposta do funcionamento do sistema

Através de uma câmera digital e com apoio de um sistema de iluminação são capturadas imagens do chanfro vazio e do chanfro já preenchido, ou seja, imagens pré e pós soldagem. Tanto a câmera como o sistema de iluminação estão acoplados ao robô Bug-O Matic Weaver, como pode-se verificar na Figura 2.

A análise é dita *offline* pois ocorrerá após o robô realizar o preenchimento total do chanfro, ou seja, após completar os quatro passes de soldagem. Ao término do processo o robô executará o movimento percorrendo o cordão de solda mais uma vez, afim de capturar imagens do cordão preenchido para análise.

Primeiramente, as linhas do chanfro ainda vazio são capturadas através do método desenvolvido por Steffens et al. (2016), para posterior comparação com as imagens do chanfro já preenchido. Logo, então, as imagens do chanfro preenchido são capturadas e submetidas ao método de identificação das bordas, com o objetivo de identificar, através das métricas de avaliação, pontos em que ocorrem discontinuidades. Por fim, as imagens serão analisadas no quesito de textura, realizando uma marcação onde ocorra possíveis irregularidades.

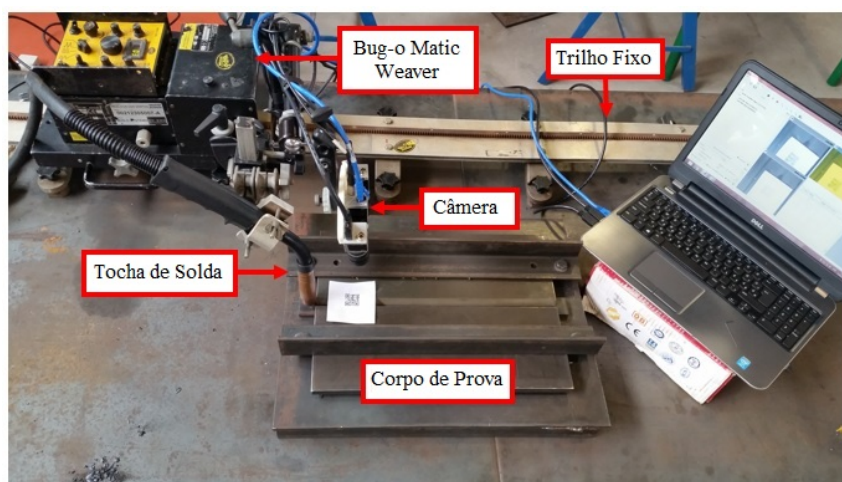


Figura 2: Disposição do sistema: o robô Bug-O transporta a tocha de soldagem e a câmera, ambas posicionadas na frente.

1.3 Objetivo do trabalho

O trabalho tem por objetivo implementar um sistema de visão computacional para análise *offline* de cordões de solda de chapas metálicas com chanfro em “V”. Permitindo detectar as discontinuidades no cordão de solda, realizando assim uma inspeção visual após o processo, com a finalidade de auxiliar o inspetor de solda e o soldador.

1.4 Objetivos específicos

- Estudar e identificar algumas das discontinuidades geométricas que ocorrem nos cordões de solda, sendo elas: desalinhamento angular, excesso e falta de deposição de material, desalinhamento ao longo do chanfro e desalinhamento horizontal, como pode-se visualizar na Figura 3;

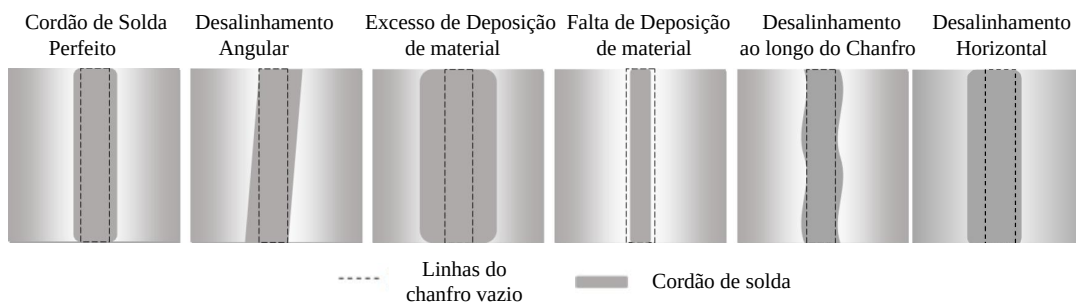


Figura 3: Ilustração de possíveis geometrias dos cordões de solda.

- Estudar e implementar os métodos de detecção de bordas;
- Propor e implementar um método de identificação de bordas eficiente;
- Propor e implementar métricas de avaliação que identifiquem as discontinuidades geométricas no cordão de solda;
- Estudar e implementar método de detecção de texturas nos cordões de solda;

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste capítulo é apresentado o tipo de processo de soldagem, no caso deste trabalho é utilizado o processo FCAW (*Flux Cored Arc Welding*). Serão destacadas suas características, bem como, vantagens e desvantagens em relação aos demais processos. Além disso, serão apresentadas as possíveis descontinuidades que podem ocorrer no processo de soldagem, visto que este trabalho visa identificar e destacar algumas descontinuidades, também serão destacados os ensaios que são realizados para analisar estas descontinuidades.

2.1 Processos de soldagem

Segundo Barbedo et al. (2011) os processos de soldagem utilizando gás de proteção surgiram por volta de 1920. Porém, somente na década de 1950 iniciou-se a utilização do gás de proteção CO₂ juntamente com o arame tubular, que são eletrodos que contém fluxo interno, essa união resulta em um cordão de solda de melhor qualidade.

O processo conhecido por FCAW (*Flux Cored Arc Welding*) é um dos processos de soldagem mais utilizados em estaleiros. Utiliza-se um eletrodo metálico tubular, com diversos formatos internos, que contém um fluxo apropriado em seu interior para proteção do arco e do cordão. Em certas situações também pode-se fazer uso do gás de proteção (Messler Jr, 2008). As diversas vantagens deste processo de soldagem fazem com que o mesmo seja amplamente empregado na indústria naval, tendo em vista que o principal foco deste setor é aumentar a produtividade mantendo a qualidade de seus processos (Machado, 2015).

Para uma melhor comparação e esclarecimento, é importante destacar as características dos processos: GMAW (*Gas Metal Arc Welding*) e SMAW (*Shielded Metal Arc Welding*). O GMAW faz uso de um arco entre uma alimentação contínua de metal e a poça de fusão, utiliza fonte externa de gás de proteção para garantir que a poça de soldagem não seja contaminada pelo ar. Anteriormente este processo era conhecido como processos MIG (*Metal Inert Gas*) e MAG (*Metal Active Gas*), que consiste em utilizar um arco elétrico, como fonte de calor, entre o eletrodo ou consumível, alimentando continuamente, e o metal

base.

Já o processo SMAW é realizado por meio do calor de um arco elétrico mantido entre as duas partes metálicas, no caso o eletrodo revestido e o metal base. O metal fundido do eletrodo é transferido para o metal base, forma-se, então, uma poça que é protegida pelos gases produzidos durante a decomposição do revestimento.

Assim, podemos analisar algumas vantagens e desvantagens do processo FCAW em relação aos demais citados. Segundo Modenesi et al. (2012) o processo FCAW destaca-se por: elevada produtividade e eficiência, possibilidade de realizar a soldagem em todas as posições, custo relativamente baixo, produção de soldas de boa qualidade e aparência, possibilidade de realização do processo de soldagem em vários tipos de aços e em grandes faixas de espessuras, de fácil operação devido à alta facilidade de mecanização, relativamente alta eficiência de deposição, arco visível, requer menor limpeza do que no GMAW (MIG/MAG), distorção reduzida sobre o SMAW. O uso de eletrodos autoprotetidos elimina a necessidade do uso de aparelhos de gás além de ser mais tolerante para condições ao ar livre, alta tolerância com relação a contaminantes que podem originar trincas e resistente a trincas do cordão.

Porém, o processo FCAW também apresenta algumas desvantagens em relação aos outros processos, como: o processo é limitado a soldagem de metais ferrosos e ligas a base de níquel, necessita remoção de escória, o custo do equipamento é maior, se comparado ao utilizado para soldagem pelo processo SMAW (porém a alta produtividade compensa), o alimentador de arame e a fonte de energia devem estar próximos ao local de trabalho e a geração de fumos é maior do que nos processos GMAW e SMAW.

2.2 Descontinuidades

O termo descontinuidade é utilizado para declarar uma interrupção da estrutura típica de uma junta soldada (Modenesi and Marques, 2000), sendo considerada como a falta de homogeneidade de características físicas, mecânicas ou metalúrgicas do material ou da solda. O fato de uma junta ter uma descontinuidade não quer dizer que a mesma seja defeituosa. Juntas soldadas são consideradas defeituosas quando não atendem o padrão exigido em determinadas normas como, a ASW (*American Society of Welding*) (ASW, 2000), ou quando não estão de acordo com as especificações adotadas.

A ocorrência de descontinuidades está diretamente relacionada a procedimentos e práticas inadequadas. As principais descontinuidades que podem ocorrer no processo de soldagem são: porosidade, mordedura, falta de penetração, preenchimento incompleto e presença de trincas, como podemos ver na Figura 4.

- Porosidade: É formada pela evolução de gases na parte posterior da poça de fusão, durante a solidificação da solda, sendo as principais causas operacionais relacionadas: turbulências geradas pelo alto ou baixo fluxo de gás de proteção, contaminação

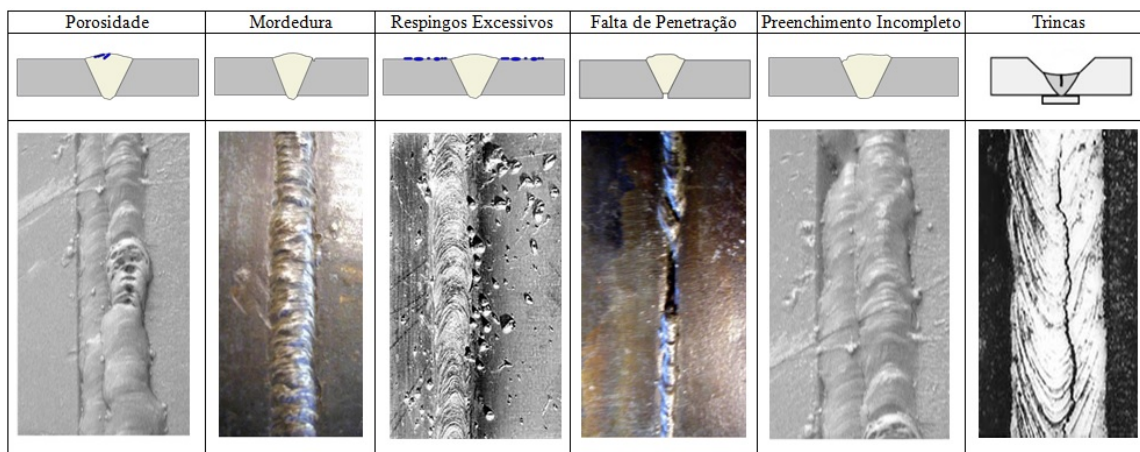


Figura 4: Descontinuidades mais comuns nos processos de soldagem.

do gás, o tipo de metal de base ou arame, oxidação e umidade na superfície do metal de base e correntes de ar dependendo do material do arame que está sendo utilizado. Uma outra causa relacionada a porosidade é a parametrização inadequada de soldagem com corrente excessiva e com um arco muito longo.

- **Respingos Excessivos:** Os respingos são esferas de metal de adição transferidos durante a soldagem. Eles aderem na superfície do metal de base ou até mesmo na zona fundida já solidificada. Não constituem um defeito propriamente dito, mas podem indicar erro nos parâmetros da soldagem.
- **Mordeduras:** Geram fissuras entre o cordão e o metal de base. A presença de mordeduras em um cordão significa que há um enfraquecimento na junta soldada. Algumas das causas da ocorrência de mordeduras são: velocidade de soldagem e corrente elevadas, comprimento excessivo do arco e manuseio incorreto do eletrodo. Quando ocorrem entre os passes podem ocasionar inclusões de escória ou falta de fusão. Já no último passe causam uma redução na espessura da junta e atuam como concentrador de tensões.
- **Falta de Penetração:** Falta de preenchimento na raiz da junta. Ela facilita o desenvolvimento de trincas e reduz a seção efetiva da junta. Pode ser causada pela forma incorreta de manipular o eletrodo, ângulo de chanfro ou abertura de raiz projetados menores do que deveriam, eletrodo muito grande para um chanfro e utilização de baixa energia de soldagem.
- **Preenchimento Incompleto:** Quando o material depositado não preenche a junta completamente.
- **Trincas:** São geradas devido a atuação de tensões de tração sobre um material incapaz de resisti-las. Podem se formar durante a soldagem ou após o seu término.

São consideradas descontinuidades graves pois servem como concentradores de tensões.

2.3 Ensaios Não Destrutivos - ENDs

A inspeção de qualidade da solda pode ser realizada por ensaios não-destrutivos (ENDs) e por ensaios destrutivos. Os ENDs são ensaios que não interferem ou prejudicam a integridade das peças. Em geral, um END não mede diretamente a propriedade de interesse, por exemplo, na inspeção por ultrassom, usualmente se mede a intensidade e tempo de retorno da onda sonora refletida pela descontinuidade. Por outro lado, as inspeções por ensaios destrutivos são aquelas que deixam algum sinal na peça ou corpo de prova submetido ao ensaio, mesmo que estes não fiquem inutilizados.

A inspeção por END pode ser realizada pelos seguintes métodos: líquido penetrante, partículas magnéticas, radiografia, ultrassom e visual (Lima et al., 2005). A inspeção por líquido penetrante é utilizada para revelar as descontinuidades superficiais. É baseada na penetração de um líquido apropriado na superfície da peça submetida a inspeção e em seguida na sua remoção, pela aplicação de um material absorvente. As características principais desse método são sua simplicidade e baixo custo. Por outro lado, o método não se aplica para descontinuidades internas e o seu resultado é fortemente influenciado pela rugosidade e o estado de limpeza da superfície.

Já a inspeção com partículas magnéticas é aplicada para identificar descontinuidades superficiais e sub-superficiais, em materiais ferromagnéticos. Com a deposição de um pó ferromagnético sobre a peça, regiões com descontinuidades causam um campo de fuga do fluxo magnético, aglomerando o pó depositado e assim permitindo a visualização da região de interesse. Dessa forma, a orientação de trincas em relação ao campo magnético é fundamental para a sua detecção.

A inspeção por ultrassom é realizada através da introdução de uma onda ultrassônica no material. As imperfeições são então percebidas com base na propagação da onda através do material e na sua reflexão em interfaces e descontinuidades. Devido às suas características, é um método de ensaio adequado para a detecção de descontinuidades internas, como por exemplo trincas. No entanto, a interpretação dos resultados deste tipo de ensaio é relativamente difícil e a detecção de descontinuidades localizadas próximas da superfície podem ser problemáticas.

Na inspeção por radiografia são detectadas as variações na absorção de radiação eletromagnética penetrante no material, devido as alterações de densidade, composição e espessura da peça sob inspeção. Este método é utilizado para detectar a presença de descontinuidades internas e externas em diversos tipos de materiais (ferrosos, não ferrosos e não metálicos). A desvantagem é a necessidade de cuidados especiais de segurança para a sua realização.

Por fim, a inspeção visual é usada nas superfícies externas para a determinação de tamanho, forma, acabamento, existência de trincas e porosidades. Este tipo de inspeção pode ser realizada a olho nu ou com o uso de instrumentos como microscópios, lupas, câmeras, entre outros. Esta inspeção permite a identificação de características superficiais atípicas de uma junta soldada.

3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

O objetivo desta seção é realizar um levantamento bibliográfico abrangente das técnicas de visão computacional aplicadas a inspeção visual de cordões de solda. Ao realizar esta pesquisa foram encontrados métodos de verificação da qualidade de solda que executam suas análises *offline* e outros que executam *online*, e também métodos que capturam as imagens de diversas formas como: câmeras digitais e termográficas, radiografia e sistema de laser. Visto isso a revisão bibliográfica estendeu-se aos dois tipos de análises e a todos tipos de métodos de captura, pois as técnicas de processamento de imagens aplicadas em ambos os métodos podem ser utilizadas neste trabalho, mesmo que o foco deste seja a análise *offline*, ou seja, pós solda e a captura de imagens por câmera digital.

3.1 Métodos Offline

Os métodos offline de inspeção visual são realizados após o processo de soldagem, com a tocha de soldagem desligada. Dentre os artigos pesquisados, observou-se que alguns realizam a aquisição de imagens utilizando apenas câmeras digitais, enquanto outros, fazem a aquisição utilizando outras técnicas, tais como radiografia e termografia. Apesar do projeto prever apenas a utilização de câmeras digitais, expandiu-se a pesquisa bibliográfica para outros métodos de aquisição de imagens, pois as técnicas de processamento utilizadas nestes métodos podem ser de grande valia nesta pesquisa.

3.1.1 Imagens capturadas por câmera digital

Nos trabalhos (Cook et al., 1995), (Hou and Liu, 2012) e (Kumar et al., 2012) (Kumar et al., 2014) são abordados métodos *offline* de inspeção e avaliação da qualidade da solda, que utilizam imagens capturadas por câmeras digitais com apoio de um sistema de iluminação.

Em Cook et al. (1995) e Hou and Liu (2012) são realizadas abordagens mais clássicas. Cook et al. utilizam a técnica de integração horizontal para a análise da solda GTAW (Gas-Shielded Tungsten Arc Welding) e integração vertical para a solda GMAW (Gas Metal Arc Welding). Assume-se que para a solda ter uma boa qualidade a largura do

cordão (que pode ser identificado através da integração horizontal) e o espaçamento entre as ondulações (que pode ser obtido através da distância de pico a pico) não podem oscilar. Já Hou and Liu fazem uso do algoritmo de *Canny* (Canny, 1986) para identificação das bordas do cordão de solda. Após as bordas serem identificadas as mesmas são plotadas em histograma 2D, a fim de serem comparadas com histogramas de imagens de cordões de solda de boa qualidade. Através de um limiar pré estabelecido a solda é classificada em boa ou não.

Nos artigos de (Kumar et al., 2012, 2014) são propostos sistemas de avaliação para solda *MIG - Metal Inert Gas* em chanfro “V”. São capturados quatro *frames* em sequência e então são segmentadas as regiões de interesse da imagem e extraídas algumas características baseadas na intensidade média dos pixels. Em (Kumar et al., 2012), os autores utilizam uma rede neural *back-propagation* (Rumelhart et al., 1988) para classificar a solda em quatro categorias: boa, excessiva, insuficiente e sem solda. O sistema foi testado com 80 amostras e demonstra uma precisão de 95% na classificação. Já em (Kumar et al., 2014) o mesmo classificador foi utilizado mas com a extração de características aprimorada, baseada em um teste *chi-square* para verificar conformidade com uma distribuição gaussiana dos pixels. Com isso a precisão aumentou para 96,25%.

3.1.2 Imagens radiográficas e termográficas

Os artigos de (Wang and Liao, 2002), (Shafeek et al., 2004b), (Shafeek et al., 2004a) e (Lim et al., 2007), apresentam métodos que fazem uso de imagens radiográficas ou termográficas para seus sistemas de inspeção e avaliação da solda offline.

Em (Wang and Liao, 2002), é proposto um sistema automático para classificar diversos tipos de defeitos em solda através da análise de imagens radiográficas. Para destacar os defeitos na imagem são utilizadas técnicas de processamento de imagem como: aplicação do método de subtração de plano de fundo BSM (*Background Subtraction Method*) e histograma. São extraídas doze características das imagens radiográficas para posteriormente classificar os erros através de dois tipos de classificadores: *fuzzy k-nearest neighbors* e redes neurais *multi-layer perceptron*. A solução proposta é capaz de identificar defeitos como trincas, porosidade, falta de fusão, falta de penetração e falta de gás de proteção. Os resultados dos testes indicam que o método proposto atinge uma precisão média de classificação 92% para ambos os classificadores utilizados.

Shafeek et al. (2004a,b) também utilizam imagens radiográficas para avaliação. As imagens radiográficas são dispostas em uma mesa de retro iluminação (escâner) e uma câmera digital captura novas imagens. Em seguida é realizado o processamento de imagens e aplicado algoritmos de visão computacional, DIA (*Defect Identification Algorithm*) e ADA (*Acceptance Decision Algorithm*) os quais foram algoritmos propostos pelos próprios autores para identificar os defeitos. A classificação dos mesmos é realizada através de uma base de dados (normas internacionais, especialistas). O sistema identifica até onze defeitos

(falta de preenchimento, porosidade, porosidade dispersa, fusão incompleta no passe de raiz, trincas longitudinais e transversais, fissuras no metal, escória, inclusões de escória, perfuração por excesso de fusão e mordedura) e também classifica os defeitos em três categorias quanto a sua forma geométrica: circulares, retangulares e irregulares.

Lim et al. (2007) fazem uso de uma rede neural MLP (*Multi-layer Perceptron*) (Rumelhart et al., 1988) para classificar a qualidade da solda utilizando imagens de radiografia. O algoritmo utilizado foi desenvolvido com base em um amplo banco de dados de defeitos simulados e a rede neural foi treinada utilizando defeitos reais. O sistema é constituído por 5 etapas: digitalização da imagem, pré processamento, extração da solda, segmentação e classificação de defeitos. A classificação dividiu-se em duas partes, primeiro uma rede neural MLP foi treinada utilizando características extraídas a partir de defeitos simulados e foi utilizada para classificar um grupo desses defeitos. A partir disso a classificação continuou utilizando características extraídas de defeitos reais enquanto que a fase de treinamento utilizou o mesmo grupo de defeitos simulados.

Foram simulados seis tipos de defeitos: trinca longitudinal, penetração incompleta, porosidade, cavidade, inclusão de escória e rachadura transversal. De acordo com o artigo foram simulados 300 defeitos ao total (50 imagens para cada tipo de defeito) para realizar o treinamento da rede neural. Na classificação de defeitos verifica-se o formato, geometria e orientação com o intuito de reconhecer cada um dos defeitos analisados. Os defeitos da solda foram extraídos através da utilização do método de subtração de plano de fundo e do método de limiares automáticos. A maior exatidão na classificação da qualidade da solda obtida através da rede neural utilizando imagens reais de solda foi de 97,96%. Esse valor é um pouco menor que exatidão encontrada utilizando imagens simuladas (100%) devido ao fato das imagens reais possuírem mais irregularidades e ruídos se comparadas às imagens simuladas.

Já Broberg (2013) utiliza a técnica de termografia para analisar trincas em soldas do tipo MIG em chanfro “V”. Durante o procedimento o corpo de prova já soldado é iluminado usando uma fonte de luz infravermelha de alta potência. As trincas absorvem mais energia e portanto são identificadas através da temperatura pois apresentam áreas mais quentes que o resto da chapa.

3.2 Métodos Online

Nos artigos de (Fronthaler et al., 2013), (Schreiber et al., 2009) e (Sun et al., 2005) os métodos de inspeção visual são aplicados *online*, ou seja, são realizados durante o processo de soldagem. Nesses métodos geralmente a câmera está posicionada junto a tocha obtendo uma imagem do cordão recém soldado. Um grande obstáculo para o processamento *online* é a aquisição de imagens devido as condições do ambiente de solda como o brilho de arco, fumaça, faíscas, respingos de solda e reflexões.

3.2.1 Câmera Digital

Em (Fronthaler et al., 2013) é apresentado um método para detecção e segmentação do cordão de solda utilizando a Transformada de Hough. A partir dos pontos de cada borda é gerada uma linha com o uso de curvas *splines* cúbicas. Para avaliar a qualidade de cada curva foram empregadas quatro métricas, entre elas a diferença absoluta, a variância, a norma Euclidiana e o DTW (*Dynamic Time Warping*). Essas métricas são utilizadas para determinar o percentual de erro com relação a um padrão, o que permite identificar defeitos e estabelecer a qualidade do cordão de solda. Foram elencados em uma tabela cinco erros: perturbação do escoamento nos gases de blindagem, flutuações da corrente na soldagem, corrente elevada de solda (acarretando furos no cordão), perturbação no fluxo de gás de proteção e água na peça. Dependendo da luminosidade aplicada à solda, o centro da solda pode ser confundido com a borda do cordão de solda. Por isso é importante o uso de alguma fonte de luz, nesse caso foi utilizado luz estroboscópica.

Os trabalhos de (Schreiber et al., 2009) e (Sun et al., 2005) utilizam técnicas de treinamento e reconhecimento de padrões, de forma que o algoritmo aprenda as características boas e ruins de um cordão de solda. Schreiber et al. apresentam um sistema que é constituído por duas fases distintas: treinamento e verificação. Na fase de treinamento o sistema aprende o critério de qualidade necessário a partir do treinamento realizado através de imagens de cordões de solda considerados bem soldados, examinados por um engenheiro de soldagem. Essa etapa deve ser executada apenas uma vez antes de utilizar o robô e consiste na extração de medidas a partir das imagens dos cordões de treinamento. Essas medidas são combinadas a fim de se obter valores de referência e a faixas de tolerância.

A etapa de verificação ocorre comparando-se cada *frame* obtido da solda que está sendo realizada, com os *frames* de referência obtidos dos cordões de treinamento. Nesse processo as características avaliadas são a posição e a largura do cordão, bem como a distribuição de luz ao redor do arco. Calcula-se a média dessas medidas e o máximo afastamento que é modificado através de uma variável denominada fator de aceitação que pode ser escolhida pelo usuário. Dessa forma obtém-se o máximo afastamento desejado durante a fase de verificação, a qualidade de um *frame* é considerada aceitável se a medida a ele associada for menor que o máximo valor de aceitação.

Sun et al. (2005) propõem um método de inspeção visual utilizando um algoritmo de reconhecimento de padrões *Fuzzy*. O método consegue detectar defeitos como porosidades, falta de penetração e falta de material no cordão de solda. Se o defeito exceder o padrão mínimo estabelecido, o sistema irá automaticamente enviar um alarme e realizar uma marcação na posição onde os defeitos aparecem para ajudar os trabalhadores a repará-los. O sistema mostra-se eficiente visto que a velocidade de detecção pode chegar de 3-4 frames por segundo. Foi reportado que o método identificou 65 dos 66 defeitos incluídos no conjunto de testes.

3.2.2 Métodos utilizando laser

Em (Nguyen and Lee, 2014), é aplicada a inspeção automática da qualidade do cordão de solda. Neste processo são executadas as seguintes etapas: (i) Pré-processamento, (ii) Seleção da ROI (*Region of Interest*), (iii) Extração do perfil a partir da linha emitida pelo laser, (iv) Extração dos pontos característicos, (v) Medida e detecção dos defeitos e (vi) Reconstrução 3D do perfil. Na imagem da faixa de laser é aplicado o filtro da média, o que reduz os ruídos, e possibilita determinar a ROI. Para cada coluna da ROI é gerada uma curva Gaussiana. O ponto de máximo de cada curva determina a posição do perfil, o qual é suavizado através do filtro Gaussiano 9x9. A próxima etapa é extração dos pontos característicos da curva através do algoritmo de *sliding vector* criado pelos autores. Os marcadores possibilitam encontrar a variação de intensidade entre os pontos sobre o metal e o ponto sobre o cordão de solda e esta diferença define o tipo de defeito sobre o cordão de solda. Com os valores encontrados uma imagem em 3D do cordão com a posição dos defeitos é construída.

Li et al. (2010) utiliza durante o processo de soldagem, um feixe de luz é emitido por um laser sobre o material, permitindo identificar o perfil. É calculada a posição e o tamanho do sulco criado pela solda através da Transformada de Hough. Logo após aplica-se a limiarização adaptativa para reduzir os ruídos do sinal e melhorar a qualidade do perfil. Com a variação da direção do sinal calcula-se o tamanho da linha de solda e determina a sua posição.

3.3 Classificação geral dos métodos

A Tabela 1 apresenta a separação dos métodos de inspeção visual de soldagem separados em função do momento em que a inspeção é realizada (online ou offline). Esta diferenciação é necessária, uma vez que o momento que as imagens são adquiridas afeta tanto o hardware necessário para captura quando as características da imagem que podem ser observadas. Ao se fazer a aquisição das imagens durante o processo (online), é possível obter informações da poça de fusão, da variação do brilho e do chanfro em si. No entanto, as imagens geralmente apresentam maior nível de ruído, além de que a visualização de alguns defeitos pode ser prejudicada pela escória superficial. Já na inspeção offline, realizada após o término da soldagem e remoção da escória, os dados ficam restritos as características superficiais do chanfro soldado, mas geralmente proporcionam a aquisição de imagens do cordão com mais qualidade. O momento da aquisição dos dados é importante também porque impõe restrições sobre o tempo de processamento e capacidade de armazenamento computacional.

Já a Tabela 2 detalha a origem das imagens utilizadas no processamento. Nota-se que a busca sistemática da bibliografia retorna um número significativo de trabalhos que fazem o uso de técnicas de processamento de imagens, mas tem por base dados adquiridos através

Tabela 1: Método de verificação de qualidade da solda

Tipo de Verificação	Referências
Offline	(Broberg, 2013, Cook et al., 1995, Felisberto et al., 2006, Hou and Liu, 2012, Kumar et al., 2012, Lim et al., 2007, Molina et al., 2008, Muhammad et al., 2016, Nacereddine et al., 2005, Nacereddine and Tridi, 2005, Rodríguez-Martín et al., 2015a,b, Shafeek et al., 2004a,b, Sundaram et al., 2014, Wang and Liao, 2002, Wang et al., 2008, Xiao, 2011, Zhang et al., 2015)
Online	(Chu et al., 2016, Fronthaler et al., 2013, Jia et al., 2004, Li et al., 2010, 2008, Liao and Xi, 2009, Nguyen and Lee, 2014, ou and yueping, 2015, Ruisz et al., 2007, Schreiber et al., 2009, Sun et al., 2005)

de radiografias ou termografias. Destaca-se no entanto, que esta não é a abordagem seguida pelo desenvolvimento do trabalho, uma vez que a proposta contempla a inspeção visual da solda a partir de câmeras capturando imagens no espectro de luz visível.

Por fim, a Tabela 3 apresenta os principais algoritmos e métodos utilizados na bibliografia consultada para o processamento de imagens e inspeção visual de solda. Destaca-se o uso de algoritmos clássicos e bem documentados na literatura e de algoritmos baseados em aprendizagem supervisionada, onde um classificador é treinado com um conjunto de amostras para aprender a diferenciar as características que determinam a qualidade da solda.

Visto isso, sentiu-se a necessidade de abordar um novo método, pois os artigos que fazem uso de técnicas clássicas de visão computacional utilizam imagens radiográficas ou termográficas, não se encaixando na abordagem proposta neste trabalho. Já os trabalhos que fazem uso de uma câmera digital optaram por métodos de reconhecimento de padrões e aprendizado. Sendo assim, parti-se para uma nova abordagem utilizando modelos probabilísticos e estatísticos, como pode-se verificar no Capítulo 4.

Tabela 2: Tipos de imagens analisadas

Tipo de Imagem	Referências
Câmera digital	(Chu et al., 2016, Cook et al., 1995, Fronthaler et al., 2013, Hou and Liu, 2012, Kumar et al., 2012, Li et al., 2010, 2008, Liao and Xi, 2009, Lim et al., 2007, Nguyen and Lee, 2014, ou and yue-ping, 2015, Rodríguez-Martín et al., 2015b, Ruisz et al., 2007, Schreiber et al., 2009),
Radiografia	(Felisberto et al., 2006, Sundaram et al., 2014, Wang and Liao, 2002, Wang et al., 2008)
Termografia	(Broberg, 2013, Rodríguez-Martín et al., 2015a)
Câmera digital e Radiografia	(Nacereddine et al., 2005, Nacereddine and Tridi, 2005, Shafeek et al., 2004a,b, Sun et al., 2005)

Tabela 3: Técnicas de visão utilizadas nos artigos revisados

Técnicas de visão	Referências
Filtro Gaussiano	(Hou and Liu, 2012, Li et al., 2010, Nguyen and Lee, 2014, ou and yueping, 2015)
Filtro Média	(Liao and Xi, 2009, Nguyen and Lee, 2014)
Filtro Mediana	(Chu et al., 2016, Liao and Xi, 2009, Lim et al., 2007, Shafeek et al., 2004a)
Gradiente	(Hou and Liu, 2012, Jia et al., 2004, ou and yueping, 2015, Ruisz et al., 2007)
Histograma	(Liao and Xi, 2009, Molina et al., 2008, Nacereddine et al., 2005, Shafeek et al., 2004a, Sun et al., 2005, Wang and Liao, 2002)
Operadores Morfológicos	(Chu et al., 2016)
Threshold	(Liao and Xi, 2009, Lim et al., 2007, Nacereddine et al., 2005, Shafeek et al., 2004a, Sundaram et al., 2014, Wang et al., 2008)
Threshold Adaptativo	(Li et al., 2008, Ruisz et al., 2007, Sun et al., 2005)
ADA	(Shafeek et al., 2004b)
Algoritmos Genéticos	(Felisberto et al., 2006)
Algoritmo LoG	(Liao and Xi, 2009)
Algoritmo sliding vector	(Nguyen and Lee, 2014)
Canny	(Hou and Liu, 2012, ou and yueping, 2015)
C-means	(Sundaram et al., 2014)
DIA	(Shafeek et al., 2004b)
Harris	(Schreiber et al., 2009)
Hough	(Fronthaler et al., 2013, Li et al., 2010, 2008, Wang et al., 2008)
Hough Melhorado	(Molina et al., 2008)
Lógica Fuzzy	(Sun et al., 2005, Wang and Liao, 2002)
Método de Subtração	(Lim et al., 2007, Wang and Liao, 2002)
PCA	(Nacereddine and Tridi, 2005, ou and yueping, 2015)
Redes Neurais	(Kumar et al., 2012, Lim et al., 2007, Nacereddine and Tridi, 2005, ou and yueping, 2015, Wang and Liao, 2002)
RANSAC	(Schreiber et al., 2009)
Subtração de <i>background</i>	(Sundaram et al., 2014, Wang and Liao, 2002)
SVM	(Jia et al., 2004, Wang et al., 2008)
Sobel	(Lim et al., 2007)

4 METODOLOGIA

Neste Capítulo apresenta-se o método proposto para identificação das bordas do cordão de solda. As bordas do cordão de solda são a transição entre a superfície da chapa metálica e o material depositado na junta. Através da identificação das bordas pode-se inferir a qualidade do processo realizado, com o uso de algumas métricas de avaliação que serão apresentadas no Capítulo 5. Ao identificar as bordas, pode-se segmentar o cordão de solda (região do material depositado). Propõe-se também um método para identificação de texturas, o que também permite inferir a qualidade do processo de soldagem.

4.1 Aquisição das Imagens

Para aquisição das imagens foi necessário: uma bancada articulada, que permitiu adquirir imagens com altura constante entre chanfro e câmera, uma câmera Basler Ace, modelo acA4600 - 10 μ c, e um sistema de iluminação passiva, composto por *Light Emitting Diodes* (LEDs), que são posicionados na vertical paralela ao chanfro, ou seja, com vista superior do mesmo a uma distância de 15 cm do corpo de prova, conforme a Figura 5. A realização de testes com iluminações nas cores: azul, verde e vermelha permitiu definir a cor verde para uso. Com a iluminação verde percebeu-se visualmente um destaque maior das bordas do cordão de solda do que com as demais cores, a Figura 6 ilustra a imagem do cordão de solda preenchido submetido as três cores de iluminação, evidenciando o destaque da cor verde.

Outro aspecto relevante é que a maioria das câmeras coloridas utiliza o padrão de Bayer (1976), onde há o dobro de sensores verdes em relação aos vermelhos e azuis, com a intenção de reproduzir a fisiologia do olho humano. Os testes iniciais foram realizados em ambiente controlado, com o mínimo de 500 lux de iluminação (ASW, 2000), conforme prevê a norma para ENDs.

Também foram adquiridas imagens em condições extremas, a fim de testar a robustez do método proposto, como, ambiente em alta exposição de luminosidade. Não foi necessário adquirir imagens em ambiente com baixa luminosidade, visto que a norma diz que a inspeção visual deve ser realizada com um mínimo de 500 lux.

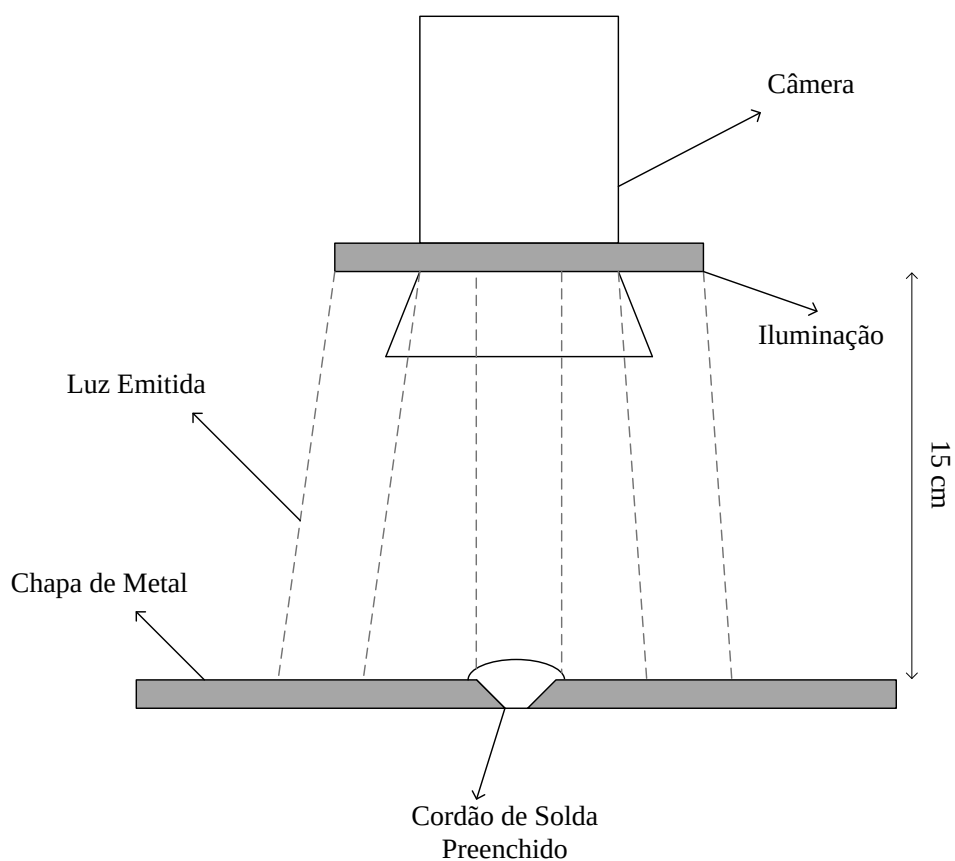


Figura 5: Disposição do sistema de aquisição de imagens.

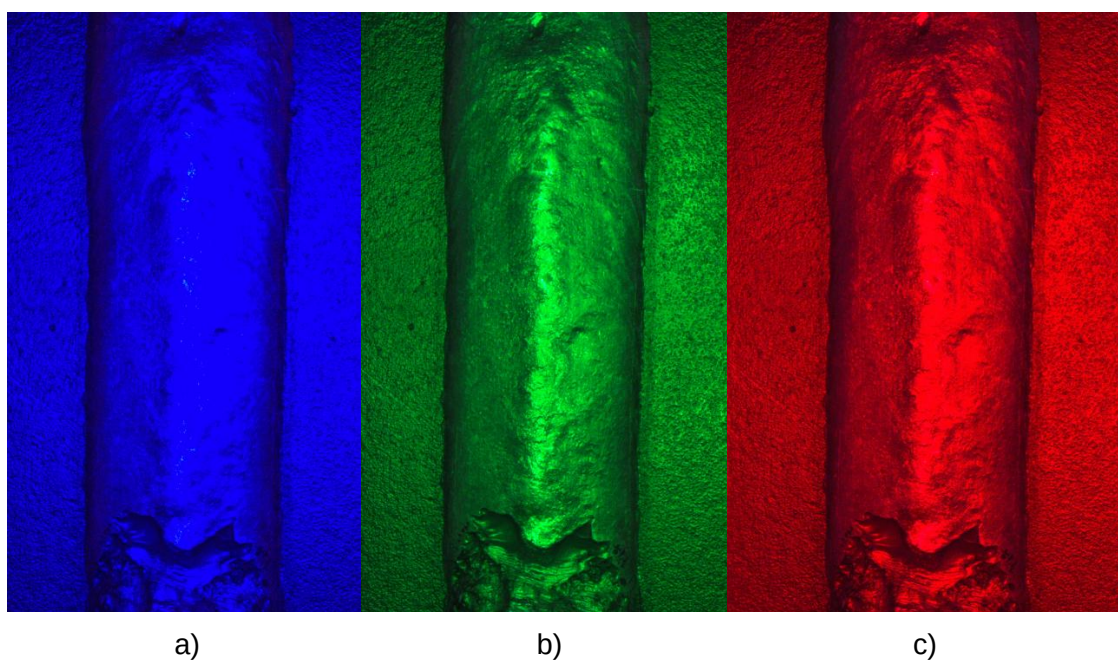


Figura 6: a) Imagem do cordão de solda preenchido com iluminação na cor azul b) Imagem do cordão de solda preenchido com iluminação na cor verde c) Imagem do cordão de solda preenchido com iluminação na cor vermelha.

4.2 Identificação das bordas dos cordões de solda

No primeiro momento foram adquiridas imagens de diversos chanfros soldados (com descontinuidades e com boa finalização superficial). Foram testados detectores de bordas tradicionais, dentre eles: Canny (1986), Prewitt (1970), Roberts (1963) e Sobel and Feldman (1968) nas imagens capturadas. Devido a falta de êxito dos métodos citados é definida uma nova abordagem. Sendo assim, é proposto um sistema de visão computacional para destacar e analisar as bordas dos cordões de solda e sua geometria, identificando algumas descontinuidades. Com a combinação de técnicas já existentes como, PCA, do inglês, (*Principal Component Analysis*), para auxiliar na redução de dados, Mistura de Gaussianas, utilizada como método probabilístico, e HMM, do inglês, (*Hidden Markov Model*), modelos estatísticos é composto um sistema para detecção de bordas de cordões de solda. Destaca-se que o método proposto foi implementado no *software* MATLAB (*Matrix Laboratory*), devido ao *software* oferecer uma dinâmica simplificada para teste de parâmetros.

O método é dividido em duas etapas: treinamento e inferência. Na fase de treinamento são apresentados diversos cordões de solda, de boa qualidade e com descontinuidades, para que o sistema aprenda a identificar ambos. A etapa de inferência consiste na verificação pós solda. A borda do cordão de solda é destacada e através das métricas que serão apresentadas no Capítulo 5, consegue-se auxiliar o inspetor a identificar possíveis descontinuidades que possam vir a invalidar o cordão de solda.

4.2.1 Treinamento

Esta etapa consiste em capturar imagens de diversos cordões de solda realizadas pelo robô Bug-O. Posteriormente, as bordas do cordão de solda são anotadas manualmente, pixel a pixel, sendo utilizadas como *ground-truth*, para treinamento e comparação com os resultados obtidos através dos métodos propostos. As imagens utilizadas para o treinamento não são utilizadas na etapa de testes, sendo um grupo de imagens responsável pela parametrização do método e outro para geração de resultados.

Neste primeiro momento, foram destacadas as bordas de três imagens escolhidas. Cada imagem tem tamanho de 4608x3288 pixels. Considerando a altura (vertical) de 3288 pixels e que duas bordas são anotadas por imagem, obtêm-se 6576 linhas, totalizando 19728 linhas anotadas nas três imagens.

Para cada ponto ao longo da borda é extraído um perfil de borda, que consiste em β pixels à direita e β pixels à esquerda da borda anotada, a Figura 7 exemplifica o conceito do mesmo. O perfil de borda, representa a intensidade de cada pixel ao longo da região 2β . Após a extração de todos os perfis de borda têm-se um conjunto de vetores que serão utilizados para aprendizagem de um modelo de borda. Utiliza-se então $\beta = 80$.

Ao aplicar a técnica do PCA no conjunto de perfis de borda, é obtida uma redução

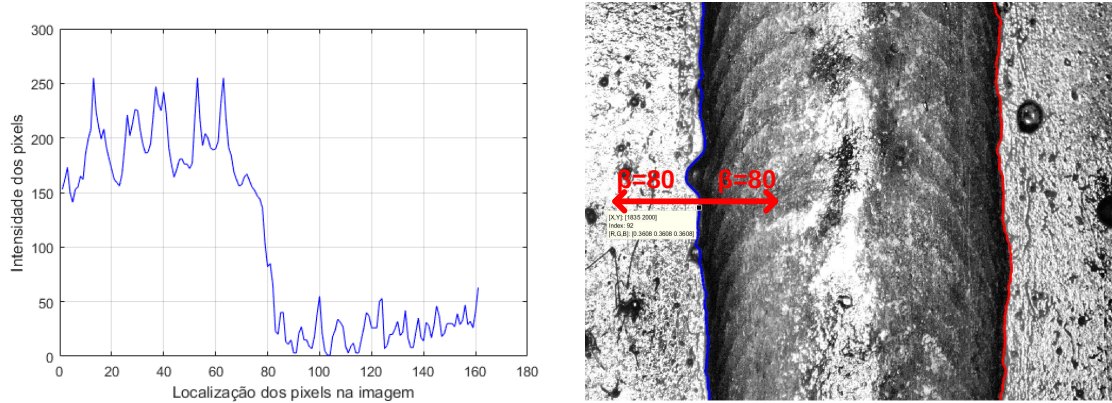


Figura 7: Perfil de borda da imagem à direita representado graficamente.

da dimensionalidade dos dados sem grande perda de informações relevantes. O PCA é uma técnica de redução de dimensão amplamente utilizada nos trabalhos encontrados na literatura (Pearson, 1901).

Defini-se então M como o conjunto de vetores extraído das imagens x dos cordões de solda que serão utilizados para o treinamento. A borda média, representada pela variável ψ , é demonstrada através da Equação 1:

$$\psi = \frac{1}{|M|} \sum_{x \in M} x, \quad (1)$$

onde $|M|$ é a quantidade de vetores no conjunto M .

Logo após, é calculada a matriz de covariância através da Equação 2:

$$Cov = \frac{1}{|M|} \sum_{x \in M} (x - \psi)^T * (x - \psi), \quad (2)$$

sendo que T representa a transposta.

Assim, pode-se obter os autovetores e^k , sendo $k = 1 \dots 2\beta + 1$ e os autovalores λ_k da matriz de covariância. Pois o método consiste em encontrar os autovetores com os maiores autovalores associados em uma matriz de covariância, a Figura 8 demonstra o perfil de borda associado a cada componente.

Dado um vetor p sua projeção no sub espaço PCA representa-se por:

$$z_j = e_j(p - \psi), \quad (3)$$

sendo $j = 1 \dots D$, onde D representa o valor que será utilizado no PCA.

Por fim, encontra-se os vetores de características das bordas projetadas no espaço PCA. Cada imagem de borda de um cordão de solda é projetada para o novo espaço de dimensão ($\leq D$). Abaixo segue a Equação 4 da projeção em um vetor de características:

$$Z = [z_1, z_2 \dots z_D] \quad (4)$$

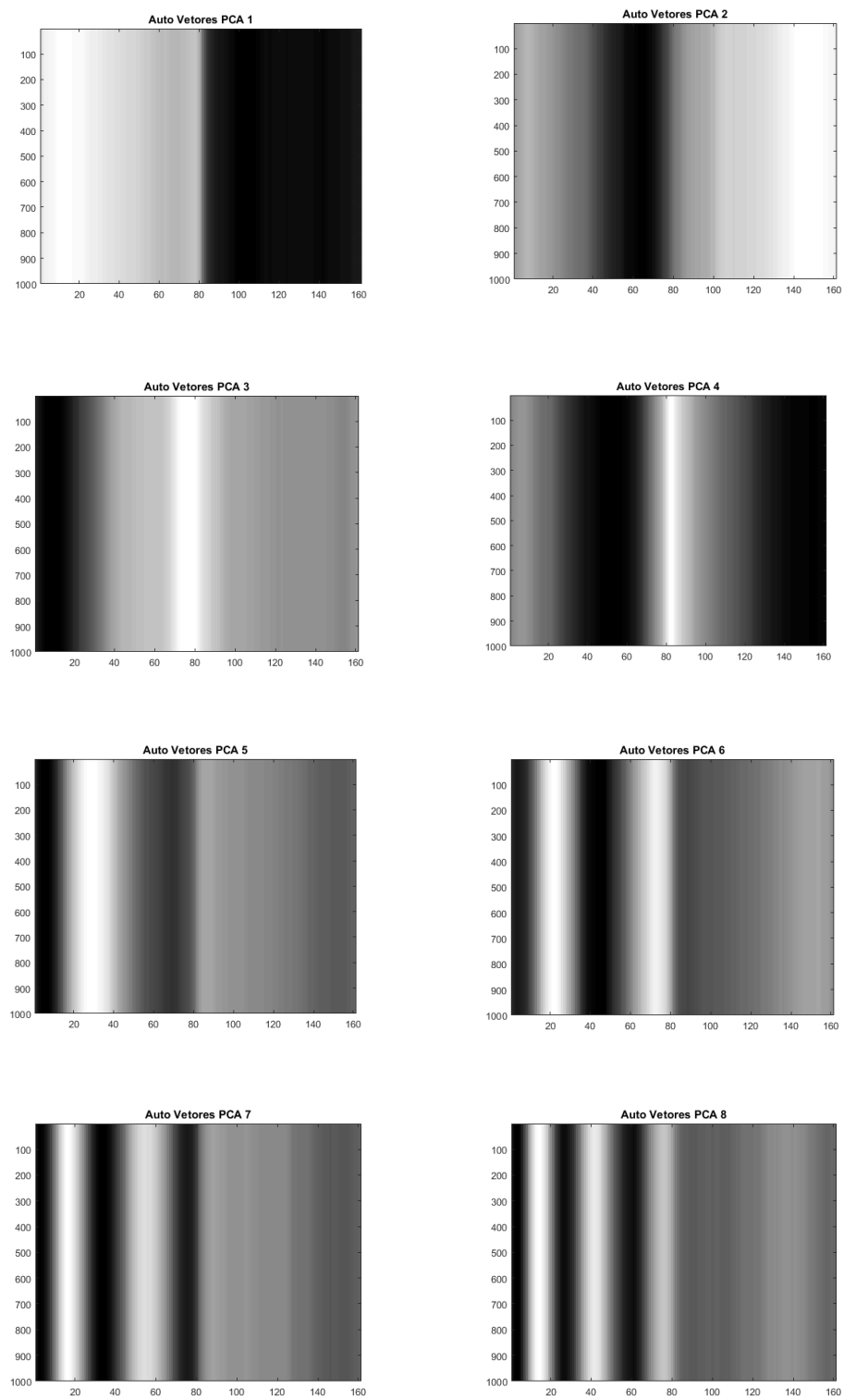


Figura 8: Imagem com exemplos de autovetores das bordas dos cordões de solda.

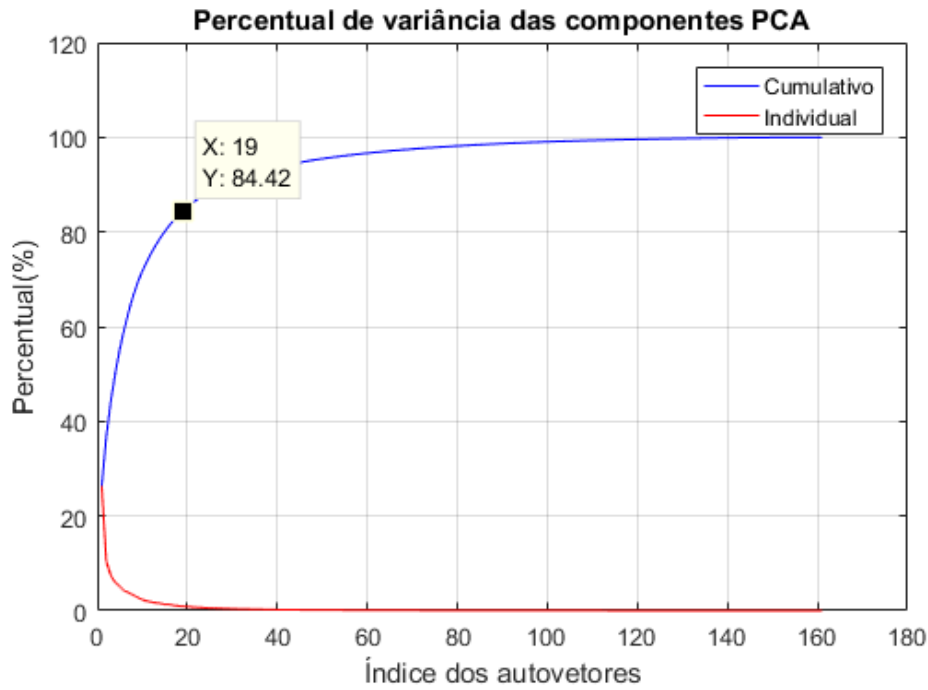


Figura 9: Gráfico do percentual de variância das componentes PCA.

Para a variância final, aplicou-se 84% da variância total das componentes analisadas, o que fornece um tamanho de PCA no valor de dezenove (19), conforme pode ser verificado na Figura 9.

A projeção dos perfis de borda no espaço PCA será utilizada para o treinamento de uma mistura de gaussianas. A Equação 5 representa a probabilidade de uma dada projeção x ser uma borda:

$$P(x|\theta) = \sum_{i=1}^k w_i N(x|\mu_i, \Sigma_i), \quad (5)$$

onde, $w_i = 1, 2, \dots, k$, são os pesos das k componentes, θ o conjunto de parâmetros da mistura, sendo N uma gaussiana, com vetores de médias representado por μ_i e matriz de covariância Σ_i .

Os parâmetros da mistura de gaussianas são aprendidos pelo método do Algoritmo da Máxima Verossimilhança (*Expectation Maximization - EM*), que é uma técnica de estimação de parâmetros que permite lidar com dados faltantes. O número de gaussianas k foi configurado para sete, baseado no BIC (*Bayesian Information Criterion*) que apresenta graficamente um comportamento relativamente um pouco mais estável a partir deste valor, conforme pode-se visualizar na Figura 10. Foram testados parâmetros no intervalo de 1-30, sendo que a escolha final de $k=7$ é justificada pela preferência na utilização de um menor custo computacional na fase de inferência.

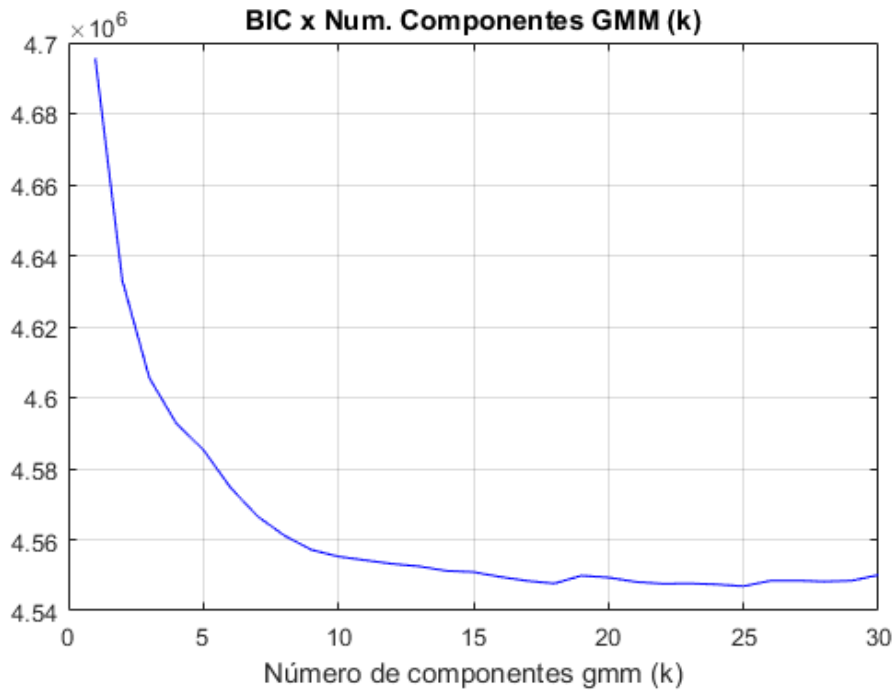


Figura 10: Comportamento do BIC em relação ao número de gaussianas.

4.2.2 Inferência da etapa de identificação de bordas

A etapa de inferência é na qual as bordas das novas imagens serão detectadas após o treinamento do método proposto. Através do uso da técnica de HMM, que são modelos estatísticos em que o sistema modelado é assumido como um processo de Markov com parâmetros desconhecidos. Esta técnica determina os parâmetros ocultos (posições da borda na imagem), a partir dos dados observáveis (perfis de borda).

Assim, a partir dos dados observáveis, no caso os perfis das bordas, são estimadas as variáveis ocultas, neste caso as posições da borda ao longo do cordão de solda y . Ou seja, o HMM é responsável por fazer a inferência da localização dos perfis de bordas nas novas imagens, com base nos dados observados dos perfis de treinamento.

Dada uma imagem é determinada uma região de interesse baseada no chanfro ainda vazio, de 250 pixels para cada lado, afim de calcular a probabilidade de um pixel ser borda ou não. A posição da borda ao longo das linhas da imagem segue um modelo markoviano, ou seja, dado a posição de uma borda y , na linha $t - 1$, têm-se a probabilidade da borda na linha t , dado por $p(y_t|y_{t-1})$. Considera-se que a borda tem posições contíguas nas colunas da imagem, e os modelos de transições da posição da borda, são definidos pelas seguintes equações:

$$p(y_t = y_{t-1}) = 0,9 \quad (6)$$

$$p(y_t = y_{t-1} - 1) = 0,05 \quad (7)$$

$$p(y_t = y_{t-1} + 1) = 0,05 \quad (8)$$

Como modelo de aparência $p(x|y)$ é utilizado a mistura de gaussianas sobre os perfis de bordas, conforme a Equação 5. A Figura 11 ilustra o modelo do HMM proposto com os perfis de borda (x_1, x_2 e x_3) e as posições da borda ao longo do cordão de solda (y_1, y_2 e y_3).

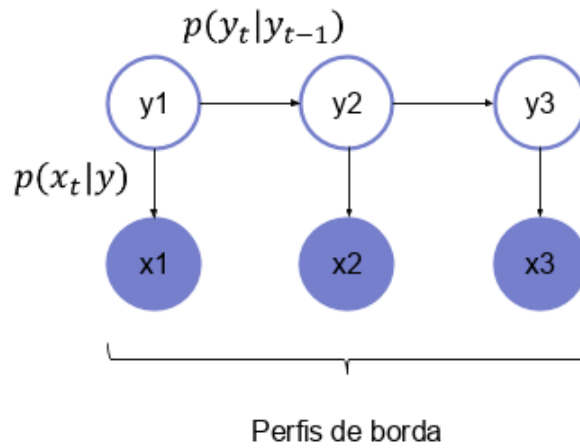


Figura 11: Ilustração do modelo oculto de markov utilizado.

O HMM necessita da especificação de parâmetros do modelo, o número de estados do modelo, N , número de símbolos de observações diferentes por estado, M , e também da definição da matriz de transição, A , que neste caso foi definida nas Equações 6, 7 e 8, requer também da distribuição de probabilidade de símbolos de observações B e da distribuição do estado inicial $\pi = \frac{1}{\beta}$, onde $\beta = 161$, sendo os perfis de borda. Com os elementos definidos um HMM pode ser representado pela Equação 9:

$$\lambda = (A, B, \pi), \quad (9)$$

onde $B = w_i, \mu_i, \Sigma_i, i = 1...k$ que são parâmetros aprendidos da mistura de gaussiana.

Para uma sequência de observações $X = x_1, \dots, x_M$, dado o modelo $\lambda = (A, B, \pi)$ necessita-se determinar a sequência de estados $Y = y_1, \dots, y_N$ de modo que $P(Y, X|\lambda)$ seja máxima.

Aplicando o Algoritmo de Viterbi é realizada a estimação da sequência de estados, ou seja, as posições da borda na imagem. Este método consiste em um algoritmo que busca identificar a sequência de estados mais provável, dada as sequências observadas, conforme a Equação 10.

$$y^* = \operatorname{argmax}_y p(Y|X) \quad (10)$$

Com a combinação das técnicas acima mencionadas, são realizados os testes em novas imagens (do grupo de imagens para teste). Seleciona-se a região de interesse na imagem com base na posição inicial do chanfro vazio. Isto permite analisar menores áreas da imagem, com ganhos de tempo no processamento das mesmas. Então, verifica-se a probabilidade de cada pixel que está dentro da ROI ser uma borda ou não, conforme demonstrado na Figura 12. Assim a borda encontrada é destacada para ser analisada posteriormente pelas métricas propostas.

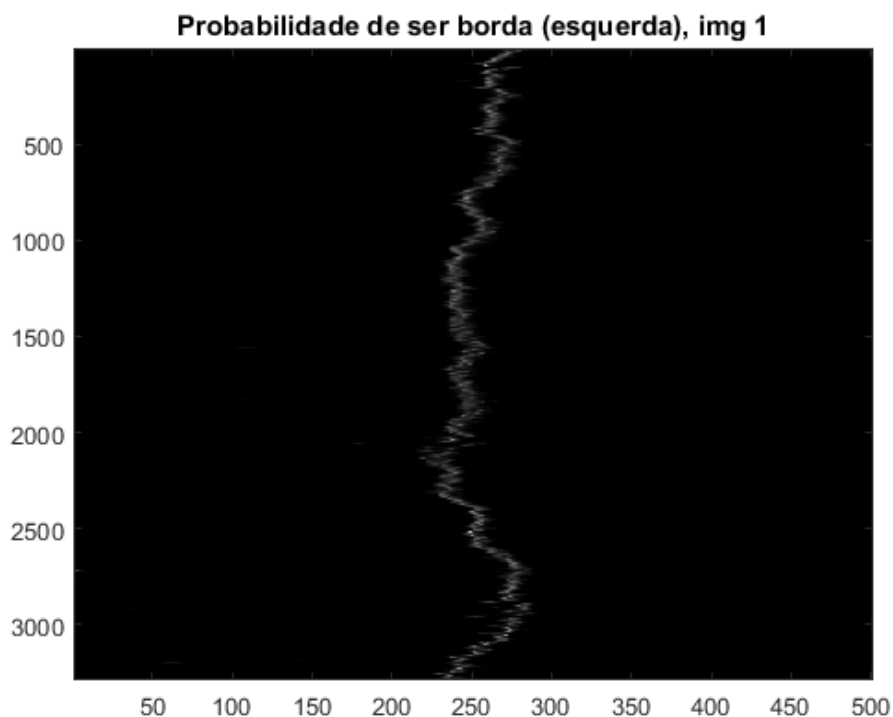


Figura 12: Imagem da probabilidade de cada pixel dentro da ROI ser borda.

As etapas que compõem o método estão ilustradas na Figura 13. Como pode-se verificar o diagrama demonstra a etapa de captura das linhas de referência do chanfro ainda vazio, posteriormente, o chanfro passa pela etapa de soldagem e em seguida o método de identificação de bordas é aplicado.

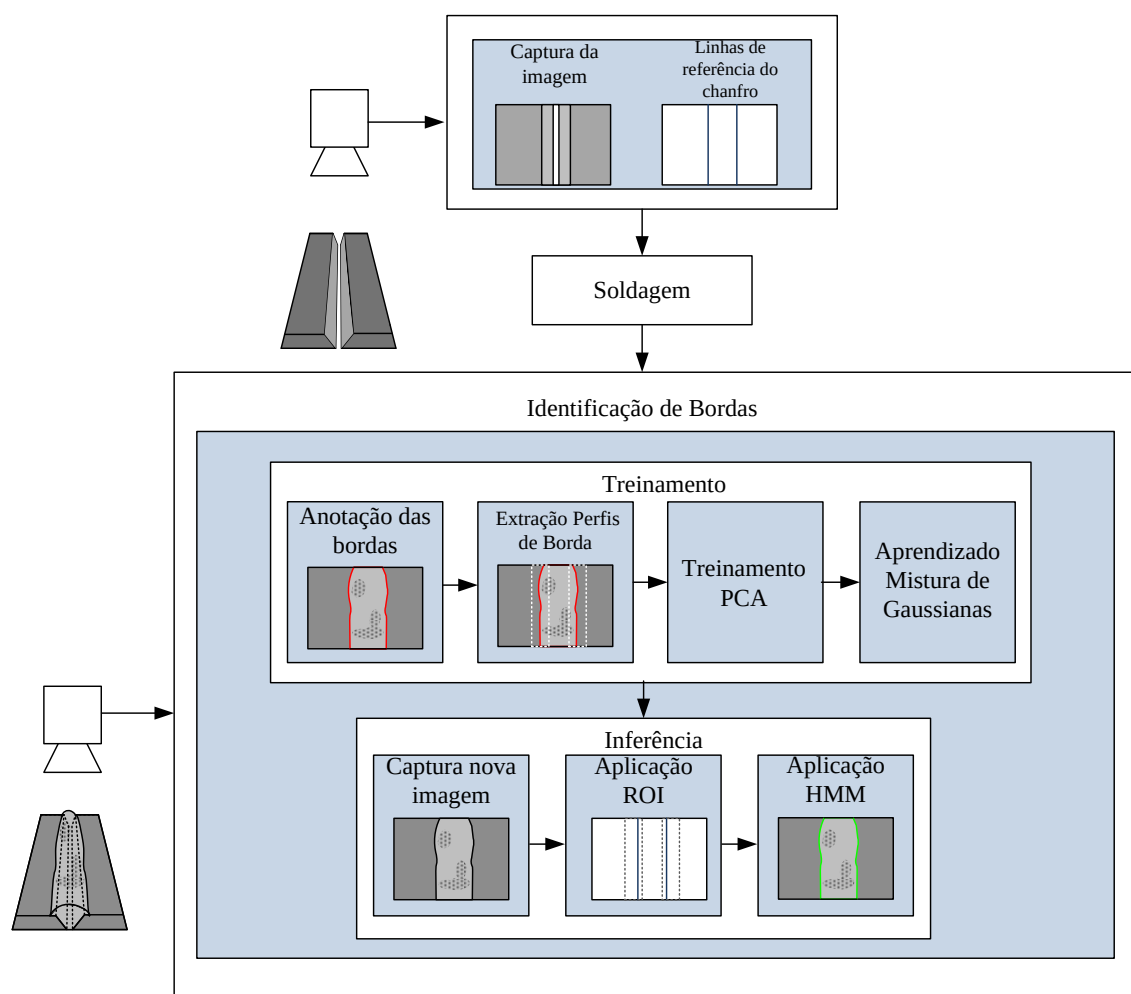


Figura 13: Diagrama ilustrando as etapas do método proposto para identificação de bordas.

4.3 Identificação de Texturas

Nesta etapa é proposto identificar irregularidades na textura de um cordão de solda. Distinguindo um cordão de solda que sofreu alguma alteração do processo, como: falta de gás de proteção, falta de energia, problemas na fonte de alimentação, problemas na máquina de solda ou erro de parametrização pelo operador, de um cordão de solda que não sofreu nenhuma destas alterações citadas. Na Figura 14 podemos verificar a diferença de um cordão para outro. Pode-se observar que a textura do cordão que não sofre nenhuma ocorrência é uniforme, já a textura do cordão que o processo apresentou algum desequilíbrio se mostra visivelmente rugosa e irregular.

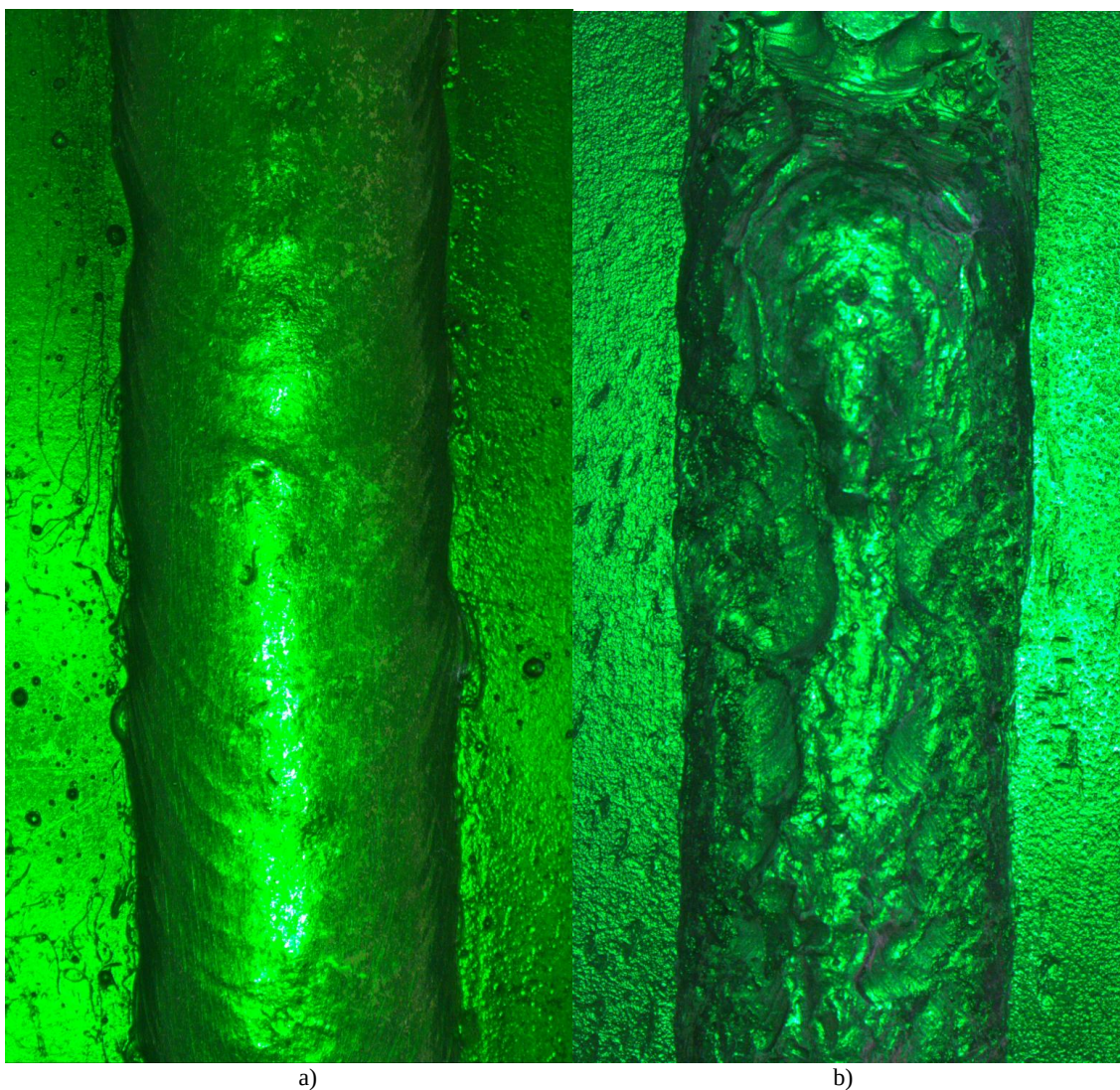


Figura 14: a) Imagem com textura sem irregularidade. b) Imagem com textura irregular.

Da mesma maneira que foram adquiridas imagens para o treinamento e testes de identificação das bordas cordões de solda, foram adquiridas também novas imagens para a etapa de identificação de texturas utilizando a mesma câmera e iluminação. As imagens

adquiridas nesta etapa são de cordões que não tiveram nenhum problema na textura e de cordões que apresentaram irregularidades na mesma.

4.3.1 Treinamento

Foram selecionadas 14 imagens de textura regular e irregular, as quais foram particionadas em regiões de 300x300 pixels, gerando 3009 sub imagens para os testes dos classificadores. Através do aplicativo *Classification Learner* do *software* Matlab foram testados diversos classificadores como pode-se verificar na Tabela 4. Após a avaliação dos resultados, foi escolhido o classificador SVM, do inglês, *Support Vector Machines* - SVM o qual apresentou uma precisão de 97,6% para as amostras testadas.

Tabela 4: Classificadores testados do software Matlab

Classificador	Precisão(%)
Complex Tree	80,0
Medium Tree	78,1
Simple Tree	70,9
Quadratic Discriminant	89,9
Subspace Discriminant	63,8
Linear Discriminant	62,0
Medium Gaussian SVM	97,6
Cubic SVM	94,6
Coarse Gaussian SVM	93,6
Quadratic SVM	93,6
Linear SVM	66,6
Fine Gaussian SVM	61,7
Subspace KNN	69,9
Fine KNN	69,6
Cosine KNN	67,3
Weight KNN	66,9
Medium KNN	61,3
Coarse KNN	61,3
Cubic KNN	61,3
Bagged Trees	93,9
Boosted Trees	89,3
Rus Boosted Trees	85,5
Logistic Regression	64,2

O método classifica os dados encontrando o melhor hiperplano que separa os dados em duas classes. O melhor hiperplano para um SVM é aquele com maior margem entre as duas classes. São gerados outros dois hiperplanos, um de cada lado do hiperplano central, com o intuito de maximizar a distância entre os dois novos hiperplanos (Burges, 1998). Estes novos hiperplanos serão utilizados para demarcar a região pertencente a cada

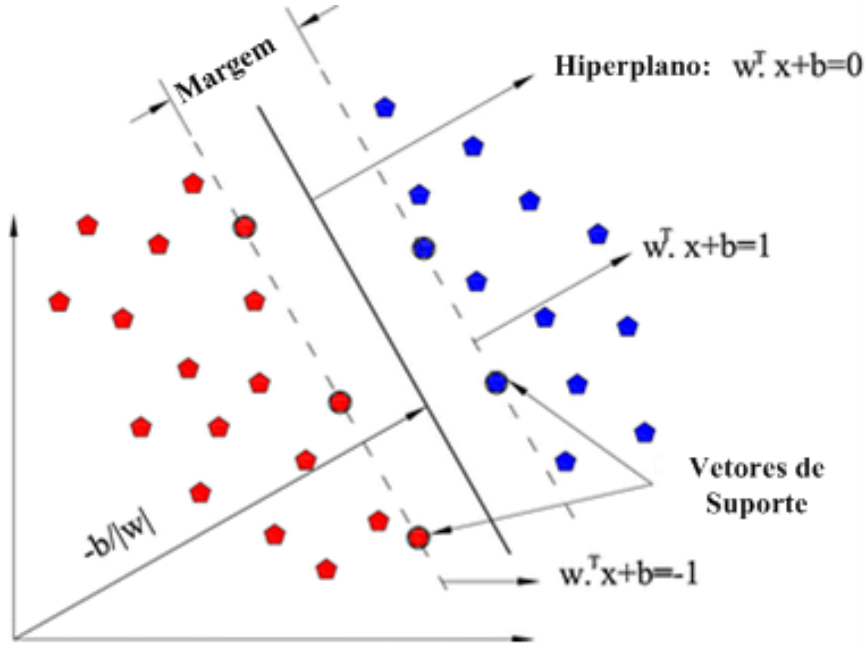


Figura 15: Imagem ilustrando o hiperplano de um SVM. Adaptado de (Mahmoudi and Chouinard, 2016)

classe, portanto, sempre que surgir uma nova amostra ela será classificada em relação ao hiperplano central.

Os vetores de suporte são os pontos de dados que estão mais próximos do hiperplano central, esses pontos estão no limite da margem. A Figura 15 ilustra essas definições. Os pentágonos vermelhos representam os dados com valor negativo, da classe -1, e os pentágonos azuis representam os dados positivos, da classe +1. A Equação 11 demonstra as variáveis utilizadas para composição da função SVM.

$$f(x) = \sum_{i=1}^N w_i y_i K(x, x_i) + b, \quad (11)$$

onde, K é o *kernel* utilizado pelo SVM, w e b são parâmetros encontrados durante o treinamento, x é o dado de entrada, x_i são os vetores de suporte, N é a quantidade de vetores de suporte e y o rótulo da classe.

Com a utilização das funções *kernel* é possível aperfeiçoar o SVM para gerar hiperplanos não-lineares. Uma função *kernel* realiza a identificação das amostras da sua posição original para o seu produto interno das suas coordenadas, conforme a Equação 12.

$$K(x_i, x_j) = \langle \phi(x_i), \phi(x_j) \rangle, \quad (12)$$

Neste caso utilizaremos um *kernel* gaussiano conforme a Equação 13:

$$K(x_i, x_j) = \exp \frac{-||x_i - x_j||^2}{2s}, \quad (13)$$

onde, s controla o desvio padrão da curva gaussiana utilizada.

As imagens para treinamento são separadas em duas classes, a classe 0 onde o cordão de solda apresenta uma textura regular e classe 1 onde o cordão de solda apresenta algumas irregularidades. As bordas marcadas manualmente são adicionadas à essas imagens para delimitar a região que será analisada.

Logo após, é aplicado o PCA com um total de 100 componentes. Com o objetivo de realizar uma transformação linear das amostras para um espaço dimensional menor e extrair a maioria das características, mantendo a maior parte das informações. Sendo assim, é iniciado o treinamento do SVM.

4.3.2 Inferência da etapa de identificação de textura

Após o treinamento do classificador, a etapa de inferência, que consiste em realizar a identificação da textura em novas imagens, é então iniciada. Para esta etapa foram selecionadas 29 imagens, através das bordas marcadas, a região de interesse a ser analisada é delimitada. As imagens são divididas em segmentos de 300x300 pixels, como pode-se visualizar na Figura 16, gerando assim 4350 sub imagens. As regiões de cada imagem são verificadas pelo classificador, o qual realiza uma marcação na imagem quando encontra uma textura de classe 1, ou seja, com irregularidade. Os resultados obtidos serão apresentados no Capítulo 6.

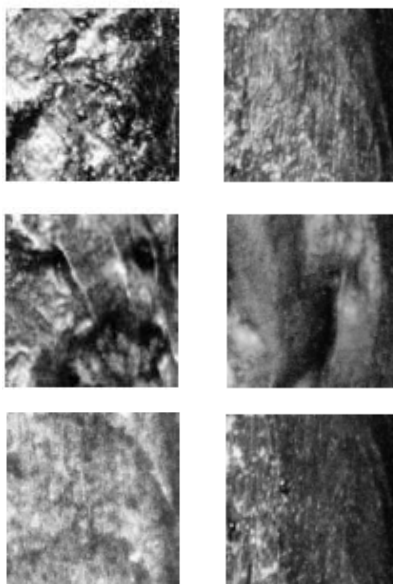


Figura 16: Exemplos de segmentos de 300x300 pixels de uma imagem de um cordão de solda, para posterior análise via classificador.

A Figura 17 ilustra as etapas do método proposto para a identificação de texturas. O diagrama demonstra a captura das linhas de referência do chanfro ainda vazio, logo em seguida é realizada a etapa de soldagem e por fim o método de identificação de texturas é executado.

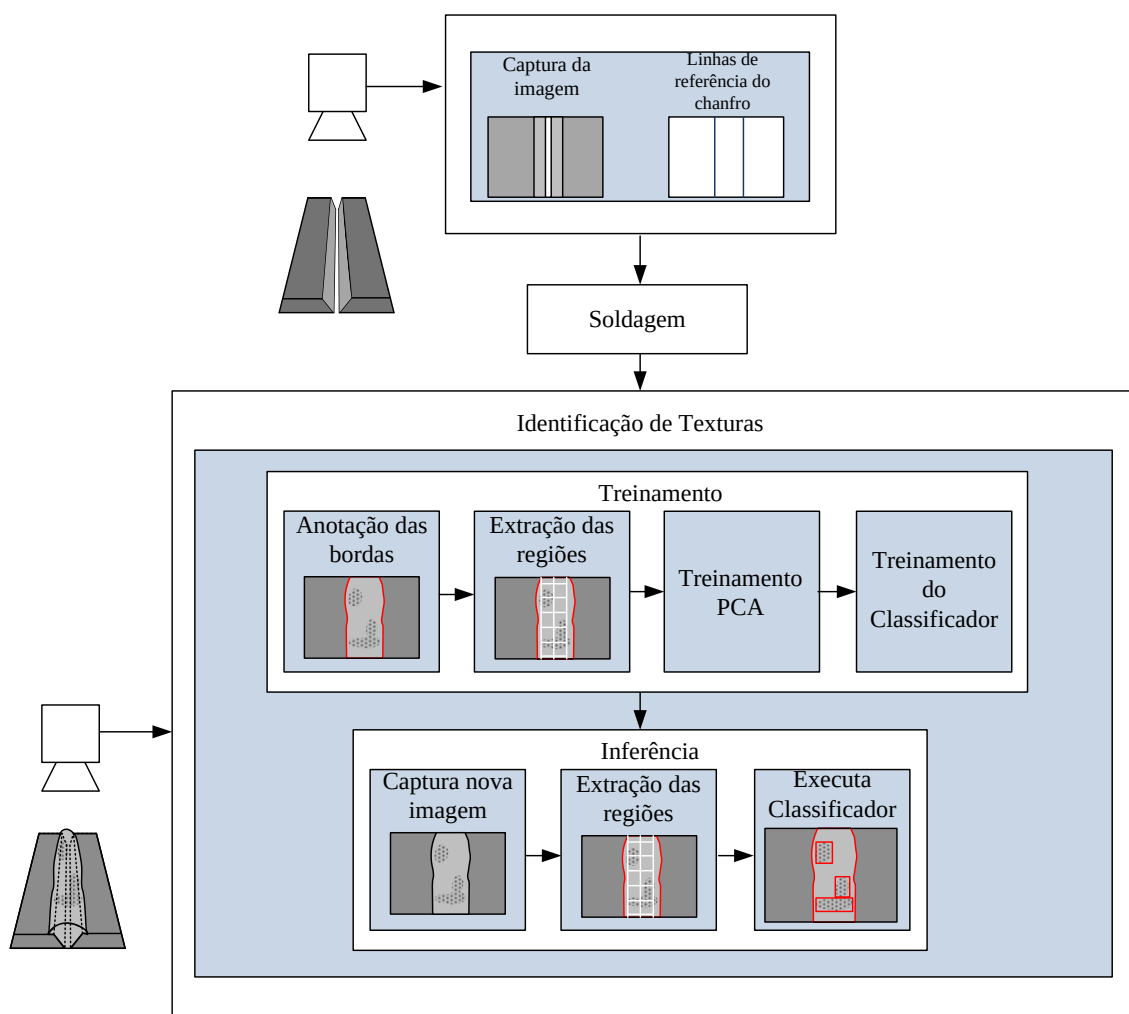


Figura 17: Diagrama ilustrando as etapas do método de identificação de texturas.

5 MÉTRICAS DE AVALIAÇÃO

Este capítulo trata das métricas propostas para avaliar a geometria dos cordões de solda, identificando possíveis descontinuidades. As métricas propostas visam a identificação das descontinuidades demonstradas na Figura 3, como: desalinhamento angular, excesso e falta de deposição de material, desalinhamento ao longo do cordão e desalinhamento horizontal analisando como referência as características iniciais do chanfro vazio.

Como já mencionado na Seção 1.2, é utilizado o método desenvolvido por (Steffens et al., 2016) para identificação das linhas do chanfro ainda vazio. O autor utiliza o algoritmo LSD (*Line Segment Detector*) para encontrar as linhas do chanfro, pois o mesmo demonstra desempenho superior a outros métodos na detecção de linhas em chapas metálicas. O algoritmo proposto realiza a filtragem das linhas pelo seu ângulo, mantendo somente as linhas que estão na vertical. Com as linhas do chanfro vazio extraídas os parâmetros de solda, que incluem corrente e tensão, assim como velocidade de alimentação de arame, velocidade linear do robô, tipo e velocidade de oscilação são determinados automaticamente e o processo de solda *FCAW* é iniciado pelo robô. Para o preenchimento completo do chanfro o robô realiza quatro passes de soldagem.

Após a etapa de soldagem estar completa é realizada a captura de imagens do cordão de solda, e então a detecção das linhas das bordas é feita através do método proposto neste trabalho. Posteriormente são implementadas as métricas visuais de avaliação geométrica do cordão para verificação de descontinuidades.

5.1 Distância entre borda do chanfro e borda do cordão

A primeira métrica implementada, conforme pode ser observado na Equação 14, consiste no afastamento da borda detectada em relação a linha do chanfro vazio, tanto para o lado direito quanto para o esquerdo.

$$M_1(k) = |Y_k - C_k|, \quad (14)$$

onde $k = 1...n$ representa a linha que a borda ou chanfro está localizada na imagem, Y_k refere-se a posição da borda na imagem e C_k a posição do chanfro.

Empregando esta métrica é possível identificar trechos onde ocorre a falta de deposição de material no chanfro soldado e excesso de deposição de material no cordão de solda. De acordo com as normas AWS *American National Standards* (AWS, 2004) há uma preocupação maior com a falta de deposição, pois se o chanfro não está preenchido totalmente o cordão pode ser invalidado ou necessitar de mais um passe de soldagem. A métrica Distância entre borda do chanfro e borda do cordão auxilia neste quesito, pois é possível fixar um valor máximo e mínimo para controle do preenchimento.

5.2 Desvio padrão da borda

Calcula-se o desvio padrão da borda dentro de uma janela deslizante ao longo do eixo y , com tamanho w que é descrito através da Equação 15. Com a aplicação desta métrica é possível identificar os pontos de desalinhamento do cordão preenchido em relação ao chanfro vazio.

$$M_2(k) = \sqrt{\frac{\sum_{i=k}^{k+w} (Y_k - C_k - \frac{(\sum_{j=k}^{k+w} |Y_j - C_j|)}{w})^2}{w}}, \quad (15)$$

onde w é o tamanho da janela, $k = \{1 \dots n - w\}$, Y_k refere-se a posição da borda, C_k a posição do chanfro.

Consegue-se perceber através desta métrica que pode existir irregularidades no processo de soldagem. As variações na largura do cordão podem indicar uma oscilação indesejada do arco elétrico, por exemplo.

5.3 Análise do Ângulo

Com o intuito de obter o ângulo formado entre o chanfro e a borda para cada um dos lados da solda, utilizou-se o método de regressão linear. Dessa forma, encontra-se os coeficientes lineares e angulares das retas aproximadas para o chanfro e para a borda, e através da Equação 16 é calculado o ângulo entre as duas retas. Assim, consegue-se identificar se o cordão apresenta um desalinhamento angular em relação ao chanfro vazio.

$$M_3(k) = \arctan \frac{ac_k^{k+w-1} - ay_k^{k+w-1}}{1 + ac_k^{k+w-1} * ay_k^{k+w-1}}, \quad (16)$$

onde ac é o coeficiente angular da reta do chanfro e ay é o coeficiente angular da reta da borda dentro da janela w centralizada em k , no intervalo de k à $k + w - 1$ com $k = 1 \dots n - w$.

Segundo especialistas da área de soldagem, se o cordão soldado não se mantém com largura constante há uma indicação de possível instabilidade no processo. Assim, as métricas do desvio padrão e ângulo entre chanfro e borda se encaixam nesta abordagem. Também é importante destacar que a regularidade do cordão indica que a solda terá uma

boa qualidade e possivelmente não apresentará descontinuidades.

5.4 Desalinhamento Horizontal

Esta métrica tem o objetivo de analisar a diferença entre a borda encontrada e o chanfro, tanto para o lado direito quanto para o esquerdo. A Equação 17 calcula a diferença média entre a borda e o chanfro.

$$M_4(k) = \left| \mu \frac{(Y_{kesq} + Y_{kdir}) - (C_{kesq} + C_{kdir})}{2} \right|, \quad (17)$$

onde μ é a média, Y_{kesq} representa a borda esquerda, Y_{kdir} representa a borda direita, C_{kesq} é a posição do chanfro esquerdo e C_{kdir} é a posição do chanfro direito.

Assim, permite-se identificar desalinhamentos horizontais, que ocasionam um preenchimento maior somente em um dos lados do chanfro. Podem ocorrer por erro de parametrização ou posicionamento do robô. É possível fixar um limiar conhecido para que a partir do mesmo o método indique se há irregularidade no cordão preenchido.

6 AVALIAÇÃO EXPERIMENTAL

Neste capítulo são apresentados os resultados obtidos através dos testes com as imagens capturadas pela câmera e um sistema de iluminação, ambos já descritos no texto. O capítulo é dividido em quatro seções, primeiramente são apresentados os resultados do método de identificação das bordas, após os resultados das aplicações das métricas descritas no capítulo 5, posteriormente são apresentados os resultados da identificação de texturas nos cordões e por fim a avaliação dos resultados.

6.1 Método proposto para identificação das bordas

Nesta seção são apresentadas as bordas detectadas, pelo método descrito, em uma imagem de um cordão de solda. A Figura 18 apresenta à esquerda a imagem original do cordão de solda, ao centro a imagem com a borda do cordão de solda destacada manualmente e à direita com as bordas detectadas pelo método.

Calcula-se então, para a imagem da Figura 18, o erro médio absoluto entre a borda anotada manualmente e a borda detectada pelo método proposto. Obteve-se o resultado de 2,9675 pixels para borda direita e 6,0727 pixels para a borda esquerda, como podemos ver nos gráficos apresentados na Figura 19.

Cabe salientar que o método proposto foi submetido a cenários extremos. As chapas metálicas foram expostas a altas taxas de exposição, provocando assim ruídos visuais na superfície como a refletância metálica. Sendo assim, na Figura 20 é demonstrada as bordas destacadas pelo método em diferentes taxas de exposição. Pode-se concluir que o método é robusto o suficiente para suportar altas taxas de exposição, pois o mesmo conseguiu destacar as bordas do cordão de solda corretamente.

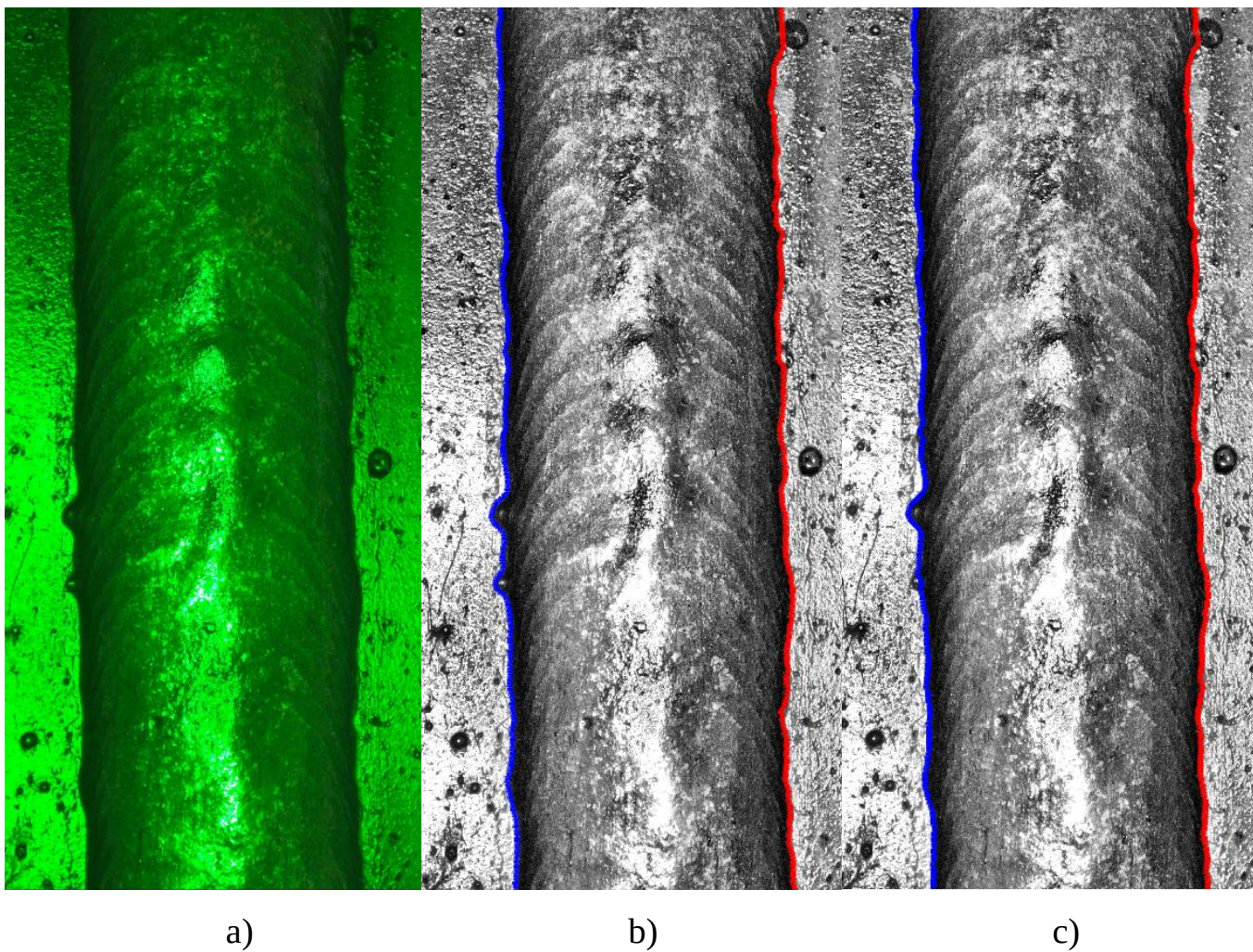
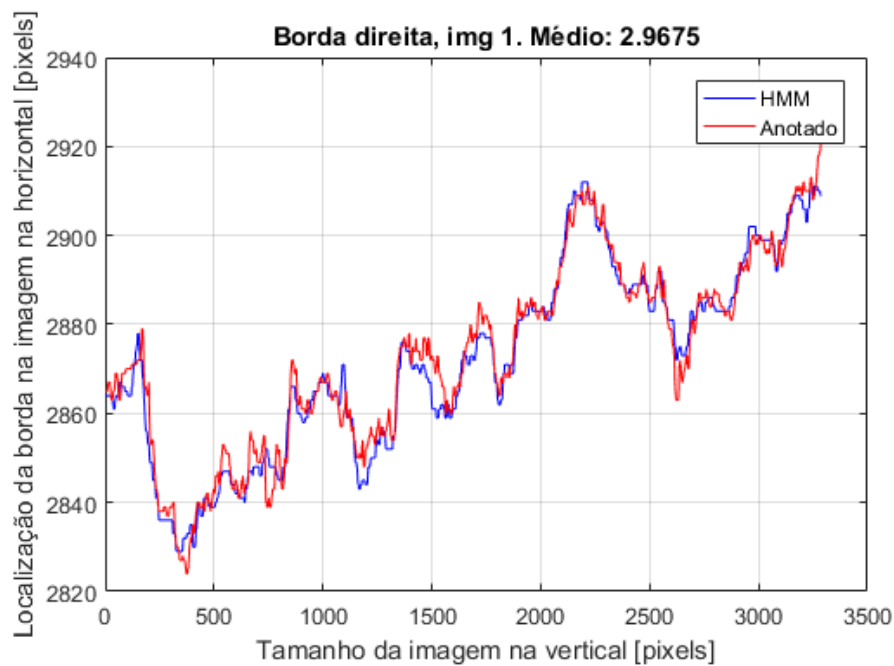
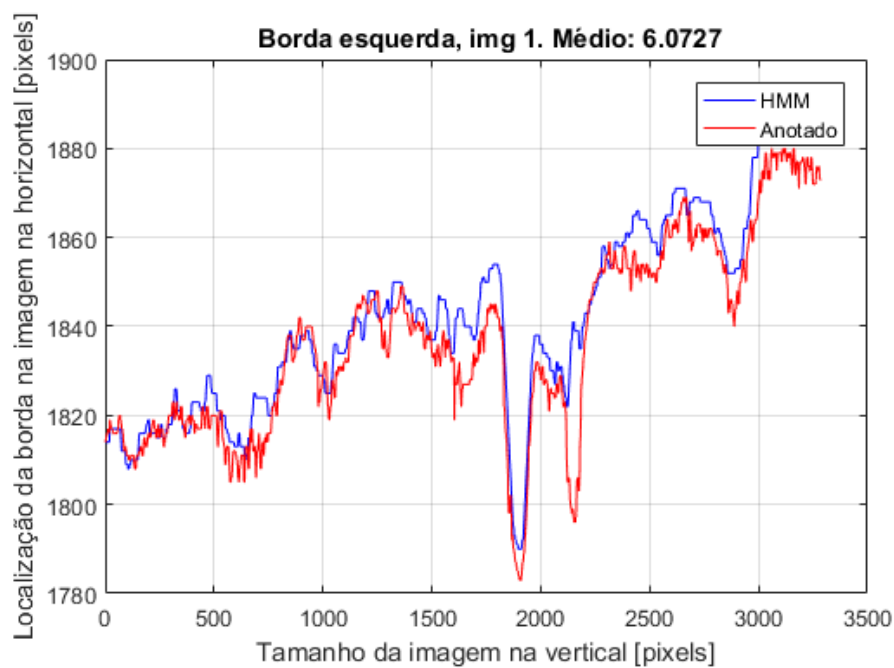


Figura 18: a) Imagem do cordão de solda. b) Imagem com as bordas anotadas manualmente. c) Imagem com as bordas destacadas pelo método.



(a) Borda direita



(b) Borda esquerda

Figura 19: Gráficos do erro médio absoluto entre as bordas anotadas manualmente e as destacadas pelo método.

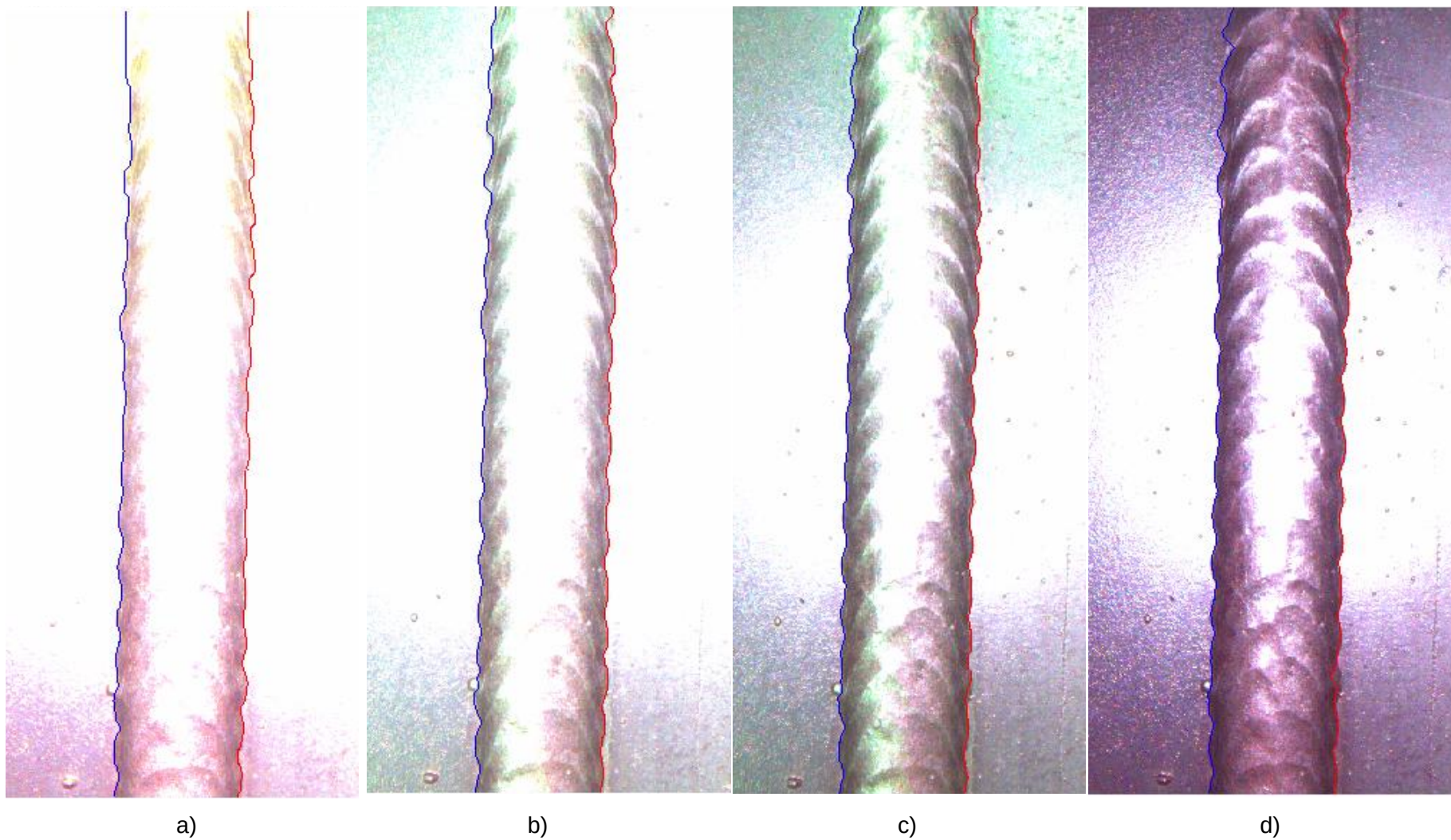


Figura 20: As imagens a) e b) foram submetidas a taxa de exposição de $150000\mu s$ c) e d) foram submetidas a taxa de exposição de $100000\mu s$.

A Tabela 5 apresenta o erro médio absoluto em pixels (px) e em milímetros (mm) entre a borda anotada manualmente e a detectada pelo método, para as bordas direita e esquerda, em um conjunto de 32 imagens de chanfros analisados. Foi estimado, através da calibração da câmera, que 1 mm no plano da chapa correspondem a 46 pixels na imagem.

Tabela 5: Erro médio absoluto entre borda anotada manualmente e a borda encontrada pelo método.

Imagens	Borda Direita (px)	Borda Esquerda (px)	Borda Direita (mm)	Borda Esquerda (mm)
1	1,7214	2,1241	0,0374	0,0461
2	2,3193	3,8586	0,0504	0,0838
3	2,656	4,8662	0,0577	0,1057
4	2,7062	2,4279	0,0588	0,0527
5	2,7424	1,8863	0,0596	0,0410
6	2,8866	5,434	0,0627	0,1181
7	3,7184	23,5961	0,0808	0,5129
8	3,8555	5,8239	0,0838	0,1266
9	4,1207	5,3236	0,0895	0,1157
10	4,6591	2,9352	0,1012	0,0638
11	4,7622	2,9465	0,1035	0,0640
12	4,8355	6,629	0,1051	0,1441
13	5,0176	4,7832	0,8362	0,7972
14	5,7308	4,7436	0,1245	0,1031
15	5,8917	7,7847	0,1280	0,1692
16	5,9592	5,9538	0,1295	0,1294
17	6,0161	14,2138	0,1307	0,3089
18	6,4498	2,938	0,1402	0,0638
19	6,9194	3,1077	0,1504	0,0675
20	7,9006	14,3403	0,1717	0,3117
21	7,9325	10,1737	0,1724	0,2211
22	9,2211	7,3613	0,2004	0,1600
23	9,3084	6,2108	0,2023	0,1350
24	12,1469	10,5502	0,2640	0,2293
25	13,7889	3,2168	0,2997	0,0699
26	14,3723	4,7546	0,3124	0,1033
27	14,4015	4,6977	0,3130	0,1021
28	15,6752	9,9672	0,3407	0,2166
29	17,6293	11,7114	0,3832	0,2545
30	19,9361	3,7594	0,4333	0,0817
31	30	3,3111	0,6606	0,0719
32	36,7427	3,8011	0,7987	0,0826

Já na Tabela 6 estão representados os desvios padrões do erro entre a detecção da borda e a anotação manual. Esta informação é relevante pois pode-se perceber a dispersão, ou não, do erro em torno da média.

Tabela 6: Desvio padrão do erro médio absoluto entre borda anotada manualmente e a borda encontrada pelo método.

Imagens	Borda Direita (px)	Borda Esquerda (px)	Borda Direita (mm)	Borda Esquerda (mm)
1	1,5739	2,5825	0,0342	0,0561
2	2,3386	3,047	0,0508	0,0662
3	2,0772	8,718	0,0451	0,1895
4	3,1514	2,9893	0,0685	0,0649
5	2,9041	2,0142	0,0631	0,0437
6	2,4251	5,2624	0,0527	0,1144
7	3,1522	26,0028	0,0685	0,5652
8	5,7837	7,6641	0,1257	0,1666
9	3,8349	2,6924	0,0833	0,0585
10	4,5344	4,5023	0,0985	0,0978
11	8,0816	4,6152	0,1756	0,1003
12	4,9153	5,7915	0,1068	0,1259
13	5,3496	9,5990	0,1162	0,2086
14	5,6585	9,0757	0,1230	0,1972
15	4,2773	10,7704	0,0929	0,2341
16	5,1126	5,241	0,1111	0,1139
17	9,204	14,9889	0,2000	0,3258
18	9,2265	4,732	0,2005	0,1028
19	10,1573	4,7578	0,2208	0,1034
20	16,0244	25,7558	0,3483	0,5599
21	9,291	10,7555	0,2019	0,2338
22	8,7509	7,8423	0,1902	0,1704
23	7,697	10,6128	0,1673	0,2307
24	12,7451	11,6258	0,2770	0,2527
25	2,4202	15,6374	0,0526	0,3399
26	22,4937	12,0478	0,4889	0,2619
27	27,1131	5,3784	0,5894	0,1169
28	25,8448	18,7779	0,5618	0,4082
29	19,0696	14,5663	0,4145	0,3166
30	41,2967	4,7879	0,8977	0,1040
31	54,104	4,2427	1,1761	0,0922
32	43,6756	5,5952	0,9494	0,1216

Por fim, a Tabela 7 demonstra o erro máximo absoluto. Este erro representa a maior distância entre o pixel detectado pelo método como borda e o real pixel anotado manualmente.

Tabela 7: Erro máximo absoluto entre borda anotada manualmente e a borda encontrada pelo método.

Imagens	Borda Direita (px)	Borda Esquerda (px)	Borda Direita (mm)	Borda Esquerda (mm)
1	10	19	0,2173	0,4130
2	17	19	0,3695	0,4130
3	15	66	0,3260	1,4347
4	32	20	0,6956	0,4347
5	19	13	0,4130	0,2826
6	13	12	0,2826	0,2608
7	18	109	0,3913	2,3695
8	39	54	0,8478	1,1739
9	26	24	0,5652	0,5217
10	23	35	0,5	0,7608
11	61	40	1,3260	0,8695
12	43	34	0,9347	0,7391
13	27	75	0,5869	1,6304
14	37	54	0,8043	1,1739
15	26	72	0,5652	1,5652
16	29	35	0,6304	0,7608
17	60	79	1,3043	1,7173
18	55	32	1,1956	0,6956
19	68	36	1,4782	0,7826
20	83	109	1,8043	2,3695
21	56	47	1,2173	1,0217
22	43	55	0,9347	1,1956
23	49	46	1,0652	1
24	57	63	1,2391	1,3695
25	13	71	0,2826	1,5434
26	108	93	2,3478	2,0217
27	92	42	2	0,9130
28	122	111	2,6521	2,4130
29	66	65	1,4347	1,4130
30	163	36	3,5434	0,7826
31	198	27	4,3043	0,5869
32	158	35	3,4347	0,7608

6.2 Métricas de Avaliação

Nesta seção são demonstrados os resultados das métricas de avaliação propostas. A primeira métrica apresentada, **Distância entre chanfro e borda**, consegue identificar os pontos onde ocorrem falta ou excesso de deposição de material.

Na Figura 21 é possível visualizar na borda direita onde há uma possível falta de deposição de material, indicando que parte da borda (destacada em vermelho) está muito próxima ao chanfro (representado através da linha azul). Na borda esquerda pode-se analisar a parte da borda, destacada em vermelho, que excede o preenchimento. Destaca-se que os parâmetros de mínimo e máximo afastamento da borda em relação ao chanfro podem ser modificados pelo inspetor de solda, visto que a norma AWS apenas diz que o chanfro deve estar totalmente preenchido e não indica um valor mínimo e máximo exato da distância entre chanfro e borda.

Através da métrica do **Desvio Padrão** consegue-se identificar graficamente uma instabilidade, através dos picos plotados, quando ocorre uma possível descontinuidade na borda do cordão de solda, conforme pode-se analisar no gráfico da Figura 22. Também é possível verificar visualmente esses picos na Figura 23 onde esses pontos foram destacados, na cor vermelha, na imagem do cordão preenchido. Esta métrica indica que pode haver irregularidades no processo de soldagem, pois variações na largura do cordão podem indicar uma oscilação indesejada do arco elétrico.

Utilizando a métrica de **Análise do Ângulo** entre o chanfro e a borda do cordão de solda, também é notável os pontos onde há uma disparidade maior no ângulo em relação ao resto do cordão, como pode-se verificar visualmente na Figura 24 e também no gráfico apresentado na Figura 25. Assim, esta métrica coopera na verificação da largura do cordão de solda e sua estabilidade.

Com a métrica de **Desalinhamento Horizontal** é possível determinar um limiar desejado, com a condição que se o resultado da métrica for maior que o limiar, o cordão preenchido apresenta desalinhamento. Sendo assim, para a imagem da Figura 26 foi configurado um limiar de 25 pixels. Na imagem à esquerda observa-se que a linha central pontilhada está em verde representando que o cordão preenchido está corretamente alinhado com o chanfro, representado pelas linhas azuis. Já na imagem à direita a linha pontilhada central está representada pela cor vermelha sinalizando que o chanfro está desalinhado, acima do limiar que foi definido anteriormente.

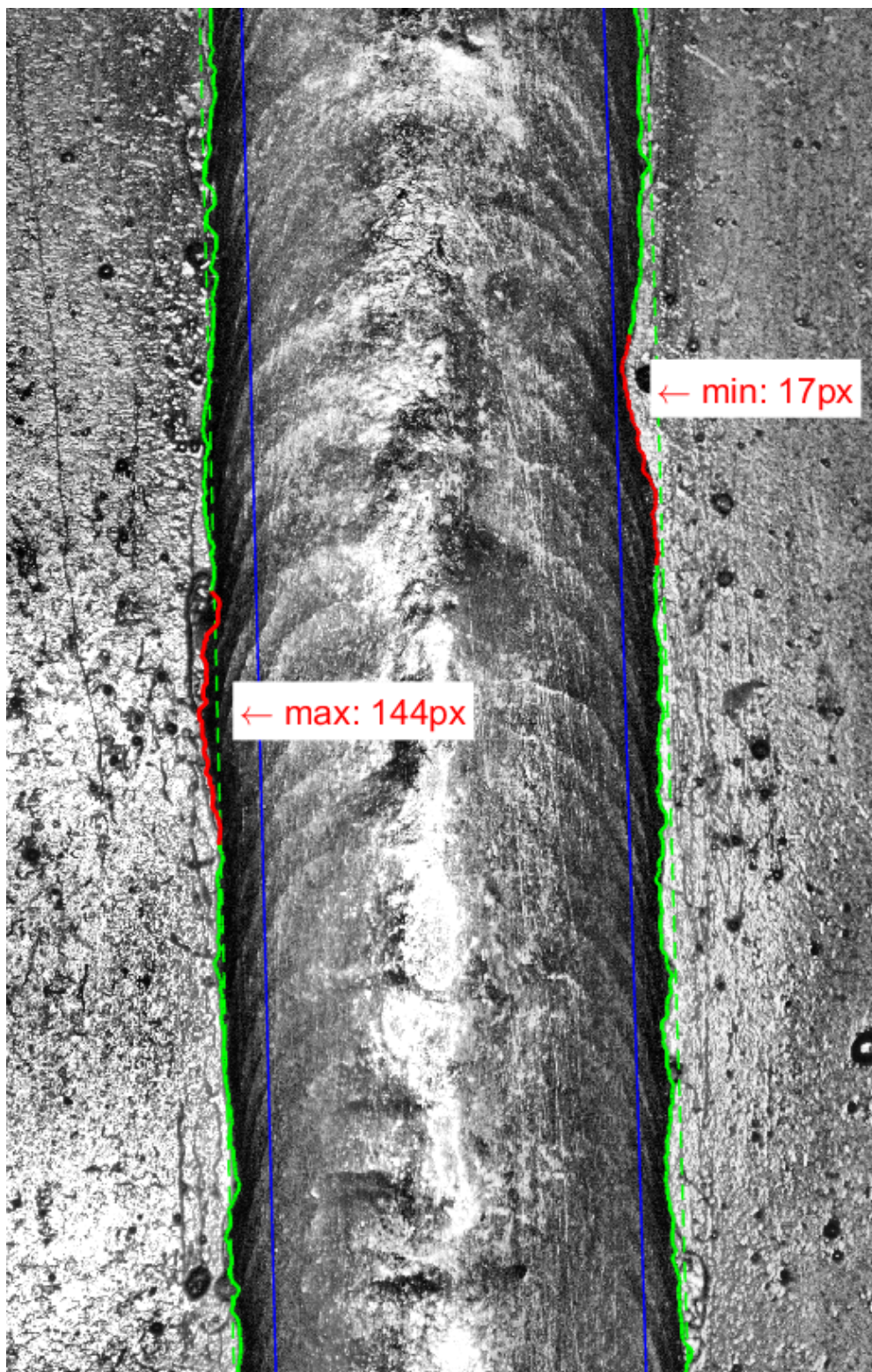


Figura 21: Imagem com chanfro vazio em azul, borda encontrada em verde e pontos destacados em vermelho pela métrica Distância entre chanfro e borda com possíveis descontinuidades.

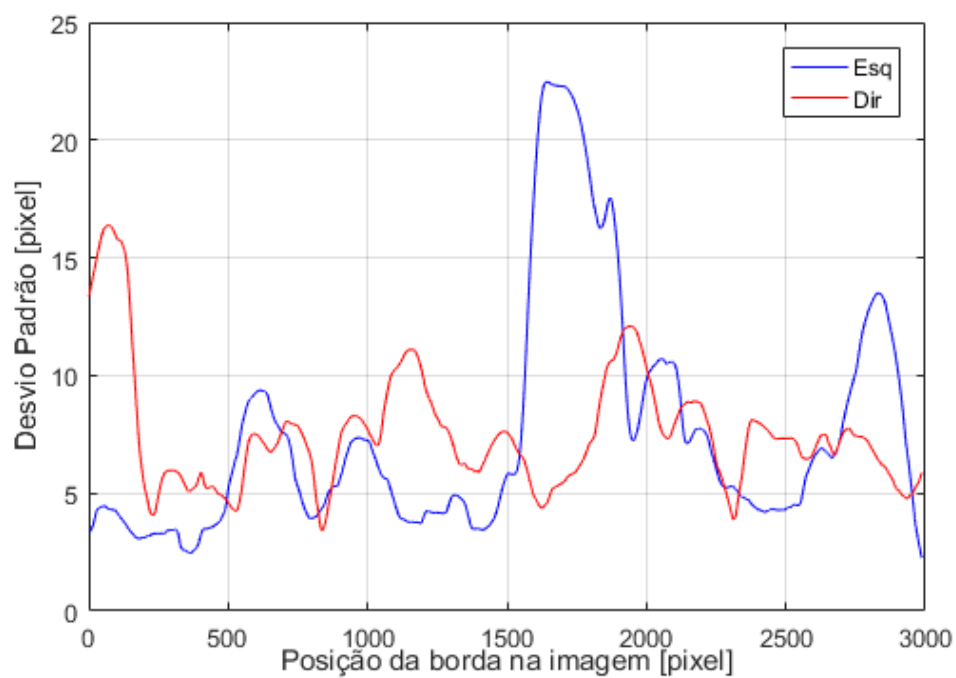


Figura 22: Gráfico da borda esquerda e direita do cordão de solda com a métrica do Desvio Padrão com janela deslizante aplicada.

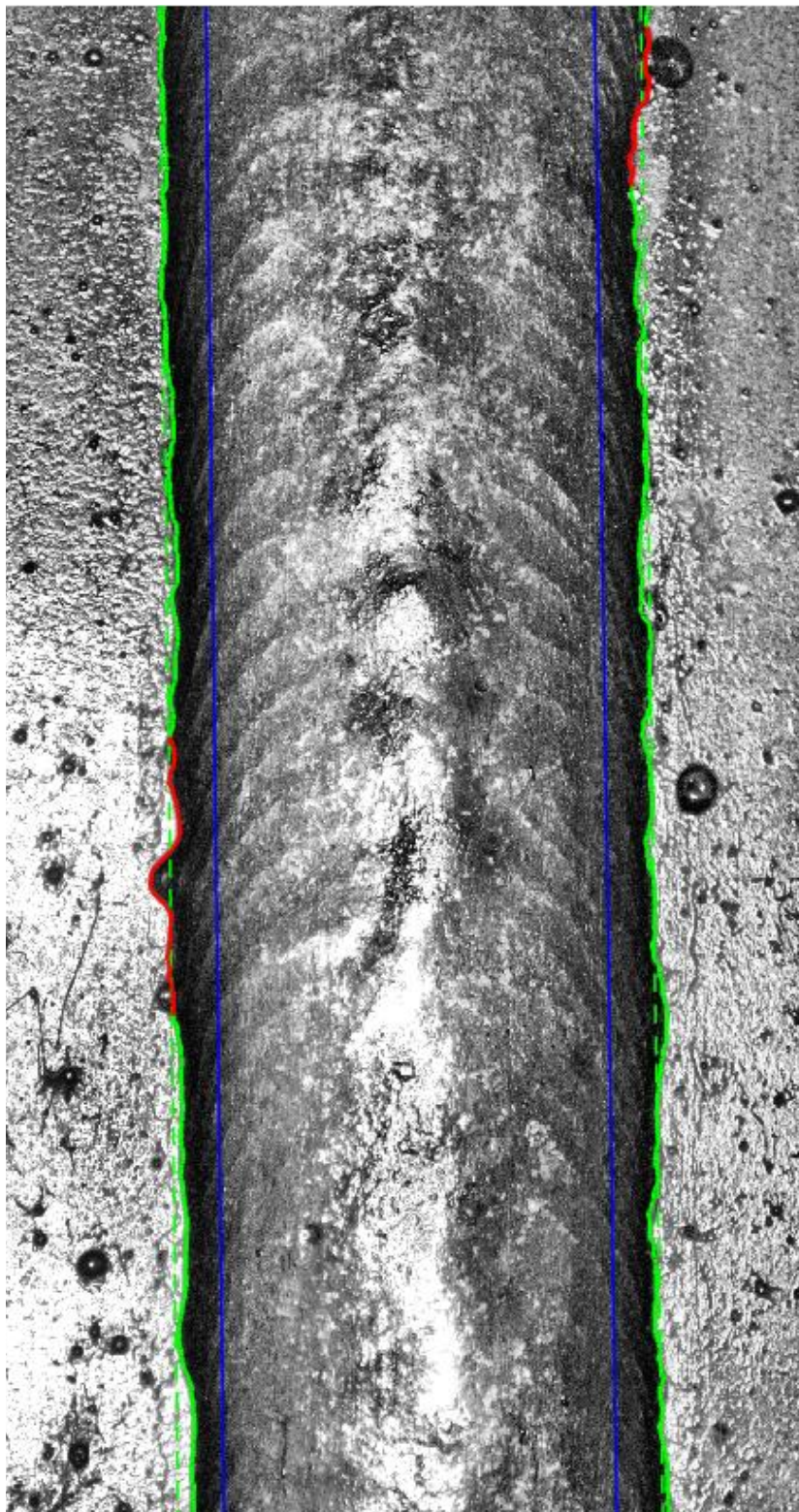


Figura 23: Imagem com os picos das bordas destacados na cor vermelha pela métrica do Desvio Padrão, bordas encontradas corretamente na cor verde e o chanfro vazio representado pela cor azul.

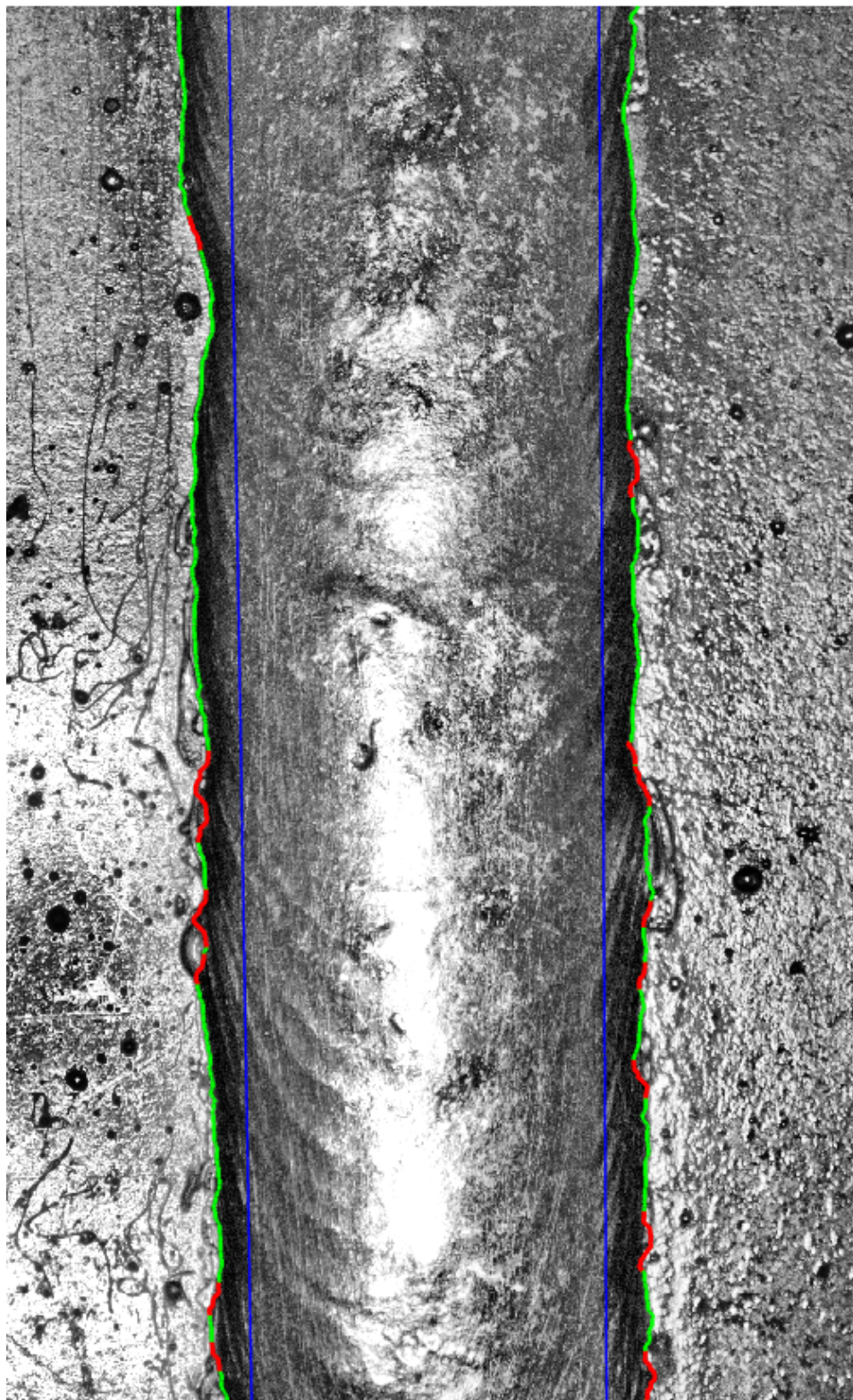


Figura 24: Imagem com os pontos de disparidade do ângulo destacados na cor vermelha pela métrica de Análise do Ângulo, bordas encontradas corretamente na cor verde e o chanfro vazio representado pela cor azul.

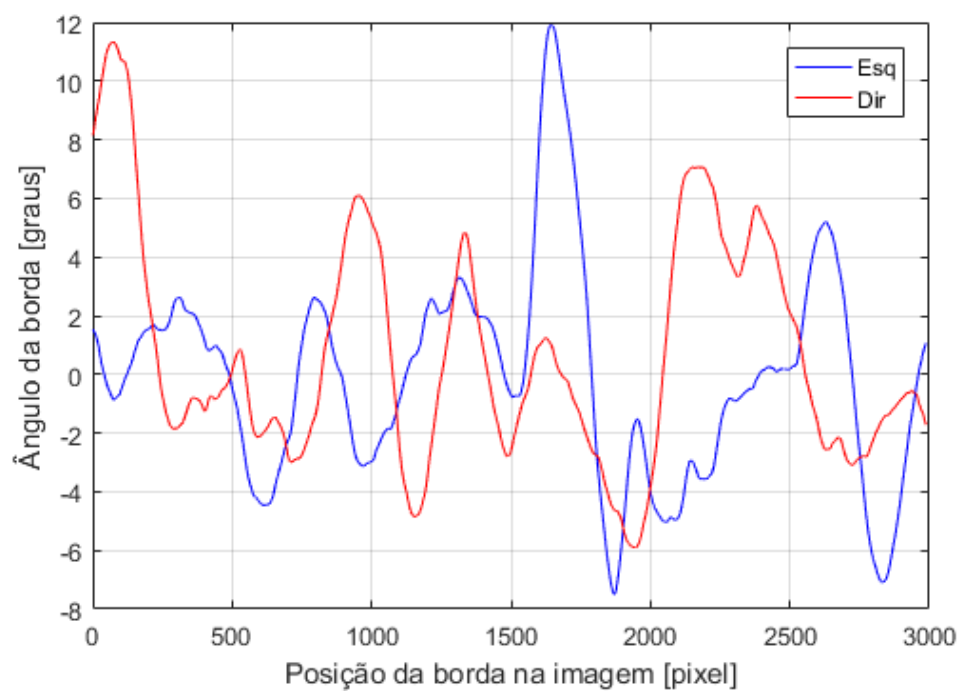


Figura 25: Gráfico da borda esquerda e direita do cordão de solda com a métrica de Análise do Ângulo entre chanfro e borda aplicada.

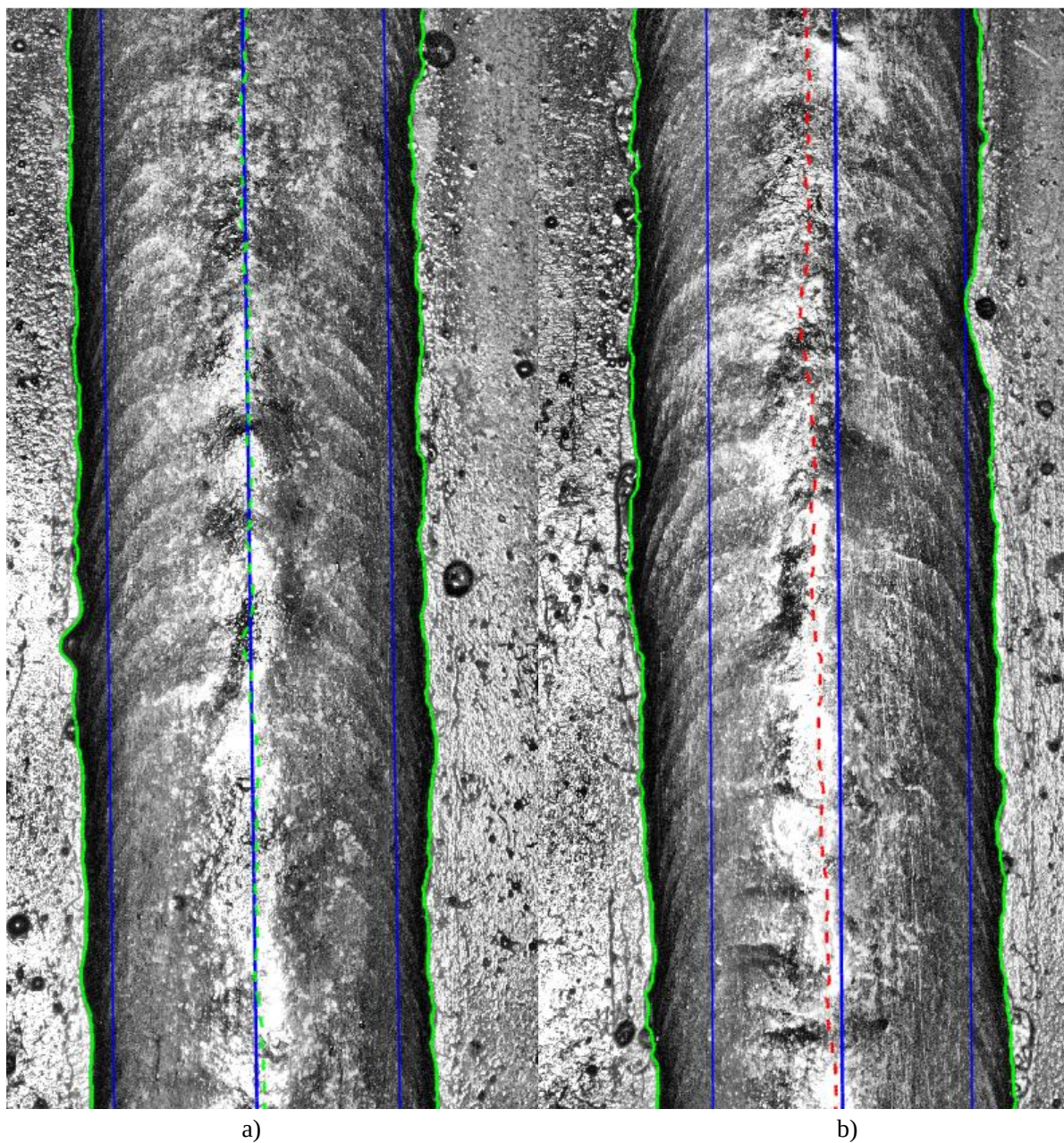


Figura 26: a) Imagem do cordão de solda preenchido sem desalinhamento horizontal
b) Imagem do cordão de solda preenchido com desalinhamento horizontal. As linhas na cor azul do lado esquerdo e direito representam o chanfro vazio e a linha central azul representa o centro do chanfro vazio. A linha pontilhada na cor verde representa que o cordão está corretamente alinhado com o chanfro e a linha pontilhada na cor vermelha representa que o cordão está desalinhado.

6.3 Identificação de Texturas

Nesta seção os resultados do método de identificação de texturas são apresentados. Através da matriz de confusão consegue-se analisar a precisão do classificador, o total de amostras por classe, entre outros fatores que podem ser visualizados na Figura 27.

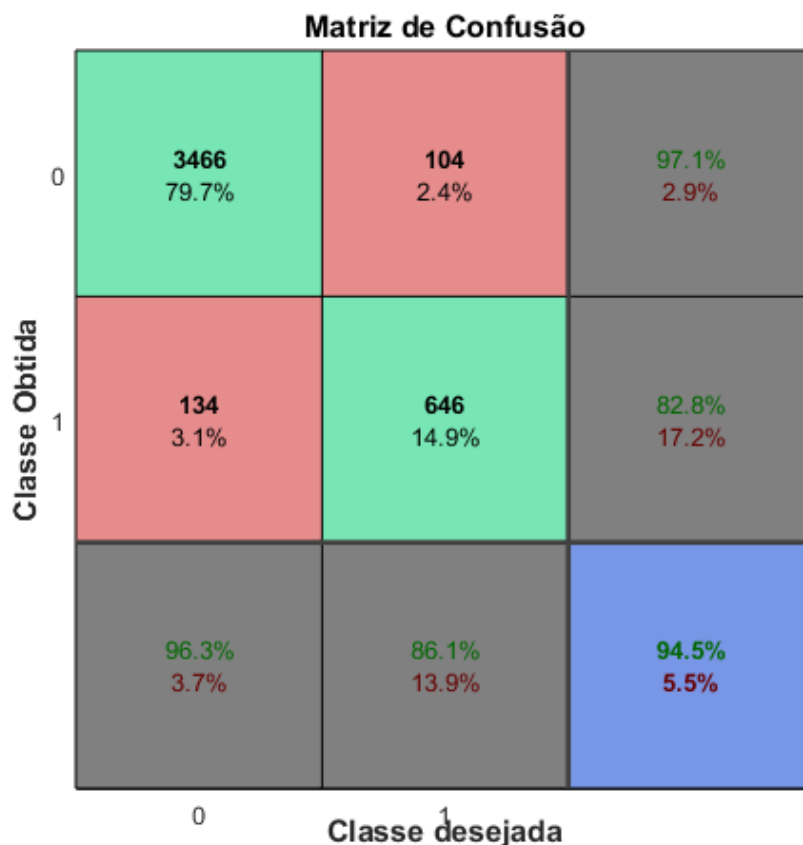


Figura 27: Matriz de confusão da classificação de amostras de texturas de cordões de solda.

A diagonal da matriz destacada em verde mostra primeiramente que o SVM classificou 79,7% das amostras como pertencentes a classe 0 (textura boa), sendo 3466 de um total de 4112 amostras. Em seguida destaca-se que 14,9% foram detectadas como classe 1 (textura irregular), sendo 646 amostras de 4112. O classificador atingiu 94,5% de precisão.

É possível também extrair outras informações, como por exemplo, são obtidas 3600 amostras de cordões de classe 0, destas 134 são classificadas como classe 1 representando 3,1% do total de amostras de classe 0. As amostras de classe 1 somam 750, destas 104 são detectadas como classe 0, representando 2,4% do total de amostras da classe 1.

Além disso, pode-se analisar visualmente as imagens testadas, onde é realizada uma marcação na região da imagem ao encontrar alguma irregularidade na textura, como pode-se visualizar na Figura 28. A imagem da esquerda demonstra que o método não detectou nenhuma anomalia na textura da mesma, sendo assim, as amostras da imagem foram

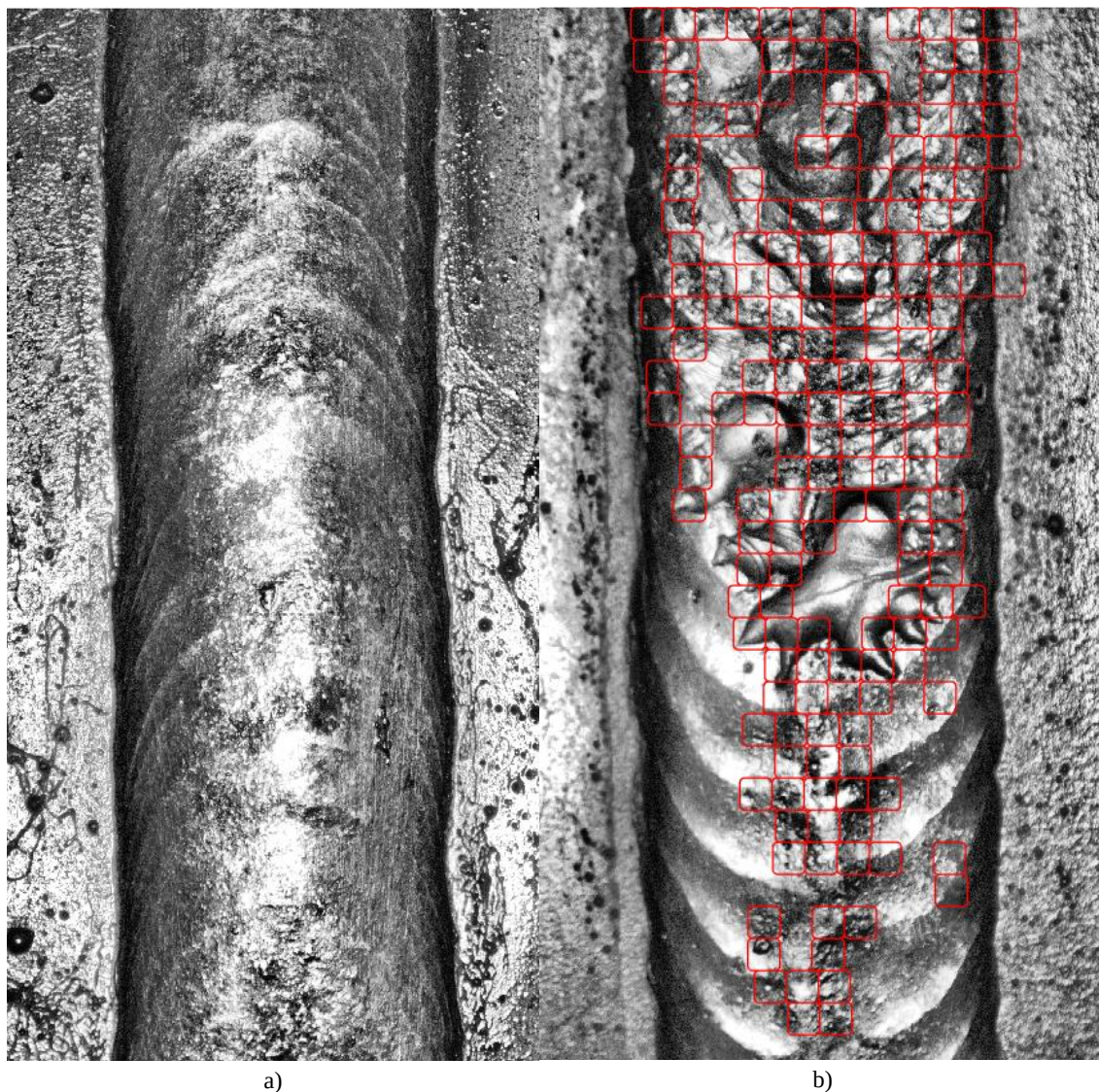


Figura 28: a) Imagem verificada pelo método de identificação de textura detectando a imagem pertencente a classe 0. b) Imagem verificada pelo método de identificação de textura detectando a imagem pertencente a classe 1.

classificadas como pertencentes a classe 0, já na imagem da direita, o método detectou regiões como pertencentes a classe 1, regiões onde há anomalias na textura do cordão. Tais regiões foram marcadas e estão destacadas em vermelho.

6.4 Avaliação dos Resultados

Os testes finais foram realizados em ambiente não controlado, ou seja, foi somente garantido o mínimo de iluminação exigido pela norma, 500 lux, como já citado anteriormente. Ainda assim, o método de identificação das bordas mostrou-se eficiente, visto que o maior erro médio absoluto encontrado foi de 0,7987 mm em relação a borda anotada manualmente e o menor de 0,0374 mm. Pode-se verificar os resultados para o erro médio absoluto máximo e mínimo na Tabela 5 e nas imagens apresentadas na Figura 29. Também

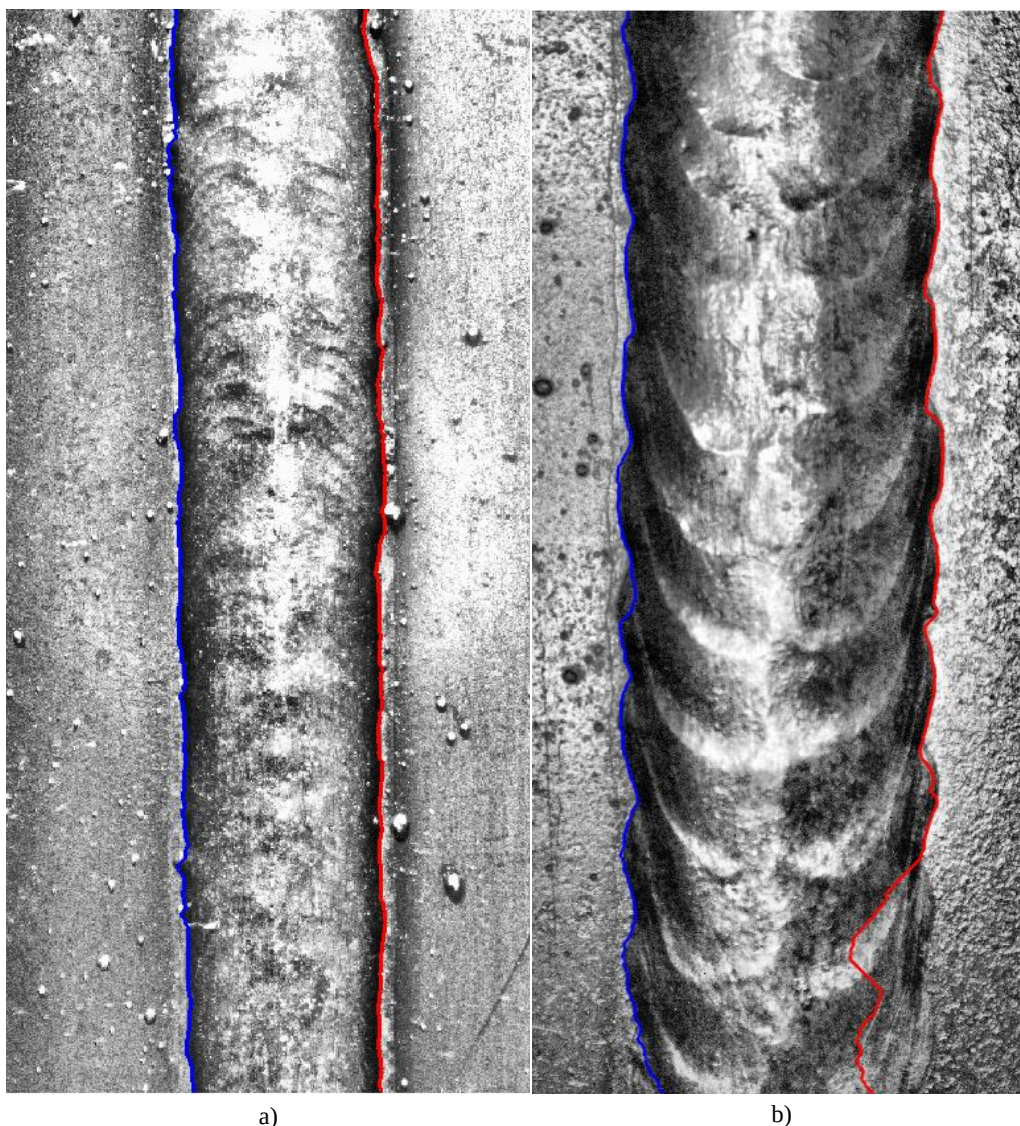


Figura 29: a) Imagem com as bordas destacadas pelo método proposto representando o menor erro absoluto encontrado de 0,0374 mm na borda direita. b) Imagem com as bordas destacadas pelo método proposto representando o maior erro absoluto encontrado de 0,7987 mm na borda direita.

pode-se observar que o desvio padrão máximo foi de 1,1761 mm, o que demonstra a pequena variação da detecção da borda em torno da média. Como pode-se ser visto na Tabela 7, o erro máximo absoluto entre um pixel da borda detectada pelo método e a borda anotada foi de 4,3043 mm, a Figura 30 também ilustra a borda onde o erro máximo absoluto foi encontrado.

Outro aspecto importante é a robustez do método, pois o mesmo foi submetido a diferentes taxas de exposição, causando refletância no cordão de solda. Mesmo assim, o método foi capaz de identificar as bordas corretamente como pode-se analisar na Figura 20.

Em relação as métricas desenvolvidas, as que analisam desalinhamento angular e hori-

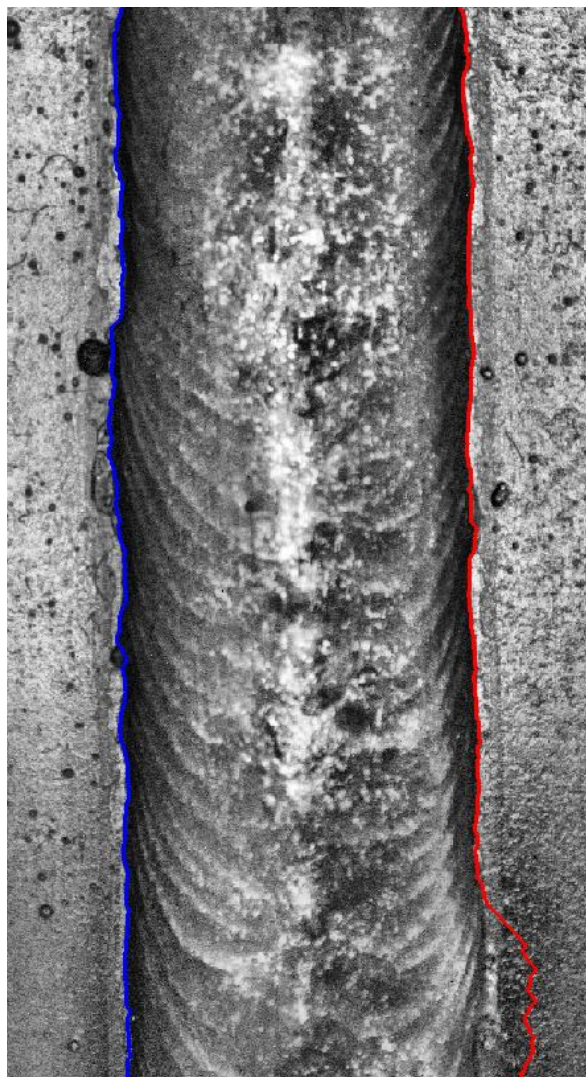


Figura 30: Imagem demonstrando o erro máximo obtido pelo método de detecção das bordas de 4,3043 mm, representado pela borda direita.

zontal, foram destacadas pelos especialistas de soldagem. Cabe destacar que as inspeções visuais tradicionais são realizadas apenas na superfície do cordão. A vantagem no uso deste sistema é a possibilidade de se utilizar dados de referência extraídos antes da soldagem propriamente dita, o que permite verificações mais detalhadas, como é o caso da análise de desalinhamento, o que não é possível em métodos mais tradicionais e não destrutivos.

Outras métricas implementadas permitem verificar a continuidade na largura do cordão de solda realizado. As oscilações na largura podem indicar variações no arco elétrico e por consequência instabilidade no processo. Este fato não necessariamente produz descontinuidades, porém, processos operando de forma instável indicam há existência de problemas, o que permite assinalar ao operador que os parâmetros do processo devam ser revistos.

Por fim, a identificação de texturas diferentes no cordão de solda mostrou-se eficiente com 94,5% de precisão. A técnica pode ser utilizada pelo inspetor de solda para auxiliar

na identificação de que algo estava incorreto no processo, como falta de gás de proteção ou vazão incorreta, irregularidades na deposição do material causados pelo movimento de tecimento, porosidade superficial, entre outros.

7 CONCLUSÃO

Os ganhos com a automatização do processo de soldagem na indústria são inúmeros, visto que é um trabalho insalubre para o operador que está em contato direto com faíscas, fumaças e eletricidade. Sendo assim, é cada vez mais comum a utilização de robôs nesse tipo de tarefa, garantindo a repetibilidade do processo, com ganhos de produtividade e redução na intervenção humana.

Através de um sistema de visão computacional acoplado ao robô de solda linear, este trabalho propôs um método para a identificação das bordas nas imagens dos cordões de solda, apresentado na Seção 4.2, para que posteriormente as imagens sejam submetidas as métricas de avaliação propostas no Capítulo 5. O sistema ainda dispõe de um método de identificação de textura, descrito na Seção 4.3, que possibilita distinguir um cordão que contém irregularidades na textura de um cordão que não possui nenhuma alteração.

Sendo assim, como visto anteriormente, foram testados 32 imagens de chanfros submetidos a diversas situações, como: falta ou excesso de deposição de material, oscilação na largura do cordão e desalinhamento do chanfro. De acordo com os especialistas de soldagem consultados, as métricas propostas se mostraram eficientes na identificação e no realce das regiões com possíveis descontinuidades.

Da mesma forma, o classificador de textura mostrou-se eficiente na identificação de diversos padrões de deposição do material. Tais padrões puderam ser diretamente relacionados com a qualidade do processo de soldagem executado.

Assim, considera-se que os objetivos propostos neste trabalho foram alcançados. Posteriormente, etapas futuras serão executadas como:

- Implementar o método de identificação das bordas no modelo multi-passe. O método multi-passe consiste em avaliar a solda em cada passe de preenchimento do chanfro, visto que o chanfro utilizado neste trabalho necessita de quatro passes para o preenchimento completo, podendo assim averiguar problemas internos que acontecem entre os passes;
- Estudo e desenvolvimento de novas técnicas de inspeção visual e sua realização multi-passe;

7.1 Publicações relevantes

Ao longo deste trabalho foi possível desenvolver quatro publicações em conferências da área:

SOARES, L. B.; Weis, A.A.; GUTERRES, B.; RODRIGUES, R. N.; BOTELHO, S. S. Computer Vision System for Weld Bead Geometric Analysis. ACM/SIGAPP Symposium On Applied Computing, 2018, Pau, França. CIVIA - Computational Intelligence and Video Image Analysis, 2018. Qualis: A1.

SOARES, L. B.; Weis, A.A.; GUTERRES, B.; RODRIGUES, R. N.; BOTELHO, S. S. Computer Vision System for Weld Bead Analysis. International Conference on Computer Vision Theory and Applications, 2018, Ilha da Madeira. IMAGE AND VIDEO ANALYSIS, 2018. Qualis: B1

SOARES, L. B.; Weis, A. A.; Rodrigues, R. N.; Drews-Jr., P. L. J.; Guterres, B.; Botelho, S. S. C.; Duarte Filho, N. L. “Seam Tracking and Welding Bead Geometry Analysis for Autonomous Welding Robot.” XIV Latin American Robotics Symposium and V Brazilian Robotics Symposium (LARS/SBR), 2017. Qualis B3.

SOARES, L. B.; Weis, A.A.; GUTERRES, B.; RODRIGUES, R. N.; BOTELHO, S. S. SISTEMA DE VISÃO COMPUTACIONAL PARA ANÁLISE GEOMÉTRICA DE CORDÕES DE SOLDA. Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente SBAI, 2017, Porto Alegre. Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente SBAI, 2017. Qualis: B4

REFERÊNCIAS

(2014). Guia end de inspeções. <http://www.abendi.org.br/abendi/>.

Andreucci, R. (2013). Aspectos industriais: Proteção radiológica. *Associação Brasileira de Ensaio Não Destrutivos (ABENDI)*.

ASW (2000). Welding inspection handbook, 3^aed, “. *Structural Welding Code—Steel*.

AWS, D. (2004). 1/d1. 1m: 2004 an american national standard, “. *Structural Welding Code—Steel*.

Barbedo, N. D. D., Corrêa, E., and Castro, C. (2011). Avaliação comparativa dos processos de soldagem gmaw e fcaw utilizando aço astm a-36 para verificar a soldabilidade, propriedades metalúrgicas e geométricas, e resistência mecânica. In *XXXVII Congresso Nacional de Soldagem, Natal, Brasil*.

Bayer, B. (1976). Color imaging array. US Patent 3,971,065.

Broberg, P. (2013). Surface crack detection in welds using thermography. *NDT & E International*, 57:69–73.

Broering, C. E. (2005). Desenvolvimento de sistemas para automação da soldagem e corte térmico.

BugO (2017). Systems, bug-o modular drive systems datasheet. <http://bugo.com/products/item/33-modular-drive-system>.

Burges, C. J. (1998). A tutorial on support vector machines for pattern recognition. *Data mining and knowledge discovery*, 2(2):121–167.

Canny, J. (1986). A computational approach to edge detection. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, (6):679–698.

Carvalho, R. S. (2009). Robô cnc para a automação da soldagem mig/mag em posições e situações de extrema dificuldade.

Chu, H.-H., Wang, Z.-Y., and Luo, X. (2016). Quality inspection algorithm based on machine vision for tube-sheet welding. In *Advanced Robotics and its Social Impacts (ARSO), 2016 IEEE Workshop on*, pages 279–283. IEEE.

Cook, G., Barnett, R., Andersen, K., Springfield, J., and Strauss, A. (1995). Automated visual inspection and interpretation system for weld quality evaluation. *Industry Applications Conference, 1995. Thirtieth IAS Annual Meeting, IAS'95., Conference Record of the 1995 IEEE*, 2:1809–1816.

Felisberto, M. K. (2010). Técnicas automáticas para detecção de cordões de solda e defeitos de soldagem em imagens radiográficas industriais.

Felisberto, M. K., Lopes, H. S., Centeno, T. M., and De Arruda, L. V. R. (2006). An object detection and recognition system for weld bead extraction from digital radiographs. *Computer Vision and Image Understanding*, 102(3):238–249.

Fronthaler, H., Croonen, G., Biber, J., Heber, M., and Rúther, M. (2013). An online quality assessment framework for automated welding processes. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 68(5-8):1655–1664.

Hou, X. and Liu, H. (2012). Welding image edge detection and identification research based on canny operator. In *Computer Science & Service System (CSSS), 2012 International Conference on*, pages 250–253. IEEE.

Jia, H., Murphey, Y. L., Shi, J., and Chang, T.-S. (2004). An intelligent real-time vision system for surface defect detection. In *Pattern Recognition, 2004. ICPR 2004. Proceedings of the 17th International Conference on*, volume 3, pages 239–242. IEEE.

Kumar, G. S., Natarajan, U., and Ananthan, S. (2012). Vision inspection system for the identification and classification of defects in mig welding joints. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 61(9-12):923–933.

Kumar, G. S., Natarajan, U., Veerarajan, T., and Ananthan, S. (2014). Quality level assessment for imperfections in gmaw. *Welding Journal*, 93(3):85–97.

Li, Y., Li, Y. F., Wang, Q. L., Xu, D., and Tan, M. (2010). Measurement and defect detection of the weld bead based on online vision inspection. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 59(7):1841–1849.

Li, Y., Wang, Q. L., Li, Y. F., Xu, D., and Tan, M. (2008). On-line visual measurement and inspection of weld bead using structured light. In *Instrumentation and Measurement Technology Conference Proceedings, 2008. IMTC 2008. IEEE*, pages 2038–2043. IEEE.

Liao, G. and Xi, J. (2009). Image processing technology for pipe weld visual inspection. In *Information Engineering, 2009. ICIE'09. WASE International Conference on*, volume 1, pages 173–176. IEEE.

Lim, T., Ratnam, M., and Khalid, M. (2007). Automatic classification of weld defects using simulated data and an mlp neural network. *Insight-Non-Destructive Testing and Condition Monitoring*, 49(3):154–159.

Lima, E., Castro, C. A. C., Bracarense, A. Q., and Campo, M. (2005). Determinação da relação entre parâmetros de soldagem, largura da poça e aspecto do cordão de solda utilizando câmera de alta velocidade. *soldagem Inspection-Out/Dez*, pages 182–189.

Machado, E. (2015). Influência dos ventos sobre a qualidade das soldas realizadas em estaleiros pelo processo arame tubular.

Mahmoudi, S. and Chouinard, L. (2016). Seismic fragility assessment of highway bridges using support vector machines. *Bulletin of Earthquake Engineering*, 14(6):1571–1587.

Messler Jr, R. W. (2008). *Principles of welding: processes, physics, chemistry, and metallurgy*. John Wiley & Sons.

Modenesi, P. J. and Marques, P. V. (2000). Soldagem i introdução aos processos de soldagem. *Belo Horizonte*.

Modenesi, P. J., Marques, P. V., and Santos, D. B. (2012). Introdução à metalurgia da soldagem. *Belo Horizonte: UFMG*.

Molina, L., Carvalho, E. A., Freire, E. O., Montalvão-Filho, J. R., and Chagas, F. d. A. (2008). A robotic vision system using a modified hough transform to perform weld line detection on storage tanks. In *Robotic Symposium, 2008. LARS'08. IEEE Latin American*, pages 45–50. IEEE.

Muhammad, J., Altun, H., and Abo-Serie, E. (2016). Welding seam profiling techniques based on active vision sensing for intelligent robotic welding. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, pages 1–19.

Nacereddine, N., Hamami, L., and Oucief, N. (2005). Non-parametric histogram-based thresholding methods for weld defect detection in radiography. *World Acad. Sci. Eng. Technol*, 9:213–217.

Nacereddine, N. and Tridi, M. (2005). Computer-aided shape analysis and classification of weld defects in industrial radiography based invariant attributes and neural networks. In *Image and Signal Processing and Analysis, 2005. ISPA 2005. Proceedings of the 4th International Symposium on*, pages 88–93. IEEE.

- Nguyen, H.-C. and Lee, B.-R. (2014). Laser-vision-based quality inspection system for small-bead laser welding. *International journal of precision engineering and manufacturing*, 15(3):415–423.
- Ong, T., Samad, Z., and Ratnam, M. (2008). Solder joint inspection with multi-angle imaging and an artificial neural network. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 38(5):455–462.
- ou, Y. and yueping, L. (2015). Quality evaluation and automatic classification in resistance spot welding by analyzing the weld image on metal bands by computer vision. *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, 8(5):301–314.
- Pearson, K. (1901). Liii. on lines and planes of closest fit to systems of points in space. *The London, Edinburgh, and Dublin Philosophical Magazine and Journal of Science*, 2(11):559–572.
- Prewitt, J. M. (1970). Object enhancement and extraction. *Picture processing and Psychopictorics*, 10(1):15–19.
- Roberts, L. G. (1963). *Machine perception of three-dimensional soups*. PhD thesis, Massachusetts Institute of Technology.
- Rodríguez-Martín, M., Lagüela, S., González-Aguilera, D., and Martinez, J. (2015a). Prediction of depth model for cracks in steel using infrared thermography. *Infrared Physics & Technology*, 71:492–500.
- Rodríguez-Martín, M., Lagüela, S., González-Aguilera, D., and Rodríguez-Gonzálvez, P. (2015b). Procedure for quality inspection of welds based on macro-photogrammetric three-dimensional reconstruction. *Optics & Laser Technology*, 73:54–62.
- Ruisz, J., Biber, J., and Loipetsberger, M. (2007). Quality evaluation in resistance spot welding by analysing the weld fingerprint on metal bands by computer vision. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 33(9-10):952–960.
- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., and Williams, R. J. (1988). Learning representations by back-propagating errors. *Cognitive modeling*, 5(3):1.
- Schreiber, D., Cambrini, L., Biber, J., and Sardy, B. (2009). Online visual quality inspection for weld seams. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 42(5-6):497–504.
- Shafeek, H., Gadelmawla, E., Abdel-Shafy, A., and Elewa, I. (2004a). Assessment of welding defects for gas pipeline radiographs using computer vision. *NDT & e International*, 37(4):291–299.

Shafeek, H., Gadelmawla, E., Abdel-Shafy, A., and Elewa, I. (2004b). Automatic inspection of gas pipeline welding defects using an expert vision system. *NDT & E International*, 37(4):301–307.

Sobel, I. and Feldman, G. (1968). A 3x3 isotropic gradient operator for image processing. *a talk at the Stanford Artificial Project in*, pages 271–272.

Steffens, C. R., Leonardo, B. Q., d. S. Filho, S. C., Hütner, V., d. Rosa, V. S., and d. C. Botelho, S. S. (2016). Welding groove mapping – implementation and evaluation of image processing algorithms on shiny surfaces. In *VISAPP 2016 11th Joint Conference on Computer Vision, Imaging and Computer Graphics Theory and Applications*, volume 3, pages 265–272.

Sun, Y., Bai, P., Sun, H.-y., and Zhou, P. (2005). Real-time automatic detection of weld defects in steel pipe. *NDT & E International*, 38(7):522–528.

Sundaram, M., Jose, J. P., and Jaffino, G. (2014). Welding defects extraction for radiographic images using c-means segmentation method. In *Communication and Network Technologies (ICCNT), 2014 International Conference on*, pages 79–83. IEEE.

Wang, G. and Liao, T. W. (2002). Automatic identification of different types of welding defects in radiographic images. *Ndt & E International*, 35(8):519–528.

Wang, Y., Sun, Y., Lv, P., and Wang, H. (2008). Detection of line weld defects based on multiple thresholds and support vector machine. *NDT & E International*, 41(7):517–524.

Xiao, Z. (2011). Research on a triline laser vision sensor for seam tracking in welding. In *Robotic Welding, Intelligence and Automation*, pages 139–144. Springer.

Zhang, H., Hou, Y., Zhang, J., Qi, X., and Wang, F. (2015). A new method for nondestructive quality evaluation of the resistance spot welding based on the radar chart method and the decision tree classifier. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 78(5-8):841–851.