

**UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA E
INFORMÁTICA INDUSTRIAL**

RAFAEL ARTHUR ROCHA MIRANDA

**OTIMIZAÇÃO POR ENXAME DE PARTÍCULAS PARA
SEGMENTAÇÃO DE CORDÕES DE SOLDA EM IMAGENS
RADIOGRÁFICAS DE TUBULAÇÕES DE PETRÓLEO**

DISSERTAÇÃO

CURITIBA

2015

RAFAEL ARTHUR ROCHA MIRANDA

**OTIMIZAÇÃO POR ENXAME DE PARTÍCULAS PARA
SEGMENTAÇÃO DE CORDÕES DE SOLDA EM IMAGENS
RADIOGRÁFICAS DE TUBULAÇÕES DE PETRÓLEO**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica e Informática Industrial da Universidade Tecnológica Federal do Paraná como requisito parcial para obtenção do título de “Mestre em Ciências” – Área de concentração: Engenharia de Computação.

Orientadora: Prof.^a Dr.^a Myriam Regattieri Delgado

Coorientadora: Prof.^a Dr.^a Tania Mezzadri Centeno

CURITIBA

2015

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação

M672o
2015

Miranda, Rafael Arthur Rocha
Otimização por enxame de partículas para segmentação de cordões de solda em imagens radiográficas de tubulações de petróleo / Rafael Arthur Rocha Miranda.-- 2015.
96 f.: il.; 30 cm

Texto em português, com resumo em inglês.
Dissertação (Mestrado) - Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e Informática Industrial, Curitiba, 2015.
Bibliografia: f.86-90.

1. Processamento de imagens - Técnicas digitais. 2. Petróleo - Tubulações. 3. Juntas soldadas - Inspeção. 4. Segmentação de imagens. 5. Otimização matemática. 6. Partículas (Física nuclear). 7. Inteligência artificial. 8. Métodos de simulação. 9. Engenharia elétrica - Dissertações. I. Delgado, Myriam Regattieri De Biase da Silva, orient. II. Centeno, Tania Mezzadri, coorient. III. Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e Informática Industrial. IV. Título.

CDD: Ed. 22 -- 621.3

Biblioteca Central da UTFPR, Câmpus Curitiba

Título da Dissertação Nº. _____

Otimização Por Enxame de Partículas para Segmentação de Cordões de Solda em Imagens Radiográficas de Tubulações de Petróleo

por

Rafael Arthur Rocha Miranda

Orientadora: Profa. Dra. Myriam Regattieri Delgado

Coorientadora: Profa. Dra. Tania Mezzadri Centeno

Esta dissertação foi apresentada como requisito parcial à obtenção do grau de MESTRE EM CIÊNCIAS – Área de Concentração: **Engenharia de Computação** do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica e Informática Industrial – CPGEI – da Universidade Tecnológica Federal do Paraná – UTFPR, às **15:30h** do dia **03 de Dezembro de 2015**. O trabalho foi aprovado pela Banca Examinadora, composta pelos professores doutores:

Profa. Dra. Tania Mezzadri Centeno
(Presidente – UTFPR)

Prof. Dr. Alceu de Souza Britto Jr
(PUCPR)

Prof. Dr. Ana Cristina Barreiras Kochem
Vendramin
(UTFPR)

Visto da coordenação:

Prof. Dr. Emilio Carlos Gomes Wille
(Coordenador do CPGEI)

A Folha de Aprovação assinada encontra-se na Coordenação do Curso (ou Programa).

Dedico essa dissertação a meus pais
Valdomiro Miranda, Neusa Rocha
Miranda, a minha irmã Laís Rocha
Miranda e minha única avó em vida
Miguela Josefa Miranda.

AGRADECIMENTOS

A Deus que guia os meus passos e está comigo em todos os momentos.

À minha orientadora Prof.^a Dr.^a Myriam Regattieri Delgado, por sua orientação, paciência e compreensão. Por todo o conhecimento transmitido durante todo o período de mestrado.

À minha coorientadora Prof.^a Dr.^a Tania Mezzadri Centeno, por sua coorientação, paciência e diversas oportunidades de argumentações que contribuíram para o desenvolvimento deste trabalho.

Aos amigos Me Marlon Vaz, Ma Célia C. B. Fioravanti e Me Fernando Suyama membros do grupo de pesquisa GIVIC - Grupo de Pesquisas em Imagens e Visão Computacional pelo suporte e discussões sobre o trabalho e amizade que foi formada.

Aos professores Dr. Bogdan Tomoyuki Nassu e Dr. Ricardo Dutra da Silva por diversas oportunidades de argumentações e conhecimento transmitido que contribuíram para o desenvolvimento deste trabalho.

Aos professores Dr. Francisco Assis da Silva, Dr. Almir Olivette Artero, Dr. Marco Antonio Piteri e Dr. Luiz Antônio Pereira Neves que me auxiliaram e incentivaram a ingressar no mestrado.

Aos Meus Pais Valdomiro Miranda e Neusa Rocha Miranda e minha irmã Laís Rocha Miranda e minha avó Miguela por todo apoio, amor e carinho durante o período do mestrado e em toda a minha vida.

A toda a minha família, primos (as), tios (as) e amigos que me apoiaram e me incentivaram. Todos foram importantes, mas não posso deixar de agradecer em especial à tia Odete, tia Laura e tio Carlúcio. Aos Primos Rodolfo, Thiago, Leandro e Lu, Alaor e Viviane, Arieli e Kléber por todo apoio e incentivo. Não posso esquecer-me da Cristina, Salomão pelo carinho, apoio e amizade durante o mestrado.

A Ziza da Botica Nativa em Presidente Prudente pelo apoio e incentivo.

Agradecimento à Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR) pela estrutura, ao Centro de Pesquisa e Desenvolvimento da Petrobras (CENPES) pelas imagens cedidas, à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pelo auxílio financeiro.

Em uma das muitas adversidades em que a vida nos proporciona, eu escutei uma frase a qual ecoa até hoje em minha mente.

Eu disse: Pai! Nessa situação não dá mais, ou eu trabalho, ou eu estudo!

E meu pai me disse: Então meu filho, você vai estudar!

(MIRANDA, Valdomiro, 2009)

RESUMO

MIRANDA, Rafael Arthur Rocha. **OTIMIZAÇÃO POR ENXAME DE PARTÍCULAS PARA SEGMENTAÇÃO DE CORDÃO DE SOLDA EM IMAGENS RADIOGRÁFICAS DE TUBULAÇÕES DE PETRÓLEO.** 96f. Dissertação – Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica e Informática Industrial - Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Curitiba, 2015.

A inspeção radiográfica de juntas soldadas é importante para garantir qualidade e segurança em redes de tubulações. Apesar de todo treinamento e conhecimento, os especialistas estão sujeitos a cometer erros causados por diferentes fatores. O cansaço visual, distrações e a quantidade de radiografias a serem analisadas podem ser listados como principais fatores. Este trabalho busca propor um sistema de auxílio às inspeções de defeitos em cordões de solda de tubulações de petróleo. Para isto, apresenta uma abordagem para a segmentação automática de cordões de solda em imagens radiográficas do tipo Parede Dupla Vista Dupla (PDVD) combinando dois métodos já conhecidos na literatura: Otimização por Enxame de Partículas (*Particle Swarm Optimization* - PSO) e Alinhamento Dinâmico no Tempo (*Dynamic Time Warping* – DTW). Um perfil vertical é obtido das coordenadas da janela codificada nas partículas do PSO e comparado, via DTW a um perfil modelo. A medida de similaridade entre o perfil modelo e o perfil extraído é a base para o cálculo do *fitness* de cada partícula o qual possui grande importância para o funcionamento da abordagem. Desta forma estudos foram realizados para a escolha de uma função de *fitness* adequada para o PSO. Os testes foram realizados em duas etapas: primeiramente, fixou-se a altura do perfil extraído e num segundo conjunto de experimentos a altura foi um elemento variável incorporado à codificação das partículas e evoluiu durante as iterações do PSO. Os resultados obtidos na segmentação automática do cordão de solda mostraram que o PSO, na maioria das vezes (no primeiro conjunto de experimentos, obteve um desempenho entre 85,17% e 93,11% e no segundo entre 79,83% e 81,36%), convergiu para a janela que permite a segmentação do cordão de solda, indicando resultados promissores.

Palavras-chave: Imagens Radiográficas PDVD. Segmentação automática de Cordão de Solda. PSO. DTW.

ABSTRACT

MIRANDA, Rafael Arthur Rocha. **PARTICLE SWARM OPTIMIZATION FOR WELD BEAD SEGMENTATION IN RADIOGRAPHICS IMAGES OF PETROLEUM PIPES.** 96f. Dissertação – Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica e Informática Industrial - Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Curitiba, 2015.

The radiographic weld inspection is important to ensure quality and security of pipe networks. Despite all training and knowledge, specialists can provide misclassifications for several reasons. The visual tiredness, distraction and the quantity of radiographic to be analyzed can induce an inspector mistaken. This work aims at proposing an assistant system for automatic segmentation of weld bead present in radiographic images. For this, it presents an approach for segmentation of weld bead in radiographic images of type double wall double image (DWDI), merging two well known algorithms: Particle Swarm Optimization - PSO and Dynamic Time Warping - DTW. A vertical profile is raised from a window encoded in a particle of PSO and it is compared through DTW with a model profile. The similarity measure between the model and extracted profile is the basis for the fitness computation which is of great importance to the final performance. Thus a lot of effort has devoted to choose a suitable fitness function for PSO. The tests were realized in two steps: firstly, the height of the extracted profile was fixed and in a second set of experiments the height was a variable component incorporated into the coding of particles and evolved during PSO iterations. The results obtained in automatic segmentation of weld bead showed that the PSO, mostly, converged satisfactorily (first phase achieved a performance was between 85,17% and 93,11% and the second one is between 79,83% and 81,36%), to the window that enables the segmentation of the weld bead, indicating promising results

Keywords: Radiographic images DWDI. Automatic segmentation of Weld Bead. PSO. DTW.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Ilustração da formação da imagem radiográfica	21
Figura 2 – Ilustração da técnica PSVS.....	23
Figura 3 - Exemplo de uma radiografia PSVS.....	23
Figura 4 – Ilustração da técnica PDVS.....	24
Figura 5 - Exemplo de imagem PDVS.....	24
Figura 6 – Ilustração da técnica PDVD	25
Figura 7 – Exemplo de imagem do tipo PDVD.	25
Figura 8 – Ilustração da velocidade e atualização de posição para uma partícula....	28
Figura 9 – Reflexão da partícula para dentro do espaço de busca.	29
Figura 10 – Comparação entre duas séries temporais.....	31
Figura 11 – Ilustração do Funcionamento do DTW	32
Figura 12 – Ilustração do caminho para duas sequências	33
Figura 13 – Regra de contenção - <i>Sakoe-Chiba</i>	34
Figura 14 - Ilustração da janela de ajuste utilizada por Sakoe e Chiba.....	35
Figura 15 – Ilustração da janela de ajuste utilizada por Paliwal et al. (1982).	36
Figura 16 - Amostra Reduzida, retirando 5 pontos a cada grupo de 6.	36
Figura 17 - Ilustração do pré-processamento realizado.	52
Figura 18 - Fluxograma da abordagem proposta.	53
Figura 19 - Ilustração do modelo sintético.....	54
Figura 20 - Representação do espaço de busca.....	55
Figura 21 - Reflexão de partículas para o espaço de busca válido.	57
Figura 22 - Ilustração da extração do perfil vertical.....	58
Figura 23 – Perfil Extraído na região do cordão.	59
Figura 24 - Ilustração da Normalização de um perfil extraído.	60
Figura 25 - Ilustração da Redução de dados	61
Figura 26 - Ilustração do Ajuste Fino.....	63
Figura 27 – Medidas de qualidade para as saídas consideradas.....	64
Figura 28 – Exemplo de evolução do PSO durante as iterações de uma rodada	66
Figura 29 – Exemplo de evolução do valor do custo (GBest).....	67
Figura 30 - Exemplo de evolução do PSO durante as iterações de uma rodada	68
Figura 31 - Exemplo de evolução do valor do custo (GBest)	68
Figura 32 - Resultados do intervalo expandido - DTW normalizado.	70
Figura 33- Resultados do intervalo expandido – DTW não normalizado.....	72
Figura 34 - Resultados para o intervalo reduzido – DTW não normalizado.	73
Figura 35 - Exemplos de resultados para os dois intervalos.	74
Figura 36 – Ilustração do processo de análise da eficiência do ajuste fino.....	75
Figura 37 – Ilustração do ajuste fino não aplicado.	75
Figura 38 – Ilustração do ajuste fino não necessário.	75

Figura 39 - Contribuição do ajuste fino.....	78
Figura 40 - Média da evolução de 30 rodadas para uma imagem, com 40 iterações e redução de 6 pontos.....	94
Figura 41 - Média da evolução de 30 rodadas para uma imagem, com 40 iterações e redução de 10 pontos.....	95
Figura 42 - Média da evolução de 30 rodadas para uma imagem, com 25 iterações e redução de 6 pontos.....	95
Figura 43 - Média da evolução de 30 rodadas para uma imagem, com 25 iterações e redução de 10 pontos.....	96

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Resumo dos Trabalhos Correlatos.....	48
Tabela 2 - Parâmetros utilizados na etapa 1 dos experimentos.....	65
Tabela 3 – Resultado no intervalo expandido com o DTW normalizado	70
Tabela 4 - Resultado no intervalo expandido com o DTW não normalizado.....	71
Tabela 5 - Resultado do teste no intervalo reduzido com o DTW não normalizado. .	73
Tabela 6 - Análise do uso de ajuste fino. DTW normalizado e p_3 30% e 50%.....	76
Tabela 7 - Análise do uso de ajuste fino. DTW não normalizado e p_3 30% e 50%....	76
Tabela 8 - Análise do uso de ajuste fino. DTW não normalizado e p_3 20% e 35%....	77
Tabela 9 - Parâmetros utilizados na etapa 2 dos experimentos.....	79
Tabela 10 – PSO 40 iterações	80
Tabela 11 – PSO 25 iterações.	81
Tabela 12 - Comparação entre 40 e 25 iterações.	81
Tabela 13 – Comparação entre as melhores abordagens.	82
Tabela 14 - Comparação com o trabalho de Vaz (2015).....	83
Tabela 15 - Resultado p_3 evoluindo com 40 iterações e redução de 6 pontos.	91
Tabela 16 - Resultado p_3 evoluindo com 40 iterações e redução de 10 pontos.	92
Tabela 17 - Resultado p_3 evoluindo com 25 iterações e redução de 6 pontos.	92
Tabela 18 - Resultado p_3 evoluindo com 25 iterações e redução de 10 pontos.	93
Tabela 19 - Resultado do trabalho de Vaz (2015).....	93

LISTA DE SIGLAS

ABNT	Associação Brasileira de Normas Técnicas.
AG	Algoritmo Genético.
bpp	bits per pixel
Cenpes	Centro de Pesquisa e Desenvolvimento da Petrobras.
clock	Sinal Usado para Sincronização Dentro do Computador.
CCD	<i>Charge Coupled Device</i> (Dispositivo de Carga Acoplada).
DTW	<i>Dynamic Time Warping</i> .
END	Ensaio Não Destrutivo.
GB	<i>Gigabyte</i> – Unidade de medida de informação, equivalente a um bilhão de <i>bytes</i> .
GHZ	Hertz – Medida de ciclos por segundo. Gigahertz (GHZ) é equivalente a um bilhão de ciclos por segundo.
GIVIC	Grupo de Pesquisa e Desenvolvimento da Petrobras.
NDE	<i>Nondestructive Evaluation</i> (Ensaio Não Destrutivo).
PDVS	Radiografia do tipo Parede Dupla Vista Simples.
PDVD	Radiografia do tipo Parede Dupla Vista Dupla.
PDI	Processamento Digital de Imagem
Petrobras	Petróleo Brasileiro S/A.
Pixel	Aglutinação de <i>Picture</i> e <i>Element</i>
PSO	<i>Particle Swarm Optimization</i> .
PSVS	Radiografia do tipo Parede Simples Vista Simples.
ROI	<i>Region of Interest</i> (Região de Interesse).
Raios-x	Radiações emitidas das camadas eletrônicas dos átomos
Raios- γ	Radiações emitidas a partir do núcleo dos átomos

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	15
1.1 OBJETIVOS.....	16
1.2 JUSTIFICATIVA.....	16
1.3 CONTRIBUIÇÕES	17
1.4 ESTRUTURA DO TRABALHO	17
2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	19
2.1 IMAGEM DIGITAL.....	19
2.1.1 Processamento Digital de Imagens	20
2.2 IMAGENS RADIOGRÁFICAS.....	20
2.2.1 Radiografia Convencional.....	21
2.2.2 Radiografia Computadorizada	21
2.2.3 Radiografia Direta	22
2.3 TÉCNICAS DE EXPOSIÇÃO RADIOGRÁFICA.....	22
2.3.1.1 Técnica de Parede Simples Vista Simples (PSVS).....	22
2.3.1.2 Técnica de Parede Dupla Vista Simples (PDVS)	23
2.3.1.3 Técnica de Parede Dupla Vista Dupla (PDVD)	24
2.4 OTIMIZAÇÃO POR ENXAME DE PARTÍCULAS	26
2.5 DYNAMIC TIME WARPING.....	31
2.5.1 Tempo de Execução do DTW	34
2.5.1.1 Regras de contenção	34
2.5.1.2 Redução da dimensão de dados.....	36
2.5.1.3 Indexação	37
2.6 CONSIDERAÇÕES FINAIS	37
3 TRABALHOS CORRELATOS	38
3.1 TÉCNICAS BASEADAS EM PSO.....	38
3.2 TÉCNICAS NÃO BASEADAS EM PSO	42
3.3 CONSIDERAÇÕES FINAIS	47
4 MATERIAIS E MÉTODOS	51
4.1 MODELO SINTÉTICO	54
4.2 OTIMIZAÇÃO VIA PSO	54
4.2.1 Extração do Perfil Vertical.....	57
4.2.2 Cálculo da Similaridade via DTW.....	60
4.3 AJUSTE FINO.....	62
4.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS	63
5 EXPERIMENTOS E RESULTADOS	64
5.1 ETAPA 1 DOS EXPERIMENTOS	65
5.1.1 Inicialização do Elemento p_3 : Intervalo Expandido.....	69
5.1.1.1 Intervalo expandido e segmentação com o DTW normalizado	69

5.1.1.2 Intervalo expandido e segmentação com o DTW não normalizado	70
5.1.2 Intervalo Reduzido do Elemento p_3 e Segmentação com o DTW Não Normalizado	72
5.2 AJUSTE FINO.....	74
5.3 ETAPA 2 DOS EXPERIMENTOS	78
5.3.1 Etapa 2 dos Experimentos: p_3 Evoluindo	79
5.3.1.1 Etapa 2 dos experimentos: PSO com 40 iterações.....	80
5.3.1.2 Etapa 2 dos experimentos: PSO com 25 iterações.....	80
5.3.1.3 Etapa 2 dos experimentos: comparação entre 40 e 25 iterações	81
5.3.2 Definição da Versão padrão	82
5.3.3 Abordagem Comparativa	82
5.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS	83
6 CONCLUSÃO.....	84
APÊNDICE A - TABELAS REFERENTES AOS TESTES DA SEGUNDA ETAPA DOS EXPERIMENTOS.....	91
APÊNDICE B - MÉDIA DA EVOLUÇÃO DE 30 RODADAS.....	94

1 INTRODUÇÃO

Instalações petroquímicas industriais possuem extensas redes de tubulações por onde são transportadas grandes quantidades de gases e líquidos. Essas tubulações são construídas pela união de tubos, conexões e diversos componentes, por meio de juntas soldadas (TELLES, 2001). Tais instalações são elaboradas e projetadas para suportar grandes esforços e condições críticas de temperatura e pressão, onde uma falha pode ocasionar grandes prejuízos ambientais, nos processos e nas instalações. No entanto, o processo de soldagem dos tubos está sujeito a falhas durante a formação do cordão de solda. Desta forma, com a finalidade de monitorar a qualidade de tais juntas soldadas, programas de inspeção por meio de Ensaio Não Destrutivo (END)¹ são realizados periodicamente e podem contribuir na tentativa de evitar danos futuros (ANDREUCCI, 2014). A radiografia é um dos métodos END mais utilizados para inspecionar juntas soldadas em tubulações.

Essa inspeção a radiografia é realizada por um especialista (no Brasil este especialista é chamado de inspetor laudista conforme é especificado pela norma NBR 14842 do comitê brasileiro de soldagem ABNT/CB-42 da Associação Brasileira de Normas Técnicas - ABNT). O inspetor laudista analisa as radiografias com base na sua experiência e interpretação. Apesar de todo treinamento e toda a experiência dos especialistas, eles estão sujeitos a cometer erros por diversos fatores como cansaço visual, habitualidade, quantidade de radiografias a serem analisadas, fadiga e distração.

Diante deste fato, e com o grande avanço da radiografia digital, centros de pesquisas tem focalizado seus esforços para o desenvolvimento de sistemas automáticos ou semiautomáticos para interpretação de radiografias de juntas soldadas. A segmentação e classificação dos defeitos presentes em uma junta soldada é uma área de grande interesse para os pesquisadores. No entanto, inúmeras aplicações de classificação de defeitos recorrem à segmentação e extração do cordão de solda de forma manual ou semiautomática, isso porque muitas alternativas apresentadas são específicas ou limitadas e também devido aos

¹ Um Ensaio Não Destrutivo envolve métodos e procedimentos para analisar materiais sem danificar, modificar ou alterar sua funcionalidade (ANDREUCCI, 2014).

desafios impostos pelos aspectos que os cordões apresentam como orientação, tamanho e formato (FELISBERTO, 2007).

1.1 OBJETIVOS

O presente trabalho tem por objetivo geral o desenvolvimento de um método para a segmentação automática de cordão de solda em imagens radiográficas do tipo Parede Dupla Vista Dupla (PDVD). Desta forma, destacam-se como objetivos específicos:

- Aplicar o algoritmo de Otimização por Enxame de Partículas (PSO) para buscar, na ROI, a melhor localização da janela de onde será extraído o perfil do cordão de solda.
- Utilizar o algoritmo *Dynamic Time Warping* (DTW) como função de *fitness* (para calcular o custo de cada solução).
- Avaliar o sistema proposto, baseado em PSO e DTW, através de um conjunto de testes representando imagens reais.

1.2 JUSTIFICATIVA

As dificuldades apresentadas e a necessidade de desenvolver um método automático eficaz para a segmentação do cordão de solda motivaram o desenvolvimento deste trabalho. Este trabalho utiliza Otimização por Enxame de Partículas (PSO) aplicado em imagens radiográficas juntamente com o *Dynamic Time Warping* (DTW) (que é comumente utilizado em análise de séries temporais) como função de *fitness* do PSO. Assim, o custo do caminho gerado pelo DTW é usado para medir a similaridade entre um modelo de perfil gerado previamente (perfil modelo) e um perfil extraído da imagem a partir da codificação da partícula do enxame. O uso do PSO e DTW em conjunto é pouco explorado na literatura, e este trabalho busca contribuir nesta área de pesquisa. O algoritmo do PSO foi escolhido por ser uma técnica de fácil implementação e requer baixo custo computacional. No entanto, assim como outros métodos de otimização, seu desempenho depende da

dimensionalidade do problema em relação a outros algoritmos evolucionários como, por exemplo, Algoritmos Genéticos (AG). Outras vantagens do PSO incluem sua ampla utilização em otimização contínua (WAINTRAUB, 2009; PERLIN, 2009). Além disso, o PSO pode utilizar combinações aleatórias e conhecimento histórico adquirido para conduzir a busca no espaço, aumentando as chances da solução ótima ser encontrada (PERLIN, 2009).

1.3 CONTRIBUIÇÕES

Este trabalho é parte integrante de um projeto desenvolvido pelo Grupo de Pesquisas em Imagens e Visão Computacional (GIVIC), da Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR). O objetivo do projeto é identificar descontinuidades (defeitos) em cordões de solda, utilizando imagens radiográficas de solda de tubulações de petróleo, fornecidas pelo Centro de Pesquisas e Desenvolvimento da Petrobras (CENPES).

A contribuição científica deste trabalho se concentra em uma área pouco explorada na literatura: a segmentação de cordão de solda em imagens radiográficas do tipo PDVD. Em geral, a maioria das abordagens se divide entre as específicas (não se aplicam ao tipo de radiografia PDVD) e as limitadas (não realizam a segmentação automática). É válido ressaltar que as imagens utilizadas neste trabalho são obtidas de condições reais de operação e fogem, portanto do padrão adotado na literatura que em geral trabalha com imagens bem uniformes e de pouca utilidade prática.

Destaca-se como contribuição deste trabalho um artigo aceito em congresso nacional Miranda et al. (2015) e a elaboração de um protótipo que deverá ser usado em outros trabalhos do grupo de pesquisa.

1.4 ESTRUTURA DO TRABALHO

O trabalho divide-se como segue. O capítulo 2 trata da fundamentação teórica envolvendo imagem digital e imagem radiográfica. Ainda no capítulo 2, são

apresentados os fundamentos sobre o algoritmo PSO e a técnica DTW que é utilizada no cálculo do *fitness* do PSO. No capítulo 3, são relatados alguns trabalhos encontrados na literatura que realizam a segmentação do cordão de solda em imagens radiográficas de tubulações utilizando o algoritmo PSO, bem como trabalhos de segmentação do cordão de solda com outras técnicas computacionais. O capítulo 4 descreve o funcionamento da abordagem proposta. No capítulo 5, são apresentados os resultados da abordagem e por fim no capítulo 6, é apresentada a conclusão.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

Neste capítulo é realizada uma revisão sobre os principais conceitos que fundamentam os algoritmos de Otimização por Enxame de Partículas, *Dynamic Time Warping* e a técnica de Parede Dupla Vista Dupla em imagens radiográficas, para que o leitor não familiarizado com estes algoritmos e a técnica tenha base para compreender seus conceitos e assim ter um melhor entendimento deste trabalho. Este capítulo contempla ainda conceitos básicos sobre imagens digitais e também sobre imagens radiográficas.

2.1 IMAGEM DIGITAL

Uma imagem digital pode ser definida pela função $f(x,y)$, onde x e y são as coordenadas espaciais (plano) e é composta por pixels (*picture element*). Cada pixel representa uma intensidade (brilho) de cor. A intensidade é representada por um intervalo de valores positivos $[L_{min}, L_{max}]$ que é conhecido como escala de cinza (*gray scale*). Numericamente esta escala pode ser representada por $[0, L-1]$, onde $L_{min} = 0$ representando o preto, e $L_{max} = L-1$, representando o branco. Uma imagem digital $f(x,y)$ pode ser representada na forma matricial através de uma matriz $M \times N$, conforme a equação (1) (GONZALEZ E WOODS, 2010).

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & \dots & f(0,N-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & \dots & f(1,N-1) \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ f(M-1,0) & f(M-1,1) & \dots & f(M-1,N-1) \end{bmatrix} \quad (1)$$

onde M indica o número de linhas da imagem, N o número de colunas da imagem, x representa a coordenada espacial referente à altura e y referente à largura da imagem.

O processo de formação da imagem digital é realizado por meio da digitalização dos valores de intensidade para cada coordenada da imagem. A captura desses valores é realizada por sensores, por exemplo, *scanner* e câmeras e a resolução (número de pixels) depende do mecanismo de captura. A equação (2)

mostra que o valor do pixel está relacionado à uma potência inteira de 2 e a discretização desses valores depende da resolução em bits do mecanismo de captura (GONZALES E WOODS, 2010).

$$L = 2^k \quad (2)$$

Por exemplo, uma imagem com $k = 8$ bpp (do inglês, *bits per pixel*), terá 2^8 (256) intensidades possíveis e cada um dos pixels assume um valor entre 0 e $2^{\text{bpp}} - 1$. Para as imagens representadas em escala de cinza, k pode assumir outros valores, por exemplo: 8 bits, 16 bits e 32 bits (GONZALES E WOODS, 2010).

2.1.1 Processamento Digital de Imagens

O Processamento Digital de Imagens (PDI) abrange diferentes técnicas e procedimentos para melhorar a qualidade da imagem ou a extração (segmentação) de objetos presentes nas imagens processadas e pode ser usado nas mais diversas áreas com aplicações variadas (VAZ, 2015; GONZALEZ E WOODS, 2010). A segmentação em imagens digitais consiste em separar um objeto de interesse do restante da imagem (GONZALEZ E WOODS, 2010).

2.2 IMAGENS RADIOGRÁFICAS

A radiografia é um método utilizado para a inspeção (não destrutiva) e é baseada na absorção diferenciada da radiação pela peça que está sendo inspecionada. Devido a diferentes densidades e variações de espessura do material, diferentes regiões de uma peça absorverão quantidades diferentes de radiação e essa absorção é detectada por meio de um filme radiográfico, como mostra a Figura 1. A radiografia é obtida basicamente pela penetração da radiação através da peça que é inspecionada e a imagem é formada em um filme radiográfico utilizado especificamente para este propósito (ANDREUCCI, 2003).

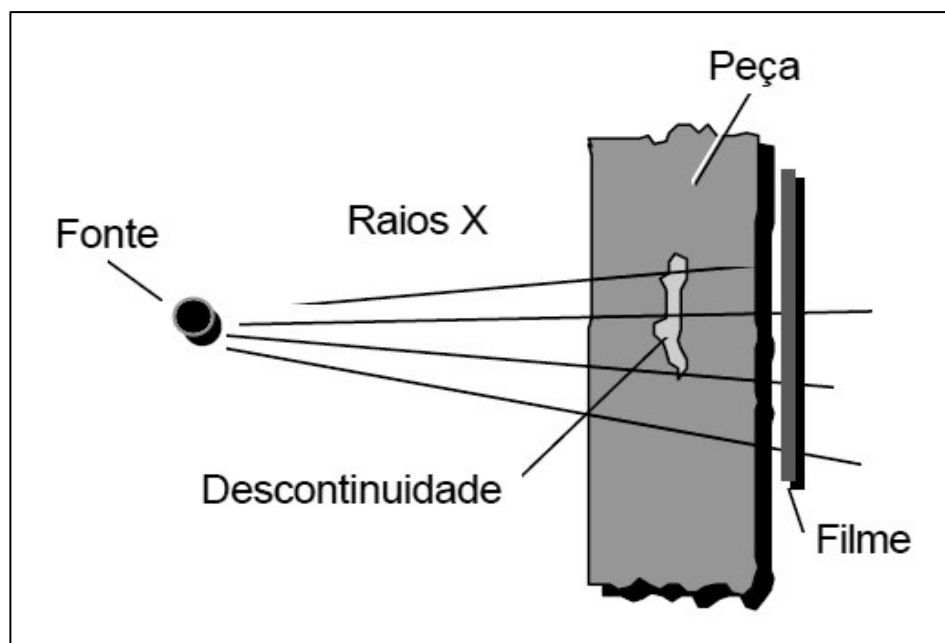


Figura 1 – Ilustração da formação da imagem radiográfica. Fonte: ANDREUCCI (2003).

2.2.1 Radiografia Convencional

Na radiografia convencional, a intensidade da radiação incidente é registrada em um filme radiográfico resultando em diferentes tons de cinza. Nesse tipo de radiografia, o olho humano é utilizado para analisar a imagem radiográfica presente no filme. Um método utilizado para se digitalizar a radiografia convencional é o escaneamento do filme radiográfico, utilizando um *scanner* de alta resolução o que permite ampliar e estudar defeitos presentes na radiografia (ANDREUCCI, 2014).

2.2.2 Radiografia Computadorizada

A radiografia conhecida como radiografia computadorizada, possui os mesmos princípios para a aquisição da radiografia, mas utiliza uma placa flexível contendo cristais de fósforo fotoestimulado ao invés do filme. Os fósforos armazenam energia da radiação incidente e depois a placa é submetida a um

scanner para processamento, onde os elétrons do fósforo são excitados por um laser, emitindo assim uma luz (pixels) vinda da placa. Esta luz é detectada, digitalizada e armazenada por um computador na forma de um sinal digital e exibida em um monitor (ANDREUCCI, 2014).

2.2.3 Radiografia Direta

Este processo também utiliza os princípios básicos da radiografia, mas a energia proveniente da radiação é convertida diretamente em sinal elétrico por meio de um detector, o que previne perdas e aumenta a eficiência do sistema (ANDREUCCI, 2014).

2.3 TÉCNICAS DE EXPOSIÇÃO RADIOGRÁFICA

As técnicas de exposição radiográfica para a inspeção por END de imagens radiográficas de juntas soldadas de tubulações envolvem basicamente uma fonte de radiação, uma peça a ser inspecionada e um meio de formação da imagem radiográfica. Tais técnicas permitem três arranjos distintos de acordo com a facilidade de acesso e diâmetro da tubulação: Parede Simples Vista Simples – PSVS, Parede Simples Vista Dupla – PDVS e Parede Dupla Vista Dupla – PDVD. Essas técnicas são utilizadas e recomendadas por normas e especificações nacionais e internacionais (ANDREUCCI, 2003).

2.3.1.1 Técnica de Parede Simples Vista Simples (PSVS)

Na técnica PSVS a imagem é formada por apenas uma parede (vista simples) da peça inspecionada. Para tal, a fonte de radiação deve ser posicionada na parte interna da tubulação com o filme radiográfico posicionado na parte externa (Figura 2 (A e B)) ou vice-versa (Figura 2 (C)) (ANDREUCCI, 2003;

ANDREUCCI, 2014). Na imagem resultante para esta técnica, a junta soldada fica com formato retilíneo. A Figura 3 ilustra uma imagem do tipo PSVS.

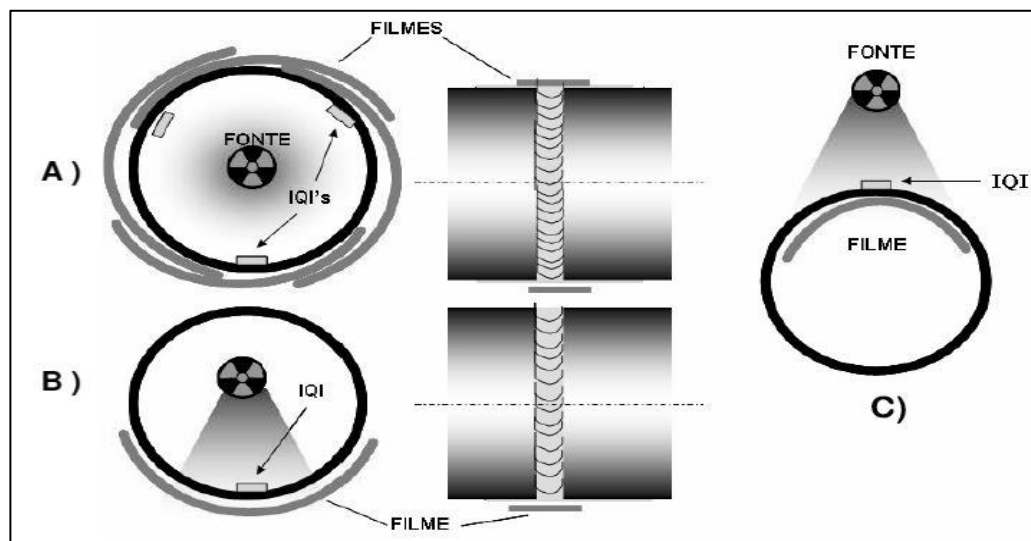


Figura 2 – Ilustração da técnica PSVS. A e B - Fonte de radiação interna; C - Fonte de radiação externa; IQI – Indicador de Qualidade da Imagem. Fonte: ANDREUCCI (2014).

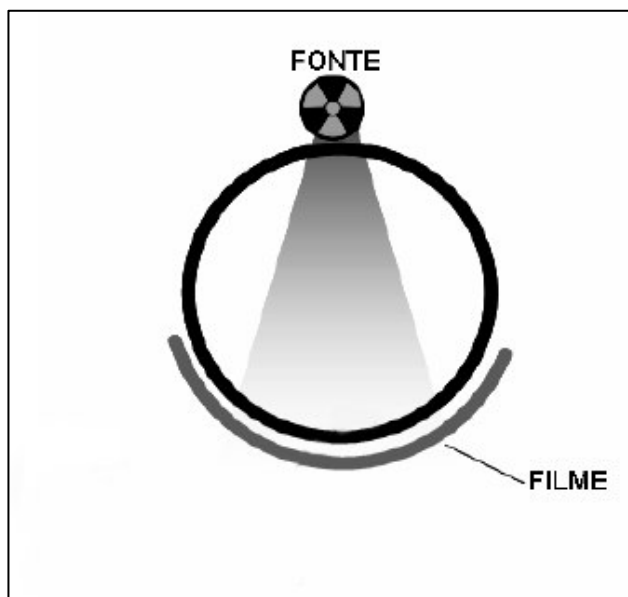


Figura 3 - Exemplo de uma radiografia PSVS.

2.3.1.2 Técnica de Parede Dupla Vista Simples (PDVS)

A técnica PDVS é utilizada quando não é possível o acesso interno à tubulação. Nesta técnica, a radiação atravessa as duas paredes do tubo, entretanto projetando no filme somente a seção da peça que está mais próxima da fonte de radiação. A técnica PDVS requer que a radiação atravesse as duas espessuras (Figura 4) e, portanto, o tempo de exposição será maior em relação à PSVS

(ANDREUCCI, 2003; ANDREUCCI, 2014). A Figura 5 ilustra uma imagem do tipo PDVS.



**Figura 4 – Ilustração da técnica PDVS; IQI – Indicador de Qualidade da Imagem.
Fonte: Adaptado de ANDREUCCI (2014).**

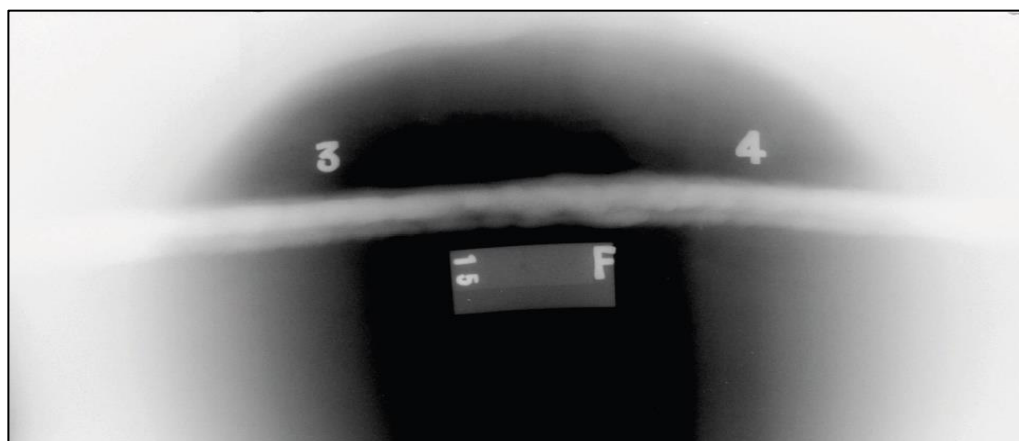


Figura 5 - Exemplo de imagem PDVS.

2.3.1.3 Técnica de Parede Dupla Vista Dupla (PDVD)

A técnica PDVD é frequentemente utilizada em tubulações com diâmetro inferior a 89mm não sendo possível o acesso interno. A radiação também atravessa

as duas paredes do tubo, entretanto projetará uma imagem com as duas seções do tubo, formando assim, o cordão de solda com o formato elíptico. A Figura 6 ilustra o processo PDVD e a Figura 7 mostra um exemplo de imagem do tipo PDVD (ANDREUCCI, 2003; ANDREUCCI, 2014).

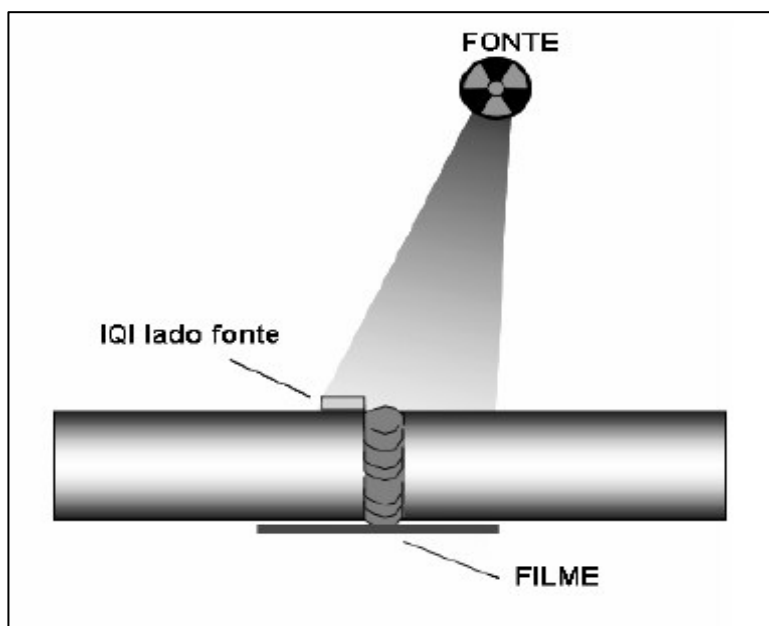


Figura 6 – Ilustração da técnica PDVD; IQI – Indicador de Qualidade da Imagem. Fonte: ANDREUCCI (2014).

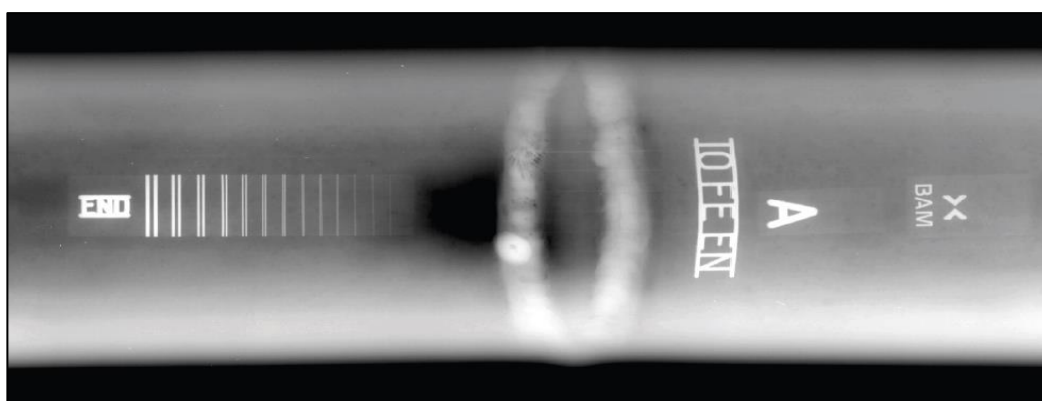


Figura 7 – Exemplo de imagem do tipo PDVD.

2.4 OTIMIZAÇÃO POR ENXAME DE PARTÍCULAS

O algoritmo de otimização por enxame de partículas (*Particle Swarm Optimization* - PSO) foi desenvolvido por Kennedy e Eberhart (1995). A inspiração do algoritmo veio do comportamento de cardume e de bando de pássaros. Nestes ambientes, existe cooperação entre os indivíduos que utilizam a estratégia de colaborar para evoluir. O PSO se tornou bastante difundido e amplamente utilizado em otimização contínua com aplicação nas mais diversas áreas, visto que é uma técnica de baixo custo computacional e o compartilhamento de informações inerentes ao comportamento social de seus indivíduos produz resultados importantes do ponto de vista de otimização.

O PSO possui semelhanças com outras técnicas de computação evolucionária como os AG. Nos AG as melhores soluções estão codificadas na própria população enquanto que no PSO, as melhores partículas estão armazenadas externamente, e o enxame na geração atual pode não conter as melhores soluções.

A técnica que serve de base para o PSO pode ser entendida como um conjunto de estruturas candidatas à solução, chamadas de partículas, as quais voam em um espaço n-dimensional atraídas por regiões de alto valor de adaptação. Em geral, cada partícula representa uma solução candidata (o conjunto de partículas forma a população). No decorrer do tempo, cada partícula modifica as suas variáveis de decisão por meio de informações pessoais (cognitivas), do grupo (coletivas ou sociais) e, em alguns casos, com base em informações de iterações passadas (inércia) (KENNEDY E EBERHART, 1995; SHI E EBERHART, 1999; WAINTRAUB, 2009).

No algoritmo do PSO, a população é inicializada aleatoriamente no espaço de busca e para cada partícula é associada uma velocidade que permite a sua movimentação. Esta movimentação possibilita a busca de posições melhores dentro do espaço, ou seja, possibilita que as partículas encontrem melhores resultados para que o valor da função de avaliação (também chamada de função de *fitness*) se aproxime do ótimo. Este processo é realizado iterativamente até que um critério de parada seja atingido. Os critérios de parada mais utilizados são: número de iterações e valor de adequação aceitável para a função de *fitness*.

A qualidade de cada partícula é medida pela função de *fitness*. Cada partícula armazena sua experiência (regiões boas e ruins pelas quais já passou). A melhor posição já encontrada por ela é chamada de *Personal Best* (**PBest**) e a melhor posição encontrada pela população é chamada de *Global Best* (**GBest**). Essas informações são usadas para modificar a velocidade que levará a partícula em direção à uma possível melhora de sua solução. Essa modificação é realizada conforme mostrado nas equações (3) e (4) e modifica a posição da partícula adicionando uma nova velocidade (KENNEDY E EBERHART, 1995; SHI E EBERHART, 1999).

$$\mathbf{V}_i^{t+1} = c_1 r_1 (\mathbf{PBest}_i^t - \mathbf{p}_i^t) + c_2 r_2 (\mathbf{GBest}_i^t - \mathbf{p}_i^t) \quad (3)$$

$$\mathbf{p}_i^{t+1} = \mathbf{p}_i^t + \mathbf{V}_i^{t+1}, \quad (4)$$

onde \mathbf{p} representa a solução candidata, i se refere à i -ésima partícula da população, t é a t -ésima iteração, r_1 e r_2 são valores aleatórios uniformemente distribuídos entre 0 e 1 (Neste trabalho os valores de r_1 e r_2 são sorteados a cada movimentação da partícula i) e c_1 e c_2 são duas constantes de aceleração, também chamadas de parâmetros de confiança, que definem o quanto uma partícula confia em si ($(\mathbf{PBest}_i^t - \mathbf{p}_i^t)$ – componente cognitivo) ou no enxame ($(\mathbf{GBest}_i^t - \mathbf{p}_i^t)$ – componente social) (SHI E EBERHART, 1999; PERLIN, 2009; WAINTRAUB, 2009).

A maior parte das implementações do PSO utiliza uma equação modificada que inclui um novo termo ($c_0 \mathbf{V}_i^t$) chamado de momento de inércia. A inércia vem com o intuito de possibilitar a fuga de mínimos locais presentes no espaço de busca e assim permitir um melhor controle e equilíbrio entre uma busca com exploração global e local (SHI E EBERHART, 1998). Desta forma a equação (3) é modificada para a equação (5).

$$\mathbf{V}_i^{t+1} = c_0 \mathbf{V}_i^t + c_1 r_1 (\mathbf{PBest}_i^t - \mathbf{p}_i^t) + c_2 r_2 (\mathbf{GBest}_i^t - \mathbf{p}_i^t) \quad (5)$$

A velocidade da equação (3) ou da equação (5) é utilizada para atualizar as coordenadas da solução atual \mathbf{p}_i^t , gerando uma nova solução (Figura 8).

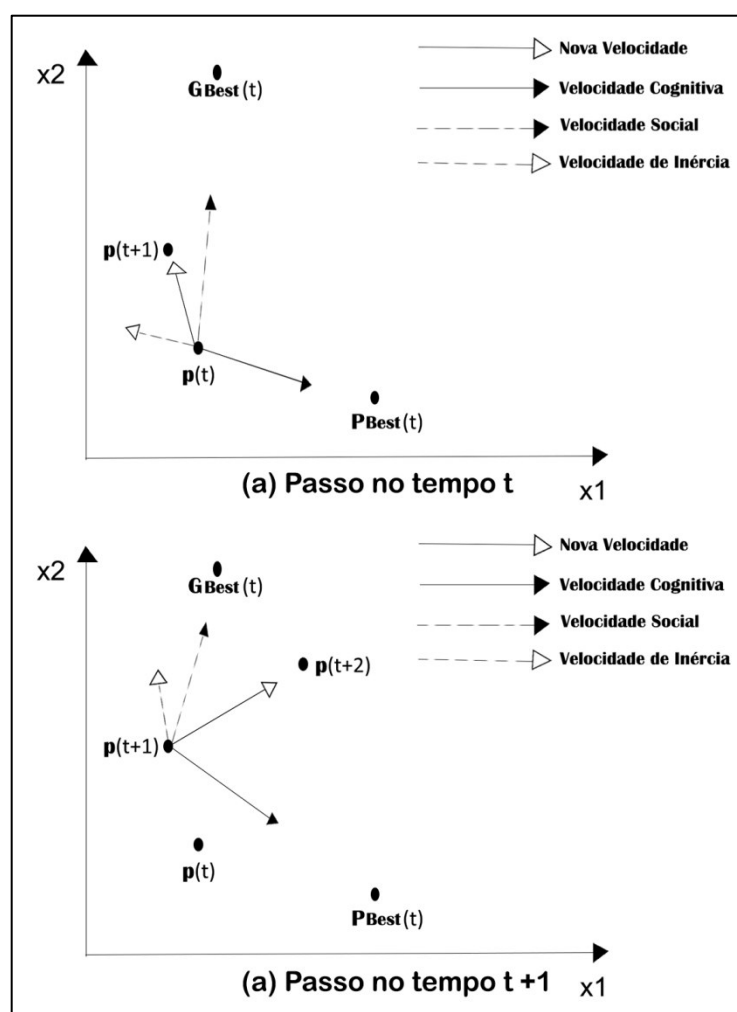


Figura 8 – Ilustração da velocidade e atualização de posição para uma partícula de duas dimensões. Fonte: adaptado de Engelbrecht (2015).

Valores altos para c_0 (≥ 1) levam a uma exploração global do espaço de busca, enquanto que valores baixos (≤ 1) tendem a uma busca local no espaço. As constantes c_1 e c_2 também exercem influência sobre a busca. Valores maiores para c_1 privilegiam a memória local da partícula enquanto que valores maiores para c_2 privilegiam a memória global do enxame. Caso ambas tenham valores altos a influência do c_0 diminui. Uma forma bastante utilizada para controlar esta questão é a inicialização com valores altos para c_0 e ao longo das iterações do PSO este valor sofre um decaimento suave promovendo um balanço entre uma busca global e local (SHI E EBERHART, 1998; KROETZ, 2012).

Velocidades com valores altos podem fazer com que a partícula extrapole o espaço de busca. Desta forma algumas estratégias podem ser adotadas, como por

exemplo, refletir a partícula de volta para o espaço de busca (WAINTRAUB, 2009). A Figura 9 que trata de uma busca bidimensional mostra o caso de uma partícula extrapolar os limites do espaço. Nesse caso, a partícula é refletida para a primeira posição válida do espaço de busca.

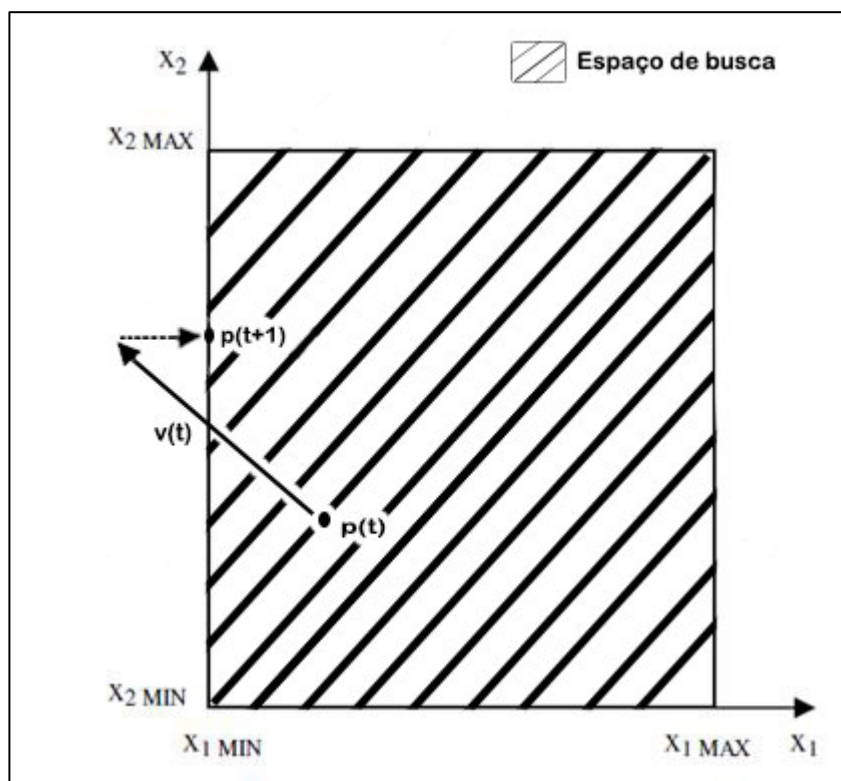


Figura 9 – Reflexão da partícula para dentro do espaço de busca.
Fonte: (WAINTRAUB, 2009).

Caso a reflexão seja necessária muitas vezes durante a execução do PSO (o que possibilita a diminuição da eficiência do algoritmo), pode-se adotar outra tática que é a limitação da velocidade com um termo chamado V_{Max} (SHI E EBERHART, 1998; KROETZ, 2012).

Segundo Kennedy e Eberhart (1995) e Eberhart e Shi (2001), o algoritmo do PSO pode ser definido como:

Algoritmo 1 – Algoritmo do PSO

- 1: Inicializa o enxame com n partículas aleatórias.
 - 2: Avalia o *fitness* de cada partícula e atualiza o \mathbf{PBest}_i^t se melhor que o \mathbf{PBest}_i^{t-1} .
 - 3: Atualiza o \mathbf{GBest}_i^t com o melhor *fitness* da população.
 - 4: $t = 1$ // Número da iteração.
 - 5: **enquanto** $t \leq T$ **faça** // T – número máximo de iterações.
 - 6: **para** cada partícula $\mathbf{p} = (\mathbf{p}_1^t, \mathbf{p}_2^t, \mathbf{p}_i^t, \mathbf{p}_n^t)$ **faça**
 - 7: Calcula *Primeira* componente ($c_0 * \mathbf{V}_i^t$) da velocidade.
 - 8: Calcula *Segunda* componente $c_1 r_1 (\mathbf{PBest}_i^t - \mathbf{p}_i^t)$ da velocidade.
 - 9: Calcula *Terceira* componente $c_2 r_2 (\mathbf{GBest}_i^t - \mathbf{p}_i^t)$ da velocidade.
 - 10: Define a velocidade com base nas três componentes calculadas
 - 11: Atualiza a posição da partícula \mathbf{p}_i^t conforme a equação (5)
 - 12: // Neste ponto a partícula \mathbf{p}_i^t se transforma em \mathbf{p}_i^{t+1}
 - 13: Avalia o *fitness* da partícula \mathbf{p}_i^{t+1}
 - 14: Atualiza a melhor posição da partícula \mathbf{PBest}_i^{t+1} (melhor entre \mathbf{PBest}_i^t e \mathbf{p}_i^{t+1})
 - 15: Atualiza a melhor posição do enxame \mathbf{GBest}_i^{t+1} (melhor entre \mathbf{GBest}_i^t e \mathbf{PBest}_i^{t+1})
 - 16: **fim para**
 - 17: $t = t + 1$
 - 18: **fim Enquanto**
-

2.5 DYNAMIC TIME WARPING

O algoritmo de comparação entre séries temporais *Dynamic Time Warping* (DTW) busca alinhar da melhor maneira possível os valores de duas séries, assumindo que elas podem ter tamanhos diferentes (alongado ou reduzido), e também, pode ser usado para identificar pontos correspondentes entre as duas séries (SAKOE E CHIBA, 1978; CHINO, 2014). A técnica que embasa o DTW consiste na aplicação de programação dinâmica para mensurar a similaridade entre as duas séries, minimizando a medida de distância entre as mesmas (essa distância é comumente calculada pela distância Euclidiana). O DTW é utilizado em diversas áreas como Mineração de dados, reconhecimento de fala, de assinaturas e gestos, robótica, medicina (DE AZEVEDO, 2011; CHINO, 2014) e reconhecimento de padrões (VAZ, 2015). A técnica do DTW é flexível quanto ao tamanho e ao deslocamento das séries. Isso porque a comparação entre os pontos não é feita rigorosamente ponto a ponto entre os pares de mesma coordenada e sim com a flexibilidade de pontos poderem ser comparados com pontos adjacentes da outra série (Figura 10) (CHINO, 2014).

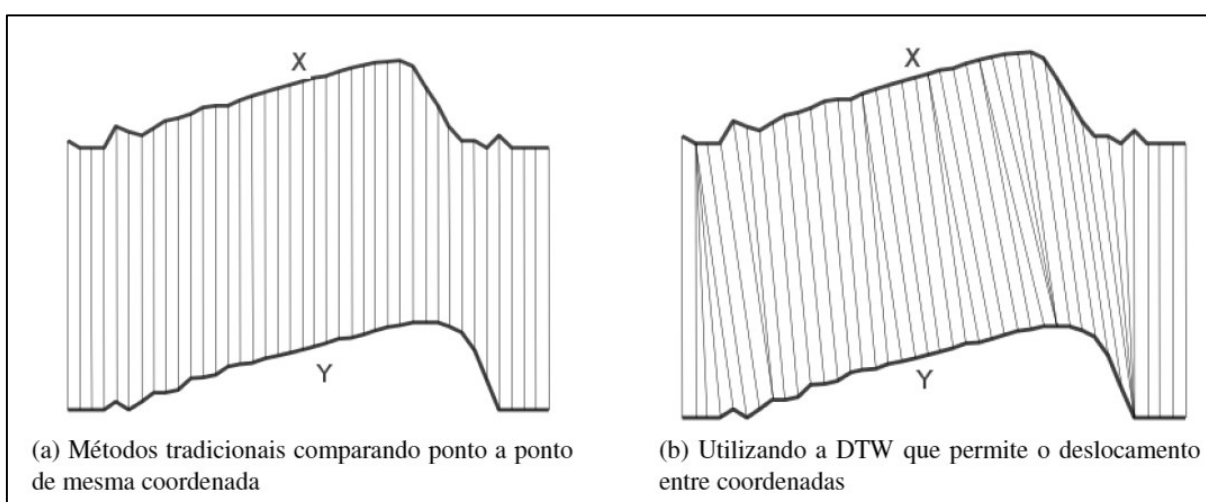


Figura 10 – Comparação entre duas séries temporais. Fonte: (CHINO, 2014).

O funcionamento do algoritmo DTW pode ser descrito como se segue. A partir de duas séries temporais A e B com tamanhos n e m , $A = a_1, a_2, \dots, a_n$ e $B = b_1, b_2, \dots, b_m$, o algoritmo constrói uma matriz com dimensões $n \times m$ onde no

elemento (i, j) da matriz é armazenada a distância $d(i, j)$ entre os pontos a_i e b_j . Cada elemento da matriz corresponde ao alinhamento dos pontos entre as duas séries. Um caminho W é um conjunto contíguo de elementos que define o mapeamento das séries A e B e este caminho está sujeito a algumas restrições, tais como: deve começar e terminar em cantos diagonalmente opostos da matriz (restrição de limite); não pode ter saltos, garantindo que o alinhamento não omita características importantes (restrição de continuidade); não pode voltar, garantindo que as características não se repitam (restrição de monotonicidade) (SAKOE E CHIBA, 1978; JESKE, 2011; CHINO, 2014).

A Figura 11 ilustra o funcionamento do algoritmo DTW comparando duas séries temporais e a Figura 12 ilustra as restrições que o caminho W deve obedecer.

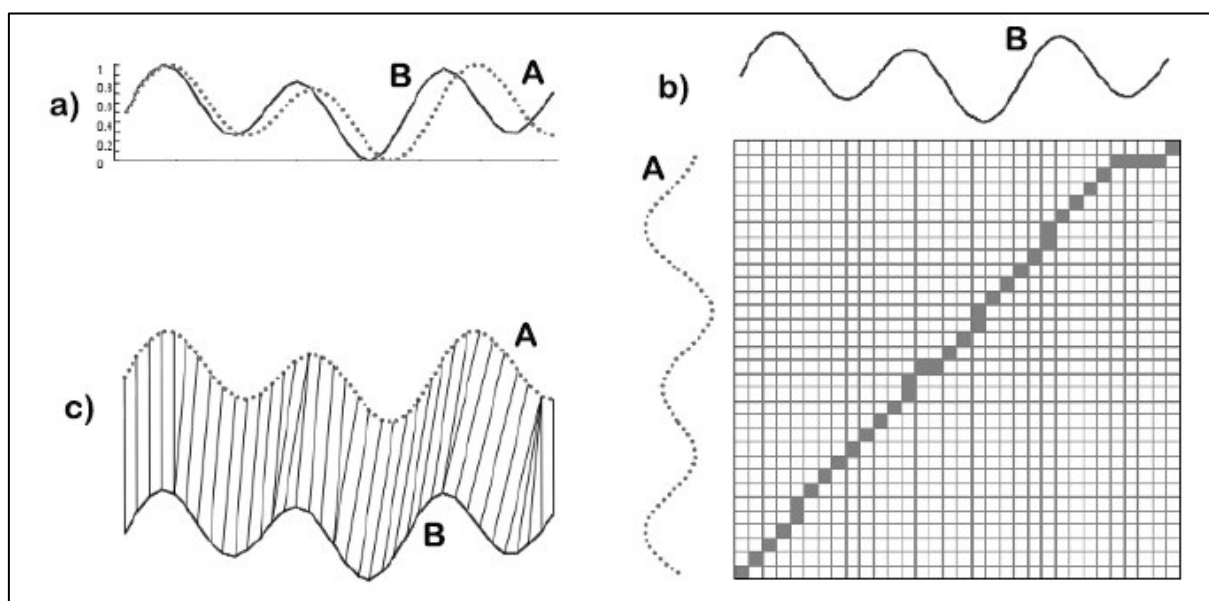


Figura 11 – Ilustração do Funcionamento do DTW. a) Duas séries semelhantes, não alinhadas. b) Construção da Matriz e busca do melhor caminho. c) Alinhamento resultante.

Fonte: adaptada de Jeske, (2011).

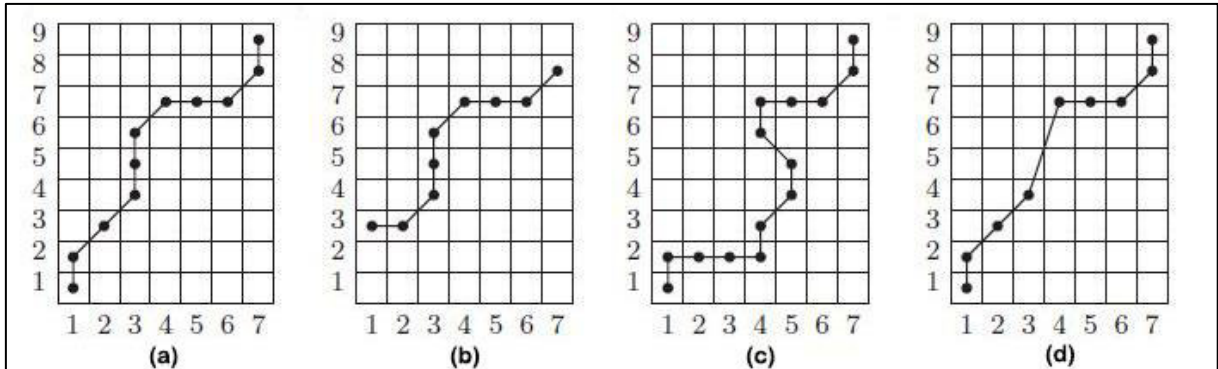


Figura 12 – Ilustração do caminho para duas seqüências com tamanhos 9 por 7 respectivamente. (a) Caminho que satisfaz as restrições de limite, continuidade e monotonicidade. (b) violação da condição de limite. (c) violação da condição de monotonicidade. (d) violação da condição de continuidade. Fonte: (MÜLLER, 2007).

O custo total do caminho (alinhamento) W é dado pela equação (6). Existem vários caminhos possíveis. No entanto, o escolhido é aquele que minimiza o custo da equação (6) (SAKOE E CHIBA, 1978).

$$\text{Custo } (A, B) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^k w_i, \quad (6)$$

onde A e B são as duas séries comparadas, w_i é o i -ésimo elemento do caminho, k é o total de elementos do caminho e $N = n + m$. O caminho mínimo pode ser encontrado utilizando programação dinâmica calculando a distância acumulada na matriz conforme a seqüência de passos (SAKOE E CHIBA, 1978):

1. Condição inicial;

$$D(1,1) = 2d(1,1) \quad (7)$$

2. Equação do caminho;

$$D(i, j) = \text{Min} [D(i, j-1) + d(i, j), D(i-1, j-1) + 2d(i, j), D(i-1, j) + d(i, j)] \quad (8)$$

3. Condição de restrição (janela de ajuste)

$$|i - j| \leq r, \quad (9)$$

onde r é um número inteiro positivo chamado de janela de ajuste, i e j são os índices atuais da matriz D . Esta janela tem a função de acelerar a execução do DTW, limitando a janela onde os dados serão analisados.

2.5.1 Tempo de Execução do DTW

O algoritmo do DTW tem complexidade de $O(nm)$, levando ao aumento do tempo de processamento à medida que o número de dados de entrada cresce o que torna o algoritmo inapropriado para algumas aplicações (DE AZEVEDO, 2011). Algumas técnicas podem ser utilizadas para otimizar o cálculo do DTW e essas técnicas podem ser divididas em três categorias: regras de contenção, redução da dimensão de dados e a indexação. O funcionamento dessas regras é descrito a seguir.

2.5.1.1 Regras de contenção

As regras de contenção limitam o número de células da matriz que serão avaliadas. As duas técnicas mais comuns são *Sakoe-Chiba* e *Itakura Parallelogram*. A Figura 13 ilustra as duas regras de contenção.

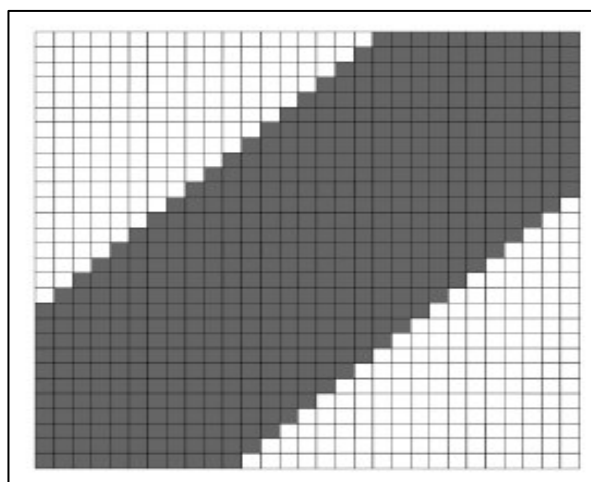


Figura 13 – Regra de contenção - *Sakoe-Chiba*.
Fonte: (DE AZEVEDO, 2011).

Segundo Paliwal et al. (1982), na estratégia utilizada por Sakoe e Chiba (1978) (equação (10) e Figura 14) os pontos finais da matriz são incluídos na janela de ajuste se o valor de r for maior que a diferença entre $|n - m|$ (tamanhos das séries temporais). Sakoe e Chiba utilizam a função de inclinação:

$$|i - j| \leq r \quad (10)$$

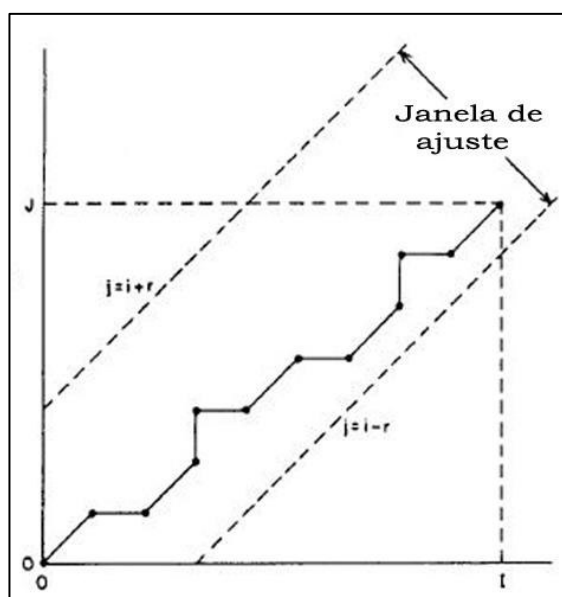


Figura 14 - Ilustração da janela de ajuste utilizada por Sakoe e Chiba.
Fonte: (PALIWAL et al., 1982, adaptado de SAKOE E CHIBA, 1978).

Paliwal et al. (1982) propõem uma modificação (equação (11)) e a Figura 15 ilustra esta modificação:

$$|i - (j/s)| \leq r \quad (11)$$

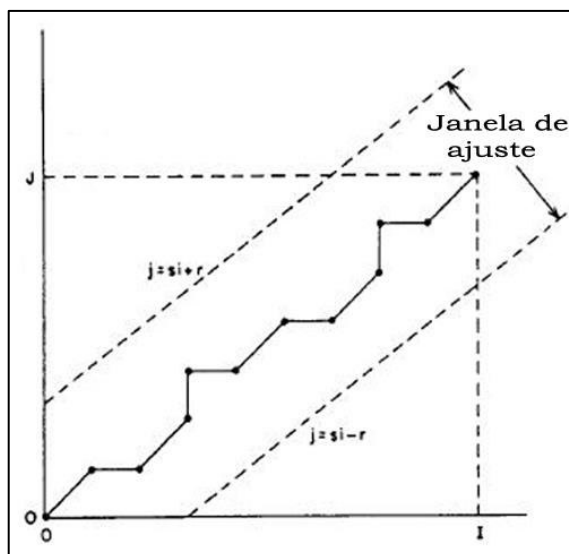


Figura 15 – Ilustração da janela de ajuste utilizada por Paliwal et al. (1982).
Fonte: (PALIWAL et al., 1982).

onde $s = m / n$ e representa a inclinação que une os pontos finais. Desta forma os pontos finais da matriz sempre serão incluídos dentro da janela de ajuste. Neste trabalho é utilizada a regra de contenção proposta por Paliwal et al. (1982).

2.5.1.2 Redução da dimensão de dados

A redução de dados (Figura 16) consiste em reduzir o número de entradas da amostra (série a ser comparada).

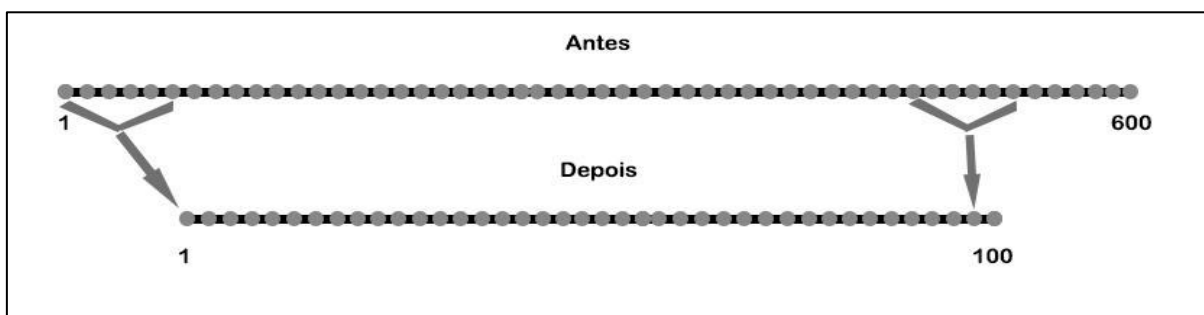


Figura 16 - Amostra Reduzida, retirando 5 pontos a cada grupo de 6.

2.5.1.3 Indexação

Reduz o número de vezes em que se executa o cálculo do DTW na aplicação. Esta técnica não acelera a execução do DTW e sim da aplicação, reduzindo o número de vezes que o DTW é executado. Nesta técnica, é utilizado o conceito da tabela *hash*, o qual utiliza uma função de espalhamento (função *hash*) para gerar uma chave de endereço (índice do vetor). Esta chave é utilizada para o armazenamento e recuperação dos registros. A função *hash* (espalhamento) utilizada para gerar a chave é formada pela concatenação de 0 (zero) mais as coordenadas da partícula mais o tamanho do perfil extraído. Por exemplo:

- $x = 151$;
- $y = 57$;
- $h = 450$;
- *Índice* = 015100570450.

2.6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este capítulo apresentou a fundamentação teórica sobre os temas mais relevantes ao conteúdo deste trabalho, descrevendo suas características para que o leitor possa compreender o restante do trabalho. No próximo capítulo, é realizada uma revisão bibliográfica dos trabalhos publicados relacionados à segmentação de cordões de solda (com o uso do PSO e de outras técnicas).

3 TRABALHOS CORRELATOS

Neste capítulo é apresentada uma breve revisão sobre os trabalhos correlatos mais relevantes ao tema deste trabalho. Esta revisão realiza um levantamento bibliográfico sobre o uso do PSO em imagens radiográficas de tubulações e em imagens radiográficas em geral. Neste capítulo também são apresentadas outras abordagens relacionadas a imagens radiográficas de tubulações.

3.1 TÉCNICAS BASEADAS EM PSO

Baskoro (2009) propõe uma metodologia para um sistema automático de solda em tubos de alumínio. O monitoramento do processo de soldagem dos tubos é realizado e gerenciado por uma rede neural artificial e por um sistema de inferência *fuzzy*. O sistema possui também uma câmera (CCD – do inglês *Charge Coupled Device*) omnidirecional que acompanha a solda em todas as direções (360°) para que através de processamento de imagem, as bordas do cordão de solda possam ser identificadas. A imagem original obtida pela câmera é transformada em panorâmica e um método para determinar valores do intervalo de brilho para a detecção de bordas, dois valores de brilho, P_{out} que representa o brilho externo e P_{in} que representa o brilho interno, são extraídos da imagem e otimizados com PSO e AG no intuito de encontrar as bordas do cordão. A função de *fitness* para ambos é definida pelo cálculo do erro de detecção de borda e o objetivo é minimizar este erro. Nesta metodologia o autor faz uma comparação entre PSO e AG na detecção de bordas. Os dois algoritmos conseguem detectar as bordas obtendo um resultado satisfatório, no entanto o AG precisa de uma população maior do que o PSO, tornando-o mais lento e assim demonstrando que o PSO é mais adequado para o problema. A abordagem de Baskoro (2009), apesar de aplicar o PSO no contexto de imagens, não pode ser usada como base de comparação, pois o universo de aplicação é diferente. No entanto, reforça a justificativa da escolha do PSO como abordagem de otimização adotada.

Kroetz (2012) e Kroetz et al. (2012) descrevem uma abordagem para a segmentação do cordão de solda e o realce de descontinuidades utilizando duas técnicas de computação evolucionária, algoritmo genético AG e o PSO para produzir soluções candidatas na segmentação do cordão. De um modo geral, a abordagem proposta divide-se em quatro etapas: pré-processamento, detecção do cordão, realce das descontinuidades e por fim sobreposição dos resultados. Para a etapa de pré-processamento, a equalização do histograma e filtros como a mediana e média são utilizados para suavização de ruídos presentes na imagem. Na etapa de detecção do cordão, máscaras flexíveis (*template matching*) são adotadas e o procedimento é dividido em detecção do tubo (este processo ocorre apenas em radiografias do tipo PDVD) e a detecção do cordão. Em cada etapa, recortes deformáveis da imagem alvo são comparados a uma imagem modelo (tubo e cordão). Para ambas as técnicas evolucionárias, a função de *fitness* e as soluções (os indivíduos no AG e as partículas no PSO) são implementadas da mesma maneira. Na detecção do cordão em radiografias do tipo PSVS e PDVS, oito variáveis de decisão são codificadas na partícula. Para a detecção do tubo em radiografias do tipo PDVD, seis variáveis (todas relativas ao tubo) foram codificadas. Para a detecção do cordão em radiografias do tipo PDVD, quatro variáveis são suficientes para caracterização do mesmo. Em todos os casos, todas as variáveis foram limitadas a uma faixa especificada previamente. Estas variáveis são utilizadas para deformar as máscaras na tentativa de enquadrar melhor a imagem candidata e modelo no processo de *matching*, uma vez que os tubos e os cordões assumem tamanhos diferenciados. A função de *fitness* pode ser entendida como uma soma ponderada do processo de *matching* entre os pontos codificados e a solução de referência (modelo). Na abordagem descrita pelos autores o PSO leva vantagem em relação ao AG na detecção do tubo e na segmentação do cordão. Um ponto importante a se destacar nesta abordagem é que ela depende da detecção do tubo primeiro para que a busca do cordão seja bem sucedida nas imagens do tipo PDVD.

Suyama et al. (2013) propõem uma metodologia para identificação da região central do cordão de solda em imagens radiográficas do tipo PDVD. O método é dividido em três etapas: pré-processamento, otimização e decisão. No pré-processamento, são aplicadas técnicas de processamento de imagens, tais como transformação de escala de cinza, equalização do histograma, limiarização, abertura morfológica e a técnica de Etiquetagem (GONZALEZ e WOODS, 2002), com o

objetivo de melhorar a qualidade da imagem e reduzir a taxa de erro do procedimento. Esta etapa retorna uma região candidata, possível região central da imagem. Em seguida, a otimização fica por conta do algoritmo PSO que tenta encontrar a melhor elipse dentro desta região. O PSO trabalha em um espaço de busca R^5 com cada partícula modelando uma elipse com cinco atributos. A função de custo é caracterizada pelo erro entre a área da imagem e a área da elipse e o objetivo da otimização realizada pelo PSO é minimizar esta função de custo. Quando a elipse é inscrita na região candidata, calcula-se a área ocupada pela elipse em relação à área total da imagem. Caso a elipse extrapole a área candidata, a partícula correspondente não é excluída, no entanto a função de *fitness* sofre uma penalização proporcional à área extrapolada. Para a decisão entre as regiões candidatas, além da similaridade entre a região candidata e a elipse, a distância focal também é levada em consideração, pois a região central do cordão geralmente tem uma distância focal maior. A metodologia proposta pelos autores mostrou-se eficaz no seu objetivo (fixar a maior elipse inscrita na região candidata) e a inicialização das partículas próximas ao centro da região que contém o cordão de solda reduziu o número iterações do PSO. Entretanto a metodologia não considera a rotação do cordão em seus cálculos limitando a aplicação em alguns casos específicos. Outro fato é que a função de custo (*fitness*) escolhida pelos autores tem um alto custo computacional na execução em imagens (cada imagem leva aproximadamente 2 minutos para ser processada). Como o método descrito tenta inserir uma elipse na região central do cordão de solda em imagens do tipo PDVD, certamente não poderá ser aplicado em imagens que não têm o cordão com o formato elíptico. O método descrito acima realiza a segmentação manual do cordão de solda e a abordagem proposta em Miranda et al. (2015) que traz resultados preliminares do presente trabalho (de mestrado) poderia ser uma etapa prévia, segmentando o cordão de maneira automática para posteriormente aplicar o método de Suyama et al. (2013).

Vaz (2015) propõe uma abordagem para a segmentação do cordão de solda em imagens radiográficas do tipo PDVD utilizando o PSO para realizar a busca e o DTW como função de *fitness* do PSO. Este trabalho é pioneiro no uso do PSO e DTW para a segmentação de cordão de solda, e foi base para o desenvolvimento do presente trabalho descrito nessa dissertação. O trabalho de Vaz (2015) pode ser dividido em três etapas: segmentação do tubo, detecção de caracteres presentes

na imagem e por fim busca pelo cordão de solda combinando o PSO e o DTW. Para a segmentação do tubo, quatro procedimentos são realizados: o ajuste de contraste, a limiarização Otsu (1979) separando a região do tubo do fundo (parte preta), a identificação de regiões e por fim a detecção do tubo. Para a delimitação da região do fundo, uma análise linha por linha é realizada percorrendo a imagem inteira na busca pela primeira linha que possua uma quantidade de pixels pretos entre 20% e 70% do total de pixels. Então, se remove a porção superior em relação à linha encontrada. O mesmo é feito na parte inferior. Para delimitar a região do tubo, é utilizada a técnica de etiquetagem (labelling) que atribui um “rótulo” às regiões da imagem (tubo e fundo) identificando quantas regiões foram detectadas e também a quantidade de pixels (área) de cada região. Assim, a maior área é definida como a região do tubo. Na etapa de detecção de caracteres, os indicadores de qualidade da imagem (IQI) presentes na imagem são removidos, pois os mesmos podem dificultar a busca realizada pelo PSO. Para isso, a função de etiquetagem é aplicada identificando todos os objetos e comparando por meio do cálculo da similaridade com imagens modelo (dos caracteres). Assim, mais uma parte da imagem é segmentada. Esta região é chamada de Região de Interesse. Utiliza-se a região de interesse encontrada em Vaz (2015) para dar início à busca no presente trabalho. Na etapa busca do cordão, a abordagem de Vaz (2015) foi desenvolvida para encontrar um arco (uma curva com apenas um pico de intensidade) do cordão de cada vez em imagens radiográficas do tipo PDVD, assim o PSO é executado duas vezes. Cada partícula do enxame extrai n perfis e, então, é calculada a similaridade desses perfis (via DTW) com uma curva gaussiana sintética (perfil modelo). Assim, com os valores obtidos em cada perfil, a média entre esses valores é utilizada para medir a qualidade da partícula e ao final das iterações a posição do $gBest$ (o melhor valor encontrado pelo enxame) define o local do recorte. Quanto aos resultados o autor realiza uma comparação com o método de Kroetz (2012), assim é possível observar que a abordagem proposta teve um desempenho melhor, Kroetz (2012) teve em média 43,23% de acertos, enquanto que Vaz (2015) teve 70,28% de acerto. O presente trabalho cujos resultados preliminares estão presentes em Miranda et. al (2015), executa o PSO apenas uma vez com o intuito de encontrar os dois arcos do cordão de uma só vez, extraíndo apenas um perfil por partícula. Além disso, trabalha com um único perfil extraído de uma região retangular e codificado na partícula, dando agilidade a busca realizada pelo PSO.

Resumidamente as diferenças entre as abordagens relacionadas que utilizam o PSO podem ser descritas como:

Baskoro (2009) - Utiliza rede neural e sistema *Fuzzy* para monitorar o processo de soldagem; o PSO e AG identificam as bordas do cordão na imagem por meio do cálculo do erro de detecção; PSO leva vantagem em relação ao AG. Lembrando que as imagens são diferentes.

Kroetz (2012) - Segmentação do cordão de solda via PSO e AG; utiliza máscaras flexíveis via *template matching*; não utiliza o DTW; trabalha com imagens do tipo PSVS, PDVS e PDVD.

Suyama et al (2013) - Não considera a rotação do cordão; alto custo computacional da função de *fitness*; somente o PSO e não utiliza o DTW; imagens do tipo PDVD.

Vaz (2015) - Realiza a extração da ROI; considerado pioneiro no uso do PSO junto com o DTW; imagens do tipo PDVD; encontra um arco de cada vez; extrai vários perfis por partícula; executa o PSO duas vezes.

Miranda et al (2015) - Utiliza pré-processamento de vaz (2015); busca realizada via PSO juntamente com o DTW; otimização do cálculo do DTW; extrai um único perfil por partícula; segmenta os dois arcos do cordão de uma só vez.

3.2 TÉCNICAS NÃO BASEADAS EM PSO

Liao e Ni (1996) descrevem uma metodologia para imagens do tipo PSVS com base na observação de que os valores de intensidade do cordão de solda se parecem mais com uma curva gaussiana do que os outros objetos presentes na imagem. A imagem é dividida verticalmente em quatro partes iguais (cada parte é chamada de sub-imagem), onde cada parte contém exatamente um cordão, pois na imagem original existem quatro cordões de solda posicionados lado a lado. Cada sub-imagem é processada linha por linha e três características são extraídas: largura, erro médio quadrático entre os objetos presentes na imagem (intensidade) e a gaussiana e, por fim, o pico da intensidade. Para determinar a localização do cordão de solda, os autores descrevem 15 passos que compõem o algoritmo. Resumidamente os picos de intensidade são detectados (sua posição representa o

centro do cordão) e, então, a similaridade com a gaussiana é calculada pelo erro médio quadrático e os picos que apresentarem a maior similaridade são considerados o cordão de solda. Como a posição do pico é considerada o centro do cordão, adiciona-se metade da largura (determinada pela subtração dos vales adjacentes ao pico) para determinar as extremidades. Segundo os autores esta metodologia foi testada em 25 imagens e teve uma taxa de precisão de 100%. Entretanto, não se aplica a cordões de solda curvos, restringindo o seu uso a imagens do tipo PSVS.

Li e Liao (1996) descrevem um método para a segmentação do cordão de solda, e para monitorar falhas em imagens radiográficas digitalizadas. Ambos os procedimentos são baseados em *fuzzy KNN* (do inglês *K-Nearest Neighbor*). Para a identificação da solda a imagem foi processada linha por linha e três características foram extraídas: largura, erro médio quadrático entre o objeto e a Gaussiana e por fim o pico de intensidade e, então, classificados pelo algoritmo *fuzzy KNN*. Os autores realizam dois tipos de testes, o primeiro com os valores das características extraídas não normalizados e o segundo com os valores normalizados entre 0 e 1 buscando melhorar o desempenho do classificador. O classificador proposto retorna duas classes de saídas: cordão e não cordão. O método descrito pelos autores trabalha com imagens do tipo PSVS, onde cada parte contém exatamente um cordão, pois na imagem original existem quatro cordões de solda posicionados lado a lado (o mesmo conjunto de imagens utilizadas em Liao e Ni (1996)). Sem a normalização, o rendimento do classificador é enfraquecido.

Schneider (2005) descreve um método para segmentação do cordão de solda e, posteriormente, a extração de características dos defeitos em imagens radiográficas de tubulações do tipo PSVS. O método proposto pode ser dividido em limiarização, cálculo da projeção vertical da imagem limiarizada e o cálculo da derivada da projeção para encontrar as bordas do cordão de solda. Para a limiarização, o autor utiliza a técnica de Otsu (1979) para destacar o cordão de solda e o restante do tubo. Em seguida, é calculada a projeção vertical que é caracterizada pela soma dos pixels brancos em cada linha da imagem anteriormente limiarizada. Desta forma, a região com o valor máximo, ou seja, o pico é a região correspondente ao cordão de solda. Para localizar as bordas do cordão, é calculada a derivada da projeção, desta forma são evidenciadas as mudanças abruptas do

valor da projeção. O autor cita que a utilização de valores máximos (picos) da derivada, acarreta na perda de parte do cordão de solda e para evitar tal problema, são utilizados os valores mínimos (vales) da derivada para delimitar o cordão. Desta forma, é possível encontrar a primeira borda. Para localizar a segunda basta executar o cálculo da derivada no sentido contrário, obtendo assim as duas bordas para segmentação. Esta abordagem proposta trabalha bem com imagens radiográficas do tipo PSVS, onde o cordão aparece como uma linha reta na imagem, indicando que não se aplica a cordões curvos e restringindo o seu uso a imagens do tipo PSVS.

Felisberto (2007) e Felisberto et al. (2006) apresentam uma abordagem para a extração do cordão de solda em imagens radiográficas utilizando AG juntamente com uma janela que pode ser modificada por meio de operações geométricas, a fim de se ajustar melhor ao formato do cordão. A técnica pode ser dividida em quatro etapas: construção do modelo, ajuste de parâmetros, a busca genética e verificação. Para a construção do modelo é selecionada uma imagem contendo cordão de solda, o qual é recortado manualmente. Os perfis transversais são então extraídos e é feita a média dos perfis. Depois é selecionada uma das metades (parte de cima ou de baixo, qualquer uma das metades) e esta é replicada para formar um modelo simétrico. Com o modelo gerado, são calculadas a grade e a matriz de referência (que representam pontos de referência distribuídos de maneira uniforme na imagem). Na busca genética é feita a extração do cordão. O AG realiza a busca pelo objeto, ou seja, a imagem que mais se assemelha ao modelo dentro do espaço de busca. Tal modelo é conhecido previamente e as variáveis de decisão do AG são fornecidas pelo ajuste de parâmetros. O ajuste de parâmetros fornece os valores para as variáveis de decisão como: tamanho da população, número máximo de gerações, probabilidades de cruzamento e mutação e o método de seleção. O ajuste de parâmetros permite a modificação destes valores ou a utilização de valores *default*. A etapa de verificação realiza uma classificação por meio de uma função de *fitness* em relação a um limiar T com o intuito de aceitar ou rejeitar o resultado da busca. Caso a busca seja aceita, outra busca é iniciada com o objetivo de encontrar outra ocorrência do modelo, caso contrário a busca é encerrada. A abordagem proposta mostrou-se robusta (com desempenho geral de 98,27%) para imagens do tipo PSVS e PDVS. Para o tipo PDVD, o autor menciona um desempenho de 100%,

no entanto, a abordagem é capaz de identificar apenas um arco por vez neste tipo de imagem.

Shi et al. (2007) apresentam um método para segmentação do cordão de solda em imagens de estruturas complexas, as quais se assemelham bastante com uma radiografia do tipo PSVS e detecção de pequenos defeitos presentes na imagem. Segundo os autores a diferença entre os defeitos e a alta intensidade em zonas próximas ao cordão de solda é muito baixa e tem grande influência na segmentação do cordão que foi adotada no trabalho. Os limites do cordão foram extraídos utilizando duas vezes uma limiarização automática adaptada pelos autores. A imagem original recebe um pré-processamento melhorando o contraste, em seguida é aplicada uma limiarização automática evidenciando duas faixas de luz presentes na imagem (parte mais externa do cordão). Depois as regiões próximas ao cordão são identificadas e novamente é aplicada uma limiarização automática evidenciando a parte mais interna do cordão. O cordão é segmentado pela limiarização comparando as duas regiões evidenciadas. Como as estruturas utilizadas não são de tubulações, não é possível determinar se esta abordagem se aplica para as imagens de radiografias de juntas soldadas de tubulações.

Mahmoudi e Regragui (2009) propõem um método rápido e simples para a extração do cordão de solda em imagens radiográficas do tipo PSVS com base no método de limiarização de Otsu (1979). Na etapa de pré-processamento, os autores realizam uma equalização de histograma para reforçar os contornos da imagem e em seguida aplicam o método de Otsu para realizar uma limiarização global. Depois, realizam operações morfológicas para realizar a segmentação final do cordão de solda. Os autores realizam ainda uma comparação com o método de Wang et al. (2008), aplicando esta técnica nas imagens utilizadas no trabalho comparado. Após esta etapa, com o cordão de solda isolado são detectados os defeitos presentes no mesmo. Vale ressaltar que as imagens utilizadas não contêm marcadores e indicadores, basicamente apenas o cordão de solda (aparentemente um recorte manual) o que facilita a segmentação pela limiarização de Otsu. Os autores aplicam a técnica nas imagens do tipo PSVS, no entanto não fica explícito se a mesma se aplica em outros tipos de radiografia (PDVD, PDVS, etc.).

Deepesh et al. (2011) apresentam um método não destrutivo (NDE) para o reconhecimento de defeitos em imagens radiográficas de solda do tipo PDVD, em

particular radiografias digitais em tempo real. O método pode ser dividido em três etapas: pré-processamento, extração da região de interesse (segmentação do cordão de solda), e classificação dos defeitos. Na etapa de pré-processamento, é realizado o realce das propriedades da imagem a um nível que o reconhecimento de padrões possa ser executado. Depois o cordão de solda é segmentado encontrando os limites por meio da análise do somatório vertical dos pixels da imagem, ou seja, onde ocorre o aumento das intensidades dos níveis de cinza. Por fim, a classificação dos defeitos é realizada por meio de redes neurais artificiais. Neste trabalho não foi possível obter um detalhamento maior, pois não fica explícito no texto como de fato é realizada a segmentação do cordão (se a análise do somatório vertical é realizada na imagem inteira ou somente em parte dela). Os autores apenas comentam que é realizado o somatório vertical e a análise da segmentação correta, aparentemente, é feita visualmente. Também não foi possível identificar se esta abordagem se aplica a outros tipos de radiografia (PSVS, PDVS, etc.), indicando sua limitação ao PDVD (o presente trabalho também se restringe às imagens do tipo PDVD). É válido ressaltar que o trabalho tem por seu objetivo o reconhecimento de defeitos presentes no cordão de solda e não apenas a segmentação do cordão.

Park et al. (2011) descrevem uma abordagem para a segmentação do cordão de solda em imagens radiográficas do tipo PDVD com base na observação dos perfis verticais e horizontais extraídos na imagem. Para o desenvolvimento deste trabalho os autores utilizaram as imagens na vertical, ou seja, as paredes do tubo se encontram na vertical e não na horizontal como de costume. O processo de extração do cordão de solda pode ser dividido em três partes: pré-processamento, verificação de borda e segmentação. Na etapa de pré-processamento o filtro da mediana é aplicado para remover ruídos presentes na imagem e então pela análise dos perfis verticais é localizado os picos os quais delimitam a região interna do tubo, pois a parede do tubo tem uma alta intensidade. Esta região delimitada é binarizada. Para os perfis horizontais também são localizado dois picos (nas regiões dos “arcos” do cordão a intensidade dos níveis de cinza é maior) os quais representam os lados direito e esquerdo do cordão de solda e assim delimitando a região horizontal do cordão. Com esta análise dos perfis verticais e horizontais o cordão de solda é segmentado. A abordagem obteve uma boa taxa de acertos, o que justifica a sua utilização. No entanto, apresenta uma limitação, uma parte interna do tubo e,

consequentemente, o cordão são retirados no processo e assim as regiões laterais são excluídas.

Sundaram et al. (2014) apresentam uma metodologia para segmentação do cordão de solda e extração e classificação de defeitos em imagens radiográficas do tipo PSVS onde o cordão de solda aparece como uma tira na imagem. Na etapa de pré-processamento os autores utilizaram o filtro de Wiener (GONZALEZ E WOODS, 2010) com a função de transferência minimizando o erro médio quadrático para remover os ruídos presentes na imagem. Após o filtro de Wiener, a imagem é binarizada e a subtração do fundo é utilizada para segmentar o cordão de solda. Nesta metodologia, a subtração de fundo é responsável por extrair a região do cordão e a análise de componentes ligados é usada para determinar os limites de fronteira do cordão. Finalmente, os defeitos presentes no cordão são classificados utilizando o classificador *Fuzzy c-means*. Como o foco do trabalho é a extração de defeitos presentes no cordão de solda e não na extração do cordão não fica claro no texto se a proposta se aplica para segmentação do cordão nos outros tipos de radiografia (PDVD, PDVS, etc.).

A Tabela 1 apresenta uma visão geral dos trabalhos relacionados identificando o autor, o método utilizado para a segmentação do cordão, o objetivo da aplicação, o tipo de imagem e cordão, se o autor realiza algum tipo de comparação e a forma de análise dos resultados. No caso do trabalho não apresentar em algum dos itens, um traço (-) indica a falta do mesmo.

3.3 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Com a revisão bibliográfica apresentada nesta seção é possível observar que os trabalhos que realizam a segmentação automática do cordão de solda são geralmente aplicados nas imagens do tipo PSVS. Para as imagens do tipo PDVD, existem abordagens que realizam a segmentação automática, inclusive utilizando o PSO, entretanto o uso do PSO e do DTW em conjunto é pouco explorado na literatura e este trabalho visa contribuir neste contexto. O próximo capítulo descreve a abordagem proposta, utilizando o PSO e o DTW para realizar a segmentação de cordões de solda.

Tabela 1 - Resumo dos Trabalhos Correlatos.

(continua)

Autor	Método	Aplicação	Tipo Imagem	Tipo Cordão	Método Comparativo	Análise de Resultados
Baskoro (2009)	PSO	Detecção de bordas do cordão de solda	Imagem Câmera (CCD)	-	AG	Média do erro e Desvio padrão do erro.
Kroetz et al. (2012a, 2012b)	PSO	Segmentação do cordão de solda	Raio-x	PDVD, PDVS, PSVS	AG	Precisão (Percentual de soluções válidas) e Repetibilidade (complemento da variância média entre as soluções obtidas e valores permitidos)
Suyama et al. (2013)	PSO	Segmentação do cordão de solda	Raio-x	PDVD	-	Taxa média de acertos, para cada imagem executou o algoritmo N vezes, sendo N = 10
Vaz (2015)	PSO + DTW	Segmentação do cordão de solda	Raio-x	PDVD	Kroetz (2012)	Visual
Liao e Ni (1996)	Observação da intensidade do cordão de solda	Segmentação do cordão de solda	Raio - x	PSVS	-	Visual

Tabela 1 - Resumo dos Trabalhos Correlatos.

(continua)

Autor	Método	Aplicação	Tipo Imagem	Tipo Cordão	Método Comparativo	Análise de Resultados
Li e Liao (1996)	Fuzzy KNN	Segmentação do cordão e monitoramento de falhas	Raio-x	PSVS	-	Duas classes de saída do fuzzy KNN: Cordão e Não Cordão
Schneider (2005)	Limiarização+ projeção vertical+ derivada da projeção	Segmentação do cordão de solda e detecção de defeitos	Raio-x	PSVS	Método de Wang e Liao (2002), Sezgin e Sankur (2003), Shafeek et-al, (2003a)	Visual
Felisberto (2007) e Felisberto et al. (2006)	AG	Segmentação do cordão de solda	Raio-x	PSVS, PDVS	-	Três tipos: *comparação de probabilidade de cruzamento por torneio ou roleta; *porcentagem de detecção; * contagem de cordões detectados

Tabela 1 - Resumo dos Trabalhos Correlatos.

(conclusão)

Autor	Método	Aplicação	Tipo Imagem	Tipo Cordão	Método Comparativo	Análise de Resultados
Shi et al. (2007)	Limiarização automática	Segmentação do cordão de solda e detecção de defeitos	Raio-x	**PSVS	-	*visual
Mahmoudi e Regragui (2009)	Limiarização por Otsu	Segmentação do cordão de solda e detecção de defeitos	Raio-x	PSVS	Método de Wang	visual
Deepesh et al. (2011)	Análise do somatório vertical dos pixels da imagem	Segmentação do cordão de solda e detecção de defeitos	Raio - x	PDVD	-	* Visual
Park et al. (2011)	Análise de perfis verticais e horizontais	Segmentação do cordão de solda	Raio-x	PDVD	-	Visual
Sundaram et al. (2014)	Subtração de fundo e análise de componentes ligados	Segmentação do cordão de solda e detecção de defeitos	Raio-x	PSVS	-	*visual

*Não é possível afirmar.

** Cordão de solda em estruturas complexas que se assemelham a PSVS.

4 MATERIAIS E MÉTODOS

Este estudo é realizado utilizando imagens radiográficas de solda de tubulações de petróleo do tipo PDVD, fornecidas pelo Centro de Pesquisas e Desenvolvimento da Petrobras (CENPES). É importante destacar que este estudo é parte integrante de um projeto amplo de pesquisa desenvolvido pelo Grupo de Pesquisas em Imagens e Visão Computacional - GIVIC, da Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Um dos projetos do grupo GIVIC objetiva identificar discontinuidades (defeitos) em cordões de solda de tubulações de petróleo e gás. Para isso o trabalho desenvolvido em Vaz (2015) realiza um pré-processamento reconhecendo o tubo e retirando alguns marcadores presentes na imagem, retornando uma região de interesse (ROI) onde possivelmente o cordão de solda está presente. Nesse pré-processamento, técnicas de processamento de imagem são utilizadas como, por exemplo, a limiarização para separar a região do tubo e o fundo. Uma análise linha por linha é realizada na imagem inteira, buscando a primeira linha que tenha entre 20% e 70% de pixels pretos e então se remove a porção superior. O mesmo é feito na parte inferior. A técnica de etiquetagem (*labelling*) é utilizada para delimitar a região do tubo. A partir do tubo segmentado, alguns indicadores de qualidade da imagem (IQI) são identificados e removidos via similaridade com (imagens de caracteres modelo), resultando assim na ROI. A Figura 17 ilustra este pré-processamento.

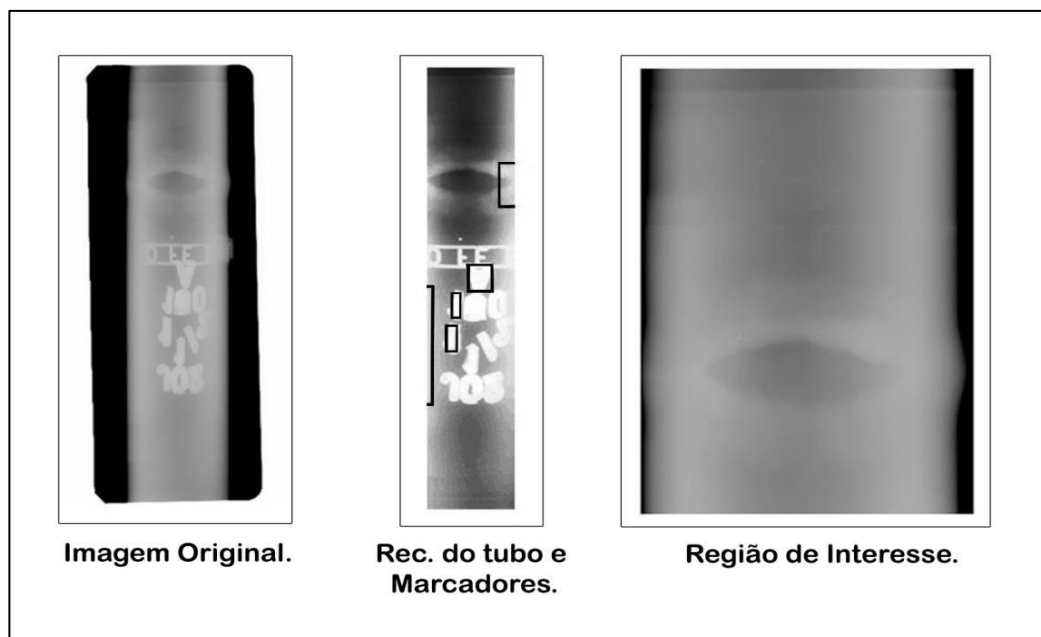
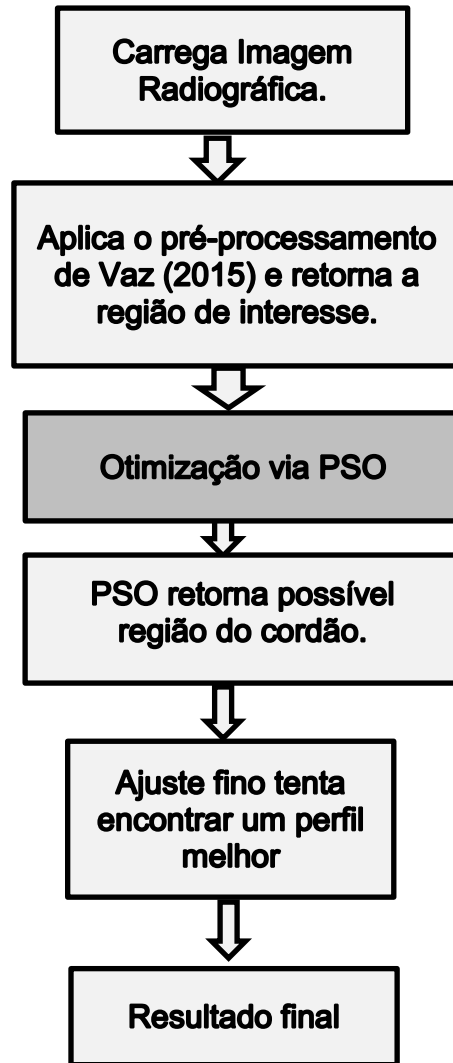


Figura 17 - Ilustração do pré-processamento realizado.

Após esta etapa de pré-processamento, e de posse da ROI, a abordagem proposta neste trabalho realiza uma busca na ROI para delimitar somente a região do cordão. Aplicando o PSO e utilizando o custo do DTW como inversamente proporcional ao fitness, é obtida uma medida de similaridade entre um perfil extraído a partir da codificação da partícula do PSO com um modelo previamente definido. O método proposto neste trabalho compreende três etapas para a segmentação do cordão: a construção do modelo sintético, a otimização realizada pelo PSO e finalmente o ajuste fino. A otimização via PSO compreende dois passos principais: a busca e extração do perfil pela partícula, e o cálculo da similaridade por meio do DTW. A Figura 18 exibe os fluxogramas do funcionamento da abordagem proposta neste trabalho. O fluxograma principal mostra uma visão geral do funcionamento do método, destacando o algoritmo do PSO. O fluxograma do PSO ilustra com mais detalhes as etapas de como o PSO foi idealizado para realizar a segmentação do cordão de solda.

Fluxograma Principal



Fluxograma do PSO

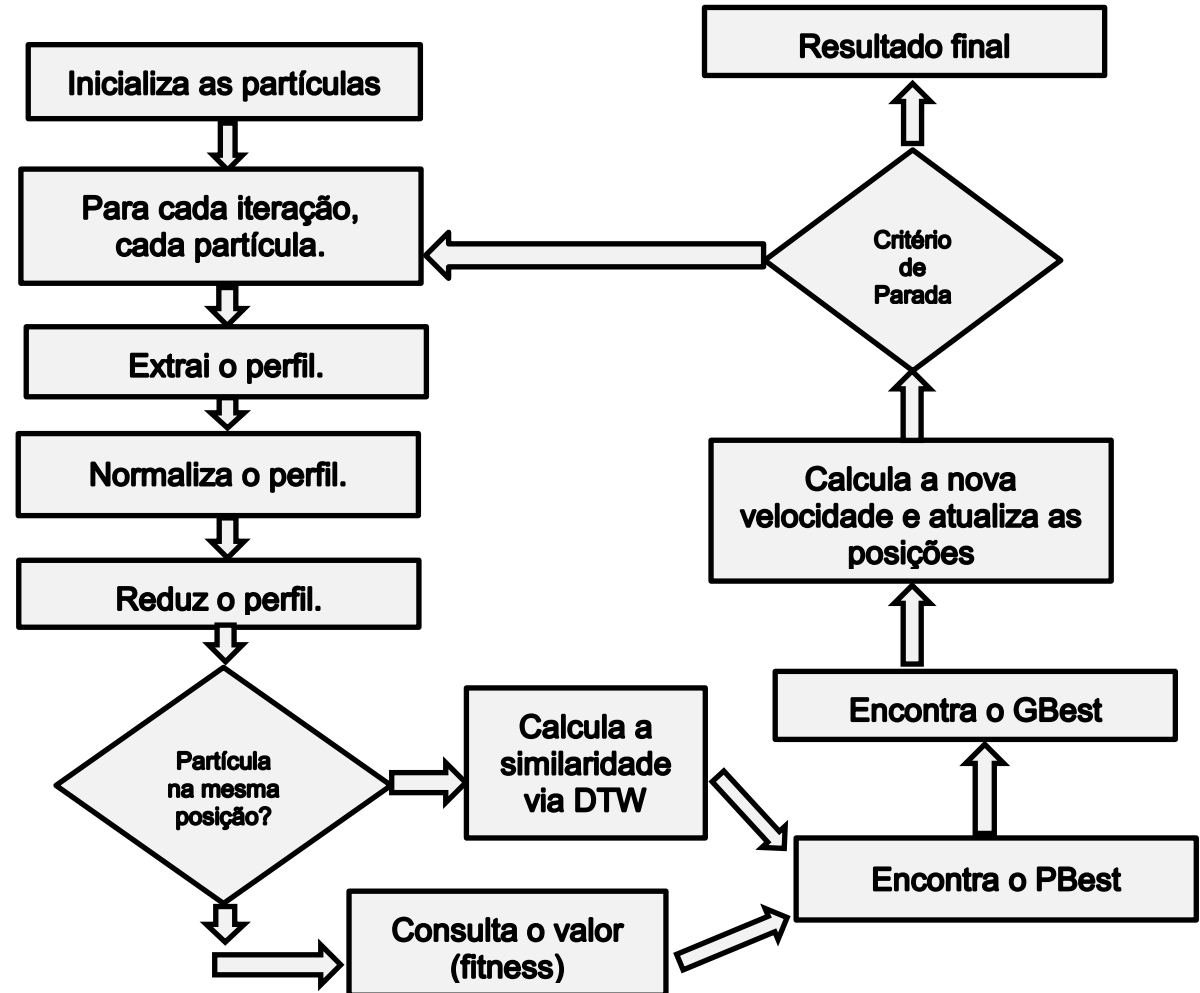


Figura 18 - Fluxograma da abordagem proposta.

4.1 MODELO SINTÉTICO

Este trabalho considera imagens do tipo PDVD e neste tipo de imagem a distribuição das intensidades de pixel na região do cordão de solda se assemelha àquela destacada na Figura 17 (formato em anel na ROI). Esse tipo de imagem tem perfil com formato compatível com o modelo sintético mostrado na Figura 19 (dois picos de intensidade, região correspondente aos arcos do cordão e um vale de intensidade, correspondente a região central do cordão). Assim, com base no trabalho de Liao e Ni (1996) e nas características apresentadas pelo cordão do tipo PDVD, duas curvas gaussianas foram combinadas de forma a gerar um modelo sintético a ser usado na busca realizada pelo PSO. Inicialmente o modelo foi definido (de modo empírico) com o tamanho de 720 pontos. Com o desenvolvimento da abordagem, uma redução foi aplicada conforme a descrita na seção 2.5.1.2 e ilustrada na Figura 16.

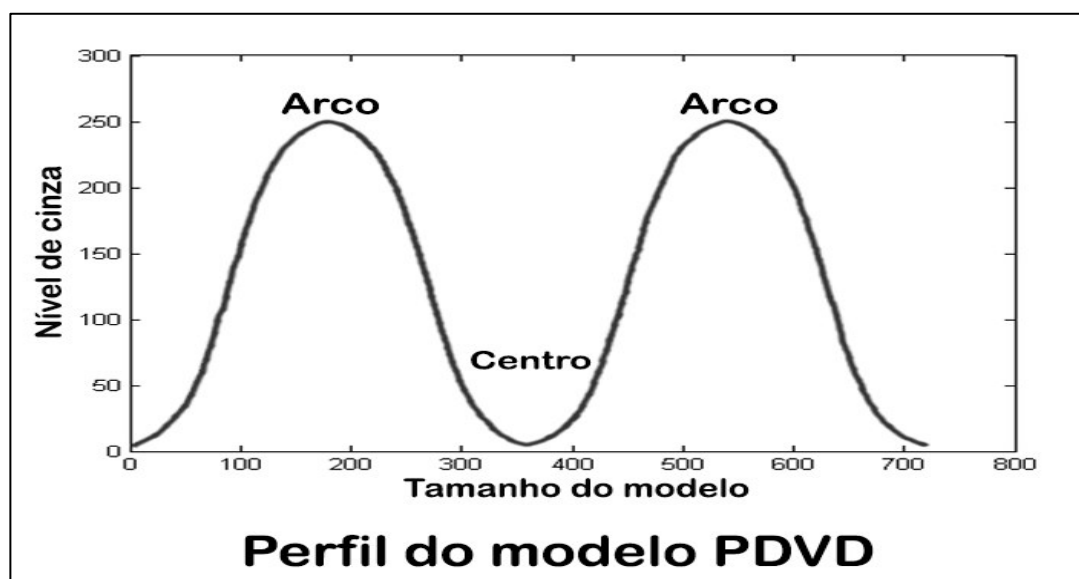


Figura 19 - Ilustração do modelo sintético.

4.2 OTIMIZAÇÃO VIA PSO

Conforme comentado anteriormente uma etapa de eliminação de objetos (marcadores) antecede a detecção do cordão. Apesar deste pré-processamento, o

tamanho da imagem resultante (ROI na Figura 17) ainda ocasiona muitos desafios ao processo. Desta forma, observou-se a necessidade de reduzir o tamanho da ROI para 50% do seu tamanho original. Outro procedimento foi realizado com o objetivo de reduzir o espaço de busca. Este procedimento envolve a exclusão das laterais da imagem (20% da largura da imagem é extraído de cada lado), pois a intensidade dos pixels nestas regiões é quase que homogênea e desta forma não se assemelharia com o modelo gerado. Desta forma, apenas 60% da largura da imagem é utilizada como espaço de busca válido (Figura 20). No caso da altura, considera-se toda a dimensão (altura) da ROI como espaço de busca válido.



Figura 20 - Representação do espaço de busca. A região tracejada é a parte não válida da imagem e a partir do traço no meio são considerados 30% para cada lado.

A busca pela região candidata a abrigar o cordão de solda é realizada pelo PSO (seção 2.4) que inicializa N partículas aleatoriamente no espaço de busca válido. Estas partículas são encarregadas de definir a janela para a extração do perfil a partir de sua posição.

Cada partícula $\mathbf{p} = (p_1, p_2, p_3)$ representa uma possível solução para o problema sendo caracterizada pelos seguintes elementos:

- p_1 : Posição no eixo X da janela de extração do perfil;
- p_2 : Posição no eixo Y da janela de extração do perfil;
- p_3 : Altura H da janela (representando o tamanho do perfil a ser extraído pela partícula).

Os valores para p_1 podem variar dentro dos 60% da largura da imagem conforme mencionado anteriormente, p_2 pode variar de 0 (zero) até a altura total da ROI. O valor de p_3 pode variar no intervalo $[H_{min}, H_{max}]$. Dois intervalos possíveis foram testados $[0,3, 0,5] HI$ e $[0,2, 0,35] HI$ onde HI é a altura da ROI. A influência destes intervalos nos resultados será discutida no capítulo 5. Os valores codificados na partícula p_1, p_2 e p_3 são gerados aleatoriamente dentro dos limites permitidos para cada um deles. O perfil é extraído a partir de uma janela retangular, e o processo será detalhado posteriormente.

Caso as partículas extrapolem as dimensões do espaço de busca no decorrer das iterações do PSO, estas são refletidas para a primeira posição válida do espaço de busca (Figura 21).

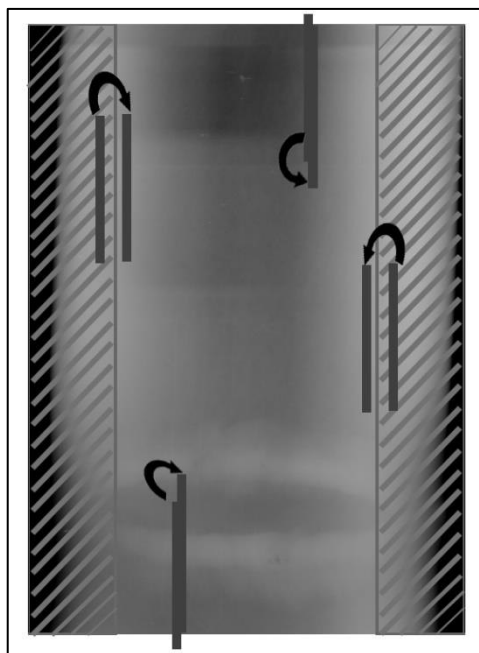


Figura 21 - Reflexão de partículas para o espaço de busca válido.

Ao final de todas as iterações do PSO, os elementos p_1 , p_2 e p_3 do **GBest** definem o local de onde será efetuado o recorte na imagem (suposto local do cordão de solda). A largura do recorte é considerada a mesma da região de interesse. Lembrando que a imagem foi reduzida do seu tamanho original em 50%. Então para o recorte estes valores devem ser reescalados para o tamanho original.

4.2.1 Extração do Perfil Vertical

A partir da codificação da partícula do PSO são fornecidos os valores p_1 , p_2 e p_3 para que o perfil possa ser extraído conforme ilustra a Figura 22. Os valores de p_2 e p_3 definem a posição vertical da janela do perfil e p_1 a posição horizontal de onde o perfil será extraído.

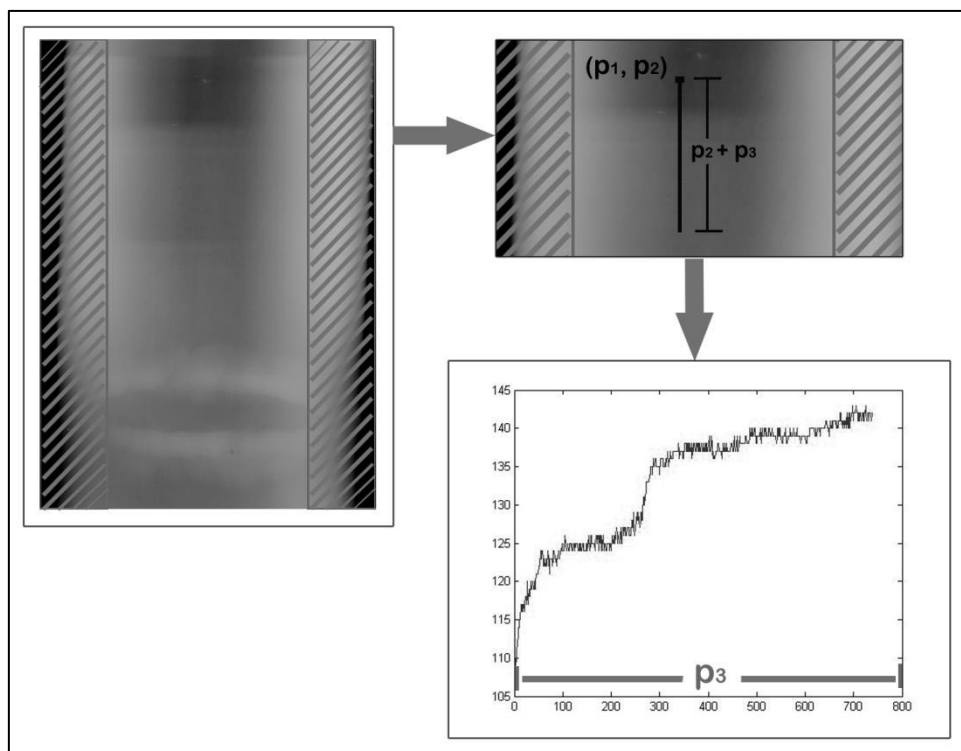


Figura 22 - Ilustração da extração do perfil vertical (perfil extraído em região fora do cordão de solda).

Ao extrair o perfil vertical com apenas um pixel de largura (Figura 23 (a)), este perfil tende a ser ruidoso tendo em vista a grande variação dos níveis de cinza presentes na imagem. Então, este perfil pode ser obtido calculando uma média dos pixels adjacentes a este pixel central. Várias larguras diferentes de janela foram avaliadas. Neste trabalho a média é calculada com 100 pixels em uma região retangular estendendo a largura da janela em 50 pixels para a esquerda e 50 pixels para a direita. Esta média é feita com a intenção de suavizar os ruídos conforme ilustra a Figura 23 (b).

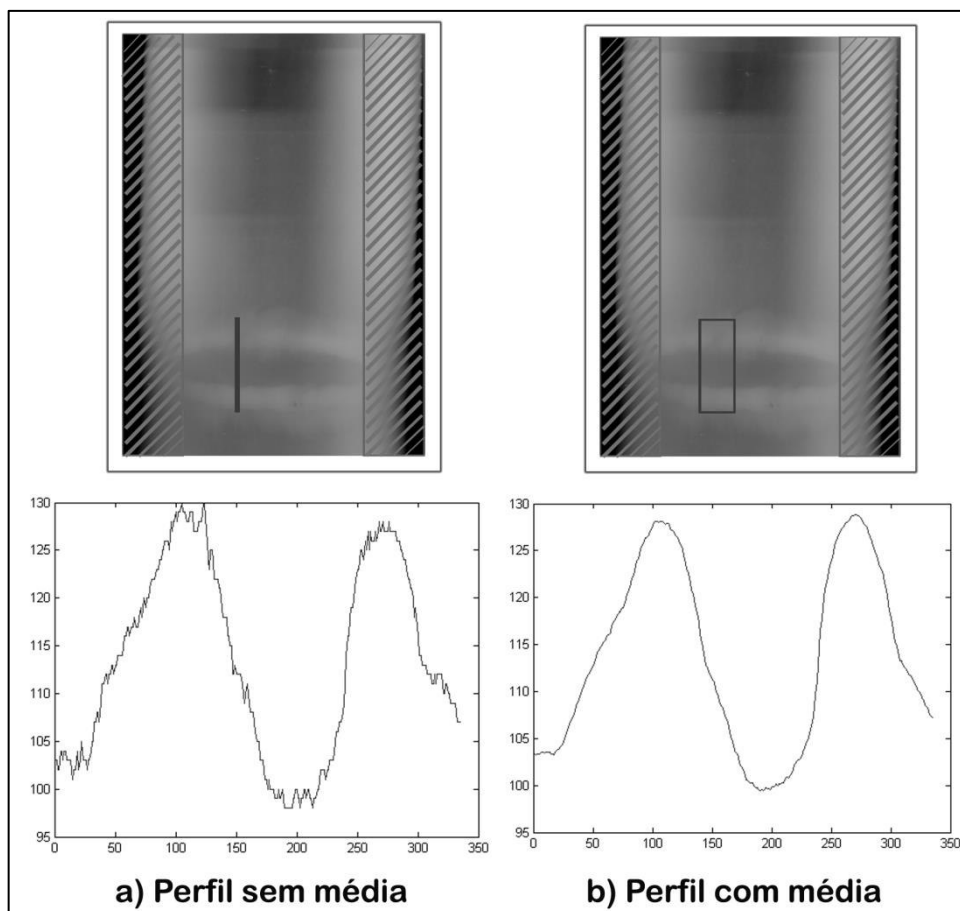


Figura 23 – Perfil Extraído na região do cordão.
(a) Perfil sem média. (b) Perfil com média.

Após a extração do perfil, seus valores são normalizados no intervalo $[0, 255]$. A normalização é realizada ou não dependendo de um limiar T (diferença entre o máximo e o mínimo nível de cinza - neste trabalho foi empiricamente definido como 30 no desenvolvimento do trabalho). Com a normalização, o perfil fica com suas curvas mais evidentes melhorando a compatibilidade com o modelo, conforme ilustra a Figura 24.

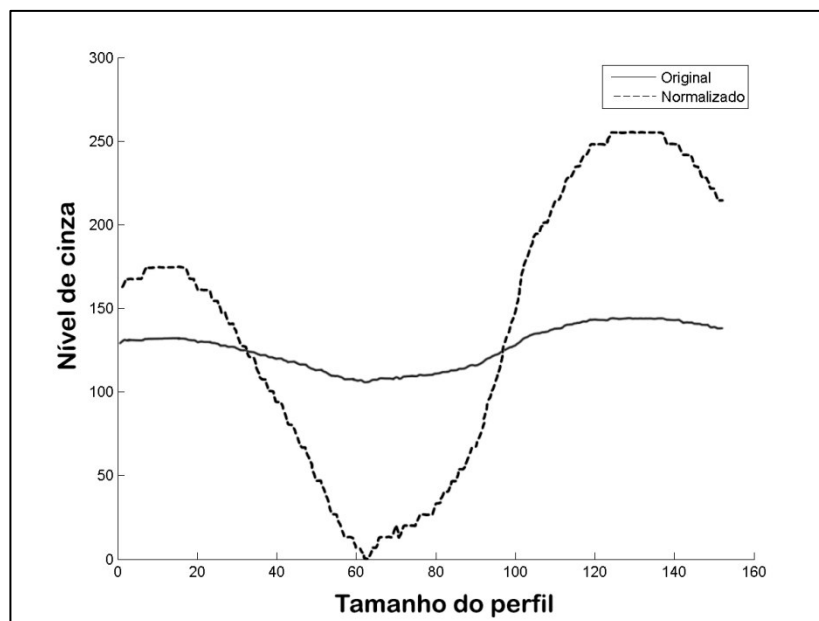


Figura 24 - Ilustração da Normalização de um perfil extraído.

4.2.2 Cálculo da Similaridade via DTW

No cálculo de similaridade, o perfil levantado (seção 4.2.1) representa a série $A=a_1, \dots, a_n$ e o perfil sintético representa a série $B=b_1, \dots, b_m$. A programação dinâmica é utilizada para o cálculo de W (seção 2.5) e posteriormente do custo conforme a equação (6). Neste trabalho será testada uma versão do DTW sem normalização conforme a equação (12), com o objetivo de reduzir a geração de perfis artificialmente alongados.

$$\text{Custo}(A, B) = \sum_{i=1}^k w_i \quad (12)$$

A justificativa da mudança no cálculo do DTW é apresentada a seguir. Assumindo-se que o resultado do cálculo do DTW normalizado em um perfil obtido pelo PSO tenha um valor (Custo_1), quando há um incremento no valor de p_3 (tamanho do perfil), o resultado (Custo_2) do cálculo do DTW normalizado tende a ser menor. Isso porque, na maioria das vezes, esta parte incrementada (tubo) não tem uma contribuição expressiva no somatório, mas incrementa o valor de N diminuindo assim o valor do custo calculado por (6). Assim, com o aumento de p_3 o valor

retornado com o DTW normalizado é em geral menor ($Custo_2 < Custo_1$), sem representar, no entanto uma melhora efetiva na detecção do cordão. Como o objetivo do trabalho é a minimização da função de custo, a escolha acaba sendo pelo menor valor, aceitando-se assim o resultado do incremento em p_3 . Assim, espera-se que a modificação proposta (DTW não normalizado – equação. (12)) produza melhores resultados, conforme apresentado no capítulo 5.

Neste trabalho utiliza-se uma técnica de redução de dados do perfil (seção 2.5.1.2), no qual a cada seis pontos do perfil original é calculada a média cujo o valor resultante da média representa os pontos originais do perfil. Esta técnica suaviza ainda mais os ruídos presentes no perfil, conforme ilustram as Figuras Figura 16 e Figura 25.

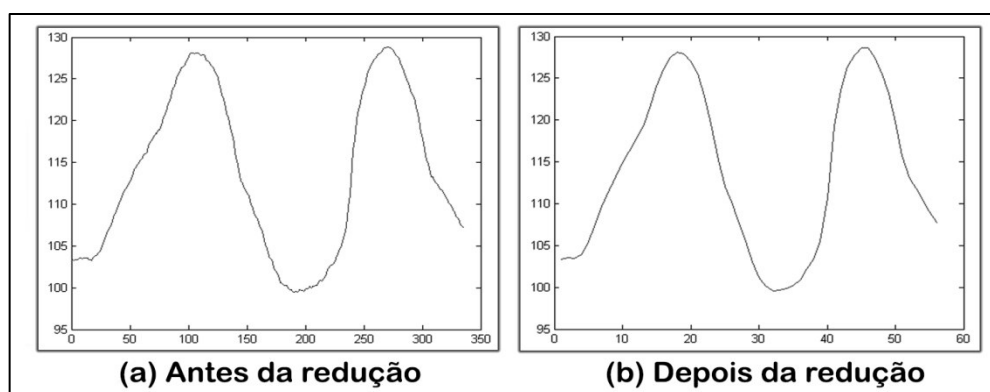


Figura 25 - Ilustração da Redução de dados. (a) Antes da redução. (b) Depois da redução.

No DTW um alinhamento ótimo entre duas séries temporais resultaria em um caminho com uma diagonal perfeita na matriz de distâncias, no entanto nem sempre isso é encontrado por diversos fatores. Para se encontrar o melhor alinhamento possível é necessário analisar toda a matriz o que pode ocasionar lentidão. Desta forma, é especificada uma janela diagonal para que a análise seja feita somente dentro deste intervalo, uma vez que quanto pior for o alinhamento, mais distante da diagonal ele vai estar. Assim, nesta abordagem, foi utilizada a técnica de *Sakoe-Chiba* (Figura 13) e o valor para esta janela foi definido (de modo empírico) como 50 para o conjunto de imagens utilizado. Esta janela utiliza a

modificação proposta por Paliwal et al. (1982) para garantir que sempre terá os pontos finais presentes.

Outra técnica utilizada visando melhorar o desempenho da proposta em termos de tempo de execução do DTW foi a inclusão de uma lista dos cálculos já realizados (seção 2.5.1). Esta técnica tem o intuito de reduzir o número de vezes em que o DTW é executado em determinadas tarefas. Desta forma, o valor do custo do DTW de cada partícula é armazenado. Caso uma partícula se mova para uma posição anteriormente visitada (isso geralmente acontece nas iterações finais – próximas à convergência do PSO, pois as partículas ficam muito próximas uma das outras) o *fitness* não é recalculado e sim apenas consultado.

4.3 AJUSTE FINO

O ajuste fino foi elaborado para ser executado após o término do ciclo evolutivo do PSO, no caso da imagem de saída necessitar de alguns ajustes (parte do tubo junto mantida desnecessariamente ou o cordão cortado). Assim, de forma assimétrica, após o levantamento do perfil na região delimitada pela janela codificada pela melhor partícula, o perfil pode ser incrementado ou decrementado. O ajuste fino busca uma similaridade maior com o modelo e representa uma tentativa de corrigir algumas imperfeições presentes na segmentação. O ajuste fino trabalha com um limite máximo de incremento ou decremento em relação ao tamanho original do perfil. O limite máximo definido empiricamente neste trabalho foi de 30% do tamanho do perfil original levantado pelo PSO. O funcionamento do ajuste considera todas as possibilidades de incremento (6 possibilidades) e decremento (6 possibilidades), com valores variando de 10% a 30% na parte inferior ou superior do perfil. Todas as possibilidades são testadas (num total de 12) e aquela que resultar numa maior similaridade com o modelo será a escolhida. Caso não haja melhora, o perfil originalmente encontrado pelo PSO é mantido. A Figura 26 ilustra este processo. Com a junção dos processos descritos nas seções 1.1 a 4.3, a abordagem proposta é aplicada nas imagens radiográficas do tipo PDVD e a segmentação do cordão de solda é realizada.

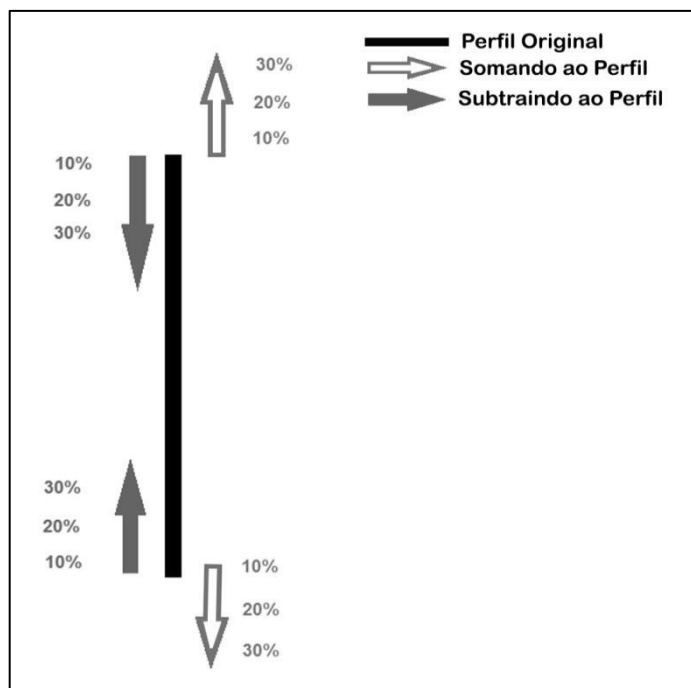


Figura 26 - Ilustração do Ajuste Fino.

4.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Toda a abordagem proposta neste capítulo foi implementada em MATLAB R2014a, em plataforma Windows. Os experimentos foram divididos em duas etapas. Na etapa 1 os testes foram realizados em uma máquina com um processador Intel Core i5 3317U, com *clock* de 1.7 GHz e memória de 6 GB com o sistema operacional Windows 8.1. Os testes da etapa 2 foram realizados em uma máquina com um processador Intel Core i7, com *clock* de 3.7 GHz e memória de 24 GB com o sistema operacional Windows 7.

Tal abordagem foi testada para um conjunto de imagens radiográficas do tipo PDVD e os resultados foram obtidos através de uma série de testes realizados que serão apresentados e discutidos no próximo capítulo.

5 EXPERIMENTOS E RESULTADOS

Para a análise dos resultados a abordagem proposta foi testada em um conjunto de 30 imagens radiográficas de tubulações de petróleo do tipo PDVD. Com o objetivo de diminuir o caráter estocástico do PSO, o algoritmo é executado 30 vezes sobre cada imagem (cada rodada com uma semente aleatória diferente) e a média das 30 execuções é mostrada para cada imagem considerada. São considerados cinco tipos de saída como resultado, cada um indicando um nível diferente de qualidade. No caso de erro total (cordão de solda não encontrado) é atribuído o valor 0 (zero) para a imagem; quando a saída contiver apenas uma parte (arco) do cordão (podendo ser a parte superior ou inferior) recebe o valor 25; caso uma parte do cordão de solda seja cortada na segmentação (superior ou inferior) é atribuído o valor 50; quando o cordão é segmentado, mas há sobra de imagem do tubo atribui-se o valor 75 e por fim quando o cordão é segmentado corretamente recebe o valor 100. Esta forma de análise é exemplificada na Figura 27. É válido ressaltar que a métrica utilizada para análise dos resultados foi proposta e desenvolvida ao longo do trabalho, porém as notas devem ser atribuídas manualmente.

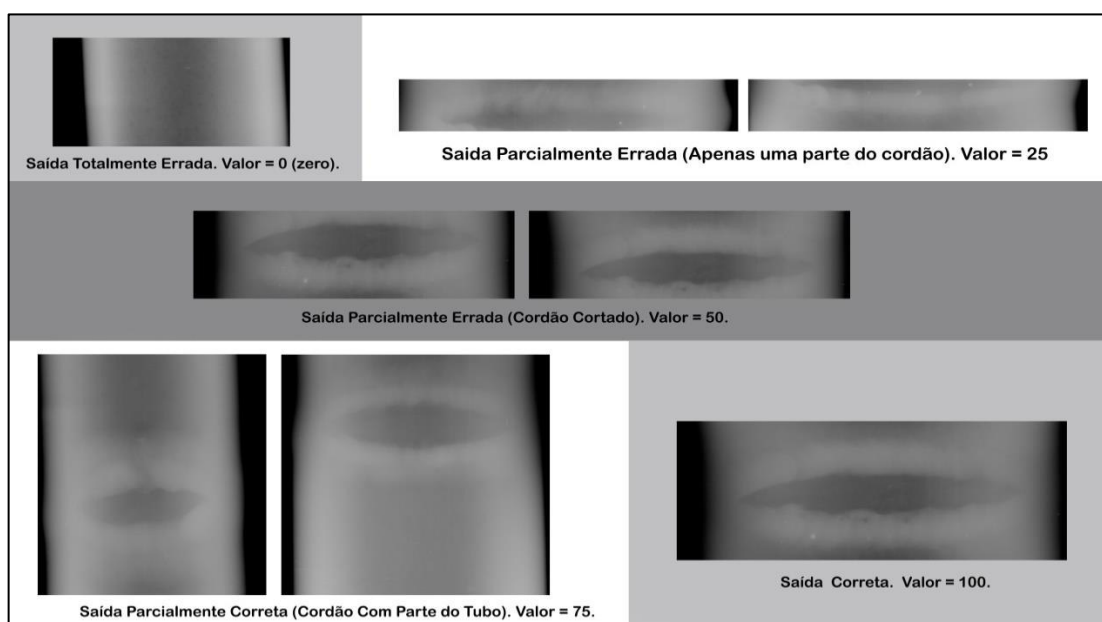


Figura 27 – Medidas de qualidade para as saídas consideradas.

Os experimentos realizados dividem-se em duas etapas: Na primeira etapa, o valor para o elemento p_3 (altura da janela do perfil) é sorteado aleatoriamente dentro de um intervalo. No entanto, o mesmo não evolui, permanecendo o mesmo durante todas as iterações do PSO. Na segunda etapa, o valor de p_3 também é sorteado aleatoriamente dentro de um intervalo. No entanto, agora, o p_3 é evoluído ao longo das iterações do PSO. O mesmo conjunto de imagens é utilizado para o ajuste do método e para os testes.

5.1 ETAPA 1 DOS EXPERIMENTOS

Para a primeira etapa, o PSO conta com 35 iterações, 15 partículas, c_1 igual a 0,7, c_2 igual a 1,2 e com decaimento da inércia (c_0), inicialmente com o valor de 0,9 e chegando ao valor mínimo de 0,4 num decaimento linear. Os valores para c_1 , c_2 e o decaimento da inércia foram baseados em Vaz (2015) e os outros valores foram definidos empiricamente após testes experimentais. O DTW conta com as técnicas descritas na seção 2.5.1. Em relação ao DTW, o fato do cálculo do custo ser ou não normalizado tem influência no resultado como será mostrado na próxima seção. Como foi mencionado no capítulo anterior, testes foram realizados com dois intervalos de valores válidos para o tamanho do perfil (p_3). A Tabela 2 indica os parâmetros a serem utilizados e testados nesta etapa de experimentos.

Tabela 2 - Parâmetros utilizados na etapa 1 dos experimentos

PSO					DTW		Altura da janela (p_3)
Partículas	Iterações	c_1	c_2	Inércia c_0	Janela	Normalização	Percentual para calcular o intervalo p_3 (em relação à altura da imagem)
15	35	0,7	1,2	0,9 – 0,4	50	Sim	30% a 50%
						Não	30% a 50%
						Não	20% a 35%

Com os parâmetros exibidos na Tabela 2, o PSO mostrou capacidade de evolução, conseguindo encontrar posições melhores durante as iterações. A Figura 28 e a Figura 29 ilustram este fato. Na Figura 28 a primeira coluna mostra apenas o modelo (linha contínua) e o perfil extraído (linha tracejada). Na segunda coluna, é destacado o alinhamento entre o modelo e o perfil extraído via DTW com o custo final. Na terceira coluna, é ilustrada a posição onde o perfil foi extraído. A Figura 29 traz a evolução do valor do custo durante as iterações do PSO.

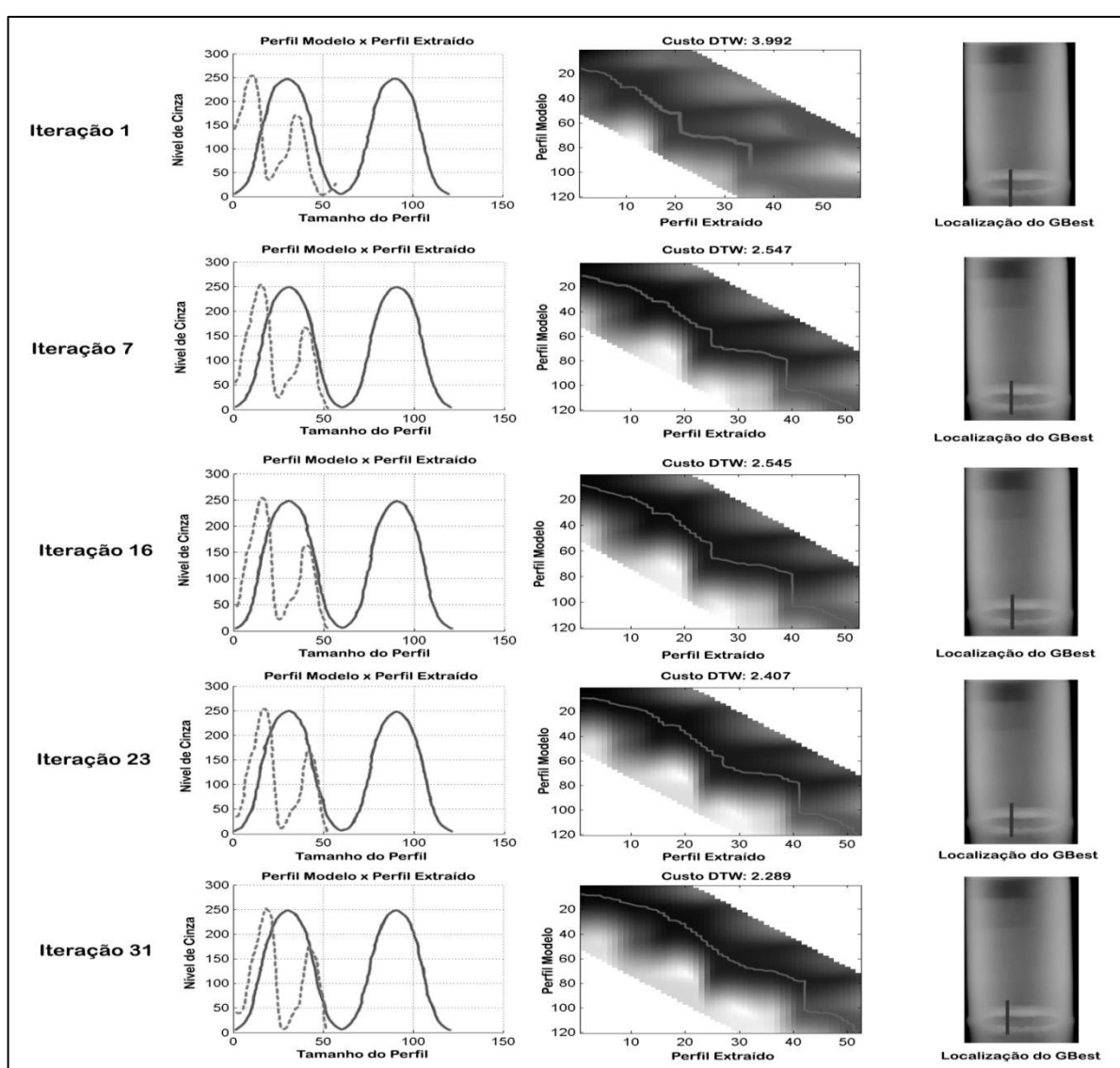


Figura 28 – Exemplo de evolução do PSO durante as iterações de uma rodada para uma imagem, evidenciando o cálculo da similaridade pelo DTW. Na primeira coluna de imagens, a linha contínua representa o modelo sintético e a linha tracejada representa o perfil extraído pela partícula. Na segunda coluna, o alinhamento (caminho) encontrado pelo DTW e na terceira coluna, a posição do GBest da iteração.

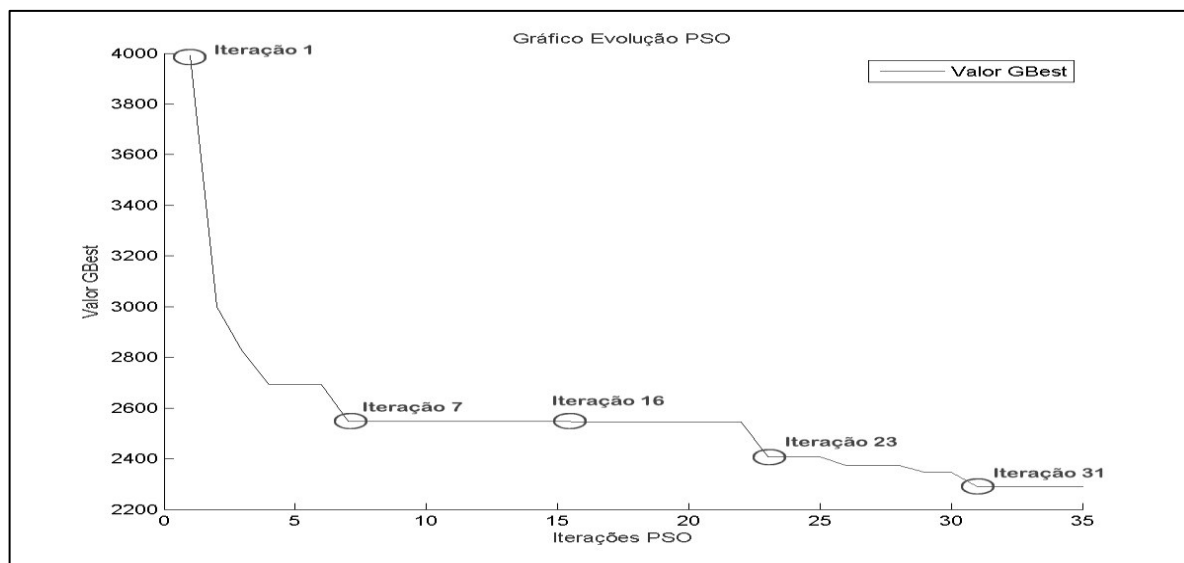


Figura 29 – Exemplo de evolução do valor do custo (GBest) durante as iterações do PSO.

Apesar da boa convergência do PSO na maioria das rodadas, em alguns casos, as partículas não conseguiram convergir para uma boa localização da janela de extração do perfil. A qualidade da imagem e ruídos como regiões claras (alta intensidade) presentes na imagem, algumas vezes podem induzir o PSO ao erro, levando as partículas a uma região diferente da região do cordão de solda. A Figura 30 e a Figura 31 ilustram uma evolução ruim do PSO, que levou a não segmentação do cordão de solda.

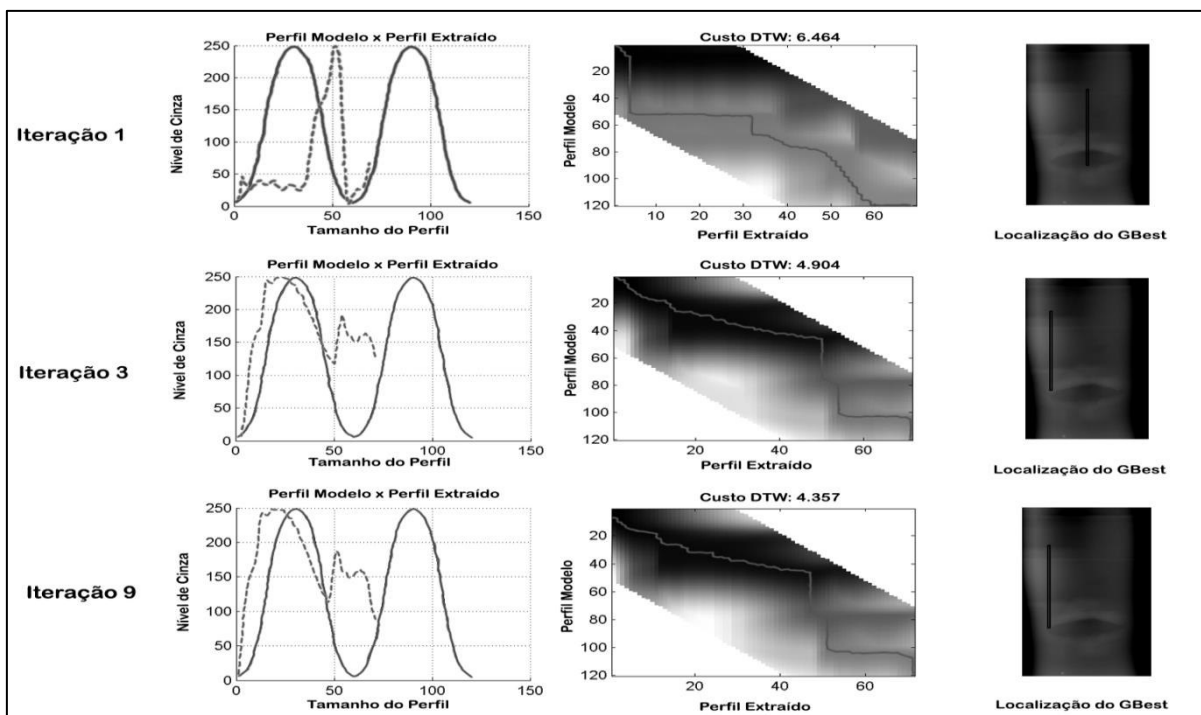


Figura 30 - Exemplo de evolução do PSO durante as iterações de uma rodada para uma imagem, evidenciando o cálculo da similaridade pelo DTW.

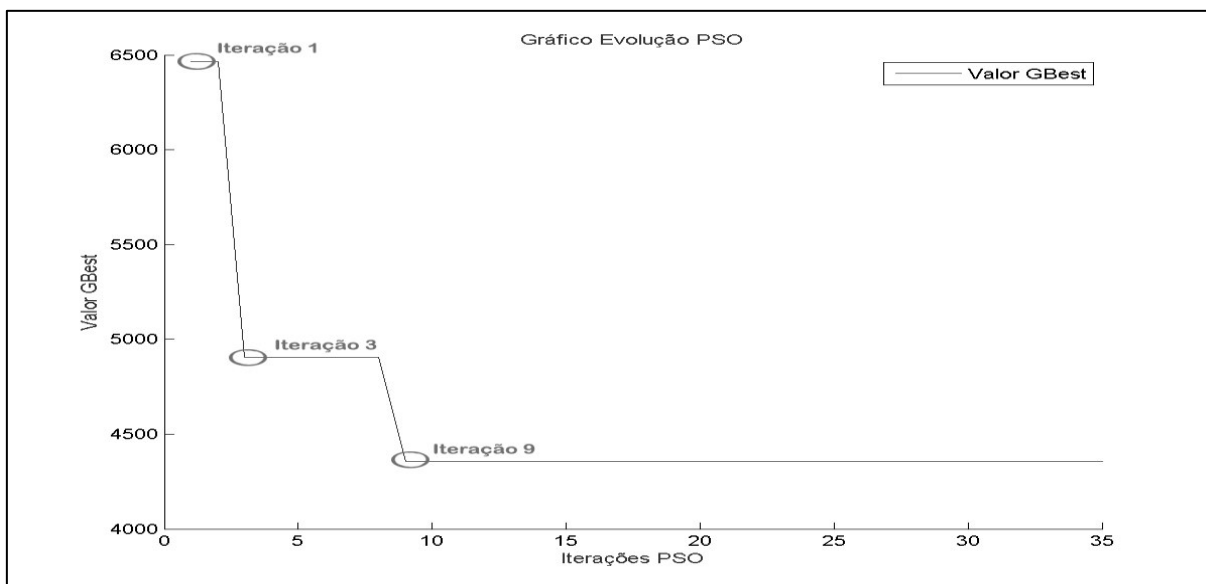


Figura 31 - Exemplo de evolução do valor do custo (GBest) durante as iterações do PSO.

5.1.1 Inicialização do Elemento p_3 : Intervalo Expandido

Nesta fase, o intervalo para inicialização do elemento p_3 da partícula considera 30% a 50% da altura da região de interesse. Esta fase será denominada Intervalo Expandido.

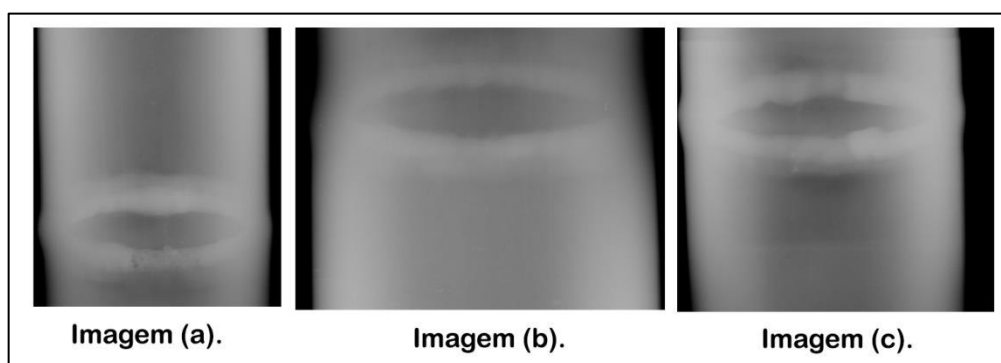
5.1.1.1 Intervalo expandido e segmentação com o DTW normalizado

Nesta seção, a versão normalizada do cálculo do custo do DTW utiliza a equação (6). A métrica de avaliação (pontuação) definida no início do capítulo (valores de acerto variando de 0 a 100) é utilizada para definir o percentual médio de acerto para cada uma das 30 imagens. Assim, a média de pontuação é extraída para as 30 rodadas em cada imagem e é denominada acerto percentual (coluna 2 da Tabela 3). A Tabela 3 contém ainda o tempo médio que a abordagem levou para executar a detecção do cordão em cada rodada completa do PSO.

Neste teste com o p_3 inicializando entre 30% e 50% da altura total da imagem e com o DTW normalizado a abordagem obteve uma taxa de acerto de 85,17 +- 0,13%. No entanto, grande parte das imagens recebeu a “nota” 75, ou seja, a segmentação do cordão é realizada ainda com parte excedente do tubo. A Figura 32 exibe alguns resultados obtidos neste intervalo.

Tabela 3 – Resultado do teste no intervalo expandido com o DTW normalizado

Imagem	Acerto %	Tempo Médio (s)	Imagem	Acerto %	Tempo Médio (s)
1	91,67%	11,50	16	95,00%	24,80
2	97,50%	25,20	17	75,00%	26,20
3	75,00%	30,23	18	100,00%	22,17
4	100,00%	15,03	19	75,00%	33,27
5	75,00%	15,37	20	75,00%	21,50
6	100,00%	17,37	21	72,50%	30,73
7	75,00%	31,73	22	85,83%	22,97
8	50,00%	16,47	23	72,50%	27,70
9	75,83%	15,40	24	95,83%	22,50
10	78,33%	18,37	25	87,50%	28,83
11	100,00%	14,63	26	100,00%	22,37
12	100,00%	17,87	27	70,00%	21,90
13	100,00%	22,13	28	75,00%	23,47
14	90,00%	20,97	29	88,33%	23,73
15	100,00%	21,43	30	79,17%	13,60
			Média	85,17%	21,98
			Desv. Pad.	0,129791	5,700397

**Figura 32 - Exemplos de resultados do intervalo expandido - DTW normalizado.**

5.1.1.2 Intervalo expandido e segmentação com o DTW não normalizado

Neste teste as configurações em relação ao PSO e ao espaço de busca permanecem as mesmas, a mudança é apenas no cálculo do DTW que antes trabalhava de forma normalizada (equação (6)) e nesse teste deixa de ser

normalizada (equação (12)). A Tabela 4 mostra o efeito desta modificação, mostrando melhorias no resultado.

Tabela 4 - Resultado do teste no intervalo expandido com o DTW não normalizado.

Imagem	Acerto %	Tempo Médio (s)	Imagem	Acerto %	Tempo Médio (s)
1	90,00%	11,10	16	99,17%	28,13
2	100,00%	26,17	17	75,00%	29,63
3	75,00%	31,63	18	100,00%	24,07
4	100,00%	15,73	19	78,33%	32,37
5	99,17%	17,80	20	100,00%	26,57
6	100,00%	21,13	21	72,50%	38,93
7	79,17%	36,53	22	99,17%	31,00
8	50,00%	18,50	23	87,50%	27,40
9	100,00%	17,27	24	100,00%	24,97
10	85,00%	18,37	25	90,00%	29,23
11	100,00%	16,60	26	100,00%	25,30
12	100,00%	20,10	27	91,67%	27,17
13	96,67%	25,37	28	75,00%	24,43
14	98,33%	24,23	29	95,00%	23,70
15	100,00%	24,97	30	83,33%	13,03
			Média	90,67%	24,38
			Desv. Pad.	0,123048	6,556928

Neste teste a abordagem melhorou a sua taxa de acerto com o cálculo do DTW não normalizado, chegando a 90,67 +- 0,12%. Com a modificação proposta, a parte que estava sendo anexada desnecessariamente é reduzida, pois o cordão em cada imagem fica mais centralizado, como mostra a Figura 33. O tamanho dos perfis pode influenciar no tempo que o DTW leva para realizar o cálculo. Como o tamanho dos perfis é determinado aleatoriamente (dentro do intervalo) pode haver uma diferença no tempo de processamento.

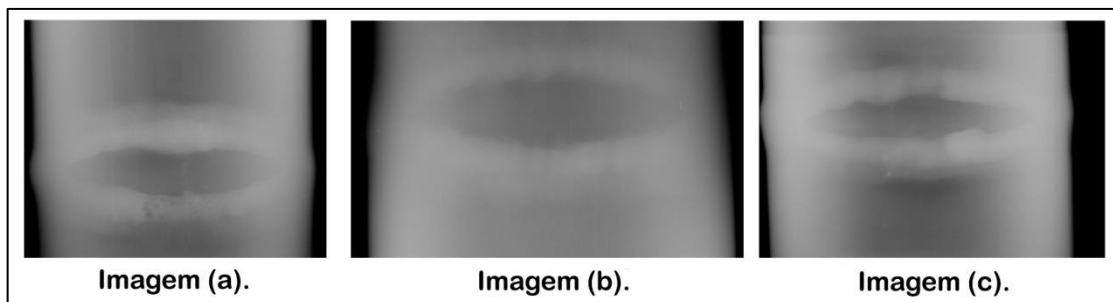


Figura 33- Exemplos de resultados do intervalo expandido – DTW não normalizado.

5.1.2 Intervalo Reduzido do Elemento p_3 e Segmentação com o DTW Não Normalizado

Ainda na tentativa de reduzir a parte do tubo que resta junto com o cordão de solda, uma nova modificação foi realizada. Assim, mantém-se nesta seção a não normalização do DTW e o intervalo dos valores em que o p_3 pode variar é fixado entre 20% e 35% da altura da ROI para as imagens com a altura maior que 2000 pixels (valor definido empiricamente), pois as imagens com uma dimensão muito grande, deverá ter uma limitação maior quando gerar o tamanho dos perfis. Esta fase é chamada Intervalo Reduzido e será usada na maioria das imagens usada nesta seção. As imagens menores que 2000 pixels de altura, permanecem com intervalo de 30% a 50%. A Tabela 5 mostra os resultados.

Tabela 5 - Resultado do teste no intervalo reduzido com o DTW não normalizado.

Imagem	Acerto %	Tempo Médio (s)	Imagem	Acerto %	Tempo Médio (s)
1	94,17%	12,87	16	100,00%	30,77
2	96,67%	20,70	17	74,17%	31,10
3	75,00%	25,50	18	100,00%	43,07
4	100,00%	16,17	19	100,00%	44,10
5	100,00%	16,53	20	99,17%	47,50
6	100,00%	19,33	21	90,00%	45,97
7	95,00%	25,77	22	100,00%	41,97
8	50,00%	16,67	23	100,00%	56,13
9	100,00%	15,77	24	100,00%	23,60
10	89,17%	18,53	25	92,50%	22,00
11	100,00%	14,83	26	100,00%	20,93
12	100,00%	18,50	27	93,33%	19,23
13	99,17%	24,23	28	89,17%	21,03
14	100,00%	33,80	29	93,33%	21,73
15	100,00%	40,27	30	63,33%	12,10
			Média	93,11%	26,69
			Desv. Pad.	0,121275	11,939737

Com estas modificações a abordagem aumenta a sua taxa de acertos chegando a 93,11 +- 0,12%. A Figura 34 exemplifica alguns resultados para o novo intervalo de p_3 considerado.

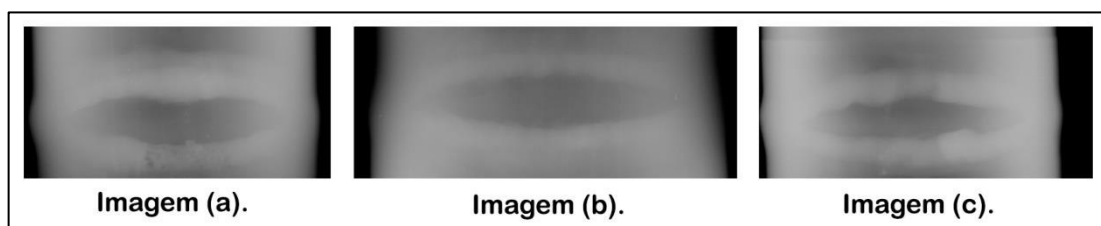


Figura 34 - Exemplos de resultados para o intervalo reduzido – DTW não normalizado.

A Figura 35 mostra alguns resultados obtidos em cada um dos intervalos testados.

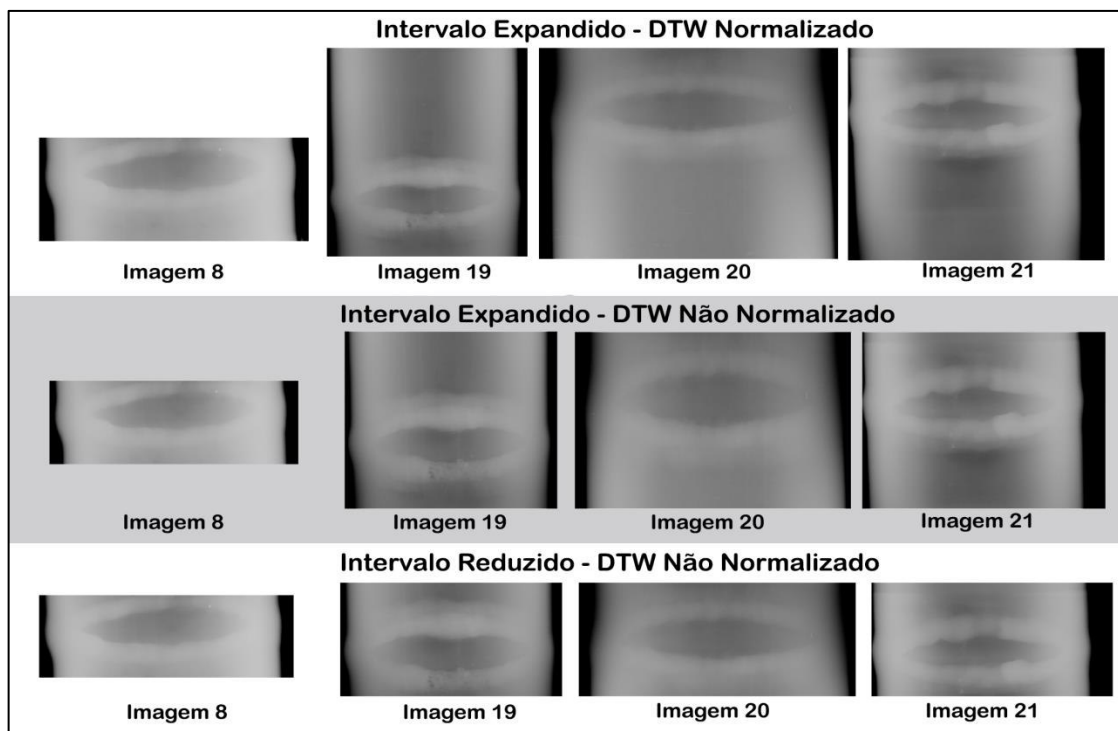


Figura 35 - Exemplos de resultados para os dois intervalos.

5.2 AJUSTE FINO

Esta seção visa avaliar se o ajuste fino contribuiu ou não para os resultados. O ajuste fino é executado automaticamente em todas as imagens logo após o término do PSO e o resultado da aplicação ou não aplicação do ajuste é exibido em forma de tabela. As Tabelas 6, 7, 8 mostram respectivamente o desempenho do ajuste fino com o DTW normalizado (p_3 entre 30% e 50%), ajuste fino com o DTW não normalizado (p_3 entre 30 e 50%) e o ajuste fino com o DTW não normalizado (p_3 entre 20% e 35%). O desempenho foi medido subjetivamente por um especialista da seguinte forma: visualmente observou-se cada imagem (num total de 900 imagens) verificando se a mesma necessitava do ajuste fino (opinião do especialista). Em caso de necessidade (detectada pelo especialista), verificou-se a real utilização do ajuste fino (total aplicado) e, em caso positivo, se este foi utilizado corretamente (eficiência da aplicação). É válido ressaltar que na etapa 1 dos experimentos, o ajuste fino tem a liberdade de ultrapassar os limites do intervalo (para poder tentar encontrar uma melhor compatibilidade com o modelo) de inicialização de p_3 proposto para o teste. A Figura 36 ilustra um exemplo da necessidade e a real utilização do

ajuste fino. A Figura 37 ilustra um exemplo do ajuste fino não aplicado e a Figura 38 ilustra um exemplo do ajuste fino não necessário.

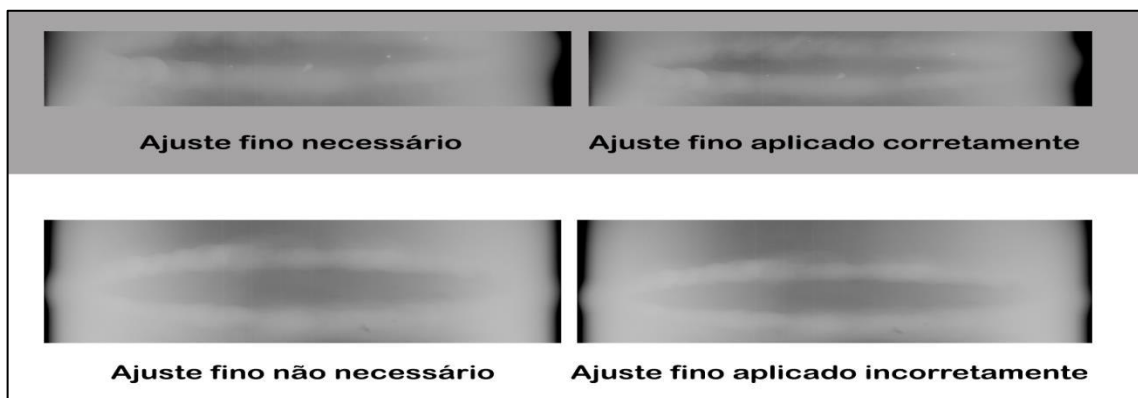


Figura 36 – Ilustração do processo de análise da eficiência do ajuste fino.



Figura 37 – Ilustração do ajuste fino não aplicado.



Figura 38 – Ilustração do ajuste fino não necessário.

Tabela 6 - Análise do uso de ajuste fino. DTW normalizado e p_3 30% e 50%.

Imagem	Total Estimado (especialista)	Total Aplicado (sistema)	Eficiência da Aplicação	Imagem	Total Estimado (especialista)	Total Aplicado (sistema)	Eficiência da Aplicação
1	100,00%	100,00%	93,33%	16	90,00%	3%	0,00%
2	0,00%	0,00%	-	17	100,00%	20%	0,00%
3	100,00%	0,00%	-	18	0,00%	13%	0,00%
4	100,00%	56,67%	0,00%	19	100,00%	3%	0,00%
5	0,00%	100,00%	-	20	100,00%	97%	0,00%
6	0,00%	0,00%	-	21	93,33%	10%	0,00%
7	96,67%	0,00%	-	22	56,67%	7%	0,00%
8	100,00%	13,33%	0,00%	23	76,67%	100%	0,00%
9	90,00%	90,00%	0,00%	24	0,00%	3%	0,00%
10	83,33%	83,33%	16,67%	25	46,67%	17%	0,00%
11	96,67%	86,67%	86,67%	26	3,33%	0%	-
12	0,00%	23,33%	0,00%	27	90,00%	100%	0,00%
13	0,00%	6,67%	0,00%	28	30,00%	90%	0,00%
14	100,00%	10,00%	0,00%	29	40,00%	20%	0,00%
15	100,00%	60%	0,00%	30	23,33%	33%	16,67%
Total				60,56%	38,22%	8,89%	

Tabela 7 - Análise do uso de ajuste fino. DTW não normalizado e p_3 30% e 50%.

Imagem	Total Estimado (especialista)	Total Aplicado (sistema)	Eficiência da Aplicação	Imagem	Total Estimado (especialista)	Total Aplicado (sistema)	Eficiência da Aplicação
1	96,67%	96,67%	90,00%	16	60,00%	0%	-
2	0,00%	10,00%	0,00%	17	100,00%	10%	0,00%
3	100,00%	0,00%	-	18	0,00%	20%	0,00%
4	100,00%	13,33%	0,00%	19	100,00%	0%	-
5	0,00%	90,00%	0,00%	20	3,33%	0%	-
6	0,00%	0,00%	-	21	96,67%	3%	0,00%
7	100,00%	0,00%	-	22	0,00%	17%	0,00%
8	100,00%	0,00%	-	23	53,33%	3%	0,00%
9	100,00%	96,67%	0,00%	24	0,00%	0%	-
10	43,33%	56,67%	43,33%	25	43,33%	7%	0,00%
11	23,33%	56,67%	23,33%	26	0,00%	0%	-
12	0,00%	0,00%	-	27	23,33%	13%	0,00%
13	3,33%	6,67%	0,00%	28	100,00%	50%	0,00%
14	26,67%	0,00%	-	29	30,00%	10%	0,00%
15	0,00%	17%	0,00%	30	26,67%	20%	13,33%
Total				44,33%	19,89%	8,95%	

Tabela 8 - Análise do uso de ajuste fino. DTW não normalizado e p_3 20% e 35%.

Imagem	Total Estimado (especialista)	Total Aplicado (sistema)	Eficiência da Aplicação	Imagem	Total Estimado (especialista)	Total Aplicado (sistema)	Eficiência da Aplicação
1	100,00%	100,00%	93,33%	16	0,00%	0,00%	-
2	0,00%	36,67%	0,00%	17	0,00%	100,00%	0,00%
3	80,00%	20,00%	0,00%	18	0,00%	6,67%	0,00%
4	0,00%	0,00%	-	19	3,33%	0,00%	-
5	0,00%	86,67%	0,00%	20	0,00%	3,33%	0,00%
6	0,00%	3,33%	0,00%	21	0,00%	0,00%	-
7	56,67%	33,33%	0,00%	22	0,00%	0,00%	-
8	100,00%	3,33%	0,00%	23	0,00%	83,33%	0,00%
9	0,00%	70,00%	0,00%	24	0,00%	0,00%	-
10	30,00%	70,00%	30,00%	25	43,33%	40,00%	0,00%
11	26,67%	76,67%	26,67%	26	0,00%	0,00%	-
12	0,00%	3,33%	0,00%	27	0,00%	10,00%	0,00%
13	3,33%	3,33%	3,33%	28	10,00%	36,67%	0,00%
14	20,00%	3,33%	0,00%	29	23,33%	23,33%	0,00%
15	0,00%	6,67%	0,00%	30	20,00%	16,67%	16,67%
				Total	17,22%	27,89%	7,39 %

Com as tabelas 6, 7, 8 é possível observar que a necessidade do ajuste fino estimada pelo especialista diminuiu consideravelmente (de 60,56% para 44,33% e depois para 17,22% em média considerando um DTW não normalizado e p_3 entre 20% e 35%). Verifica-se assim que a própria evolução da proposta contribuiu para a redução da necessidade do ajuste fino. No entanto, a eficiência do ajuste permaneceu praticamente a mesma (com ligeira queda na Tabela 8). O ajuste fino foi mantido na aplicação, pois mesmo sendo pouco aplicado na prática contribuiu para o aprimoramento dos resultados. A Figura 39 ilustra este fato.

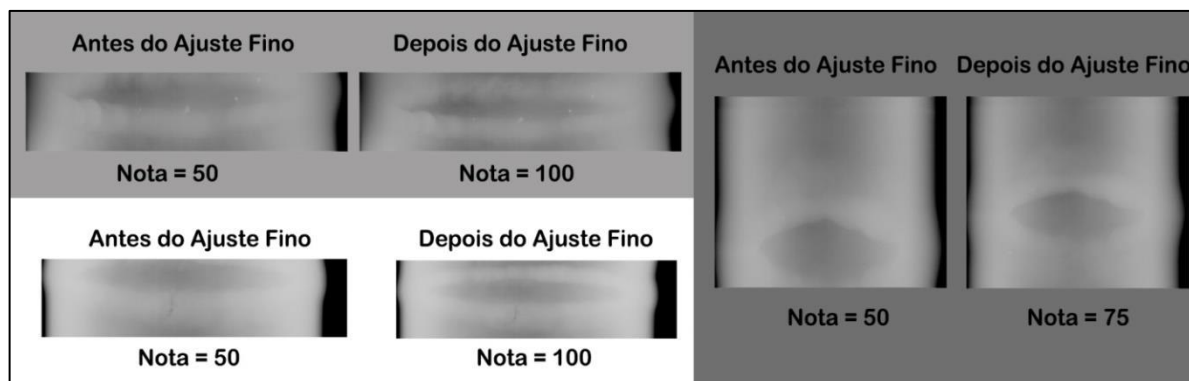


Figura 39 - Contribuição do ajuste fino.

5.3 ETAPA 2 DOS EXPERIMENTOS

Nesta segunda etapa dos experimentos, o elemento p_3 passa a evoluir ao longo das iterações do PSO e é utilizado o DTW não normalizado e o intervalo reduzido (descrito na seção 5.1.2) para delimitação dos seus valores. Desta forma, o valor do p_3 é inicializado com os valores dentro do intervalo e caso atinja os limites do intervalo reduzido (superior ou inferior) durante a evolução, os valores dos limites são adotados para p_3 .

Nestes experimentos, dois valores são testados para a técnica de redução de dados do perfil (seção 4.2.2, Figura 16): média realizada a cada 6 ou 10 pontos do perfil. Ao se utilizar a redução com 10 pontos, é necessário diminuir também a janela de ajuste do DTW, isso porque, uma vez que o tamanho das séries diminuiu, a janela deve ser menor para que a análise da matriz seja feita somente na janela estipulada. De modo empírico foi definido o tamanho de 30 (anteriormente era utilizado o tamanho 50 com redução de 6 pontos) para janela de ajuste do DTW quando se utiliza a redução de 10 pontos. O ajuste fino também teve uma modificação; apenas os valores de janelas que estão dentro do intervalo considerado para p_3 são considerados.

Para a análise dos resultados, são considerados os mesmos 5 tipos de saídas (Figura 27), no entanto, desta vez o especialista faz manualmente um recorte de cada imagem (com o que ele julga ser o recorte ideal do cordão de solda) do conjunto. Para as imagens que receberam a nota com valor de 100, o especialista

observa se a segmentação é correta e o tamanho das imagens é próximo ao ideal considerando uma margem de erro de extrapolação máxima de 50 pixels. Caso a imagem apresente a segmentação correta e o número de pixels extrapole acima dessa margem, então o valor da nota é de 75 (sobra do tubo). As outras saídas permanecem da mesma forma. Nesta seção, uma comparação entre a abordagem proposta neste trabalho e a abordagem proposta por Vaz (2015) é realizada². O especialista realiza a análise no método de Vaz (2015), na proposta deste trabalho com o p_3 “fixo” e com o p_3 adaptativo (via evolução).

5.3.1 Etapa 2 dos Experimentos: p_3 Evoluindo

Para a execução destes testes, como o p_3 passou a evoluir, o número de iterações aumentou de 35 para 40 para dar liberdade ao PSO. Os valores de c_1 , c_2 e inércia continuam os mesmos. Como mencionado anteriormente, duas reduções do perfil extraído são testadas, uma com 6 pontos e outra com 10 pontos. Esta redução com 10 pontos foi introduzida com o intuito de diminuir ainda mais o tempo de processamento do DTW. A Tabela 9 mostra os parâmetros dos testes realizados nesta etapa.

Tabela 9 - Parâmetros utilizados na etapa 2 dos experimentos.

PSO					DTW		Altura da janela (p_3)	Redução
Partículas	Iterações	c_1	c_2	Inércia c_0	Janela	Normalização	Percentual para calcular o intervalo p_3 (altura da imagem)	Tamanho
15	40	0,7	1,2	0,9 – 0,4	50	Não	20% a	6
	25				30		35%	10
					50		(Evolui)	6
					30			10

² Na tentativa de reduzir resultados tendenciosos, um especialista totalmente imparcial aos dois trabalhos e com um olhar mais crítico realiza a análise e a comparação.

5.3.1.1 Etapa 2 dos experimentos: PSO com 40 iterações

A abordagem com 40 iterações e redução de 6 pontos obteve uma média de acertos de 81,36 +- 0,12% e a abordagem com 40 iterações e redução de 10 pontos obteve 79,83 +- 0,15%. A Tabela 10 exibe as médias obtidas com o PSO executado com 40 iterações. O Apêndice A, exibe as tabelas contendo as 30 médias obtidas e o Apêndice B contém as figuras referentes à média da evolução para uma imagem.

Tabela 10 – PSO 40 iterações

Abordagem	Redução	Acerto %	Tempo (s)
PSO 40 iterações	6	81,36 +- 0,12%	17,22
PSO 40 iterações	10	79,83+- 0,15%	8,63

A fim de observar se há diferença estatística entre as médias obtidas nos dois testes (redução de 6 e 10 pontos), foi utilizado o teste estatístico não paramétrico chamado teste Mann-Whitney, também conhecido como Mann-Whitney-Wilcoxon (HOLLANDER e WOLFE, 1999). O teste Mann-Whitney é apropriado para testar duas amostras independentes μ_x e μ_y . As hipóteses estatísticas de Mann-Whitney podem ser entendidas como: $H_0: \mu_x = \mu_y$ e $H_1: \mu_x \neq \mu_y$.

Então, as médias obtidas pela abordagem são comparadas. De acordo com o teste de Mann-Whitney, a hipótese nula não pode ser rejeitada indicando a inexistência de diferença estatística as abordagens com a redução com 6 e 10 pontos. Assim, é possível entender que a redução do perfil não tem influência significativa na busca realizada pelo PSO e sim no tempo de execução do DTW.

5.3.1.2 Etapa 2 dos experimentos: PSO com 25 iterações

Com o intuito de observar o comportamento do PSO com um número menor de iterações, alguns testes foram realizados e de modo empírico definiu-se 25 iterações para o PSO e para os outros parâmetros (Tabela 9) não houve alterações. A abordagem com redução de 6 pontos obteve uma taxa média de acertos de 80,58

+ 0,13% e com redução de 10 pontos obteve 80,69 +- 0,13% e a Tabela 11 exibe os resultados. O Apêndice A apresenta as tabelas relativas a estes resultados e o Apêndice B exibe a média de evolução para uma imagem.

Tabela 11 – PSO 25 iterações.

Abordagem	Redução	Acerto %	Tempo (s)
PSO 25 iterações	6	80,58 +- 0,13%	12,14
PSO 25 iterações	10	80,69 +- 0,13%	6,52

O teste Mann-Whitney é novamente aplicado para a abordagem com 25 iterações e a redução de 6 e 10 pontos. O teste indica novamente a inexistência de diferença estatística entre abordagens com a redução com 6 e 10 pontos.

5.3.1.3 Etapa 2 dos experimentos: comparação entre 40 e 25 iterações

Para a decisão entre as duas abordagens com 40 ou 25 iterações, os melhores resultados obtidos em cada abordagem são comparados. A Tabela 12 exibe as melhores médias obtidas.

Tabela 12 - Comparação entre 40 e 25 iterações.

Abordagem	Redução	Acerto %	Tempo (s)
PSO 40 iterações	6	81,36 +-0,12%	17,22
PSO 25 iterações	10	80,69 +-0,13%	6,52

Então, para verificar se existe diferença estatística entre as duas abordagens, o teste Mann-Whitney é novamente aplicado. O teste mais uma vez indica que não existe diferença estatística entre as abordagens. Uma vez que não existe diferença entre abordagens, a melhor opção é aquela que apresenta o menor tempo computacional, ou seja, a abordagem com 25 iterações e redução de 10 pontos conforme mostra a Tabela 12.

5.3.2 Definição da Versão padrão

Para a definição da versão padrão para a abordagem proposta, são utilizados os resultados obtidos em cada etapa de testes. Para etapa 1 é utilizado o resultado exibido na Tabela 5 e para etapa 2 é utilizada a abordagem com 25 iterações conforme a Tabela 12. O teste de Mann-Whitney é aplicado com as médias obtidas com as tabelas (no Apêndice A) resultando na rejeição da hipótese nula, ou seja, existe diferença estatística entre as duas abordagens. Portanto, a abordagem com o p_3 “fixo” e intervalo reduzido (entre 20% e 35% da altura da ROI), descrito na seção 5.1.2, obteve o melhor resultado, sendo vantajosa em relação ao p_3 adaptativo sendo assim é selecionada como a abordagem padrão para este trabalho. A Tabela 13 ilustra esta comparação.

Tabela 13 – Comparação entre as melhores abordagens.

Etapa	Abordagem	Acerto %	Tempo (s)
1	PSO com p_3 fixo (35 iterações)	93,11 +-0,12%	26,69
2	PSO com p_3 adaptativo (25 iterações)	80,69 +-0,13%	6,52

5.3.3 Abordagem Comparativa

Para manter a imparcialidade entre a abordagem proposta neste trabalho e a de Vaz (2015), o mesmo especialista também analisou os resultados do trabalho de Vaz (2015), executando-o 30 vezes para cada imagem, no mesmo conjunto de imagens. A Tabela 19 (no Apêndice A) mostra o resultado desta análise. O teste de Mann-Whitney também é aplicado entre a abordagem padrão e o trabalho de Vaz (2015), retornando novamente a rejeição da hipótese nula, ou seja, indicando a existência de diferença estatística entre as duas abordagens. A Tabela 14 mostra que a abordagem proposta tem um acerto superior em relação ao trabalho de Vaz (2015) e também uma execução mais rápida (praticamente a metade do tempo). Quanto ao acerto, a abordagem proposta teve uma média de acertos 93,11 +- 0,12% contra 70,28 +- 0,18% da abordagem de Vaz (2015). É válido ressaltar que estudos anteriores desenvolvidos pelo grupo GIVIC utilizando outros métodos presentes na

literatura (Liao e Ni, 1996; Li e Liao, 1996; Zapata et al., 2011; Yahia et al., 2011 entre outros) não tiveram resultados adequados com imagens reais de campo como as utilizadas nesta abordagem proposta e na de Vaz (2015).

Tabela 14 - Comparação com o trabalho de Vaz (2015).

Abordagem	Acerto %	Tempo (s)
VAZ (2015)	70,28 +-0,18%	56,80
PSO com p_3 fixo (35 iterações)	93,11 +- 0,12%	26,69

5.4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A abordagem para a segmentação de cordões de solda proposta neste trabalho foi testada diversas vezes ao longo do seu desenvolvimento para imagens do tipo PDVD. Duas etapas para os experimentos foram utilizadas, na primeira o componente p_3 da partícula (tamanho do perfil extraído) permanece fixo ao longo das iterações do PSO e para a segunda etapa, o p_3 passa a evoluir durante as iterações do PSO. Quanto aos resultados obtidos, dois especialistas analisaram os resultados, para a primeira etapa o desempenho ficou entre 85,17 +- 0,13% e 93,11 +- 0,12%. Para a segunda etapa, o desempenho ficou entre 79,83 +- 0,15% e 81,36 +- 0,12%. As técnicas utilizadas para otimizar o cálculo do DTW levaram a uma execução mais rápida da abordagem. O fato do p_3 passar a evoluir ao longo das iterações deu mais flexibilidade para a abordagem. No entanto, o p_3 fixo obteve resultados melhores para o conjunto de imagens utilizado, conseguindo superar os resultados obtidos por Vaz (2015). Vale ressaltar que os resultados obtidos com o p_3 adaptativo também conseguiram superar os resultados obtidos por Vaz (2015). O próximo capítulo trata das conclusões que podem ser obtidas com o presente trabalho.

6 CONCLUSÃO

Este trabalho apresentou uma abordagem de detecção automática de cordões de solda como parte integrante de um sistema de apoio à inspeção de juntas soldadas em tubulações utilizadas na indústria petrolífera. A contribuição do trabalho consiste em propor uma nova abordagem que combina duas técnicas já conhecidas na literatura, o PSO e o DTW aplicadas em um problema desafiador na área de reconhecimento de padrões: a segmentação de cordões de solda em imagens radiográficas do tipo PDVD de tubulações de petróleo, onde há uma escassez de trabalhos aplicados a imagens do tipo PDVD. Um aspecto importante a se ressaltar é que poucos trabalhos de inspeção de radiografias de solda utilizam imagens obtidas a partir de condições reais de operação com diferentes níveis de luminosidade, ruídos, contraste, formatos e dimensões sem padrão como as imagens utilizadas neste trabalho. Embora as duas técnicas sejam conhecidas, a utilização conjunta das duas é pouco explorada na literatura. A utilização do PSO deve-se ao fato de ser largamente adotado em otimização contínua e utilizar informações e conhecimento histórico para se guiar na busca, além de requerer baixo custo computacional.

O método para a segmentação de cordão de solda em radiografias do tipo PDVD apresentado neste trabalho consiste em duas etapas principais: a otimização realizada pelo PSO e o ajuste fino. A etapa de otimização é responsável pela extração do perfil da imagem. O cálculo da qualidade de cada solução (*fitness*) é baseado na comparação via DTW com um modelo sintético. A etapa do ajuste fino tenta encontrar uma melhor similaridade do perfil após a execução do PSO.

Duas etapas de testes foram executadas, a primeira com a altura de janela do perfil (p_3) “fixo” e a segunda com a altura de janela do perfil (p_3) evoluindo ao longo das iterações. A primeira etapa mostrou-se mais eficiente, obtendo os melhores resultados em relação à segunda etapa para o conjunto de imagens utilizado no trabalho. Para a abordagem proposta, o PSO conseguiu convergir, atingindo o seu objetivo: a segmentação do cordão. Um valor maior para c_2 em relação ao c_1 foi adotado para uma busca mais influenciada pelo **GBest** e a inércia foi iniciada com o valor inicial 0,9 e esta foi decaindo ao longo das iterações. A abordagem apresenta um custo computacional de memória reduzido (poucas

partículas em poucas iterações). Isso se deu em parte porque os detalhes observados sobre os limites do espaço de busca e o tamanho do perfil a ser extraído auxiliaram na redução do espaço de busca do cordão pelo PSO. As alterações propostas para o DTW permitiram uma execução mais rápida, reduzindo o tempo médio de execução de 15 minutos (início do desenvolvimento do trabalho) para até 30 segundos por imagem (na primeira etapa) e até 17 segundos (segunda etapa). A não normalização no cálculo do DTW teve influência sobre o resultado, melhorando e proporcionando uma segmentação mais precisa do cordão. A inspeção de radiografias de tubulações de petróleo é uma tarefa subjetiva e somente um inspetor qualificado deve emitir um laudo técnico. Desta forma, a abordagem proposta acrescenta agilidade na segmentação de cordões de solda para que posteriormente uma detecção de defeitos possa ser realizada.

Durante o desenvolvimento deste trabalho, foi possível contribuir com um trabalho científico e com um protótipo de software a ser usado em outros trabalhos dos integrantes do grupo de pesquisa.

MIRANDA, R. A. R; DELGADO, M.R; CENTENO, T. M; VAZ, M. O; SILVA, R. D. **Otimização por Enxame de Partículas para Segmentação de Cordão de Solda em Imagens Radiográficas de Tubulações de Petróleo.** In: Congresso Brasileiro de Inteligência Computacional (CBIC), 2015, Curitiba. Anais do Congresso Brasileiro de Inteligência Computacional, 2015.

Para trabalhos futuros, propõe-se resgatar a versão com a altura de janela do perfil (p_3) adaptativo (propondo uma penalização caso o *fitness* ultrapasse um limiar), de forma a obter resultados competitivos uma vez que a inclusão deste parâmetro permite uma maior flexibilidade ao sistema. Pretende-se ainda realizar uma comparação entre a abordagem proposta com o PSO e o DTW e outras técnicas de análise de séries temporais como função de avaliação do PSO. Propõe-se também realizar uma comparação entre as outras equações existentes para se calcular o caminho do DTW. E por fim, ampliar o banco de dados de imagens a serem analisadas e buscar na literatura, novas técnicas de detecção de cordões PDVD que possam servir de comparação para este trabalho, uma vez que as referências atualmente disponíveis são específicas para outros tipos de imagens.

REFERÊNCIAS

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **NBR 14842**: Critérios para a qualificação e certificação de inspetores de soldagem. Rio de Janeiro, 2003.

ANDREUCCI, R. **Radiologia Industrial**. Ed. Jul./ 2003. ANDREUCCI, Assessoria e Serviços Técnicos Ltda. 2003. Acesso em: Maio de 2015 <Disponível em: http://www.fisica.net/nuclear/radiologia_industrial.pdf>.

ANDREUCCI, R. **Radiologia Industrial**. Ed. Jul./ 2014. ANDREUCCI, Assessoria e Serviços Técnicos Ltda. 2014. Acesso em: Maio de 2015 <Disponível em: www.abendi.org.br>.

BASKORO, A. S. **A study on automatic welding system of fixed aluminum pipes using vision sensors**. Thesis (Doctor), Keio University, Graduate school of Science and technology school of integrated design engineering, Tokyo, Japan, July, 2009. Acesso em: Maio de 2015. <Disponível em: <http://iroha.scitech.lib.keio.ac.jp:8080/sigma/handle/10721/2386>>.

CHINO, D. Y. T. **Mineração de padrões frequentes em séries temporais para apoio à tomada de decisão em agrometeorologia**. Dissertação (Mestrado). Universidade de São Paulo. Programa de Pós-Graduação em Ciência de Computação e Matemática Computacional. Maio. 2014.

DE AZEVEDO, A. C. G. **Implementação de um método para Reconhecimento On-line de Assinaturas**. Trabalho de conclusão de curso (graduação). Universidade de Brasília. Instituto de Ciências Exatas Departamento de Ciência da Computação. Brasília. 2011.

DEEPESH, V; PARDIKAR, R. J; KARTHIK, K; SCRICHARAM, A; CHAKRAVARTHY, S; BALASUBRAMANIAM, K. **Automatic defect. Recognition (ADR) system for real time radioscopy (RTR) of straight tube butt (STB) welds**. Proceeding of the National Seminar e Exhibition on Non-Destructive Evaluation, NDE 2011, p 355-359, 2011.

EBERHART, R. C.; SHI, Y. **Particle swarm optimization**: developments, applications and resources. In: *Evolutionary Computation, 2001. Proceedings of the 2001 Congress on*. IEEE, 2001. p. 81-86.

ENGELBRECHT, A. **Particle Swarm Optimization**: Pitfalls and Convergence Aspects. Department of Computer Science. University of Pretoria. South Africa. Notas de Aula. Acesso em: Maio de 2015. <Disponível em: <http://www.cs.up.ac.za/cs/engel/PSOtutorialCEC05.pdf>>.

FELISBERTO, M. K; LOPES, H. S; Centeno, T. M; DE ARRUDA, L. V. R. **An object detection and recognition system for weld bead extraction from digital radiographs**. *Computer Vision and Image Understanding*, v. 102 n.3, p. 238-249, 2006.

FELISBERTO, M. K. **Técnicas automáticas para detecção de cordões de solda e defeitos de soldagem em imagens radiográficas industriais**. Tese (Doutorado), Universidade Tecnológica Federal do Paraná, CPGEI, Curitiba, 2007.

GONZALEZ, R. C. and WOODS, R. E. [2002]. **Digital Image Processing**. 2nd ed., Prentice Hall, Upper Saddle River, NJ.

GONZALEZ, R. C; WOODS, R. E; EDDINS, S. L. **Digital Image Processing Using MATLAB®**. Tata McGraw Hill Education, 2010.

HOLLANDER, M.; WOLFE, D. **A Nonparametric Statistical Methods**. [S.l.]: John Wiley & Sons, 1999.

JESKE, J . **Similaridade de series temporais na bolsa de valores**. Trabalho de conclusão de curso (graduação). Universidade Federal do Rio Grande do Sul. Instituto de Informática. Porto Alegre. 2011.

KENNEDY, J; EBERHART, R. **Particle swarm optimization**. In: *Proceedings of the IEEE international conference on neural networks*, p. 1942-1948, vol.4,1995.

KROETZ, M. G. **Sistema de apoio na inspeção radiográfica computadorizada de juntas soldadas de tubulações de petróleo**. Dissertação (Mestrado), Universidade Tecnológica Federal do Paraná, CPGEI, Curitiba, 2012.

KROETZ, M., CENTENO, T. M., DELGADO, M. R., FELISBERTO, M., LUCAS, L. A., DORINI, L. B. & VIEIRA, A. (2012, June). **Genetic algorithms to automatic weld bead detection in double wall double image digital radiographs.** In Evolutionary Computation (CEC), 2012 IEEE Congress on (pp. 1-7). IEEE.

LIAO, T. W; NI, J. **An automated radiographic NDT system for weld inspection: part I—weld extraction.** Ndt & E International, v. 29, n. 3, p. 157-162, 1996.

LI, D.; LIAO, T. W. **Applications of fuzzy K-NN in weld recognition and tool failure monitoring.** Proceedings of the Twenty-Eighth Southeastern Symposium on System Theory, p. 222-226, 1996.

MAHMOUDI, A; REGRAGUI, F. **Fast segmentation method for defects detection in radiographic images of welds.** In: Computer Systems and Applications, 2009. AICCSA 2009. IEEE/ACS International Conference on. IEEE, 2009. p. 857-860.

MIRANDA, R. A. R; DELGADO, M.R; CENTENO, T. M; VAZ, M. O; SILVA, R. D. **Otimização por Enxame de Partículas para Segmentação de Cordão de Solda em Imagens Radiográficas de Tubulações de Petróleo.** In: Congresso Brasileiro de Inteligência Computacional (CBIC), 2015, Curitiba. Anais do Congresso Brasileiro de Inteligência Computacional, 2015.

MÜLLER, Meinard. Dynamic Time Warping. In: Information retrieval for music and motion. Heidelberg: Springer, 2007. P. 318-336.

OTSU, N. **A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms.** IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, v.9, n.1, pp. 54-63, 1979.

PALIWAL, K, K.; AGARWAL, A; SINHA, S, S. **A modification over Sakoe and Chiba's dynamic time warping algorithm for isolated word recognition.** Signal Processing, v. 4, n. 4, p. 329-333, 1982.

PARK, S-K; AHN, Y-S; GIL, D-S. **The Study on Evaluation for Digital Radiography Image of Weldments.** The 10th International Symposium of Measurement Technology and Intelligent Instruments, June, 2011.

PERLIN, H. A. **Reconhecimento de objetos em imagens digitais utilizando otimização por enxame de partículas.** Dissertação (Mestrado). Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Curitiba, 2009.

SAKOE, H; CHIBA, S. **Dynamic programming algorithm optimization for spoken word recognition. Acoustics.** Speech and Signal Processing, IEEE Transactions on, v. 26, n. 1, p. 43-49, 1978.

SCHNEIDER, G. A. **Segmentação e extração das características de defeitos em imagens radiográficas de juntas soldadas e tubulações.**154p. Dissertação (Mestrado), Centro Federal de Educação Tecnológica Paraná – CEFETPR, Curitiba, 2005.

SHI, Y; EBERHART, R. **A modified particle swarm optimizer.** In: Evolutionary Computation Proceedings, 1998. IEEE World Congress on Computational Intelligence., The 1998 IEEE International Conference on. IEEE, 1998. p. 69-73.

SHI, Y; EBERHART, R. **Empirical study of particle swarm optimization.** In: Evolutionary Computation, 1999. CEC 99. Proceedings of the 1999 Congress on. IEEE, 1999.

SHI, D; GANG, T; YANG, S; YAUN, Y. **Research on segmentation and distribution features of small defects in precision weldments with complex structure.** NDT & E International, v. 40, n. 5, p. 397-404, 2007.

SUNDARAM, M.; JOSE, J. Prabin; JAFFINO, G. **Welding defects extraction for radiographic images using C-means segmentation method.** In: Communication and Network Technologies (ICCNT), International Conference on. IEEE, 2014. p. 79-83, 2014

SUYAMA, F. M; KREFER, A; FARIA, A, R; CENTENO, T, M. **Identificação da região central de cordões de solda em imagens radiográficas de tubulações de petróleo do tipo parede dupla vista dupla.** *Brazilian Conference on Intelligent Systems*, (BRACIS), Fortaleza, 2013.

TELLES, P. C. S. **Tubulações Industriais - Materiais, Projeto e Montagem.** 10ª ed. Rio de Janeiro: LTC, 2001.

VAZ, M. O. **Deteccão de cordão de solda em imagens radiográficas do tipo parede dupla vista dupla através do PSO e do DTW.** Curitiba: Universidade Tecnológica Federal do Paraná – CPGEI. Julho 2015. Acesso em: Julho de 2015 <Disponível em: http://www.dainf.ct.utfpr.edu.br/~myriam/Technical_Report_Download/Relatorio_Tecnico_PSO_DTW_MarlonVaz.pdf/>.

WAINTRAUB, M. **Algoritmos Paralelos de Otimização Por Enxame de Partículas em Problemas Nucleares.** Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2009.

WANG, Y; SUN, Y; LV, P; Wang, H. **Detection of line weld defects based on multiple thresholds and support vector machine.** NDT & E International, v. 41, n. 7, p. 517-524, 2008.

Yahia, N.B; Belhadj, T; Brag, S; Zghal, A. **Automatic detection of welding defects using radiography with a neural approach.** Procedia Engineering 10, 671-679, 2011.

Zapata, J; Vilar, R; Ruiz, R. **Performance evaluation of an automatic inspection system of weld defects in radiographic images based on neuro-classifiers.** Expert Systems with Applications. 38, 8812-8824, 2011.

APÊNDICE A - TABELAS REFERENTES AOS TESTES DA SEGUNDA ETAPA DOS EXPERIMENTOS.

Este apêndice contém todas as tabelas com os resultados da execução da abordagem (PSO com 40 e 25 iterações) e contém ainda os resultados do ajuste fino para os testes. As tabelas 15, 16, 17 e 18 representam os resultados obtidos. A Tabela 19 exibe o resultado obtido no trabalho de Vaz (2015).

Tabela 15 - Resultado com o p_3 evoluindo com 40 iterações e redução de 6 pontos.

Imagem	Acerto %	Tempo Médio (s)	Imagem	Acerto %	Tempo Médio (s)
1	58,33%	10,60	16	97,50%	15,80
2	83,33%	18,97	17	72,50%	18,60
3	75,00%	23,00	18	100,00%	19,87
4	79,17%	14,30	19	73,33%	20,53
5	78,33%	15,73	20	79,17%	17,77
6	85,00%	15,53	21	75,00%	14,20
7	75,00%	23,33	22	99,17%	16,43
8	50,83%	14,93	23	100,00%	18,90
9	100,00%	14,57	24	89,17%	20,13
10	74,17%	16,53	25	70,00%	17,77
11	90,00%	13,23	26	95,00%	17,60
12	77,50%	16,53	27	75,00%	15,87
13	83,33%	19,97	28	73,33%	18,87
14	76,67%	20,13	29	75,00%	17,77
15	98,33%	19,53	30	81,67%	9,70
			Média	81,36%	17,22
			Desv. Pad.	0,122601	3,144857

Tabela 16 - Resultado com o p_3 evoluindo com 40 iterações e redução de 10 pontos.

Imagem	Acerto %	Tempo Médio (s)	Imagem	Acerto %	Tempo Médio (s)
1	45,00%	5,87	16	98,33%	8,13
2	83,33%	9,53	17	71,67%	8,87
3	70,83%	10,63	18	99,17%	9,87
4	84,17%	7,73	19	79,17%	10,07
5	78,33%	7,97	20	76,67%	8,63
6	94,17%	7,83	21	67,50%	8,67
7	65,83%	11,20	22	97,50%	8,17
8	50,00%	8,03	23	100,00%	9,80
9	97,50%	7,30	24	88,33%	9,83
10	70,83%	8,23	25	81,67%	8,90
11	90,00%	6,90	26	99,17%	8,13
12	75,83%	8,27	27	79,17%	7,70
13	75,00%	9,73	28	75,00%	9,23
14	75,00%	9,47	29	75,00%	8,53
15	100,00%	9,97	30	50,83%	5,83
			Média	79,83%	8,63
			Desv. Pad.	0,150707	1,264471

Tabela 17 - Resultado com o p_3 evoluindo com 25 iterações e redução de 6 pontos.

Imagem	Acerto %	Tempo Médio (s)	Imagem	Acerto %	Tempo Médio (s)
1	52,50%	7,70	16	97,50%	11,30
2	80,00%	12,37	17	75,00%	12,60
3	75,00%	15,87	18	99,17%	13,83
4	79,17%	10,30	19	81,67%	14,00
5	77,50%	10,77	20	85,00%	12,47
6	85,00%	11,33	21	74,17%	12,23
7	75,00%	15,87	22	99,17%	11,97
8	54,17%	11,13	23	91,67%	13,27
9	100,00%	10,27	24	91,67%	14,23
10	73,33%	11,53	25	71,67%	12,80
11	95,00%	9,63	26	91,67%	12,53
12	78,33%	11,47	27	76,67%	11,23
13	75,83%	13,70	28	70,83%	12,93
14	75,83%	13,40	29	75,00%	12,20
15	100,00%	13,83	30	60,00%	7,50
			Média	80,58%	12,14
			Desv. Pad.	0,127685	1,935114

Tabela 18 - Resultado com o p_3 evoluindo com 25 iterações e redução de 10 pontos.

Imagem	Acerto %	Tempo Médio (s)	Imagem	Acerto %	Tempo Médio (s)
1	43,33%	4,80	16	94,17%	6,33
2	84,17%	7,00	17	70,83%	6,77
3	75,83%	8,13	18	97,50%	7,57
4	80,00%	6,00	19	80,00%	7,37
5	79,17%	5,93	20	81,67%	6,67
6	91,67%	6,00	21	67,50%	6,97
7	75,00%	8,17	22	96,67%	6,03
8	51,67%	6,00	23	100,00%	7,10
9	98,33%	5,83	24	85,83%	7,17
10	71,67%	5,83	25	82,50%	6,83
11	90,00%	5,67	26	91,67%	6,23
12	75,83%	6,20	27	86,67%	6,03
13	75,00%	7,07	28	75,00%	6,73
14	75,00%	6,73	29	75,00%	6,37
15	100,00%	7,13	30	69,17%	4,93
			Média	80,69%	6,52
			Desv. Pad.	0,132849	0,793875

Tabela 19 - Resultado do trabalho de Vaz (2015) para o mesmo conjunto de imagens.

Imagem	Acerto %	Tempo Médio (s)	Imagem	Acerto %	Tempo Médio (s)
1	26,67%	57,50	16	75,00%	57,27
2	69,17%	54,77	17	77,50%	55,13
3	70,00%	53,77	18	80,00%	58,00
4	80,83%	54,40	19	75,00%	58,20
5	76,67%	56,70	20	75,00%	54,10
6	75,83%	57,37	21	75,00%	57,40
7	72,50%	56,40	22	75,00%	55,37
8	63,33%	64,33	23	85,83%	59,13
9	69,17%	57,33	24	83,33%	55,20
10	43,33%	57,80	25	75,00%	58,00
11	40,00%	58,43	26	80,00%	54,13
12	10,00%	58,03	27	83,33%	56,23
13	75,00%	59,93	28	82,50%	56,73
14	72,50%	54,47	29	75,83%	56,40
15	90,00%	53,97	30	75,00%	57,63
			Média	70,28%	56,80
			Desv. Pad.	0,176103	2,192668

APÊNDICE B - MÉDIA DA EVOLUÇÃO DE 30 RODADAS.

Este apêndice apresenta as imagens com a média da evolução do PSO (40 e 25 iterações) de 30 rodadas para uma imagem. As imagens 38 e 39 são referentes a 40 iterações e as imagens 40 e 41 são referentes a 25 iterações.

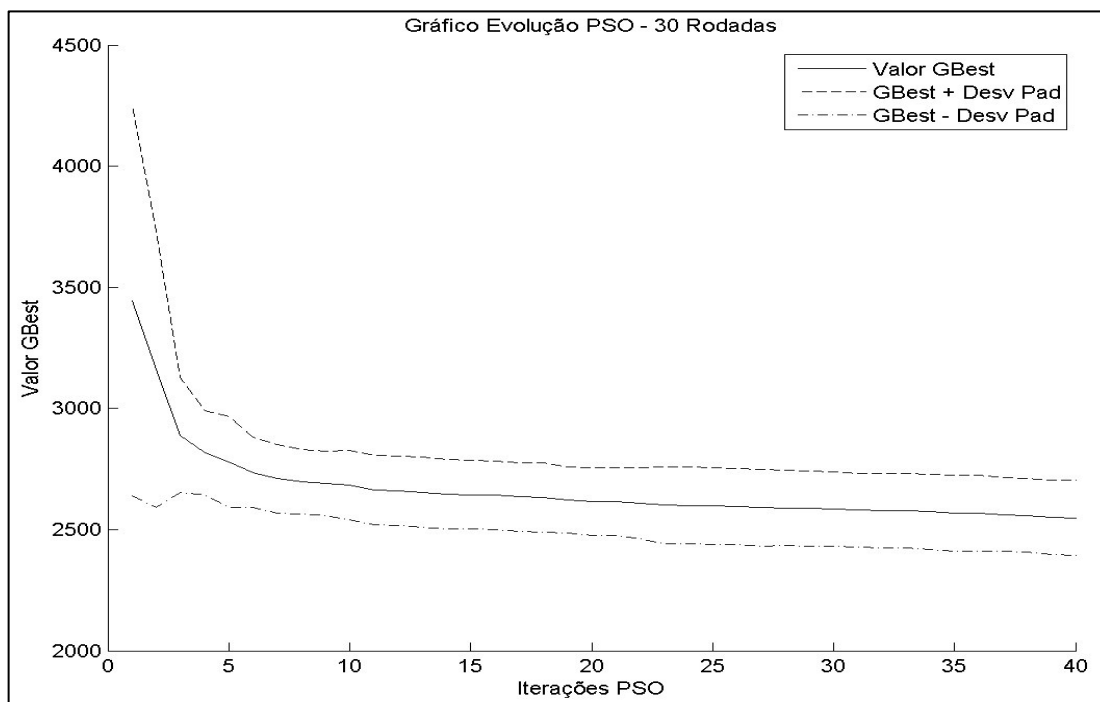


Figura 40 - Média da evolução de 30 rodadas para uma imagem, com 40 iterações e redução de 6 pontos.

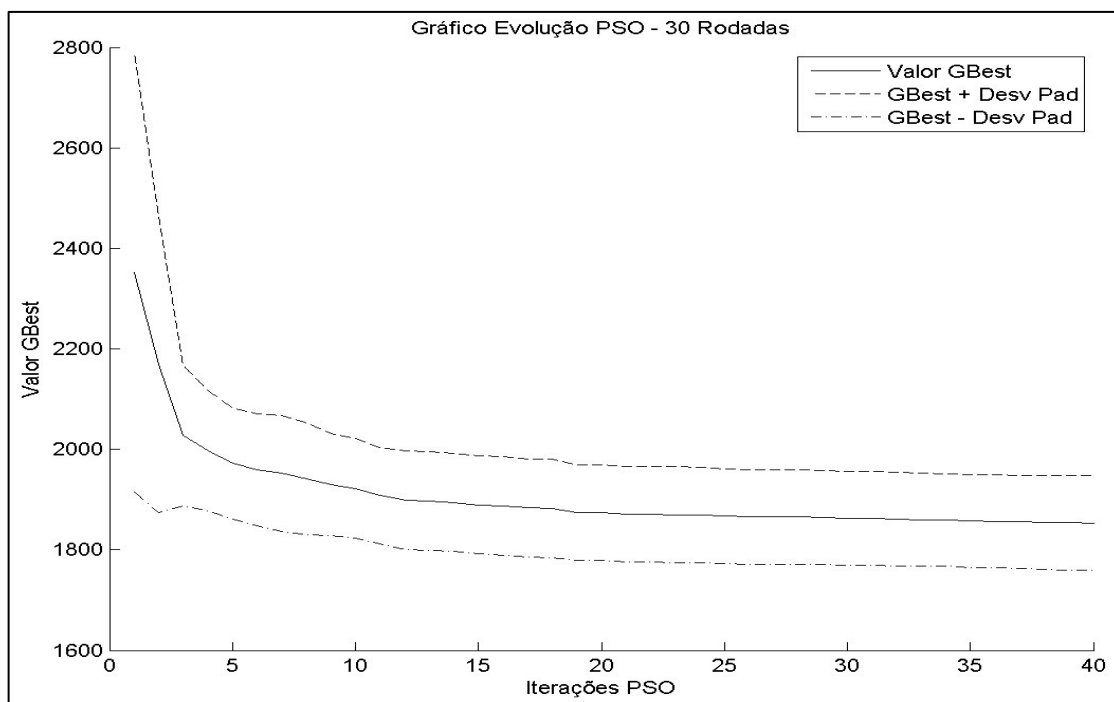


Figura 41 - Média da evolução de 30 rodadas para uma imagem, com 40 iterações e redução de 10 pontos.

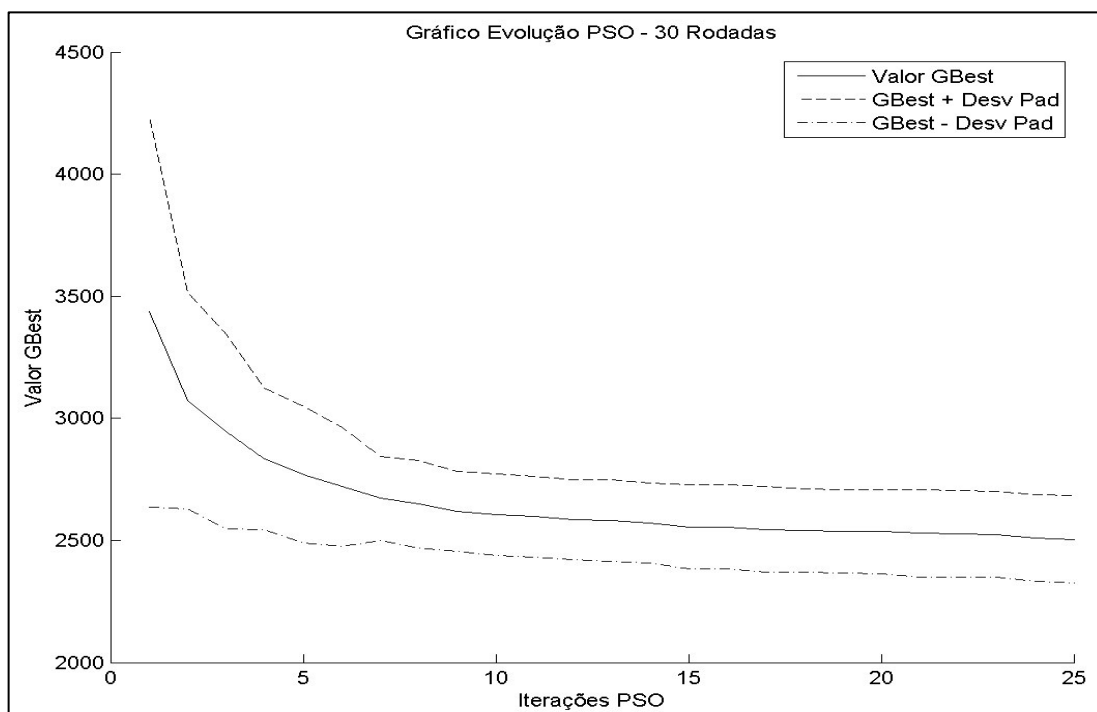


Figura 42 - Média da evolução de 30 rodadas para uma imagem, com 25 iterações e redução de 6 pontos.

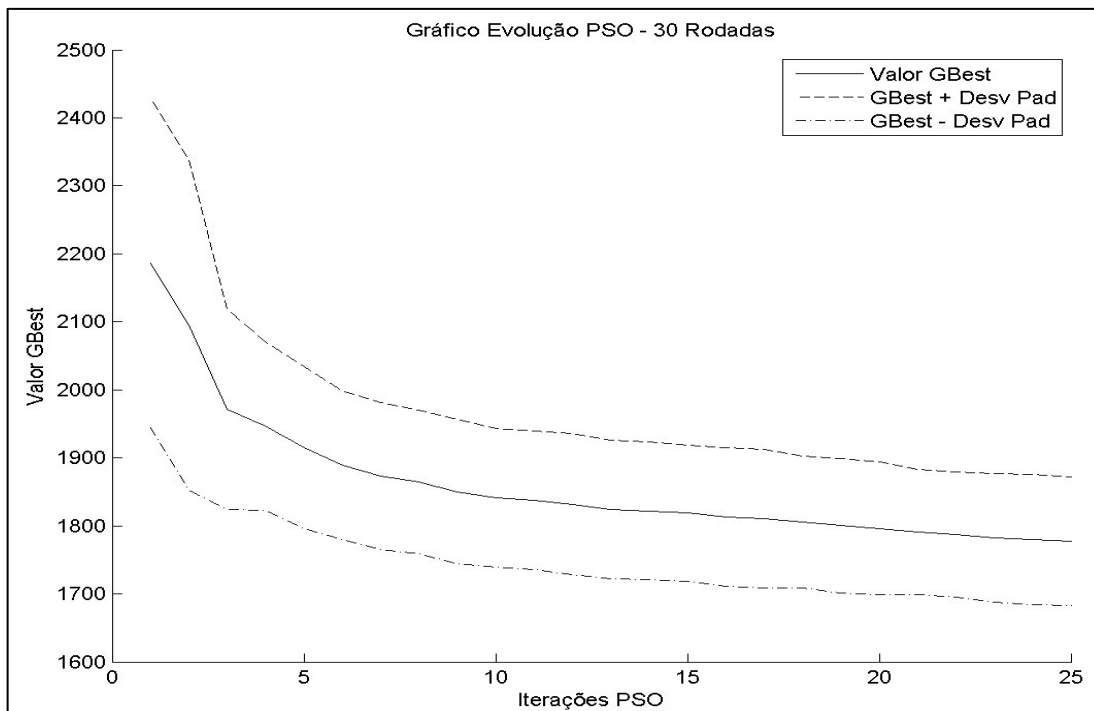


Figura 43 - Média da evolução de 30 rodadas para uma imagem, com 25 iterações e redução de 10 pontos.