

CENTRO UNIVERSITÁRIO DA FEI

WAGNER THEODORO PINTO

**ESTUDO DE TÉCNICAS DE CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS PARA CONTROLE  
DE QUALIDADE NA PRODUÇÃO DE AMORTECEDORES VEICULARES**

São Bernardo do Campo

2015

WAGNER THEODORO PINTO

**ESTUDO DE TÉCNICAS DE CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS PARA CONTROLE  
DE QUALIDADE NA PRODUÇÃO DE AMORTECEDORES VEICULARES**

Dissertação de mestrado apresentada ao Centro  
Universitário da FEI como parte dos requisitos  
necessários para obtenção do título de Mestre em  
Engenharia Elétrica, orientado pelo Prof. Dr.  
Reinaldo A. C. Bianchi.

São Bernardo do Campo

2015

Theodoro Pinto, Wagner .

Estudo de técnicas de classificação de imagens para controle de qualidade na produção de amortecedores veiculares / Wagner Theodoro Pinto. São Bernardo do Campo, 2015.

107 p. : il.

Dissertação - Centro Universitário FEI.

Orientador: Prof. Dr. Reinaldo A.C. Bianchi.

1. Inspeção automática. 2. Processos de solda. 3. Amortecedores veiculares. I. A.C. Bianchi, Reinaldo, orient. II. Título.

Elaborada pelo sistema de geração automática de ficha catalográfica da FEI com os dados fornecidos pelo(a) autor(a).



CENTRO UNIVERSITÁRIO DA FEI

# APRESENTAÇÃO DE DISSERTAÇÃO ATA DA BANCA EXAMINADORA

Programa de Pós-Graduação Stricto Sensu em Engenharia Elétrica

Mestrado

PGE-10

**Aluno:** Wagner Theodoro Pinto

**Matrícula:** 112103-7

**Título do Trabalho:** Estudo de técnicas de classificação de imagens para controle de qualidade na produção de amortecedores veiculares.

**Área de Concentração:** Inteligência Artificial Aplicada à Automação

**Orientador:** Prof. Dr. Reinaldo Augusto da Costa Bianchi

**Data da realização da defesa:** 26/11/2015

**ORIGINAL ASSINADA**

### Avaliação da Banca Examinadora:

---

---

---

---

---

São Bernardo do Campo,    /    /    .

### MEMBROS DA BANCA EXAMINADORA

**Prof. Dr. Reinaldo Augusto da Costa Bianchi**      Ass.: \_\_\_\_\_

**Prof. Dr. Flavio Tonidandel**      Ass.: \_\_\_\_\_

**Prof. Dr. Alexandre da Silva Simões**      Ass.: \_\_\_\_\_

A Banca Julgadora acima-assinada atribuiu ao aluno o seguinte resultado:

APROVADO

REPROVADO

### VERSÃO FINAL DA DISSERTAÇÃO

**APROVO A VERSÃO FINAL DA DISSERTAÇÃO EM QUE  
FORAM INCLUÍDAS AS RECOMENDAÇÕES DA BANCA  
EXAMINADORA**

Aprovação do Coordenador do Programa de Pós-graduação

\_\_\_\_\_  
Prof. Dr. Carlos Eduardo Thomaz

## AGRADECIMENTOS

Ao meu orientador, Prof. Dr. Reinaldo A. C. Bianchi, por acreditar no meu trabalho, pelo grande apoio, por todos os ensinamentos e pela ajuda nas metas e objetivos necessários para o desenvolvimento deste trabalho.

Aos colegas de sala aula, por todos os compartilhamentos de conhecimentos, todas as opiniões e todos os momentos de descontração.

Aos familiares que sempre me incentivaram e em especial a minha esposa, que deu todo apoio, motivação e suporte necessários para que pudesse transpor as barreiras que se apresentaram ao longo deste trabalho.

Ao Centro Universitário FEI, por toda infraestrutura e disponibilidade de recursos essenciais no desenvolvimento deste trabalho.

## **RESUMO**

Técnicas de visão computacional já são tradicionalmente aplicadas em inspeções para controle de qualidade em processos industriais, existindo diversos métodos já consolidados para reconhecer defeitos em componentes. Porém, uma das principais dificuldades nestes processos está exatamente na padronização do posicionamento destes componentes em relação a uma câmera fixa. Esta condição limita ou dificulta bastante a aplicação de visão computacional em linhas de produção em série, onde os componentes estão em movimento e posicionados de forma não padronizada. O objetivo deste trabalho é testar e comparar três sistemas diferentes que utilizam técnicas de visão computacional para detecção e classificação de imagens de amortecedores, classificando automaticamente as peças com ausência da solda de fechamento. Dois destes sistemas foram desenvolvidos e testados no ambiente industrial, usados na entrada da linha de produção, buscando eliminar a necessidade de inspeção humana. Os resultados mostram que é possível a utilização de visão computacional para realizar com sucesso estas inspeções.

Palavras chave: Inspeção automática. Processos de solda. Amortecedores veiculares.

## **ABSTRACT**

Computer vision techniques have traditionally been applied in inspections for quality control in industrial processes. There are several methods already established to recognize defects in components. However, a major difficulty in these cases is exactly the standardization of the components positioning in relation to a fixed camera. This condition represents a problem to apply computer vision in serial production lines where components are in motion and in a non-standardized position. The objective of this study is to test and compare three different systems using computer vision techniques to detect and classify shock absorbers welded and no welded, automatically sorting the no welded parts. Two of these systems were developed and tested in a production line, in an attempt to eliminate human inspection. The result shows that it is possible to use computer vision to successfully carry out these inspections.

**Keywords:** Automatic inspection. Welding process. Shock absorbers.

## SUMÁRIO

|              |   |    |
|--------------|---|----|
| <b>1</b>     | <b>INTRODUÇÃO</b> .....   | 8  |
| 1.1          | AMORTECEDOR VEICULAR.....   | 8  |
| 1.2          | PROCESSO DE SOLDAGEM.....   | 8  |
| 1.3          | MOTIVAÇÃO.....  | 11 |
| 1.4          | OBJETIVO.....   | 12 |
| 1.5          | PORQUE UTILIZAR VISÃO COMPUTACIONAL.....  | 12 |
| 1.6          | OS TRÊS SISTEMAS ESTUDADOS.....   | 13 |
| <b>2</b>     | <b>FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA</b> .....  | 14 |
| 2.1          | VISÃO COMPUTACIONAL E PROCESSAMENTO DE IMAGENS.....                             | 14 |
| <b>2.1.1</b> | <b>Definições</b> .....   | 14 |
| 2.2          | SEGMENTAÇÃO DE IMAGENS E TÉCNICAS DE DETECÇÃO DE BORDAS...                      | 15 |
| <b>2.2.1</b> | <b>Segmentação de imagens</b> .....   | 15 |
| <b>2.2.2</b> | <b>Detecção de descontinuidades</b> .....                                       | 16 |
| <b>2.2.3</b> | <b>Influencia da iluminação na segmentação</b> .....                            | 17 |
| 2.3          | REDES NEURAIS ARTIFICIAIS.....  | 20 |
| <b>2.3.1</b> | <b>Redes neurais artificiais de uma única camada (Perceptron)</b> .....         | 22 |
| <b>2.3.2</b> | <b>Redes neurais artificiais de múltiplas camadas</b> .....                     | 25 |
| <b>2.3.3</b> | <b>Algoritmo de retro propagação para RNA de múltipla camada</b> .....          | 26 |
| <b>3</b>     | <b>REVISÃO BIBLIOGRÁFICA</b> .....  | 28 |
| 3.1          | INTRODUÇÃO.....   | 28 |
| 3.2          | ARTIGOS E PUBLICAÇÕES.....  | 29 |
| <b>4</b>     | <b>PROPOSTA</b> .....   | 51 |
| 4.1          | PRIMEIRO SISTEMA DE VISÃO.....  | 51 |
| 4.2          | SEGUNDO SISTEMA DE VISÃO.....   | 57 |
| 4.3          | TERCEIRO SISTEMA DE VISÃO.....  | 62 |
| <b>5</b>     | <b>EXPERIMENTOS E RESULTADOS</b> .....  | 68 |
| 5.1          | INTRODUÇÃO.....   | 68 |
| 5.2          | RESULTADOS DOS EXPERIMENTOS REALIZADOS COM O PRIMEIRO SISTEMA DESENVOLVIDO..... | 68 |
| 5.3          | RESULTADOS DOS EXPERIMENTOS REALIZADOS COM O SEGUNDO SISTEMA DESENVOLVIDO.....  | 72 |

|     |   |    |
|-----|---|----|
| 5.4 | RESULTADOS DOS EXPERIMENTOS REALIZADOS COM O TERCEIRO SISTEMA DESENVOLVIDO..... | 75 |
| 6   | CONCLUSÕES.....   | 81 |
|     | REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....  | 84 |
|     | APÊNDICE A – Algoritmos do MATLAB.....  | 87 |
|     | APÊNDICE B – Artigo publicado.....  | 94 |

## **1 INTRODUÇÃO**

Este capítulo descreve resumidamente algumas etapas do processo de fabricação dos amortecedores veiculares e apresenta o problema de ausência de solda que foi objeto dos estudos para utilização de técnicas de visão computacional.

### **1.1 Amortecedor veicular**

O amortecedor veicular sobre o qual foi aplicado este trabalho é um componente similar a um pistão hidráulico de corpo metálico que faz parte da suspensão dos veículos automotivos. Ele é responsável pelo efeito de amortecimento das oscilações que ocorrem em um automóvel quando este trafega por terrenos que possuem ondulações ou pequenas depressões. Também é um dos componentes responsáveis pela estabilidade do veículo quando este passa por curvas ou quando ocorrem variações bruscas de velocidade. Vale ainda ressaltar que existem outros tipos de amortecedores veiculares que não são citados neste trabalho, como por exemplo, amortecedores de portas e amortecedores de direção.

É importante esclarecer que o processo completo de fabricação deste amortecedor não é descrito e nem detalhado ao longo deste trabalho, pois os estudos foram realizados em apenas uma das etapas da montagem deste componente, que pode ser entendida como etapa de soldagem de fechamento. Esta etapa é realizada por um processo denominado solda elétrica por resistência e é uma das últimas etapas do processo de produção, quando o amortecedor já está completamente montado com todos os componentes internos e já foram efetuados todos os testes de força. A solda de fechamento é uma operação que antecede apenas a pintura final do componente.

### **1.2 Processo de soldagem**

Conforme se pode observar na figura 1, um pedaço de tubo metálico com cerca de 400 mm de comprimento, 50 mm de diâmetro e com uma das extremidades fechadas, forma o corpo do amortecedor, após a fixação de alguns suportes metálicos na parte externa e da inserção de diversos componentes internos, incluindo a haste principal, é então colocada na outra extremidade do tubo, uma tampa metálica de fechamento denominada “copo do selo”. O copo do selo é posicionado inicialmente na extremidade aberta do tubo e uma prensa hidráulica completa o movimento de fixação sob pressão.

Após esta etapa, o amortecedor já está montado e é enviado para os dinamômetros que simularão movimentos de abertura e fechamento submetendo-o aos testes de força que farão a calibração do efeito de amortecimento. Após esta etapa, o amortecedor é direcionado para uma máquina de solda elétrica que fará a soldagem de fechamento, a solda é realizada por um processo elétrico em que uma alta corrente elétrica circula pelo corpo do amortecedor provocando o aquecimento e conseqüentemente a fusão entre os materiais do copo do selo e do tubo, finalizando o processo de montagem.

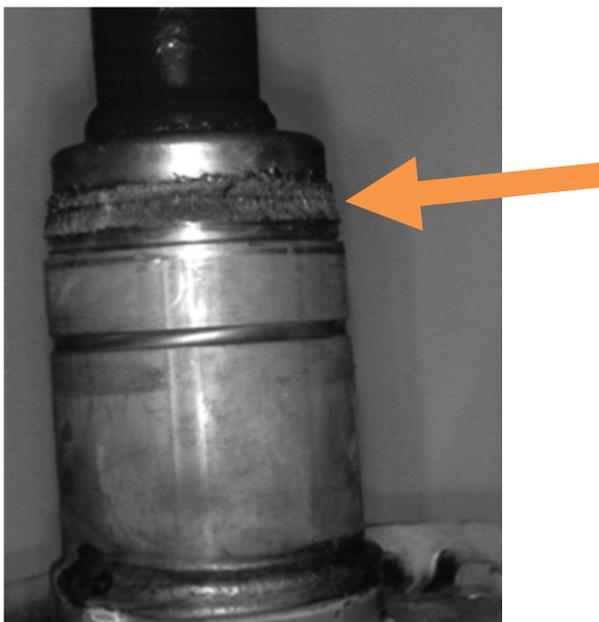
Figura 1 – Foto de exemplos de amortecedores veiculares.



Fonte – <[www.amortecedortamura.com.br](http://www.amortecedortamura.com.br)>. Acesso em: 05 Dezembro. 2015

Como esta região serve de cobertura para um selo de borracha que funciona como uma vedação para o óleo interno do amortecedor, a temperatura neste ponto não pode ultrapassar um limite máximo que comprometa a integridade do selo, desta forma a solda é feita com pontos intermitentes e com água para resfriamento constante, proporcionando uma espécie de costura ao longo de toda a superfície que une os dois componentes. Devido a este processo intermitente de soldagem, toda a região soldada é caracterizada por uma superfície escamada com aspecto “recartilhado” e de coloração escurecida conforme pode ser visto na figura 2. A característica visual da solda será importante na viabilização da nossa proposta de utilização de visão computacional para identificação e classificação de imagens para o controle da existência da solda.

Figura 2 – Foto de um amortecedor veicular destacando a solda de fechamento superior.

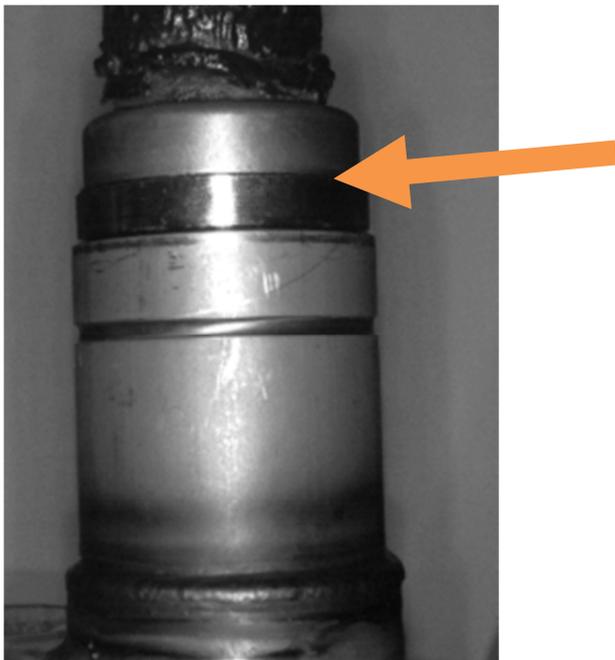


Fonte - Autor

Existem diferentes tipos de defeitos na solda que podem afetar a qualidade do amortecedor, como por exemplo: falta de aderência entre as superfícies soldadas que podem comprometer a resistência física, porosidades na solda que podem permitir vazamentos, rachaduras ao longo da superfície soldada, falhas intermitentes e ausência de solda ao longo da junção entre os componentes. Para cada tipo de defeito possível, existem técnicas de detecção e controle específicos que são utilizados e aplicados ao longo de um processo de fabricação, os estudos desenvolvidos neste trabalho se concentram apenas no tipo de defeito que é a ausência completa de solda no ponto de fechamento. O defeito de ausência de solda é que é demonstrado na figura 3.

Como o amortecedor é fechado com o copo do selo sob pressão, mesmo quando o ponto de fixação ainda não está soldado, ele oferece uma resistência mecânica capaz de suportar todos os movimentos que serão realizados durante as etapas subsequentes, sem abrir o conjunto. Sendo assim, um amortecedor sem solda pode circular pela fábrica e inclusive passar pelo processo de pintura sem ser percebido. O problema é que esta resistência mecânica não será suficiente para suportar todos os esforços ao qual o mesmo será submetido ao longo da sua vida útil, na suspensão do veículo.

Figura 3 – Foto de um amortecedor veicular destacando a ausência da solda de fechamento.



Fonte – Autor

### 1.3 Motivação

A ausência da solda de fechamento do amortecedor pode levá-lo a se abrir durante os movimentos da suspensão, causando assim a perda do amortecimento e consequentemente da estabilidade do veículo, comprometendo seriamente as condições de dirigibilidade. O risco potencial de causar um acidente torna esta operação de soldagem uma característica crítica de segurança do componente e do veículo.

Apesar de ser possível e relativamente fácil detectar visualmente um amortecedor sem a solda de fechamento enquanto o mesmo ainda não foi pintado, existem registros de ocorrências em que amortecedores sem solda foram detectados apenas no ponto de montagem no cliente, evidenciando o risco real deste tipo de falha. Em virtude destas ocorrências, atualmente existem alguns postos de trabalho onde operadores efetuam uma inspeção visual no amortecedor, com o objetivo exclusivo de inspecionar 100% dos produtos e detectar os amortecedores sem solda antes que estes passem pelo processo de aplicação de tinta e depois de pintados.

A primeira inspeção é feita com os amortecedores posicionados sobre uma linha transportadora em movimento e a uma velocidade média de 6 metros por minuto.

Considerando a velocidade da linha e a distância entre os amortecedores, são inspecionadas em torno de 12 peças por minuto, 720 peças por hora e aproximadamente 5000 peças por turno de trabalho.

Para que seja possível realizar estas inspeções visuais com operadores é necessário realizar um revezamento entre postos de trabalho de forma que um mesmo operador não permaneça no posto de inspeção mais que 2 horas, porém ainda assim esta inspeção representa certo grau de risco, pois é totalmente dependente do ser humano e sujeita a falhas relacionadas à fadiga e à falta de concentração. Por esta razão, são também realizadas inspeções visuais no ponto de saída dos amortecedores para o cliente. Estas inspeções representam um alto custo agregado ao processo de fabricação e uma significativa diminuição na margem de lucratividade do produto.

#### **1.4 Objetivo**

O objetivo deste trabalho é testar e comparar três sistemas diferentes que utilizam técnicas de visão computacional para detecção e classificação de imagens de amortecedores, classificando automaticamente as peças com ausência da solda de fechamento, buscando eliminar a necessidade de inspeção humana.

#### **1.5 Porque utilizar visão computacional**

O problema que se deseja solucionar é a identificação da existência ou não de uma solda no ponto de fixação entre o tubo que forma o corpo do amortecedor e o copo de fechamento do selo. O ideal é que esta identificação ocorra na entrada da linha de pintura, mais especificamente com o amortecedor posicionado sobre uma linha transportadora em movimento e em um ponto onde não seja mais possível inserir ou retirar as peças da linha antes do processo de aplicação de tinta. Garantindo assim, que todos os amortecedores pintados estejam soldados ou ainda que nenhum amortecedor sem solda seja pintado.

A região soldada é caracterizada por uma superfície escamada e de coloração escurificada. Quando esta mesma região não está soldada ela tem uma coloração clara e superfície lisa, sendo assim, é facilmente identificada através de uma inspeção visual. Como as imagens são diferentes, nosso estudo busca desenvolver um sistema automático que fotografe a região e utilize técnicas de visão computacional para classificar estas imagens e

sinalizar quando estiverem sem solda, interrompendo a linha de produção sem a necessidade de uma inspeção humana, aumentando o grau de confiabilidade do processo e diminuindo o custo operacional.

### **1.6 Os três sistemas estudados**

Foram estudadas três maneiras diferentes. Na primeira, as fotos extraídas por uma câmera digital são analisadas através das variações dos tons de cinza, a região de interesse é localizada e analisada separadamente. As variações de tons de cinza que se mostram em maior quantidade na imagem soldada, são utilizadas para diferenciar amortecedores soldados e não soldados.

Na segunda maneira estudada, os amortecedores são fotografados e as regiões da solda também são analisadas separadamente, porém a forma de localização da região de interesse é executada através de uma comparação entre as imagens coletadas e uma imagem definida como padrão. A diferenciação entre as regiões soldadas e não soldadas é obtida por uma comparação de cores.

Na terceira maneira estudada, foi desenvolvida uma rede neural artificial onde imagens de regiões com solda e sem solda são utilizadas como base de treinamento para esta rede. Foi avaliada a capacidade de aprendizado e generalização da rede neural através dos resultados obtidos nos testes com imagens de amortecedores soldados e não soldados.

A seguir, esta dissertação tem a seguinte composição: no capítulo 2 teremos uma breve fundamentação teórica sobre alguns conceitos que são relevantes aos nossos estudos, no capítulo 3 fazemos uma revisão bibliográfica abordando publicações relacionadas ao controle e identificação de defeitos em soldas, no capítulo 4 descrevemos detalhadamente os três sistemas estudados, no capítulo 5 apresentamos os experimentos e resultados obtidos, finalmente no capítulo 6 apresentamos a conclusão dos estudos realizados.

## **2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA**

Neste capítulo são apresentados os conceitos de visão computacional e processamento de imagens digitais que foram importantes para aprimorar nossos conhecimentos, possibilitar um melhor entendimento sobre as variáveis que seriam relevantes para o funcionamento adequado dos sistemas automáticos propostos e para superar as dificuldades que se apresentaram durante o desenvolvimento dos estudos.

### **2.1 Visão computacional e processamento de imagens digitais**

Na literatura científica existem diversas definições para visão computacional, mas de forma resumida podemos entender como sendo uma das áreas de ciências da computação que reúne um conjunto de técnicas computacionais que podem ser aplicadas para extrair e analisar informações de uma imagem digital. O processamento de imagens digitais é uma das etapas de um sistema de visão computacional.

#### **2.1.1 Definições**

Visão computacional é uma área que tem evoluído a passos largos nas últimas décadas, reunindo técnicas como digitalização de imagens, identificação de bordas e segmentação de imagens. Estas técnicas são aplicadas com sucesso em processos de automação industrial, diagnóstico e interpretação de imagens na medicina, navegação robótica e ainda apresentam um enorme potencial de desenvolvimento. Por esta razão, tem merecido a atenção de diversos cientistas e estudiosos ao longo dos últimos anos, diversos trabalhos relacionados ao seu desenvolvimento e aplicação têm sido apresentados à comunidade científica.

Uma das formas de entender um sistema de visão computacional pode ser a separação em três módulos distintos: visão de baixo nível, visão de médio nível e visão de alto nível. No sistema de visão de baixo nível o objetivo é melhorar a qualidade visual da imagem, os recursos computacionais são empregados para eliminar ruídos, melhorar o contraste, realçar a estrutura e as cores. Neste sistema podemos realçar algumas características desejadas em uma imagem ou simplesmente melhorar a aparência visual, um exemplo de recurso computacional empregado é a aplicação de filtros espaciais lineares e não lineares.

Nos sistemas de visão de médio nível o objetivo de destacar partes ou regiões de uma imagem, é possível isolar objetos ou regiões específicas do restante da imagem e analisa-las individualmente. Neste sistema utilizam-se técnicas de segmentação de imagens como detectores de bordas e métodos de agrupamento ou “*clusterização*”. Nos sistemas de visão de alto nível o objetivo é interpretar a imagem como um todo e as técnicas de visão são aplicadas para extrair informações de um conjunto de regiões em uma imagem, utilizando técnicas de interpretação, inferência e raciocínio cognitivo.

## **2.2 Segmentação de imagens e técnicas de detecção de descontinuidades**

Estas técnicas são utilizadas em nossos estudos para localizar e isolar a região soldada nos amortecedores, uma vez que nosso objetivo é analisar apenas a ausência de solda de fechamento dos amortecedores nas imagens coletadas.

### **2.2.1 Segmentação de imagens**

“Geralmente, o primeiro passo em análise de imagens é a segmentação da imagem. A segmentação subdivide uma imagem em suas partes ou objetos constituintes. O nível até o qual esta subdivisão deve ser realizada depende do problema sendo resolvido. Ou seja, a segmentação deve parar quando os objetos de interesse na aplicação tiverem sido isolados.” (GONZALEZ; WOODS, 2000, p. 295).

A segmentação é aplicada sobre as imagens convertidas para tons de cinza e os algoritmos se baseiam nas propriedades de similaridade e descontinuidade de pixels. As linhas e bordas de uma imagem podem ser detectadas através da identificação de mudanças bruscas nos níveis de cinza, já as regiões de interesse podem ser isoladas utilizando-se a propriedade de similaridade entre os pixels.

Na prática, quando aplicamos um processo de segmentação, por exemplo, no reconhecimento de objetos em um sistema de inspeção industrial, para aumentar a robustez é interessante que se possam utilizar recursos externos que confirmam um maior controle sobre o ambiente, realçando as áreas de interesse. Um bom exemplo é a utilização de iluminações diferenciadas de acordo com as características de reflexão dos objetos.

Durante o desenvolvimento dos estudos percebeu-se que iluminação era um fator relevante para a qualidade das imagens, uma vez que os estudos foram realizados em uma

linha aberta, no meio do processo industrial e existiam variações significativas entre os períodos diurno e noturno.

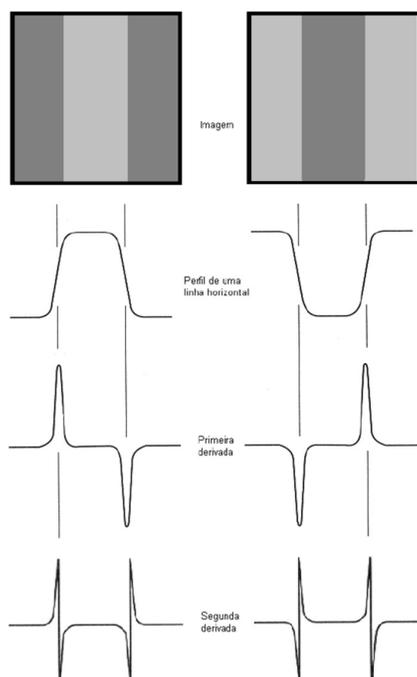
### 2.2.2 Detecção de descontinuidades

Basicamente são realizados três tipos de detecção de descontinuidade em imagens digitais; a detecção de pontos, de linhas e de bordas. Com relação ao método, o mais utilizado é a aplicação de mascaras ou filtros espaciais que realizam uma varredura da imagem separando ou realçando componentes de frequências diferentes.

Por exemplo, como os componentes de alta frequência de uma imagem caracterizam as bordas e outros detalhes finos, o resultado da passagem de um filtro “passa - alta” é uma atenuação das componentes de baixa frequência e consequentemente um realce das bordas e detalhes finos da imagem.

A detecção de bordas é uma técnica de detecção de descontinuidades bastante aplicada em um processo de segmentação, pois as bordas definem os limites de transição entre regiões com níveis de cinza distintos. A figura 4 mostra a detecção de bordas através da computação de um operador diferencial.

Figura 4 – Exemplo de detecção de bordas por operadores de derivação.



Fonte – GONZALEZ; WOODS, 2000

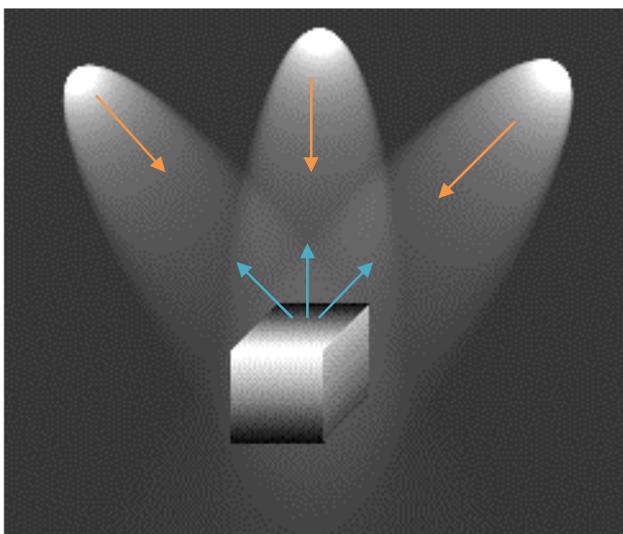
### 2.2.3 Influência da iluminação na segmentação

É possível entender que as imagens que visualizamos normalmente, são nada mais do que o reflexo da luz nos objetos em diferentes intensidades de brilho. Sendo assim, é razoável afirmar que diferentes níveis e tipos de iluminação podem interferir significativamente no processo de segmentação de uma imagem. Matematicamente temos a equação 1 onde “uma imagem  $f(x, y)$  pode ser vista como sendo o produto de uma componente de refletância  $r(x, y)$  por uma componente de iluminação  $i(x, y)$ ” (GONZALEZ; WOODS, 2000, p. 316).

$$f(x, y) = r(x, y) \cdot i(x, y) \quad (1)$$

A figura 5 ilustra as componentes de iluminação e refletância na imagem de um cubo sob três fontes de iluminação distintas.

Figura 5 – Ilustração das componentes de refletância (setas azuis) e iluminação (setas vermelhas) de uma imagem.

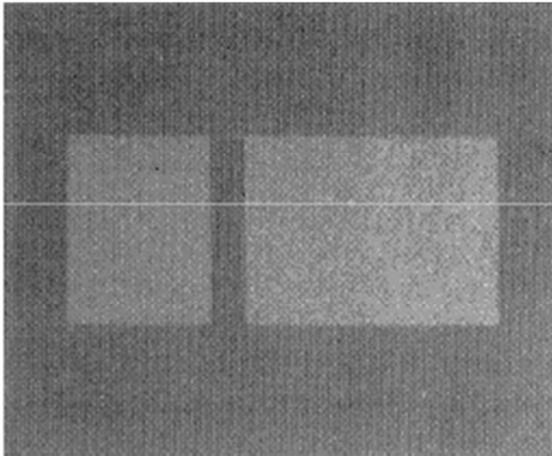


Fonte: Marques Filho; Vieira Neto, 1999

A limiarização é uma etapa no processo de segmentação, quando se obtém o histograma dos níveis de cinza de uma imagem, podem-se separar os objetos de interesse e o fundo da imagem, utilizando-se um limiar  $T$  que separe o histograma em grupos distintos, identificando os pixels dos objetos e os pixels do fundo. As figuras 6 até 10 mostram um exemplo da influencia da iluminação na limiarização do histograma de uma imagem.

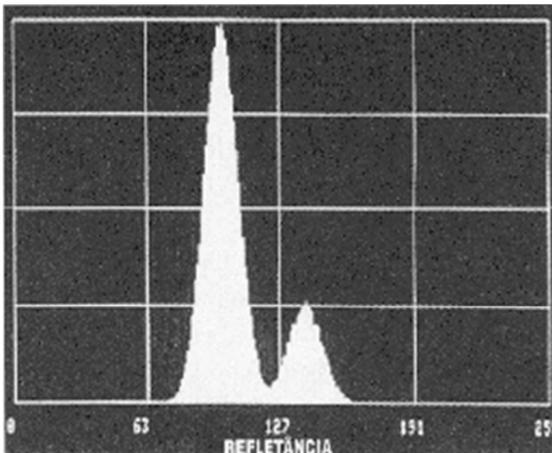
Na figura 6 temos uma função de refletância gerada por computador. Na figura 7 podemos ver o histograma dessa função que por ser claramente bimodal, seria subdividido sem dificuldades por um limiar simples definido na região entre os dois picos. A figura 8 mostra uma função de iluminação qualquer que ao ser multiplicada pela função de refletância da figura 6 resulta na imagem  $f(x, y)$  mostrada na figura 9. Por esta função de iluminação ser não uniforme, ela alterou as condições de refletância da imagem. Desta forma, quando obtemos o histograma desta nova imagem, que é mostrado na figura 10, percebemos que a separação entre objetos e fundo já não é tão simples e é praticamente impossível de ser realizada por um limiar simples, dificultando assim o processo de segmentação.

Figura 6 – Função de refletância gerada por computador.



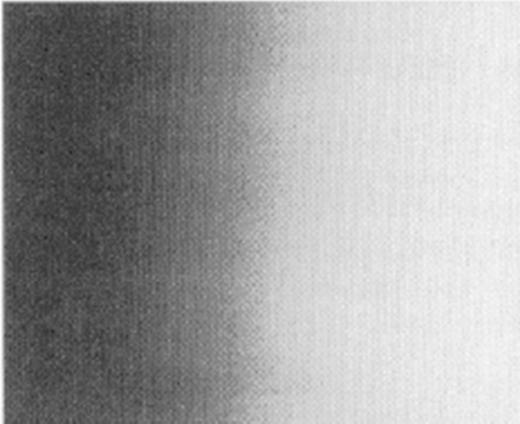
Fonte: GONZALEZ; WOODS, 2000

Figura 7 – Histograma da função de refletância.



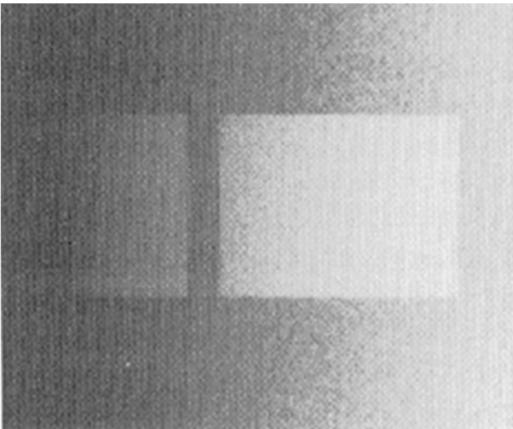
Fonte: GONZALEZ; WOODS, 2000

Figura 8 – Função de iluminação gerada por computador.



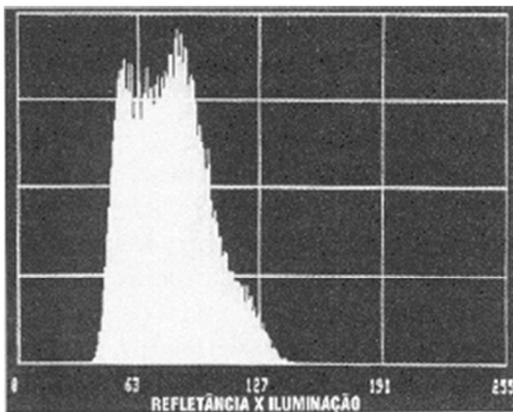
Fonte: GONZALEZ; WOODS, 2000

Figura 9 – Imagem produzida pelo produto das funções de refletância e iluminação.



Fonte: GONZALEZ; WOODS, 2000

Figura 10 – Histograma da imagem.



Fonte: GONZALEZ; WOODS, 2000

Este simples exemplo mostra como a iluminação adequada ou inadequada pode interferir na refletância dos objetos e do fundo da imagem facilitando ou dificultando a segmentação das imagens. O fato positivo é que é possível utilizar esta condição a nosso favor em ambientes onde seja possível controlar os índices de iluminação.

Em processos onde a fonte de iluminação possa ser controlada, uma solução normalmente utilizada é a compensação da não uniformidade projetando um padrão de iluminação em um fundo refletivo branco e constante. Esta solução resultará em uma imagem  $g(x, y) = k \cdot i(x, y)$ , onde  $k$  é uma constante dependente da superfície e  $i(x, y)$  é o padrão de iluminação. Sendo assim, “para qualquer imagem  $f(x, y) = i(x, y) \cdot r(x, y)$  obtida com a mesma função de iluminação, tem-se que a divisão de  $f(x, y)$  por  $g(x, y)$  leva a uma função normalizada  $h(x, y) = f(x, y) / g(x, y) = r(x, y) / k$ ”. (GONZALEZ; WOODS, 2000, p. 317)

Pelas afirmações de Gonzalez e Woods (2000), conclui-se que, se a função de refletância  $r(x, y)$  puder ser segmentada pela utilização de um único limiar  $T$ , então  $h(x, y)$  poderá também ser segmentada com a utilização de um único limiar  $T/k$ . Importante salientar que a normalização de  $f(x, y)$  por  $g(x, y)$  é realizada utilizando operações lógico-aritméticas entre pixels. Um bom exemplo prático da influência da iluminação em processos de segmentação é a utilização de visão computacional em processos industriais de inspeção de qualidade em peças e componentes, onde é possível obter níveis de iluminação controlada e direcionada, além de fundos brancos bem distintos dos objetos de interesse, melhorando assim a eficiência e a confiabilidade dos sistemas de controle utilizados.

### 2.3 Redes Neurais Artificiais

Esta teoria foi utilizada para desenvolver a terceira maneira de identificar os amortecedores sem solda. “Acredita-se que a capacidade de processamento do cérebro humano esteja relacionada com a existência de redes de neurônios, por esta razão, uma parte do trabalho inicial da Inteligência Artificial teve como objetivo, criar redes neurais artificiais” (RUSSELL; NORVIG, 2004, p. 713).

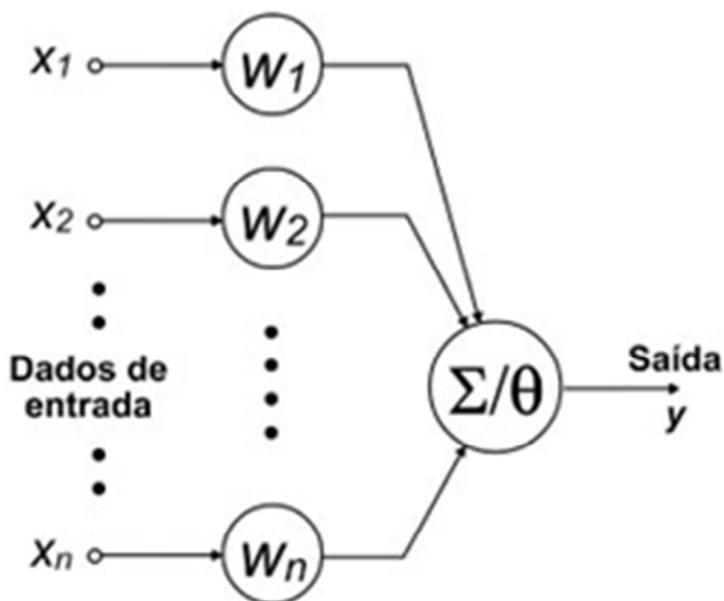
Estudos mais aprofundados nesta área levaram ao surgimento de uma área específica da ciência denominada neurociência computacional, mas quando voltamos nossos estudos para a Inteligência Artificial (I.A), percebemos que o foco dos pesquisadores tem sido a criação de um sistema artificial com a capacidade de aprender, mesmo quando se tem sinais

de entrada de treinamento imperfeitos e ruidosos, neste caso as “redes neurais artificiais continuam sendo consideradas uma das formas mais populares e efetivas de sistemas artificiais de aprendizado”. (RUSSELL; NORVIG, 2004, p. 714).

Uma das principais vantagens da utilização de Redes Neurais Artificiais (RNA) em processos de treinamento e aprendizado é a sua capacidade de generalização, que a torna capaz de produzir respostas satisfatórias para entradas diferentes das que foram eventualmente utilizadas para treinamento. Com uma estrutura maciçamente e paralelamente distribuída, uma RNA é capaz de resolver problemas complexos decompondo-os em tarefas relativamente simples. “Entretanto, é importante reconhecer que nós temos um longo caminho a percorrer antes de construirmos (se porventura conseguirmos) uma arquitetura computacional que mimetize um cérebro humano” (HAYKIN, 1999, p. 29).

McCulloch e Pitts (1943) apresentaram de forma pioneira uma proposta de um modelo computacional para representação de um neurônio biológico, que pode ser visto na figura 11.

Figura 11 – Representação de um neurônio artificial segundo proposta apresentada por MacCulloch e Pitts.



Fonte: Artigo publicado pela Revista Brasileira de Ensino de Física, “Aplicação de redes neurais para previsões de disponibilidade e recursos energéticos”, por Daniel V. Fiorin et al, 2011

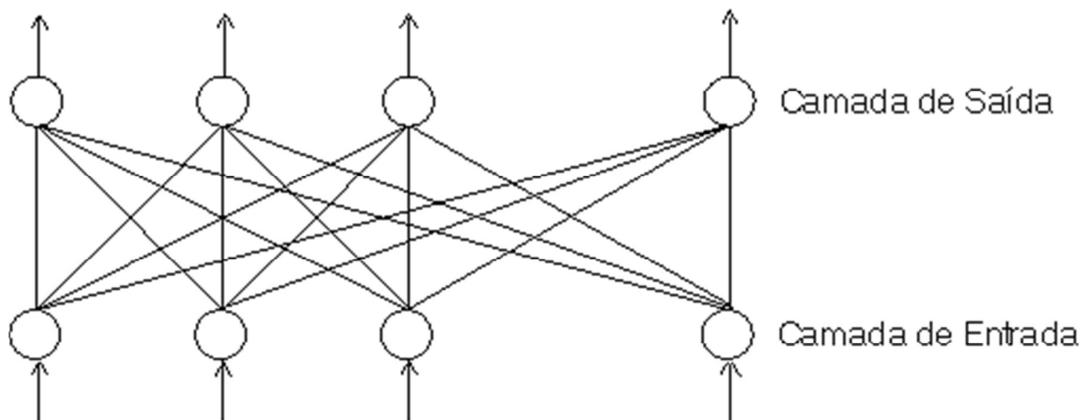
Frank Roseblatt (1958) propôs um método de aprendizado de máquina que utilizava uma rede neural artificial de uma única camada chamada de Perceptron. Esta teoria foi testada em um computador da Universidade de Cornell em 1960, mostrando pela primeira vez a capacidade de uma máquina aprender por um processo de tentativa e erro, simulando o mesmo processo de aprendizado humano.

O funcionamento do Perceptron foi uma teoria bastante inovadora na época, posteriormente mostrou-se limitado apenas para solução de problemas linearmente separáveis, mas serviu de base para o desenvolvimento de redes mais completas e é a base para o entendimento das RNAs.

### 2.3.1 Redes neurais artificiais de uma única camada (Perceptron)

A RNA de uma única camada ou Perceptron é aquela em que todas as entradas são conectadas diretamente as saídas. Na figura 12 temos o modelo proposto por Roseblatt (1958).

Figura 12 – Rede Perceptrons proposta por Roseblatt (1958) Principles of Neurodynamics.



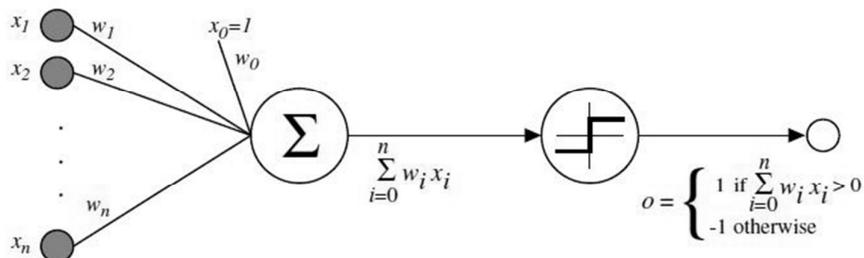
Fonte: Pesquisa no Google, imagem disponibilizada por Homepage de Redes Neurais.

<[www.din.uem.br/ia/neurais](http://www.din.uem.br/ia/neurais)>. Acesso em 24 Nov. 2013

De acordo com Mitchell (1997), um Perceptron recebe na sua entrada um vetor de valores reais e calcula uma combinação linear destas entradas, em seguida ele fornece como saída um valor +1 quando o resultado é maior que um determinado limiar e -1 quando o resultado é menor que este limiar.

Na figura 13 temos a arquitetura básica de um Perceptron, onde  $x_1 \dots x_n$ , são as entradas e  $w_1 \dots w_n$  são constantes reais ou pesos cuja função é atribuir uma determinada contribuição a cada uma das entradas. O valor da entrada  $x_0 = 1$  multiplicado pelo peso  $w_0$  que também é conhecido como “bias” têm a função de deslocar o hiperplano de separação das entradas que serão rotuladas entre +1 e -1.

Figura 13 – Arquitetura básica de um Perceptron.



Fonte: Mitchell, 1997

Conforme demonstrado na equação 2, o aprendizado de um Perceptron basicamente envolve a escolha de valores para os pesos  $w_0, \dots, w_n$ . “Portanto, o espaço de hipóteses  $H$  consideradas para o aprendizado do Perceptron é o conjunto de todos os possíveis vetores de peso de valor real” (MITCHELL, 1997, p. 86).

$$H = \{\vec{w} \mid \vec{w} \in \mathfrak{R}^{(n+1)}\} \quad (2)$$

Abaixo temos o algoritmo 1 que descreve a forma de aprendizagem de um Perceptron.

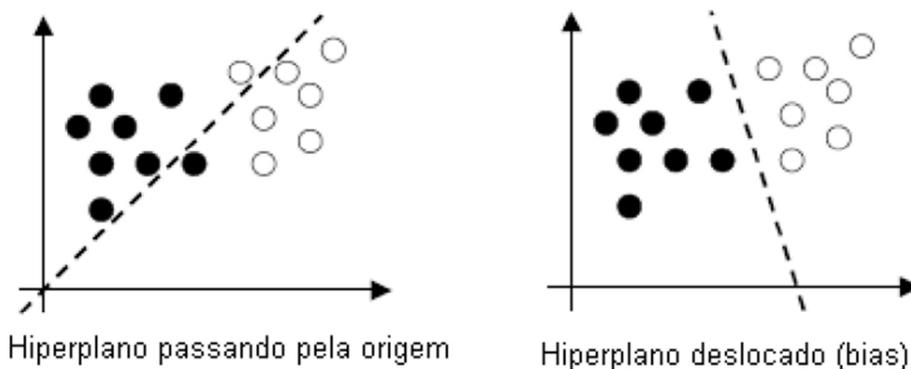
Algoritmo 1 – Aprendizado de um Perceptron.

1. Inicializar os pesos aleatoriamente
2. Aplicar um exemplo de entrada ( $x$ ) com seu respectivo valor de saída ( $t$ ) e calcular o valor de saída da rede ( $\theta$ )
3. Calcular o erro na saída  $e = (t - \theta)$
4. Caso  $e = 0$ , volta ao passo 2  
 Caso  $e < 0$ , atualiza peso:  $w_i = w_i + \Delta w_i$   
 Caso  $e > 0$ , atualiza peso:  $w_i = w_i - \Delta w_i$   
 sendo  $\Delta_i = \eta(t - \theta)x_i$
5. Volta ao passo 2.

Fonte: Mitchell, 1997

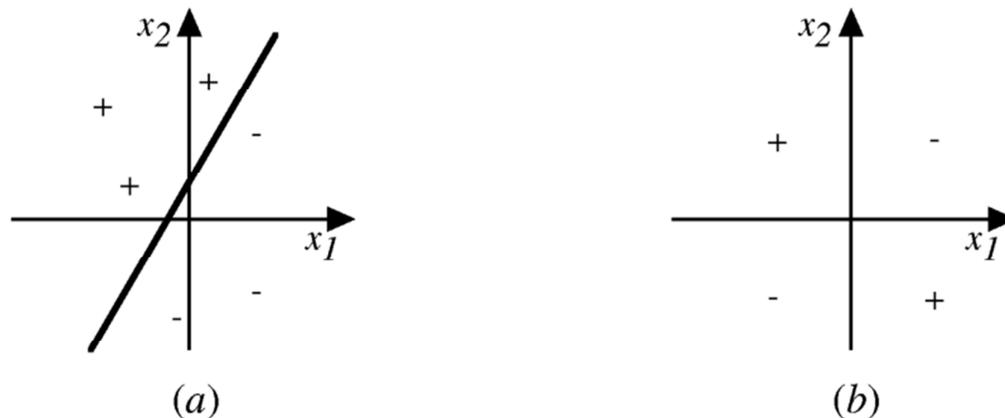
Na figura 14 podemos ver a representação geométrica do hiperplano de separação dos grupos de amostras onde temos primeiramente um hiperplano passando pela origem e depois um hiperplano deslocado por uma constante “bias”. Percebemos que a aplicação do “bias” melhorou a precisão de separação no caso das amostras do exemplo, porém como mencionado anteriormente o Perceptron é limitado apenas para amostras linearmente separáveis, na figura 15a temos a representação gráfica de amostras linearmente separáveis e na figura 15b temos a representação gráfica de amostras não linearmente separáveis onde não é possível estabelecer um hiperplano que faça uma separação adequada.

Figura 14 – Representação Geométrica do Hiperplano.



Fonte: Crivelaro, 2010

Figura 15 – Superfície de separação representada por Perceptron de duas entradas, onde (a) representa um conjunto de amostras linearmente separáveis e (b) um conjunto de amostras que não são linearmente separáveis. Os exemplos são indicados por “+” e “-” e as entradas do Perceptron são  $x_1$  e  $x_2$ .



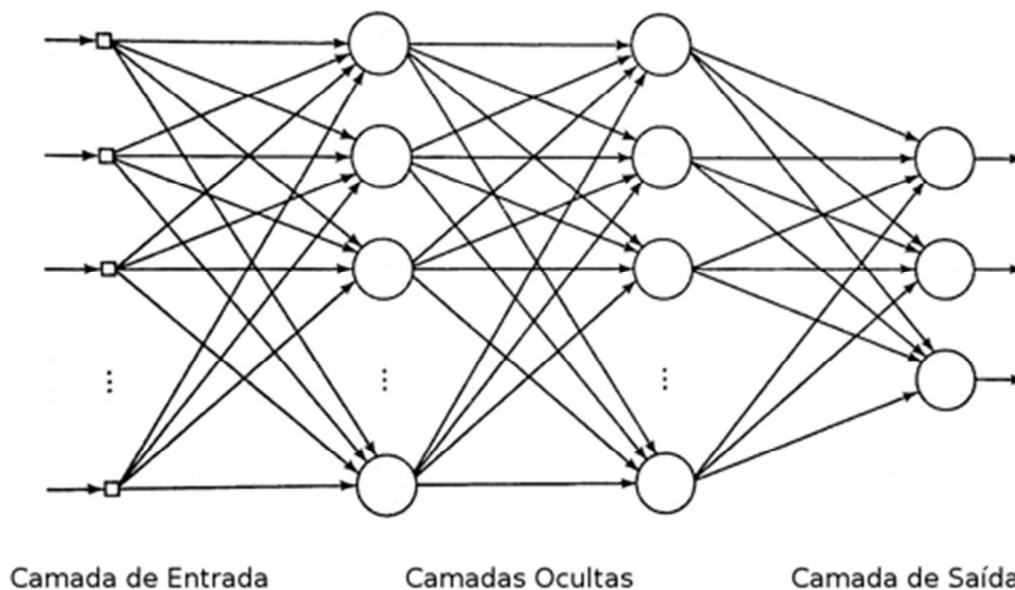
Fonte: Mitchell, 1997

### 2.3.2 Redes neurais artificiais de múltiplas camadas

No final dos anos 60 Marvin Minsky e Seymour Papert mostraram a limitação do Perceptron para o problema de conjuntos não linearmente separáveis e apresentaram uma solução para esta limitação adicionando-se a RNA uma camada intermediária também chamada de camada oculta de processadores. “A vantagem de adicionar camadas ocultas é que elas aumentam o espaço de hipóteses que a rede pode representar” (RUSSELL; NORVIG, 2004, p. 720).

A figura 16 mostra a topologia básica de um RNA de múltiplas camadas.

Figura 16 – Rede neural com duas camadas escondidas.



Fonte: Haykin, 1999

De acordo com Russell e Norvig (2004), com uma única camada oculta suficientemente grande, é possível representar qualquer função contínua de entradas com exatidão arbitrária e com duas camadas, até mesmo funções descontínuas.

A principal diferença no processo de aprendizado entre a RNA de única camada e de camadas ocultas é que enquanto o erro na camada de saída é claro, nas camadas ocultas ele é desconhecido, pois os dados de treinamento não informam que valores os nós ocultos devem ter, mas neste caso podemos efetuar a retro-propagação dos erros das camadas de saída para as camadas ocultas.

### 2.3.3 Algoritmo de retro propagação para RNA de múltipla camada

Mitchell (1997) apresentou a definição onde o algoritmo de retro propagação também conhecido como “backpropagation”, fornece valores de peso para as redes de múltipla camada com um número fixo de conjuntos e de interconexões, utilizando-se do gradiente descendente para minimizar o erro quadrado entre os valores de saída e os valores objetivo dessas saídas.

O algoritmo de retro-propagação é um algoritmo de aprendizado supervisionado e tem dois estágios de processamento para cada padrão apresentado. O primeiro é o de alimentação direta ou “*feed-forward*” onde as entradas se propagam pela rede desde as camadas de entrada até as camadas de saída, o segundo é o de alimentação reversa ou “*feed-backward*” onde os erros se propagam na direção contrária ao fluxo de dados, caminhando desde as camadas de saída até as camadas de entrada. A equação 3 mostra o calculo do erro.

$$E(\vec{w}) = \frac{1}{2} \sum_{d \in D} \sum_{k \in \text{saídas}} (t_{kd} - o_{kd})^2 \quad (3)$$

Onde:

$t_{kd}$  = valor objetivo associado ao exemplo  $k$  do conjunto de treinamento  $d$ .

$o_{kd}$  = valor obtido associado ao exemplo  $k$  do conjunto de treinamento  $d$ .

A seguir temos o algoritmo 2 que descreve o processo do gradiente descendente e o algoritmo 3 que descreve o processo de aprendizado de retro propagação.

### Algoritmo 2 – Algoritmo de Gradiente descendente.

1. Inicializar os pesos aleatoriamente (valores pequenos)
2. Aplicar um exemplo de entrada ( $x_j$ ) com seu respectivo valor de saída ( $t$ ) e calcular o valor de saída da rede ( $o$ )
3. Calcular o erro na saída  $erro = (t - o)$
4. Caso  $erro = 0$ , volta ao passo 2  
Caso  $erro \neq 0$ , atualiza peso:  
$$\Delta w_i = \eta \sum_{d \in D} (t_d - o_d) x_{id}$$
5. Volta ao passo 2.

Fonte: Mitchell, 1997

### Algoritmo 3 – Algoritmo Retro-propagação.

1. Inicializar os pesos aleatoriamente (valores pequenos)
2. Aplicar um exemplo de entrada ( $x$ ) com seu respectivo valor de saída ( $t$ )
3. Calcular as saídas dos processadores ( $h$ ) até a camada de saída
4. Calcular o erro  $\delta_n$  para cada processador da camada de saída
5. Caso  $erro \leq \text{tolerância}$  para todos os processadores, voltar em 2  
Caso contrário, finalizar
6. Atualizar pesos dos processadores, iniciar pela camada de saída até a primeira camada escondida.
7. Voltar em 2.

Fonte: Mitchell, 1997

Pode-se concluir então que as Redes Neurais Artificiais são capazes de realizar tarefas de aprendizagem significativamente complexas e sua capacidade de aprendizado está diretamente relacionada ao número de camadas. Vale observar que se o número de camadas for muito pequeno, pode-se comprometer a formação de um modelo adequado, por outro lado se o número de camadas for muito grande, pode-se incorrer em um problema de generalização, não sendo capaz de classificar padrões diferentes dos padrões de treinamento.

O próximo capítulo apresenta uma revisão bibliográfica sobre publicações relacionadas a controle de qualidade e identificação de soldas.

### **3 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA**

Neste capítulo apresentamos algumas teses de doutorado, dissertações de mestrado e artigos publicados, todos relacionados à inspeção e controle de qualidade de soldas estruturais em processos industriais. A maioria dos trabalhos apresentados se refere a imagens radiográficas de soldas, diferentes das imagens digitais que utilizamos. A relação com os estudos apresentados neste trabalho está no fato de que apresentam técnicas de controle e classificação de solda, técnicas de processamento de imagens e redes neurais artificiais.

#### **3.1 Introdução**

Inspeções de solda são essenciais para assegurar e garantir aspectos de qualidade e segurança nos dispositivos que utilizam a soldagem para fixação de peças em diversos tipos de aplicação na indústria, sendo assim uma grande variedade de ensaios destrutivos (DT) e não destrutivos (NDT) estão disponíveis e são utilizados para identificação de falhas em diversos tipos de soldas industriais.

Conforme se pode perceber nos artigos e publicações apresentados a seguir, o controle de qualidade de soldas estruturais é um tema que já foi retratado em diversas publicações da área de automação industrial e inteligência artificial, com foco principalmente relacionado à aplicação de técnicas de visão computacional e processamento de imagens nos testes não destrutivos em processos de controle de qualidade. Os exames radiográficos são um dos testes que tem esta finalidade e têm sido bastante aplicados na indústria, porém, a maior parte das inspeções é realizada de forma visual por inspetores que utilizam critérios técnicos que dependem em grande parte da experiência e conhecimento.

O problema é que este tipo de teste é realizado com certo grau de subjetividade e é muito dependente da acuidade visual e da experiência individual dos profissionais, o que deixa este processo relativamente vulnerável e sujeito a erros de interpretação. Por esta razão, busca-se utilizar técnicas de inteligência artificial e visão computacional para automatizar estas inspeções. A seguir são apresentadas algumas publicações que retratam esta busca.

### 3.2 Artigos e publicações

Liao e Ni (1996) apresentaram a primeira parte de um sistema para detecção automatizada de defeitos em soldas utilizando imagens radiográficas digitais, esta primeira etapa consiste na localização do cordão de solda na imagem utilizando o software “KHORUS” desenvolvido por Konstantinides e Rasure (1987), descrevendo as etapas que compunham o algoritmo de extração da imagem referente à região soldada.

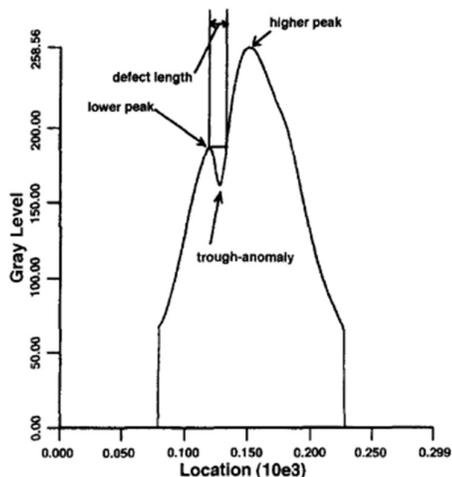
Este método apresentou boa eficiência na localização, porém limitado a cordões com bordas lineares, apresentando grandes limitações para cordões de solda com bordas irregulares e arredondadas.

Liao e Li (1998) apresentaram a segunda parte do sistema automático para detecção automatizada de defeitos de soldas utilizando imagens radiográficas, complementando a publicação de Liao e Ni (1996). Esta segunda etapa consistia na identificação dos defeitos nas imagens já identificadas dos cordões de solda, através da utilização de técnicas de processamento de imagens digitais divididas em quatro etapas: pré-processamento, ajuste da curva, detecção do perfil da anomalia e pós- processamento.

A etapa de pré-processamento na imagem convertida em níveis de cinza consiste em remover o fundo ou “*background*” isolando assim a área de interesse e normalizá-la ajustando a intensidade. Na segunda etapa é aplicado um algoritmo de ajuste de curva que serve para reduzir os ruídos e suavizar o perfil da curva que caracteriza a solda.

Na terceira etapa, já com a curva que representa a solda ajustada e suavizada é possível destacar os picos e variações que representam as falhas de solda, conforme ilustrado na figura 17. Apesar de nesta etapa ainda restarem algumas pequenas variações causadas por ruídos, as variações que representam as falhas de solda são muito superiores às causadas pelos ruídos em sua magnitude. Desta forma podem ser identificadas com clareza. Porém, vale salientar que imagens com características muito ruidosas podem causar falsos alarmes em sistemas de detecção automática de falhas de solda.

Figura 17 – Identificação de falha na solda.



Fonte: Liao e Li, 1998

Na última etapa são estabelecidos limiares de corte para os algoritmos de processamento da imagem com o objetivo de diferenciar os ruídos das falhas verdadeiras e minimizar a ocorrência de falsos positivos. Esta metodologia foi testada em 24 imagens de solda com 75 tipos diferentes de falhas de soldagem, atingindo um percentual de sucesso na detecção de defeitos de 93% e um percentual de falsos alarmes de 4,2%.

A conclusão ao analisar o artigo é que a metodologia aplicada pode ser considerada satisfatória para alguns processos de solda desde que consideradas as limitações do sistema como um todo (localização da solda e detecção de falha), porém a taxa de 4% de falsos positivos pode comprometer a aplicação prática em determinados processos industriais. Os próprios autores mencionaram naquele momento, que os estudos continuariam no sentido de melhorar a eficiência do método.

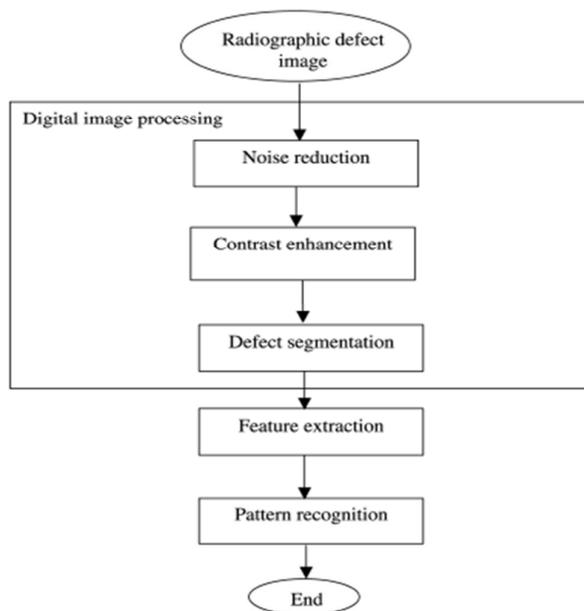
Wang e Liao (2002) apresentaram a comparação entre duas metodologias distintas para classificação de diferentes falhas de solda em imagens radiográficas, a rede neural artificial de múltiplas camadas “*Multi Layer Perceptron*” (MLP) e o classificador de padrões “*Fuzzy K-NN*”. Técnicas de processamento de imagem como subtração de “*background*” e histograma de limiarização foram utilizadas para separar os defeitos das imagens de fundo e posteriormente eliminar os ruídos nas imagens radiográficas. Algumas caracterizações numéricas foram extraídas para representar cada defeito e em seguida utilizadas para classificar as diferentes falhas de solda.

As falhas de solda analisadas foram: falta de penetração de solda, porosidade, falta de gás na solda, falta de hidrogênio, rachaduras e falta de fusão. É importante observar que uma imagem radiográfica se baseia na capacidade dos raios gama, de passarem através dos metais e produzir registros fotográficos da energia radiante retransmitida, uma vez que de acordo com variações contidas nos materiais, os raios penetram e refletem variações na intensidade e na medida nos filmes de recepção, desta forma, este efeito proporciona um meio de analisar a estrutura interna de uma solda.

Normalmente estas imagens são analisadas em inspeções visuais por especialistas, o objetivo de estudos como o de Wang e Liao (2002) é buscar formas de minimizar a subjetividade e melhorar a precisão, consistência e eficácia deste método através do desenvolvimento de um sistema computadorizado capaz de identificar e classificar automaticamente todos os tipos de defeitos.

O método de Wang e Liao consiste em fazer o processamento digital da imagem para reduzir os ruídos, melhorar o contraste e segmentar a imagem para em seguida extrair a região de interesse e finalmente compara-la com um padrão. O fluxograma 1 mostra o método passo a passo que foi utilizado para detecção, caracterização, classificação e análise dos defeitos.

Fluxograma 1 – Método aplicado para classificação e análise de defeitos.



Para avaliação do desempenho de cada um dos classificadores, Wang e Liao utilizaram o método “*bootstrap*” que é um método randômico que seleciona aleatoriamente casos para formar um conjunto de treinamento e definir o padrão, a partir daí os casos restantes torna-se o conjunto de testes. Os resultados dos testes indicaram que o método alcançou uma precisão de classificação em torno de 92% para ambos os classificadores utilizados. Porém, deve ser considerado que o conhecimento a priori sobre os tipos de defeitos utilizados como padrão, precisam ser definidos por peritos humanos.

A conclusão que chegamos ao analisar o artigo de Wang e Liao foi que é possível utilizar as técnicas de processamento de imagens para melhorar a qualidade da análise das soldas e diminuir a subjetividade dos testes realizados por inspetores. Devendo apenas ser avaliado se o percentual de 92% de acerto é viável para o processo onde se deseja aplicar o método apresentado. Segundo os autores, redes neurais MLP superam o K-NN na aplicação de classificação de imagens, porém nos resultados apresentados pelos testes realizados, a diferença não foi significativa para afirmar qual classificador foi melhor.

Silva et al. (2004) publicaram um artigo sobre a utilização de classificadores de padrões não lineares implementados por redes neurais artificiais, para classificar defeitos em cordões de solda detectados em imagens radiográficas. Os estudos foram realizados utilizando imagens de soldas do IIW “*International Institute of Welding*” e como base de treinamento para os classificadores foram utilizadas características geométricas dos defeitos. O objetivo principal foi mostrar que a qualidade das características é mais importante que a quantidade de recursos utilizados.

Assim como em outros trabalhos anteriores, as imagens radiográficas foram digitalizadas, convertidas para níveis de cinza e tiveram seus ruídos suavizados em uma etapa de pré-processamento, utilizando técnicas de processamento de imagens com o objetivo de destacar as características principais dos cordões de solda. Para formar um conjunto de dados de entradas padrão para treinamento dos classificadores não lineares foram utilizados apenas quatro das seis características principais dos defeitos nas soldas: posição do defeito em relação ao centro do cordão da solda, área do defeito, relação entre a área e o eixo menor interno do defeito e relação entre a área e o perímetro do defeito.

Com estas características, foi montada uma base de treinamento para classificar problemas de falta de penetração, porosidade, trincas ou rachaduras internas e inclusão de

escória na solda. Os classificadores não lineares foram implementados utilizando redes neurais artificiais de multicamadas. Os neurônios da camada intermediária foram implementados para variar o desempenho do classificador e o número ótimo de neurônios a serem utilizados foi obtido através do processo de retro propagação dos erros. Este número ótimo de neurônios obteve o melhor desempenho de classificação utilizando os dados da base de treinamento.

Para discriminar as classes de padrões foi utilizada a técnica de análise de componente principal (PCA). Como o vetor de entrada inicial é constituído por quatro componentes (quatro características de defeitos), dois componentes principais independentes de discriminação não linear foram usados para visualizar o problema de separação da classe de defeitos em duas dimensões. Em um conjunto de dados com várias dimensões é difícil mostrar o tamanho do problema da separação das classes, no entanto, através da utilização dos dois componentes principais de discriminação não linear é possível ter uma excelente visualização da disposição das classes.

Após analisarmos o artigo, os resultados obtidos pelos autores mostraram um alto desempenho para classificação dos defeitos utilizando os dados da base de treinamento, tanto para as quatro características principais como para uma combinação de apenas três destas características. Os resultados apresentados por este artigo mostram que para as imagens analisadas, realmente é mais importante a qualidade das informações do que a quantidade.

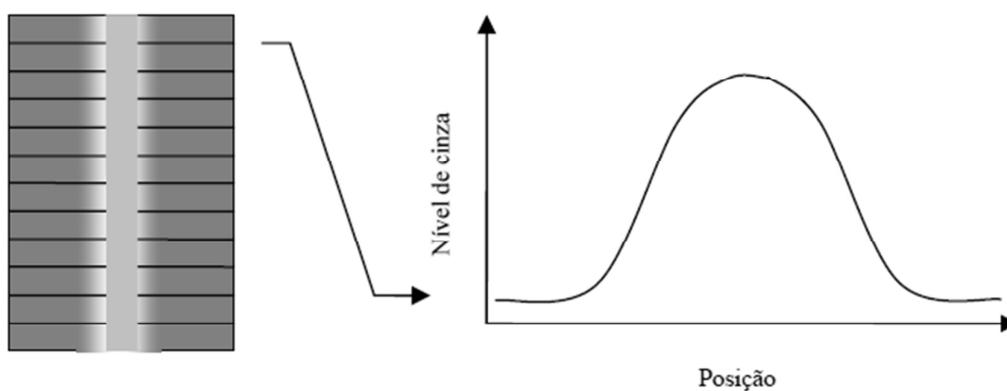
Porém é importante salientar que dois defeitos significativos de solda não foram adequadamente avaliados devido à falta de amostras significativas, são eles: falta de fusão e rachaduras nas soldas.

Pádua (2004) apresentou sua tese de doutorado sobre detecção e classificação de defeitos de soldagem em imagens radiográficas utilizando o perfil transversal do cordão de solda. O objetivo deste trabalho foi o desenvolvimento de uma metodologia para utilização do perfil transversal do cordão de solda em níveis de cinza, como entrada para os classificadores lineares e não lineares implementados por redes neurais, para detecção e classificação de defeitos.

Para garantir a confiabilidade com relação ao tipo de defeito foram utilizados padrões radiográficos do IIW “*International Institute of Welding*” e do BAM (*Bundesanstalt für*

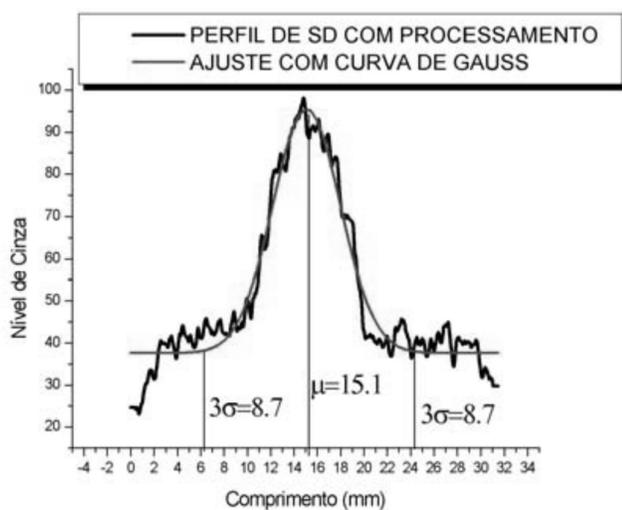
*Materialforschung und-prüfung – Federal Institute for Materials Research and Testing–Berlin*) que foram digitalizados e passaram por uma etapa de pré-processamento. Os perfis transversais da solda foram obtidos em tons de cinza conforme mostra a figura 18 e em seguida os cordões de solda foram extraídos de duas formas. Na primeira, foi aplicado um procedimento que consiste em fazer uma regressão não-linear do perfil, segundo a curva de Gauss, baseado na constatação de Liao e Ni (1996) de que o perfil transversal o solda assemelha-se mais a uma gaussiana de que outros objetos da mesma imagem. Este procedimento é exemplificado na figura 19.

Figura 18 – Distribuição em níveis de cinza do perfil transversal da solda.



Fonte: Pádua, 2004.

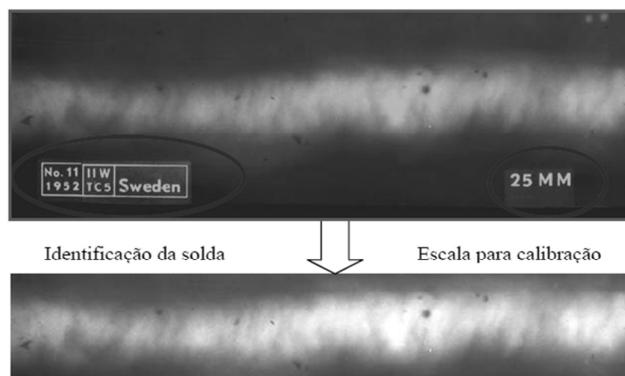
Figura 19 – Extração da solda segundo regressão gaussiana.



Fonte: Pádua, 2004

Devido aos resultados desfavoráveis obtidos pelo método de regressão não linear, foi necessário extrair visualmente da imagem radiográfica a parte referente ao cordão de solda conforme mostra a figura 20.

Figura 20 – Extração visual da solda.



Fonte: Pádua, 2004.

Após a extração dos cordões de solda foi realizada uma etapa de pré-processamento dos perfis obtidos aplicando o filtro passa baixa Savitzky-Golay (1964) para suavização e uma normalização da amplitude dos perfis processados através da divisão de cada ponto do sinal pelo valor da máxima amplitude do mesmo.

Na etapa seguinte, os perfis em níveis de cinza passaram a ser considerados sinais de entrada para classificação dos defeitos e foram formados basicamente três conjuntos de dados. No primeiro foram considerados 200 sinais sendo metade deles representando a classe sem defeito (SD) e metade com defeito (CD) em diversos tipos distribuídos aleatoriamente e sem distinção. O segundo conjunto foi formado por 1400 sinais distribuídos em sete classes de 200 sinais cada, contendo amostras sem defeito (SD), com falta de fusão (FF), com falta de penetração (FP), com inclusão de escória (IE), com mordedura (MO), com porosidade (PO) e com trinca (TR). O terceiro conjunto foi formado pelas mesmas sete classes do segundo conjunto, porém em quantidades variadas da seguinte forma: 467-(SD), 64-(FF), 181-(FP), 154-(IE), 95-(MO), 412-(PO), 265-(TR).

Os três conjuntos foram submetidos a classificadores lineares e não-lineares implementados por redes neurais artificiais realizando testes inclusive com os mesmos sinais nas condições com e sem pré-processamento para que se pudesse avaliar a melhoria de desempenho dos classificadores após a aplicação do filtro Savitzky-Golay.

Pelos resultados dos estudos por Pádua, foi possível concluir que é possível utilizar o perfil transversal dos cordões de solda para classificação dos diferentes tipos de defeitos de soldagem que fizeram parte das amostras apresentadas, bem como a indicação da inexistência destes mesmos tipos de defeitos em soldas similares, desde que seja realizado um correto pré-processamento da imagem do perfil e que seja aplicada a metodologia adequada de implementação de um classificador não linear com treinamento por retro-propagação do erro. O ineditismo da proposta do autor foi exatamente a utilização dos perfis dos cordões de solda como sinal de entrada para os classificadores obtendo um resultado satisfatório.

Schneider (2005) é uma dissertação de mestrado sobre a segmentação e extração de características de defeitos em imagens radiográficas de juntas de tubulações soldadas, assim como em outros estudos relacionados à esta área, o objetivo deste trabalho foi apresentar uma metodologia utilizando técnicas de processamento de imagens para automatizar o reconhecimento e identificação de defeitos em soldas analisando as imagens radiográficas. Nas análises das imagens foram utilizadas técnicas como aplicação de filtros de mediana, detecção de bordas, detecção de contornos, etiquetagem, limiarização, segmentação e classificação.

Foram analisadas imagens contendo defeitos previamente identificados de falta de fusão, trincas, inclusão de escórias, porosidade e falta de penetração. Os defeitos foram analisados de acordo com suas características geométricas de comprimento, altura, perímetro, área e localização em relação ao corpo total da solda, além da densidade dos tons de cinza do defeito em comparação com os tons de cinza do restante da solda.

O foco principal dos estudos não foi unicamente classificar os defeitos apresentados e sim validar e comparar a eficiência de técnicas de processamento de imagem, limiarização e segmentação, apresentando estudos mais aprofundados sobre origem e características de alguns defeitos de solda bem como os resultados obtidos com relação à localização e extração das suas respectivas características. Para a etapa de limiarização do defeito foram comparadas as técnicas de Otsu e de Kapur apresentadas por Parker (1997), a técnica Kittler apresentada por Centeno (1994) e a técnica de Sezgin & Sankur (2003). O melhor resultado de limiarização para os defeitos contidos nas amostras deste trabalho foi obtido com a

utilização da técnica de Kapur, que foi menos dependente de ajustes de parâmetros e desta forma pode ser considerada mais robusta.

Os resultados apresentados pelos estudos do autor nos permitem concluir que é possível aplicar as técnicas de processamento de imagem disponíveis na literatura para identificar as regiões soldadas nas tubulações, segmentar as regiões de interesse e analisar a possível presença de defeitos de soldagens, mas é importante avaliar qual a melhor técnica a ser aplicada de acordo com o tipo de solda e características dos defeitos que se desejam identificar para que se obtenha uma maior eficiência no resultado.

Felisberto et al. (2005) apresenta um sistema automático para detecção e análise de cordões de solda em imagens radiográficas digitais utilizando técnicas de reconhecimento de objetos com base em algoritmos genéticos. Diversas metodologias já foram propostas para detecção de juntas soldadas, porém boa parte delas é direcionada apenas para cordões de solda posicionados de forma horizontal ou vertical nas imagens a serem analisadas, o objetivo dos autores neste trabalho foi apresentar uma nova metodologia capaz de detectar cordões com posição e orientação desconhecidas e que podem variar bastante de uma imagem para outra.

Para detecção do cordão de solda foi utilizado um algoritmo genético que teve como base de treinamento a imagem “ $img_k$ ” de uma solda modelo caracterizada por cinco parâmetros distintos ( $X_k$ ,  $Y_k$ ,  $L_k$ ,  $E_k$  e  $\theta_k$ ) onde  $X_k$  e  $Y_k$  definem as coordenadas do ponto central da imagem  $img_k$ ,  $L_k$  define o comprimento,  $E_k$  define a espessura máxima aproximada do cordão e  $\theta_k$  é o ângulo de rotação de  $img_k$  em relação à linha horizontal. Para conduzir a busca por um conjunto de parâmetros ( $X_k$ ,  $Y_k$ ,  $L_k$ ,  $E_k$  e  $\theta_k$ ) próximo de uma solução ideal, basicamente um conjunto inicial de possíveis soluções (indivíduos) é gerado aleatoriamente servindo de raiz para as próximas gerações. Operadores baseados em princípio de geração natural são utilizados para selecionar os melhores indivíduos da geração corrente para reprodução baseada em operadores genéticos tais como mutação e cruzamento ou também conhecido como “*crossover*”.

Após a etapa de localização do cordão de solda na imagem foram utilizadas técnicas de segmentação para análise identificação de defeitos. Foram aplicadas técnicas como aprimoramento do contraste e redução do ruído da imagem com base na expansão do histograma e aplicação do filtro da mediana de Gonzalez e Woods (2000), filtragem da

imagem com base no método de Schneider (2005), adição com a imagem filtrada pelo método de Sobel (1990), limiarização pelo método de Kapur et al. (1985) e atenuação do ruído novamente através do filtro da mediana.

A metodologia foi aplicada em um conjunto de 120 imagens radiográficas e a detecção apresentou uma taxa de 95% de acertos o que é um percentual bastante satisfatório se considerarmos a vantagem em relação a outros métodos que é tornar possível a identificação de cordões de solda com orientação desconhecida. Com relação à identificação de defeitos foram utilizadas técnicas já consolidadas e também aplicadas em outras metodologias, sendo assim, entendemos que o principal ponto apresentado pelo artigo é a inovação com relação à identificação do cordão utilizando um algoritmo genético.

Felisberto (2007) apresentou sua tese de doutorado que foi baseada em técnicas automáticas para detecção de cordões de solda e defeitos de soldagem em imagens radiográficas industriais. Após aprofundar seus estudos na utilização de um algoritmo genético para detecção dos cordões de solda, que parte de soluções aleatoriamente geradas e as avalia com base em um conceito de similaridade entre imagens, chegou a uma proposta inédita que cobre uma grande variedade de situações, inclusive problemas de detecção de cordões de solda para os quais ainda não havia sido encontrada solução automatizada até a data.

Foram testadas 478 imagens que incluíam praticamente todas as técnicas de exposição radiográficas recomendadas pelo código ASME V (*The American Society of Mechanical Engineers*) para inspeção de juntas soldadas de tubulações e os resultados dos testes realizados alcançaram um desempenho entre 93 e 100%.

Como antecipado no artigo de Felisberto (2005) o ineditismo da sua tese foi o método de detecção baseado na utilização de algoritmo genético que obteve um desempenho satisfatório para identificação dos cordões de solda independentemente da sua orientação ou posicionamento na imagem, contribuindo de maneira positiva na busca de soluções automáticas para problemas de controle de qualidade de solda nos processos industriais.

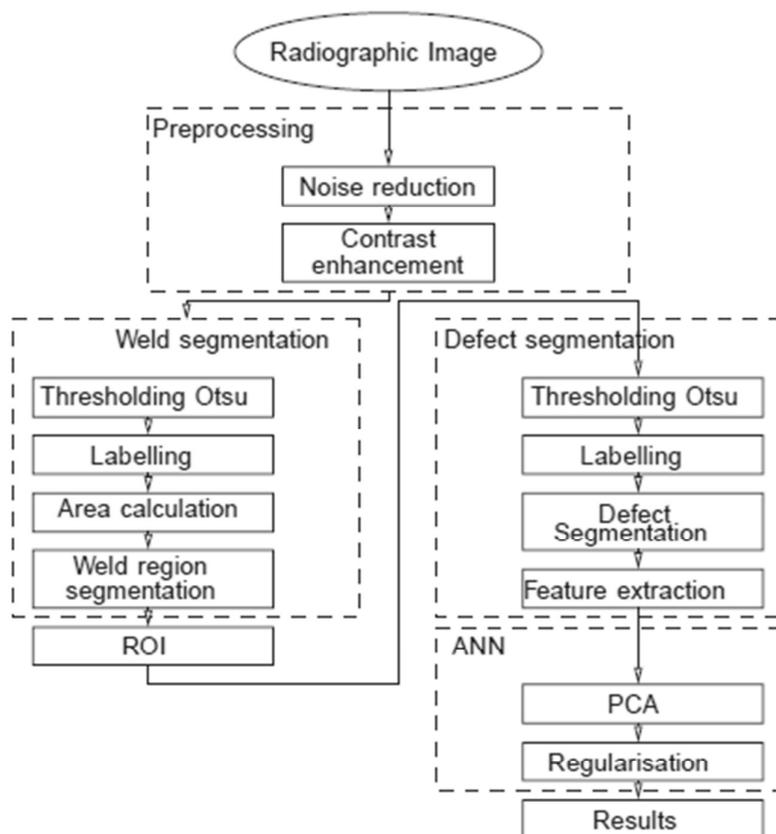
Vilar et al. (2009) publicaram um estudo sobre um sistema automático para detecção de defeitos de soldas em imagens radiográficas que se baseia na utilização de redes neurais artificiais para classificação de defeitos com três diferentes métodos para generalização

comparados com um método sem generalização. O objetivo dos autores foi contribuir para o problema de reconhecimento e classificação automática de defeitos de soldagem desenvolvendo um método para diminuir o número de entradas necessárias para classificação dos defeitos utilizando o PCA (Análise da Componente Principal), utilizando técnicas de generalização para melhorar o desempenho das redes neurais e capaz de identificar o número ótimo de neurônios da camada oculta. O fluxograma 2 abaixo, mostra o método apresentado pelos autores.

Assim como em outros trabalhos similares as imagens radiográficas são digitalizadas e passam por uma etapa de pré-processamento para redução de ruídos e realce da região soldada, em seguida uma etapa de segmentação da região soldada localiza a posição exata da solda e extrai a região relativa ao defeito. Na etapa seguinte são identificadas as características dos defeitos que serão utilizadas como sinais de entrada para a rede neural que fará a classificação dos tipos de defeitos.

Das imagens utilizadas pelos autores que representaram 140 soldas sem defeitos, 126 soldas com inclusão de escoria, 87 soldas com porosidades, 8 soldas com trincas transversais e 14 soldas com trincas longitudinais, foram extraídos inicialmente para cada candidato a defeito, vetores de características com 12 componentes sendo: área, centroide (coordenadas X e Y), eixo maior, eixo menor, excentricidade, número de Euler, diâmetro equivalente, orientação, solides, perímetro, extensão e posição.

Fluxograma 2 – Sistema de detecção automática de defeitos de solda.



Fonte: Vilar et al. 2009.

Para melhorar o desempenho de generalização da rede neural foram utilizados dois métodos de regularização e um terceiro chamado de primeira parada ou “*bootstrap*”. No primeiro método a regularização é feita com a modificação da função de desempenho, esta função é escolhida com base na soma quadrática dos erros do conjunto de treinamento da rede e a modificação pode ser feita adicionando-se um termo é baseado na média da soma dos quadrados dos pesos da rede. O segundo método ajusta automaticamente os parâmetros de regularização através de um sistema de distribuição randômica e podem ser estimados utilizando técnicas estatísticas. Este método foi apresentado em detalhes no trabalho de regularização Bayesiana de Foresee (1997).

No método “*bootstrap*”, os dados disponíveis são divididos em três subconjuntos. O primeiro subconjunto contém 50% dos dados e é utilizado para computar o gradiente e atualizar os pesos e bias da rede, o segundo subconjunto é composto por outros 25% dos dados e é utilizado para validação, sendo que o erro do conjunto de validação é monitorado

durante o processo de treinamento para interromper o processo no momento em que o erro atingir o valor mínimo. O terceiro subconjunto que é composto pelos restantes 25% dos dados é chamado de conjunto de teste, não é utilizado no processo de treinamento.

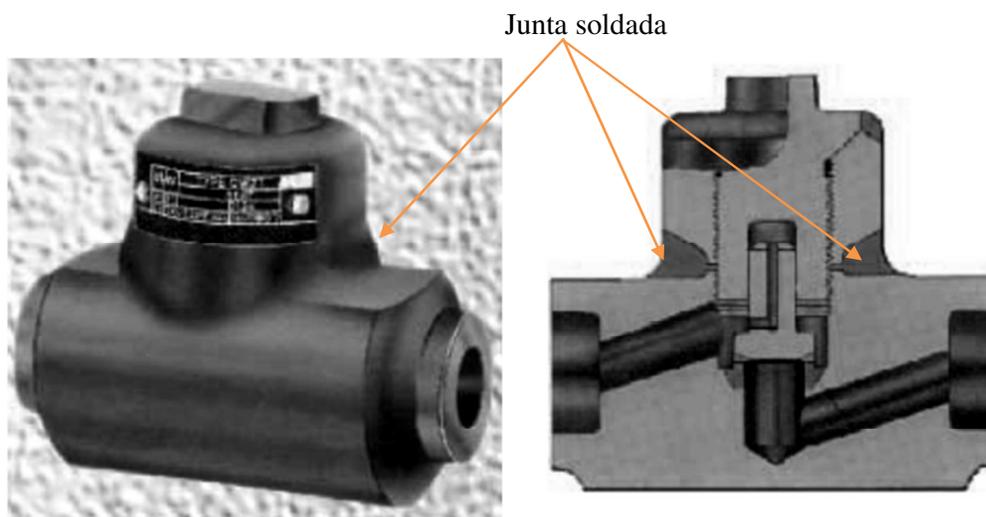
Podemos concluir que os objetivos dos autores foram atingidos no sentido de apresentar técnicas perfeitamente aplicáveis e que realmente melhoram o desempenho de sistemas de detecção automática de defeitos de solda. O artigo apresentou um conjunto de técnicas utilizando uma rede neural artificial e com foco principal na comparação de diferentes métodos de generalização, utilização do PCA na entrada da rede e variação no número de neurônios da camada oculta, buscando obter o melhor desempenho da rede. Cinco tipos de defeitos foram extraídos de 86 imagens radiográficas e foi possível concluir que entre as técnicas propostas, o melhor resultado foi obtido com um número de 20 neurônios na camada escondida e com o método de generalização a partir da modificação da função de desempenho.

Deepesh et al. (2009) desenvolveram um sistema de reconhecimento automático em tempo real de defeitos em juntas soldadas de válvulas Hancock utilizando também redes neurais artificiais. O diferencial deste estudo estava exatamente na aplicação em tempo real para análise imediata das imagens radioscópicas das soldas e tomada de decisão de aceitação ou não do componente soldado, levando em consideração normas específicas da área.

A utilização de um algoritmo baseado em uma rede neural artificial torna o sistema capaz de aprender continuamente e crescer em capacidade utilizando as próprias imagens das juntas analisadas ao longo do tempo. Os estudos também envolveram a validação do sistema com um significativo número de amostras de componentes soldados com vários tipos de defeitos.

Com relação à aplicação de técnicas de processamento de imagens, este sistema é muito similar a outros de detecção de defeitos de solda onde as imagens são digitalizadas, passam por uma etapa de pré-processamento, segmentação da região soldada e extração da região relativa ao possível defeito que depois passam por um classificador. A diferença está no dispositivo chamado RTR “*Real Time Radioscopy*” que consiste em um equipamento com câmera que coleta as imagens radiográficas em tempo real que serão processadas e analisadas pelo sistema. A figura 21 mostra um exemplo de válvula Hancock com um respectivo corte transversal destacando a região soldada.

Figura 21 – Válvula Hancock em vista perspectiva e em corte transversal.



Fonte: Deepsh et al, 2009.

Para validar o desempenho do sistema foram utilizadas 120 imagens de soldas com diversos defeitos como: falta de fusão na solda, falta de penetração, porosidade e penetração de escória. O sistema utiliza uma rede de função de base radial para classificar os defeitos e a rede é treinada variando-se ao número de camadas escondidas para obtenção do melhor desempenho.

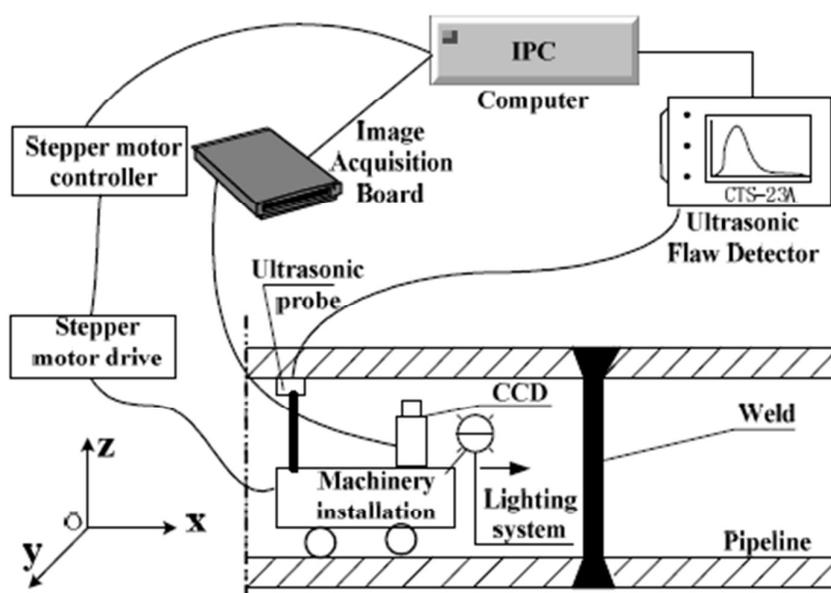
O objetivo dos autores neste estudo foi apresentar um sistema automático para detecção de defeitos de soldas que fosse capaz de minimizar a subjetividade das inspeções visuais realizadas por inspetores na produção destas válvulas e com a capacidade de melhorar seu desempenho com a utilização contínua. Os resultados apresentados chegaram a uma eficiência superior a 93% para algumas classes de defeitos, podendo ser melhorada com a utilização de um número maior de amostras, desta forma podemos concluir que a inclusão de deste teste automatizado é possível aumentar a probabilidade de identificação de defeitos e a confiabilidade das inspeções realizadas.

Liao e Xi (2009) publicaram um artigo sobre a tecnologia de processamento de imagens aplicada em um sistema detecção de defeitos de soldas em tubulações, através da análise de imagens digitais coletadas em campo durante a inspeção de rastreamento de uma tubulação realizada por um robô rastreador, com um sensor de ultrassom e câmera digital instalados. O principal desafio a ser vencido neste sistema é exatamente a precisão do

sistema robotizado de coleta da imagem e a separação entre a imagem da solda e os ruídos oriundos deste tipo de coleta de imagem em tempo real.

Assim como outros similares, o sistema proposto por Liao e Xi também é composto por etapas de coleta da imagem, pré-processamento da imagem, segmentação para extração da região da solda e identificação de prováveis defeitos. A figura 22 mostra a configuração resumida deste sistema de inspeção, que se utiliza de iluminação adicional para diminuir a interferência de iluminação ambiente e acentuar as diferenças das bordas da região soldada.

Figura 22 – Sistema de Inspeção Visual de tubulações soldadas.



Fonte: Liao Xi, 2009.

O foco principal do estudo realizado pelos autores foi demonstrar o método de segmentação das imagens e identificação das regiões soldadas, onde a iluminação adequada tem fundamental importância para destacar a região de interesse. Pelos resultados apresentados nos estudos é possível concluir que a tecnologia apresentada é capaz de contribuir para aumento na garantia da qualidade e a maior confiabilidade nas inspeções realizadas em tubulações que utilizam este recurso.

Souza Brasileiro e Shinohara (2009) publicaram um artigo sobre análise da integridade e qualidade de soldas em chapas navais, utilizando ferramentas do software “MATLAB”. Imagens radiográficas de soldas foram processadas e analisadas utilizando a “Image Processing Toolbox” do software “MATLAB” e o software ISee!1.9.0.

Para realçar e realizar a análise dimensional dos defeitos de soldagem dos cordões de solda nas imagens, foram utilizados filtros matemáticos disponíveis no software “MATLAB” e também filtros desenvolvidos no software “ISee!”.

Os resultados apresentados mostraram que a aplicação dos filtros melhorou a visualização dos defeitos, facilitando e melhorando o processo de detecção de falhas nas imagens das soldas que foram utilizadas pelos autores.

Thiruganam et al. (2010) apresentaram um trabalho sobre detecção e contagem automática de defeitos em cordões de solda em imagens radiográficas, utilizando conceitos de limiar de processamento de imagens com o objetivo de reduzir o tempo de análise e melhorar a precisão da resposta.

O procedimento apresentado pelos autores consiste inicialmente em aplicar uma filtragem gaussiana na imagem para reduzir distorções. Em seguida, aplica-se o método de limiarização global de Otsu e de segmentação de imagem para separar e isolar a região do cordão de solda.

Após a separação do cordão de solda, a análise para detecção e contagem dos defeitos será realizada apenas nesta parte da imagem, reduzindo assim o tempo computacional de processamento. As análises foram realizadas utilizando como base as diferenças de intensidade dos pixels para separar e contar os defeitos nos cordões de solda.

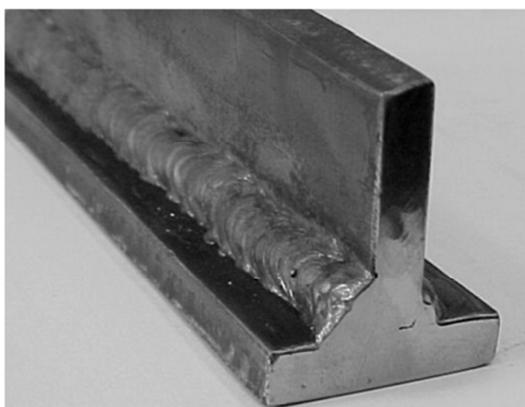
Foram testadas 30 amostras de imagens com cordões de solda e os resultados apresentados mostraram que a separação inicial do cordão de solda do restante da imagem para depois identificar e analisar os defeitos, reduz significativamente a complexidade computacional e diminui o tempo total de análise, em comparação com outros métodos que realizam a análise de uma única vez sobre toda a imagem.

Martins e Pizolato (2011) propuseram um sistema de visão computacional para medir e controlar a quantidade de material depositado em soldas tipo T para união de chapas metálicas realizadas através do processo GMAW “*Gas Metal Arc Welding*”. O sistema se baseia na medição da secção transversal do filete de solda aplicando técnicas de morfologia matemática em imagens binárias com o objetivo de reduzir custos de “*hardware*” e tempo computacional no processo de medição e análise. Além de melhorar a exatidão da medição

em comparação com os métodos tradicionais de inspeção realizados por operadores de soldagem, este método ainda pode ser utilizado para medição de trincas aparentes.

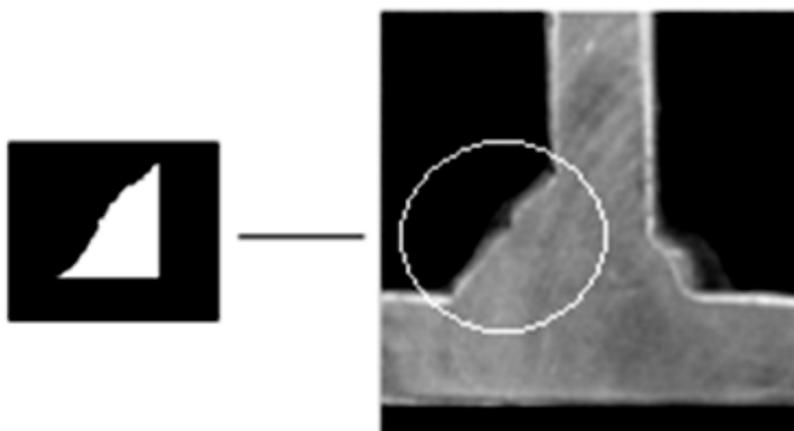
A figura 23 mostra um exemplo de junção soldada tipo T de chapas metálicas. O sistema proposto não utiliza imagens radiográficas e dispensa utilização de equipamentos online entre a o momento da soldagem e da medição, a análise é realizada sobre uma imagem conforme mostra a figura 24, coletada por uma câmera com dispositivo de carga acoplada ou sensor do tipo CCD “*Charge Couple Device*” com distância controlada de 40cm.

Figura 23 – Junção soldada de duas chapas metálicas.



Fonte: Martins e Pizolato, 2011.

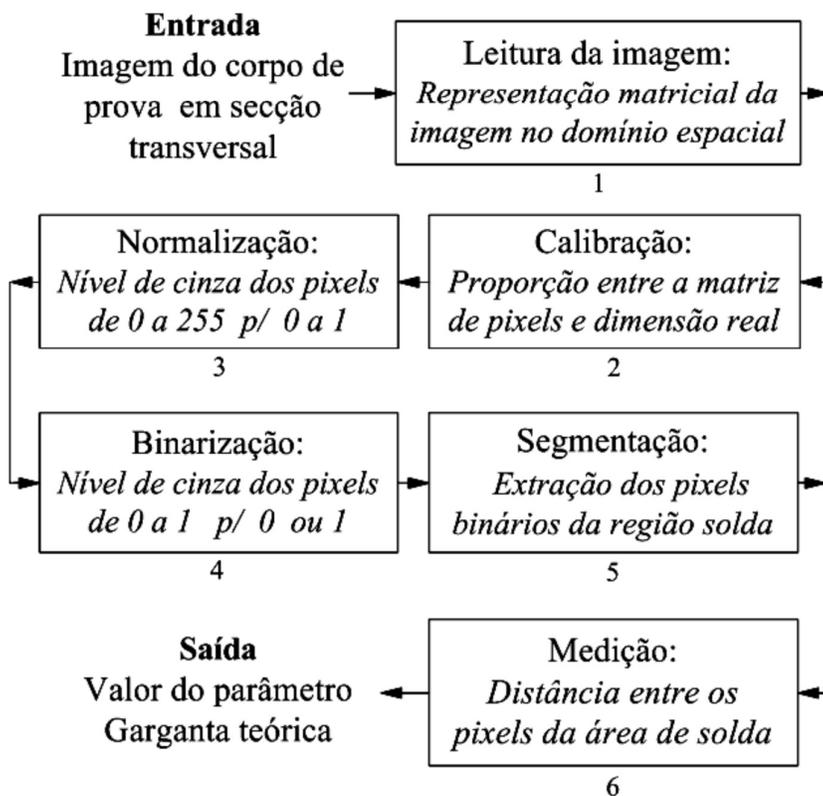
Figura 24 – Imagem digital da Junção soldada de duas chapas metálicas, em destaque a secção do filete de solda a ser analisado.



Fonte: Martins e Pizolato, 2011.

O processamento digital proposto pelos autores é realizado no domínio espacial da imagem a atua na morfologia dos pixels, conforme ilustrado no diagrama de blocos da figura 25.

Figura 25 – Diagrama de blocos do processamento digital da imagem.



Fonte: Martins e Pizolato, 2011.

Pelos resultados apresentados, o sistema proposto pode melhorar significativamente a exatidão da medição (94%) quando comparado com medições realizadas por operadores de soldagem (62%). Podem ainda reduzir os custos de “*hardware*”, se comparado com os métodos de medição que utilizam recursos de metrologia como máquinas tridimensionais, além de dispensar a necessidade de mão de obra especializada para realização de inspeções. Desta forma, é possível concluir que a utilização de recursos de processamento de imagens e visão computacional são perfeitamente aplicáveis para as inspeções propostas pelos autores.

Kumar et al. (2012) publicaram um artigo apresentando um sistema de visão para identificação e classificação de defeitos em juntas de solda realizadas através do processo MIG “*Metal Inert Gas*”. Para superar problemas comuns em sistemas de visão, tais como imprecisão das imagens, iluminação não uniformizada, ruídos e contraste deficiente que

podem causar confusão de defeitos, os autores propuseram um sistema sofisticado de captação de imagem utilizando o sistema de visão de máquinas Rapid-1 V3.4. Este sistema é baseado na utilização de instrumentos de metrologia com tecnologia de ponta, permitindo uma captação de imagens com maior precisão.

Quatro quadros de imagens são obtidos sequencialmente através de quatro zonas de LEDs usadas na luz frontal do sistema de iluminação e que são controladas por um computador. A partir destas imagens, as regiões de interesse são segmentadas e os níveis de cinza médios dos traços característicos dessas imagens são calculados.

Após a separação das imagens através deste sistema de captação que facilita a caracterização das soldas, as juntas soldadas são classificadas em quatro diferentes tipos: juntas com solda boa, solda em excesso, solda insuficiente e sem solda. A classificação é realizada através da utilização de uma rede neural artificial que utiliza para treinamento o algoritmo de retro propagação.

A rede neural é treinada utilizando os valores de nível de cinza médio das quatro regiões de imagem das soldas como variáveis de entrada e os quatro tipos de juntas como variáveis de saída. Foram utilizadas 80 imagens de juntas para treinamento e teste da rede sendo 20 imagens de cada tipo de junta.

Os resultados apresentados mostram que este método de quatro imagens de cada junta melhora a capacidade de caracterização e separação dos tipos de juntas soldadas, comparando com métodos que utilizam apenas uma imagem. Os resultados alcançaram um desempenho de 95% de acertos na caracterização dos defeitos nas 80 imagens testadas.

Lalithakumari et al. (2012) publicaram um artigo sobre a utilização de rede neural artificial para classificação de defeitos de solda detectados com a utilização da técnica TOFD-“*Time of Flight Diffraction*”. A classificação de defeitos de solda detectados com a técnica TOFD é bastante utilizada na indústria, pois é uma das mais conhecidas técnicas de ensaios não destrutivos para identificação de defeitos em soldas.

Porém, esta classificação depende do conhecimento e da experiência de operadores. A utilização de redes neurais artificiais para realizar esta classificação tem o objetivo de reduzir a subjetividade e facilitar a realização desta classificação. Os autores apresentaram um

sistema que utiliza uma rede neural de múltiplas camadas e um algoritmo de aprendizado de retro propagação para identificar defeitos de falta de fusão, falta de penetração, escória, porosidade também uma solda sem qualquer defeito. As camadas escondidas da rede foram aumentadas de 0 a 6 e várias funções de desempenho foram utilizadas para atingir a melhor eficiência da rede.

Cinco soldas de aço inoxidável austenítico, com a dimensão de 200 x 200 x 25 milímetros são fabricadas. As soldas foram de Duplo V com uma configuração comum, feitas por um processo blindado de soldagem a arco de metal. Os quatro defeitos foram criados artificialmente em quatro conjuntos de peças soldadas respectivamente. Um quinto conjunto soldado também foi fabricado sem qualquer defeito e o experimento TOFD foi conduzido nessas cinco soldas. As experiências são realizadas usando  $\mu$ TOFD de AEA Technology, Reino Unido, para detectar o defeito.

Para cada conjunto de peças soldadas foram utilizadas 40 imagens digitalizadas coletadas em diferentes posições. Sendo, 30 utilizadas para treinamento e 10 para teste da rede. Os resultados mostraram um bom desempenho da rede para classificação dos defeitos dos cordões de solda utilizados como amostras, mas não foram conclusivos para definir qual o número mais adequado de camadas escondidas da rede.

Guarnere et al. (2013) publicaram um trabalho propondo um sistema automático de classificação de sinais de ultrassom para identificar discontinuidades em cordões de solda que unem placas de aço carbono. O sistema de classificação proposto tem três componentes: um algoritmo de pré-processamento para adequar os sinais de ultrassom para os demais componentes, um algoritmo de Análise de Componentes Principais (PCA) para a extração de características dos sinais de ultrassom pré-processados e uma Máquina de Vetores de Suporte (SVM) como classificador.

Para treinar e testar o sistema foram utilizados sinais gerados por um programa de simulação de testes de ultrassom que simulou sinais de soldas com falta de fusão, trincas longitudinais e soldas sem defeitos. O banco de dados foi construído com o sinais gerados pelo software “*simSUNDT*” que é um programa que simula um procedimento completo de testes não destrutivos com ultrassom, gerando os sinais A-scan para defeitos que podem estar contidos em um cordão de solda. Para isso, foram realizadas 100 sessões de simulação para cada tipo de defeito.

Este procedimento possibilitou uma base de dados de sinal-scan com 100 sinais para falta de defeitos de fusão, 100 sinais para defeitos de rachaduras longitudinais e 73 sinais para soldas sem defeitos. Para extrair as informações da base de dados foi utilizado o método baseado na transformada de Hilbert, para isso foi utilizada a função “*hilbert*” do software “MATLAB”.

A análise de PCA foi realizada utilizando a função “*processpca*” do “MATLAB”. Os classificadores SVM foram implementados usando a biblioteca “LIBSVM” e sua interface para o “MATLAB”. Foi feita uma comparação de desempenho do classificador SVM com uma Rede Neural Artificial (RNA) de multicamadas, também implementada utilizando o “*Neural Network Toolbox*” do software “MATLAB”.

Os resultados apresentados pelos autores mostraram um desempenho do classificador SVM em torno de 93% e uma melhora de 6% para classificação dos defeitos dos cordões de solda simulados pelo “*simSUNDT*” em comparação com a RNA, com um tempo muito menor de resposta. Pelos resultados apresentados é possível concluir que o sistema proposto pode contribuir positivamente para automatizar e facilitar os processos de inspeção de soldas.

Kumar et al. (2014) publicaram um artigo sobre nível de qualidade em soldas realizadas através do processo GMAW “*Gas Metal Arc Welding*”. As imagens das soldas foram capturadas em um sistema de visão e processadas usando redes neurais. O nível de imperfeições é assumido através da aproximação das superfícies das imagens soldadas, com uma distribuição de Gauss, utilizando o nível de cinza dos pixels das imagens.

As imagens das soldas foram classificadas de acordo com as variações nas superfícies soldadas e separadas em quatro diferentes conjuntos: juntas com solda boa, juntas com excesso de solda, juntas com solda insuficiente e juntas sem solda. Para classificação foram utilizadas redes neurais artificiais (RNA) que foram desenvolvidas e implementadas com dois diferentes algoritmos de aprendizado, o algoritmos de retro propagação e o algoritmo evolutivo diferencial.

Para avaliação do nível de qualidade das soldas foram definidos diferentes tipos de juntas soldadas como aceitáveis e inaceitáveis no processo GMAW. As juntas foram preparadas de acordo com a norma EN 25817: 1992. Uma chapa de aço carbono de tamanho 80 x 20 x 4 mm foi utilizada como um material de base e a tensão e corrente mantidas

durante a soldagem foram de 27 V e 260 A. As soldas foram realizadas com um eletrodo de 1,2 mm de diâmetro e o dióxido de carbono foi fornecido durante o processo de soldagem a uma distância de afastamento de 15 mm.

As imagens foram capturadas através de um sistema de visão de máquinas Rapid-1 V3.4 onde quatro quadros de imagens são obtidos sequencialmente através de quatro zonas de LEDs usadas na luz frontal do sistema de iluminação. Este sistema melhora a precisão das imagens e facilita o processo de classificação fornecendo quatro imagens de cada junta soldada.

Para os testes foram utilizadas 20 juntas soldadas para cada um dos quatro conjuntos definidos. As 80 amostras foram submetidas às redes neurais com os algoritmos de retro propagação e evolutivo diferencial. Os dados das distribuições gaussianas extraídos das imagens foram usados como entradas das redes e os quatro tipos de conjuntos de juntas soldadas foram definidos como saídas das redes.

Os resultados obtidos pela RNA usando o algoritmo de retro propagação mostram a mais alta precisão que é de 100% para as juntas com soldas insuficientes e a menor precisão que é de 90% para juntas com solda em excesso, juntas com soldas boas e juntas sem solda. A precisão global foi de 96,25%.

A RNA usando o algoritmo evolutivo diferencial obteve uma precisão máxima de 95% que foi conseguida em todos os tipos de juntas de soldadura. Com relação ao tempo computacional o melhor resultado foi obtido pela RNA com algoritmo evolutivo diferencial.

No próximo capítulo estaremos descrevendo os três sistemas desenvolvidos e testados.

## 4 PROPOSTA

Técnicas de visão computacional já são aplicadas há algum tempo em inspeções para controle de qualidade de soldas em processos industriais. Porém, uma das principais dificuldades nestes processos está exatamente na padronização do posicionamento destes componentes em relação a uma câmera fixa que realiza a coleta das imagens.

A falta de padronização no posicionamento limita ou dificulta muito a aplicação de visão computacional em linhas de produção em série, com imagens coletadas em tempo real, onde os componentes estão em movimento e onde se tem a necessidade de atingir níveis altos de confiabilidade e eficiência.

Os amortecedores que pretendemos inspecionar são posicionados manualmente em uma linha transportadora que permite certa flexibilidade de acomodação da peça, que pode girar 360° em relação ao seu próprio eixo. Em relação a um observador posicionado em frente à linha, as peças também podem estar ligeiramente inclinadas para o lado direito ou esquerdo, para frente ou para trás, além de possíveis variações de altura devido a variações nos suportes de apoio.

Neste capítulo apresentamos os três sistemas de visão computacional que foram testados e comparados, buscando estabelecer um sistema automático de identificação de ausência da solda de fechamento dos amortecedores veiculares, com o objetivo de eliminar a inspeção visual realizada por inspetores na linha de produção.

Os dois primeiros sistemas de visão são testados na linha de produção de amortecedores, posicionados sobre a linha transportadora do processo de pintura do amortecedor. O terceiro sistema foi desenvolvido apenas ambiente acadêmico e testado com a utilização de imagens de amortecedores coletadas na linha de produção, sob as mesmas condições de iluminação e posicionamento dos dois sistemas de visão anteriores.

### 4.1 Primeiro sistema de visão

O primeiro sistema foi desenvolvido em parceria com a empresa Banner. É uma aplicação customizada da solução comercial apresentada pela Banner, onde é utilizada a câmera digital da linha “*PresencePLUSpro*” modelo PProCAM para coleta de imagens e o controlador lógico modelo PPCTL com o *software* de processamento de imagens

denominado “*PresencePLUS*”. Este sistema dispõe de cinco sinais digitais de saída para controle externo.

A câmera digital é posicionada na entrada da linha de pintura e fixada a uma distância de 30 cm da linha de centro do transportador de amortecedores. O foco da câmera é ajustado de forma a possibilitar a coleta de fotos individualizadas de cada amortecedor no momento em que passe em frente à mesma. Um sensor óptico da marca Balluf, modelo BOS 18M-OS-1XB 10 a 30 VDC com alcance de 200 mm é instalado para detectar a presença dos amortecedores no ponto exato onde devem ser fotografados e envia um sinal ao controlador para comandar o disparo da foto.

O *software* “*PresencePLUS*” é instalado também em um microcomputador. O controlador PPCTL possui uma saída de interface com a rede intranet da empresa para permitir que as imagens coletadas sejam monitoradas à distância, possibilitando o acompanhamento remoto dos resultados. Um painel elétrico foi desenvolvido para receber os sinais digitais enviados pelo controlador PPCTL e interromper o funcionamento da linha transportadora, enviando sinais luminosos e sonoros sempre que forem identificados amortecedores sem solda.

Uma vez interrompida a linha transportadora, ela fica bloqueada até que um operador reconheça o alarme pressionando um botão de reset, retire o amortecedor sem solda da frente da câmera e posicione-o sobre uma esteira de descarte de refugos. A esteira de refugos tem uma interface elétrica com o painel principal do sistema de automação e apenas após o reconhecimento de que o amortecedor sem solda está posicionado corretamente no local de descarte é possível liberar o funcionamento da linha para que o processo continue.

A figura 26 mostra uma parte da linha transportadora na entrada do equipamento de pintura, alguns amortecedores posicionados sobre a linha, a caixa preta onde está posicionada a câmera e o painel elétrico do primeiro sistema desenvolvido. Exemplificando o problema de posicionamento, as figuras 27 a 34 mostram imagens de oito amortecedores de um mesmo modelo, que foram posicionados pelos operadores sobre a linha transportadora.

As oito imagens dos amortecedores foram coletadas pela câmera digital, posicionada dentro da caixa preta mostrada na figura 26 e fixada de forma a coletar as imagens da região soldada. Observando-se com atenção as imagens dos amortecedores nas figuras 27 a 34 é

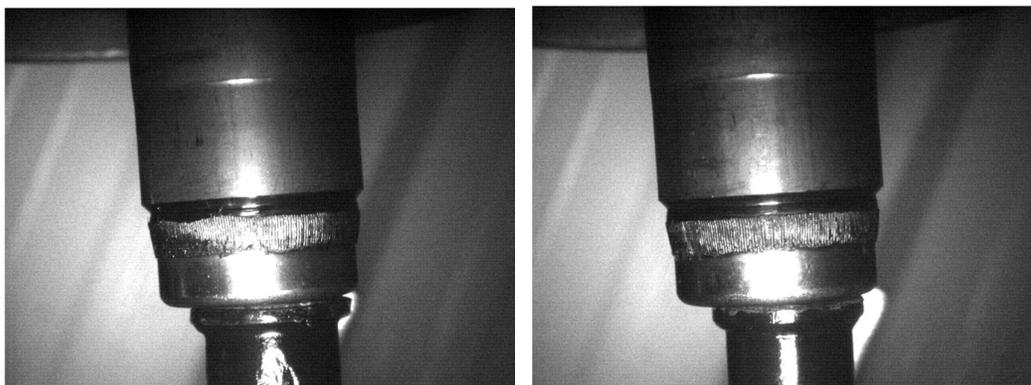
possível perceber que os amortecedores são muito semelhantes, porém possuem pequenas variações como: formato da solda, pequenas manchas no corpo e pequenas variações de altura e ângulo de inclinação em relação ao centro da imagem.

Figura 26 – Imagem da linha transportadora com o primeiro sistema instalado para coleta de imagens dos amortecedores.



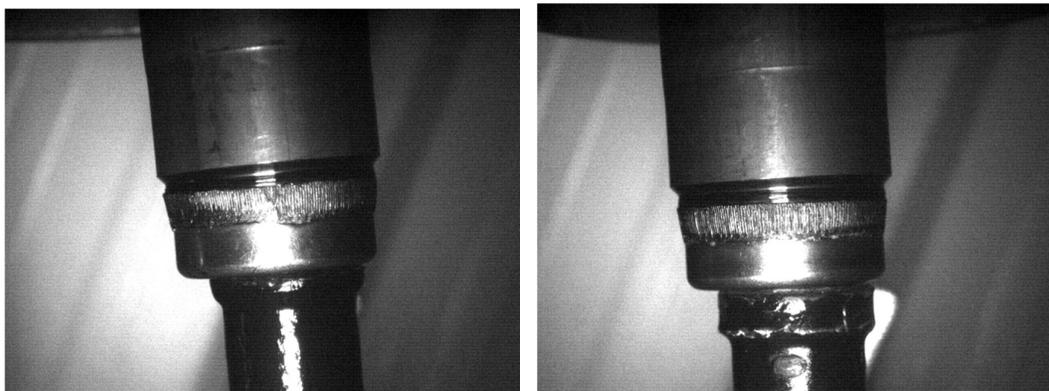
Fonte: Autor.

Figuras 27 e 28 – Imagens de dois amortecedores do mesmo modelo coletadas por uma câmera fixa posicionada na linha transportadora.



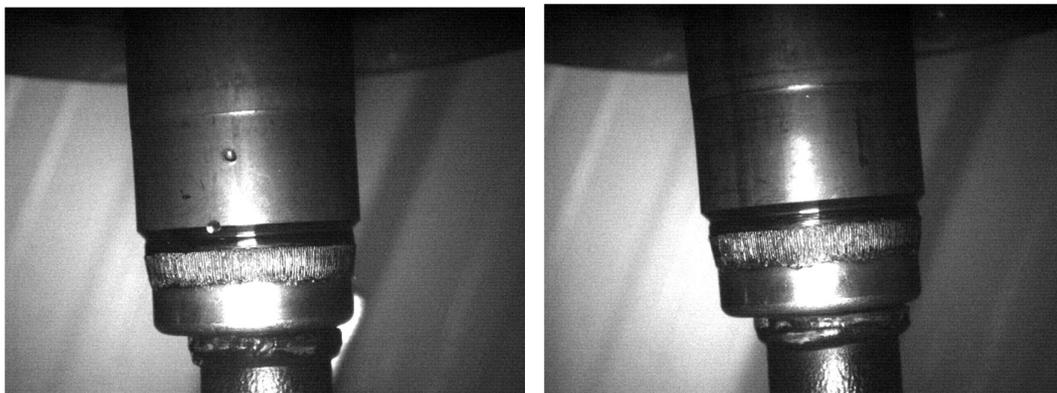
Fonte: Autor.

Figuras 29 e 30 – Imagens de dois amortecedores do mesmo modelo coletadas por uma câmera fixa posicionada na linha transportadora.



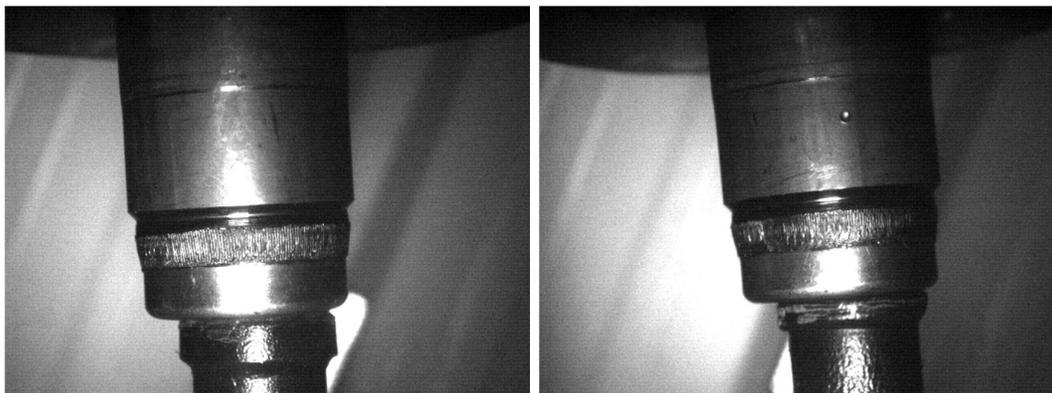
Fonte: Autor.

Figuras 31 e 32 – Imagens de dois amortecedores do mesmo modelo coletadas por uma câmera fixa posicionada na linha transportadora.



Fonte: Autor.

Figuras 33 e 34 – Imagens de dois amortecedores do mesmo modelo coletadas por uma câmera fixa posicionada na linha transportadora.



Fonte: Autor.

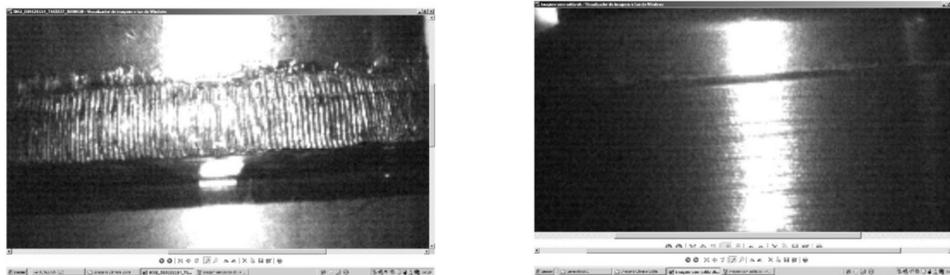
Através do software “*PresencePLUS*” desenvolvido pela empresa Banner, as imagens coletadas são analisadas por um algoritmo que primeiro localiza o amortecedor na imagem, em seguida localiza a região onde deve estar a solda e por fim verifica se a região está soldada ou não. Caso a peça não esteja soldada, um sinal de alarme é acionado e a linha transportadora é parada para retirada da peça defeituosa.

Conforme evidenciado nas figuras 27 a 34, a linha transportadora permite pequenas variações de posicionamento das peças, por esta razão as imagens coletadas podem ser diferentes entre si com relação à localização exata do amortecedor na imagem. Para obter a localização exata da peça, no sistema de processamento de imagens, as fotos originais são convertidas para tons de cinza e na primeira etapa é realizada uma varredura na imagem da esquerda para a direita.

Como no fundo da imagem temos uma coloração clara e o corpo do amortecedor tem uma coloração escura, a varredura irá localizar a borda que é representada por uma variação de claro para escuro no nível de cinza. Esta variação no nível de cinza representa a localização exata do corpo do amortecedor na imagem.

Na segunda etapa de processamento é realizada uma nova varredura na imagem, desta vez de cima para baixo e centralizada no corpo do amortecedor. Esta varredura busca identificar uma nova variação no nível de cinza que desta vez representará a localização da região onde deve estar localizada a solda. A solda tem uma superfície irregular e escamada conforme mostra a figura 35, desta forma, a região soldada tem como característica principal um grande número de variações de níveis de cinza. Por outro lado, conforme mostra a figura 36, a mesma região quando está sem solda, tem um perfil com poucas variações de níveis de cinza, desta forma, na terceira etapa de processamento, a proposta do primeiro sistema é diferenciar as duas regiões e a presença ou não de solda, efetuando a contagem das variações dos níveis de cinza.

Figuras 35 e 36 – Imagens das regiões com solda e sem solda.

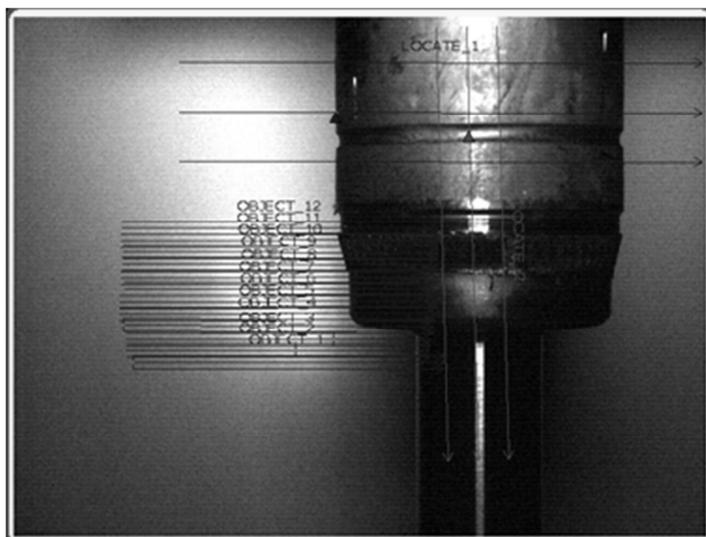


Fonte: Autor

A figura 37 mostra a imagem de uma tela do *software PresencePLUS*, onde a primeira varredura da imagem é realizada da esquerda para a direita, dentro de limites pré-definidos por linhas azuis identificadas como “*Locate 1*”, até que seja detectada a borda que representa o limite entre o fundo da imagem e a linha lateral do amortecedor. Esta borda é caracterizada por uma variação brusca no nível de cinza.

Na mesma figura 37 é possível verificar também o local onde é realizada a segunda varredura de cima para baixo, dentro dos limites pré-definidos por linhas vermelhas identificadas como “*Locate 2*”, até que seja detectada a borda que representa a localização da região onde deve estar a solda.

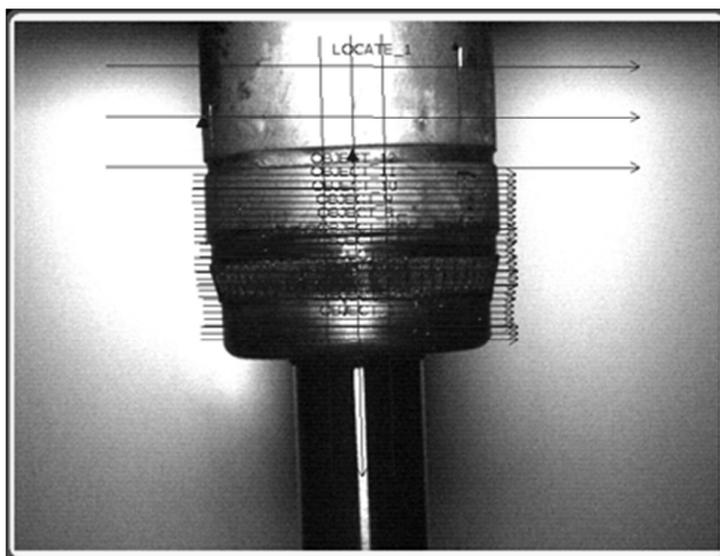
Figura 37 – Ferramentas de localização do amortecedor e da região soldada.



Fonte: Autor.

A figura 38 mostra a região onde se localiza a solda sendo recortada por diversas linhas azuis identificadas como “*Object*”. As linhas azuis representam o local onde é realizada a contagem do numero de variações dos níveis de cinza com o objetivo de identificar se o amortecedor está soldado ou não. Com a definição de um número mínimo de variações é possível determinar se existe ou não uma solda nesta região.

Figura 38 – Ferramentas “*Object*” para contagem das variações de nível de cinza sobre a região soldada.



Fonte: Autor

#### 4.2 Segundo sistema de visão

O segundo sistema foi desenvolvido em parceria com a empresa Keyence. É uma aplicação customizada da solução comercial apresentada pela Keyence, onde é utilizado o sensor de visão modelo IV 500CA para coleta de imagens, o monitor “*IV-M30 – Intelligent Monitor*” e o *software* de processamento de imagens denominado “*IV Navegator*”, com a disponibilidade de três sinais digitais de saída para controle externo. Para controlar as interfaces elétricas com a linha transportadora foi montado um novo painel elétrico com um CLP (Controlador Lógico Programável) da marca Allen Bradley, da linha *Micrologix 1400*, modelo 1766 – L32BWA.

O sensor de visão é posicionado no mesmo local da câmera digital do sistema anterior, ou seja, na entrada da linha de pintura e fixada á uma distância de 30 cm da linha de centro do transportador de amortecedores. O foco também é ajustado de forma a possibilitar

a coleta de fotos individualizadas de cada amortecedor no momento em que passe em frente ao sensor. É utilizado o mesmo sensor óptico da marca Balluf para detectar a presença dos amortecedores no ponto exato onde devem ser fotografados e enviar um sinal para o CLP que comanda o disparo da foto.

O *software* “*IV Navigator*” é instalado no sensor de visão. O monitor *IV-M30* é utilizado para parametrizar o sistema e para monitorar as imagens coletadas. O *software* também é instalado em um microcomputador que pode ser utilizado também para parametrizar e monitorar o funcionamento do sistema. Um novo painel elétrico foi desenvolvido para receber os sinais digitais enviados pelo *software* e interromper o funcionamento da linha transportadora enviando sinais luminosos e sonoros sempre que forem identificados amortecedores sem solda.

Assim como no sistema anterior, uma vez interrompida a linha transportadora, ela fica bloqueada até que um operador reconheça o alarme pressionando um botão de reset, retire o amortecedor sem solda da frente da câmera e posicione-o sobre uma esteira de descarte de refugos. A esteira de refugos tem uma interface elétrica com o painel principal do sistema de automação e apenas após o reconhecimento de que o amortecedor sem solda está posicionado corretamente no local de descarte é possível liberar o funcionamento da linha para que o processo continue.

A seguir, a figura 39 mostra a linha transportadora, alguns amortecedores posicionados sobre a mesma na entrada do equipamento de pintura e o segundo sistema desenvolvido.

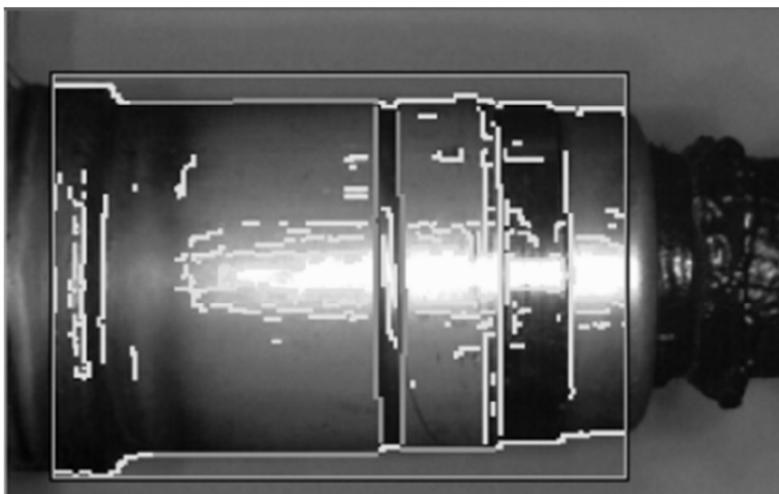
Na primeira etapa de processamento da imagem, o *software* identifica todas as bordas que ficam sobre o corpo do amortecedor. Utilizando estas bordas como referência, a primeira parametrização necessária é a definição das linhas que serão utilizadas com padrão para localização dos amortecedores nas imagens seguintes. Na figura 40 é possível observar em amarelo as bordas localizadas no corpo do amortecedor e em verde as bordas definidas como padrão de localização para as imagens seguintes.

Figura 39 – Imagem da linha transportadora com o segundo sistema instalado para coleta de imagens dos amortecedores.



Fonte: Autor

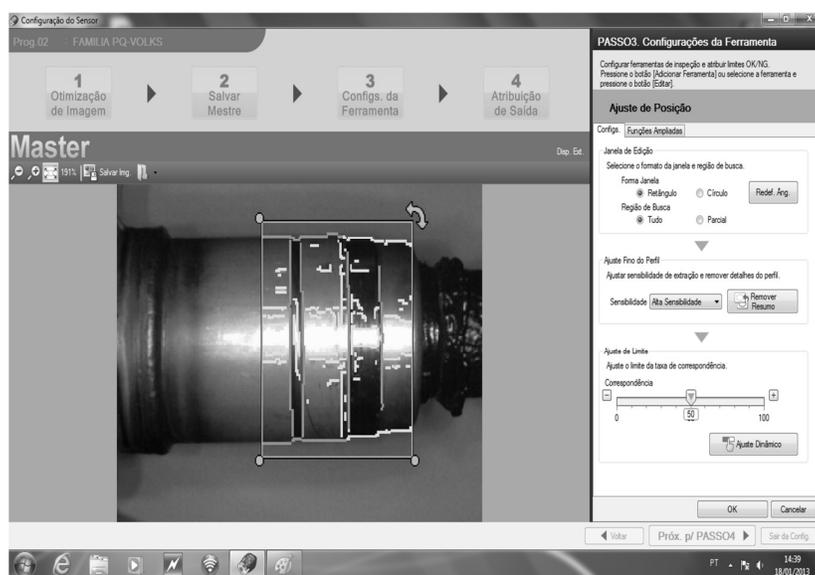
Figura 40 – Localização das bordas no corpo de um amortecedor.



Fonte: Autor.

A partir da definição do padrão de linhas, independentemente da posição do amortecedor nas imagens seguintes, o sistema vai comparar as linhas e procurar o conjunto que se assemelhe ao padrão em um percentual mínimo pré-definido. Outra parametrização necessária é a definição do percentual mínimo de semelhança entre imagens para que sejam consideradas idênticas, possibilitando assim a localização exata do amortecedor nas imagens seguintes. Veja exemplo na figura 41.

Figura 41 – Ajuste do percentual de semelhança para localização das bordas no corpo de um amortecedor.



Fonte: Autor.

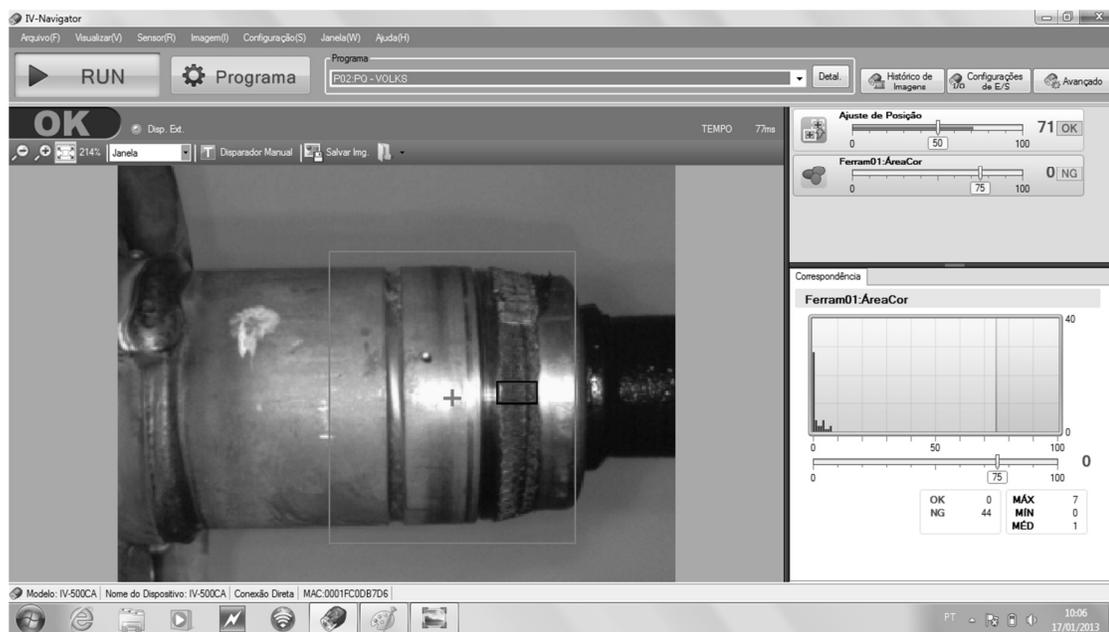
Uma vez definida a posição do amortecedor, a segunda etapa de processamento consiste na identificação da solda. Neste caso é utilizada a diferença de cor ou nível de cinza na região onde se localiza a solda, entre a peça soldada e a peça sem solda.

Inicialmente define-se através de uma ferramenta dimensional (que é referenciada na localização do amortecedor), onde é o ponto exato da região soldada que servirá como padrão de referência de cor. Depois da demarcação deste ponto, graças ao reflexo provocado pelo acionamento simultâneo de um flash no momento da coleta da imagem, a diferença de cor ou do nível de cinza entre as regiões com solda e sem solda é facilmente identificada.

A diferença de cores entre a região soldada e sem solda pode ser observada nas figuras 42 que mostra um amortecedor com solda e 43 que mostra um amortecedor sem

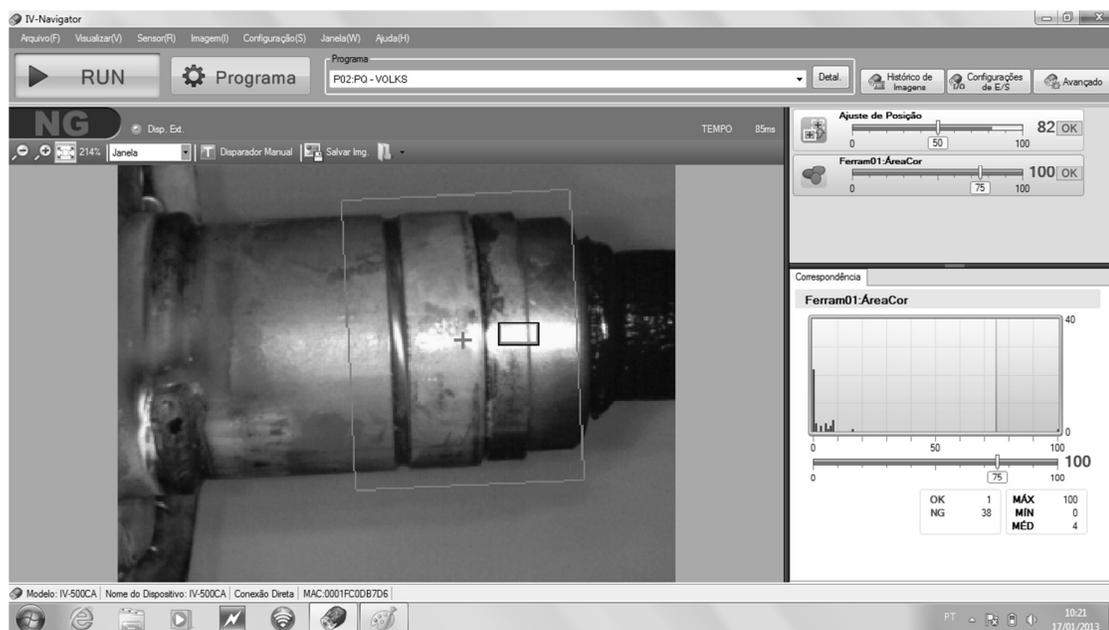
solda. Desta forma é possível definir parâmetros para uma ferramenta de comparação de cores que fará a separação entre as regiões com solda e sem solda.

Figura 42 – Identificação da região da solda em amortecedor com solda.



Fonte: Autor

Figura 43 – Identificação da região da solda em amortecedor sem solda.



Fonte: Autor.

### 4.3 Terceiro sistema de visão

O terceiro sistema de visão foi desenvolvido utilizando o software “MATLAB” para criar uma rede neural artificial e simular os resultados de testes com imagens de amortecedores com solda e sem solda, coletadas diretamente na linha de produção. Foi desenvolvida uma Rede Neural Artificial (RNA) de multicamadas com um algoritmo de retro propagação.

Para treinar a RNA e simular o seu funcionamento utilizamos 100 imagens de amortecedores soldados e 09 imagens de amortecedores sem solda, coletadas pelo sensor de imagem KEYENCE modelo IV 500CA. As imagens foram obtidas diretamente do segundo sistema de visão, respeitando as mesmas condições de operação da linha de produção e posicionamento do sensor de imagem.

Para coleta destas imagens os amortecedores estavam posicionados de cabeça para baixo, sobre a linha transportadora em movimento e o sensor de imagem fixado de forma a coletar a imagem da região da solda a uma distância de 30 cm do amortecedor. As imagens foram coletadas durante o dia, com uma iluminação do ambiente de aproximadamente 500 lux de intensidade luminosa. No momento da coleta de cada imagem era disparado um flash luminoso sobre a região soldada.

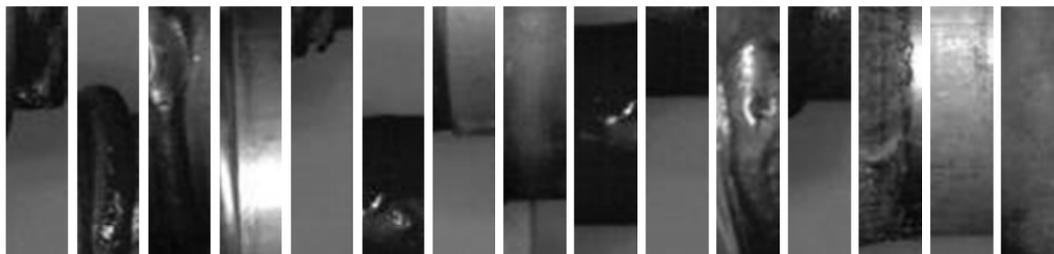
O objetivo dos nossos estudos é aplicar uma RNA com capacidade de generalização, os amortecedores sem solda devem ser identificados independentemente da sua localização na imagem. Desta forma, a RNA deve ter a capacidade de identificar nas imagens testadas, a existência de uma região que caracterize a ausência da solda. A não localização desta região na imagem significa que o amortecedor está soldado.

As imagens dos amortecedores soldados foram divididas em dois grupos. O primeiro grupo contém 70 imagens que são utilizadas para treinar a rede, destas imagens são extraídas de forma aleatória 700 partes de imagens com 100 pixels de altura e 25 pixels de largura, representando regiões que caracterizam a negação para falta de solda. A figura 44 mostra alguns exemplos destas regiões.

Estas partes de imagens são denominadas por nós como “Regiões de Interesse para Negação da Falta de Solda”, nos algoritmos para criação das redes neurais (vide arquivos

fontes do “MATLAB” no Apêndice 01) são reconhecidas como “ROI\_NOT\_FALTA\_SOLDA” e possibilitam o treinamento das redes para o aprendizado da inexistência da ausência de solda nas imagens. O segundo grupo contém as outras 30 imagens que são utilizadas para validar o treinamento.

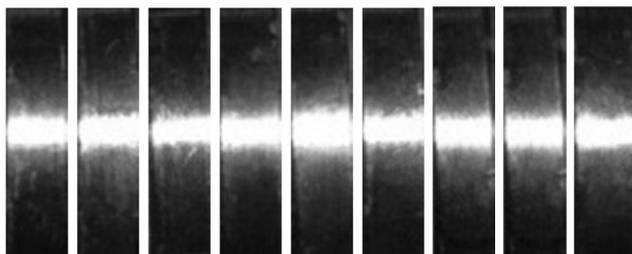
Figura 44 – 15 exemplos de imagens representando a não ausência de solda.



Fonte: Autor.

As imagens de amortecedores sem solda são utilizadas inicialmente para extração da região que caracteriza a ausência de solda na imagem e posteriormente para validar o funcionamento da rede. São extraídas 09 partes de imagem com 100 pixels de altura e 25 pixels de largura, cada uma delas é selecionada de um amortecedor sem solda diferente e exatamente da região onde deveria existir a solda, a figura 45 mostra estas 09 partes de imagens que são denominadas por nós como “Regiões de Interesse para falta de Solda”, nos algoritmos para criação das redes neurais serão reconhecidas como “ROI\_FALTA\_SOLDA” e possibilitam o treinamento da rede para a existência na imagem da ausência de solda.

Figura 45 – 9 Imagens que representam a falta de solda no amortecedor.



Fonte: Autor.

O primeiro algoritmo desenvolvido é utilizado para extrair de forma aleatória, 10 regiões de cada uma das 70 imagens do primeiro grupo de amortecedores soldados. A seguir temos uma descrição passo a passo do funcionamento deste algoritmo, os arquivos fontes do “MATLAB” encontram-se no Apêndice A.

- Passo 1 – Definir as variáveis.
- Passo 2 – Definir a altura e largura da região a ser utilizada como detector.
- Passo 3 – Inicializar o gerador de números aleatórios.
- Passo 4 – Ler as imagens dos 70 amortecedores com solda.
- Passo 5 – Retirar 10 regiões aleatórias de cada uma das 70 imagens.

O segundo algoritmo desenvolvido cria e treina uma RNA para detecção de ausência de solda. Utilizamos para treinamento as 700 regiões aleatórias que foram extraídas das 70 imagens de amortecedores soldados e as 09 regiões que caracterizam a ausência de solda e foram extraídas das 09 imagens dos amortecedores sem solda. A seguir temos uma descrição passo a passo do funcionamento deste algoritmo, os arquivos fontes do “MATLAB” encontram-se no Apêndice A.

- Passo 1 – Definir as variáveis.
- Passo 2 – Ler as 700 imagens que representam a não ausência de solda e que foram retiradas dos 70 amortecedores soldados.
- Passo 3 – Ler as 09 imagens que representam a ausência de solda e que foram retiradas dos 09 amortecedores sem solda.
- Passo 4 – Organizar os dados que serão utilizados para criação e treinamentos da rede.
- Passo 5 – Criar e configurar a rede neural.
- Passo 6 – Treinar a rede neural utilizando as 700 imagens aleatórias para que ela aprenda o que é a negação da não ausência da solda e as 09 imagens de ausência da solda para que ela aprenda o que é a afirmação da ausência de solda.

O terceiro algoritmo desenvolvido é utilizado para validação da RNA utilizando o segundo grupo de imagens que contém 30 imagens de amortecedores com solda. Como estamos buscando nas imagens a região que caracteriza a ausência de solda, a localização desta região em uma imagem testada vai resultar em uma resposta positiva. Por outro lado, se a região que caracteriza ausência de solda não for encontrada na imagem testada, o resultado da busca vai gerar uma resposta negativa.

O resultado considerado falso positivo, significa obter uma resposta positiva após realizar a busca em uma imagem de um amortecedor soldado, assim como, o resultado

considerado falso negativo é obter uma resposta negativa após realizar uma busca em uma imagem de um amortecedor sem solda. A seguir temos uma descrição passo a passo do funcionamento deste algoritmo, os arquivos fontes do “MATLAB” encontram-se no Apêndice A.

- Passo 1 – Definir as variáveis.
- Passo 2 - Definir a altura e largura das regiões a serem buscadas nas imagens e utilizadas para detecção da ausência da solda.
- Passo 3 – Definir o passo de busca nas imagens.
- Passo 4 – Carregar a rede neural já treinada.
- Passo 5 – Ler as 30 imagens dos amortecedores soldados.
- Passo 6 – Efetuar a busca por uma região sem solda em cada uma das 30 imagens.
- Passo 7 – Definir a resposta “POSITIVA” para o caso de encontrar uma região sem solda na imagem.
- Passo 8 – Como sabemos que as imagens testadas estão todas soldadas, vamos definir como “FALSO POSITIVO” se a busca encontrar uma resposta “POSITIVA” em alguma das imagens testadas.
- Passo 9 – Definir como o percentual de “Erro tipo I” a divisão do número de falsos positivos pelo número de imagens testadas.

O quarto algoritmo desenvolvido cria, treina e valida uma RNA para detecção de ausência de solda. Utilizamos para treinamento novamente as 700 imagens que foram extraídas do grupo de 70 imagens de amortecedores e as 09 regiões sem solda extraídas dos 09 amortecedores sem solda. Para validação, foi utilizada a metodologia “Leave one out”, a RNA foi treinada 9 vezes, deixando uma das imagens de fora, para ser posteriormente testada.

Assim como no algoritmo anterior, como estamos buscando nas imagens a região que caracteriza a ausência de solda, a localização desta região em uma imagem testada vai resultar em uma resposta positiva. Se a região que caracteriza ausência de solda não for encontrada na imagem testada, o resultado da busca vai gerar uma resposta negativa. A seguir temos uma descrição passo a passo do funcionamento deste algoritmo, os arquivos fontes do “MATLAB” encontram-se no Apêndice A.

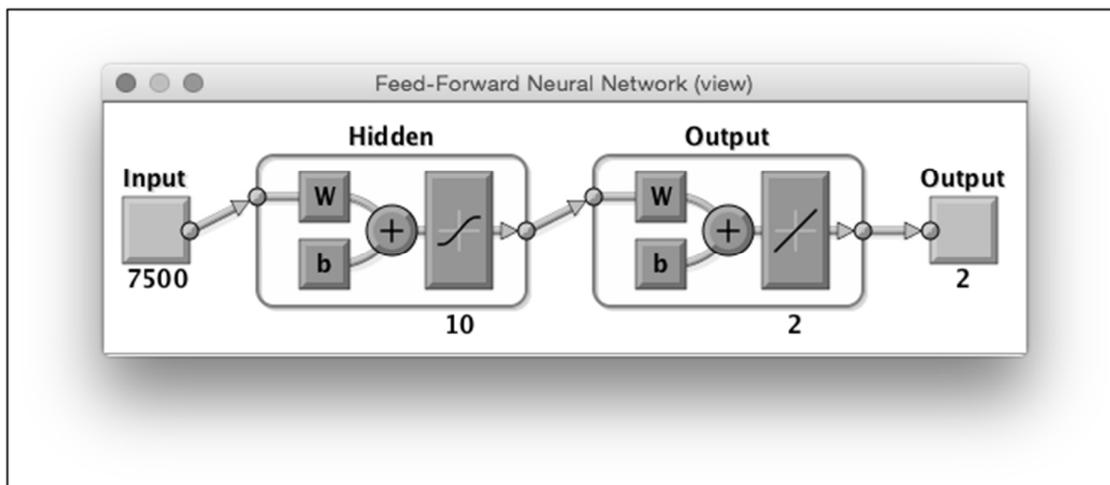
- Passo 1 – Definir as variáveis.
- Passo 2 – Definir a altura e largura das regiões a serem buscadas nas imagens e utilizadas para detecção da ausência da solda.
- Passo 3 – Definir o passo de busca nas imagens.
- Passo 4 – Definir as matrizes para imagens positivas e negativas.
- Passo 5 – Ler as 700 imagens das regiões aleatórias dos 70 amortecedores soldados.
- Passo 6 – Ler as 09 imagens que de regiões que caracterizam a ausência de solda.
- Passo 7 – Organizar os dados que serão utilizados para criação e treinamentos da rede.
- Passo 8 – Criar e configurar a rede neural.
- Passo 9 – Treinar a rede neural utilizando as 700 imagens aleatórias para que ela aprenda o que é a negação da não ausência da solda e as 08 imagens de ausência da solda para que ela aprenda o que é a afirmação da ausência de solda.
- Passo 10 – Efetuar a validação da rede utilizando a imagem do amortecedor sem solda que foi deixada de fora do treinamento.
- Passo 11 – Definir a resposta “POSITIVA” para o caso de encontrar uma região sem solda na imagem.
- Passo 12 – Como sabemos que as imagens testadas estão todas sem solda, vamos definir como “FALSO NEGATIVO” se a busca não encontrar uma resposta “POSITIVA” em alguma das imagens testadas.
- Passo 13 – Definir como o percentual de “Erro tipo II” a divisão do número de falsos negativos pelo número de imagens testadas.

Para testar os resultados foram realizadas diversas variações no número de neurônios das RNAs e no número de camadas escondidas, a figura 46 mostra a configuração da RNA com uma camada escondida e a figura 47 mostra a configuração da RNA com duas camadas escondidas.

Como as entradas analisadas seriam as partes de imagens de 25 pixels de largura e 100 pixels de altura e coloridas, as RNAs foram definidas com 7500 bytes de entrada. Como os resultados esperados seriam apenas ausência de solda ou não, foram definidas para a rede apenas duas saídas sendo, [-1 1] para presença de solda e [1 -1] para ausência de solda.

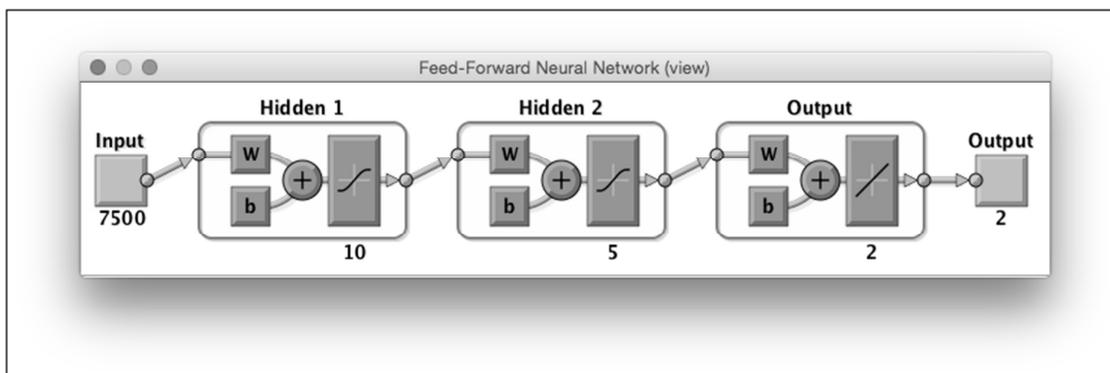
As funções de ativação para as camadas são: tangente hiperbólica para a camada escondida e linear para a camada de saída.

Figura 46 – RNA com uma camada escondida.



Fonte: Autor

Figura 47 – RNA com duas camadas escondidas.



Fonte: Autor

## 5 EXPERIMENTOS E RESULTADOS

Neste capítulo apresentamos os experimentos realizados e os resultados obtidos com os três sistemas de visão descritos no capítulo anterior.

### 5.1 Introdução

Os dois primeiros sistemas de visão são testados diretamente na linha de produção de amortecedores, posicionados sobre a linha transportadora do processo de pintura dos amortecedores. O terceiro sistema foi desenvolvido apenas ambiente acadêmico e testado com a utilização de imagens de amortecedores coletadas na linha de produção, sob as mesmas condições de iluminação e posicionamento dos dois sistemas de visão anteriores.

Com cerca de 720 verificações por hora a velocidade é relativamente baixa para a capacidade dos sistemas computacionais atuais e como o índice real de defeitos desta natureza é muito baixo, a linha não deve parar com frequência. Porém, se ocorrerem apenas 5% de reprovações ou falsas reprovações, a produção já será interrompida 36 vezes por hora, o que é considerado absolutamente improdutivo. Portanto, para um sistema automático de inspeção ser considerado adequado para a utilização, deve ter um índice de falsas reprovações muito próximo de zero.

### 5.2 Resultados dos experimentos realizados com o primeiro sistema desenvolvido

Este sistema foi testado na linha de produção durante um longo período. Ao longo de vários meses de testes foram inspecionados milhares de amortecedores soldados e dezenas de amortecedores sem solda, neste período foram realizadas diversas simulações para verificar a eficácia do sistema. A seguir apresentamos os resultados de alguns exemplos destes testes.

As figuras 48 a 57 foram retiradas da tela do computador no momento em que o *software* “*PresencePLUS*” realiza a localização dos amortecedores na imagem e a verificação da existência ou não da solda. Cada uma das imagens foi coletada de um amortecedor diferente, em momentos diferentes.

Pode-se notar que os amortecedores estão posicionados na imagem da mesma forma, ou seja, com a haste para baixo, porém cada um deles se localiza em um ponto diferente na imagem. Nestes exemplos a solda foi localizada e o sistema constata peça aprovada.

Figuras 48 e 49 – Duas imagens de localização da solda em amortecedores.



Fonte: Autor

Figuras 50 e 51 – Duas imagens de localização da solda em amortecedores.



Fonte: Autor

Figuras 52 e 53 – Duas imagens de localização da solda em amortecedores.



Fonte: Autor.

Figuras 54 e 55 – Duas imagens de localização da solda em amortecedores.



Fonte: Autor

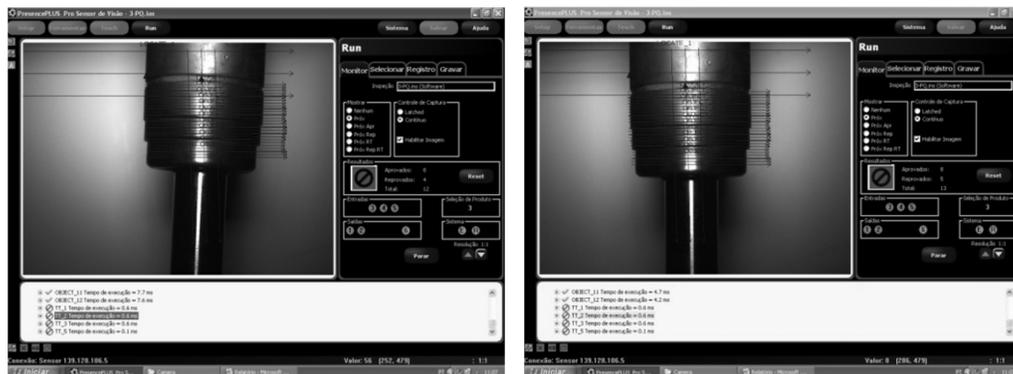
Figuras 56 e 57 – Duas imagens de localização da solda em amortecedores.



Fonte: Autor.

Nas figuras 58 a 63 temos exemplos de imagens de amortecedores sem solda, nas quais o software localiza o amortecedor na imagem e identifica a ausência de solda. Nestes exemplos o sistema constata a peça aprovada.

Figuras 58 e 59 – Duas imagens de localização da ausência de solda em amortecedores.



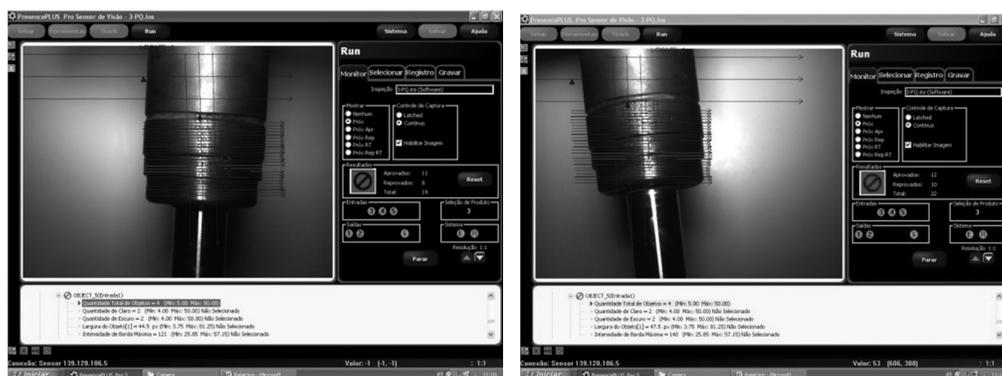
Fonte: Autor

Figuras 60 e 61 – Duas imagens de localização da ausência de solda em amortecedores.



Fonte: Autor

Figuras 62 e 63 – Duas imagens de localização da ausência de solda em amortecedores.



Fonte: Autor.

Com este primeiro sistema de visão, realizamos diversos testes e simulações onde obtivemos sucesso na localização e identificação positiva da solda em amortecedores soldados, assim como, na identificação negativa acusando a ausência de solda em amortecedores sem solda. Porém, como este sistema se baseia exclusivamente nas diferenças de níveis de cinza da imagem, ocorreram alguns falsos negativos devido a falhas no processo de localização da peça e da solda.

Estes falsos negativos foram observados em amortecedores que apresentavam variações mais significativas no posicionamento, ou que apresentavam pequenas manchas no corpo, inerentes do processo, que propiciavam oscilações nos níveis de cinza. Estas manchas eram confundidas com as linhas demarcatórias do corpo dos amortecedores que haviam sido utilizadas como referência para localização da região soldada.

As figuras 64 e 65 mostram exemplos destas falhas. Temos dois amortecedores soldados, mas o software errou na localização da solda e efetuou a contagem do número de variações dos níveis de cinza em uma região diferente da imagem. Devido a este erro, a contagem dos níveis de cinza foi considerada insuficiente e o amortecedor foi reprovado acusando falta de solda, evidenciando assim um falso negativo.

Figuras 64 e 65 – Duas Imagens de falha na localização da região soldada no amortecedor e falsa identificação de rejeito devido à falta de solda.



Fonte: Autor.

Após todos os testes realizados nenhum amortecedor sem solda foi considerado aprovado pelo sistema, ou seja, não foram constatados falsos positivos.

### 5.3 Resultados dos experimentos realizados com o segundo sistema desenvolvido

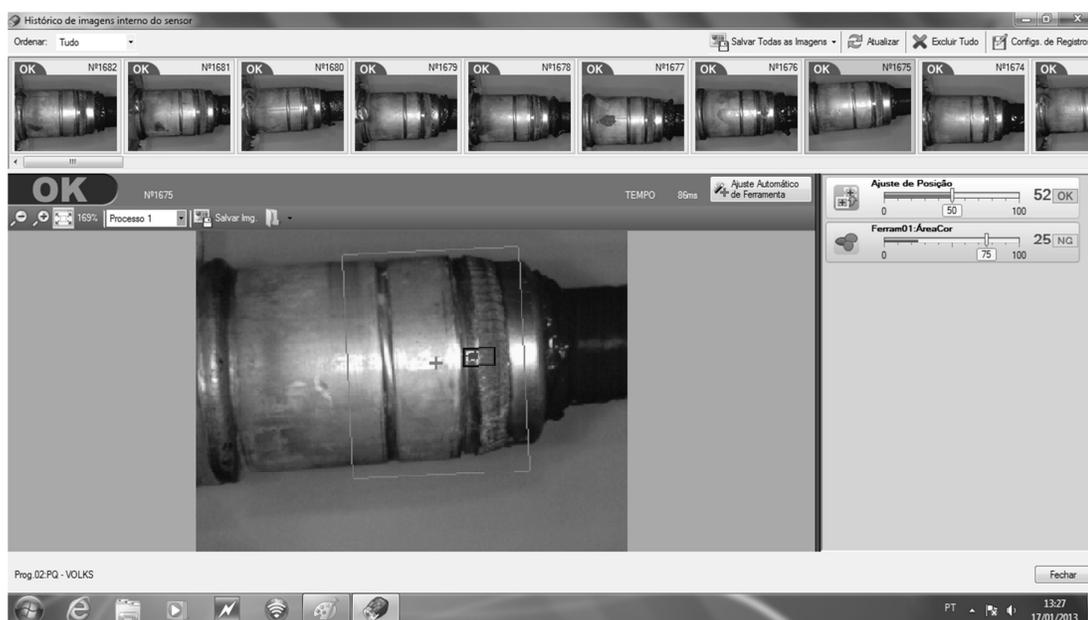
Este sistema também foi testado na linha de produção de amortecedores durante um longo período. Assim como nos experimentos realizados com o primeiro sistema, ao longo de vários meses de testes, foram inspecionados milhares de amortecedores soldados e dezenas de amortecedores sem solda. A seguir, apresentamos os resultados de alguns exemplos dos testes que foram realizados após a etapa de parametrização, onde foram definidas as linhas de referencia que representariam a imagem padrão para localização dos amortecedores e os níveis de cinza para identificação da solda.

A figura 66 foi retirada da tela do computador no momento em que o *software* “*IV Navigator*” realiza a localização dos amortecedores na imagem e a verificação da existência ou não da solda. Na parte superior da imagem é possível verificar 10 pequenas imagens de diferentes amortecedores soldados, onde se nota a descrição “OK” em cada uma das peças.

Este “OK” significa que os testes realizados tiveram resultado positivo para a localização e identificação da solda e as peças foram consideradas aprovadas.

Estas pequenas imagens representam os diferentes amortecedores que estão posicionados sobre a linha transportadora e estão passando de forma contínua em frente ao sensor de imagem. Ao centro temos a ampliação de uma das pequenas imagens (realçada em amarelo no canto superior direito), mostrando o detalhe ampliado da localização do amortecedor e da identificação do ponto onde se localiza a região soldada, para que seja feita a comparação de cores e a comprovação da existência ou não da solda. Observando-se cada uma das pequenas imagens, verifica-se que os amortecedores estão todos posicionados da mesma forma, ou seja, com a haste do lado direito, porém é possível notar que estão localizados em diferentes pontos da imagem.

Figura 66– Identificação da região com solda em amortecedores aprovados.



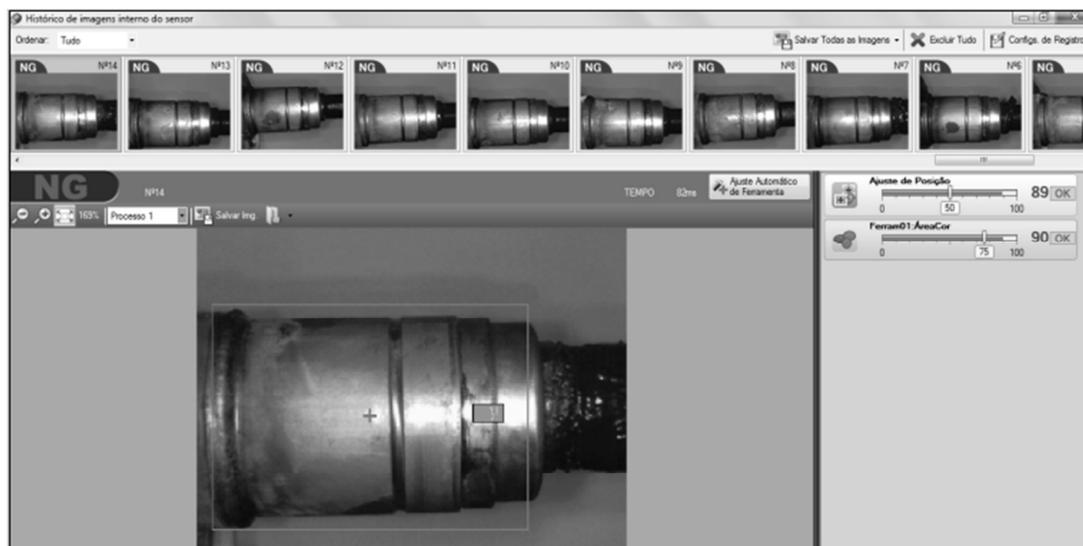
Fonte: Autor.

A figura 67 também foi retirada da tela do computador no momento em que o software “IV Navegador” realiza a localização dos amortecedores na imagem e a verificação da existência ou não da solda. Novamente na parte superior da imagem é possível verificar 10 pequenas imagens de diferentes amortecedores, mas desta vez os mesmos estão sem solda. Nota-se descrição “NG” em cada uma das peças. Este “NG” significa que os testes realizados tiveram resultado negativo para a localização e identificação da solda e as peças foram consideradas reprovadas.

Assim como na figura anterior, estas pequenas imagens representam os diferentes amortecedores que estão posicionados sobre a linha transportadora e estão passando de forma contínua em frente ao sensor de imagem. Ao centro também temos a ampliação de uma das pequenas imagens (realçada em amarelo no canto superior esquerdo), mostrando o detalhe ampliado da localização do amortecedor e da identificação do ponto onde se localiza a região soldada, para que seja feita a comparação de cores e a comprovação da existência ou não da solda.

Observando-se cada uma das pequenas imagens, verifica-se também que os amortecedores estão todos posicionados da mesma forma que na figura anterior, ou seja, com a haste do lado direito, novamente é possível notar que estão localizados em diferentes pontos da imagem.

Figura 67– Identificação da região sem solda em amortecedores reprovados.



Fonte: Autor.

Neste segundo sistema de visão, foram realizados diversos testes e simulações onde obtivemos sucesso na localização e identificação positiva da solda em amortecedores soldados, assim como, para localização e identificação negativa acusando a ausência de solda para os amortecedores sem solda. Após definida uma parametrização dedicada para cada modelo de amortecedor, no segundo sistema de visão não foram observados resultados de falso negativo nem falso positivo.

A seguir, apresentamos a tabela 1 com os resultados de experimentos realizados nos primeiros dois sistemas desenvolvidos.

Tabela 1 – Resultados de testes dos dois primeiros sistemas de visão

| <b>Experimentos realizados nos dois primeiros sistemas de visão</b>                                     |                            |                            |
|---|----------------------------|----------------------------|
|   | <b>1º Sistema de visão</b> | <b>2º Sistema de visão</b> |
| <b>Velocidade da linha transportadora</b>   | <b>6 m/min</b>             | <b>6 m/min</b>             |
| <b>Quantidade de peças testadas por hora</b>  | <b>720</b>                 | <b>720</b>                 |
| <b>Quantidade de peças testadas após os sistemas serem parametrizados</b>                               | <b>4160</b>                | <b>5340</b>                |
| <b>Quantidade média de falsos positivos detectados a cada hora com os sistemas em operação contínua</b> | <b>0</b>                   | <b>0</b>                   |
| <b>Quantidade média de falsos negativos detectados por hora com os sistemas em operação contínua</b>    | <b>20</b>                  | <b>0</b>                   |

Fonte: Próprio autor.

Foi observado que as variações mais significativas de posicionamento das peças e as marcas ou manchas aleatórias no corpo dos amortecedores, que provocaram erros de localização no primeiro sistema, não interferem no processo de localização e nem na identificação da solda do segundo sistema.

#### **5.4 Resultados dos experimentos realizados com o terceiro sistema desenvolvido**

Visando obter a configuração mais adequada para a “RNA Multilayer Perceptron” desenvolvida, foram realizados diversos testes com diferentes parametrizações utilizando 100 imagens coletadas de amortecedores soldados e 09 imagens coletadas de amortecedores sem solda. A seguir apresentamos os resultados obtidos após os testes com diferentes números de neurônios nas camadas, diferente número de camadas escondidas e diferentes tempos de aprendizado.

A tabela 2 mostra os resultados obtidos variando-se o número de neurônios em uma RNA com uma camada escondida. Pode-se ver que, com o aumento do número de neurônios, a qualidade da rede, medida pela acurácia, aumenta, até chegar a 100% quando se utiliza 10 neurônios. A tabela 3 mostra os resultados obtidos variando-se o número de neurônios na 1ª camada e na 2ª camada, em uma RNA com duas camadas escondidas. Neste caso, com 5 e com 10 neurônios na primeira camada, a acurácia da rede só chega a 100% a partir de 6 neurônios na segunda camada.

A tabela 4 mostra os resultados obtidos variando-se o tempo de treinamento e mantendo 10 neurônios em uma RNA com uma camada escondida. Pode-se ver que, com o aumento do número de episódios de treinamento, a qualidade da rede aumenta, até chegar a 100% quando se utiliza 10000 episódios.

Na figura 82 temos o gráfico que mostra a evolução dos resultados de falsos negativos em relação ao crescimento do número de neurônios na camada, conforme valores apresentados na tabela 2. Na figura 83 temos o gráfico que mostra a evolução dos resultados de falsos negativos em relação ao crescimento do número de neurônios da 2ª camada mantendo a 1ª camada fixada em 5 neurônios. Conforme valores apresentados na tabela 3.

Na figura 84 temos gráfico que mostra a evolução dos resultados de falsos negativos em relação ao crescimento do número de neurônios da 2ª camada mantendo a 1ª camada fixada em 10 e 15 neurônios. Conforme valores apresentados na tabela 3. Na figura 85 temos o gráfico que mostra a evolução dos resultados de falsos negativos obtidos variando-se o tempo de treinamento e mantendo 10 neurônios na 1ª camada, em uma RNA com uma camada escondida e conforme valores apresentados na tabela 4.

A acurácia apresentada nas tabelas a seguir foi calculada utilizando a equação 4 abaixo:

$$A = (VP + VN) / (VP+VN+FP+FN) \quad (4)$$

Onde:

A = Acurácia; VP = Verdadeiros Positivos; VN = Verdadeiros Negativos

FP = Falsos Positivos; FN = Falsos Negativos

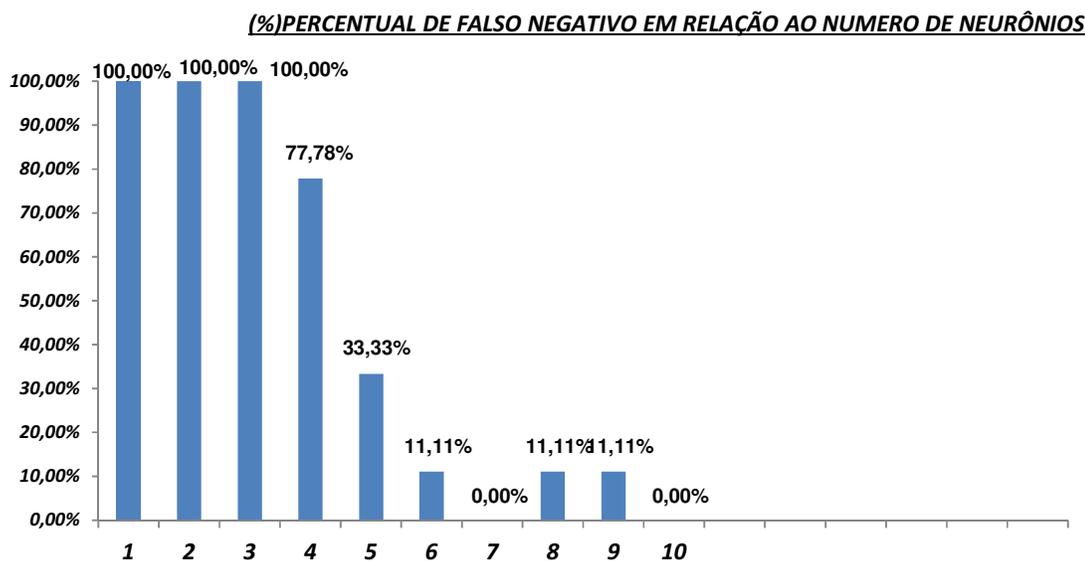
Com relação ao passo de busca nas imagens, o mais adequado é dois. Abaixo de dois a busca se torna muito lenta e acima, ocorrem variações no resultado devido a partes da imagem que ficavam fora e eram relevantes para a localização correta da região de interesse.

Tabela 2 – Resultados de testes da RNA com uma camada escondida, variando o número de neurônios na camada

| Imagens negativas para treinamento – 70. Áreas extraídas aleatoriamente por imagem – 10<br>Tamanho das áreas extraídas aleatoriamente nas imagens – 100 pixels x 25 pixels<br>Imagens negativas para teste – 30<br>Imagens positivas para treinamento e teste – 9<br>Épocas de treinamento - 10000. Passo de busca – 2 |                          |                          |                     |                     |                    |                    |              |
|--|--------------------------|--------------------------|---------------------|---------------------|--------------------|--------------------|--------------|
| Neurônios na 1ª camada   | No. de Imagens Positivas | No. de Imagens Negativas | Verdadeiro Positivo | Verdadeiro Negativo | % Falsos Negativos | % Falsos Positivos | Acurácia (%) |
|  |                          |                          |                     |                     | (Erro Tipo I)      | (Erro Tipo II)     |              |
| 1  | 9                        | 30                       | 0                   | 30                  | 100,00%            | 0,00%              | 76,92%       |
| 2  | 9                        | 30                       | 0                   | 30                  | 100,00%            | 0,00%              | 76,92%       |
| 3  | 9                        | 30                       | 0                   | 30                  | 100,00%            | 0,00%              | 76,92%       |
| 4  | 9                        | 30                       | 2                   | 30                  | 77,78%             | 0,00%              | 82,05%       |
| 5  | 9                        | 30                       | 6                   | 30                  | 33,33%             | 0,00%              | 92,31%       |
| 6  | 9                        | 30                       | 8                   | 30                  | 11,11%             | 0,00%              | 97,44%       |
| 7  | 9                        | 30                       | 9                   | 30                  | 0,00%              | 0,00%              | 100,00%      |
| 8  | 9                        | 30                       | 8                   | 30                  | 11,11%             | 0,00%              | 97,44%       |
| 9  | 9                        | 30                       | 8                   | 30                  | 11,11%             | 0,00%              | 97,44%       |
| 10   | 9                        | 30                       | 9                   | 30                  | 0,00%              | 0,00%              | 100,00%      |

Fonte: Próprio autor.

Figura 82 – Resultados de falsos negativos em relação ao número de neurônios da RNA com uma camada escondida



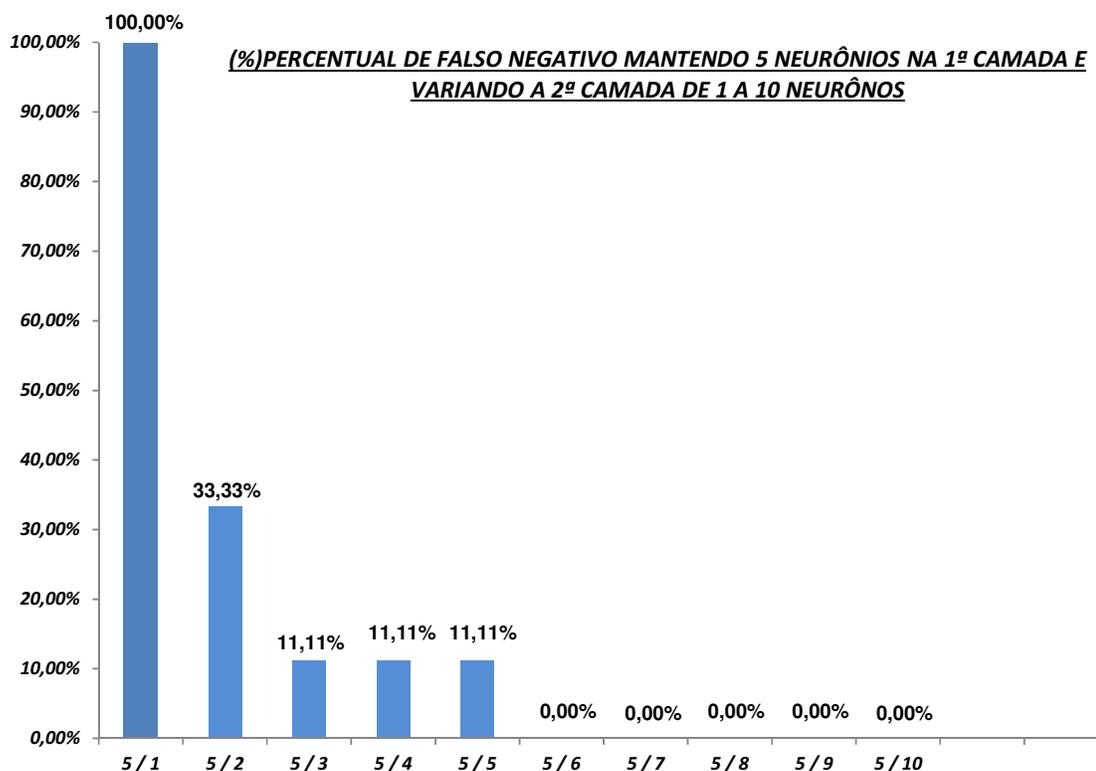
Fonte: Próprio autor.

Tabela 3 – Resultados de testes da RNA com duas camadas escondidas, variando o número de neurônios na 1ª camada e na 2ª camada

| <b>Imagens negativas para treinamento – 70. Áreas extraídas aleatoriamente por imagem – 10</b><br><b>Tamanho das áreas extraídas aleatoriamente nas imagens – 100 pixels x 25 pixels</b><br><b>Imagens negativas para teste – 30</b><br><b>Imagens positivas para treinamento e teste – 9</b><br><b>Épocas de treinamento - 10000. Passo de busca – 2</b> |     |                          |                          |                     |                     |                    |                    |            |
|---|-----|--------------------------|--------------------------|---------------------|---------------------|--------------------|--------------------|------------|
| Neurônios nas camadas   |     | No. de Imagens Positivas | No. de Imagens Negativas | Verdadeiro Positivo | Verdadeiro Negativo | % Falsos Negativos | % Falsos Positivos | Acurácia % |
| 1a.   | 2a. |                          |                          |                     |                     | (Erro Tipo I)      | (Erro Tipo II)     |            |
| 5   | 1   | 9                        | 30                       | 0                   | 30                  | 100,00%            | 0,00%              | 76,92%     |
| 5   | 2   | 9                        | 30                       | 6                   | 30                  | 33,33%             | 0,00%              | 92,31%     |
| 5   | 3   | 9                        | 30                       | 8                   | 30                  | 11,11%             | 0,00%              | 97,44%     |
| 5   | 4   | 9                        | 30                       | 8                   | 30                  | 11,11%             | 0,00%              | 97,44%     |
| 5   | 5   | 9                        | 30                       | 8                   | 30                  | 11,11%             | 0,00%              | 97,44%     |
| 5   | 6   | 9                        | 30                       | 9                   | 30                  | 0,00%              | 0,00%              | 100,00%    |
| 5   | 7   | 9                        | 30                       | 9                   | 30                  | 0,00%              | 0,00%              | 100,00%    |
| 5   | 8   | 9                        | 30                       | 9                   | 30                  | 0,00%              | 0,00%              | 100,00%    |
| 5   | 9   | 9                        | 30                       | 9                   | 30                  | 0,00%              | 0,00%              | 100,00%    |
| 5   | 10  | 9                        | 30                       | 9                   | 30                  | 0,00%              | 0,00%              | 100,00%    |
| 10  | 1   | 9                        | 30                       | 4                   | 30                  | 55,56%             | 0,00%              | 87,18%     |
| 10  | 2   | 9                        | 30                       | 8                   | 30                  | 11,11%             | 0,00%              | 97,44%     |
| 10  | 3   | 9                        | 30                       | 8                   | 30                  | 11,11%             | 0,00%              | 97,44%     |
| 10  | 4   | 9                        | 30                       | 8                   | 30                  | 11,11%             | 0,00%              | 97,44%     |
| 10  | 5   | 9                        | 30                       | 8                   | 30                  | 11,11%             | 0,00%              | 97,44%     |
| 10  | 6   | 9                        | 30                       | 9                   | 30                  | 0,00%              | 0,00%              | 100,00%    |
| 10  | 7   | 9                        | 30                       | 9                   | 30                  | 0,00%              | 0,00%              | 100,00%    |
| 10  | 8   | 9                        | 30                       | 9                   | 30                  | 0,00%              | 0,00%              | 100,00%    |
| 10  | 9   | 9                        | 30                       | 9                   | 30                  | 0,00%              | 0,00%              | 100,00%    |
| 10  | 10  | 9                        | 30                       | 9                   | 30                  | 0,00%              | 0,00%              | 100,00%    |
| 15  | 5   | 9                        | 30                       | 9                   | 30                  | 0,00%              | 0,00%              | 100,00%    |
| 15  | 10  | 9                        | 30                       | 9                   | 30                  | 0,00%              | 0,00%              | 100,00%    |
| 15  | 15  | 9                        | 30                       | 9                   | 30                  | 0,00%              | 0,00%              | 100,00%    |

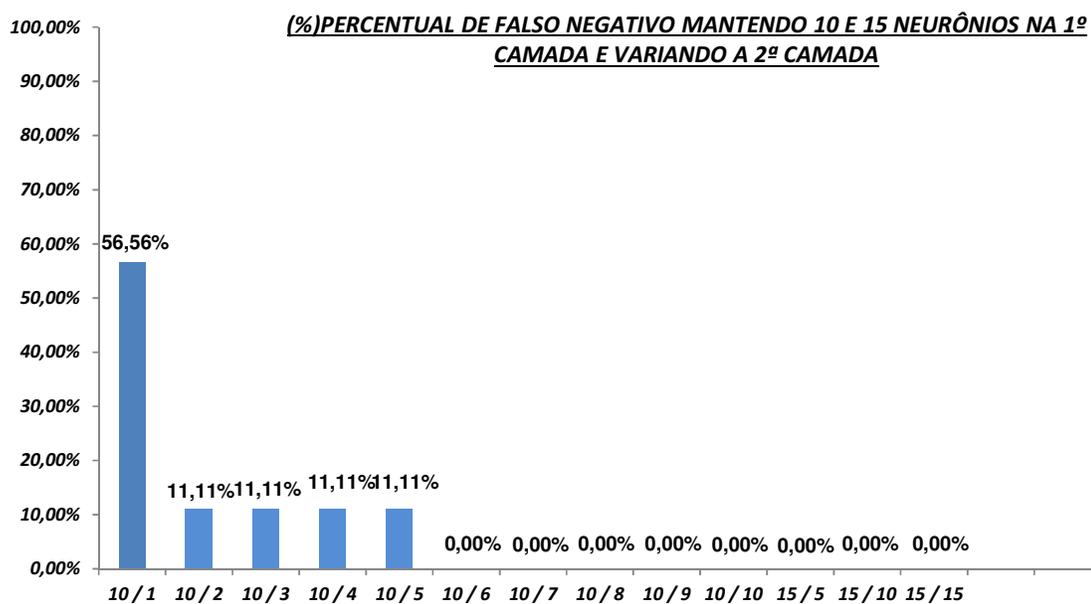
Fonte: Próprio autor.

Figura 83 – Resultados de falsos negativos em relação ao número de neurônios mantendo 5 neurônios na 1ª camada e variando a 2ª camada



Fonte: Autor

Figura 84 – Resultados de falsos negativos em relação ao número de neurônios mantendo 10 E 15 neurônios na 1ª camada e variando a 2ª camada



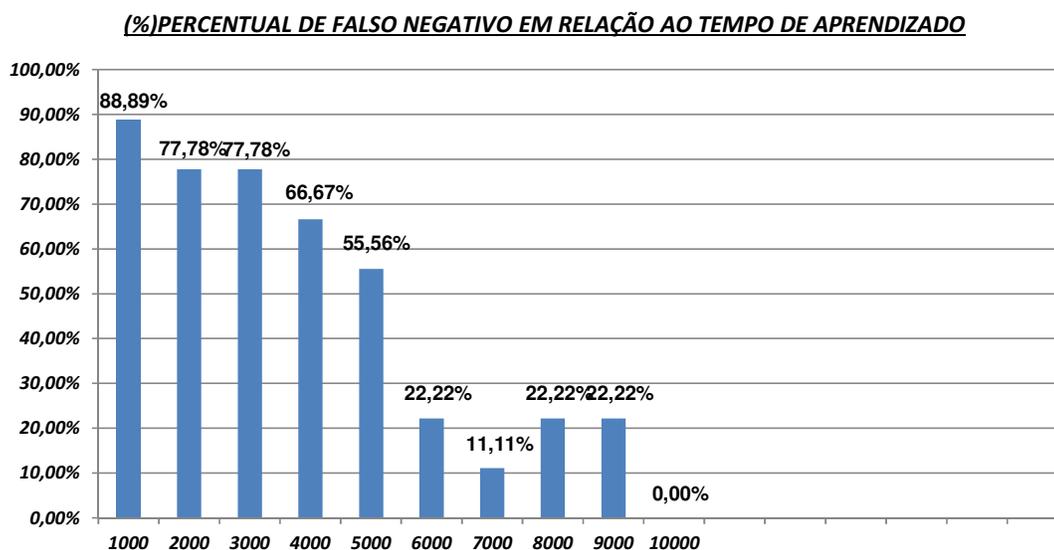
Fonte: Autor

Tabela 4 – Resultados de testes da RNA com uma camada escondida, variando o tempo de treinamento e mantendo 10 neurônios na camada

| Imagens negativas para treinamento – 70. Áreas extraídas aleatoriamente por imagem – 10<br>Tamanho das áreas extraídas aleatoriamente nas imagens – 100 pixels x 25 pixels<br>Imagens negativas para teste – 30<br>Imagens positivas para treinamento e teste – 9<br>Épocas de treinamento - 10000. Passo de busca – 2.<br>Rede com 10 neurônios em uma camada |                          |                          |                     |                     |                    |                    |             |
|--|--------------------------|--------------------------|---------------------|---------------------|--------------------|--------------------|-------------|
| Tempo de aprendizado   | No. de Imagens Positivas | No. de Imagens Negativas | Verdadeiro Positivo | Verdadeiro Negativo | % Falsos Negativos | % Falsos Positivos | Acurácia(%) |
| (episódios)  |                          |                          |                     |                     | (Erro Tipo I)      | (Erro Tipo II)     |             |
| 1000   | 9                        | 30                       | 1                   | 30                  | 88,89%             | 0,00%              | 79,49%      |
| 2000   | 9                        | 30                       | 2                   | 30                  | 77,78%             | 0,00%              | 82,05%      |
| 3000   | 9                        | 30                       | 2                   | 30                  | 77,78%             | 0,00%              | 82,05%      |
| 4000   | 9                        | 30                       | 3                   | 30                  | 66,67%             | 0,00%              | 84,62%      |
| 5000   | 9                        | 30                       | 4                   | 30                  | 55,56%             | 0,00%              | 87,18%      |
| 6000   | 9                        | 30                       | 7                   | 30                  | 22,22%             | 0,00%              | 94,87%      |
| 7000   | 9                        | 30                       | 8                   | 30                  | 11,11%             | 0,00%              | 97,44%      |
| 8000   | 9                        | 30                       | 7                   | 30                  | 22,22%             | 0,00%              | 94,87%      |
| 9000   | 9                        | 30                       | 7                   | 30                  | 22,22%             | 0,00%              | 94,87%      |
| 10000  | 9                        | 30                       | 9                   | 30                  | 0,00%              | 0,00%              | 100,00%     |

Fonte: Autor.

Figura 84 – Resultados de falsos negativos em relação ao tempo de treinamento, mantendo 10 neurônios na camada



Fonte: Autor.

Após diversos testes realizados concluímos que uma RNA com apenas uma camada escondida e 10 neurônios já era suficiente para fazer a classificação dos amortecedores sem solda, desde que mantivéssemos no mínimo 10000 episódios de treinamento.

## 6 CONCLUSÕES

O objetivo deste trabalho foi desenvolver e testar três diferentes sistemas utilizando técnicas de visão computacional, para identificação e classificação de amortecedores sem solda, buscando eliminar as inspeções humanas. A maior dificuldade encontrada nos dois primeiros sistemas desenvolvidos foi localizar corretamente o amortecedor na imagem. Esta dificuldade se deve principalmente, às pequenas variações na altura, no ângulo de inclinação das peças e nas cores do corpo do amortecedor, em função de pequenas manchas ou marcas oriundas do processo.

Uma variável relevante para a automação da inspeção proposta é a qualidade do mecanismo de coleta das imagens, independente do software utilizado, é necessário garantir homogeneidade na coleta das imagens. O dispositivo mecânico de fixação da câmera teve que ser desenvolvido de forma robusta, ou seja, com suportes resistentes e bem fixados para que não ocorressem oscilações de posicionamento. Foi importante garantir repetitividade de posicionamento entre as imagens e ao mesmo tempo “flexibilidade” de ajuste do ângulo mais adequado para coleta das mesmas.

O primeiro sistema de inspeções automáticas foi instalado na linha de produção, testado em cerca de 4000 peças, em períodos intercalados de uma hora e com a linha em operação normal. A princípio foi considerado satisfatório para identificar os amortecedores sem solda. Porém, apresentou alguns pontos negativos que inviabilizaram sua utilização em caráter definitivo.

Quando a região da solda do amortecedor foi localizada de forma correta, a verificação por contagem de alterações dos níveis de cinza foi precisa para identificação de peças sem solda. Porém, algumas vezes em que os amortecedores se apresentavam muito inclinados, a linha de verificação vertical era definida fora da região soldada, contando assim poucas alterações do nível de cinza e conseqüentemente gerando um falso negativo ou falsa reprovação.

Além disso, como dissemos anteriormente, pequenas manchas ou descolorações na região superior do amortecedor faziam com que a varredura vertical detectasse estas manchas como uma borda de alteração do nível de cinza. Desta forma, a região da solda também era

considerada um pouco acima da posição real e a verificação era feita sobre um ponto equivocado, gerando também um falso negativo.

Quando foi colocado em funcionamento contínuo e com a linha de produção em operação normal, não ocorreram falsos positivos ou falsas aprovações. No entanto, os falsos negativos se situaram em torno de 3% do total, o que significou em média 20 paradas equivocadas por hora e uma considerável perda de produtividade da linha.

Após insistentes tentativas sem sucesso de ajustar os níveis percentuais de aprovação em diversos tipos de amortecedores, o primeiro sistema de visão foi considerado aprovado pelo departamento de controle de qualidade, mas rejeitado pelo departamento de produção, devido à influência negativa na produtividade da linha.

O segundo sistema foi testado em cerca de 5000 peças, em períodos intermitentes de uma hora e com a linha de produção em operação normal. Mostrou-se eficiente para localização do amortecedor e identificação da ausência de solda. Porém, mostrou a necessidade de ajustar previamente para cada modelo diferente de amortecedor, os conjuntos de bordas de referência utilizadas como padrão para localização da peça na imagem.

Uma vez definidas de forma adequada as bordas de referência, os amortecedores foram localizados em 100% das imagens testadas e não ocorreram falsos positivos nem falsos negativos, pois a diferença entre a cor da região com solda e a cor da mesma região sem solda é muito significativa e fácil de ser detectada pelo sistema.

Quando o segundo sistema foi colocado em operação contínua, 100% dos amortecedores sem solda foram reprovados e 100% dos amortecedores aprovados estavam soldados. Desta forma, o sistema foi considerado aprovado pelo departamento de controle de qualidade e aprovado pelo departamento de produção, apesar da necessidade de parametrizar o sistema a cada mudança de modelo de amortecedor. Este sistema encontra-se hoje em operação na linha de produção.

Pelos resultados obtidos nos dois primeiros sistemas, exclusivamente para esta aplicação, é possível concluir que o sistema de visão que utiliza o método de comparação das bordas da imagem coletada, com um conjunto padrão de bordas pré-definidas, é mais

eficiente que o sistema que opera simplesmente na identificação das bordas e das alterações dos níveis de cinza.

No terceiro sistema desenvolvido, a busca na imagem foi direcionada para a região que caracteriza a ausência de solda. Como todos os amortecedores tem o corpo metálico padronizado e as soldas são realizadas utilizando o mesmo processo, podemos entender que independente do tipo de amortecedor, a região de ausência de solda sempre terá a mesma característica de coloração que foi utilizada para treinamento das redes. Desta forma, direcionar a busca para a região de ausência de solda nos permite obter uma maior capacidade de generalização se comparado aos sistemas anteriores.

Os testes realizados até este momento com as RNAs desenvolvidas, indicam que é possível obter um sistema de inspeção automática com capacidade de generalização, onde não sejam necessárias novas parametrizações ou ajustes.

Como proposta para trabalhos futuros sugere-se a realização de novos testes com um numero maior amortecedores sem solda, de diferentes tipos e modelos.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- CANNY, J. A. **Computational Approach to Edge Detection**. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, v. PMAI-8, n. 6, p. 679 – 698, 1986.
- CRIVELARO, M. B. **Uma análise do desempenho de métodos de classificação aplicados a imagens de descargas atmosféricas**. (Dissertação de Mestrado) – Faculdade de Engenharia Industrial, FEI, São Bernardo do Campo, 2010.
- DEEPESH, V. et al. **Automatic Defect Recognition for Real Time Radioscopy of Hancock Valve Welds**. Proceedings of the National Seminar & Exhibition on Non-Destructive Evaluation, NDE 2009, p. 255 – 260, 2009.
- FELISBERTO, M. K. **Técnicas Automáticas para Detecção de Cordões de Solda e Defeitos de Soldagem em Imagens Radiográficas Industriais**. ( Tese de Doutorado ) - Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Paraná, 2007.
- FELISBERTO, M. K.; SCHNEIDER, G. A.; CENTENO, T. M.; ARRUDA, L. V. N. de. **Uma Abordagem Automática Aplicada à Inspeção Radiográfica Não-Destrutiva de Soldas em Tubulações**. Rio Pipeline, Conference & Exposition. IBP1256\_05, 2005.
- FORSYTH, D. A.; PONCE, J. **Computer Vision: A Modern Approach**, 2ª Ed, Prentice Hall, New Jersey, 2011.
- GONZALES, R. C.; WOODS, R. E.; tradução Roberto Marcondes Cezar Junior e Luciano da Fontoura Costa. **Processamento de Imagens digitais**. São Paulo: Blucher, 2000. 509 p.
- GUARNERI, G.A. et al. **Weld Discontinuities Classification Using Principal Components Analysis and Support Vector Machine**. UTFPR, sbai2013.ufc.br, Curitiba, 2013.
- HAYKIN, Simon. **Neural Networks: A Comprehensive Foundation**, 2nd ed. Ontario, Canada: Pearson - Prentice Hall, 1999. 823 p.
- KONSTANTINIDES, K.; RASURE, J.R. **The Khorus Software Development Environment for Image and Signal Processing**, Mexico: Department of Electrical and Computer Engineering at the University of New Mexico, 1987.
- KUMAR, G.S. et al. **Vision Inspection System for The Identification and Classification of Defects in Mig Welding Joints**. International Journal Adv. Manuf. Technology. v. 61, p. 923 – 933, 2012.
- KUMAR, G. S. et al. **Quality Level Assessment for Imperfections in GMAW**. Welding Journal, v. 93, p. 85 – 97, 2014.
- LALITHAKUMARI, S. et al. **Artificial Neural Network Based Defect Detection of Welds in TOFD Technique**. International Journal of Computer Applications, v. 41, n. 20, 2012.
- LIAO, T. W.; LI, Y. **An Automated NDT Radiographic System for Weld Inspection**. Part II- Flaw Detection. NDT & E Int., v. 31, n. 3, p. 183 – 192, 1998.

- LIAO, T. W.; NI, J. (1996). **An Automated NDT Radiographic System for Weld Inspection**. Part I- Weld Extraction. NDT & E Int., v. 29, n. 3, p. 157 – 162, 1996.
- LIAO, G.; XI, J. **Image Processing Technology for Pipe Weld Visual Inspection**. WASE International Conference on Information Engineering, p. 173 - 176, 2009.
- LORENA, A. C.; CARVALHO, André C. P. F. L. **Uma Introdução as Suporte Vector Machines**. São Paulo: RITA, v. 14, n. 2, p. 43 – 67, 2007.
- MACCULLOCH, W. S.; PITTS, W. **A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity**. Bulletin of Mathematical Biophysics, v. 5, p. 115 – 133, 1943.
- MARQUES FILHO, O.; VIEIRA NETO, H. **Processamento Digital de Imagens**. Rio de Janeiro: Brasport, 1999. 307 p.
- MARTINS, A. P.; PIZOLATO Jr, J. C. **Inspeção de Solda Utilizando Visão Computacional**. Minas Gerais, São João Del Rey: X SBAI - Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente, v. 10, p. 444 – 449, 2011.
- MITCHELL, Tom M. **Machine Learning**. Portland, Oregon: McGraw-Hill, 1997. 432 p.
- PACIONIK, S. **Curso de Processamento Digital de Imagens**. Rio de Janeiro: PUC- Rio, p. 34, 2012.
- PÁDUA, G. X. de. **Detecção e Classificação de Defeitos de Soldagem em Radiografias Utilizando Perfil Transversal ao Cordão de Solda**. ( Tese de Doutorado ) - Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2004.
- RUSSELL, S. J.; NORVIG, P. (2004).; tradução da 2ª Ed. Vandenberg D. de Souza. **Inteligência Artificial**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2004.
- SCHNEIDER, G. A. **Segmentação e Extração das Características de Defeitos em Imagens Radiográficas de Juntas Soldadas e Tubulações**. ( Dissertação de Mestrado ) - Centro Federal de Educação Tecnológica do Paraná, Paraná, 2005.
- SILVA, R. R. de; CALOBA, L. P.; SIQUEIRA, M. H. S.; REBELLO, J. M. A. **Pattern Recognition of Weld Defects Detected by Radiographic Test**. NDT & E Int., v. 37, p. 461 – 470, 2004.
- SMOLA, A. J.; SCHOLKOPOF, B. **Learning with Kernels**. The MIT Press, Cambridge, Massachusetts, London, 2002.
- SOBEL, I. **An Isotropic 3×3 Gradient Operator**: Machine Vision for Three – Dimensional Scenes. New York: Freeman, H. (editor), Academic Press, p. 376 – 379, 1990.
- SOUZA BRASILEIRO, F. R. de; SHINOHARA, A. H. **Aquisição e Processamento de Imagens de Radiografia Industrial Digital**. XVII Congresso de Iniciação Científica, I Congresso de Iniciação em Desenvolvimento Tecnológico e Inovação, UFPE, CTG, 2009.

THIRUGANAM, M. et al. **Automatic Defect Detection and Counting in Radiographic Weldment Images**. International Journal of Computer Applications, v. 10, n. 2, 2010.

THOMÉ, A. G. **Processamento de Imagens**. Rio de Janeiro: Universidade Federal do Rio de Janeiro, IM/DCC & NCE, Sala AEP / 1033, 2013.

VAPNIK, V. N. **The Nature of Statistical Learning Theory**. New York: Springer-Verlag, 1995.

VILAR, R., Zapata, J.; RUIZ, R. **An Automatic System of Classification of Weld Defects in Radiographic Images**. NDT & E Int., v.42, p. 467 – 476, 2009.

WANG, G.; LIAO, T. W. **Automatic Identification of Different Types of Welding Defects in Radiographic Images**. NDT & E Int., v. 35, p. 519 – 528, 2002.

## APÊNDICE A – Algoritmos do MATLAB

**Primeiro Algoritmo:** utilizado para extrair de forma aleatória, 10 regiões de cada uma das 70 imagens do primeiro grupo de amortecedores soldados.

```

clear all

% Criando variáveis do numero de imagens,
% abaixo ele cria 10 regiões aleatórias de cada uma das 70 imagens.
N_Imagens = 70;
N_ROI_PER_IMAGE = 10;
NF = 1;

% Define a altura e a largura da região a ser usada como detector.
ALTURA_CROP = 100;
LARGURA_CROP = 25;

% Inicializando o gerador de números aleatórios.
rng(0,'twister');

clear I;

% Lendo as imagens dos N amortecedores com solda.
for N = 1:N_Imagens
    name = sprintf('./IMG_COM_SOLDA_TREINO/Am soldado %d.jpg',N);
    clear I;
    clear Img_out;
    I = imread(name);
    [num_cols,num_lins,k] = size(I)

    % Retira N regiões por imagens e sorteia uma posição aleatória na imagem.
    for M = 1:N_ROI_PER_IMAGE
        col_ini = randi(num_cols - ALTURA_CROP)
        lin_ini = randi(num_lins - LARGURA_CROP)
        for col = col_ini:col_ini+ALTURA_CROP-1
            for line = lin_ini:lin_ini+LARGURA_CROP-1
                Img_out(col-col_ini+1, line-lin_ini+1,1) = I(col, line,1);
                Img_out(col-col_ini+1, line-lin_ini+1,2) = I(col, line,2);
                Img_out(col-col_ini+1, line-lin_ini+1,3) = I(col, line,3);
            end
        end
        name_out = sprintf('./ROI_NOT_FALTA_SOLDA/crop-%.2d.jpg',NF);
        imwrite(Img_out, name_out);
        NF = NF + 1;
    end
end
end

```

**Segundo Algoritmo:** cria e treina uma RNA com duas camadas, utilizando as 70 imagens de amortecedores soldados e as 09 imagens dos amortecedores sem solda.

```

clear all

% Criando variáveis.
N_Imagens = 70;
N_ROI_PER_IMAGE = 10;
NUMERO_NEURONIOS_CAMADA_1 = 30;
NUMERO_NEURONIOS_CAMADA_2 = 10;
NUMERO_DE_EPOCAS_DE_TREINAMENTO = 10000;

% Matrizes com imagens Negativas e Positivas.
Neg_I = [];
Pos_I = [];

% Lendo as imagens dos N ROIs dos amortecedores com solda.
for N = 1:N_Imagens*N_ROI_PER_IMAGE
    clear I;
    name = sprintf('./ROI_NOT_FALTA_SOLDA/crop-%.2d.jpg',N);
    I = imread(name);
    Neg_I = horzcat(Neg_I,I(:));
end

% Lendo as imagens das 9 ROI dos amortecedores sem solda.
for N = 1:9
    clear I2;
    name = sprintf('./ROI_FALTA_SOLDA/falta_solda_%d.jpg',N);
    I2 = imread(name);
    Pos_I = horzcat(Pos_I,I2(:));
end

% Arrumando os dados para a rede.
% Entrada de dados das imagens para a rede.
x = double(horzcat(Neg_I, Pos_I));

% Arrumando os "targets".
t0 = ones(1,N_Imagens*N_ROI_PER_IMAGE);
t1 = ones(1,N_Imagens*N_ROI_PER_IMAGE);
t1 = t1*-1;
tnegative = vertcat(t0,t1);
t2 = ones(1,9);
t2 = t2*-1;
t3 = ones(1,9);
tpositive = vertcat(t2,t3);
%t = uint8(horzcat(t0,t1));
t = horzcat(tnegative,tpositive);

```

```

% CRIANDO A REDE NEURAL.
net = feedforwardnet ([NUMERO_NEURONIOS_CAMADA_1
    NUMERO_NEURONIOS_CAMADA_2] , 'trainlm')

% Configurando a rede neural.
net = configure(net,x,t)

% Treinando a rede de forma incremental.
erro = [];
iteracao = [];
media = [];
for ii = 1:NUMERO_DE_EPOCAS_DE_TREINAMENTO
    [net,a,e,pf] = adapt(net,x,t);
    if mod (ii,100) == 0
        erro = horzcat (erro, max(max(abs(e))))
        media = horzcat (media, mean (mean(e)))
        iteracao = horzcat (iteracao, ii)
    end
    if max(max(abs(e))) < 0.00001
        break;
    end
end

% Salva a rede treinada.
save net

```

**Terceiro Algoritmo:** desenvolvido é utilizado para validação da RNA utilizando o segundo grupo de imagens que contém 30 imagens de amortecedores com solda.

```

clear all

% Criando variáveis.
% Altura e largura das regiões de interesse a serem buscadas.
ALTURA_CROP = 100;
LARGURA_CROP = 25;

% Passo para busca pela imagem.
STEP = 5;

% Variáveis para somar os resultados.
POSITIVOS = 0;

% Carrega a rede neural já treinada.
load net

% Lendo as imagens dos 30 amortecedores com solda para validação.
for N = 71:100
    name = sprintf('./IMG_COM_SOLDA_VALIDACAO/Am soldado %d.jpg',N);
    clear I;

```

```

I = imread(name);
[num_cols,num_lines,k] = size(I);
I = imdouble (I);

% Acerta o “flag” de “encontrou a falha” para “false”.
ENCONTREI_FALHA = 0;
% Inicia a busca por uma região sem solda na imagem.
for col = 1:STEP:num_cols-ALTURA_CROP-1
    for line = 1:STEP:num_lines-LARGURA_CROP-1

        % Tem uma “flag” para o caso de encontrar a falha na solda.
        % Se encontrou uma vez na imagem, já não analisa mais
        % e soma 1 em positivo.
        if ENCONTREI_FALHA == 0
            % Recorta da imagem a região de interesse
            % Define o tamanho do eixo x (as colunas) para as partes da imagem.
            x = [col:col+ALTURA_CROP-1];

            % Define o tamanho do eixo y (as linhas) para as partes da imagem.
            y = [line:line + LARGURA_CROP-1];
            % Create I1, the desired portion of the image.
            % Assuming the original image is of RGB and you need to access all 3
            colors.
            I_crop = I(x,y,:);

            % Usa a rede neural treinada para definir o tipo da imagem.
            result = sim (net, I_crop(:));
            if result(1) < -0.9
                if result (2) > 0.9
                    ENCONTREI_FALHA = 1;
                    POSITIVOS = POSITIVOS+1;
                end
            end
        end
    end
end
end

% Menos 70, por que a analise das imagens começa na imagem 71
% e vai ate a imagem 100.
TESTADAS = N-70;
fprintf ('\nNumero de imagens testadas: %d\n', TESTADAS);
fprintf ('Numero de Imagens detectadas com falhas na solda: %d\n',
        POSITIVOS);

fprintf ('Porcentagem de verdadeiros negativos: %f \n', (TESTADAS-
        POSITIVOS)/(TESTADAS));
fprintf ('Porcentagem de falsos positivos (Erro Tipo I): %f \n',
        (POSITIVOS)/(TESTADAS));

end

```

**Quarto Algoritmo:** cria, treina e valida uma RNA para detecção de ausência de solda.

```

clear all

% Criando variáveis.
N_Imagens = 70;
N_ROI_PER_IMAGE = 5;
NUMERO_NEURONIOS_CAMADA_1 = 30;
NUMERO_NEURONIOS_CAMADA_2 = 10;
NUMERO_DE_EPOCAS_DE_TREINAMENTO = 10000;
% Altura e largura das regiões de interesse a serem buscadas.
ALTURA_CROP = 100;
LARGURA_CROP = 25;

% Passo na busca pela imagem.
STEP = 2;

% Variáveis para somar os resultados.
POSITIVOS = 0;

for IT_VALIDACAO = 1:9

    % Matrizes com imagens negativas e positivas.
    Neg_I = [];
    Pos_I = [];

    % Lendo as imagens dos N ROIs dos amortecedores com solda.
    for N = 1:N_Imagens*N_ROI_PER_IMAGE
        clear I;
        name = sprintf('./ROI_NOT_FALTA_SOLDA/crop-%.2d.jpg',N);
        I = imread(name);
        Neg_I = horzcat(Neg_I,I(:));
    end

    % Lendo as imagens dos 9 ROI dos amortecedores sem solda.
    % Aqui, por causa do if, ele deixa sempre uma de fora.
    for N = 1:9
        if not (N == IT_VALIDACAO)
            clear I2;
            name = sprintf('./ROI_FALTA_SOLDA/falta_solda_%d.jpg',N);
            I2 = imread(name);
            Pos_I = horzcat(Pos_I,I2(:));
        end
    end

    % Arrumando os dados para a rede.
    % Entrada de dados das imagens para a rede.
    x = double(horzcat(Neg_I, Pos_I));

```

```

% Arrumando os targets.
t0 = ones(1,N_Imagens*N_ROI_PER_IMAGE);
t1 = ones(1,N_Imagens*N_ROI_PER_IMAGE);
t1 = t1*-1;
tnegative = vertcat(t0,t1);
t2 = ones(1,8);
t2 = t2*-1;
t3 = ones(1,8);
tpositive = vertcat(t2,t3);
%t = uint8(horzcat(t0,t1));
t = horzcat(tnegative,tpositive);
% CRIANDO A REDE NEURAL.
net = feedforwardnet ([NUMERO_NEURONIOS_CAMADA_1
    NUMERO_NEURONIOS_CAMADA_2] , 'trainlm');

% Configurando a rede neural.
net = configure(net,x,t);

% Treinando a rede de forma incremental.
erro = [];
iteracao = [];
media = [];
for ii = 1:NUMERO_DE_EPOCAS_DE_TREINAMENTO
    [net,a,e,pf] = adapt(net,x,t);
    if mod (ii,100) == 0
        erro = horzcat (erro, max(max(abs(e))));
        media = horzcat (media, mean (mean(e)));
        iteracao = horzcat (iteracao, ii);
        disp(ii);
    end
    if max(max(abs(e))) < 0.00001
        break;
    end
end

% Aqui, vai testar se o treinamento deu certo com a imagem que foi deixada
% de fora.
name = sprintf('./IMG_SEM_SOLDA/Am sem solda
    %d.jpg',IT_VALIDACAO);
clear I;
I = imread(name);
[num_cols,num_lines,k] = size(I);

% Acerta o “flag” de “encontrou a falha” para false.
ENCONTREI_FALHA = 0;

% Inicia a busca por uma região sem solda na imagem.
for col = 1:STEP:num_cols-ALTURA_CROP-1
    for line = 1:STEP:num_lines-LARGURA_CROP-1

```

```

% Tem uma “flag” para o caso de encontrar a falha na solda.
% Se encontrou uma vez na imagem, já não analisa mais e soma 1 em
% positivo.
if ENCONTREI_FALHA == 0

    % Recorta da imagem a região de interesse
    % Define o tamanho do eixo x (as colunas) para as partes da imagem.
    x = [col:col+ALTURA_CROP-1];

    % Define o tamanho do eixo y (as linhas) para as partes da imagem.
    y = [line:line + LARGURA_CROP-1];
    % Criando I1, parte desejada da imagem.
    % assume que a imagem original é da RGB. Assuming the original
    % image is of RGB and you need to access all 3 colors.
    I_crop = I(x,y,:);

    % Usa a rede neural treinada para definir o tipo da imagem.
    result = sim (net, I_crop(:));
    if result(1) < -0.9
        if result (2) > 0.9
            ENCONTREI_FALHA = 1;
            POSITIVOS = POSITIVOS+1;
        end
    end
end
end
end

end

fprintf ('\nNumero de imagens testadas: %d\n', IT_VALIDACAO);
fprintf ('Numero de Imagens detectadas com falhas na solda: %d\n',
        POSITIVOS);

fprintf ('Porcentagem de verdadeiros positivos: %f \n',
        (POSITIVOS)/IT_VALIDACAO);
fprintf ('Porcentagem de falsos negativos (Erro Tipo II): %f \n',
        (IT_VALIDACAO-POSITIVOS)/IT_VALIDACAO);

end

```

**APÊNDICE B – Artigo publicado XI Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente  
(SBAI 2013) 13 a 17 de Outubro de 2013, Fortaleza - CE - Brasil**

**COMPARAÇÃO ENTRE DOIS SISTEMAS DE IDENTIFICAÇÃO DE FALHAS EM SOLDAS NA  
PRODUÇÃO DE AMORTECEDORES VEICULARES**

WAGNER THEODORO PINTO E REINALDO A. C. BIANCHI

*Departamento de Engenharia Elétrica - Centro Universitário da FEI*

*Av. Humberto de Alencar Castelo Branco, 3972, São Bernardo do Campo - SP*

*E-mail: wtpinto@fei.edu.br e rbianchi@fei.edu.br*

**Resumo** – Técnicas de visão computacional são tradicionalmente aplicadas em inspeções para controle de qualidade em processos industriais, existindo diversos métodos já consolidados para reconhecer defeitos em componentes, quando é possível utilizar imagens de referência. Porém, uma das principais dificuldades nestes processos está exatamente na padronização do posicionamento destes componentes em relação a uma câmera fixa. Esta condição limita ou dificulta muito a aplicação de visão computacional em linhas de produção em série, onde os componentes estão em movimento e posicionados de forma não padronizada. Este artigo apresenta a experiência prática e as dificuldades encontradas na aplicação de visão computacional para o controle de qualidade de um processo de solda elétrica estrutural usado na fabricação de amortecedores veiculares; são comparadas duas técnicas distintas de processamento de imagens digitais aplicadas para identificação e classificação de imagens de amortecedores soldados e amortecedores sem solda. O resultado final mostra que a técnica que utiliza a comparação com uma imagem padrão tem melhor desempenho que a técnica que se apoia exclusivamente na diferença dos níveis de cinza de cada imagem analisada.

**Palavras chave** – Inspeção Automática, Visão Computacional, Processos de Solda, Amortecedores.

## 1 Introdução

O amortecedor veicular é um componente similar a um pistão hidráulico de corpo metálico que faz parte da suspensão dos veículos automotivos. Sua função é causar um efeito de amortecimento das oscilações que ocorrem em um automóvel quando este trafega por terrenos que possuem ondulações ou pequenas depressões. Também é um dos componentes responsáveis pela estabilidade do veículo quando este passa por curvas ou quando ocorrem variações bruscas de velocidade.

A solda de fechamento é realizada por um processo elétrico em que uma corrente elétrica circula pelo corpo do amortecedor provocando o aquecimento e consequentemente a fusão dos materiais. Devido ao processo intermitente da solda, toda a região soldada é caracterizada por uma superfície com aspecto escamado e coloração escurecida.

As figuras 1(esquerda) e 1(direita) mostram dois amortecedores do mesmo modelo, onde podem ser vistas as imagens das regiões soldadas e sem solda. Nota-se que elas são bem distintas, sendo assim é possível fazer a identificação de falta de solda por um sistema de visão.

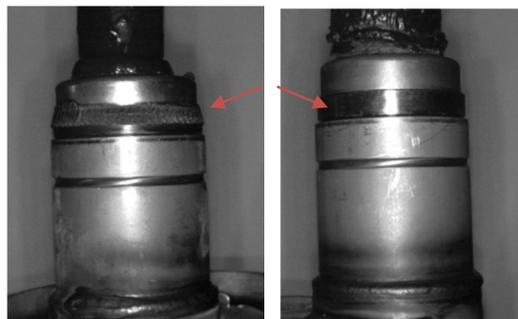


Figura 1- Fotos de dois amortecedores modelo estrutural, indicando a região soldada e sem solda.

O objetivo do artigo é comparar os resultados de dois sistemas propostos para identificar a ausência de solda através de um processo automático utilizando técnicas de processamento de imagens. Os sistemas de visão devem inicialmente localizar o amortecedor na imagem para depois localizar a solda no amortecedor, os dois apresentam métodos distintos tanto para localização quanto para a definição se as peças estão soldadas ou não.

A seguir, na seção 2 é apresentada uma breve fundamentação teórica sobre visão computacional e processamento de imagens e na seção 3 são mencionados artigos relacionados a inspeções de solda com a utilização de técnicas de processamento de imagens. Nas seções 4 e 5 são descritos os dois sistemas com os respectivos resultados experimentais e na 6 são apresentadas as conclusões obtidas.

## 2 Visão computacional e processamento de imagens digitais.

Na literatura científica existem diversas definições para visão computacional. De forma resumida, pode-se dizer que é uma das áreas da ciência da computação que reúne um conjunto de técnicas computacionais que são aplicadas para extrair e analisar informações de uma imagem digital.

Considerando que as imagens que são visualizadas normalmente são nada mais do que o reflexo da luz nos objetos em diferentes intensidades de brilho, é possível utilizar as variações do brilho para converter esta imagem em uma imagem monocromática que nas condições originais pode ser definida como sendo “uma função de intensidade luminosa bidimensional, denotada por  $f(x, y)$ , em que o valor ou a amplitude de  $f$  nas coordenadas espaciais  $(x, y)$  dá a intensidade (brilho) da imagem naquele ponto” (Gonzalez e Woods, 2011).

No processamento de imagens digitais uma das primeiras etapas é o processo de segmentação. “Segmentação é um termo amplo, abrangendo uma grande variedade de problemas e de técnicas” (Forsyth e Ponce, 2011). Este processo basicamente divide as imagens em partes ou sub-conjuntos que possuem características similares e que serão analisados individualmente, deve ser cuidadosamente aplicado e suficientemente robusto, pois dele depende o sucesso e a qualidade da análise.

Uma etapa importante na segmentação é a detecção de bordas, pois elas definem os limites de transição entre as regiões com níveis de cinza distintos: “uma borda pode ser entendida como o limite entre duas regiões em uma imagem, estas regiões podem ser duas superfícies distintas ou talvez o limite entre a luz e uma sombra de um objeto na imagem” (Gonzalez e Woods, 2011).

Segundo Gonzalez e Woods (2011), pode-se utilizar o gradiente de uma imagem  $f(x, y)$  para detecção de bordas, sendo que o vetor gradiente aponta na direção de mudança mais rápida de  $f$  na posição  $(x, y)$ . Na detecção das bordas a magnitude do vetor é uma quantidade importante, pois equivale a maior taxa de aumento de  $f(x, y)$  por unidade de distancia na direção deste vetor.

Existem vários métodos bem conhecidos que utilizam os gradientes para detecção de bordas. Um exemplo é o método de Sobel (1990), que é a aplicação de um filtro (também conhecido como máscara de Sobel) sobre uma região da imagem com o objetivo de obter o gradiente da intensidade em cada ponto, dando a direção e a quantidade da maior variação de claro para escuro. Outra técnica utilizada para segmentação e detecção de linhas e

retas em uma imagem é a “Transformada de Hough”.

A transformada de Hough (Forsyth e Ponce, 2011) é uma abordagem simplificada que requer pouco recurso computacional, pois se baseia no princípio de que, “dado o ponto  $(x_i, y_i)$  e a equação geral da reta  $y_i = ax_i + b$ , sabemos que infinitas linhas passam pelo ponto  $(x_i, y_i)$ , mas todas elas satisfazem a equação  $y_i = ax_i + b$  para diferentes valores de  $a$  e  $b$ . Porém escrever esta equação como  $b = -x_i a + y_i$  e considerar o plano  $ab$  leva a equação de uma única linha dado um par  $(x_i, y_i)$  fixo, além disso, um segundo ponto  $(x_j, y_j)$  também possui uma linha no plano  $ab$  que intercepta a linha associada ao ponto  $(x_i, y_i)$  em  $(a', b')$ , onde  $a'$  é a inclinação e  $b'$  é o ponto de intersecção com o eixo  $y$  da linha que contém  $(x_i, y_i)$  e  $(x_j, y_j)$  no plano  $xy$ ” (Gonzalez e Woods, 2011).

Nas figuras 2(a) à (d) podem ser vistos exemplos de aplicação de operadores de Sobel e transformada de Hough, dados por Gonzales e Woods (2011): “A figura 2(a) é a imagem aérea infravermelha de dois hangares e uma pista de decolagem, a 2(b) é uma imagem gradiente limiarizada obtida usando-se os operadores de Sobel, a 2(c) mostra a transformada de Hough linear da imagem gradiente e a 2(d) mostra a pista obtida através da transformada de Hough”.

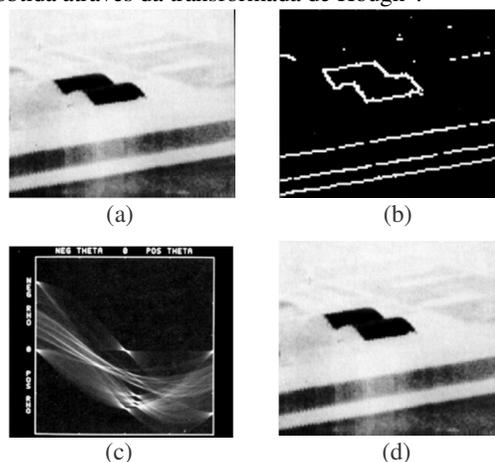


Figura 2 – Exemplo de aplicação da transformada de Hough. (Fonte: GONZALEZ e WOODS, 2011)

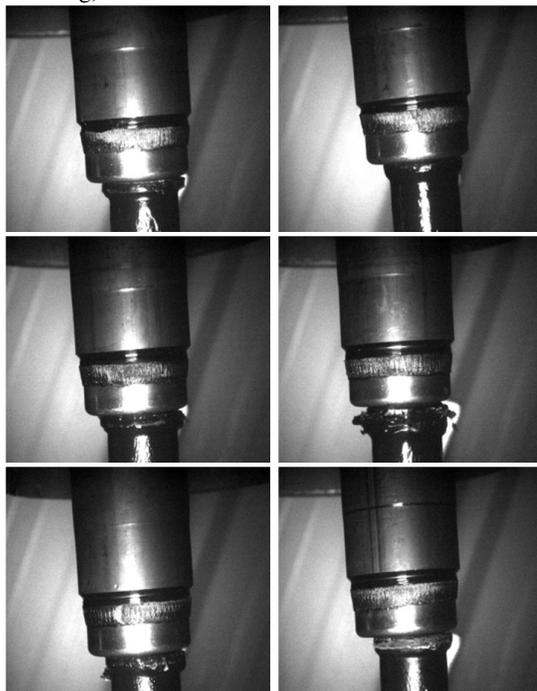
Este item teve o objetivo de apresentar de maneira simplificada, conceitos que são utilizados nos algoritmos de processamento de imagens utilizados pelos sistemas que serão mencionados a seguir, maiores detalhes podem ser obtidos nos artigos e literaturas mencionadas nas referências bibliográficas.

### 3 Trabalhos Correlatos

O controle de qualidade de soldas estruturais é um tema que já foi retratado em diversas publicações da área de automação e inteligência artificial, sendo que as técnicas de visão computacional e processamento de imagens já têm sido aplicadas em testes não destrutivos (“NTD”) para o controle de qualidade de soldas.

Boa parte das publicações estão relacionadas ao uso de técnicas de visão computacional e classificadores em imagens radiográficas: Wang e Liao (2002), apresentaram a comparação entre duas metodologias distintas para classificação de diferentes tipos de falhas de solda, a rede neural artificial “MLP” e o classificador Fuzzy K-NN. Deepesha et al. (2009), apresentaram um sistema para identificação automática de diferentes tipos de defeitos de solda em válvulas com o objetivo de reduzir a interferência humana nestas análises. Silva et al. (2004) também utiliza redes neurais para detectar defeitos nas soldas. Finalmente, Schneider et al. (2004), que realiza a inspeção visual de soldas com diferentes metodologias de processamento de imagens e visão computacional.

Utilizando imagens convencionais, Martins e Pizolato Jr. (2011) propuseram um sistema de visão computacional para a medição e análise da secção transversal de chapas metálicas unidas por soldagem industrial, que quantifica o material depositado em filetes de solda de junções tipo T obtidos em processos GMAW (Gas Metal Arc Welding).



Figuras 3 – Imagens de seis amortecedores do mesmo modelo fotografados por uma câmera digital fixa.

### 4 Experimentos realizados

Nesta seção serão analisados os dois sistemas propostos para solução do problema de inspeção automática das soldas, em ambos as câmeras foram instaladas na entrada da linha de pintura.

Para que este sistema seja confiável e elimine a necessidade de verificações posteriores, as inspeções devem ser realizadas com a linha em movimento com velocidade de 6,0 m/minuto e 720 peças/hora. Uma limitação relevante é o fato de que as peças são posicionadas manualmente sobre a linha transportadora e de forma não padronizada. Sendo assim, apesar dos amortecedores serem iguais, as imagens são diferentes entre si com relação ao posicionamento da peça.

Como as câmeras foram posicionadas em um ponto fixo em relação à linha transportadora e os suportes de apoio dos amortecedores apresentam pequenas variações de distância e altura, as imagens coletadas de cada peça são diferentes entre si, desta forma a confiabilidade de cada sistema esta diretamente relacionada à sua capacidade de localização do amortecedor na imagem e posteriormente da região soldada no corpo do amortecedor.

A figura 3 mostra imagens de seis amortecedores do mesmo modelo sendo fotografados na mesma posição da linha transportadora em movimento e passando em frente a uma câmera digital com a posição fixa.



Figura 4 – Imagem do 1º sistema de visão instalado na linha transportadora na entrada das cabines de pintura.

As próximas sub-seções descrevem os dois sistemas de visão distintos para localização do amortecedor na imagem, localização da região da solda no amortecedor e identificação da presença ou não da solda.

#### 4.1 1º Sistema analisado: Identificação por diferença de nível de cinza.

O primeiro sistema funciona seguindo o seguinte algoritmo:

Como descrito anteriormente, a câmera foi posicionada em um painel fixo na entrada da linha de pintura conforme mostra a figura 4. Para capturar as fotos foi instalado um sensor de presença para identificar a passagem das peças em frente a câmera, para melhorar o destaque do amortecedor em relação ao fundo foi instalada uma placa branca atrás da linha transportadora.

Após aquisição da foto, o sistema realiza a conversão da imagem para tons de cinza e um algoritmo de detecção de bordas faz uma varredura em uma faixa pré-definida no centro da imagem, no sentido horizontal da esquerda para a direita conforme mostra a figura 5, detectando assim a borda que representa o limite entre o fundo e a linha lateral do amortecedor, onde esta linha é caracterizada por uma alteração brusca no nível de cinza.

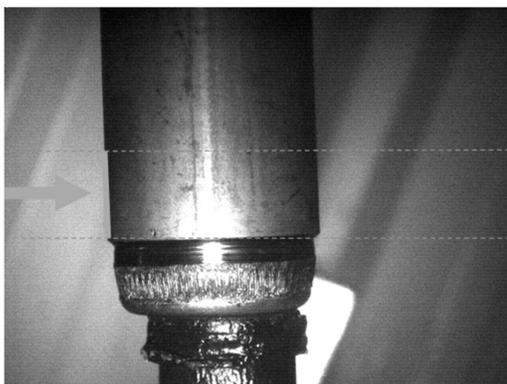


Figura 5 – Imagem com a detecção da borda lateral.

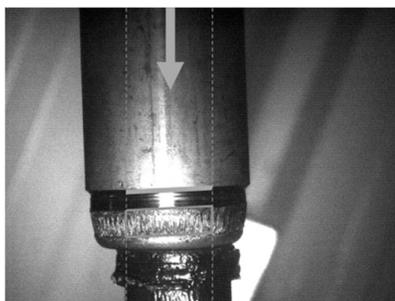
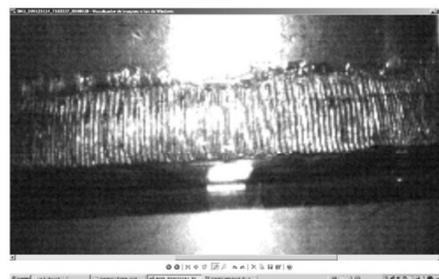


Figura 6 – Imagem do amortecedor com a detecção da borda de localização da solda e demarcação da solda.

Após a localização do amortecedor é definida uma faixa central no sentido vertical a partir da borda lateral e novamente é feita uma varredura na imagem, porém agora, de cima para baixo conforme mostra a figura 6, até a detecção da borda que limita o fim do tubo e o início da região da solda. Esta linha é também caracterizada por uma alteração brusca no nível de cinza. Com estas duas varreduras é possível localizar a posição exata da solda.

Na comparação entre a região soldada e a mesma região sem solda, verifica-se que a região soldada é caracterizada por uma imagem de aspecto recartilhado com diversas alterações no nível de cinza conforme mostra a figura 7 (superior). A mesma região quando não está soldada é caracterizada por uma imagem mais uniforme com poucas variações de nível de cinza conforme mostra a figura 7 (inferior).

Desta forma, efetuando uma contagem da quantidade de alternâncias dos níveis de cinza é possível separar com precisão as imagens de regiões soldadas e não soldadas.



Figuras 7 – Imagem das regiões soldadas e sem solda.



Figura 8 – Imagem do 2º sistema de visão instalado na linha transportadora na entrada das cabines de pintura.

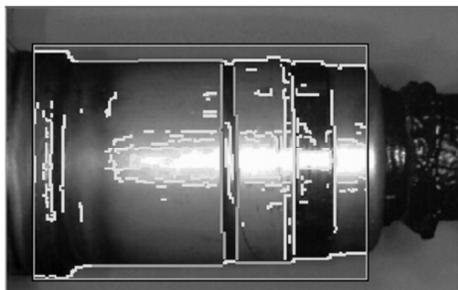


Figura 9 – Imagem de um amortecedor onde o algoritmo detectou diversas bordas.

#### 4.2 2º Sistema analisado: Identificação por comparação com uma imagem padrão.

O segundo sistema apresenta o seguinte funcionamento:

O posicionamento da câmera e do sensor de disparo da foto é o mesmo do sistema anterior, conforme mostra a figura 8.

Após a conversão para tons de cinza o algoritmo realiza a detecção de diversas bordas identificadas em um setor pré-definido na imagem conforme mostra a figura 9.

Uma vez detectadas as bordas é possível selecionar o conjunto de linhas que serão utilizadas como padrão para localização do amortecedor nas imagens seguintes. No exemplo da figura 9 as linhas demarcadas na cor verde definem um exemplo de conjunto padrão.

A partir da definição do padrão o sistema vai procurar nas imagens adquiridas o conjunto que se assemelhe ao padrão em um percentual mínimo pré-definido, localizando assim a posição exata do amortecedor.

Após a localização do amortecedor, o sistema utiliza uma das bordas como referência para o ponto onde está localizada a solda, conforme mostra a figura 10. Os pontos do quadrado interno (em vermelho ou verde na figura) serão usados para verificar se existe solda ou não.

Para melhorar a qualidade da aquisição da imagem este sistema utiliza um flash no momento da captura, que reflete diferentemente nas regiões com solda e sem solda. Desta forma, através da definição de uma diferença de cor entre as peças soldadas e sem solda é possível identificar os amortecedores soldados, conforme mostra a figura 10.

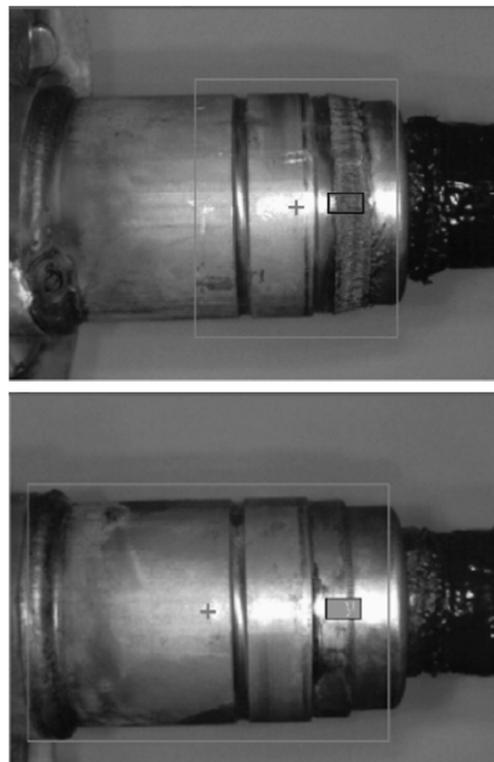


Figura 10 – Imagens de dois amortecedores com a região da solda destacada, um com solda (acima) e outro sem solda (abaixo).

No último passo, o algoritmo então efetua a comparação dos níveis de cinza da região demarcada e classifica com precisão os amortecedores com solda e sem solda. Como melhoria em relação ao 1º sistema, foi instalado um “IHM” onde podem ser visualizadas todas as imagens e os resultados em tempo real (Figura 11).

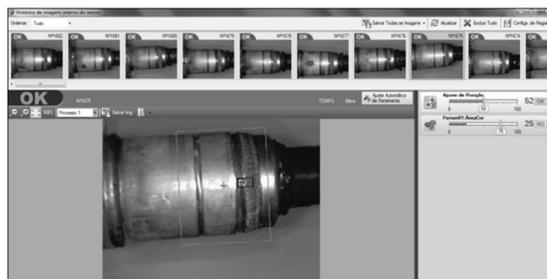


Figura 11 – Imagem da tela de interface (IHM) onde se pode ver alguns amortecedores soldados e aprovados.

## 5 Resultados

Conforme mencionado na introdução, os sistemas devem funcionar em uma linha de produção a uma velocidade de 6,0 m/min e garantir que 100% das peças a serem pintadas estejam soldadas. Admite-se desta forma, que existam alguns falsos rejeitos, mas é imprescindível que não existam falsos positivos. É também uma condição de funcionamento que para cada peça considerada rejeitada, a linha deve ser parada para que seja efetuado o descarte da mesma.

Com uma necessidade de cerca de 720 verificações por hora, a velocidade de processamento necessária é relativamente baixa para a capacidade dos sistemas computacionais atuais. Como o índice real de defeitos desta natureza é muito baixo, a linha não deve parar com frequência. Porém vale ressaltar que se ocorrerem apenas 5% de falsos rejeitos a produção já será interrompida 36 vezes por hora, o que é considerado improdutivo.

O 1º sistema foi testado em cerca de 4000 peças em períodos intercalados de uma hora com a linha em operação e a princípio foi satisfatório para identificar os amortecedores sem solda, porém apresentou alguns pontos negativos:

- Em 100% das vezes em que a região da solda do amortecedor foi localizada de forma correta, a verificação por contagem de alterações dos níveis de cinza foi precisa para identificação de peças sem solda. Porém quando os amortecedores se apresentavam muito inclinados, a linha de verificação vertical era definida fora da região soldada, contando assim poucas alterações do nível de cinza e consequentemente gerando um falso rejeito.
- Pequenas manchas ou descolorações na região superior do amortecedor faziam com que a varredura vertical detectasse estas manchas como uma borda de alteração do nível de cinza, desta forma a região da solda também era considerada um pouco acima da posição real e a verificação era feita sobre um ponto equivocado, consequentemente gerando um falso rejeito.
- Quando foi colocado em funcionamento contínuo não ocorreram falsas aprovações, no entanto os falsos rejeitos se situaram na casa dos 3%, o que significou em média cerca de 20 paradas equivocadas por hora e uma considerável perda de produtividade e credibilidade do sistema.
- Após insistentes tentativas sem sucesso de ajustar os níveis percentuais de aprovação em diversos tipos de amortecedores, o sistema foi considerado aprovado pelo departamento de controle de qualidade, mas

rejeitado pelo departamento de produção devido à forte influência negativa na produtividade da linha.

Tabela 1 – Resultados dos testes de dos dois sistemas.

| Experimentos realizados nos sistemas de visão                    |                     |                     |
|--|---------------------|---------------------|
|  | 1º Sistema de visão | 2º Sistema de visão |
| Velocidade da linha  | 6 mts/min           | 6 mts/min           |
| peças/hora   | 720                 | 720                 |
| nº peças testadas após sistema calibrado                         | 4160                | 5340                |
| nº de falsos positivos / hora com o sistema em operação contínua | 0                   | 0                   |
| nº de falsos rejeitos / hora com o sistema em operação contínua  | 20                  | 0                   |

O 2º sistema foi testado em cerca de 5000 peças em períodos intercalados de uma hora com a linha em operação e mostrou-se mais eficiente para localização do amortecedor desde que fosse possível definir com clareza os conjuntos de linhas de referência. Portanto, a princípio, optou-se por concentrar os testes nos modelos de amortecedores que possuem um canal em baixo relevo, que é bastante apropriado para servir como referência.

Quando foi colocado em operação contínua para os amortecedores mencionados acima, foram obtidos os seguintes resultados:

- 100% dos amortecedores sem solda foram rejeitados.
- 100% dos amortecedores aprovados estavam soldados.

A tabela 1 resume os resultados obtidos nos experimentos realizados nos dois sistemas, com a linha em operação contínua e simulando alguns amortecedores sem solda aleatoriamente.

## 6 Conclusões

Conforme previsto inicialmente, a maior dificuldade encontrada nos dois sistemas é localizar corretamente o amortecedor na imagem devido às variações na altura, no ângulo de inclinação das peças e nas cores do corpo do amortecedor devido a sujeira e manchas oriundas do processo.

Pelos experimentos realizados e pelos resultados obtidos, foi possível concluir que o sistema de visão que utilizou o método de comparação com um conjunto padrão de linhas pré-definidas foi mais eficiente que o sistema que se apoiou simplesmente na identificação das bordas e das alterações dos níveis de cinza.

Porém, quando se tem imagens que não são homogêneas e apresentam certas variações de coloração, pode ser insuficiente apoiar-se apenas na detecção simples de bordas e na diferença de níveis de cinza, como ocorreu no caso do 1º sistema avaliado. Torna-se então necessária a utilização de outras ferramentas de processamento,

que associadas podem ajudar a aumentar a precisão e confiabilidade do sistema.

Como principal resultado, podemos concluir que é possível e factível desenvolver um sistema de visão computacional que efetue inspeções automáticas e garanta a confiabilidade desejada para o controle dos amortecedores soldados e sem solda.

Atualmente a linha de produção opera com dois postos de inspeção visual, na entrada e na saída da linha de pintura para expedição, o objetivo é garantir ao cliente final 100% de identificação dos amortecedores sem solda. O 2º sistema de visão foi colocado em funcionamento contínuo, porém foi considerado inicialmente aprovado apenas para os modelos de amortecedores que possuem um canal de baixo relevo no corpo.

Entre os trabalhos futuros podemos citar os ajustes necessários para sistema funcionar com os demais tipos de amortecedores, visando o mesmo resultado de aprovação de 100% dos modelos produzidos, eliminando assim os dois postos de inspeção visual.

#### Agradecimentos

Reinaldo Bianchi agradece o suporte da FAPESP (processos número 2011/19280-8, 2012/04089-3 e 2013/17286-4).

#### Referências Bibliográficas

- Deepesha V., Pardikara, R.J., Sricharanb, A., Ramathamb, V.G., Chakravarthyb S. e Balasubramaniamb K. (2009). Automatic Defect Recognition System for Real Time Radioscopy of Hancock Valve Welds. Proceedings of the National Seminar & Exhibition on Non-Destructive Evaluation, Tiruchirappalli - India pp. 255-260.
- Forsyth, D. A. e Ponce, J. (2011). Computer Vision: A Modern Approach, 2a. Ed, Prentice Hall, New Jersey.
- Gonzalez, R. C. e Woods, R. E. (2011). Processamento Digital de Imagens, 3ª. Edição, Ed. Pearson, São Paulo.
- Martins, A. P e Pizolato Jr, J. C. (2011). Inspeção de Solda Utilizando Visão Computacional. Anais do 10o Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente – X SBAI, São João Del Rey, Minas gerais, pp. 444-449.
- Schneider, G.A; Felisberto M. K; Arruda, L.V.R e Centeno T. M. 2004. Segmentação de cordões de solda por meio do perfil em imagens radiográficas, Anais do 15º Congresso Brasileiro de Automação – XV CBA, Gramado, Rio Grande do Sul.
- Silva, R.R., Calôba, L. P., Siqueira, M. H. S. e Rebello, J. M. A. (2004). Pattern recognition of weld defects detected by radiographic test, Nondestructive Testing & Evaluation International, Elsevier, Vol. 37, Issue 6, pp. 461–470.
- Sobel, I. (1990). An Isotropic 3×3 Gradient Operator, Machine Vision for Three – Dimensional Scenes, Freeman, H. (editor), Academic Press, NY, 376-379.
- Wang G. e Liao T. (2002). “Automatic identification of different types of welding defects in radiographic images” Nondestructive Testing & Evaluation International, Elsevier, Vol. 35, Issue 8, pp. 519-528.

**FIM**