

UNIVERSIDADE TECNOLÓGICA FEDERAL DO PARANÁ

NICOLAS DALMEDICO

**SENSOR DE IDENTIFICAÇÃO DE SOLDA POR FUSÃO
DE DADOS PARA ROBÔ INSPETOR DE VASOS
DE PRESSÃO DA INDÚSTRIA DE PETRÓLEO E GÁS**

TESE

CURITIBA

2026

NICOLAS DALMEDICO

**SENSOR DE IDENTIFICAÇÃO DE SOLDA POR FUSÃO
DE DADOS PARA ROBÔ INSPETOR DE VASOS
DE PRESSÃO DA INDÚSTRIA DE PETRÓLEO E GÁS**

**Data fusion-based weld seam sensor for pressure vessel
inspection robot in the oil and gas industry**

Tese apresentado(a) como requisito para obtenção do título(gra) de Doutor em Ciências na área de Engenharia De Automação E Sistemas, do Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica e Informática Industrial, da Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR).

Orientador: Prof. Dr. André Schneider de Oliveira

CURITIBA

2026



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

Esta licença permite compartilhamento, remixe, adaptação e criação a partir do trabalho, mesmo para fins comerciais, desde que sejam atribuídos créditos ao(s) autor(es).

Conteúdos elaborados por terceiros, citados e referenciados nesta obra não são cobertos pela licença.



NICOLAS DALMEDICO

SENSOR DE IDENTIFICAÇÃO DE SOLDA POR FUSÃO DE DADOS PARA ROBÔ INSPETOR DE VASOS DE PRESSÃO DA INDÚSTRIA DE PETRÓLEO E GÁS

Trabalho de pesquisa de doutorado apresentado como requisito para obtenção do título de Doutor Em Ciências da Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR). Área de concentração: Engenharia De Automação E Sistemas.

Data de aprovação: 14 de Julho de 2026

Dr. Andre Schneider De Oliveira, Doutorado - Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Dr. Alvaro Rogerio Cantieri, Doutorado - Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Paraná (Ifpr)

Dr. Andre Eugenio Lazzaretti, Doutorado - Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Dr. Eduardo Todt, Doutorado - Universidade Federal do Paraná (Ufpr)

Dr. Joao Alberto Fabro, Doutorado - Universidade Tecnológica Federal do Paraná

Documento gerado pelo Sistema Acadêmico da UTFPR a partir dos dados da Ata de Defesa em 14/07/2026.

AGRADECIMENTOS

Agradeço ao carinho e apoio de minha família e amigos ao longo da jornada de desenvolvimento deste doutorado, me dando forças e tornando os momentos difíceis mais leves. Este trabalho não teria sido finalizado se não fosse o suporte constante que tive durante os momentos mais desafiadores.

Aos integrantes do projeto CRAS, que sempre acompanharam e compartilharam vários dos desafios encontrados, e nunca deixaram de prestar suporte ao meu trabalho.

Aos integrantes e ex-integrantes dos laboratórios LASCA (Laboratório de Automação e Sistemas de Controle Avançado), por terem suportado o incômodo dos meus ensaios e dos pensamentos em voz alta, e por terem transformado o ambiente acadêmico da UTFPR em uma segunda casa.

Aos professores Flávio Neves Junior e Lúcia Valéria Ramos de Arruda, pela parceria ao longo de toda minha vida acadêmica. Sou eternamente grato ao acolhimento dado por vocês como pesquisador do laboratório LASCA.

E ao meu professor orientador André Schneider de Oliveira, que acompanhou e incentivou minha carreira, por todo o apoio e incentivo ao meu trabalho ao longo de toda esta jornada e por ter sido o responsável em despertar em mim a paixão pela robótica.

Gostaria também de agradecer aos órgãos de fomento envolvidos na pesquisa: ao Programa de Recursos Humanos (PRH) 21 da Petrobras, à Agência Nacional de Petróleo (ANP), à Finep (Financiadora de Estudos e Projetos), ao Ministério da Ciência, Tecnologia e Inovação (MCTI) e à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES). Este projeto foi fomentado através de uma bolsa de doutorado DSc II pelo PRH-ANP/MCTI número 21 com número de processo 043119, para programa intitulado Tecnologias Digitais para Exploração e Produção de Processos de P&GN&BC, e declarado sob o projeto 376 CT-Convenio PRH-ANP-FINEP-2020 gerenciado em sub-processo FINEP de instrumento contratual código 0.1.19.0240.00.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

RESUMO

Estruturas metálicas grandes, como tanques no setor de petróleo e gás, necessitam de inspeções recorrentes a fim de assegurar sua integridade e evitar acidentes de proporções extremas. Ensaios não-destrutivos (END) por ultrassom sobre os cordões de solda são os métodos mais utilizados para realização de tais inspeções pois permitem adquirir informação detalhada do perfil de solda da estrutura metálica de modo prático. Devido ao ambiente inóspito e ao tamanho das estruturas a serem inspecionadas, utilizar um robô para realizar a inspeção torna o processo muito mais seguro, e permite a inspeção durante operação, ou seja, com a estrutura inspecionada em funcionamento. Um robô inspetor necessita seguir um cordão de solda com precisão enquanto aplica o instrumento de END, e para isso conta com sensores como câmeras e sensores 3D para reconhecer o cordão e permitir ao operador a condução correta da inspeção. Esta tese discorre sobre a construção de um robô escalador para inspeção de solda, e detalha um sistema inovador de sensoriamento composto utilizando dados de nuvens de pontos obtidos de uma câmera 3D e um sensor de perfil para identificação do cordão de solda. Inferências sobre a posição, orientação e largura do cordão de solda são realizadas a partir dos dados da câmera 3D através de técnicas como Ransac e regressão ponderada. As mesmas características também são inferidas através do sensor de perfil, e ambas as inferências servem como entrada de um sistema Fuzzy de fusão para identificar o cordão de solda de modo robusto, apresentado em uma representação em grade 3D do espaço à frente do robô, destacando o cordão ao operador. A avaliação destes sistemas é detalhada através de ensaios qualitativos em diversos cenários e os resultados apontam um erro máximo de 2 mm para posição e de 2 graus para orientação em uma chapa de tanque real.

Palavras-chave: Robô escalador; Ensaio não-destrutivo; Identificação de cordão de solda; Fusão de sensores; Indústria de petróleo e gás.

ABSTRACT

Large metallic structures, such as tanks in the oil and gas sector, require recurring inspections to ensure their integrity and prevent catastrophic accidents. Ultrasonic Non-Destructive Testing (NDT) of weld seams is a commonly used method for such inspections, as it allows for the practical acquisition of detailed information regarding the structure's weld profile. Given the harsh environment and the size of the structures involved, robotic inspection significantly enhances safety and allows the process to be carried out while the structure remains in service while being inspected. An inspection robot must precisely follow the weld seam while applying the NDT instrument. To achieve this, it relies sensors such as cameras and 3D profile sensors to recognize the seam and assist the operator in conducting the inspection correctly. This thesis presents the construction of a climbing robot designed for ultrasonic weld inspection, and introduces an innovative composite sensing system that uses point cloud data from a 3D camera and a profile sensor to identify the weld seam. Inferences regarding the weld seam's position, orientation, and width are derived from the 3D camera data using techniques such as RANSAC and weighted regression. These same characteristics are also inferred via the profile sensor, and both sets of inferences are used as inputs for a fuzzy fusion system that robustly identifies the weld seam; the result is displayed in a 3D grid representation of the space ahead of the robot, highlighting the seam for the operator. The evaluation of these systems is detailed through qualitative analysis across several scenarios, achieving an error of 2 mm for position and 2 degrees for orientation on a real oil tank plate.

Keywords: Climbing robot; Non-destructive testing; Weld seam tracking; Sensor fusion; Oil and gas industry.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Robô CRAS.	15
Figura 2 – Resultados do artigo de (YE <i>et al.</i> , 2018), no qual um sensor de perfil é utilizado para extrair características em ambiente após o processo de soldagem. Um algoritmo de ajuste remove a curvatura base da chapa para evidenciar o cordão de solda.	26
Figura 3 – Ambiente de captura de dados do trabalho de (YANG <i>et al.</i> , 2026). A câmera da imagem é uma câmera 3D, utilizada na criação de uma base de dados de nuvens de pontos de cordões de solda.	26
Figura 4 – Processo de captura e análise dos dados de superfície de solda do trabalho de (HUANG <i>et al.</i> , 2023). Uma grade é criada com a nuvem de pontos e analisada utilizando diversos filtros de características.	28
Figura 5 – Resultados da segmentação de cordões de solda em imagem do trabalho de (LI <i>et al.</i> , 2022).	29
Figura 6 – Seção de uma peça soldada exemplificando algumas descontinuidades. . . .	30
Figura 7 – Aplicação manual de END por ultrassom em um tanque de armazenamento de derivados de petróleo.	31
Figura 8 – Robô em situação de inspeção em campo.	35
Figura 9 – Projeto da roda magnética e cambagem para o robô CRAS.	36
Figura 10 – Projeto final do robô CRAS visualizado no software SolidWorks.	37
Figura 11 – Diagrama dos principais componentes do robô.	38
Figura 12 – Telas principais da interface gráfica para o operador.	40
Figura 13 – Chassi do robô CRAS recém usinado e montado. Dentre os componentes, apenas os motores e anéis coletores estão presentes.	41
Figura 14 – Diagrama da estrutura do robô, seus componentes e acessórios necessários para operação.	43
Figura 15 – Esquema mostrando as principais coordenadas e grandezas envolvidas na cinemática do robô. CM: centro de massa, C: centro, CF: centro dianteiro, CB: centro traseiro, PR: ponto de rotação, W: largura, D: comprimento. . . .	45
Figura 16 – Diagrama para cálculo da odometria de roda do robô.	47
Figura 17 – Maleta de interface com operador do projeto CRAS.	49
Figura 18 – Controles sem fio para interface com o robô do projeto CRAS.	51
Figura 19 – Robô CRAS recém montado executando testes de adesão e movimentação em um vaso descontinuado.	54
Figura 20 – Robô CRAS realizando testes de movimentação em chaminé descontinuada da Refinaria Presidente Getúlio Vargas (REPAR).	55
Figura 21 – Resultados dos experimentos de avaliação da odometria. Pontos verdes: resultados dos ensaios. Ponto vermelho: resultado ideal.	57
Figura 22 – Operação do sensor Leuze Electronic LRS 36/6.	60
Figura 23 – Câmera de aquisição 3D e imagem Intel Realsense d435.	61
Figura 24 – Base provisória composta de perfil de alumínio e suportes segurando o sensor de perfil Leuze e a câmera RGBD Realsense na posição proposta.	62
Figura 25 – Disposição dos componentes da nova parte frontal proposta para o robô. . .	62
Figura 26 – Aquisições das três fontes de percepção utilizadas como entrada para o algoritmo proposto.	63

Figura 27 – Estrutura e relação dos pontos de referência criados para a árvore de transformadas no módulo sensor.	69
Figura 28 – Fluxograma do algoritmo de identificação e fusão de dados do cordão de solda.	72
Figura 29 – Superfícies relacionando as três saídas do sistema fuzzy às suas entradas. As três saídas do sistema referem-se ao peso dado para cada um dos parâmetros do cordão de solda: posição, direção e largura.	83
Figura 30 – Aparato de testes em laboratório desenvolvido pela equipe mecânica do projeto CRAS.	90
Figura 31 – Quatro situações de ensaio com solda simulada (25 mm de largura), com ângulo (rotação ao redor do eixo z), e deslocamento lateral (eixo y) da solda em relação ao centro de leitura do sensor informados.	92
Figura 32 – Resultados da identificação do cordão de solda para as situações com solda simulada. Células identificadas como borda de cordão representadas em branco. Linha verde: identificação por regressão ponderada. Linha vermelha: identificação por Ransac. Linha azul: identificação após fusão de dados com o sensor de perfil. Esfera verde: centro identificado pelo sensor de perfil.	93
Figura 33 – Situações de ensaio com solda em uma chapa de tanque real (largura de 35mm).	94
Figura 34 – Resultados da identificação do cordão de solda para as situações em uma chapa de tanque real. Células identificadas como borda de cordão representadas em branco. Linha verde: identificação por regressão ponderada. Linha vermelha: identificação por Ransac. Linha azul: identificação após fusão de dados com o sensor de perfil. Esfera verde: centro identificado pelo sensor de perfil.	95
Figura 35 – Situações de ensaio com soldas de um aparato de testes de laboratório.	96
Figura 36 – Resultados da identificação do cordão de solda para as situações de um aparato de testes. Células identificadas como borda de cordão representadas em branco. Linha verde: identificação por regressão ponderada. Linha vermelha: identificação por Ransac. Linha azul: identificação após fusão de dados com o sensor de perfil. Esfera verde: centro identificado pelo sensor de perfil.	97
Figura 37 – Situações de ensaio em movimento com solda simulada. Início e fim do movimento.	98
Figura 38 – Resultados da identificação do cordão de solda para as situações em movimento com solda simulada. Início e final de cada movimento representados. Células identificadas como borda de cordão representadas em branco. Linha verde: identificação por regressão ponderada. Linha vermelha: identificação por Ransac. Linha azul: identificação após fusão de dados com o sensor de perfil. Esfera verde: centro identificado pelo sensor de perfil.	99
Figura 39 – Erros de <i>offset</i> e de ângulo para os métodos principais de inferência das quatro situações com solda simulada.	102
Figura 40 – Erros de <i>offset</i> e de ângulo para os métodos principais de inferência das quatro situações utilizando um cordão de solda de um tanque real.	102
Figura 41 – Erros de <i>offset</i> e de ângulo para os métodos principais de inferência das oito situações no aparato de testes com superfície sem revestimento.	103
Figura 42 – RMSE de cada método para cada situação de teste apresentada. O gráfico de linha serve o propósito de denotar diferença, não havendo nenhum tipo de progressão de dificuldade nos ensaios, apenas nas situações (sendo o aparato a mais desafiadora).	104

Figura 43 – RMSE (esquerda), viés (centro) e consistência (direita) médios para cada situação: aparato, real e imitado.	104
Figura 44 – Erro de <i>offset</i> (esquerda) e erro angular (direita) para todos os testes com todos os métodos de inferência.	105
Figura 45 – Erro largura em todas as situações para os métodos de regressão ponderada, Ransac, fusão fuzzy por escore e sensor de perfil LRS.	106
Figura 46 – Deslocamento reconhecido pela odometria da câmera RGB-D Realsense d435i por meio de sua IMU para o ensaio de movimento 1.	111
Figura 47 – Inferências do centro do cordão de solda ao longo do ensaio de movimento 1. Métodos de inferência de regressão ponderada, Ransac, sensor de perfil e fusão por sistema fuzzy utilizando escore avaliados.	112
Figura 48 – Inferências da orientação do cordão de solda ao longo do ensaio de movimento 1. Métodos de inferência de regressão ponderada, Ransac, sensor de perfil e fusão por sistema fuzzy utilizando escore avaliados.	112
Figura 49 – Deslocamento reconhecido pela odometria da câmera RGB-D Realsense d435i por meio de sua IMU para o ensaio de movimento 2.	113
Figura 50 – Inferências do centro do cordão de solda ao longo do ensaio de movimento 2. Métodos de inferência de regressão ponderada, Ransac, sensor de perfil e fusão por sistema fuzzy utilizando escore avaliados.	113
Figura 51 – Inferências da orientação do cordão de solda ao longo do ensaio de movimento 2. Métodos de inferência de regressão ponderada, Ransac, sensor de perfil e fusão por sistema fuzzy utilizando escore avaliados.	114

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 –	Comparação de trabalhos de identificação de cordões de solda	33
Tabela 2 –	Componentes presentes no robô CRAS.	42
Tabela 3 –	Tabela de comandos a serem enviados por meio dos controles sem fio. . . .	51
Tabela 4 –	Funções de pertinência do sistema Fuzzy	83
Tabela 5 –	Regras do sistema fuzzy	84
Tabela 6 –	Parâmetros de configuração do pacote 'weld_finder'.	86
Tabela 7 –	RMSE total, viés, consistência, e os erros de <i>offset</i> e de orientação por teste para cada método de inferência.	107
Tabela 8 –	Erros de <i>offset</i> e orientação médios por método e cenário.	109

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	12
1.1	MOTIVAÇÃO	13
1.2	CONTEXTUALIZAÇÃO	15
1.3	OBJETIVOS	17
1.3.1	Objetivos específicos	17
1.4	PUBLICAÇÕES REALIZADAS DURANTE O DESENVOLVIMENTO	17
1.5	ORGANIZAÇÃO DO DOCUMENTO	18
2	ESTADO DA ARTE	20
2.1	SENSORIAMENTO DE ROBÔS MÓVEIS PARA A INSPEÇÃO INDUSTRIAL	20
2.2	DETECÇÃO DE CORDÕES DE SOLDA	25
2.3	ENSAIOS NÃO-DESTRUTIVOS (ENDS) UTILIZANDO ULTRASOM NA INDÚSTRIA DE PETRÓLEO E GÁS	30
2.4	FUSÃO DE SENSORES	32
2.5	CONSIDERAÇÕES	33
3	O PROJETO CRAS (ROBÔ ESCALADOR DE INSPEÇÃO AUTÔNOMA)	35
3.1	INTERFACE	39
3.2	AUTONOMIA	39
3.3	CONTRIBUIÇÕES DA TESE NO PROJETO	41
3.3.1	Projeto elétrico e eletrônico	42
3.3.2	Controle e Acionamento	44
3.3.3	Odometria	46
3.3.4	Interface com o operador	48
3.3.4.1	Controles sem fio	50
3.3.5	Modo de Locomoção	51
3.4	VALIDAÇÃO DOS ALGORITMOS DE CONTROLE E ODOMETRIA	53
4	SENSORIAMENTO E IDENTIFICAÇÃO DE CORDÕES DE SOLDA	59
4.1	SENSOR DE PERFIL	60
4.2	SENSOR DE RGB-D	61
4.3	ESTRUTURA DO SENSOR COMPOSTO	61
4.4	ESTRATÉGIA DE IDENTIFICAÇÃO EM NUVEM DE PONTOS . .	64
4.4.1	Softwares e bibliotecas utilizados	67
4.4.2	Identificação de cordão de solda	72
5	FUSÃO DOS DADOS IDENTIFICADOS	79
5.1	IDENTIFICAÇÃO DO CORDÃO DE SOLDA POR SENSOR DE PERFIL	79
5.2	FUSÃO DE DADOS DO CORDÃO DE SOLDA POR LÓGICA FUZZY	80
5.3	PARÂMETROS DE CONFIGURAÇÃO	85
6	AVALIAÇÃO EXPERIMENTAL	89
6.1	AMBIENTES DE TESTE	89

6.2	MÉTRICAS AVALIADAS	99
6.3	RESULTADOS DA IDENTIFICAÇÃO COM O SENSOR PARADO .	101
6.4	RESULTADOS DA IDENTIFICAÇÃO EM MOVIMENTO	110
7	CONCLUSÕES E PERSPECTIVAS	115
	REFERÊNCIAS	118

1 INTRODUÇÃO

Robôs móveis possuem uma história de aplicação em problemas da humanidade, substituindo um humano em situações de risco, adentrando áreas de difícil acesso, poupando trabalhos insalubres ou apenas pela facilidade e custo de implementação. No princípio, robôs começaram a ser utilizados para a solução de problemas onde um humano seria colocado em risco extremo (PULGARÍN *et al.*, 2025).

Um dos usos mais comuns para robôs móveis é carregar equipamentos e sensores para reduzir o risco a um operador ou facilitar uma atividade repetitiva. A capacidade de navegar superfícies irregulares, ambientes insalubres ou de permitir a repetição de um movimento exaustivo faz com que robôs móveis sejam a melhor opção para preservar a saúde de operadores e acelerar um trabalho que, de outro modo, exigiria preparação demasiada (FANKHAUSER; HUTTER, 2016; SOGI *et al.*, 2000).

Por causa destas características, robôs móveis são utilizados em diversas atividades: na inspeção de equipamento industriais e infra-estrutura, no auxílio de atividades de agricultura como colheita, aplicação de agrotóxico e controle de pragas (LOTES *et al.*, 2018), na exploração (CORAH; MICHAEL, 2019), na patrulha (CHEN *et al.*, 2022), na limpeza (PRABAKARAN *et al.*, 2018), no auxílio em resgate (QUERALTA *et al.*, 2020), no entretenimento e interação humana (CHEN *et al.*, 2021), no transporte de produtos (LYNCH *et al.*, 2018), entre várias outras aplicações.

Para a realização destas atividades, robôs móveis precisam ter um certo grau de autonomia, determinado com base na complexidade da atividade a ser desempenhada, na mobilidade do robô e na decisão do projetista. A autonomia define o envolvimento humano na tarefa desempenhada pelo robô. Um robô completamente autônomo em uma determinada atividade é capaz de desempenhá-la repetidamente sem a necessidade de interferência por parte do operador. No caso de robôs móveis, tarefas comuns necessárias para atingir alto grau de autonomia são posicionamento espacial, planejamento e execução de trajetória e identificação de obstáculos, todas dependentes de mapeamento e sensoriamento espacial.

Segundo (SIEGWART *et al.*, 2004), um robô móvel deve ser capaz de dizer onde está localizado, onde está seu objetivo e como chegar neste objetivo. Para isso, deve-se seguir o ciclo '*see-think-act*' ou '*visualizar, pensar e agir*'. Este ciclo inicia com a informação direta dos sensores do robô, que coletam dados do ambiente para que informações sejam extraídas

dele (*see*), no exemplo de um robô autônomo isto significa coletar informações do ambiente e construir um mapa para permitir a localização. Em seguida o robô deve ser capaz de processar as informações (*think*) de sua localização e do mapa construído para gerar uma rota ou um plano de ação até o seu objetivo. Após isso, o robô pode utilizar seus atuadores para se locomover e alcançar seu objetivo (*act*). Este ciclo então é reiniciado com um novo objetivo.

1.1 MOTIVAÇÃO

A autonomia é uma habilidade que permite aos sistemas robóticos se adaptarem para a realização de tarefas em ambientes não estruturados, como, por exemplo, em usinas do setor de Petróleo e Gás. Estas usinas são construídas a partir de estruturas metálicas de grande porte que demandam inspeções frequentes para evitar falhas e garantir a sua integridade. Problemas como corrosão e falhas estruturais se acumulam ao longo do tempo e, se não forem corrigidos, podem causar acidentes com enormes custos financeiros e ambientais. Verificações periódicas constantes são necessárias para detectar falhas o mais cedo possível e minimizar o custo de manutenção, mas para muitos desses equipamentos a operação deve ser interrompida para realizar uma inspeção, causando perdas por tempo de inatividade e reinicialização. Por isso, inspecionar essas estruturas enquanto elas se mantêm em operação (inspeção em serviço) é um grande benefício. No entanto, a inspeção em serviço é um desafio para muitos desses equipamentos. Algumas dessas estruturas, como os vasos de tratamento de óleo, são feitas de materiais com características atípicas, como baixa permeabilidade térmica e magnética, e operam em altas temperaturas, o que impõe restrições aos equipamentos de inspeção e ao acesso humano à estrutura.

O método mais comum de inspeção em grandes estruturas metálicas é por meio de Ensaio Não-Destrutivo (END). Os END visam identificar falhas ou imperfeições sem causar qualquer alteração no objeto inspecionado (HELLIER; SHAKINOVSKY, 2001), e são aplicados nas etapas de fabricação, construção, montagem e manutenção, garantindo a qualidade do material e dos processos em geral (ABENDI, 2018).

Muitas técnicas de inspeção END foram desenvolvidas, cada uma com suas características e aplicações particulares. A ABENDI (Associação Brasileira de Ensaio Não-Destrutivo e Inspeção) lista técnicas que utilizam correntes parasitas, emissão acústica, radiografia, gammagrafia, líquidos penetrantes, partículas magnéticas, ultrassom, termografia e análises visuais (ABENDI, 2018). Dentre estas, os que utilizam sinais ultrassônicos apresentam mais aspectos positivos para as indústrias de óleo e gás, incluindo a relativa facilidade de uso dos dispositivos

de inspeção existentes e uma possibilidade ampla de uso, podendo ser aplicados em diversos materiais e adquirir informações relativas a posição, tamanho e orientação das falhas (THOMPSON; THOMPSON, 1985). A inspeção ultrassônica, combinada com a inspeção visual, são as técnicas de END mais comuns aplicados a estes ambientes.

Lidar com END em serviço traz restrições ao sistema de inspeção que está sendo aplicado. Alguns tanques e estruturas, quando em serviço, possuem uma temperatura de superfície elevada, podendo alcançar até 135°C. O sistema de END precisa ser capaz de suportar ambientes de alta temperatura e avaliar o material nestas condições. Este é um desafio que requer a utilização de ferramentas especialmente desenvolvidas, como um sistema robótico capaz de acessar o equipamento alvo a ser inspecionado enquanto carrega o sistema de inspeção ultrassônica, e também uma técnica de processamento de sinal para compensar os gradientes de temperatura encontrados em tais ambientes. Gradientes de temperatura deformam o caminho sônico, distorcendo as falhas detectadas em posição e forma.

Robôs também precisam de adequações para suportar altas temperaturas. Adaptações no design para permitir distância da superfície quente e ventilação apropriada é o primeiro passo. Para o caso de robôs escaladores utilizando adesão magnética, esta fica prejudicada, uma vez que a permeabilidade magnética de metais comuns é inversamente proporcional à temperatura.

É possível notar que, apesar das difíceis tarefas apresentadas por tais ambientes, uma solução robótica seria capaz de melhorar a qualidade de vida dos operadores encarregados de inspecionar equipamentos de alta temperatura em serviço, e toda tentativa de simplificação do processo é motivada pela grande redução de custos e pela preservação da saúde dos técnicos de inspeção.

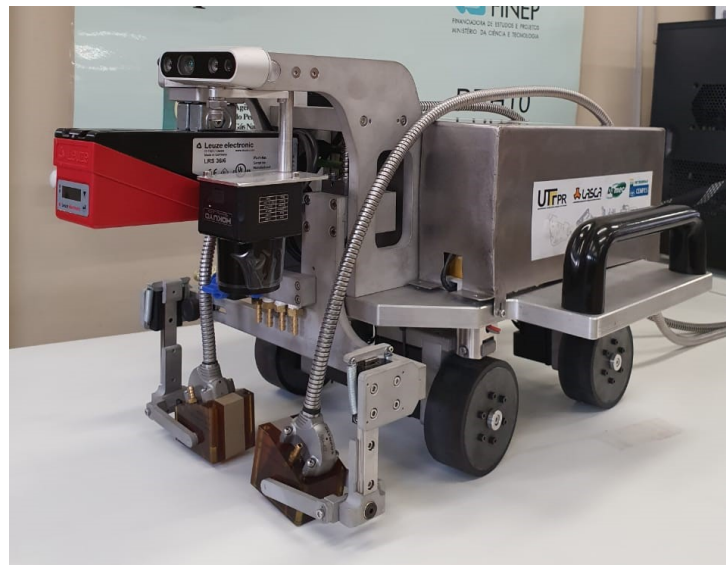
Em resumo, um robô capaz de realizar tal tarefa precisa carregar o equipamento de inspeção ultrassônica enquanto escala a superfície de um tanque usinado em aço super-duplex aquecido (entre 80 e 135 graus Celsius), identificando e navegando ao longo dos cordões de solda e suportando tais condições enquanto a inspeção está sendo realizada.

Enquanto o desafio de suportar altas temperaturas ao escalar um tanque de armazenamento é puramente mecânico, navegar sobre tal superfície enquanto alinhado ao cordão de solda é um desafio eletrônico e de controle, cuja solução não é trivial devido, principalmente, à dificuldade de se inferir a posição do cordão de solda a ser inspecionado.

1.2 CONTEXTUALIZAÇÃO

O projeto CRAS, *Climbing Robot for Advanced inSpection* (Robô Escalador de Inspeção Avançada) (TERRES *et al.*, 2019; PALAR *et al.*, 2019; DALMEDICO *et al.*, 2024), é um projeto de desenvolvimento de uma solução para ensaios não-destrutivos em tanques em operação usinados em aço super-duplex, utilizando equipamento de ultrassom *phased-array* em vasos de pressão da indústria de petróleo e gás para garantir integridade sem que seja necessária a interrupção da linha de produção. A solução foi desenvolver um robô escalador, chamado de robô CRAS (Figura 1), que aguenta a temperatura de operação de tais estruturas e carrega o equipamento de inspeção, aplicando-o ao longo dos cordões de solda a serem inspecionados, aderido à superfície utilizando rodas magnéticas e controlado à distância pelo técnico de inspeção.

Figura 1 – Robô CRAS.



Fonte: Autoria própria.

O robô CRAS foi criado para transportar o equipamento de inspeção para o local do cordão de solda alvo usando apenas a adesão magnética para sustentar o equipamento e o peso do robô. O equipamento de inspeção a ser usado pesa pouco relativamente ao robô, mas os cabos que compõem o umbilical, necessários para fornecer ao operador comprimento de cabo suficiente para estar a uma distância segura da estrutura alvo em serviço, possui um peso elevado dependendo da altitude em que o robô se encontra. O acoplamento ultrassônico é feito com água, pois possui um risco menor de fazer as rodas deslizarem sobre a superfície do tanque em relação aos outros acoplantes, como os à base de óleos. Essa água chega ao robô através de uma mangueira que também compõe o umbilical. Por causa de toda essa carga útil, o robô deve ser

robusto em termos de força de adesão.

Para carregar seu próprio peso mais a carga, o robô utiliza rodas de ímãs permanentes para adesão. Para garantir o contato total em todos os momentos, cada roda tem seu próprio sistema de cambagem que permite que elas tombem levemente para acompanhar a curvatura da superfície metálica. Ter ímãs permanentes como adesão também garante mais segurança, pois o robô não se desprenderá se for desenergizado, ao contrário dos eletroímãs.

Para que a inspeção transcorra com sucesso, o operador deve ser capaz de colocar o robô na posição desejada, garantindo orientação ótima com o cordão de solda, uma vez que o equipamento de ultrassom deve percorrer os transdutores ao longo da extensão do cordão de solda variando o mínimo possível a distância em relação às duas laterais do cordão. O operador também deve ser capaz de enxergar a posição do cordão e obstáculos.

Os equipamentos de inspeção por ultrassom muitas vezes possuem um limite de aquisições, a partir do qual novas aquisições sobrescrevem as antigas. Por causa disso, é importante exibir para o operador a extensão percorrida ao longo do cordão desde o começo da aquisição. Esta informação é dada pela tela do equipamento de inspeção, e a extensão máxima da inspeção é configurada previamente. Porém, é interessante mostrar também esta informação na tela de monitoramento do robô, uma vez que isto elimina a necessidade do operador de dividir sua atenção entre duas telas. Esta informação pode ser extraída pela odometria do robô.

Apesar de o robô possuir câmeras cuja captura fica à disposição do operador para manobrar o robô, posicionar com precisão o robô em relação a solda é um trabalho difícil. Existem situações em campo onde a identificação da solda em uma imagem é uma tarefa complicada para o operador, que deve estar portando óculos de proteção durante toda a inspeção. O robô conta com um sensor de perfil capaz de identificar a solda a partir do relevo, porém o sensor não é capaz de inferir orientação, nem é capaz de desempenhar com confiança sob sol forte ou em seções de trilhas de solda previamente desgastadas para manutenção. Para auxiliar nesta tarefa, um novo algoritmo de identificação da solda é descrito neste trabalho. Por meio da captura da câmera RGB-D (imagem e distância) e dos dados do sensor do perfil, inferir precisamente a posição e orientação do cordão de solda traz benefício para o projeto, facilitando a sua aplicação em campo, e abre portas para o desenvolvimento e otimização de novos algoritmos.

1.3 OBJETIVOS

O objetivo deste trabalho é desenvolver um sistema integrado de identificação 3D de cordão de solda para o robô CRAS apresentado. A proposta é dar capacidade ao robô de reconhecer o cordão de solda e suas características utilizando dos seus sensores. É esperado desenvolver um método inovador para a identificação do cordão de solda por nuvem de pontos 3D e realizar uma fusão de sensores para reconhecimento de cordões de solda. As características de posição, largura e orientação do cordão em relação ao robô serão inferidas, resultantes da fusão dos sensores 3D.

1.3.1 Objetivos específicos

- Analisar o estado da arte do reconhecimento 3D de cordões de solda para determinar as técnicas mais promissoras e as novas tendências;
- Desenvolver a eletroeletrônica do sistema de comando e acionamento do robô CRAS para torná-lo aplicável à inspeção de tanques de armazenamento do setor de Petróleo e Gás;
- Propor uma nova abordagem para identificação e rastreamento de cordões de solda, utilizando diferentes formas de percepção utilizando fusão de dados, de forma a melhorar a precisão de identificação do cordão de solda atual e aumentar a quantidade de características inferidas;
- Realizar experimentos e analisar os resultados do sistema de sensoriamento trabalhando sobre dados reais da superfície de solda de diferentes estruturas metálicas e inferindo as informações de direção, orientação e largura.

1.4 PUBLICAÇÕES REALIZADAS DURANTE O DESENVOLVIMENTO

Durante o período de pesquisa para o presente trabalho, o autor publicou artigos detalhando contribuições encontradas no período. Em 2019, no início do desenvolvimento, o autor realizou a publicação do algoritmo de mapeamento desenvolvido durante seu mestrado (DALMEDICO *et al.*, 2019b). Este trabalho não teve robôs industriais como foco, mas teve aplicação de uma ferramenta utilizada na atual tese, a representação de dados espaciais em grades de elevação, que foram utilizadas para uma estratégia inovadora de mapeamento para

ambientes internos. Em 2020, um periódico (DALMEDICO *et al.*, 2019a) apresentado pelo autor foi convidado a integrar um livro como capítulo. Este periódico detalha o planejamento e desafios de desenvolvimento do robô CRAS e as primeiras descobertas com base nos ensaios térmicos realizados. O foco foi o desafio apresentado pela alta temperatura, que influencia a adesão magnética das rodas e a inspeção por ultrassom. Mais tarde, em 2024, o autor publicou também as contribuições encontradas com o desenvolvimento do método inovador de controle e navegação do robô CRAS. O artigo (DALMEDICO *et al.*, 2024) apresenta formalmente o projeto CRAS e compila uma parte da contribuição encontrada com o desenvolvimento do trabalho, especificamente na área de controle e comando do robô CRAS. Outro artigo detalhando o método inovador de identificação de cordões de solda é previsto ser submetido para publicação.

Além dos trabalhos realizados pelo autor, existem também aqueles no qual o autor participou ativamente do desenvolvimento. O trabalho descrito em (TEIXEIRA *et al.*, 2018) teve contribuição do autor nos ensaios e configuração, e detalha o desenvolvimento de um método de identificação de objetos em imagem utilizando a rede YOLO embarcada para segmentação espacial. Em 2020, outra publicação foi realizada (SANTOS *et al.*, 2020) detalhando o método de controle utilizado para cinemática inversa e navegação de um robô escalador. O robô detalhado na obra é uma versão passada do robô do projeto CRAS.

O presente trabalho foi realizado com o propósito de integrar o robô do projeto CRAS: um robô de inspeção de cordões de solda por ultrassom *phased-array* para a indústria de petróleo e gás. O trabalho envolve o desenvolvimento de algoritmos de odometria do robô, controle manual, e uma proposta de uma nova parte frontal de sensoriamento composto para melhor aproveitar os dados coletados e aprimorar sua identificação de cordões de solda.

1.5 ORGANIZAÇÃO DO DOCUMENTO

Este documento de tese descreve o desenvolvimento deste sistema robótico integrado de identificação de cordões de solda. O próximo capítulo deste documento apresenta o **estado da arte**, recorrendo sobre os assuntos mais pertinentes ao entendimento da tese e fundamentando-os. Além disso, o estado da arte apresenta a fronteira científica de cada frente de pesquisa em relação à tese desenvolvida.

O capítulo seguinte ao estado da arte apresenta o **projeto CRAS** (Robô Escalador de Inspeção Autônoma, *Climbing Robot for Autonomous inSpection*), projeto que motivou o desenvolvimento da tese e do qual o autor fez parte durante toda sua extensão. Neste capítulo é

detalhado o robô do projeto CRAS, sobre o qual a tese é proposta, apresentando as características e aspectos que o integram, diferenciando os trabalhos que foram realizados pela equipe dos que foram realizados pelo autor durante o desenvolvimento da sua tese.

Após isso, têm-se o capítulo que detalha o desenvolvimento do **algoritmo de identificação de cordão de solda** utilizando dados de sensores 3D, foco da tese, iniciado por uma reformulação da disposição dos sensores do robô CRAS para identificação do cordão de solda e finalizando com a descrição completa do algoritmo. Este capítulo é seguido por um capítulo que descreve a **fusão de sensores** realizada por sistema fuzzy, unindo as informações de identificação de cordão de solda por nuvem de pontos com a identificação utilizando dados do sensor de perfil do robô CRAS. É necessário mencionar que o projeto do robô CRAS foi finalizado antes da etapa de avaliação experimental e o robô ficou indisponível para testes de identificação de solda em campo.

Finalmente, o capítulo de **avaliação experimental** é apresentado, onde a validação de todos os algoritmos descritos na tese é realizada. O documento é então encerrado com o capítulo de **conclusão** e as **referências**.

2 ESTADO DA ARTE

Esta capítulo apresenta o estado da arte do sensoriamento e percepção de robôs móveis aplicados em inspeção de ambientes industriais.

2.1 SENSORIAMENTO DE ROBÔS MÓVEIS PARA A INSPEÇÃO INDUSTRIAL

O sensoriamento 3D em robótica é comumente realizado utilizando lasers, *laser scanners* ou câmeras 3D, que medem a distância do sensor embarcado no robô até um ou mais pontos no ambiente. Esse processo é repetido continuamente ao longo do tempo respeitando uma frequência fixa de atualização. Os dados coletados pelo sensor são transmitidos a um processador ou controlador para que sejam utilizados a um propósito específico.

Sensores a laser de ponto único, chamados de *range finders*, possuem apenas um ponto de medição com longo alcance, baixa frequência e alta precisão e, na robótica, são geralmente utilizados como referência para outros sensores, permitindo reduzir o erro de aquisição. Como a precisão deste sensor é muito alta comparada a outros sensores 3D, é comum utilizá-lo como base para calibração antes ou durante a navegação do robô, como pode ser visto em (GAO *et al.*, 2023).

Os *laser scanners* são um tipo de sensor LIDAR (*Light Detection and Ranging* - detecção e ordenação de luz) frequentemente utilizados em robôs móveis para a realização de mapeamento e localização, pois proporcionam um modo fácil e rápido de aquisição de dados espaciais para geração de mapas 2D. *Frameworks* de operação de robôs, como o *Robot Operating System*, já possuem interfaces de software (pacotes) prontos para instalação e configuração dos principais modelos de sensores. Como exemplo de *laser scanner* pode-se citar o Hokuyo URG-04LX (JAFRI *et al.*, 2022), um dos mais utilizados em robótica móvel. Estes sensores utilizam apenas um emissor e receptor de feixe luminoso. A varredura ocorre pela rotação de um espelho inclinado 45 graus no feixe do laser, que reflete tanto a luz emitida quanto a sua retrodifusão. Durante uma rotação do espelho, várias aquisições de distância são feitas, que então são encapsuladas e transmitidas como uma aquisição *laserscan*. Estas aquisições por retrodifusão dependem das propriedades do material e do ângulo refletido. Para o sensor URG-04LX, o erro a partir da variação destes parâmetros de incidência não passa de 3% da leitura. Um estudo sobre estas características para sensores *laser scan* pode ser visto em (SHAMIM; JAFRI, 2023).

Laserscan é um formato de representação de dados provenientes de sensores LIDAR. Foi especialmente criado para sensores que fazem leitura por escaneamento, acumulando ordenadamente as medições de distância de uma revolução completa do espelho giratório. Junto com o vetor de distâncias, também estão encapsulados na mensagem enviada ao sistema de mapeamento dados de ângulo mínimo e máximo (começo e fim da varredura) e ângulo de passo (distância angular entre duas medidas consecutivas), permitindo representar cada ponto lido em um espaço tridimensional.

Um tipo popular de sensor que pode ser utilizado para aquisição espacial são as câmeras 3D, como por exemplo o Microsoft Kinect, uma câmera que coleta informações de alcance em 480x640 pixels utilizando tecnologia de luz estruturada (KASSEM; ASEM, 2024), ou a Swiss Ranger 4000, uma câmera que utiliza tecnologia tempo de voo para gerar imagens de distância em 176x144 pixels (DASHPUTE *et al.*, 2019).

Além destes métodos de aquisição 3D por meio de câmeras, existe também a tecnologia de inferência 3D a partir de imagens estereoscópicas, ou seja, a partir da diferença encontrada em duas imagens 2D coletadas por duas câmeras separadas por uma distância conhecida. Câmeras 3D como as citadas anteriormente utilizam a representação em nuvem de pontos como formato padrão de encapsulamento das informações coletadas. Nuvens de pontos são mensagens que contém todos os pontos representados em $[x, y, z]$ coletados em um vetor de tamanho linha x coluna da resolução da câmera. As informações de representação como resolução do sensor também estão incluídas na mensagem.

Os dados coletados pelos sensores são utilizados para a construção de mapas que permitem ao robô consultar sua localização em relação ao ambiente no qual está inserido para tomar decisões. Apesar de mapas métricos 2D serem um formato de representação bem definido, mapas 3D ainda são tópicos de discussão, uma vez que existem inúmeras maneiras de se representar um mapa 3D, e diversos algoritmos já foram propostos para gerá-los de forma rápida e eficiente. Mapas 3D são gerados a partir de nuvens de pontos (várias aquisições de distâncias), que são provenientes de medidas de alcance feitas por um sensor LIDAR ou uma câmera 3D, ou a partir de imagens.

Um modo de se representar aquisições 3D é utilizando uma malha tridimensional de cubos (chamados de voxel), onde um voxel é marcado como ocupado se existe um ponto (da nuvem de pontos) identificado dentro dele e desocupado se não há pontos, este método é chamado de Octomap (OCANDO *et al.*, 2017). Este método muito utilizado para veículos aéreos

não-tripulados e para robôs móveis de navegação em solo plano, porém é falho para representar ambientes onde a inclinação do terreno é um fator importante.

Outro método de representação comum em robótica busca criar um mapa de superfície, onde uma malha 2D plana é descrita previamente, e cada vértice ou célula é atualizado com a altura dos pontos coletados. Este método é também chamado de 2.5D, pois a terceira dimensão é representada apenas por elevação, de modo que dois pontos com posição igual nos eixos x e y mas alturas diferentes não são corretamente representados, impedindo a representação de vãos verticais, ou do teto (no caso de ambientes fechados). Um exemplo deste tipo de representação é o Grid Map (FANKHAUSER *et al.*, 2018). O objetivo do Grid Map é a criação de um mapa local (cujo centro acompanha o robô) para representação de obstáculos ao redor de um robô com patas, onde cada célula também armazena característica de incerteza de medição permitindo que o robô decida pisar em regiões com maior certeza sobre a elevação. Apesar disso, o formato de representação é bastante versátil, permitindo registrar junto às células dados de cor, temperatura ou qualquer outro tipo de grandeza local (DALMEDICO *et al.*, 2019b).

O registro de cores em uma nuvem de pontos é chamado de registro RGB-D. A relação entre a imagem e a nuvem de pontos permite uma tradução direta entre um pixel da imagem e um ponto 3D correspondente, permitindo assim que algoritmos de processamento de imagens, computacionalmente mais rápidos do que o processamento de nuvem de pontos, possam ser utilizados para detecção de características em uma nuvem de pontos, tornando mais eficientes processos como localização e mapeamento simultâneo (SLAM) ou reconstrução de sólidos. Como trabalhos nesta área pode-se citar (QI *et al.*, 2020) onde um mapa semântico é construído, composto de um mapa de ocupação marcado por objetos reconhecidos por meio da imagem. Utilizando esta representação é possível dar ao robô coordenadas descritas pelo arredor de objetos ao invés de pontos x, y específicos do mapa. Em (DENG *et al.*, 2020) é desenvolvido um método de classificação semântica de imagens junto ao método de localização e mapeamento de um robô de resgate. Os autores usam vários filtros para melhorar a representação semântica obtida e evitar ruídos nas bordas da inferência.

Além do sensoriamento e mapeamento, a atuação é a outra tarefa necessária para tornar um robô móvel autônomo. A estrutura cinemática de um robô e seu método de controle devem estar integrados para que ele possa se locomover com confiabilidade e seguir planos de trajetória, rotas e tarefas complexas. Na área de controle e atuação para robôs de inspeção industriais escaladores, encontramos robôs escaladores que possuem uma variedade de configurações e

estratégias de escalada possíveis, como mostrado no trabalho de (HAJEER *et al.*, 2020), onde diferentes estratégias de escalada são listadas e comparadas. Os autores de (YU *et al.*, 2019) também elaboraram uma revisão e discussão sobre o estado atual dos robôs de inspeção e sua autonomia, incluindo uma seção sobre robôs escaladores que detalha os vários tipos de mecanismos de escalada. Em (BU *et al.*, 2025) é apresentado um robô escalador de duas rodas magnéticas. O trabalho foca no projeto e descrição da topologia, mencionando a capacidade navegar sobre superfícies com variações abruptas de inclinação enquanto é capaz de carregar equipamentos de até 2 kg. Em (DING *et al.*, 2019), é proposto um robô escalador magnético para inspeção ultrassônica de soldas em tanques esféricos de aço. O robô possui ímãs permanentes próximos a cada roda, a menos de 1 centímetro do solo, para proporcionar adesão sem contato magnético. O trabalho de (HU *et al.*, 2022) apresenta um robô escalador sobre esteiras de alta capacidade de carga que alcança uma alta força de adesão por meio de um mecanismo de dispersão de carga. O robô apresentado utiliza duas esteiras magnéticas para adesão e flexibilidade para navegar estruturas com curvatura de até 3 metros de raio. Em (ACAR; YAŞAR, 2019), os autores detalham um robô de inspeção por ultrassom para END (Ensaio Não-Destrutivo) com capacidade de escalada, utilizando adesão eletromagnética. O trabalho descreve o projeto das rodas e o processo de fusão de sensores que resulta em odometria. Em (LI *et al.*, 2025) é apresentado um robô escalador de rodas magnéticas capaz de ajustar dinamicamente sua postura à curvatura da superfície do tanque de inspeção. O robô descrito é multifuncional, tendo sido primariamente projetado para inspeção, porém capaz de conduzir ferramentas para polimento, pintura e limpeza.

A localização e mapeamento simultâneo (SLAM, *Simultaneous Localization and Mapping*) é um problema clássico da área de robótica móvel, porém, enquanto não for realizada uma relocalização (*loop closure*, fechamento de laço) durante a navegação, o algoritmo depende de algum método para mitigar o erro acumulado ao longo do tempo e otimizar sua localização. Existem diversas técnicas que propõem melhorar a precisão da localização no problema de SLAM, como o filtro de Kalman ou o método de Monte Carlo. Estes métodos possuem algo em comum: ficam mais precisos quando se têm mais informações confiáveis sobre o ambiente (pontos de medição) (YAROVUI; CHO, 2024). A redundância aumenta a acurácia por meio do processo de fusão de sensores, e permite uma identificação mais precisa de pontos de interesse. Por causa deste efeito, desenvolvedores de robôs móveis podem se basear não apenas na qualidade como também na quantidade dos sensores integrados à estrutura dos robôs. Um número maior de

sensores diferentes também ajuda a cobrir pontos cegos do robô e permite a aplicação do SLAM em ambientes que desfavorecem certos tipos de sensores, como por exemplo lugares escuros ou com muito reflexo para uma determinada faixa do espectro luminoso.

Na área de SLAM, a revisão feita em (BARROS *et al.*, 2022) compara diversos métodos de SLAM, cobrindo as estratégias de SLAM visual, SLAM visual inercial (que usa dados de um acelerômetro ou outra fonte de medição inercial) e SLAM RGB-D. Em (YIN *et al.*, 2022) é proposto o LAMV-SLAM, um método SLAM orientado à ambientes externos. O método combina visão monocular com dados de um LIDAR dando robustez, que, segundo os autores, tem bom desempenho mesmo em sistemas com baixa capacidade computacional. No trabalho realizado em (LI *et al.*, 2024) é apresentado um conjunto de dados para treinamento e validação de SLAM para drones. O conjunto de dados possui dados de LIDAR, visão, medições inerciais e GPS. Em (LABBÉ; MICHAUD, 2018) os autores desenvolvem o RTAB-MAP, um método SLAM que suporta dados de imagem e LIDAR projetado para operações de longa duração. O RTAB-MAP possui ferramentas para comparar o desempenho de diferentes sensores e conjuntos de dados e uma alta capacidade de integração. Em (FASIOLO *et al.*, 2023) diferentes abordagens de SLAM com fusão de LIDAR e IMU são comparadas para mapeamento 3D, tanto em ambientes externos quanto internos, analisando a capacidade de reconstrução de cada estratégia. Por fim, em (ZOU *et al.*, 2021), os autores fazem uma análise de diversos algoritmos de SLAM para LIDAR no âmbito de robôs autônomos em ambiente interno e destacam um desempenho melhor em relação ao SLAM visual, argumentando que o SLAM visual sofre com diferenças de iluminação e superfícies muito homogêneas.

Desenvolver métodos de SLAM a partir do método de identificação descrito no presente trabalho não é o foco, porém é importante para se ter em mente no desenvolvimento de qualquer sistema de representação de superfície 3D para robôs móveis. Além disso, vários algoritmos aplicados na otimização de processos de SLAM podem também ser aplicados para otimizar os processos de detecção e reconstrução da solda e a odometria. A odometria desenvolvida neste trabalho somada aos dados dos sensores 3D envolvidos no projeto justificariam o desenvolvimento de tal algoritmo, porém, como a aplicação do robô descrito neste trabalho não depende do conhecimento do ambiente por completo, por ser guiado pelo cordão de solda e ter este como foco exclusivo, o uso de um algoritmo de SLAM é redundante à aplicação.

Este trabalho propõe realizar a detecção do cordão de solda por meio de aquisições espaciais da superfície em frente ao robô. Estas representações precisam ser exibidas de modo

claro para o operador. Como representação da superfície reconstruída, é proposto utilizar o pacote Grid Map para construir uma superfície 2.5D em resolução fina, para que as leves diferenças de altura na área examinada sejam perceptíveis. A representação por este método também dá suporte a códigos de cor em canais e ao uso de marcadores (formas primitivas coloridas tridimensionais), permitindo que o operador visualize a superfície representada com cor real ou informativa, destacando a solda detectada. Não foi encontrado na literatura este nível de reconstrução, com informações codificadas da superfície da solda a ser inspecionada, sendo assim uma contribuição deste trabalho.

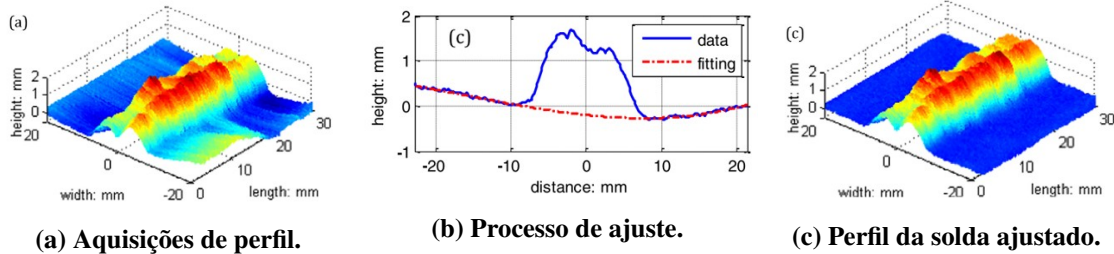
2.2 DETECÇÃO DE CORDÕES DE SOLDA

A detecção de cordão de solda é um processo geralmente realizado imediatamente após a soldagem das placas e durante a construção da estrutura em ambiente controlado, onde a utilização de imagens RGB, imagens radiográficas ou sensores de perfil são aplicados para certificar a qualidade da soldagem de modo autônomo. O ambiente controlado e estável da superfície inspecionada facilita o processo nestes casos. A detecção de solda com robôs móveis em estruturas já instaladas ou em operação possui um desafio extra, onde a luminosidade, temperatura, falta de estabilidade, ruído, água e poeira entram em ação e dificultam a tarefa de detecção. Ainda assim, os algoritmos utilizados para detecção são similares àqueles aplicados durante a construção do equipamento, uma vez que a tarefa é a mesma, apesar da diferença no ambiente.

Em (YANG *et al.*, 2021) é utilizada uma rede de aprendizado profundo estilo U-net inspirada na YOLOv3 como base para detecção do cordão de solda baseada em imagem. Neste trabalho o foco principal é em imagens de cordões de solda logo após soldagem. O objetivo era realizar uma segmentação que exibisse o cordão de solda de cada imagem por completo. Algoritmos para aumento de dados foram aplicados sobre o database com intenção de tornar a rede mais robusta. O resultado final realiza a segmentação do cordão de solda em 5,2 segundos, com pontuação F1 de 82,7%, considerada boa o suficiente para a aplicação. A orientação constante do cordão e iluminação controlada facilitam o trabalho de identificação neste caso. No trabalho de (YE *et al.*, 2018) é analisada a influência de um algoritmo de *curve fitting* para remover o erro sistemático de um sensor de perfil e tornar o método de detecção do cordão de solda robusto a curvaturas no metal. Na Figura 2 são mostrados os resultados obtidos. Novamente, como o propósito da aplicação é no controle de qualidade após o processo

de soldagem, o ambiente é controlado e a orientação do cordão de solda é conhecida.

Figura 2 – Resultados do artigo de (YE *et al.*, 2018), no qual um sensor de perfil é utilizado para extrair características em ambiente após o processo de soldagem. Um algoritmo de ajuste remove a curvatura base da chapa para evidenciar o cordão de solda.



(a) Aquisições de perfil.

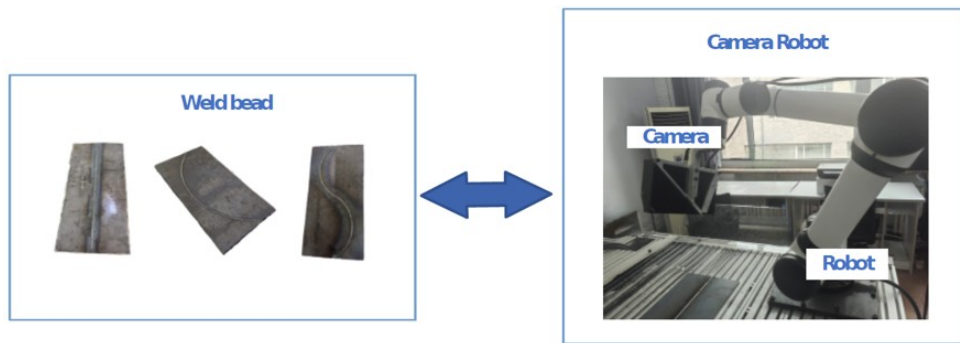
(b) Processo de ajuste.

(c) Perfil da solda ajustado.

Fonte: (YE *et al.*, 2018).

É possível também citar o trabalho descrito em (YANG *et al.*, 2026), no qual os autores detalham a construção de um conjunto de dados para trabalhar com a identificação de cordões de solda em nuvens de pontos provenientes de câmeras espaciais e propõem alguns algoritmos de identificação e extração de características (Figura 3). Apesar de mencionar o possível uso em robôs escaladores, nenhum robô é descrito no trabalho e o conjunto de dados é construído com capturas de chapas pequenas em ambiente com iluminação controlada. Três estruturas de redes neurais são descritas e comparadas, derivadas da técnica LightBGM.

Figura 3 – Ambiente de captura de dados do trabalho de (YANG *et al.*, 2026). A câmera da imagem é uma câmera 3D, utilizada na criação de uma base de dados de nuvens de pontos de cordões de solda.



Fonte: (YANG *et al.*, 2026).

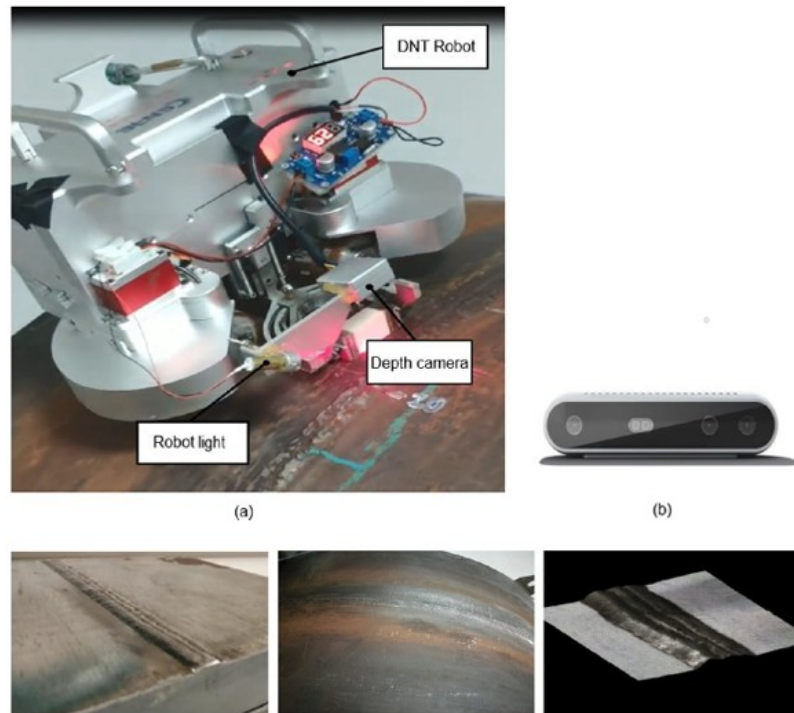
No artigo (HU *et al.*, 2025) é descrito uma técnica de extração de região de interesse ao redor de cordões de solda identificados, combinando fontes por imagem e nuvem de pontos de uma câmera RGB-D. Um conjunto de dados de 1800 imagens é construído a partir de chapas de solda com a câmera montada em braço robótico para aquisição em diversos ângulos. Nenhuma identificação é realizada sobre a nuvem de pontos. Ao invés disso, uma rede neural na arquitetura YOLOv8 é aplicada na imagem para identificação da região de interesse e uma

segmentação é realizada na nuvem de pontos assinalada com cor. Por fim, em (RODRÍGUEZ-GONZÁLEZ; RODRÍGUEZ-MARTÍN, 2019) os autores utilizam uma nuvem de pontos 3D adquirida por fotogrametria em ambiente controlado, a partir de imagens de duas câmeras de 15 e 18 megapixels, respectivamente. A nuvem de pontos obtida por este método possui uma precisão muito superior quando comparada a câmeras que aplicam este método internamente, como as da linha Intel Realsense. Os autores então aplicam aprendizado de máquina para identificar a região da solda. Vários valores de filtro de vizinhança são testados em qualidade, mas o tempo de computação não é analisado.

Na área de inspeção industrial robótica, vários exemplos de robôs escaladores de inspeção industrial são encontrados. No trabalho de (WANG *et al.*, 2024) é descrito um algoritmo de identificação de cordões de solda por visão para um robô escalador para inspeção de solda em tanques de armazenamento. Os autores extraem características da solda realizando ajuste de retângulos dentro dos limites da solda identificada na imagem, afirmando conseguir um erro menor que 3 graus para orientação e menor que 3 mm para posição. Em (LI, 2025) é descrito um método de identificação de cordões de solda por imagem para um robô escalador. O artigo não foca em um modelo específico de robô, e apresenta um robô prototipado para validação do algoritmo de identificação descrito. A proposta do artigo é encontrar métodos baratos de identificação de cordões de solda, e isto é realizado com 80% de precisão utilizando uma Raspberry Pi e uma câmera padrão, cuja imagem é sujeita a uma rede neural convolucional treinada no conjunto de dados WeldNet. Em (HUANG *et al.*, 2023), uma câmera 3D Intel Realsense é usada para realizar identificação de cordão de solda para um robô de inspeção visual. No trabalho, visualizado na Figura 4, a textura da nuvem de pontos é utilizada para ajudar a diferenciar a região da solda em relação à chapa. Os autores utilizam segmentação sobre a imagem para auxiliar a busca da região da solda na aquisição 3D e então usam aprendizado de máquina e uma sequência de filtros para segmentar e extrair características do cordão de solda. Como o processamento é realizado de maneira *offline*, o robô permanece parado sobre o cordão de solda realizando várias aquisições. Em média 242 aquisições são realizadas por inspeção, levando aproximadamente 8 segundos com a câmera utilizada.

No artigo (ZHAO *et al.*, 2024) é apresentado um robô de inspeção de solda com câmera. Apesar da proposta similar, os autores focam apenas na interpretação dos dados utilizando imagem e usando segmentação para seguir a solda após um ajuste inicial posicionando o robô sobre o cordão de solda. Os autores atingem pelo menos 95% de precisão no reconhecimento

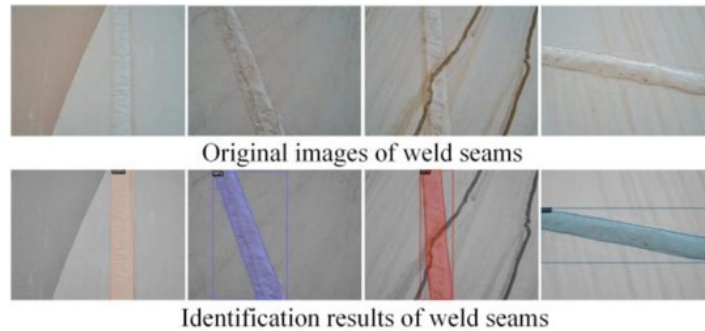
Figura 4 – Processo de captura e análise dos dados de superfície de solda do trabalho de (HUANG *et al.*, 2023). Uma grade é criada com a nuvem de pontos e analisada utilizando diversos filtros de características.



Fonte: (HUANG *et al.*, 2023).

dos cordões de solda em imagem. No artigo (ZHONG *et al.*, 2025) é descrito um robô de inspeção de cordões de solda que carrega um braço robótico para ter maior flexibilidade no uso do transdutor ultrassom. Neste trabalho os cordões de solda não são identificados pelo robô, mas sim estampados com pequenos adesivos facilmente identificáveis pela câmera embarcada, marcando a localização para o robô. O trabalho descreve a navegação e planejamento de trajetória e inclui validação em uma chapa real de tanque. Em (LI *et al.*, 2024) é descrito um robô escalador de inspeção visual de cordões de solda. O robô realiza detecção da solda em imagem utilizando uma rede de aprendizado profundo baseado na Mask R-CNN utilizando 2 categorias (solda e fundo). A detecção da solda em imagem leva aproximadamente 250 milissegundos. Segundo os autores, a identificação dos cordões de solda possui precisão de 35 mm para posição e 3 graus para orientação. Em (LI *et al.*, 2022) é descrito um robô escalador de adesão magnética e inspeção visual para vasos de pressão na indústria de petróleo e gás. O robô possui uma câmera RGB apontada diretamente para baixo na sua parte dianteira, com o propósito de identificar o cordão de solda e realizar capturas para a inspeção visual. Uma rede neural convolucional é apresentada e a segmentação do cordão de solda na imagem é realizado. Os resultados estão exibidos na Figura 5.

Figura 5 – Resultados da segmentação de cordões de solda em imagem do trabalho de (LI *et al.*, 2022).



Fonte: (LI *et al.*, 2022).

O trabalho (ZHANG *et al.*, 2015) apresenta um robô escalador com rodas magnéticas inspetor de cordões de solda por ultrassom e detalham o processo de detecção de solda baseado em elevação utilizando o processamento visual sobre a imagem de uma câmera observando uma cruz de laser. A deformação nas linhas do laser causada pelo formato do cordão de solda é detectado pela câmera e identificado com erro máximo de 0,3 mm, levando em torno de 20 ms de processamento por imagem. O trabalho necessitou de uma calibração extensiva da câmera utilizada. Nenhum trabalho foi encontrado utilizando fusão de sensores 3D.

É interessante apontar que a identificação de cordões de solda por imagem possui vários trabalhos recentes (WANG *et al.*, 2024; LI, 2025; ZHAO *et al.*, 2024; ZHONG *et al.*, 2025; LI *et al.*, 2024), ao ponto de trabalhos derivativos da técnica estarem aparecendo na literatura, dando foco, por exemplo, no pré-processamento da imagem para identificação, como o trabalho (SHI *et al.*, 2025), que descreve um método inovador para aprimorar a iluminação e brilho da imagem no contexto de inspeção de cordões de solda, com destaque especial em cordões sem revestimento.

O método proposto nesta tese se sobressai com relação aos métodos citados anteriormente por permitir a identificação da solda utilizando duas fontes independentes 3D e, com isso, possibilitando robustez em situações críticas, como quando existe baixa possibilidade de identificação da solda por imagem, algo comum em estruturas finalizadas e em operação, uma vez que o revestimento muitas vezes cobre a solda de modo a tornar difícil a identificação do cordão até mesmo por olho nu.

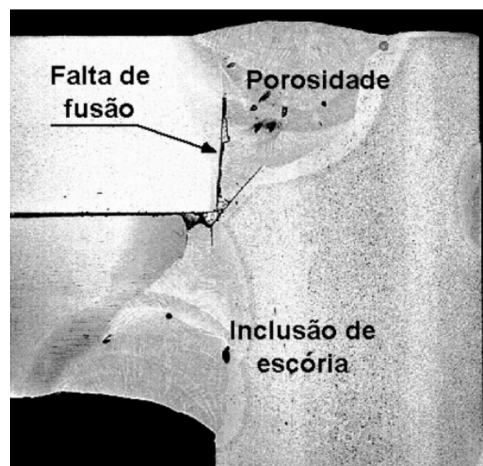
O objetivo final do reconhecimento de solda proposto neste trabalho é realizar o alinhamento do robô à solda e, se possível, corrigir seu curso durante inspeção de modo a manter uniforme a posição dos transdutores ultrassom *phased-array* ao longo do cordão de solda. Conhecer um pouco do processo de inspeção por ultrassom e sua susceptibilidade à temperatura é importante para o entendimento deste trabalho. Tal assunto é o foco da próxima seção.

2.3 ENSAIOS NÃO-DESTRUTIVOS (ENDS) UTILIZANDO ULTRASSOM NA INDÚSTRIA DE PETRÓLEO E GÁS

De acordo com o padrão do Instituto Americano de Petróleo 650 (API, 2001), a solda de placas de tanques de petróleo deve garantir fusão completa do material, e todo cuidado possível deve ser tomado para que não existam imperfeições e falhas na solda. Estas imperfeições, chamadas de descontinuidades, (Figura 6) podem ser consideradas como uma falta de homogeneidade nas características físicas da solda e podem ser classificadas principalmente em dois tipos (MODENESI, 2009):

- *Descontinuidades dimensionais* acontecem em soldas que não atendem o padrão de dimensão e forma. Estas descontinuidades geralmente são corrigidas antes da entrega final da peça soldada. Os principais tipos de descontinuidades dimensionais são: falta de penetração, distorção e dimensão incorreta da solda.
- *Descontinuidades estruturais* são causadas principalmente por falta de preparo do local a ser soldado ou descuido no procedimento, acarretando em contaminação ou má aplicação da solda. Os principais tipos de descontinuidades estruturais são: porosidade (acarretada por vibração, contaminação ou corrente excessiva), inclusão de escória e trincas.

Figura 6 – Seção de uma peça soldada exemplificando algumas descontinuidades.



Fonte: (MODENESI, 2009).

Falhas ocorridas durante o processo de soldagem são usualmente detectadas, uma vez que é comum realizar verificação pós-soldagem na montagem de estruturas sensíveis a acidentes, porém deterioração também pode causar o surgimento de descontinuidades. Técnicas de ensaio

não-destrutivo (END) quantitativas são muito importantes para estruturas metálicas grandes como plantas industriais do setor de energia ou de petróleo e gás, onde falhas nas estruturas podem ocasionar acidentes catastróficos (PERDOMO; GANHÃO, 2021).

A técnica de ultrassom (Figura 7) é a técnica de END mais utilizada, uma vez que as características de penetração e propagação através do material permitem a geração de imagem da qual é possível extrair posição e forma das falhas detectadas (OLALERE *et al.*, 2023). Ela utiliza a técnica pulso-eco para ouvir discontinuidades presentes na solda. Pulsos de frequência entre 500kHz e 20MHz são emitidos pelo equipamento, e cada reflexão (eco) destes pulsos é captada e analisada a fim de detectar sua proveniência, podendo determinar também o tamanho e natureza da discontinuidade (POLYMER, 2006). Além de ultrassom, existem outras técnicas de ENDs, cada qual com pontos positivos e negativos. A Associação Brasileira de Ensaios Não Destrutivos e Inspeção (ABENDI) lista as técnicas baseadas em ensaios visuais, termografia, ultrassom, correntes parasitas, emissão acústica, radiografia, estanqueidade, radioscopia, gamagrafia, líquidos penetrantes e partículas magnéticas como as principais (ABENDI, 2018).

Figura 7 – Aplicação manual de END por ultrassom em um tanque de armazenamento de derivados de petróleo.



Fonte: (INTEGRITY, 2016).

Técnicas especiais precisam ser aplicadas quando o objetivo é não interromper a operação do equipamento industrial sendo inspecionado, uma vez que algumas destas estruturas possuem alta temperatura de operação, e o equipamento de inspeção deve ser capaz de suportar tal ambiente. Além do equipamento desenvolvido especialmente para altas temperaturas, é preciso também aplicar métodos de correção da influência da temperatura na medição realizada. A investigação do problema mostra uma diminuição da velocidade de propagação quanto maior a temperatura do metal podendo levar a localização errônea da discontinuidade (ZHENG *et al.*, 2020).

No caso da inspeção ultrassônica de uma superfície quente, um gradiente de temperatura é formado ao longo do caminho sônico. A correção da influência deste gradiente sobre o sinal recebido é o passo mais importante (MARVASTI; SINCLAIR, 2014) para permitir a inspeção correta do material. Junto à distorção do caminho sônico pela diferença de temperatura, a intensidade do sinal e o dano aos transdutores também são problemas a serem resolvidos (HERDOVICS; CEGLA, 2019; ZENG *et al.*, 2025; DHUTTI *et al.*, 2016). A correção do sinal recebido pelo equipamento de ultrassom pode ser realizada pela calibração das leis focais do equipamento de modo que as descontinuidades detectadas possam ser avaliadas com o mínimo de deformação.

Neste trabalho o robô, como condutor dos transdutores de ultrassom, deve realizar um caminho uniforme ao longo da solda, procurando minimizar variações de velocidade e posição relativa ao centro da solda para não interferir na aquisição do equipamento. O desenvolvimento do controle e odometria do robô focados nestes requisitos foi realizado para permitir tal precisão, mas, para isso, a identificação correta do cordão de solda a partir dos diversos sensores do robô é necessária.

2.4 FUSÃO DE SENSORES

A fusão de sensores é uma técnica para aprimorar informações que podem ser extraídas de duas ou mais fontes de percepção distintas e é uma técnica muito presente no campo da robótica. A redundância da informação junto com inferência a partir de resultados passados permitem que cada entrada seja ponderada a fim de gerar a melhor estimativa para a variável sendo quantizada. É possível citar duas técnicas principais para fusão de dados de diferentes sensores: fusão por lógica Fuzzy e fusão por filtro de Kalman. Existem também técnicas que combinam os dois métodos.

A fusão de sensores utilizando lógica Fuzzy é uma técnica comum para combinar a informação de diferentes fontes de maneira difusa para expressar as variáveis de interesse. Como exemplos de trabalhos na área de robótica que utilizam fusão de sensores por lógica Fuzzy, podemos citar o trabalho de (SHITSUKANE *et al.*, 2018), onde os autores implementam um sistema de navegação e desvio de obstáculos baseado em lógica Fuzzy por meio de oito sensores de distância e validam o modelo utilizando simulações. Em (MOHAMED *et al.*, 2018) os autores reúnem diferentes técnicas de fusão de sensores para visão em robótica, definindo métodos de fusão por lógica Fuzzy e por filtro de Kalman e citando trabalhos encontrados que demonstram

tais técnicas. No trabalho descrito em (BOSTANCI *et al.*, 2018) os autores desenvolvem um sistema de fusão de sensores aplicado à localização de um robô móvel. Dados de localização baseados em navegação visual são combinados aos dados da IMU (Unidade de Medição Inercial) e do GPS (Sistema de Geo-Posicionamento) utilizando lógica Fuzzy para aprimorar a capacidade de localização do robô.

A fusão de sensores 3D para identificação de falhas e características em cordões de solda é um trabalho presente na academia, mas os trabalhos encontrados requerem uma grande quantidade de aquisições com o sensor parado, apenas almejando a realização de inspeção visual, incoerente com a aplicação no auxílio de navegação e controle de um robô móvel. Estes algoritmos existentes aproveitam o ambiente controlado garantindo uma orientação e posicionamento do cordão de solda, ou posicionam o robô parado sobre uma região de interesse para inspeção e realizam várias aquisições sem movimento. Não foram encontrados algoritmos propostos para identificação e extração de características de cordões de solda com poucas aquisições de um ou mais sensores espaciais.

2.5 CONSIDERAÇÕES

O objetivo principal da tese é realizar a identificação do cordão de solda em tanques e vasos da indústria de petróleo e gás por meio de sensores 3D. Os trabalhos que mais se aproximam do trabalho proposto estão dispostos na Tabela 1. Outros trabalhos similares podem ser encontrados na literatura, cujas características e aplicação concorrem aos utilizados como exemplo nesta seção.

Tabela 1 – Comparação de trabalhos de identificação de cordões de solda

Referência	Fonte de Identificação	Método de Identificação	Aplicação	Limitações
(LI <i>et al.</i> , 2022)	Imagem	Rede neural	Robô escalador de inspeção	Não usa identificação em nuvem de pontos
(WANG <i>et al.</i> , 2024)	Imagem	Algorítmico	Robô escalador de inspeção	Não usa identificação em nuvem de pontos
(YE <i>et al.</i> , 2018)	Sensor de perfil	Algorítmico	Inspeção de qualidade pós-soldagem	Não é um robô móvel
(HUANG <i>et al.</i> , 2023)	Nuvem de pontos	Algorítmico	Robô escalador de inspeção	Processamento offline, 242 aquisições em média
(YANG <i>et al.</i> , 2026)	Nuvem de pontos	Rede neural	Propósito geral	Não possui foco nem válida em robôs móveis

Estes trabalhos realizam identificação da solda de modo similar ao proposto neste

trabalho. Apesar disso, existem limitações de cada um que precisam ser citadas:

- O trabalho em (YE *et al.*, 2018) é um dos três trabalhos correlatos que usam sensores 3D para identificar cordões de solda, mas utiliza a identificação apenas no ambiente pós-soldagem, sem uso de um robô móvel. A orientação da solda conhecida e ambiente controlado auxiliam a identificação.
- Em (YANG *et al.*, 2026) é mencionada a possível aplicação do trabalho em robôs de inspeção, porém detalha a construção de um conjunto de dados de nuvem de pontos de chapas soldadas em ambiente controlado e o treinamento de uma rede neural de identificação dos cordões, sem validação em campo nem uso em um robô móvel.
- Em (HUANG *et al.*, 2023) é descrito um robô inspetor visual de cordões de solda usando nuvens de pontos, porém o processamento dos dados das nuvens de pontos é feito *offline* no software Matlab, apenas para o objetivo de inspeção visual. Para atingir a precisão necessária, o robô permanece parado realizando em média 242 aquisições por inspeção, significando 8 segundos de dados adquiridos para a câmera utilizada, impedindo o uso do algoritmo para navegação.
- Por fim, os trabalhos de (LI *et al.*, 2022) e (WANG *et al.*, 2024) utilizam apenas câmeras RGB para a identificação, fugindo da proposta deste trabalho de buscar uma fonte 3D para aprimorar identificação de outras fontes.

Nenhum trabalho encontrado aborda a identificação de cordões de solda por nuvem de pontos para robôs móveis de inspeção. Consequentemente, a fusão destes dados com outras fontes também não aparece na literatura.

Os trabalhos citados deixam um vácuo científico para ser explorado nas áreas:

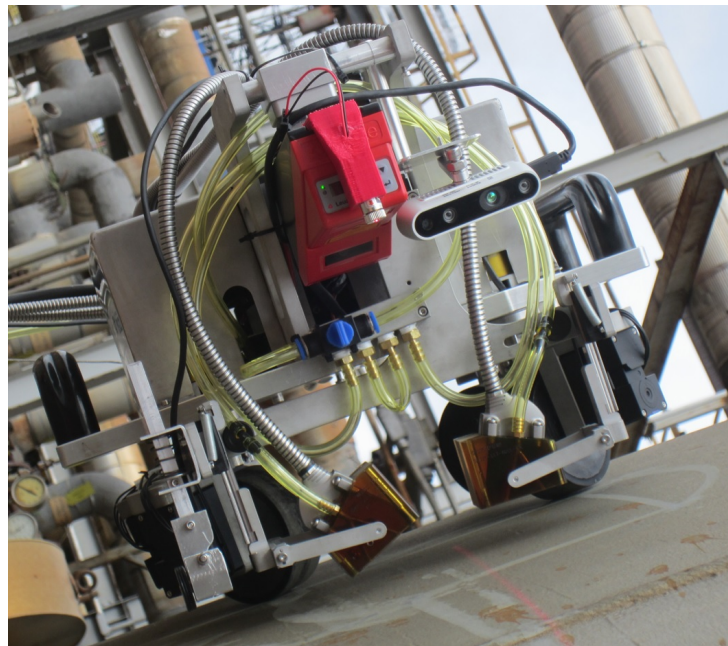
- Fusão de sensores de perfil e nuvem de pontos para identificação de cordões de solda;
- Fusão de sensores para identificação de cordões de solda em campo;
- Extração de características de cordões de solda em campo utilizando nuvem de pontos.

A pesquisa nesta área iniciou-se em 2019 com o desenvolvimento do robô de inspeção de solda, e rendeu contribuições por parte do autor que foram compiladas no próximo capítulo. As contribuições ao longo do projeto CRAS fazem parte dos objetivos desta tese.

3 O PROJETO CRAS (ROBÔ ESCALADOR DE INSPEÇÃO AUTÔNOMA)

O projeto CRAS (Robô Escalador de Inspeção Autônoma, *Climbing Robot for Autonomous inspection*) possui o objetivo realizar inspeção em serviço de vasos, tanques e outras estruturas metálicas encontradas em usinas de petróleo e gás. A solução consiste em um robô escalador magnético que navega sobre a superfície metálica transportando os equipamentos de inspeção (Figura 8). Esta ideia, de realizar inspeção utilizando escalada magnética, foi desenvolvida durante um projeto anterior denominado AIR (*Autonomous Inspection Robot*) (OLIVEIRA *et al.*, 2012; ESPINOZA *et al.*, 2015; SANTOS *et al.*, 2016). O CRAS aprimorou as duas versões de chassis e rodas projetadas para o projeto AIR e alcançou uma topologia que permite grande mobilidade tridimensional permitindo a navegação das mais complexas estruturas metálicas encontradas em usinas petrolíferas. O principal desafio deste projeto é a inspeção em serviço, que traz muitos problemas a serem resolvidos em relação à inspeção e escalada.

Figura 8 – Robô em situação de inspeção em campo.



Fonte: Autoria própria.

O projeto da roda e do sistema de cambagem do CRAS foram trazidos do desenvolvimento do AIR. A roda magnética, apresentada na Figura 9(a), é criada a partir de ímãs permanentes de anéis de neodímio, interpostos por anéis de metal que direciona o campo magnético de modo a garantir uma maior força de adesão. As rodas possuem capacidade de cambagem para que seja possível se adequar à curvatura das estruturas sobre a qual navega, garantindo a

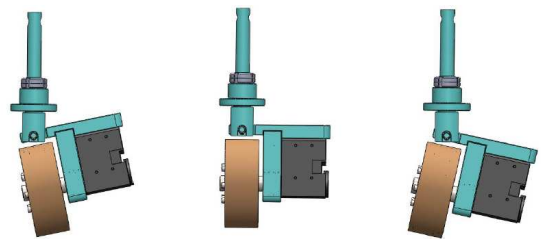
maior força de adesão das rodas magnéticas independente da curvatura da superfície.

O sistema de cambagem, apresentado na Figura 9(b), foi um conceito utilizado na segunda geração do robô CRAS, e se mostrou confiável em manter as rodas totalmente conectadas à superfície do tanque. Devido ao seu sucesso, também foi adotado no projeto do chassi do robô CRAS, com objetivo de garantir uma forte aderência e ainda permitir o uso de uma topologia de direção e condução nas quatro rodas, tudo isso sobre uma superfície curva.

Figura 9 – Projeto da roda magnética e cambagem para o robô CRAS.



(a) Diagrama explodido da roda magnética do robô CRAS, mostrando os anéis magnéticos, o núcleo e discos de ferro, parafusos e revestimento.



(b) Sistema de cambagem criado para o robô CRAS.

Fonte: (VENTURA; DIAS, 2020).

Por causa da quantidade de subsistemas e complexidade dos requisitos, o projeto da topologia do robô foi feito tendo modularidade e manutenibilidade em mente. O robô foi planejado como um robô escalador de superfícies metálicas utilizando adesão magnética providenciada por suas quatro rodas. Como requisito de segurança, foi definido que o peso do robô deve ser sustentado mesmo que apenas três das quatro rodas façam contato com a superfície.

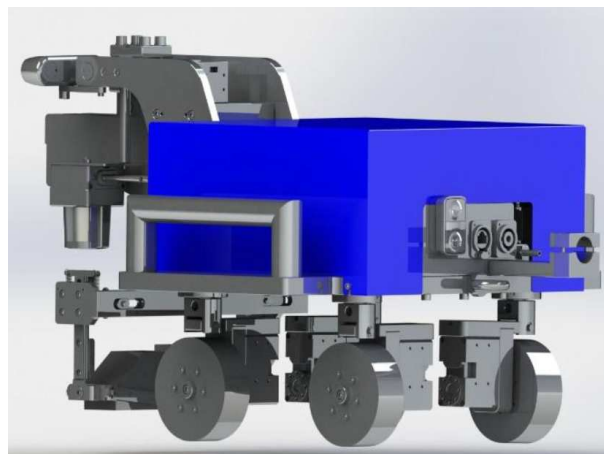
O chassi do robô é dividido em partes de fácil substituição para simplificar o processo de manutenção. Os principais módulos que integram o chassi são:

- A base, composta por uma fundação de alumínio, a carcaça, as alças para transporte do robô e o sistema que guia as mangueiras de água pelo interior do robô.
- A estrutura de detecção, que possui pontos de fixação para todos os sensores do robô, um fuso rosqueado que abaixa e eleva o conjunto de suporte para as sapatas de ultrassom e as mangueiras de distribuição de água que divide a fonte de água em quatro e fornece água às sapatas como acoplante.

- O sistema de suporte de quatro rodas. Quatro conjuntos idênticos de anéis deslizantes para permitir rotação infinita dos cabos, suportes que sustentam cada roda magnética e fornecem o sistema de cambagem, e suportes para os dois motores responsáveis pela velocidade e rotação da respectiva roda.

Graças a este chassi (Figura 10), o robô alcança uma direção independente nas quatro rodas e uma topologia de condução independente (4WIS4WID ou "*swerve*") que garante alta manobrabilidade em qualquer superfície metálica.

Figura 10 – Projeto final do robô CRAS visualizado no software SolidWorks.



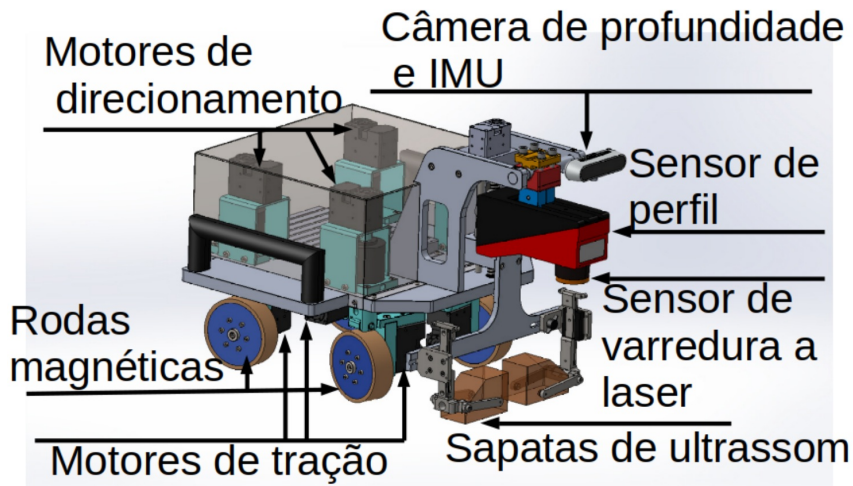
Fonte: (VENTURA; DIAS, 2020).

O ambiente em que o robô trabalha é muito inóspito, sujeito a vapor, altas temperaturas e sujeira. Por isso, muitos cuidados devem ser tomados para garantir a segurança dos equipamentos. O casco fornece proteção ao equipamento interno, mas rodas e sensores devem operar sem proteção e, portanto, devem ser capazes de suportar a temperatura e o vapor, garantindo uma distância segura ou utilizando equipamentos resistentes.

Na parte frontal (Figura 11) do robô podem ser encontrados todos os sensores. Eles permitem a detecção de cordão de solda, aquisição de imagem na direção frontal, inspeção ultrassônica de *phased-array* e detecção de obstáculos. O sensor de perfil LRS 36/6 é utilizado para detectar o cordão de solda identificando diferenças milimétricas de elevação captadas por varredura a laser e, com isso, guiar o robô ao longo do cordão de solda. O Hokuyo UST 10-LX fornece uma leitura de varredura a laser linear de 270 graus ao redor do robô coletando dados de distância que são convertidos em pontos 3D para detectar obstáculos no caminho do robô, evitando danos ou acidentes. A câmera de profundidade Intel Realsense d435 fornece

informações adicionais da topografia na frente do robô, permite que o operador navegue no robô remotamente observando para onde o robô está indo.

Figura 11 – Diagrama dos principais componentes do robô.



Fonte: Autoria própria.

Por fim, o equipamento ultrassônico é fixado em um fuso rosqueado que permite que ele se mova ao longo do eixo vertical do robô, sendo elevado para navegação sobre o tanque ou transporte e abaixado ao realizar a inspeção. Este equipamento de ensaio não-destrutivo consiste em duas sapatas para inspeção ultrassônica *phased-array*. As sapatas são feitas de um material resistente a altas temperaturas. Cada sapata é conectada a duas mangueiras de água. A água serve como acoplante entre a sapata e a superfície do tanque, permitindo um caminho sônico com interferência e dispersão reduzidas. As sapatas têm um pequeno ângulo de liberdade sobre os eixos de rotação e inclinação para permitir que alcancem o contato adequado em superfícies curvas. Quatro molas, duas para cada sapata, aplicam força na sapata sobre a superfície após o contato para garantir o posicionamento correto.

Com isso, o robô possui todas as ferramentas para realizar uma inspeção precisa e uniforme sobre o tanque. Apesar disso, o operador muitas vezes não possuirá visão direta da superfície sobre a qual o robô está navegando, dos seus arredores e do cordão de solda que é o alvo de estudo do robô. Para permitir o acesso a estas informações, os sensores dispostos na dianteira do robô coletam dados espaciais e de imagem do ambiente, que devem ser adquiridos, tratados e apresentados ao operador de forma compreensível, e influenciam não só na tomada de decisão do operador como também de modo subliminar por meio dos algoritmos de controle para evitar colisões no caso de erro humano e aprimorar o controle do operador sobre o robô.

3.1 INTERFACE

Além do desenvolvimento do chassi por parte da equipe mecânica do projeto, a equipe de desenvolvimento de software projetou uma interface gráfica para facilitar a interação com o operador.

A interface gráfica é utilizada como uma forma para a visualização das informações pertinentes ao robô. O software é separado em duas abas, as quais indicam os dados dos motores e os dados de navegação. A Figura 12(a) apresenta a tela do estado de cada um dos nove motores. Os dados de cada um dos motores informados são a temperatura, a tensão, a corrente e o estado de funcionamento, o qual indica se o motor está apto para operar. Por causa da topologia, quatro motores de tração e quatro motores de direcionamento das rodas são utilizados. A velocidade dos motores de tração e a posição dos motores de orientação são informados na interface. Um motor na estrutura que prende as sapatas de ultrassom, chamada de garfo, existe para descer e subir as sapatas para inspeção. A posição do motor do garfo também é informada em número de passos do servo motor.

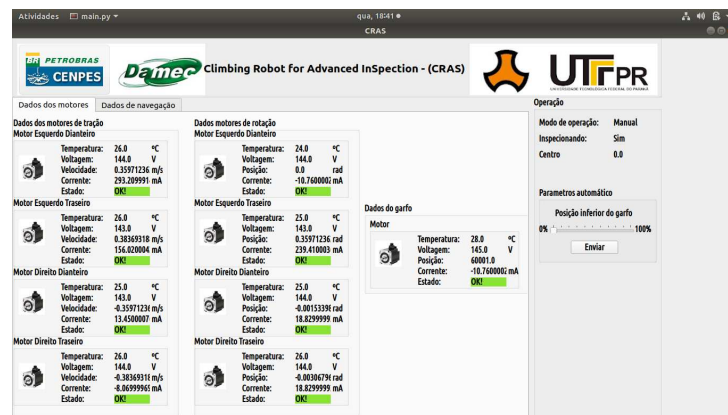
A Figura 12(b) apresenta a tela com os dados de navegação do robô. A interface possibilita ao operador visualizar os dados da câmera, o sinal bruto do sensor de perfil e o sinal processado do sensor de perfil durante a operação do robô.

As informações sobre a operação do robô são mostradas à direita da tela. Nesta parte da tela ficam informações exibindo o modo de navegação, o modo operação do robô (manual ou autônomo), e se uma inspeção está em andamento ou não. Uma variável informa a posição do centro do cordão de solda calculada pelo sensor de perfil. Além disso, um parâmetro para o ajuste do garfo de ultrassom também está presente, permitindo definir a posição do garfo quando abaixado para colocar as sapatas em contato com o tanque. Definir tal valor é importante pois, dependendo da curvatura do tanque, a sapata pode ter pouca força de contato, impedindo uma leitura coerente por parte do equipamento de inspeção. Forçar o garfo numa posição mais baixa resolve o problema de contato com o tanque.

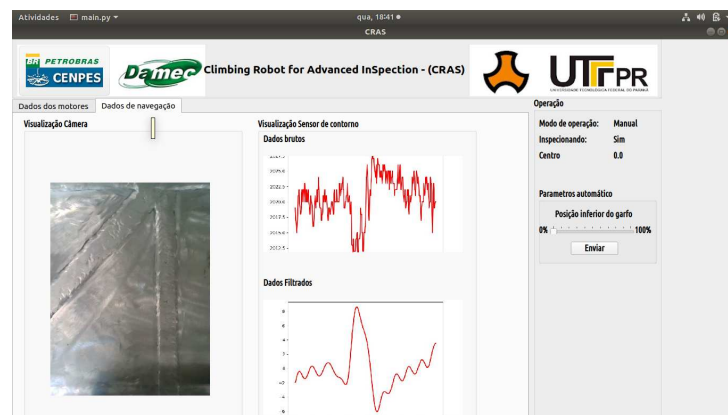
3.2 AUTONOMIA

Além do controle manual do robô, um modo autônomo de inspeção realizando seguimento de solda foi proposto. Este modo autônomo foi desenvolvido e uma descrição do processo pode ser encontrado em (TERRES *et al.*, 2019). O processo atual utiliza uma leitura proveniente

Figura 12 – Telas principais da interface gráfica para o operador.



(a) Tela com dados dos motores.



(b) Tela com dados de navegação.

Fonte: Autoria própria.

do sensor de perfil Leuze Electronic LRS 36/6 convertida para nuvem de pontos como entrada. Esta nuvem de pontos passa por um processo de ajuste de altura, onde a curvatura do tanque é compensada, e filtragem, reduzindo ruído da aquisição. Após isso, o centro de solda é encontrado, baseando-se no centro de solda da leitura anterior e na diferença entre o pico em relação a média do sinal. Por fim, uma média entre o centro encontrado e os últimos cinco valores de centro de solda para minimizar ruído gerado pela variação na superfície da solda. Um controle fuzzy é aplicado baseado na posição do centro da solda encontrado para corrigir o alinhamento do robô. Mais informações sobre a detecção de solda e o modo autônomo podem ser encontradas em (TERRES *et al.*, 2019; PALAR *et al.*, 2019).

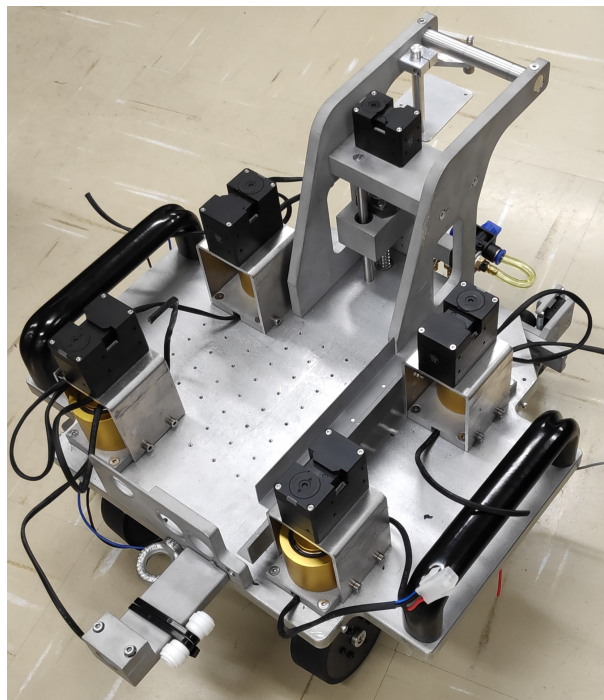
Apesar de o robô ter conseguido resultados por meio da identificação de solda utilizando apenas o sensor Leuze Electronic LRS 36/6, o método não apresenta robustez para o uso em campo. Reflexo do sol, temperatura e escória na superfície do tanque diminuem a confiabilidade total do algoritmo e impedem que o robô CRAS continue seguindo o cordão de solda. O algoritmo

também não é capaz de inferir a orientação da solda, permitindo apenas correção lateral linear do robô, o que foi identificado como um problema para o modo autônomo. Estes problemas motivaram o desenvolvimento do atual trabalho.

3.3 CONTRIBUIÇÕES DA TESE NO PROJETO

A proposta de se realizar identificação e seguimento de solda baseado em fusão de sensores RGB-D depende inicialmente de um robô funcional carregando tais sensores e de um equipamento de inspeção ultrassônica para aquisição de dados e validação. O desenvolvimento do robô foi definido como trabalho inicial e teve início após a usinagem e montagem do chassi. A partir do esqueleto principal, mostrado na Figura 13, contendo apenas os motores e anéis coletores que permitem a rotação infinita das rodas enquanto mantêm-se o contato elétrico e eletrônico do motor das rodas, e dos componentes a serem integrados ao robô, o projeto elétrico e eletrônico dos componentes foi realizado.

Figura 13 – Chassi do robô CRAS recém usinado e montado. Dentre os componentes, apenas os motores e anéis coletores estão presentes.



Fonte: Autoria própria.

3.3.1 Projeto elétrico e eletrônico

O robô é composto de um computador Intel NUC, oito motores Dynamixel para dar tração e direção às rodas, um motor para subir e descer o garfo de inspeção, um sensor de perfil para detectar a solda, uma câmera 3D e um *laser scanner* para detecção de obstáculos. A lista total de componentes e seu uso podem ser visualizados na Tabelas 2.

Tabela 2 – Componentes presentes no robô CRAS.

Componente	Qtde	Uso	Descrição
Conectores Neutrik	2	Conexão	Conectores de rede e alimentação
Anéis coletores	4	Conexão	Conectam os cabos dos motores das rodas de modo a permitir rotação infinita
Dynamixel XM540-W270-R	8	Atuador	Motores de tração e direção para as rodas
Dynamixel XM430-W350-R	1	Atuador	Motor responsável por erguer ou baixar o garfo de inspeção
Intel Realsense d435	1	Sensor	Câmera RGBD (3D + imagem) para orientação e detecção de obstáculos
Leuze LRS 36/6	1	Sensor	Sensor de perfil para detecção do cordão de solda
Hokuyo URG-04LX	1	Sensor	Sensor <i>laser scanner</i> para detecção de obstáculos ao redor do robô
Intel NUC d54250wyk	1	Processador	Computador principal do robô
Switch Advantech EKI-2528	1	Rede	Interconexão de rede

A fixação e conexão de todos os componentes foi realizada considerando o ambiente no qual o robô irá atuar. O projeto elétrico foi realizado de modo a suportar uma corrente maior do que a utilizada para considerar a influência da alta temperatura.

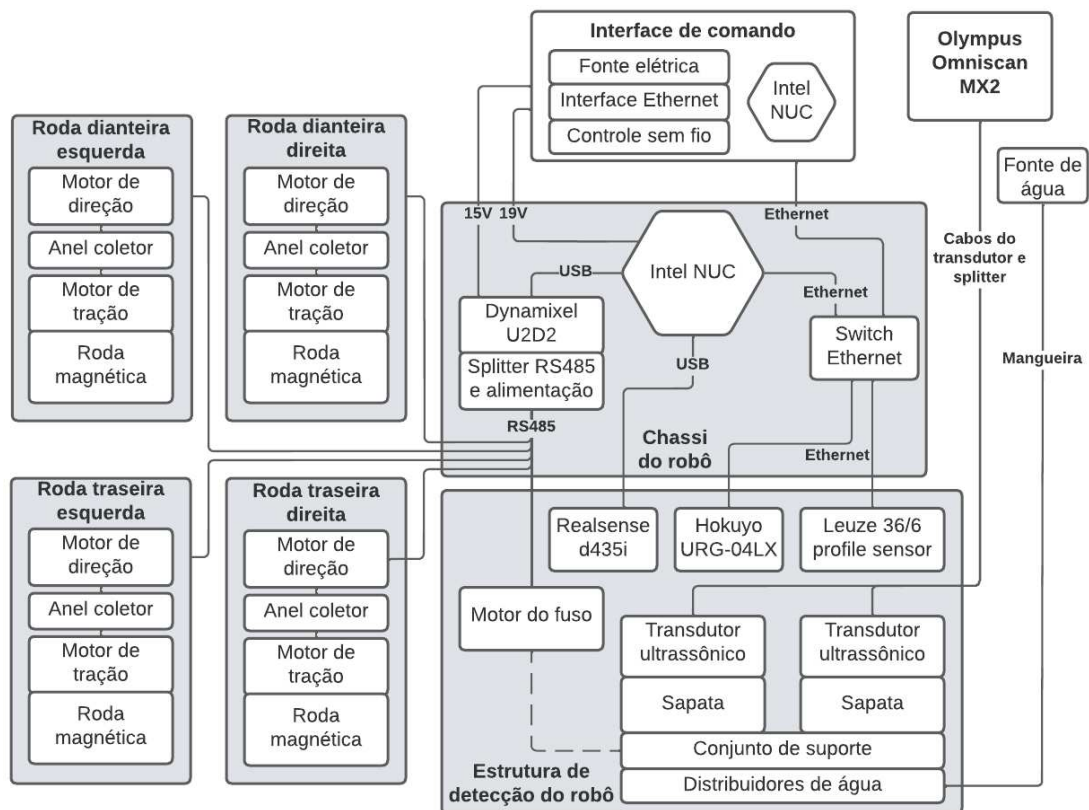
Os anéis coletores de três vias cada realizam a conexão dos quatro motores de tração das rodas aos motores de direção e ao motor do garfo mantendo contato durante rotação sem limite de ângulo. Os motores estão todos ligados na mesma rede de comunicação, que é convertida para USB, permitindo que todos os motores possam ser controlados pelo computador do robô. Por meio dos anéis coletores o robô atinge a topologia projetada, uma vez que as rodas podem ser direcionadas em qualquer ângulo por qualquer sentido, nunca tendo perigo de enrolar cabos.

O umbilical do robô traz a alimentação e conexão de rede da maleta de comando. Os motores possuem alimentação 12V aceitando entre 10V e 15V. De acordo com o *datasheet* do desenvolvedor em (PARK, 2021), o pico de torque dos motores acontece próximo aos 15V. Portanto, devido ao peso de todo o sistema, a alimentação foi regulada em 14,8V, para permitir um torque maior aos motores porém ainda possuindo uma margem de segurança para variação da tensão. A alimentação de 14,8V também dá energia ao switch Advantech. O umbilical também providencia alimentação de 19V para o computador NUC e o sensor Leuze LRS 36/6. O restante dos componentes são alimentados por 5V derivados das saídas USB do computador.

Um switch Advantech realiza a interface de rede entre todos os componentes do robô: o computador NUC, o sensor de perfil Leuze e o sensor *laser scanner* Hokuyo. Nele também está conectado o cabo de rede que percorre por dentro do umbilical e realiza a conexão com o restante dos componentes que estão na maleta de interface: o computador da maleta e as duas conexões de rede disponíveis na parte superior da interface de comando. Isso permite com que a maleta e outros dispositivos possam facilmente ser conectados na mesma rede que o robô.

A Figura 14 mostra um diagrama com os componentes do robô e sua estrutura. Nele também se encontram os acessórios externos necessários para operação, como a interface de comandos e o instrumento de END por ultrassom *phased-array* Olympus Omniscan.

Figura 14 – Diagrama da estrutura do robô, seus componentes e acessórios necessários para operação.



Fonte: Autoria própria.

Além da montagem do robô, foi necessário desenvolver os algoritmos que permitem o uso de todas as funcionalidades propostas, sendo estes de controle, odometria e interface. O projeto destas funcionalidades é descrito nas próximas subseções.

3.3.2 Controle e Acionamento

O robô CRAS possui topologia de quatro rodas independentes direcionáveis, o que permite movimentos complexos e capacidade de manobra em espaços confinados. A topologia traz alguns pontos positivos e negativos. Entre os pontos positivos é possível citar a manobrabilidade, tração, holonomia, alta capacidade de manutenção e modularidade (*serviceability*, uma vez que o sistema de cada roda é idêntico) e fricção lateral reduzida. Entre os pontos negativos estão a massa, quantidade de motores e a complexidade, tanto para implementação do sistema quanto para o operador.

Uma das condições impostas pelo ambiente onde o robô atua é de restringir o deslizamento lateral das rodas ao máximo, permitindo apenas os movimentos de curva, rotação e "caranguejo" (movimento direcional sem rotação do chassi), chamado de "swerve drive", e limitando os movimentos mais complexos permitidos pela topologia do robô como, por exemplo, o movimento linear enquanto rotaciona sua base simultaneamente, controle chamado de "ocelot drive". O robô não necessita de tais movimentos para operar, e com a topologia proposta já consegue atingir manobrabilidade alta sem escorregamento lateral (superando as topologias diferencial ou de direção dianteira, por exemplo).

Como dito, o método de controle utilizado para cinemática direta de um robô de quatro rodas independentes direcionáveis é chamado "swerve drive", onde todas as rodas contribuem para a direção de rotação e movimento linear do robô. O equacionamento para tal cinemática é baseado em encontrar o centro de rotação do robô para o movimento desejado, calcular o raio relativo de cada roda a tal centro e posicioná-las ortogonalmente ao centro de rotação de modo que todas contribuam diretamente ao movimento esperado.

O centro de rotação do movimento deve estar relativo ao centro de massa do robô para garantir um movimento equilibrado quando o robô se encontra em posições que desafiam sua aderência à estrutura metálica, por exemplo em situações com o robô aderido à uma chapa vertical. Um centro de rotação do robô diferente do seu centro de massa aumenta a chance de deslizamento das rodas e subsequente queda.

O controle de um robô móvel é dado por meio de comandos de velocidade globais referentes ao centro de massa do robô utilizando o formato (V_x, V_y, ω) . A cinemática direta deve ser capaz de traduzir estes comandos para comandos individuais a cada motor, definindo velocidade e orientação de cada roda. No robô CRAS, as quatro rodas são independentes,

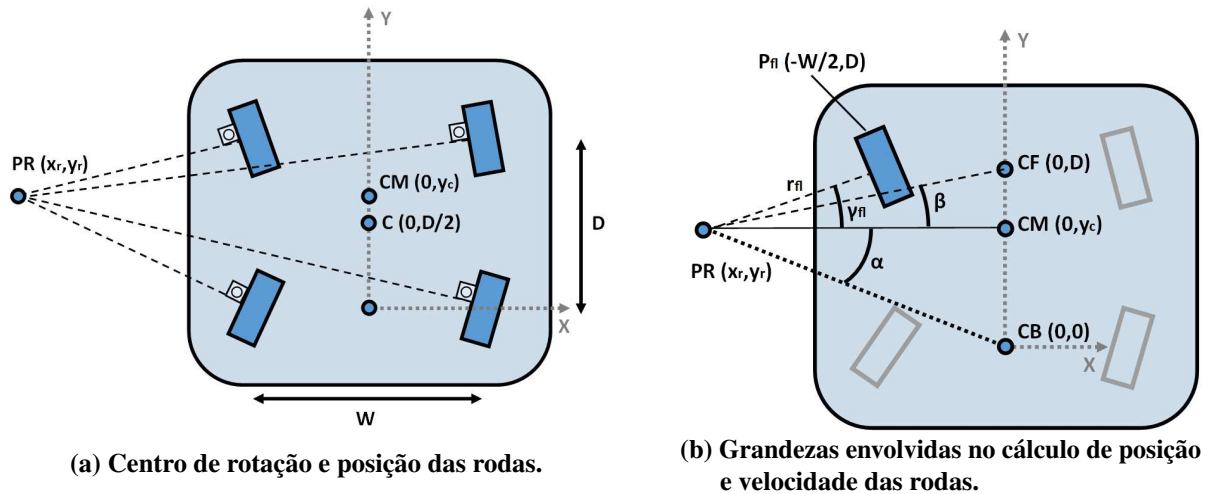
acionáveis e direcionáveis.

Por causa da decisão de limitar os movimentos do robô para reduzir arrasto lateral das rodas, a cinemática do robô precisou ser dividida em dois modos, chamados de "modo carro", onde são interpretados apenas comandos no formato $(V_x, 0, \omega)$, e "modo caranguejo", onde são interpretados comandos no formato $(V_x, V_y, 0)$. A troca entre os dois modos poderia ser feita de modo independente, porém foi decidido colocar um botão que alterne entre um e outro para que o usuário tenha mais controle dos movimentos que o robô pode realizar.

Para o "modo caranguejo", com comandos em $(V_x, V_y, 0)$, o robô se move sem rotacionar sua base, movimento útil quando o robô está alinhado com a solda mas ainda com erro linear na sua posição, ou quando o seu umbilical possui alguma restrição. Neste modo, todas as rodas realizam o mesmo movimento, tanto em questão de velocidade quanto em orientação. O ângulo assumido pelas rodas é o arco tangente sensível a quadrante entre V_x e V_y . A velocidade é dada pela raiz dos quadrados dos valores. É calculado também um ângulo candidato oposto e medida a distância do arco em relação aos dois ângulos para minimizar o movimento de rotação da roda. No caso do ângulo oposto ser escolhido, a velocidade assume valor negativo para compensar e realizar o movimento na direção correta.

No "modo carro", com comandos em $(V_x, 0, \omega)$, é definido um ponto de rotação dado por $x_r = V_x / 2\pi\omega$, correspondente à coordenada x do ponto central de rotação. A coordenada y_r é igual a do centro de massa do robô y_c . A Figura 15(a) define os conceitos principais para definir a cinemática correta.

Figura 15 – Esquema mostrando as principais coordenadas e grandezas envolvidas na cinemática do robô. CM: centro de massa, C: centro, CF: centro dianteiro, CB: centro traseiro, PR: ponto de rotação, W: largura, D: comprimento.



Fonte: Autoria própria.

A orientação para cada roda é ortogonal ao centro de rotação, dada pelo arco tangente entre a distância entre centro de roda e centro de rotação. A equação 1 mostra os cálculos necessários para encontrar a orientação de cada roda. As notações dos índices *fl* (esquerda dianteira), *fr* (direita dianteira), *bl* (traseira esquerda) e *br* (traseira direita) utilizados se referem a posição da roda em inglês.

$$\begin{aligned}\theta_{fl} &= \arctan\left(\frac{D - y_c}{x_r - W/2}\right) \\ \theta_{fr} &= \arctan\left(\frac{D - y_c}{x_r + W/2}\right) \\ \theta_{bl} &= \arctan\left(\frac{y_c}{x_r - W/2}\right) \\ \theta_{br} &= \arctan\left(\frac{y_c}{x_r + W/2}\right)\end{aligned}\tag{1}$$

A velocidade assumida por cada roda deve ser ponderada por um fator baseado na distância da roda ao centro do eixo respectivo da roda. Seguindo o exemplo, a velocidade da roda dianteira esquerda leva em conta a relação entre o seu centro de roda e ao ponto CF (centro frontal) da Figura 15(b). Portanto, a velocidade da roda dianteira esquerda pode ser calculada de acordo com a equação 2.

$$V_{fl} = V_x \frac{\sqrt{(x_r - W/2)^2 + (D - y_c)^2}}{\sqrt{(D - y_c)^2 + x_r^2}}\tag{2}$$

Os ângulos α e β mostrados na Figura 15(b) referem-se ao centro de massa do robô e são característicos da topologia. Se $\alpha = -\beta$ então a topologia seria quatro rodas direcionáveis padrão, onde o centro de massa é igual ao centro entre as quatro rodas. Ângulos desproporcionais definem o centro de massa em posição fora do centro entre as rodas. Para o "modo caranguejo" estes ângulos possuem valor idêntico.

3.3.3 Odometria

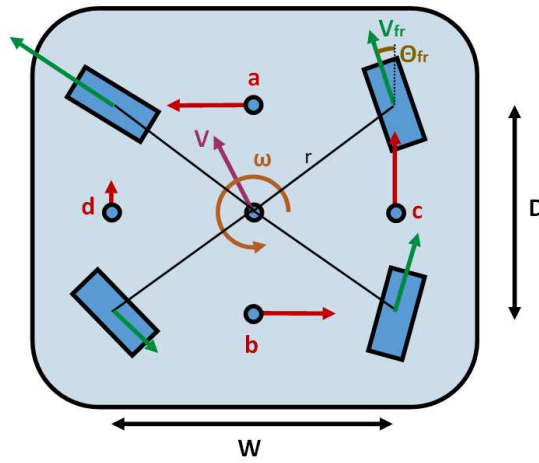
A odometria no robô CRAS é utilizada para identificar a posição do robô no tanque e manter o operador informado sobre o quanto o robô andou durante inspeção, calculando não só o deslocamento total do robô mas também o deslocamento desde que o robô colocou o equipamento de inspeção na trilha de solda.

A fonte de odometria principal é baseada nas rodas do robô e segue o conceito de, baseando-se na movimentação informada pelos motores do robô, prever a posição esperada.

O cálculo da odometria é um pouco mais simples em relação ao da cinemática, pois agora o ponto de referência não é o centro de massa, mas o ponto central entre as quatro rodas do robô. Do ponto de vista de navegação, a diferença de pontos de referência é resolvida por uma transformada definida entre o centro de massa e o centro das quatro rodas.

A odometria é calculada a partir das componentes angulares e lineares do vetor de velocidade de cada roda. Definem-se quatro componentes a , b , c e d , como mostrado na Figura 16, correspondendo à velocidade resultante no ponto médio entre cada duas rodas adjacentes, definidas pelas equações 3,

Figura 16 – Diagrama para cálculo da odometria de roda do robô.



Fonte: Autoria própria.

$$\begin{aligned}
 a &= \frac{r_w}{2}(V_{rb} \sin \theta_{rb} + V_{lb} \sin \theta_{lb}) \\
 b &= \frac{r_w}{2}(V_{rf} \sin \theta_{rf} + V_{lf} \sin \theta_{lf}) \\
 c &= \frac{r_w}{2}(V_{rf} \cos \theta_{rf} + V_{rb} \cos \theta_{rb}) \\
 d &= \frac{r_w}{2}(V_{lf} \cos \theta_{lf} + V_{lb} \cos \theta_{lb})
 \end{aligned} \tag{3}$$

onde r_w é o raio da roda do robô; V_{lf} , V_{lb} , V_{rf} e V_{rb} são as velocidades de cada roda e θ_{lf} , θ_{lb} , θ_{rf} e θ_{rb} são os ângulos de orientação de cada roda. Desse modo, os valores de velocidade linear em x (V_x), velocidade linear em y (V_y) e velocidade angular (ω) podem ser dados pelas equações 4,

$$\begin{aligned}
 V_x &= \frac{c + d}{2} \\
 V_y &= \frac{a + b}{2} \\
 \omega &= \frac{b - a}{D} + \frac{c - d}{W}
 \end{aligned} \tag{4}$$

que calculam continuamente o deslocamento detectado e, quando atualizados num espaço tridimensional compondo-o com valores passados, permitem o monitoramento da posição do robô ao longo de uma inspeção.

3.3.4 Interface com o operador

O projeto CRAS é composto de três principais componentes: o robô CRAS, o equipamento de ultrassom e a maleta de interface. É esperado que na utilização do robô ele possa ser controlado por uma pessoa leiga em robótica, programação e informática. Para isso, uma interface amigável foi desenvolvida de modo que o operador possa realizar a inspeção sem que seja necessário maiores conhecimentos além da leitura de um manual. A interface homem-máquina desenvolvida para o projeto está descrita nesta seção.

Toda a interface com o robô é realizada pela maleta de comando e seus componentes. Para comandar o robô, o controle sem fio conectado à maleta é utilizado. Isto inclui colocar o robô em modo de inspeção e realizar o seguimento automático de solda. As informações necessárias para a operação se encontram todas na interface gráfica. A inspeção utiliza o equipamento de ensaio não-destrutivo, que possui tela, interface e botões próprios. Comandos relacionados ao sistema de ultrassom, como por exemplo configuração de nova inspeção, salvamento de dados ou visualização de dados adquiridos, devem ser feitos utilizando o equipamento de ultrassom. Para tais procedimentos, o manual do Olympus Omniscan deve ser consultado.

A maleta possui o controle sem fio, um conjunto de mouse e teclado conectados no seu computador interno, um botão de emergência que corta completamente a energia da maleta e do robô, um botão liga/desliga com LED, um hub USB para conexões auxiliares, conectores de entrada e de saída de energia e rede, três telas auxiliares (duas na tampa, uma no centro), um monitor principal na tampa e visores de amperímetro e voltímetro. A Figura 17 mostra a localização de cada componente de interface na maleta.

A seguir, cada componente e seu uso será descrito:

- **Mouse, teclado e monitor principal:** tal qual um computador pessoal, a maleta de

Figura 17 – Maleta de interface com operador do projeto CRAS.



Fonte: Autoria própria.

comando possui dentro de si computador no qual está instalado o programa de interface com o robô CRAS. Este mesmo computador possui como dispositivo de saída de vídeo o monitor principal, onde o operador pode visualizar durante operação a interface gráfica do projeto CRAS.

- **Hub USB:** hub com conectores USBs adicionais. O hub está ligado diretamente ao computador interno da maleta. Usado para conectar facilmente outros periféricos como pen-drives. Neste hub USB fica conectado o receptor para o controle sem fio.
- **Conectores:** conectores que providenciam energia e conexão de rede ao sistema. Os conectores de energia são codificados por cor e forma, sendo impossível inverter cabos. O conector cinza conecta a saída da fonte de energia da maleta ao robô. O conector de azul leva energia da rede elétrica à maleta. Os conectores de rede providenciam conexão de rede interna ou à Internet ao sistema. Os dois conectores de rede estão diretamente ligados a um switch, sendo portanto intercambiáveis, não havendo distinção entre ambos. Para que o robô funcione, um conector deve estar ligando o robô à maleta.
- **Telas auxiliares:** exibem informações do sistema como direção das rodas do robô, temperatura interna, dados de acelerômetro e velocímetro, e posição do garfo.

- **Amperímetro e voltímetro:** mostram os dados de corrente (amperímetro, vermelho, baixo) em ampere e voltagem (voltímetro, luz azul, cima) em volts. A informação do amperímetro refere-se a todo o sistema e serve para monitorar a corrente total utilizada. A informação do voltímetro refere-se à voltagem da alimentação dos motores do robô.
- **Botão de emergência:** corta a energia de todo o sistema quando pressionado.
- **Controle sem fio:** dois modelos de controle sem fio fazem parte do sistema de interface, apresentados na seção 3.3.4.1.

3.3.4.1 Controles sem fio

Dois controles sem fio integram o projeto CRAS. Os controles sem fio do projeto CRAS possuem funcionamento muito similar e servem para controlar o robô e enviar todos os comandos necessários para movimentação do robô e configuração dos seus modos de operação. Ambos os controles são capazes de transmitir todos os comandos e configurar os modos de operação do robô. Os controles são conectados de modo sem fio à maleta de comando, que está conectada ao robô pelo umbilical. O motivo pelo uso de controles sem fio é para permitir ao operador se posicionar perto do robô e controlá-lo diretamente, caso tenha visão da área de inspeção e do robô.

O controle sem fio industrial é utilizado para a operação do robô em campo, e possui um padrão de segurança NR12 e proteção IP65. Opera na faixa de frequência 2.4GHz e possui dois controladores analógicos com duas velocidades, duas chaves liga/desliga e quatro botões laterais. O controle sem fio de laboratório é o controle usado para ensaios e testes fora de situação de risco. Possui bateria recarregável por USB-C e seu receptor é alimentado pela própria porta USB onde está conectado. Por causa destas características é mais prático e confortável. Este controle também possui suporte a celular, permitindo transmitir a visão da câmera Realsense para um celular. A Figura 18 mostra o controle de laboratório e o controle para uso em campo.

Ambos os controles sem fio são capazes de realizar as tarefas designadas pelo algoritmo de movimentação do robô. A Tabela 3 apresenta as funcionalidades e o respectivo botão em cada controle.

É por meio dos comandos de movimento linear e angular dados pelo operador ou pelo algoritmo de navegação autônoma que o robô se move, enviados numa mensagem no estilo comando de velocidade (*cmd_vel*), muito comum para robôs móveis que utilizam ROS. Os

Figura 18 – Controles sem fio para interface com o robô do projeto CRAS.



(a) Controle sem fio industrial de uso em campo.



(b) Controle sem fio de uso em laboratório.

Fonte: Autoria própria.

Tabela 3 – Tabela de comandos a serem enviados por meio dos controles sem fio.

Comando	Descrição	Botão no controle sem fio industrial	Botão no controle sem fio de laboratório
Movimento linear x/y	Dá comando de velocidade linear para o robô nos dois eixos	Analógico esquerdo	Analógico esquerdo
Movimento angular	Dá comando de velocidade angular para o robô	Analógico direito horizontal	Analógico direito horizontal
Iniciar/parar inspeção	Alternar entre "modo de inspeção" e "modo de navegação"	Chave liga/desliga superior	Botão Start
Erguer/baixar garfo	Ergue ou abaixa o garfo que segura as sapatas com transdutores	Chave liga/desliga inferior	Direcionais cima/baixo
Parar	Joga os comandos de velocidade para zero, independente do modo	Botão esquerdo inferior	Botão B
Alternar modo de navegação	Altera a navegação entre "modo carro" e "modo caranguejo"	Botão esquerdo superior	Botão A
Iniciar modo autônomo	Inicia o modo autônomo de seguimento de cordão de solda	Botão direito superior	Pressionar LB e RB juntos
Ligar/desligar controle	Liga ou desliga o controle sem fio	Pressionar botão direito inferior duas vezes	Deixar Home pressionado 5s

comandos de movimento são compreendidos como um vetor de velocidades (V_x, V_y, θ) onde V_x e V_y são as velocidades lineares e θ é a velocidade angular. Estes comandos permitam que o operador mova o robô de modo intuitivo com o método de locomoção desenvolvido, descrito na próxima seção.

3.3.5 Modo de Locomoção

A movimentação do robô se dá em dois modos de navegação: o "modo carro" e o "modo caranguejo". Ambos os modos são divididos para evitar que as rodas do robô arrastem lateralmente em cima da estrutura metálica. Tal movimento resultaria em perda de tração, dano ao polímero revestindo a roda e dano ao revestimento da superfície metálica.

O "modo carro" é utilizado para ajustar a orientação do robô. É o modo mais intuitivo de navegação onde o robô se comporta como um carro com direção nas quatro rodas. A diferença é que ao invés de direção dianteira, que colocaria o centro de rotação no centro do eixo traseiro ocasionando arrasto leve nas rodas traseiras, o robô direciona todas as rodas no sentido do movimento e evita arrasto lateral, com centro de rotação sobre o seu centro de massa. Este modo também engloba a rotação sobre o próprio eixo, no caso de velocidade linear zero.

O "modo caranguejo" é utilizado para ajustar o alinhamento quando a orientação já está no sentido desejado. Tal modo é prático para situações onde o operador precise garantir que o sentido do robô não varie, como por exemplo para compensar escorregamentos ou para navegar até outro cordão de solda no mesmo sentido que o cordão que estava sendo inspecionado. Este modo mantém a base do robô fixa sem rotação.

Além dos dois modos, o movimento do robô também é alterado em comportamento dependendo se o "modo de inspeção" está ligado ou não. O modo de inspeção pode ser ligado ou desligado independente dos modos de navegação. Fora do modo de inspeção o robô se move mais rápido, não pode abaixar o garfo com as sapatas, e tem mais autonomia de movimento no caso do modo carro (curvas fechadas). No modo de inspeção o robô se move em velocidade de inspeção, é permitido se mover com o garfo abaixado para conectar as sapatas dos transdutores à superfície, e realiza apenas curvas abertas no modo carro. É importante notar que ao entrar no modo de inspeção, o robô também alterna automaticamente para o modo carro e zera sua odometria (contagem metros percorridos) para permitir maior controle sobre o comprimento de cordão de solda percorrido durante inspeção. O modo de inspeção é usado para conduzir uma inspeção de cordão de solda de modo manual (navegação dada pelo operador controlando o robô) ou de modo autônomo.

O "modo autônomo" também é uma opção para o operador, que pode iniciá-lo após posicionar o robô orientado para início de inspeção (direcionado ao cordão de solda). Este modo inicia o modo autônomo desenvolvido previamente, guiando autonomamente o robô ao longo do cordão de solda enquanto compensa desvios de alinhamento lateral. É importante reiterar que este modo, como implementado atualmente, não compensa desvios de direção, portanto se um lado do robô escorregar de modo que o robô rotacione para fora do cordão de solda, o modo autônomo não será capaz de corrigir a inspeção. Isto ocorre porque o sensor de perfil não é capaz de inferir orientação do cordão de solda, apenas centro e largura. Iniciar o modo autônomo coloca o robô automaticamente no modo de inspeção. Um dos resultados desta tese

busca aprimorar sobre a versão atual deste modo, que usa dados apenas do sensor de perfil, de modo a possibilitar a correção de direção e alinhamento, identificando de modo robusto o cordão de solda.

Além dos comandos descritos, existem também os comandos de parada e os comandos de levantar e descer o garfo que carrega os transdutores. A posição do garfo abaixado é configurada na interface gráfica, descrita na seção 3.1. Todos os sistemas descritos nesta seção foram validados em laboratório e em campo.

3.4 VALIDAÇÃO DOS ALGORITMOS DE CONTROLE E ODOMETRIA

A performance do robô foi avaliada por diversos ensaios em campo. Após conclusão de sua usinagem, montagem, projeto elétrico e eletrônico, o robô foi submetido a testes utilizando controle e interface básicos para avaliar a melhor maneira de conduzir o desenvolvimento dos algoritmos e posterior implementação dos algoritmos de controle, odometria e interface.

Os testes tiveram o objetivo de validar as diversas etapas de desenvolvimento do robô. Desde testes iniciais validando o chassi e adesão até o teste final onde o robô foi capaz de conduzir uma inspeção ultrassom enquanto no modo autônomo.

Ensaio em laboratório foram realizado com a ajuda de recortes de chapas de tanques reais. Ensaio a quente em laboratório também foram realizados para simular o ambiente que o robô encontrará quando realizar inspeção sobre a estrutura-alvo em operação. O robô foi validado no âmbito de inspeção, adesão e navegação completamente por meio destes testes. Estes testes iniciais no laboratório estabelecem parâmetros de segurança para a realização dos testes em campo.

O primeiro ensaio em campo foi realizado com o robô recém-montado, em tanques descontinuados pertencentes a empresa CSM (Calderaria, Saneamento e Montagens Ltda.). O robô foi afixado ao tanque com os motores energizados e avaliado se a capacidade de adesão magnética era suficiente para manter o robô estável. A Figura 19 mostra o robô aderido ao tanque sem escorregar. Neste teste também foram dados comandos básicos aos motores para avaliar movimento e rotação sobre o próprio eixo. Foi verificado que o chassi cumpria o propósito de manter o robô aderido e promover cambagem para adequação das rodas à curvatura, porém foi notado uma limitação de movimentos complexos em superfícies curvas, onde o robô desconecta uma de suas rodas quando não alinhado à curvatura (quando na diagonal, por exemplo). Neste ensaio também foi notado que a cambagem possuía muita liberdade, prejudicando o movimento

e a estabilidade do robô.

Figura 19 – Robô CRAS recém montado executando testes de adesão e movimentação em um vaso descontinuo.



Fonte: Autoria própria.

Após este ensaio foi iniciado o desenvolvimento nos algoritmos de controle e interface. Comandos básicos foram programados para movimentar o robô para frente ou para trás, para os lados e rotacionar sobre o próprio eixo. Um *joystick* foi configurado para permitir emitir tais comandos de modo prático. Uma limitação foi imposta sobre a cambagem utilizando polímeros deformáveis customizados inseridos nos batentes das rodas, de modo que agora a força elástica se opõe à cambagem permitindo maior estabilidade, especialmente quando navegando sentido horizontal. O robô também recebeu atualizações na conexão da mangueira de água e foi desenvolvido um suporte para o codificador rotativo, necessário para uma inspeção ultrassom confiável.

Após estas atualizações e validações de cada sistema no ambiente de teste em laboratório, foi decidido que o robô estava preparado para uma tentativa de validação em ambiente real, na Refinaria Presidente Getúlio Vargas (REPAR), que possui uma chaminé descontinuada para servir de corpo de prova. Neste ensaio, foram validados os procedimentos de início de operação, como conexão de energia utilizando conectores do padrão utilizado nas refinarias e a conexão de água, e também testes adicionais de validação da movimentação, por meio da navegação em ambiente inóspito, com presença de poeira e vapor. A Figura 20 mostra o robô CRAS realizando testes de movimentação na REPAR.

Os testes seguintes foram realizados com foco em atualizar continuamente os algoritmos

Figura 20 – Robô CRAS realizando testes de movimentação em chaminé descontinuada da Refinaria Presidente Getúlio Vargas (REPAR).



Fonte: Autoria própria.

a serem desenvolvidos: controle, interface e odometria. A interface e controle do robô tiveram o desenvolvimento iniciado e foram progressivamente testados em laboratório. Por conta dos testes, várias observações foram feitas ao algoritmo, iteradamente incluídas na próxima versão e novamente testadas até que os algoritmos atingissem um desempenho satisfatório.

Dentre as observações realizadas por meio de testes em campo referentes ao controle, é válido citar:

- A tração das rodas devem ter uma aceleração baixa para evitar picos de corrente. Picos de corrente causavam queda dos motores quando a carga do robô era muito alta, por exemplo, quando o robô está muito alto e precisa carregar uma extensão grande do umbilical.
- A velocidade máxima de direção das rodas deve ser baixa. Mudar drasticamente a direção das quatro rodas simultaneamente reduz muito o coeficiente de atrito das rodas e aumenta muito a chance de deslizamento, comprometendo o posicionamento.
- O centro de rotação do robô deve equivaler ao centro de massa. Devido à parte frontal do robô carregar sensores e transdutores, o centro de massa está mais perto das rodas dianteiras. Manobras realizadas quando o centro de rotação era localizado no centro das quatro rodas geravam muito momento e isto causava deslizamento das rodas.

Relacionado à interface de operação, foi verificado as seguintes observações principais:

- O robô precisa de dois modos de movimentação, um para deslocamento fora de inspeção e outro para deslocamento durante inspeção. Apenas é possível baixar o equipamento de ultrassom na chapa no modo de inspeção. Isso foi verificado uma vez que a velocidade de navegação de cada utilização diferia muito, não sendo confortável apenas um perfil de velocidade.
- Curvas durante o modo de inspeção devem possuir um raio grande de curvatura. O equipamento de ultrassom é posicionado longe do centro de rotação do robô o que faz com que curvas pequenas desloquem demais a frente do robô, causando risco ao equipamento de ultrassom uma vez que este era arrastado sobre a solda.
- Apesar de a interface gráfica mostrar o modo de movimentação que o robô está utilizando, é mais prático que alguns comandos garantam a troca de modo de direção para evitar confusão. Por exemplo, colocar o robô no modo de inspeção também coloca o robô no modo de direção carro, mesmo que este estivesse no modo caranguejo.
- Apesar dos controles sem fio terem a opção de ajuste fino baseado nos direcionais analógicos, é mais interessante não depender da destreza do operador e definir valores de velocidade angular e linear como se os comandos direcionais fossem binários.

As observações citadas foram percebidas ao longo de outros dois testes em campo na CSM e outra visita à REPAR para validação adicional dos sistemas de inspeção do robô. Ao longo destes testes as observações foram implementadas levando o robô à sua versão definitiva.

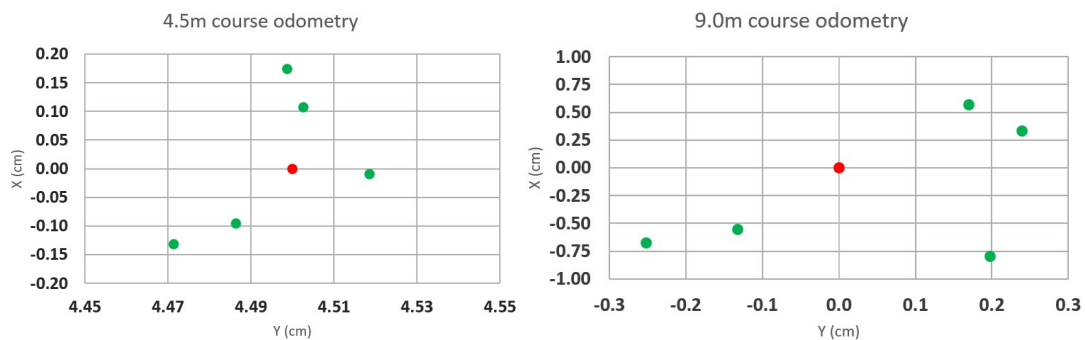
A implementação da odometria também foi realizada ao longo destes testes. Uma vez extraídas as equações que permitem a definição da odometria baseada nas rodas e sua implementação no robô, os testes iniciais em laboratório logo verificaram uma margem de erro menor do que 5% ao longo de 3 metros.

O robô foi então submetido a testes qualitativos de odometria, utilizando controle manual do robô. Após calibração completa da odometria, três trajetos foram definidos no laboratório para avaliar o erro entre o movimento realizado e o movimento percebido. Os três trajetos escolhidos para avaliação foram: 450cm em linha reta; rotação de 180 graus; e 900cm divididos entre ida e volta movimentando-se sempre à frente, ou seja, realizando 180 graus de rotação na metade do percurso. Cada teste foi repetido cinco vezes e uma média de erro foi encontrada para cada percurso. Para aferição do deslocamento real, foi definido o percurso e

demarcado com fita a posição inicial e final das rodas dianteiras do robô. Diferenças entre a posição final das rodas do robô e a posição demarcada foram contabilizadas.

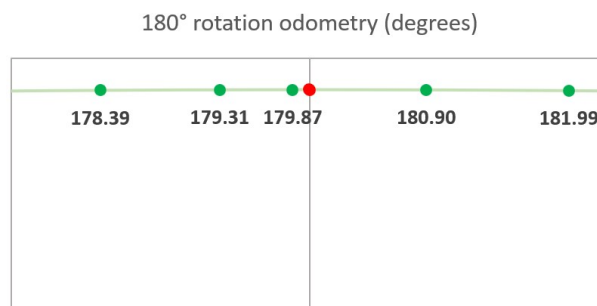
A média de erro para o percurso de deslocamento linear 450cm em linha reta foi de 0,3%. Devido a baixa velocidade de rotação das rodas e ao alto coeficiente de atrito com o chão evitando deslizamento, um erro pequeno era esperado. O erro médio de rotação 180 graus encontrado foi de 2,2%, equivalente a aproximadamente 4 graus de amplitude ($+2^{\circ}/-2^{\circ}$) de erro no movimento de rotação. Já para o ensaio com percurso de 900cm divididos entre ida e volta, o robô apresentou um erro de odometria de 4,5% no posicionamento. Um erro maior era esperado uma vez que o percurso envolvia movimento de rotação e o dobro do deslocamento do primeiro percurso. Os resultados dos testes de odometria podem ser visualizados na Figura 21.

Figura 21 – Resultados dos experimentos de avaliação da odometria. Pontos verdes: resultados dos ensaios. Ponto vermelho: resultado ideal.



(a) Odometria para 450cm em linha reta.

(b) Odometria para 900cm ida e volta.



(c) Odometria para rotação de 180 graus.

Fonte: Autoria própria.

A magnitude do erro de odometria foi considerada baixa o suficiente para a aplicação. Como a extensão máxima de uma inspeção é de três metros e a odometria reportada é zerada a cada inspeção, o valor de erro foi considerado aceitável.

O teste final, realizado em tanques descontinuados na empresa CSM, permitiu ao operador utilizando o robô conduzir uma inspeção ultrassom completa nos modos manual e autônomo. A iteração no desenvolvimento dos sistemas permitiu atingir um nível de controlabilidade suave

e intuitivo ao operador. Os sistemas do robô foram considerados validados diante de diversos sucessos de inspeção durante os testes realizados.

Todas as contribuições desta etapa da tese que dizem respeito aos modos de navegação foram reunidas em um artigo, que incluiu também uma descrição do robô CRAS. O artigo foi publicado na revista *Robotics and Autonomous Systems* em 2024 (DALMEDICO *et al.*, 2024).

Além do desenvolvimento dos modos de navegação apresentados, os trabalhos desta tese buscam melhorar e, sobretudo, conferir robustez ao processo de aquisição de informação sobre o cordão de solda sendo inspecionado. A principal justificativa para esses novos desenvolvimentos é que o algoritmo previamente desenvolvido de identificação de solda e navegação autônoma não foi suficiente para o acompanhamento dos cordões de solda com a acurácia e eficiência necessárias à tarefa de inspeção por ultrassom. O algoritmo atual foi aprimorado com dados provenientes da câmera RGB-D com o objetivo de tornar a solução viável.

As vantagens do algoritmo a ser detalhado são a capacidade de identificar a orientação do cordão de solda, e tornar a identificação mais robusta por meio de uma fonte de informação extra. Além disso, filtros são utilizados para permitir uma melhor consistência nos dados do cordão identificado. A contribuição científica do trabalho desenvolvido é demonstrada pelo estado da arte levantado, no qual não foram encontrados outros trabalhos que propõem a implementação de identificação de cordão de solda para navegação utilizando uma ou poucas aquisições de uma câmera 3D.

4 SENSORIAMENTO E IDENTIFICAÇÃO DE CORDÕES DE SOLDA

Este capítulo apresentará a abordagem tomada para solucionar os objetivos do trabalho, descrevendo uma solução que cumpre com os objetivos da tese levantados. Este capítulo está separado entre cinco seções: o detalhamento do sensor de perfil, descrito na seção 4.1; o detalhamento do sensor RGB-D na seção 4.2; a descrição da estrutura proposta para a nova parte frontal do robô CRAS na seção 4.3; a descrição da estratégia de identificação utilizando apenas a superfície 3D do cordão de solda, na seção 4.4. A descrição do sistema de fusão de sensores utilizando lógica nebulosa (fuzzy) estará no capítulo 5.

O objetivo principal que motivou esta tese foi a identificação do cordão de solda pelo robô CRAS. Um trabalho prévio foi realizado sobre a identificação de solda utilizando apenas uma fonte, o sensor de perfil, descrito na Subseção 3.2, porém o resultado não foi suficiente para declarar como realizada a identificação da solda para seguimento autônomo, considerando a falta de inferência de ângulo a partir do sensor de perfil. Conforme demonstrado na revisão da literatura, a identificação de cordões de solda pelo uso de imagem é a solução mais comum buscada para robôs escaladores de inspeção de estruturas metálicas grandes. Para providenciar uma fonte de informação complementar ao algoritmo desenvolvido para o sensor de perfil e a estes algoritmos existentes e já estabelecidos, o foco do trabalho foi dado à informação 3D proveniente da nuvem de pontos da câmera RGB-D.

A câmera RGB-D do robô CRAS originalmente encontra-se direcionada diretamente para frente do robô, sem foco especial no cordão de solda ou na superfície à frente do robô. O objetivo da câmera é realizar uma identificação de obstáculos no sentido principal de movimento do robô e providenciar uma transmissão da imagem capturada à interface com o operador, dando uma visão clara do ambiente que jaz à frente do robô.

Na busca de aproveitar os dados capturados pela câmera para melhorar a identificação do cordão de solda, foi notado que era possível manter o propósito original de permitir identificação de obstáculos enquanto também realizar a identificação. Isso é possível aproveitando-se da altura elevada da parte frontal do robô em relação à superfície de navegação, posicionando a câmera inclinada. Esta configuração, no entanto, é incomum na literatura, e implica que boa parte dos algoritmos de extração de características utilizados em ambiente de inspeção de qualidade de solda após soldagem não poderiam ser aproveitados, uma vez que eles requerem não apenas uma orientação prévia do robô com o cordão, mas também da disposição da câmera 3D olhando

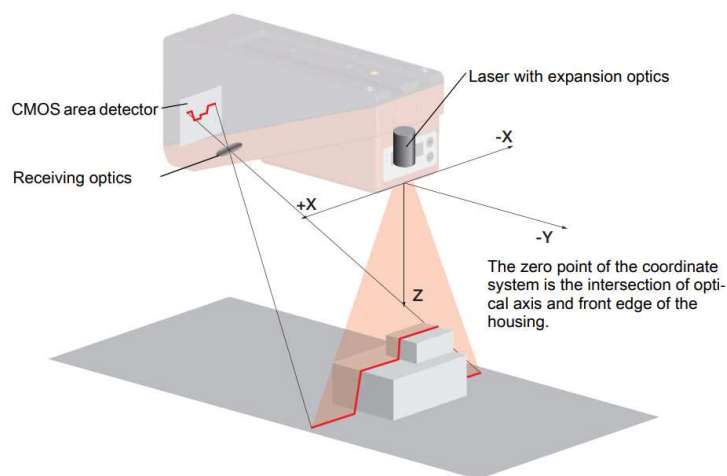
diretamente para baixo, focada perpendicularmente ao cordão de solda inspecionado.

Notando uma potencial solução no aproveitamento dos dados 3D capturados tanto pela câmera 3D quanto pelo sensor de perfil originalmente dedicado à identificação do cordão de solda, foi tomada a decisão de se propor um reprojeto da parte do frontal de sensoriamento do robô CRAS que desse o novo propósito à câmera 3D e desenvolver um algoritmo de identificação por meio da nova fonte de informação, para posterior fusão com os dados já disponíveis provenientes do sensor de perfil. Neste contexto, é desenvolvido um sistema composto de sensoriamento que emprega uma fonte RGB e de profundidade (uma câmera Intel Realsense d435) e um sensor de perfil (Leuze Electronic LRS 36/6), os quais serão descritos a seguir.

4.1 SENSOR DE PERFIL

Perfilômetros, ou sensores de perfil, são uma classe de sensor LIDAR de curta distância aplicado para determinar o perfil de objetos. São utilizados comumente em linhas de produção para detectar itens em esteiras, realizar contagens e detectar itens faltosos. Assim como todos os sensores LIDAR, estes sensores são ativos, e emitem um feixe de luz distribuída em um arco estreito na frente do sensor, cuja retrodifusão é captada por um sensor próximo ao emissor. Esta topologia forma um arco de detecção na frente do sensor com um determinado alcance mínimo e máximo. O sensor de perfil utilizado no projeto CRAS é o Leuze Electronic LRS 36/6, que pode ser visualizado na Figura 22. Este sensor é utilizado no robô para a detecção do perfil da solda. Seus dados também são representados no formato *laserscan*.

Figura 22 – Operação do sensor Leuze Electronic LRS 36/6.



Fonte: (ELECTRONIC, 2020).

4.2 SENSOR DE RGB-D

O módulo descrito neste capítulo aplica a câmera 3D Intel Realsense d435, representada na Figura 23, para expandir a percepção dos cordões de solda. Esta câmera possui três câmeras RGB, sendo duas delas utilizadas para uma visão estéreo permitindo executar detecção 3D, e uma câmera RGB de alta resolução para capturar imagem 2D. O sensor Realsense d435 é capaz de informar as aquisições 3D e 2D separadamente ou registradas em uma única aquisição, dando informação de cor aos pontos 3D coletados, resultando em uma aquisição de nuvem de pontos RGB-D (RGB + distância). Esta câmera possui resolução 720p para informação 3D e 1080p para a imagem 2D. O erro de distância na aquisição dos dados 3D é de 2% da profundidade, e a câmera é capaz de coletar informações 3D de forma confiável entre 30 cm e 3 metros.

Figura 23 – Câmera de aquisição 3D e imagem Intel Realsense d435.



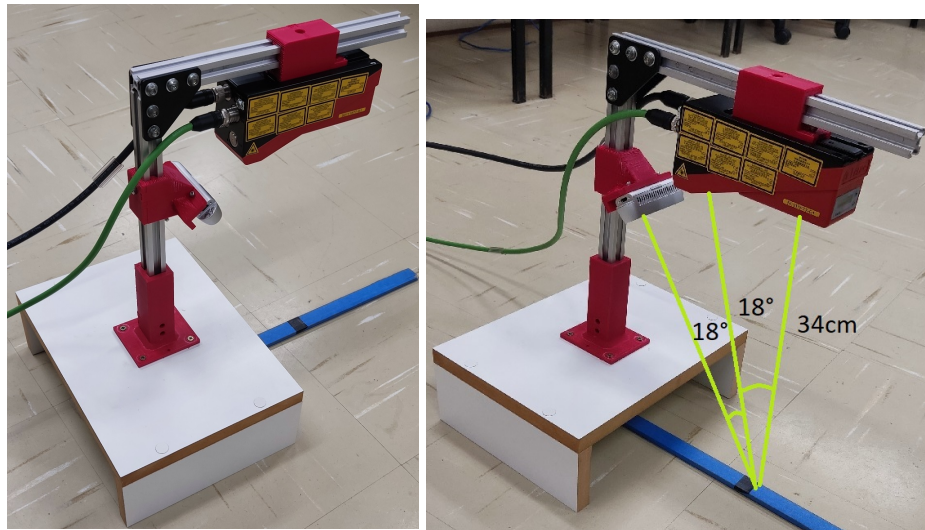
Fonte: (INTEL, 2022).

4.3 ESTRUTURA DO SENSOR COMPOSTO

O conjunto de sensores foi montado em uma base provisória (Figura 24) para permitir uma aquisição de dados igual a como os sensores ficarão dispostos no robô CRAS, permitindo realizar a coleta preliminar dos dados de modo prático. A disposição dos sensores foi planejada de modo a facilitar algoritmos de identificação, não mais utilizando a câmera Realsense apenas para identificar obstáculos e facilitar o controle pelo operador. Por causa da função de identificação, a câmera foi disposta centralizada junto com as sapatas de inspeção do robô e ao sensor de perfil. Na posição proposta, o campo de visão da câmera engloba a solda alvo, a solda imediatamente à frente das sapatas e ainda inclui visão periférica do caminho a ser percorrido permitindo identificar junções com outros cordões de solda ou obstáculos. O sensor de perfil permanecerá na posição em que se encontra atualmente no robô.

A inclinação da câmera RealSense, exibida na Figura 25, foi planejada de modo a complementar o ângulo de aquisição do sensor de perfil e também permitir visibilidade da solda

Figura 24 – Base provisória composta de perfil de alumínio e suportes segurando o sensor de perfil Leuze e a câmera RGBD Realsense na posição proposta.



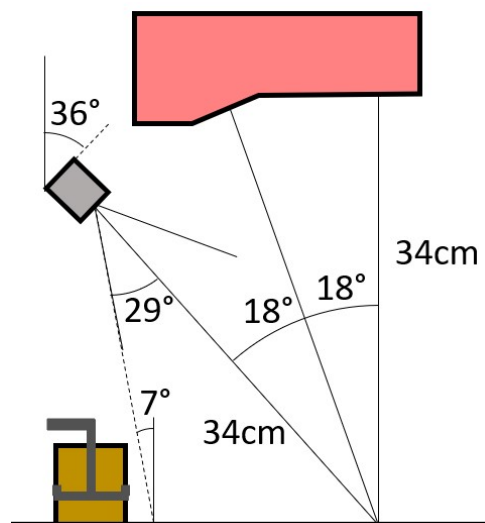
(a) Base provisória do conjunto de sensores proposto.

(b) Base com anotação de foco e inclinação.

Fonte: Autoria própria.

imediatamente à frente do robô porém sem obstrução das sapatas na imagem. O ângulo de abertura do sensor de profundidade do sensor Realsense é de 58 graus. Quando posicionada apontando 36 graus para baixo relativo ao horizonte, a câmera captura a superfície do cordão de solda à frente das sapatas de ultrassom e promove uma visão ampla da superfície na parte frontal do robô, permitindo o seu uso na navegação pelo operador. Esta posição também significa que as sapatas de ultrassom não obstruirão a visão da câmera.

Figura 25 – Disposição dos componentes da nova parte frontal proposta para o robô.



Fonte: Autoria própria.

A posição do sensor de perfil no robô não foi alterada para permitir o mesmo desempe-

nho planejado pela identificação de solda já desenvolvida. O sensor está disposto a 34 cm da superfície à frente do robô. Essa distância também é ótima para a câmera Realsense, que possui uma distância mínima de identificação de 30 cm e um erro de profundidade da nuvem de pontos de 2% da distância ao obstáculo, significando que obstáculos próximos possuem uma leitura mais precisa de profundidade.

Os dados provenientes dos sensores podem ser visualizados na Figura 26, que exibe a aquisição em nuvem de pontos do sensor de perfil Leuze e a aquisição de imagem colorida e a nuvem de pontos anotada com cor provenientes da câmera Realsense.

Figura 26 – Aquisições das três fontes de percepção utilizadas como entrada para o algoritmo proposto.



Fonte: Autoria própria.

A câmera RGB do sensor Intel Realsense d435 pode adquirir imagens de alta definição (HD) da solda à frente do robô. Apesar da capacidade HD, tamanha resolução não é necessária para a maioria das aplicações robóticas. Utilizando as configurações da câmera, a imagem transmitida através de mensagens para o ROS (*Robot Operating System*) é reduzida para 480p. Isso economiza tempo de processamento e a banda ocupada para transmissão das imagens do robô para os outros dispositivos.

Os dados de profundidade da câmera RGB-D (cor RGB e Distância) Realsense pode ser apresentada em dois formatos: como uma imagem monocromática, onde a profundidade

define a escala de cinza do pixel da imagem, no qual a cor branca representa o obstáculo muito próximo, e pixels que não representam pontos de profundidade são mostrados em preto; e como uma nuvem de pontos, onde os dados estão estruturados em (x,y,z) e permitem a visualização direta em um espaço tridimensional. A nuvem de pontos também pode estar registrada, ou seja, cada ponto da nuvem de pontos é associado a um pixel da imagem RGB da mesma câmera, e com isso formando um nuvem de pontos colorida (RGB-D), como apresentada na Figura 26(b).

O sensor Leuze Electronic LRS 36/6 também pode apresentar seus dados de profundidade adquiridos utilizando o formato nuvem de pontos, porém, originalmente, eles são transmitidos no formato laserscan. O formato laserscan apresenta os dados de distância a partir de um ponto central de aquisição e definindo o arco em relação a esse ponto onde as leituras estão dispostas. Numa mensagem laserscan, é dado um ângulo mínimo e ângulo máximo deste arco, bem como um ângulo de passo. Um vetor de distâncias do mesmo tamanho que a quantidade de passos dentro do arco segue a mensagem, contendo a distância entre o ponto central e o obstáculo identificado. Isso é importante pois o processamento sobre tal formato de representação pode ser feito rapidamente, devido a disposição dos dados em um vetor que pode ser normalizado em relação à superfície da chapa identificada. Estas características permitem que o sensor Leuze seja capaz de identificar o centro da solda precisamente, guiando a identificação nas outras fontes de dados.

Com estas duas fontes de aquisição distintas permitindo inferir a posição, orientação e largura da solda, é possível monitorar de modo mais robusto a informação sobre o cordão de solda sendo inspecionado. A proposta é adquirir informações sobre a solda a partir das duas fontes, e então aplicar uma fusão por sistema fuzzy para lapidar a informação. O próximo capítulo detalha a estratégia de identificação de cordões de solda desenvolvida.

4.4 ESTRATÉGIA DE IDENTIFICAÇÃO EM NUVEM DE PONTOS

Nesta seção será descrito o algoritmo proposto para identificação de cordões de solda utilizando dados de nuvem de pontos proveniente dos dois sensores disponíveis na parte frontal do robô, organizados como mostrado na estrutura do protótipo descrita na seção 4.3.

As duas nuvens de pontos citadas são provenientes da câmera RGBD Intel RealSense d435 e do sensor de perfil Leuze Electronic LRS 36/6. Como mencionado, a extração de informação sobre a solda a partir da nuvem de pontos do sensor de perfil Leuze Electronic LRS 36/6 já havia sido implementada parcialmente pelo algoritmo definido em (TERRES *et al.*, 2019),

e suas informações foram apenas aprimoradas e utilizadas para a fusão com os dados a serem extraídos com a câmera 3D. Esta seção, portanto, descreve apenas a extração de características da solda por dados da câmera 3D e a fusão das informações dos dois sensores. As mudanças realizadas no algoritmo de identificação pelo sensor de perfil encontram-se descritas na seção 5.1. É importante apenas notar que o algoritmo de identificação a partir do sensor de perfil, como encontrava-se implementado, informava um centro de solda com uma frequência de 2 Hz. Com as alterações realizadas, a frequência de comunicação dos dados processados foi aumentada para 5 Hz sem alterar a lógica de inferência nem comprometer a informação final.

A câmera Intel RealSense d435 apresenta seus dados 3D a partir de duas fontes. A primeira fonte parte de estereoscopia bicameral RGB, resultante de uma comparação feita usando duas imagens RGB provenientes de duas câmeras idênticas, uma de cada lado do sensor, e com isso uma imagem 3D de profundidade é produzida. A segunda fonte de informação 3D parte de uma projeção de pontos em infravermelho que são capturados por uma câmera especializada, cujo resultado é combinado com a imagem de profundidade estéreo, gerando dados em nuvem de pontos organizados em uma representação onde todos os pontos nas dimensões x, y e z são listados em um vetor.

A primeira estratégia testada para atingir o objetivo de identificar a solda nestas representações foi de trabalhar os dados da imagem de profundidade estéreo. A câmera foi configurada para apresentar a imagem estéreo em escala de cinza, na codificação mono de 16 bits, com o maior nível de detalhe possível, e então vários filtros foram aplicados a fim de buscar evidenciar a solda em relação a superfície da chapa. O primeiro filtro aplicado foi o método de Otsu (SRIKANTH; BIKSHALU, 2020). Este filtro é um método de filtro limiar que encontra o limiar automaticamente, separando elementos da imagem em duas classes: 'fundo' e 'frente'. A justificativa para o seu uso é que, em uma imagem com poucas características, como é o caso de uma imagem de profundidade de um perfil de solda, o limiar encontrado evidenciaria as bordas do cordão de solda. Este filtro foi seguido por um filtro detector de bordas de Canny (SEKEHRAVANI *et al.*, 2020), para evidenciar as bordas das classes criadas pelo método de Otsu. O método teve sucesso para imagens que capturassem apenas a solda bem ressaltada com a superfície do tanque como fundo, mas falhou em casos onde a solda possuía um perfil suave. Analisando a imagem codificada mono 16 proveniente da câmera 3D, foi notado que pequenas diferenças de profundidade, na ordem de menos de 3 milímetros, resultavam no dado de profundidade ser registrado no mesmo nível de cinza da imagem, fazendo com que o cordão

de solda e a superfície do tanque se misturassem, aparecendo como uma superfície uniforme. Esta perda de informação quando trabalhando com a imagem de profundidade em escala de cinza, na sua melhor resolução de profundidade, levou a conclusão de que a imagem de profundidade não fornecia informação consistente para qualquer algoritmo de identificação de solda.

A solução foi utilizar a representação por nuvem de pontos diretamente, um formato de mensagem mais pesado, porém mais preciso em relação à imagem de profundidade, pois resulta da fusão da imagem em escala de cinza com os dados de profundidade resultantes da projeção estruturada infravermelho. A ideia inicial foi baseada na estratégia descrita em (HUANG *et al.*, 2023), onde os autores iniciaram o processamento por ajuste de curva. No artigo, os autores identificam características do cordão de solda em ambiente pós-soldagem para identificação de falhas, e possuem orientação da trilha de solda fixa e ambiente com iluminação controlada, o que permite que eles aproveitem esta informação para fazer uma média dos pontos ao longo da dimensão de comprimento da solda. Isto resulta em um perfil médio da solda, permitindo realizar um ajuste de curva ao longo deste perfil bidimensional, para depois estender esta curva ajustada resultante em um plano curvo ajustado que representa a superfície sobre a qual está a solda. No caso deste atual trabalho, a solda não possui orientação conhecida, e pode aparecer no campo de visão do sensor de profundidade com qualquer orientação e fora de centro. Portanto, para seguir com a estratégia descrita no artigo, um algoritmo de ajuste de curva deve ser aplicado sobre toda a nuvem de pontos de uma só vez, de modo a ajustar um plano curvo diretamente, pulando a etapa de redução para apenas um perfil 2D como realizado no artigo base. Com isso, a informação de distância de cada ponto em relação ao plano ajustado ressalta os pontos que representam o cordão de solda em relação aos pontos da superfície do tanque. O resultado, entretanto, não foi satisfatório. Diferenças na iluminação trazem distorções na leitura de profundidade de cada ponto, fazendo com que a curva assuma uma tendência que não é representativa da orientação da solda nem da superfície do tanque. Como o algoritmo de identificação de cordão de solda desenvolvido deve ser capaz de funcionar em ambientes com qualquer iluminação, foi concluído que o algoritmo proposto em (HUANG *et al.*, 2023), e consequentemente em trabalhos similares que descrevem o uso de nuvem de pontos para identificação de falhas em ambientes controlados de pós-soldagem, não são aplicáveis ao problema deste presente trabalho, e que um algoritmo completamente inovador deve ser buscado, específico para o caso de inspeção de solda em qualquer ambiente.

Ao se observarem os pontos capturados de diversas trilhas de solda, percebeu-se que

a diferença na elevação entre as bordas da solda e a superfície do tanque possivelmente seria a informação mais indicativa a ser trabalhada para encontrar a solda na aquisição. Entretanto, extrair esta informação de uma nuvem de pontos diretamente seria extremamente custoso, uma vez que esta diferença aparece em escalas pequenas de distância dentro da nuvem. A iteração de todos os pontos com uma granularidade de busca de alguns pontos vizinhos resultaria em um processamento alto calculando a distância de cada ponto até o mais próximo, em uma nuvem desordenada. Para minimizar a necessidade de processamento, mas ainda manter a informação de diferença de elevação entre dois pontos, imaginou-se primeiramente mapear a nuvem de pontos para dentro de uma malha quadriculada (*grid*), um método denominado como 2.5D, por representar informações espaciais tridimensionais em um formato bidimensional (matriz).

Em uma representação de malha quadriculada, a informação espacial ao longo do comprimento e largura da leitura é discretizada, porém a informação de altura pode ser armazenada sem perda de informação. Por meio da malha descrita, a informação relativa à diferença de elevação pode ser calculada rapidamente pela inclinação das duas diagonais do quadrilátero formado por cada célula. Uma malha de células quadradas também possui a vantagem adicional de facilitar a visualização por um operador, outro requisito do projeto. Esta representação foi adotada para extrair as informações de posição, orientação e largura da solda no algoritmo final a ser descrito.

4.4.1 Softwares e bibliotecas utilizados

Antes de descrever o algoritmo proposto, é necessário definir as dependências de software e bibliotecas que foram utilizadas para o seu desenvolvimento. O algoritmo precisa ser implementado no robô CRAS, que opera utilizando o *framework* ROS (*Robot Operating System* - Sistema Operacional de Robôs), portanto, a utilização do *framework*, suas mensagens e dependências é um requisito de projeto.

ROS é um *framework* de desenvolvimento de software para robótica que reúne bibliotecas, ferramentas e protocolos de comunicação. Com o ROS, são definidos pacotes, que contém os programas (ou 'nós') sendo executados para um determinado propósito, tópicos, que representam portas para comunicação, e mensagens a serem trocadas pelos pacotes utilizando estes tópicos, que possuem estrutura padronizada dependendo do seu tipo. O tipo das mensagens é coerente com o seu conteúdo. As mensagens podem conter dados de sensores, de atuadores, comandos ou apenas informações a serem transmitidas para um pacote ou para serem tornadas públicas para

consulta a qualquer um que possua acesso à rede criada para o robô.

Os dados coletados pelos sensores a serem utilizados pelo algoritmo proposto são inicialmente convertidos para o tipo de mensagem padrão de nuvem de pontos (*point cloud*). Especificamente, na estrutura de mensagem do tipo PointCloud2. Este formato é bem definido dentro do *framework* ROS, consistindo de um campo de cabeçalho, um campo informando a altura e largura dos dados (se necessário), um campo descritivo principal chamado campo de pontos contendo o que é chamado de bolha de dados, que consiste na descrição dos campos na ordem que serão encontrados no campo de dados, descrevendo os pontos em x, y e z. Para nuvens de pontos mais complexas, a bolha de dados pode conter outros campos como, por exemplo, cor em RGB atribuída a cada ponto, ou intensidade do sinal coletado, informação comum de se encontrar em mensagens de nuvens de pontos provenientes de sensores LIDAR. Campos contendo metainformações de como analisar o campo de dados seguem, e por fim, temos o campo de dados, contendo todos os dados de forma desordenada, a ser analisado segundo as informações descritas anteriormente.

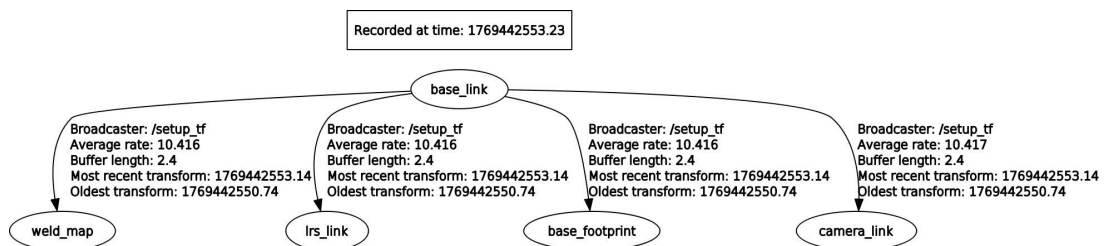
O formato de nuvem de pontos é computacionalmente pesado e desordenado, tornando o difícil de trabalhar apenas com as funções nativas do ROS. Para auxiliar no uso, a biblioteca PCL (*Point Cloud Library*) foi criada, definida em (RUSU; COUSINS, 2011). A PCL contém várias funções otimizadas para filtrar, iterar e manipular nuvens de pontos, e foi utilizada como o a biblioteca padrão para conter as nuvens de pontos logo que as mensagens são recebidas e para realizar filtros que precisam ser aplicados diretamente na nuvem de pontos, como cortes e filtros de vizinhança.

Para que os dados de ambos os sensores possam ser trabalhados de forma consistente com a estrutura do sensor, uma árvore de transformadas foi definida utilizando o *framework* 'tf_tree' providenciado pelo ROS. Uma árvore de transformadas relaciona pontos espaciais e sua orientação em relação à base do robô. Toda mensagem transmitida no ROS que possua alguma relação com o espaço 3D tem o ponto de referência indicado no seu cabeçalho. Costumeiramente em robótica, cada robô possui uma base, chamada 'base_link' que é usada como ponto de referência principal, geralmente localizado no centro de massa do robô. O sensor Intel RealSense d435 possui um pacote próprio para interface com o ROS desenvolvido pela própria Intel, disponível em (KHSHIBOUN, 2024), que constrói uma árvore de transformadas própria centrada em um ponto de referência chamado 'camera_link', posicionado no centro da câmera.

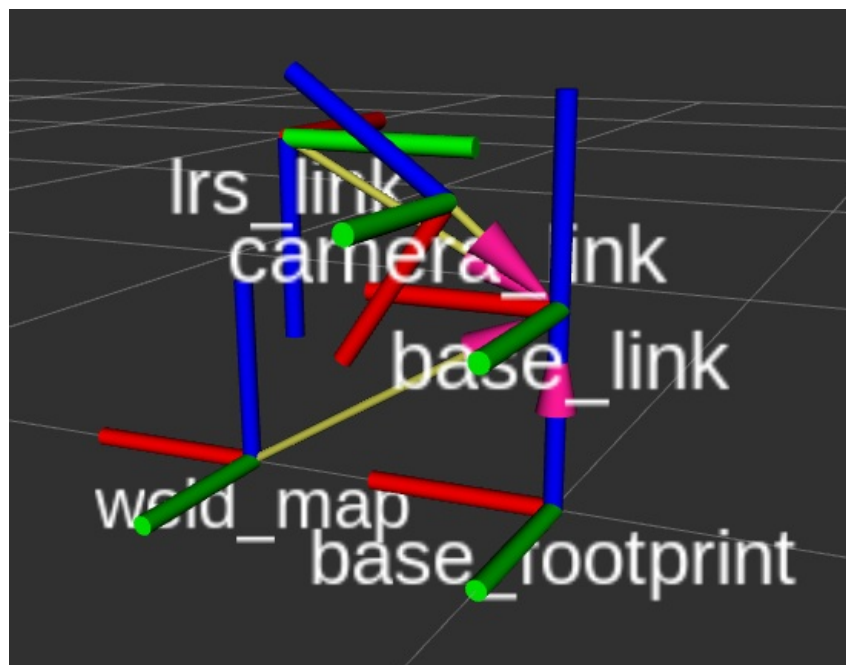
No pacote desenvolvido, chamado 'weld_finder', para implementar o algoritmo pro-

posto, dois nós de execução foram criados. O primeiro nó, chamado 'setup_tf' cria a árvore de transformadas para o sensor proposto. O segundo nó, de mesmo nome do pacote, implementa o algoritmo de fusão de dados para identificação dos cordões de solda. O nó para a árvore de transformadas define quatro transformadas. A primeira relação é definida entre 'sensor_link' (o centro do sensor protótipo) e 'camera_link', a segunda relaciona 'sensor_link' e o centro de leitura do sensor de perfil, a terceira relaciona 'sensor_link' com o centro do mapa 'weld_map' na superfície, definido como o ponto de encontro do raio de aquisição dos dois sensores, 34cm de distância do sensor Leuze e da câmera RealSense. Por fim, a quarta transformada relaciona o centro do sensor com o chão, na altura do mapa (e da superfície). A Figura 27 mostra onde os pontos de referência estão localizados.

Figura 27 – Estrutura e relação dos pontos de referência criados para a árvore de transformadas no módulo sensor.



(a) Relação dos pontos de referência exibidos no software *rqt*.



(b) Relação espacial dos pontos de referência no software *Rviz*.

Fonte: Autoria própria.

Além de definir os pontos de referência, o nó 'setup_tf' também transforma a mensagem

de nuvem de pontos da câmera 3D para outra mensagem de nuvem de pontos, porém tendo os pontos com referência ao futuro centro do mapa a ser criado, formado pelo centro das leituras dos dois sensores e com altura equivalente ao chão sobre o qual o robô CRAS irá navegar. Ter esta transformação em um nó diferente do nó de processamento é importante para minimizar o tempo de ciclo do algoritmo de identificação e para que o nó de identificação receba os dados prontos para anotação no mapa a ser construído.

O formato da nuvem de pontos que é coletada pelo sensor Intel RealSense d435 depende de vários parâmetros que são configurados pelo pacote de interface da câmera com o ROS (chamado 'librealsense'). Nestes parâmetros é possível definir se a nuvem de pontos será ou não publicada, se ela agregará dados de cor em RGB em cada ponto, a resolução, frequência de publicação, entre outros. Dentre estes parâmetros, o mais importante e que mais impacta o algoritmo proposto diz respeito à ordenação dos pontos. Se requisitado por uma nuvem de pontos ordenada, pontos do campo de visão da câmera cuja distância não pôde ser encontrada serão publicados como distância zero respeitando um formato de matriz. Isso aumenta significativamente o tamanho da mensagem e o número de pontos representados, e adiciona a necessidade de um filtro extra para remover os pontos com distância nula. Em média, utilizar uma nuvem de pontos ordenada triplica o tempo de processamento necessário entre recepção da mensagem e processamento dos pontos em relação a uma nuvem de pontos não-ordenada. Os parâmetros sugeridos para o pacote de interface com a câmera podem ser encontrados com o código do pacote no GitHub ¹, mas, em resumo, as únicas alterações em relação aos parâmetros padrões de aquisição sugeridos são de se habilitar a publicação de nuvem de pontos e remover a assinalação de cor aos pontos. A assinalação de cor aos pontos faz com que o programa precise de quantidades de memória e banda de transmissão maiores sem necessidade, uma vez que a informação de cor não é utilizada pelo algoritmo proposto.

O fluxo do algoritmo principal se inicia pelo recebimento de uma mensagem de nuvem de pontos proveniente da câmera 3D Intel RealSense d435 referenciada em relação ao centro do mapa definido pelo nó 'setup_tf'. A mensagem recebida é armazenada em uma matriz definida pela biblioteca Eigen (GUENNEBAUD *et al.*, 2010). A biblioteca Eigen é uma biblioteca C++ de álgebra linear com funções e definições otimizadas de código aberto e foi escolhida como a principal representação das matrizes e vetores do algoritmo por ser prática, rápida, e de ótima integração com o ROS e com os pacotes disponíveis. Outro pacote utilizado para facilitar na

¹ https://github.com/ndalmedico/weld_finder - endereço do repositório git do pacote ROS contendo o algoritmo descrito neste trabalho.

manipulação matemática dos dados foi o pacote *Filters*, que, como o nome sugere, facilita a definição de filtros ou de cadeias de filtros (*filter chains*). Este pacote é muito útil para o processamento de dados, possuindo suporte para todo o tipo de representação, como vetores, laserscans, nuvem de pontos ou malhas. Por meio dele, é possível utilizar filtros básicos ou definir novos filtros descrevendo-os em um arquivo de texto carregado como parâmetro para dentro do código, eliminando a necessidade de recompilar para testar ou definir novos filtros.

Na concepção do algoritmo e levantamento dos seus requisitos, foi necessário escolher um método de representação da superfície da solda e da linha identificada que sirva a um operador. A solução encontrada foi utilizar o pacote *Grid Map*, descrito em (FANKHAUSER; HUTTER, 2016). O pacote *Grid Map* implementa definições e ferramentas para a utilização de malhas (*grids*). Estas malhas são definidas internamente como matrizes de tamanho fixo, as quais são atribuídas uma resolução de célula. Cada célula da matriz é uma célula no espaço 3D do tamanho da resolução definida, e o tamanho da matriz define o tamanho total da malha. Estas malhas devem ser definidas sobre um ponto de referência, localizado no seu centro. O valor no interior da célula para uma malha padrão do pacote representa a elevação naquela determinada posição, permitindo criar facilmente o que é chamado de mapa 2.5D onde uma superfície com elevação define a topologia do terreno ou ambiente. Isto permite trabalhar com superfícies 3D de modo computacionalmente rápido porém abrindo mão da representação de objetos elevados ('no teto'). Além da definição do tipo 'malha', o pacote também possui ferramentas de iteração otimizada, representação gráfica em conjunto com o *Rviz* (visualizador de mensagens padrão do ROS) e integração com outros pacotes importantes para o desenvolvimento, como o *Eigen* e o *Filters*.

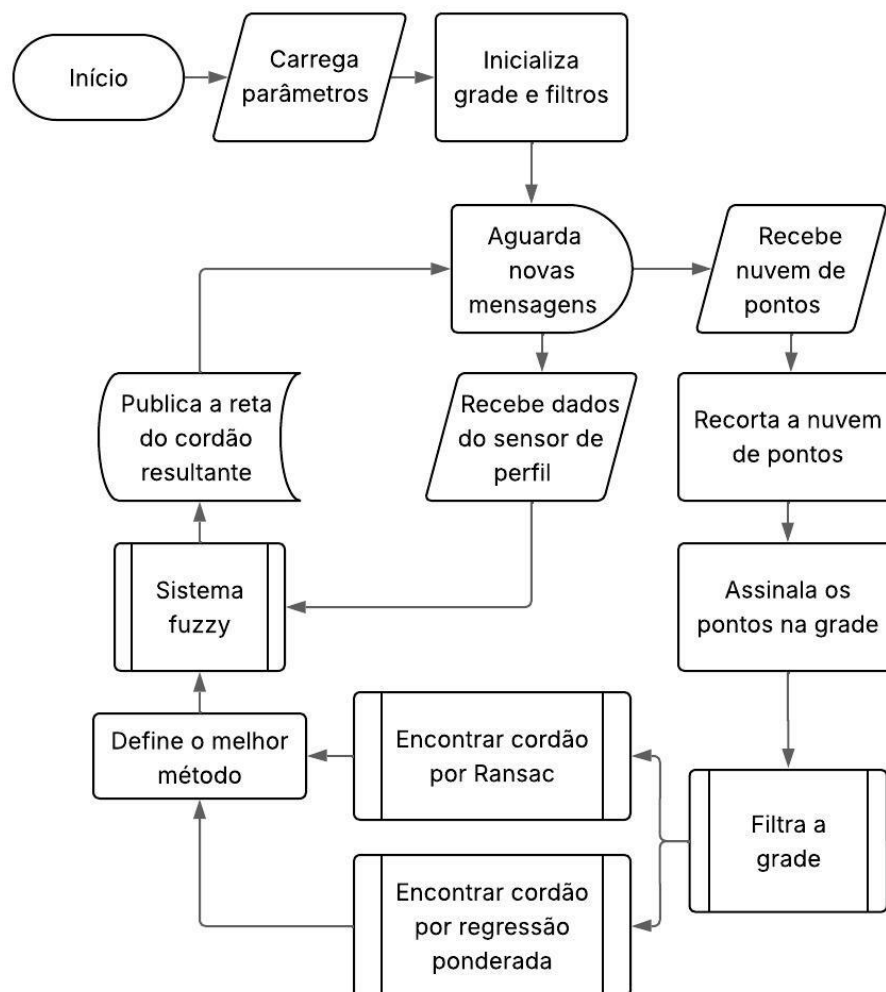
O pacote *Grid Map* permite a criação de camadas às suas malhas. Quando um *Grid Map* é criado, a camada principal é definida como elevação, ou seja, o valor de altura que aquela célula representa no mapa. Com as camadas, é possível definir informações extras como cor, traversabilidade, inclinação, ou qualquer informação que se deseje representar com números reais.

Por fim, foi utilizada a biblioteca *FuzzyLite*, definido em (RADA-VILELA, 2018), para implementação do sistema fuzzy que realiza a fusão dos dados dos sensores espaciais. A *FuzzyLite* permite a definição do sistema Fuzzy por parâmetro utilizando um arquivo carregado na inicialização, importante para facilitar testes e trocar a estratégia fuzzy utilizada. A biblioteca possui foco na facilidade de implementação, sendo capaz de herdar sistemas fuzzy definidos por outras bibliotecas ou ferramentas, como, por exemplo, o software *Matlab*.

4.4.2 Identificação de cordão de solda

O algoritmo de identificação realiza a localização e reconhecimento do cordão de solda a partir de diferenças na elevação em uma nuvem de pontos qualquer. A Figura 28 mostra um fluxograma que auxilia na descrição do algoritmo criado para encontrar a reta que descreve a trilha de solda e realizar a fusão com os dados do sensor de perfil.

Figura 28 – Fluxograma do algoritmo de identificação e fusão de dados do cordão de solda.



Fonte: Autoria própria.

O algoritmo inicia recortando da nuvem de pontos as aquisições fora da área de interesse. Como o objetivo é representar a solda, pontos distantes de onde é esperado encontrar a superfície em frente ao robô são descartados. Este recorte da área de interesse é chamado de *box filter* (filtro de caixa) e é realizado por funções da biblioteca PCL. Após isso, um filtro de vizinhança é aplicado, também realizado utilizando a biblioteca PCL. Este filtro encontra, para cada ponto,

quais pontos estão dentro de um determinado raio, e os transforma em um ponto médio entre todos eles. Definindo um filtro de vizinhança com o raio de meia resolução de célula da malha do Grid Map, têm-se como resultado uma nuvem de pontos espaçada um ponto para cada célula da malha.

O algoritmo segue para a assinalação dos pontos na malha definida pelo pacote Grid Map. Os pontos que passaram pelo filtro de caixa e vizinhança são iterados e assinalados nas células da malha. A malha é representada como uma matriz $n \times m$, com resolução r , cujo valor dentro de cada célula representa a elevação desta célula em relação ao zero da malha. A malha é também definida centrada no ponto de referência criado pelo nó 'setup_tf'.

A malha que representa a superfície em frente ao robô também recebe duas camadas extras para auxiliar no algoritmo, a camada 'slope', criada para conter dados de inclinação, e a camada 'debug', criada para auxiliar na visualização e operação do algoritmo. O algoritmo se segue pela execução de uma cadeia de filtros definidos pelo pacote 'filter_chain'. O primeiro filtro é um filtro de ruído utilizando média radial, definido com tamanho de uma célula, efetivamente aplicando o valor médio do valor de elevação de cada célula com o valor das quatro células adjacentes. A fórmula para a elevação resultante é dada pela equação 5,

$$h_{x,y} = \frac{h_{x,y} + h_{x+1,y} + h_{x-1,y} + h_{x,y+1} + h_{x,y-1}}{5} \quad (5)$$

onde $h_{x,y}$ representa o valor de elevação assinalado a cada célula (x,y) . Este filtro é necessário pois o ruído das leituras de profundidade é significativo, principalmente em áreas com alta luminosidade ou em superfícies com alta refletividade. Esta média espacial se aproveita do fato do sensor possuir uma resolução maior do que a necessária em uma nuvem de pontos para a identificação da solda. Além desta média espacial, uma média temporal é prevista adiante no algoritmo uma vez que a câmera captura numa frequência de 30 aquisições por segundo, uma frequência alta considerando a velocidade máxima de 3 cm/s com a qual o robô se moverá durante inspeção. O segundo filtro implementa o cálculo de vetores normais para cada célula. Este filtro é o filtro principal para o algoritmo de identificação das bordas das trilhas de solda, pois a característica de inclinação de cada célula é a única utilizada para a identificação. Primeiramente, as componentes do vetor normal são calculadas para cada célula a partir do gradiente de elevação das células adjacentes de cada direção. Aqui, casos de borda são aplicados no algoritmo para levar em consideração células que possuam apenas três ou duas células vizinhas, usando o valor da célula atual ao invés da célula vizinha faltante. O vetor normal encontrado é, então, normalizado para um vetor unitário. A componente z do vetor normal após normalização representa o valor

do cosseno do ângulo em relação ao eixo z (vertical). Este ângulo, em radianos, é encontrado e assinalado na camada de inclinação para cada célula. A equação 6 detalha o processo,

$$\begin{aligned}\vec{N}_{x,y} &= \left\{ \frac{h_{x+1,y} - h_{x-1,y}}{2r}, \frac{h_{x,y+1} - h_{x,y-1}}{2r}, 1 \right\} \\ \hat{n}_{x,y} &= \frac{\vec{N}_{x,y}}{\|\vec{N}_{x,y}\|} \\ \theta_{x,y} &= \arccos(\hat{n}_{x,y} \cdot \vec{z})\end{aligned}\quad (6)$$

onde r é a resolução de uma célula do mapa, $\vec{N}_{x,y}$ é o vetor normal, $\hat{n}_{x,y}$ é o vetor normal unitário e $\theta_{x,y}$ é o valor assinalado na camada de elevação. Com os valores da elevação de cada célula, uma camada extra é criada para armazenar valores booleanos (verdadeiros ou falsos), representando a existência de células de elevação que satisfazem ângulos entre valores definidos utilizando parâmetros para ângulo mínimo (θ_{min}) e ângulo máximo (θ_{max}). Estes valores dependem da altura da solda que busca ser reconhecida, da resolução de mapa escolhida e do desvio padrão das aquisições de distância do sensor, que é influenciado pela refletividade da superfície, luminosidade do ambiente e pelos filtros aplicados.

A relação entre o desvio padrão das aquisições de profundidade câmera e a resolução do mapa depende de duas análises. A primeira refere-se a como o valor de altura assinalado a uma célula recebe o erro de leitura da câmera, definido como sendo 2% da distância aferida segundo o *datasheet* da câmera (INTEL, 2022). A distância para a configuração proposta na figura 25 é de 34 cm. A média de 5 células do filtro de vizinhança descrita na equação 5 atenua a magnitude do desvio padrão em um fator $\sqrt{5}$. Adicionalmente, qualquer outra média de N valores, espacial ou temporal, minimiza ainda mais o desvio padrão pelo mesmo fator. Considerando também a orientação de 36 graus apontando para baixo, o desvio padrão de altura de cada ponto é dado pela equação 7,

$$\sigma_h = \frac{0,02 \cdot 0,34 \cdot \cos(36^\circ)}{\sqrt{5N}} \simeq \frac{2,46mm}{\sqrt{N}} \quad (7)$$

onde σ_h representa o desvio padrão de cada assinalação de altura na grade e N representa quantas leituras serão utilizadas no filtro de média temporal. A segunda análise é feita sobre geometria da célula da malha, que relaciona a altura da célula assinalada ao ângulo da normal nela representada e à resolução da grade, resultando nas relações da equação 8,

$$\begin{aligned}h - \frac{2,46mm}{\sqrt{N}} &\leq r \cdot \tan \theta_{min} \\ h + \frac{2,46mm}{\sqrt{N}} &\leq r \cdot \tan \theta_{max}\end{aligned}\quad (8)$$

onde h é a altura da solda a ser identificada, r é a resolução do mapa e os ângulos θ_{min} e θ_{max} são os ângulos limites para identificação de uma célula candidata a representar a borda da solda. Portanto, a identificação de uma célula que represente uma boa candidata para conter a borda de uma solda, para uma solda de altura h , é feita por meio da comparação do ângulo normal θ entre a célula e suas células vizinhas, independente de orientação, em relação a valores mínimo e máximo, e estes valores dependem da sintonia dos parâmetros de resolução da grade r e de quantidade de aquisições N utilizadas no filtro de média temporal.

Após a aplicação do filtro para determinar a camada booleana representando células candidatas a conter a borda de uma trilha de solda, outro filtro é aplicado para eliminar células candidatas que não são vizinhas de nenhuma outra célula. Isto é feito para eliminar grande parte dos falsos-positivos gerados pelo ruído de leitura da câmera. Uma matriz quadrada (*kernel*) de tamanho configurável, 3 ou 5, é criada contendo valor um em todas as células exceto a célula central, que contém valor zero. Este kernel é aplicado sobre a matriz booleana de elevação e o resultado, para cada célula iterada, é a quantidade de vizinhos daquela célula que possuem valor 1, incluindo diagonais. Se o resultado for maior que zero, a célula possui uma célula vizinha candidata, e mantém seu status de candidata a representar a borda de uma trilha de solda. Se for uma célula candidata isolada, ela é eliminada.

Outro filtro é então aplicado, percorrendo os pontos candidatos existentes até esta etapa e verificando quais deles possuem uma célula vazia a até 3 célula de distância. Isto é realizado pois, em situações de reflexo ou de variações bruscas na elevação, como obstáculos, é normal existirem células vazias que, por conta do filtro de médias, possuem também células com inclinação na sua borda. Isto gera uma quantidade enorme de falsos positivos que são identificados e removidos. Este filtro realiza este trabalho sem prejudicar seções confiáveis da aquisição 3D.

Os pontos verdadeiros da camada booleana de elevação, representando as células onde são encontradas elevações com o ângulo esperado, são iterados e armazenados em um vetor de pontos. Este vetor de pontos é utilizado, então, para duas estratégias de regressão linear, que se alternam dependendo da magnitude do desvio padrão de seus resultados. A primeira estratégia é uma regressão linear ponderada e a segunda é uma regressão linear por RANSAC (*Random Sample Consensus*, Consenso de Amostra Aleatória).

A regressão linear ponderada é uma operação realizada sobre os pontos candidatos da matriz booleana para encontrar a equação de uma reta no espaço 2D, dada em elevação α e

interceptação β , da malha que represente a menor distância ponderada em relação a todos os pontos. A ponderação dos pontos é realizada sobre a reta anterior encontrada, baseada na última aquisição da câmera. Isto é feito para minimizar a influência de ruído de medição para o cálculo da reta que representa a linha de solda. Primeiramente, atribui-se um peso a cada ponto 2D onde estão localizadas as células candidatas, representando-as em (x, y, p) onde x e y representam a posição do ponto, e p representa o peso, de zero a um. O peso é função da distância do ponto até a última linha de solda identificada. Se não houve uma linha de solda identificada na última aquisição da câmera, a regressão linear é realizada sem ponderação. A equação 9 descreve como o peso é calculado,

$$\begin{cases} p_k = \frac{1}{1+d} & d > w_{k-1} \\ p_k = 1 & c.c. \end{cases} \quad (9)$$

$$d = \frac{||\alpha_{k-1}x - \beta_{k-1}y||}{\sqrt{\alpha_{k-1}^2 + 1}}$$

onde p_k é o peso para o ponto na iteração k , α_{k-1} é a elevação da linha de solda da iteração anterior, β_{k-1} é o ponto de interceptação da linha de solda da iteração anterior e w_{k-1} é a largura da linha de solda da iteração anterior. O termo d representa a distância do ponto até a linha de solda anterior. Deste modo, quanto maior a distância em relação a última linha de solda identificada, menos o ponto tem influência no cálculo de regressão, porém a ponderação só ocorre para pontos a partir de uma largura de solda de distância. Após aplicados os pesos aos pontos, a reta (α, β) que melhor representa uma linha de solda é dada pela equação 10.

$$\begin{aligned} \alpha &= \frac{\sum p_i \sum p_i x_i y_i - \sum p_i x_i \sum p_i y_i}{\sum p_i \sum p_i x_i^2 - \sum p_i x_i \sum p_i x_i} \\ \beta &= \frac{\sum p_i y_i - \alpha \sum p_i x_i}{\sum p_i} \end{aligned} \quad (10)$$

O outro método utilizado para encontrar a linha de solda foi o RANSAC (*Random Sample Consensus*). O método RANSAC, por definição, sorteia de modo aleatório um subconjunto mínimo de dados, cria um modelo a partir deste subconjunto, avalia o modelo no conjunto completo, e repete este procedimento por diversas iterações, guardando o melhor modelo. Para o propósito de encontrar a linha de solda, o método RANSAC implementado sorteia dois pontos aleatórios como subconjunto mínimo, encontra a linha da reta entre eles, e avalia esta reta encontrada determinando quantos pontos pertencem a uma determinada distância desta reta. A linha de solda com mais pontos candidatos dentro da área de busca, após N iterações, é escolhida

a melhor linha, expressa no formato (α, β) . A distância usada para busca é equivalente à largura da linha de solda inferida anteriormente.

A decisão de avaliar as linhas de solda candidatas do método RANSAC utilizando pontos pertencentes à área imediata ao invés da distância relativa a todos os pontos foi para providenciar uma opção robusta a ruídos de leitura do sensor, quando vários pontos candidatos a representar uma borda da trilha de solda podem ser falsos-positivos. O método RANSAC repete-se por várias iterações para cada leitura da nuvem de pontos, sorteando vários pares de pontos. O número de iterações N padrão definido foi de 100 pares de pontos avaliados, determinado empiricamente.

Deste modo, podemos interpretar que a identificação de cordão de solda utilizando regressão linear ponderada é definida como uma busca por um máximo local, enquanto a identificação por Ransac pode ser interpretada como uma busca exaustiva por um máximo global.

Uma quantidade pré-determinada e configurável dos parâmetros das últimas retas encontradas por cada método são mantidas, cada qual em seu respectivo vetor. O desvio padrão de cada parâmetro é calculado. Ambos os métodos de inferência são avaliados e um escore é atribuído a eles baseando-se em três métricas: a proporção de pontos candidatos da última inferência que são pontos pertencentes da inferência atual, o desvio padrão de orientação e o desvio padrão de interceptação. Juntos, estes parâmetros formam um escore (S) que vai definir qual destes parâmetros é a entrada do sistema fuzzy de fusão de dados, segundo a equação 11,

$$S = 0.6 \frac{\eta_{k-1}^*}{\eta_{k-1}} + 0.25 \frac{1}{1 + \sigma_{ang}} + 0.15 \frac{1}{1 + \sigma_y} \quad (11)$$

onde η_{k-1}^* é a quantidade de pontos candidatos pertencentes da última inferência que pertencem à inferência atual, η_{k-1} é a quantidade total de pontos candidatos pertencentes da última inferência, σ_{ang} é o desvio padrão da inclinação e σ_y é o desvio padrão da interceptação. A inferência com maior escore é definida como entrada do sistema fuzzy de fusão com os dados da inferência por sensor de perfil.

Após definidos a posição e o ângulo da trilha de solda, a característica de largura também é inferida. Encontrar a largura da trilha de solda auxilia o operador a acompanhar a qualidade dos dados reconhecidos e corrobora o parâmetro encontrado pelo sensor de perfil. A largura é encontrada baseando-se na reta da trilha de solda, dividindo a grade em duas. A distância média de cada célula de inclinação candidata em relação à reta de trilha de solda reconhecida é encontrada, com peso menor para os pontos que se encontrarem além da distância de uma largura de solda identificada anteriormente. Isso garante uma característica incremental

ao cálculo de largura, onde as primeiras medições inferirão uma largura exagerada, porém logo convergindo para uma largura representativa dos pontos mais próximos. Portanto, para pontos definidos por $p_i = (x_i, y_i)$, a distância média para cada lado é dada pela equação 12,

$$\begin{aligned}
 d_i &= \frac{|\alpha x_i - y_i + \beta|}{\sqrt{\alpha^2 + 1}} \\
 \bar{d} &= \frac{\sum_{i=0}^n d_i \cdot e^{-\frac{d_i}{w_{k-1}}}}{\sum_{i=0}^n e^{-\frac{d_i}{w_{k-1}}}} \\
 w_k &= \bar{d}_{esq} + \bar{d}_{dir}
 \end{aligned} \tag{12}$$

onde d_i representa a distância de cada ponto em relação à linha de solda (α, β) , e w_{k-1} representa a última largura da linha de solda encontrada. A distância média dos pontos encontrada em relação a cada lado da reta, esquerdo ($\bar{d}_{esq}$) e direito ($\bar{d}_{dir}$), compõem a largura final da solda w_k .

Encontradas as informações de posição, orientação e largura da trilha de solda presente na leitura de nuvem de pontos, o próximo passo é realizar a fusão destas três informações com aquelas encontradas pelo processamento sobre a leitura *laserscan* de perfil do sensor Leuze LRS 36/6 de modo a se obter um resultado mais preciso destes três parâmetros do que é possível obter com cada fonte de informação separadamente.

5 FUSÃO DOS DADOS IDENTIFICADOS

A fusão de sensores é o processo de unir duas ou mais fontes de informação para realizar uma medição, ou de realizar medições independentes a partir de duas ou mais fontes de informação e combinar os resultados em uma inferência mais precisa. Neste trabalho, duas fontes de informação inferem a orientação, posição e largura de um cordão de solda separadamente. Ambas as inferências de cada parâmetro são, então, combinadas por meio de um algoritmo de fusão por lógica fuzzy.

Para facilitar a referência às duas fontes de informação, o sensor de perfil Leuze Electronic LRS 36/6 e a câmera RGBD Intel RealSense d435, serão adotados os subíndices 'pc' para a câmera RGBD, simbolizando o tipo de informação de nuvem de pontos (*point cloud*) e 'lrs' para o sensor de perfil, simbolizando o tipo de informação *laserscan*.

5.1 IDENTIFICAÇÃO DO CORDÃO DE SOLDADA POR SENSOR DE PERFIL

Conforme mencionado anteriormente, o processamento dos dados do sensor Leuze LRS 36/6 já havia sido desenvolvido, e encontra-se descrito nos trabalhos (TERRES *et al.*, 2019; TERRES *et al.*, 2024). Em resumo, o algoritmo inicia realizando uma filtragem dos dados utilizando um filtro de resposta ao impulso finita com janela Kaiser-Bessel. A identificação das bordas da trilha de solda é realizada a partir da derivada do sinal, cujos pontos de mínima e máxima representam as duas bordas.

Na proposta inicial de uso, na qual o robô dependeria apenas do sensor de perfil para localizar a solda, o algoritmo trabalhava com frequência de aquisição de 2 Hz. Este valor era suficiente por causa da baixa velocidade de movimento do robô durante inspeção, e otimização do algoritmo não foi uma prioridade no desenvolvimento. Para a nova proposta, o sensor de perfil é usado em fusão com a câmera 3D, que também é utilizada fora do modo de inspeção, e isso exige uma maior frequência de aquisição de dados do sensor de perfil.

O algoritmo foi otimizado sem alterar a sua operação, alterando-se funções por outras mais eficientes para acelerar seu processamento e permitir uma frequência maior de execução. Além da otimização de algumas funções, foi realizado um aproveitamento na iteração de diversos laços de execução, o que permitiu ao algoritmo executar com frequência acima dos 5 Hz no mesmo hardware. Isto é importante pois o sensor Leuze possui valores fixos de configuração

de frequência de operação, permitindo a definir 5 aquisições por segundo e garantindo esta frequência estável de operação.

Outra modificação realizada foi a adequação para que o algoritmo anterior pudesse ser utilizado junto a outros algoritmos de sensoriamento. O algoritmo não possuía consistência espacial para exibição gráfica, trabalhando com informações fora de escala para, então, ajustar apenas o resultado final para a escala real de trabalho do sensor. Isto impedia que informações intermediárias referentes ao filtro executado, no processo para encontrar o centro do cordão de solda, pudessem ser utilizadas em outros algoritmos no *framework* ROS. O algoritmo foi ajustado de modo que todas as etapas pudessem ser consultadas como uma mensagem ROS e apresentadas na escala correta na exibição gráfica. Além disso, tanto o resultado final como os parâmetros de configuração do algoritmo foram organizados de modo a permitir interação com outros pacotes. Desse modo, o pacote de fusão poderia alterar parâmetros da identificação por sensor de perfil e receber dados já no formato esperado para uso no algoritmo.

Por fim, junto ao pacote de fusão de dados desenvolvido, um vetor foi criado para armazenar valores passados do centro da solda identificada pelo sensor de perfil, de modo que, caso a odometria esteja presente, o deslocamento do robô e os valores passados do centro do cordão inferido permitem realizar a inferência de ângulo do cordão de solda por meio de uma regressão linear. A quantidade de valores a serem utilizados foi definida como um parâmetro de configuração, com 5 sendo o valor padrão. Essa estratégia havia sido concebida durante o desenvolvimento do algoritmo mas não fez parte da versão final, tendo sido descartada a inferência de ângulo pelo sensor de perfil após avaliações preliminares.

5.2 FUSÃO DE DADOS DO CORDÃO DE SOLDA POR LÓGICA FUZZY

A lógica fuzzy, ou lógica nebulosa, é um método de representação de valores que permite infinitos valores intermediários entre totalmente verdadeiro e totalmente falso. A representação difusa de valores se contrapõe à representação booleana, com variáveis binárias, de valores verdadeiro ou falso. Esta lógica de infinitos valores permite sistemas com regras distintas para cada faixa de valores definida. Sistemas definidos a partir destas regras são chamados de sistemas fuzzy ou sistemas nebulosos.

Na área de fusão de sensores, um sistema de fusão por lógica nebulosa é um método bem estabelecido e de fácil implementação, que permite levar em consideração os diversos casos que afetam a aquisição de cada sensor pela definição de regras distintas usando variáveis de entrada

como o desvio padrão, intensidade do sinal, magnitude do ruído, entre outros. Este trabalho foca na utilização de fusão de sensores utilizando um sistema fuzzy, que pode ser implementado e validado de modo independente da odometria ou movimento, e portanto, foi o método de fusão escolhido.

O projeto do sistema fuzzy para fusão dos dados da solda baseou-se na variação da inferência do cordão de solda dos algoritmos descritos na subseção 4.4.2 e foi concebido sobre o método de Mamdani de inferência. O objetivo do sistema é gerar uma fusão adaptativa, cuja saída representa o quanto de cada parâmetro de reta de cordão de solda inferida por cada fonte de percepção contribui para a reta resultante. Na entrada do sistema fuzzy, os cordões de solda são definidos pelo desvio padrão das últimas N leituras de três parâmetros:

- Intercepção: posição y relativa a um valor x fixo de -0,06 metros, distância do sensor do perfil em relação ao centro da grade.
- Inclinação: variação de x em relação a y na reta que define a solda, definindo assim a direção da reta do cordão de solda.
- Largura: largura inferida do cordão de solda em metros.

O valor N, que determina o número de aquisições utilizadas para o cálculo dos desvios padrão (populacional) de cada parâmetro de cordão de solda, pode ser alterado no arquivo de configurações do pacote desenvolvido. Mais detalhes sobre os parâmetros de configuração do pacote final encontram-se na Seção 5.3.

Como existem inferências partindo de duas fontes de percepção, e existem três parâmetros necessários para descrever cada inferência, têm-se seis variáveis de entrada para o sistema fuzzy. Como variáveis de saída do sistema têm-se três pesos, um para cada parâmetro da solda resultante, sendo um peso maior significando uma maior influência do parâmetro da solda inferida pela câmera 3D. Cada saída depende apenas do respectivo parâmetro de cada inferência. Portanto, é possível interpretar o sistema fuzzy como três sistemas distintos, um para cada parâmetro que descreve o cordão de solda.

Todas as entradas se baseiam no desvio padrão das últimas N inferências do respectivo sensor, com exceção de uma. O ângulo inferido por meio de aquisições realizadas pelo sensor de perfil depende de regressão linear realizada a partir dos últimos centros de cordão de solda. Naturalmente, este processo está relacionado ao próprio desvio padrão do centro do cordão pela mesma fonte, e possui uma variação muito pequena ao longo de cada aquisição, pouco

distinguível de casos normais de operação, como o caso de o robô estar ajustando sua rota. Portanto, para levar o ângulo inferido pelo sensor de perfil em consideração, é utilizada uma comparação com a inferência da câmera 3D. O objetivo de comparar os valores para a fusão é ainda permitir identificar casos onde ambos os cordões de solda divergem mas com um baixo desvio padrão, situação na qual a câmera 3D deve contribuir mais para o cordão de solda final. Como resultado, a fusão de dados de orientação da solda tem como entrada o desvio padrão das últimas aquisições realizadas pela câmera 3D, e a comparação do ângulo inferido pelo sensor de perfil com o ângulo inferido pela câmera 3D.

Para a concepção do sistema fuzzy, ensaios iniciais foram realizados utilizando solda real de uma chapa de tanque de aço carbono, e dados coletados de uma solda simulada construída para imitar uma superfície com cordão de solda. A análise dos dados de inferência nestas situações a partir dos dois métodos por nuvem de pontos e da inferência do sensor de perfil foi feita, identificando valores de desvio padrão ao longo de vários testes, de modo a identificar os valores que representam situações de pouco ruído e alta confiabilidade de inferência, e valores de desvio padrão em situações de alto nível de ruído e variação, representando situações de baixo desempenho.

As funções de pertinência para cada variável de entrada são trapezoidais assimétricas e são definidas como três níveis do desvio padrão de cada parâmetro: baixo, médio e alto. Nas variáveis de saída, cinco níveis foram definidos para dar um ajuste mais fino à contribuição de cada variável para a fusão: muito fraco, fraco, médio, forte e muito forte.

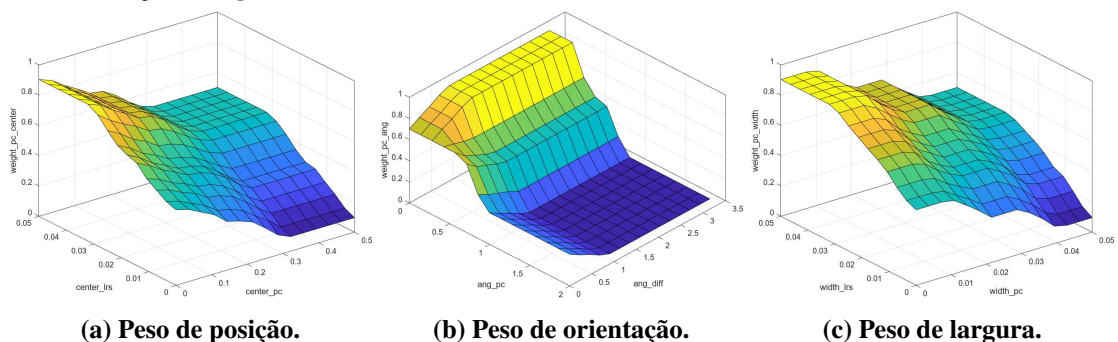
Para a definição dos níveis para as funções de pertinência, foi necessário escolher valores de transição entre um nível e outro para cada entrada. Para quantificar o desvio padrão de cada parâmetro da solda inferida por cada fonte, algumas centenas de inferências para várias situações e soldas diferentes foram observadas, e o desvio padrão para cada caso foi extraído, observando os valores máximos e mínimos de cada situação. Estes valores, junto com observações e ajustes empíricos realizadas ao longo de diversos testes, levaram ao sistema fuzzy descrito na Tabela 4.

As regras definidas para fusão foram criadas seguindo a lógica de que se algum dos parâmetros das aquisições possui maior desvio padrão nas suas últimas leituras, ele deve perder relevância na fusão. As regras estão dispostas na Tabela 5.

Este sistema resulta em três superfícies, representando como cada uma das três saídas para a fusão são influenciadas por suas duas respectivas entradas. As três superfícies estão exibidas na Figura 29.

Tabela 4 – Funções de pertinência do sistema Fuzzy

Tipo	Nome	Intervalo	FP	Parâmetros
Entrada	center_pc	[0 0.5]	baixo: trapézio médio: trapézio alto: trapézio	[-1 0 0.02 0.15] [0.02 0.15 0.2 0.3] [0.2 0.3 0.5 10]
	center_lrs	[0 0.05]	baixo: trapézio médio: trapézio alto: trapézio	[-0.375 0 0.002 0.015] [0.002 0.015 0.02 0.03] [0.02 0.03 0.05 10]
	ang_pc	[0 2]	baixo: trapézio médio: trapézio alto: trapézio	[-1 0 0.3 0.5] [0.3 0.5 0.7 0.9] [0.7 0.9 2 10]
	ang_diff	[0 3.15]	igual: triângulo diferente: trapézio	[-1 0 0.8] [0 0.8 3.15 5]
	width_pc	[0 0.05]	baixo: trapézio médio: trapézio alto: trapézio	[-1 0 0.01 0.02] [0.01 0.02 0.03 0.04] [0.03 0.04 0.05 1]
	width_lrs	[0 0.05]	baixo: trapézio médio: trapézio alto: trapézio	[-1 0 0.002 0.012] [0.002 0.012 0.015 0.03] [0.015 0.03 0.05 1]
Saída	weight_pc_center	[0 1]	muito baixo: triângulo baixo: triângulo médio: triângulo alto: triângulo muito alto: triângulo	[-1 0 0.3] [0.15 0.3 0.45] [0.3 0.5 0.7] [0.55 0.7 0.85] [0.7 1 2]
	weight_pc_ang	[0 1]	muito baixo: triângulo baixo: triângulo médio: triângulo alto: triângulo muito alto: triângulo	[-1 0 0.3] [0.15 0.3 0.45] [0.3 0.5 0.7] [0.55 0.7 0.85] [0.7 1 2]
	weight_pc_width	[0 1]	muito baixo: triângulo baixo: triângulo médio: triângulo alto: triângulo muito alto: triângulo	[-1 0 0.3] [0.15 0.3 0.45] [0.3 0.5 0.7] [0.55 0.7 0.85] [0.7 1 2]

Figura 29 – Superfícies relacionando as três saídas do sistema fuzzy às suas entradas. As três saídas do sistema referem-se ao peso dado para cada um dos parâmetros do cordão de solda: posição, direção e largura.**Fonte: Autoria própria.**

As saídas do sistema fuzzy desenvolvido ponderam a participação da inferência proveniente da nuvem de pontos na inferência final. Esta linha resultante passa, após isso, por um

Tabela 5 – Regras do sistema fuzzy

Saída	Regras
Centro	Se center_pc é baixo e center_lrs é baixo então weight_pc_center é médio Se center_pc é baixo e center_lrs é médio então weight_pc_center é alto Se center_pc é baixo e center_lrs é alto então weight_pc_center é muito alto Se center_pc é médio e center_lrs é baixo então weight_pc_center é baixo Se center_pc é médio e center_lrs é médio então weight_pc_center é alto Se center_pc é médio e center_lrs é alto então weight_pc_center é alto Se center_pc é alto e center_lrs é baixo então weight_pc_center é muito baixo Se center_pc é alto e center_lrs é médio então weight_pc_center é baixo Se center_pc é alto e center_lrs é alto então weight_pc_center é médio
Ângulo	Se ang_pc é baixo e ang_diff é igual então weight_pc_ang é alto Se ang_pc é baixo e ang_diff é diferente então weight_pc_ang é muito alto Se ang_pc é médio e ang_diff é igual então weight_pc_ang é alto Se ang_pc é médio e ang_diff é diferente então weight_pc_ang é médio Se ang_pc é alto e ang_diff é igual então weight_pc_ang é baixo Se ang_pc é alto e ang_diff é diferente então weight_pc_ang é muito baixo
Largura	Se width_pc é baixo e width_lrs é baixo então weight_pc_width é médio Se width_pc é baixo e width_lrs é médio então weight_pc_width é alto Se width_pc é baixo e width_lrs é alto então weight_pc_width é muito alto Se width_pc é médio e width_lrs é baixo então weight_pc_width é baixo Se width_pc é médio e width_lrs é médio então weight_pc_width é médio Se width_pc é médio e width_lrs é alto então weight_pc_width é alto Se width_pc é alto e width_lrs é baixo então weight_pc_width é muito baixo Se width_pc é alto e width_lrs é médio então weight_pc_width é baixo Se width_pc é alto e width_lrs é alto então weight_pc_width é médio

filtro de primeira ordem de suavização, disponível na equação 13

$$\begin{aligned}
 \lambda_k &= \frac{\Delta t_k}{\tau + \Delta t_k}, & \Delta t_k &= t_k - t_{k-1}, \\
 \hat{\beta}_k &= (1 - \lambda_k) \beta_{k-1} + \lambda_k \beta_k, \\
 \hat{\alpha}_k &= (1 - \lambda_k) \alpha_{k-1} + \lambda_k \alpha_k,
 \end{aligned} \tag{13}$$

, onde τ é o parâmetro de suavização (com valor padrão de 0,35), t é o tempo, k é o índice de aquisição e α e β são os parâmetros da reta.

Este filtro é realizado para evitar chicotes e trocas bruscas no caso de o algoritmo de escore escolher por apenas uma aquisição outra fonte. A suavização é uma média ponderada entre a linha inferida resultante atual e a linha resultante da aquisição anterior, cujo peso depende de um parâmetro configurável, com valor padrão 0,35, e do tempo passado entre as duas aquisições. Isto é feito para evitar que inferências realizadas sobre aquisições feitas após pausas ou problemas de aquisição da câmera retornem com peso máximo. No cálculo, os valores passados utilizados são os parâmetros da linha bruta anterior, não a linha suavizada. A linha de solda resultante é publicada como um tópico ROS para disponibilizar ao algoritmo de controle e navegação já desenvolvido.

O sistema fuzzy foi projetado utilizando a ferramenta *Fuzzy Logic Designer* do software

Matlab. Por meio dela, é possível definir o tipo de sistema, entradas e saídas, funções de pertinência, definir as regras do sistema e por fim, aplicar o sistema resultante no próprio software ou salvar no formato '.fis', formato reconhecido também pela biblioteca FuzzyLite. Isto permitiu a importação do sistema diretamente para o pacote desenvolvido, e facilitou os processos de ajustes e validação do sistema. O nome do arquivo do sistema fuzzy utilizado é carregado como parâmetro para dentro do programa no momento da inicialização, o que permite com que outros sistemas fuzzy possam ser projetados e carregados pelo usuário sem a necessidade de acessar o código ou recompilar o programa.

A Seção 5.3 discute os parâmetros de configuração resultantes do pacote. Utilizando estes parâmetros, o comportamento do algoritmo pode ser alterado de modo simplificado, sem necessidade de compilar novamente o programa ou de um conhecimento a respeito do funcionamento do algoritmo.

5.3 PARÂMETROS DE CONFIGURAÇÃO

O arquivo de configuração auxilia na definição de parâmetros utilizados no código que podem necessitar de ajustes dependendo da aplicação. O ajuste por meio da definição por parâmetros permite evitar recompilar o programa, processo que pode levar tempo e possivelmente introduzir erros.

O arquivo de configuração é encontrado junto ao pacote 'weld_finder' desenvolvido, no formato YAML (*YAML Ain't Markup Language*, YAML Não é Linguagem de Marcação, acrônimo recursivo notoriamente vago). O formato YAML é uma linguagem de serialização de dados simples estruturada por indentação, e é o formato padrão para arquivos de configuração do *framework* ROS.

A Tabela 6 lista todos os parâmetros que fazem parte da versão atual do algoritmo, seus valores usuais e uma breve descrição da sua utilidade, como consta no arquivo de configuração.

Durante a descrição dos algoritmos do pacote desenvolvido alguns destes parâmetros já foram descritos, porém uma breve descrição da aplicação e influência de todos os parâmetros é feita para referência:

- Os parâmetros *map_resolution*, *width* e *length* configuram espacialmente o mapa, centrado no ponto de encontro da linha de visão de ambos os sensores, onde espera-se encontrar a superfície pela qual o robô navega. Os valores devem ser informados em metros. É

Tabela 6 – Parâmetros de configuração do pacote 'weld_finder'.

Nome	Valor padrão	Descrição
map_resolution	0.005	Resolução da grade em metros
width	0.8	Largura da grade em metros
length	0.4	Comprimento da grade em metros
verbose	false	Mostrar todas as informações durante execução
expected_weld_width	0.015	Largura esperada do cordão de solda, em metros
filter_pc	true	Habilita o filtro da nuvem de pontos antes da atribuição à grade
cv_window	false	Mostrar janela com dados de profundidade
surface_fitting	false	Realizar um ajuste de superfície (obsoleto)
mean_filter	true	Aplicar um filtro de média em 3 aquisições da grade
fis_file	"weld_feat.fis"	Nome do arquivo do sistema fuzzy (.fis)
submap_buffer	2	Tamanho do buffer (em células) ignorado ao buscar células de inclinação válidas
stdev_i	5	Quantidade de valores usados para desvio padrão
smooth_fuzzy	true	Aplicar suavização na linha fuzzy
NaN_neighbor_radius	3	Raio de células ao redor de uma célula sem valor cujas inclinações serão desconsideradas
force_line_detection_method	DONT	Forçar método de detecção de linha a ser usado (DONT = nenhum, usa escores; RANSAC = forçar ransac; WEIGH-TED = forçar regressão ponderada; LINREG = forçar regressão linear)
ransac_iterations	100	Número de iterações RANSAC usadas para encontrar a linha mais adequada
inlier_distance_threshold	0.025	Distância limite para assumir que uma célula candidata pertence a uma linha
ransac_min_inliers	12	Número mínimo de células candidatas pertencentes que uma linha RANSAC deve ter para ser elegível

importante notar que, como o algoritmo funciona baseando-se na diferença de elevação entre a região da chapa e o topo da superfície da solda, é sugerido que o parâmetro de resolução encontre-se com um valor menor que metade da largura de solda e maior que a largura da borda de um cordão, caso a borda seja suave.

- Os parâmetros *verbose* e *cv_window* são apenas visuais. A verbalização faz com que o algoritmo imprima várias informações no terminal pertinentes à depuração, sendo útil para analisar dados durante processamento. A janela de visualização refere-se à câmera de profundidade, útil apenas para trabalho futuro uma vez que a imagem de profundidade foi descartada devido a sua menor resolução que a nuvem de pontos.
- A largura esperada do cordão de solda (*expected_weld_width*) auxilia no algoritmo de ponderação da linha de solda por regressão ponderada e na obtenção da largura atual.
- O parâmetro *surface_fitting* servia para escolher a aplicação de regressão de superfície cilíndrica na nuvem de pontos, que foi descontinuada devido ao baixo desempenho, porém mantida para trabalho futuro.

- Os parâmetros *filter_pc*, *mean_filter*, *submap_buffer*, *NaN_neighbor_radius* e *smooth_fuzzy* todos se referem a filtros aplicados em diferentes etapas do algoritmo. O filtro de nuvem de pontos utiliza metade da resolução para realizar um filtro de vizinhança na nuvem antes da iteração para assinalar os pontos na grade, o filtro de médias aplica uma média das últimas três aquisições da câmera 3D, uma vez que esta opera com o triplo da frequência de aquisição do sensor de perfil. O buffer de submapa define o número de células que compõem uma zona morta na borda da grade, de modo a descartá-las, uma vez que elas possuem maior ruído e inclinação não-representativa da superfície real do tanque. O raio de vizinhança a células NaN (*Not a Number*, sem valor numérico) descarta células adjacentes a 'buracos' na aquisição da câmera, geralmente formados por reflexos de focos de luz, que atrapalham a inferência criando células com inclinação não-representativa da superfície real. Por fim, a suavização fuzzy aplica um filtro temporal de primeira ordem na linha de solda resultante do algoritmo, uma vez que, quando usando escore para automaticamente definir o melhor método para detecção da linha (Ransac ou regressão), acontece de as vezes as linhas divergirem justamente na troca de escore mais alto, causando uma transição brusca na linha resultante.
- O parâmetro *fis_file* dá o nome do arquivo que contém o sistema fuzzy a ser utilizado para fusão, enquanto o parâmetro *stdev_i* define quantos valores serão utilizados pelo código para cálculo do desvio padrão de cada parâmetro da linha de solda, que são as entradas do sistema fuzzy.
- Por fim, os parâmetros *ransac_iterations*, *inlier_distance_threshold* e *ransac_min_inliers* referem-se ao funcionamento da inferência Ransac, e definem, respectivamente, a quantidade de iterações realizadas para encontrar a reta ótima, a distância que um ponto deve estar da reta avaliada para ser considerado pertencente a esta e o número mínimo de pontos pertencentes para que a reta seja considerada uma candidata a representar o cordão de solda.

Por causa da quantidade de parâmetros, é sugerido que um operador inicie o algoritmo com a configuração padrão e observe a capacidade de cada uma das estratégias de inferência do robô em reconhecer a solda do tanque alvo, escolhendo a inferência com maior acerto para a situação e ajustando os parâmetros para minimizar o erro.

Utilizando o algoritmo de inferência a partir de dados de nuvem de pontos e da fusão por sistema fuzzy descritos, um cordão de solda resultante é encontrado. O desempenho de todo o processo foi avaliado a partir de uma sequência de testes para quantificar a precisão do algoritmo. Todo o processo de validação dos algoritmos detalhados encontra-se descrito na próxima seção.

6 AVALIAÇÃO EXPERIMENTAL

Testes de validação foram realizados para analisar o desempenho dos algoritmos de identificação descritos neste documento. Este capítulo trata da validação do algoritmo de identificação dos cordões de solda baseado na fusão dos sensores espaciais.

Os dados e testes foram todos realizados utilizando o protótipo de sensor composto detalhado na seção 4.3. Esta seção avalia a capacidade do algoritmo de identificação de realizar a inferência dos parâmetros da solda, de largura, orientação e posição, bem como o resultado da fusão por sistema fuzzy com o sensor de perfil, que infere largura, posição, e, em conjunto com odometria, orientação. Por causa da finalização do projeto CRAS antes da etapa de avaliação experimental, não foram realizados testes em campo utilizando o algoritmo pelo robô CRAS.

Para realizar a validação e garantir a reprodução dos resultados, os dados crus coletados pelos sensores foram salvos em arquivos do tipo *bag* do ROS. Estes arquivos permitem armazenar as mensagens de pacotes ROS com informação de tempo e referencial para reprodução futura. Isto garante a repetibilidade dos testes realizados, e facilita o processo de aprimoramento do algoritmo.

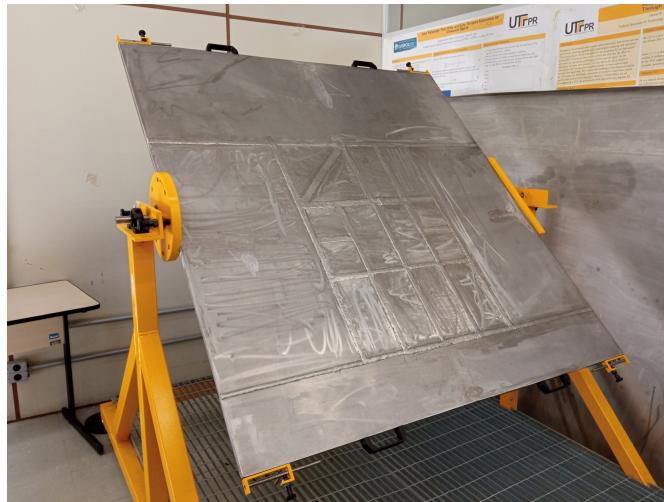
6.1 AMBIENTES DE TESTE

Três situações foram concebidas para a validação do algoritmo. A primeira foi a coleta de dados de um solda simulada, com parâmetros ótimos para a identificação 3D. A imitação da superfície de um cordão de solda foi construída com papel e fita adesiva sobre uma mesa plana, cuja superfície 3D simula a superfície de um cordão de solda bem sobressaído em relação a parede de um tanque. Os dados foram coletados em iluminação controlada. Isto significa que este seria o melhor caso possível para a identificação do cordão na superfície. O segundo caso considerado foi sobre uma chapa real de tanque, com uma solda larga padrão, porém menos ótima que a simulação. O tanque possui pintura branca, que auxilia em minimizar o reflexo recebido pela câmera 3D. Por fim, como terceiro caso, o algoritmo foi colocado à prova em uma situação considerada crítica, na superfície de um aparato de testes em laboratório.

Um aparato construído em laboratório foi concebido como parte do projeto CRAS para simular várias condições que o robô enfrenta em campo e tornar a etapa de testes mais dinâmica poupando a ida da equipe até o ambiente real de uma refinaria. O aparato de testes de laboratório

é composto de uma chapa de aço super-duplex de 12mm, muito similar à estrutura-alvo do robô, presa em um ponto central nas laterais permitindo rotação. A rotação da chapa permite simular momentos onde o robô fica na vertical ou sobre cabeça. Travas garantem estabilidade uma vez que a posição foi configurada. Uma estrutura de suporte também foi projetada para permitir o transporte e manuseio em segurança. A Figura 30 mostra o aparato de testes. Embaixo da chapa, um recipiente de metal coleta a água que escorre dos testes de inspeção, que usa água como acoplante para os transdutores ultrassom.

Figura 30 – Aparato de testes em laboratório desenvolvido pela equipe mecânica do projeto CRAS.



Fonte: Autoria própria.

A chapa do aparato é composta de recortes da chapa da estrutura-alvo, unidos novamente por solda, porém com erros de soldagem deliberadamente cometidos de modo que várias falhas diversas podem ser detectadas em uma inspeção ultrassom. O aparato foi utilizado para validar algoritmos, a adesão, movimentação e, principalmente, para testes de inspeção ultrassom durante o projeto CRAS.

O aparato foi concebido para representar fielmente soldas com defeitos na superfície de um tanque, porém, por se tratar de uma chapa que ficaria apenas dentro do laboratório, nenhum revestimento foi aplicado na sua superfície. Isto acabou criando uma situação crítica para o algoritmo descrito neste trabalho, que serve como ótimo desafio para o sensor composto, pois a falta de revestimento significa um alto índice de reflexo de focos de luz como o sol ou lâmpadas diretamente sobre a superfície. Somado a isso, algumas seções dos cordões do aparato estão muito pouco sobressaídas em relação à chapa, reproduzindo situações onde um cordão de solda pode ter sido desgastado para inspeção.

Várias disposições do cordão de solda de cada situação foram coletadas para testes

de identificação com o sensor parado, totalizando 16 ensaios: 4 ensaios com o cordão de solda simulado, 4 ensaios com o cordão de solda real e 8 ensaios com o cordão de solda do aparato de testes. Para cada ensaio, o valor real de cada parâmetro foi anotado para servir de comparação com o valor identificado por cada estratégia do algoritmo. Os dados para cada ensaio foram coletados ao longo de 3 segundos de aquisições.

Inicialmente, o sensor foi mantido parado sobre a chapa durante os ensaios. Testes em movimento também foram realizados utilizando a solda simulada, para avaliar a situação completa na qual o sensor de perfil também infere orientação. Os ensaios com o sistema de sensoriamento parado foram utilizados para avaliar capacidade de inferência por meio da nuvem de pontos da câmera 3D por todos os métodos, a influência do ambiente e a influência e performance da fusão de dados. Os ensaios de movimento foram utilizados apenas para avaliar a fusão da informação de orientação inferida pelo sensor de perfil com a orientação inferida por nuvem de pontos. Dois ensaios de movimento foram feitos, ambos com duração de 32 segundos.

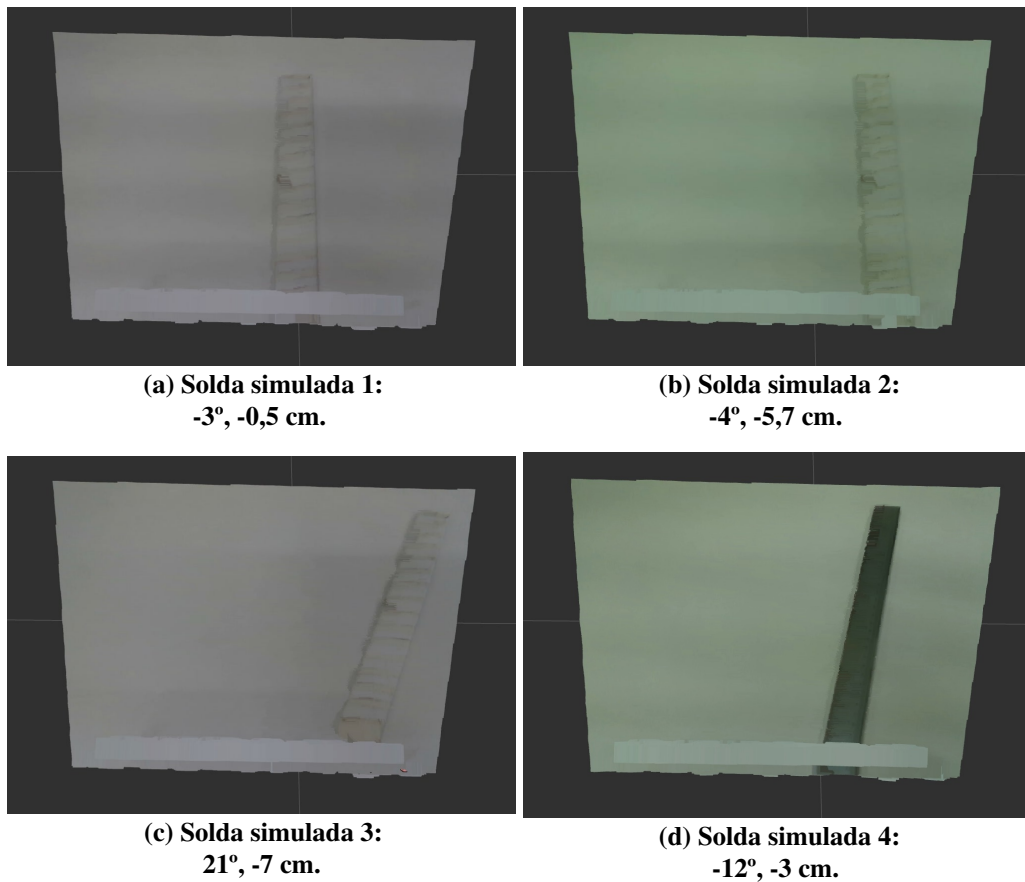
Os testes foram realizados com as configurações padrão dos parâmetros do algoritmo, com exceção ao parâmetro `'force_line_detection_method'`, que define o método de inferência de cordão priorizado para servir como entrada da fusão por sistema fuzzy. Um teste foi realizado para cada valor deste parâmetro e os resultados são dispostos identificando qual método de inferência foi utilizado: regressão ponderada, Ransac ou decidindo por escore.

Comparar uma linha inferida com uma linha verdadeira depende do cálculo do erro de inferência de um modo que ambas as variáveis que descrevem uma reta sejam representadas, assim como a consistência das inferências. Primeiramente, as situações de teste serão apresentadas, e a inferência de cada situação (simulação, real, aparato) do cordão de solda será avaliada separadamente, separado entre os métodos de inferência, regressão ponderada, Ransac, sensor de perfil e fusão de sensores por escore. Após isso, uma avaliação de cada parâmetro inferido será apresentada, e, por fim, os resultados serão discutidos avaliando todos os parâmetros e situações de uma só vez.

O ambiente com simulação da solda foi utilizado para testes iniciais de validação do algoritmo antes de partir para situações mais desafiadoras. A Figura 31 mostra a nuvem de pontos colorida das quatro situações utilizadas.

Partindo da unicamente das capturas de nuvem de pontos da câmera 3D e do sensor de perfil, o método de identificação proposto não teve problema em encontrar o cordão de solda simulado. Antes de discutir o resultado encontrado, é necessário definir a convenção utilizada

Figura 31 – Quatro situações de ensaio com solda simulada (25 mm de largura), com ângulo (rotação ao redor do eixo z), e deslocamento lateral (eixo y) da solda em relação ao centro de leitura do sensor informados.



Fonte: Autoria própria.

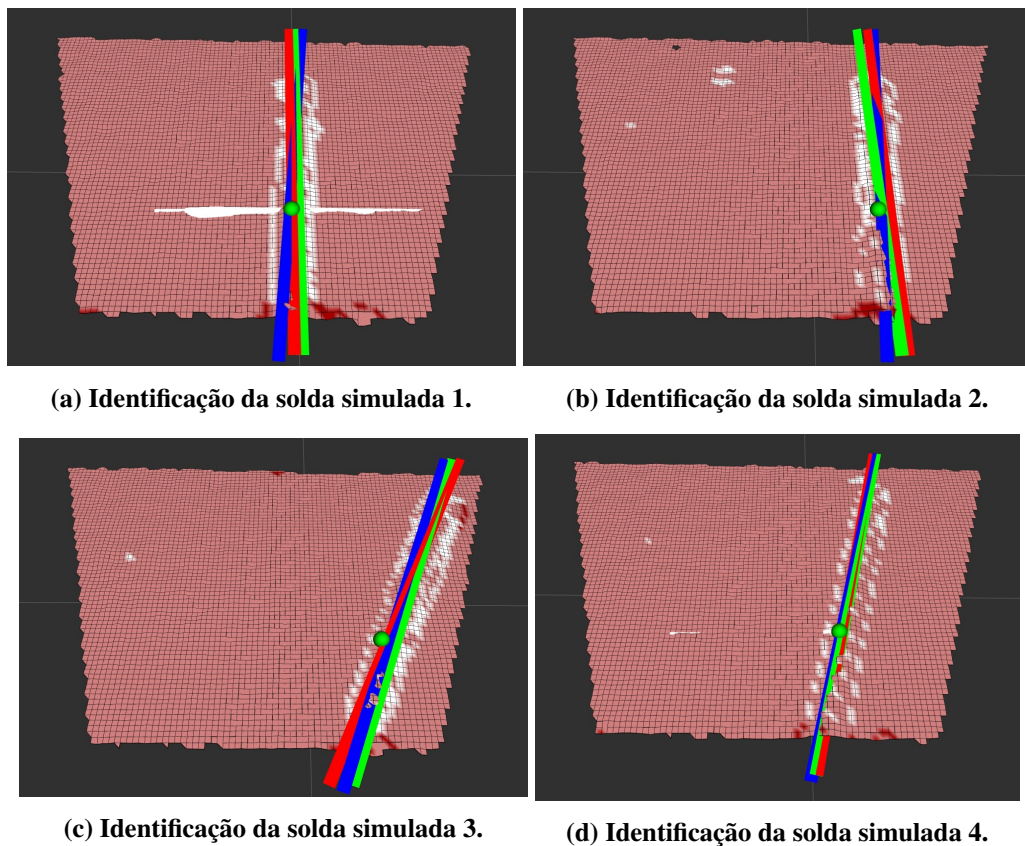
para a sua representação no software Rviz, um software de visualização de mensagens para o ROS. O pacote 'grid_map' utilizado como principal dependência para o pacote desenvolvido já possui integração com o Rviz, permitindo exibir as malhas construídas pelo pacote e codificar informação na cor de cada célula.

Foi escolhido assinalar com cor branca as células da malha que são candidatas a representarem a borda de um cordão de solda. Foi também escolhido assinalar como vermelho escuro as células que foram identificadas como candidatas após decisão baseada na inclinação do vetor normal da célula, mas que foram descartadas devido a um filtro posterior, como o filtro de proximidade a uma célula vazia. As células em vermelho claro (salmão) são células de superfície sem características. Células vazias (inexistentes) são células que não possuíam nenhum ponto 3D da nuvem de pontos sobre elas para definir uma superfície. Para os métodos de identificação, foram utilizados marcadores de reta coloridos definidos a partir dos parâmetros da reta identificada. A reta verde representa a identificação por regressão ponderada, A reta

vermelha representa a identificação por Ransac, e a reta azul representa a reta resultante após a fusão com os dados do sensor de perfil. Além das retas, o dado atual da identificação a partir do sensor de perfil encontra-se representado com um marcador em esfera verde.

Na Figura 32 encontram-se exibidos os resultados da identificação realizada.

Figura 32 – Resultados da identificação do cordão de solda para as situações com solda simulada. Células identificadas como borda de cordão representadas em branco. Linha verde: identificação por regressão ponderada. Linha vermelha: identificação por Ransac. Linha azul: identificação após fusão de dados com o sensor de perfil. Esfera verde: centro identificado pelo sensor de perfil.



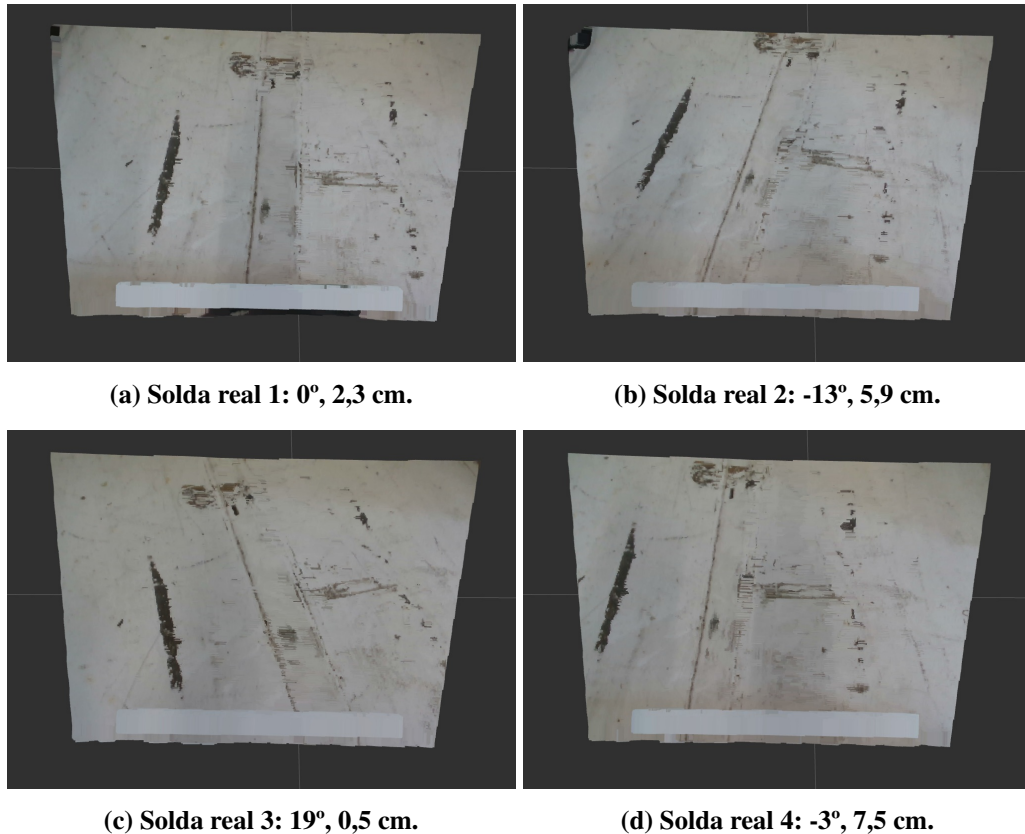
Fonte: Autoria própria.

Sobre estes dados, é importante notar uma situação onde o sensor de perfil identifica erroneamente o centro da solda (Figura 32c) devido à proximidade da solda ao limite do alcance do sensor, resultando na identificação correta pelos dois métodos utilizando a câmera 3D, porém uma reta resultante errada após fusão de sensores.

Para a situação em ambiente de tanque real, outras quatro configurações do cordão de solda foram utilizadas para validar o algoritmo. A Figura 33 mostra a nuvem de ponto colorida para estas situações.

Os resultados encontrados após aplicação do algoritmo de identificação para a situação de tanque real está exibido na Figura 34.

Figura 33 – Situações de ensaio com solda em uma chapa de tanque real (largura de 35mm).

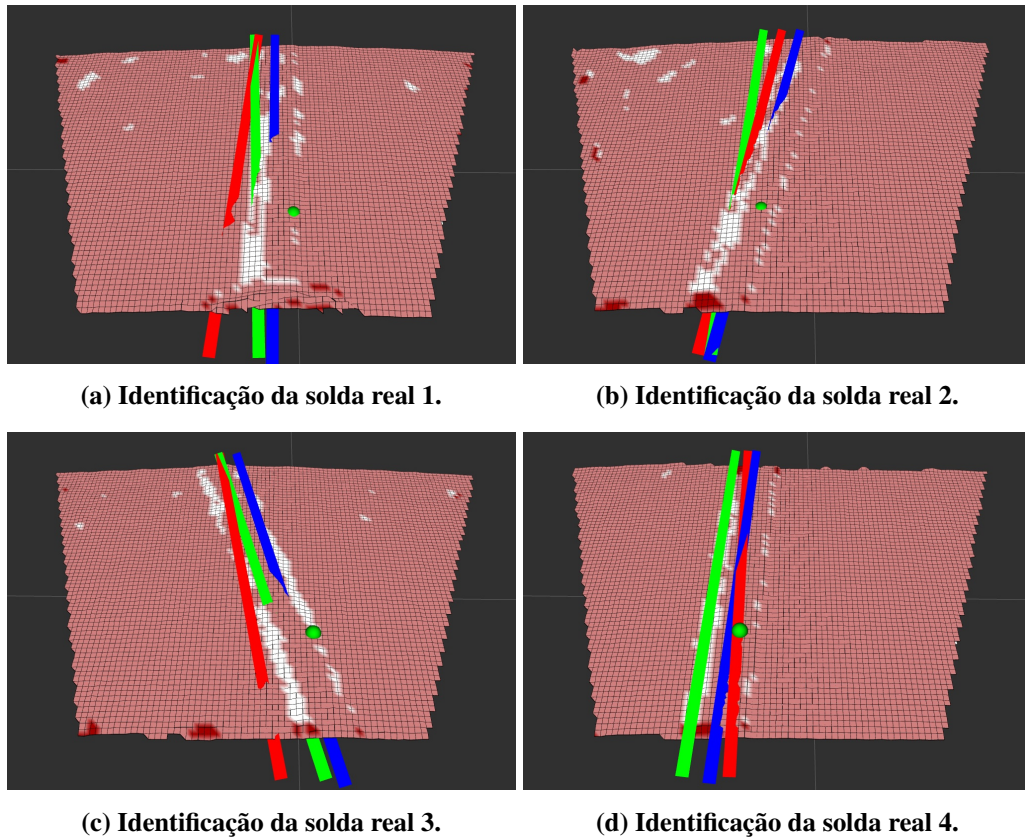


Fonte: Autoria própria.

Os resultados de identificação em situação real mostraram algumas particularidades e desafios que não foram encontrados na situação com solda simulada. A situação de maior impacto no desempenho do algoritmo foi a assimetria na altura das duas bordas. A borda esquerda da solda do tanque possui um relevo que se sobressai mais em relação ao tanque quando comparada com a borda direita da solda. Isto levou a uma concentração maior de células candidatas na borda esquerda da solda, desviando o centro da identificação para as quatro situações. Outra diferença foi a maior presença de ruído e, portanto, de células candidatas não-representativas que passaram por todos os filtros. O método de regressão linear é mais sensível a este tipo de situação e teve sua precisão prejudicada. Apesar disso, a linha de solda resultante após identificação se apresentou sobre a linha de solda real.

A última situação de teste foi concebida para avaliar situações desafiadoras, aproveitando-se da gama de diferentes cordões de solda criados de modo deliberadamente agravado existentes no aparato de testes. Além dos cordões feitos para servirem como um desafio de inspeção, a chapa resultante não possui revestimento, aumentando sua reflexividade e adicionando mais um desafio à identificação. Como esta situação permite maior diversidade de

Figura 34 – Resultados da identificação do cordão de solda para as situações em uma chapa de tanque real. Células identificadas como borda de cordão representadas em branco. Linha verde: identificação por regressão ponderada. Linha vermelha: identificação por Ransac. Linha azul: identificação após fusão de dados com o sensor de perfil. Esfera verde: centro identificado pelo sensor de perfil.



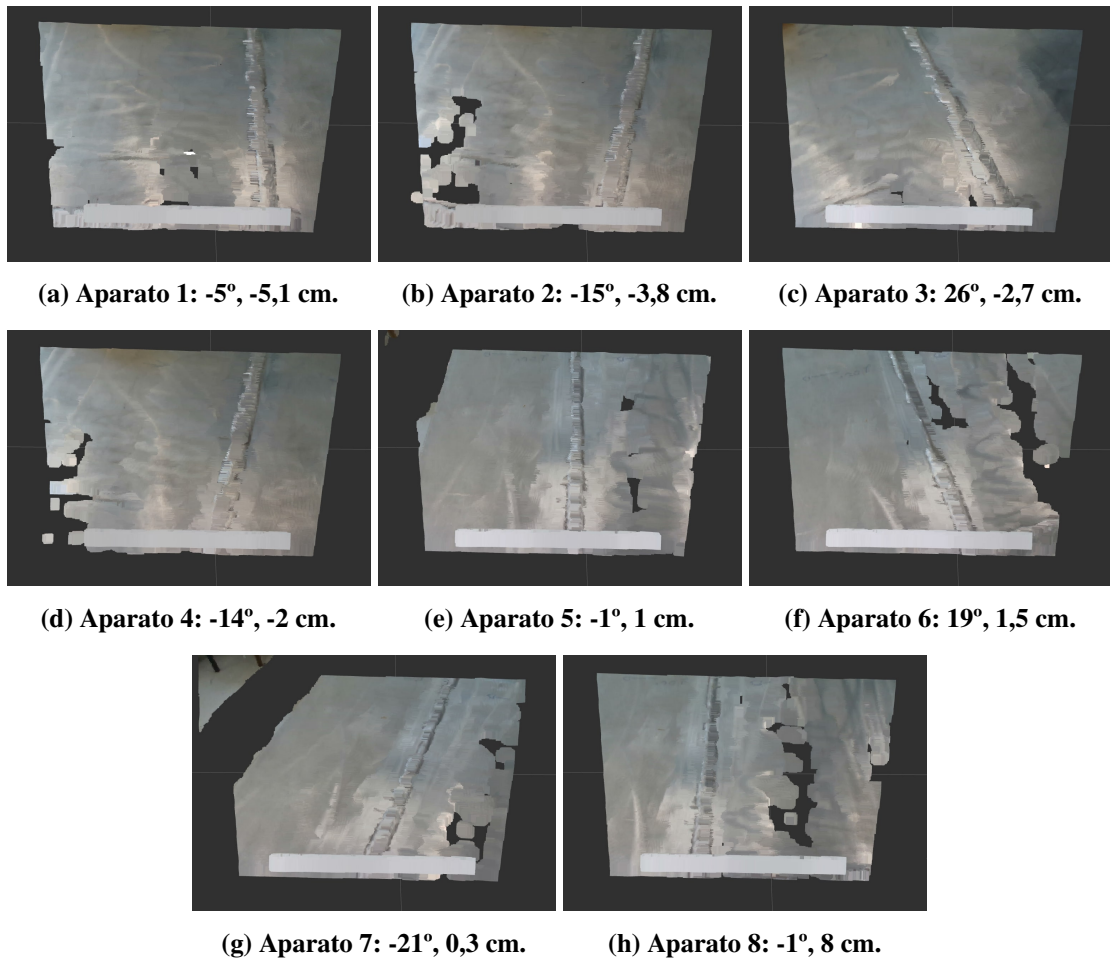
Fonte: Autoria própria.

configurações e desafios, mais configurações de cordões de solda foram utilizadas para teste. A nuvem de pontos colorida para as oito situações utilizadas encontram-se exibidas na Figura 35.

É possível perceber a influência da reflexividade diretamente nos dados coletados, resultando em buracos na nuvem de pontos da câmera. Aquisições resultantes da aplicação do algoritmo de identificação para os cordões de solda do aparato de testes encontram-se dispostos na Figura 36.

Diferentemente das aquisições com um cordão de solda simulado ou em situação com um tanque real, as identificações com cordão de solda do aparato sem revestimento tem a precisão afetada. Como esperado em situações de muito ruído, a identificação pelo método de regressão ponderada apresentou resultados piores em comparação ao método Ransac. Consequentemente a isso, a fusão, por se basear em escore, cujo valor está associado a quantidade de pontos candidatos pertencentes à linha identificada de cada método, também sofre um impacto na sua precisão. O procedimento ideal para estas situações seria fixar o método de identificação utilizado como

Figura 35 – Situações de ensaio com soldas de um aparato de testes de laboratório.



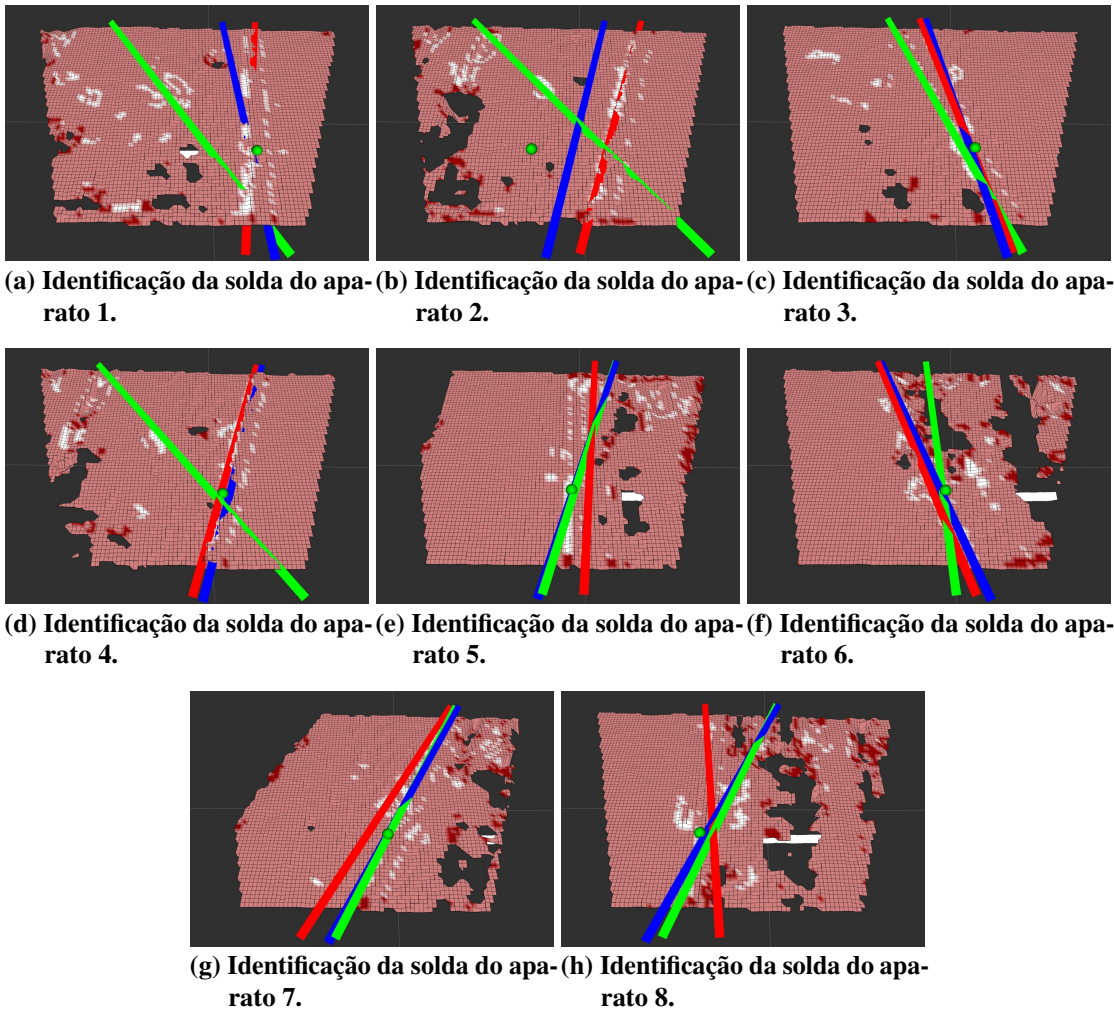
Fonte: Autoria própria.

entrada para fusão como o Ransac utilizando o parâmetro 'force_line_detection_method', mas todas as situações foram avaliadas sob os mesmos parâmetros de configuração a fim de restringir variáveis e permitir uma comparação do desempenho de todos os métodos de inferência em todos os cenários.

É possível perceber que o reflexo de outras fontes não apenas introduz buracos na aquisição da nuvem de pontos, geralmente localizados ao redor do reflexo de lâmpadas, mas também deforma a posição dos pontos no entorno dos focos ortogonalmente à superfície, gerando uma característica curva ou circular em locais que seriam planos. Era este tipo de característica que pretendia-se combater com a introdução do filtro de características curvas, que claramente mostrou-se pouco efetivo para mitigar estes efeitos. É importante notar que estas características se limitam a superfícies reflexivas e não devem ocorrer de modo tão pronunciado na superfície de tanques reais ou outras superfícies com revestimento (superfícies foscas).

A solda simulada foi utilizada também como o ambiente de testes para avaliar o

Figura 36 – Resultados da identificação do cordão de solda para as situações de um aparato de testes. Células identificadas como borda de cordão representadas em branco. Linha verde: identificação por regressão ponderada. Linha vermelha: identificação por Ransac. Linha azul: identificação após fusão de dados com o sensor de perfil. Esfera verde: centro identificado pelo sensor de perfil.



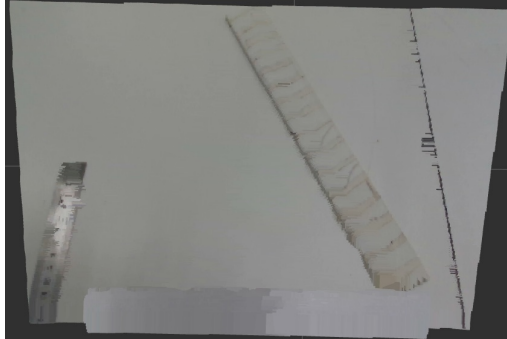
Fonte: Autoria própria.

desempenho do algoritmo com o sensor composto em movimento. Duas configurações da solda simulada foram concebidas para avaliar a inferência de orientação por meio do sensor de perfil em movimento e a influência desses dados na fusão. Para os testes em movimento, foi utilizada a câmera RGB-D Intel Realsense d435i, similar a d435. A única diferença entre os dois modelos é a capacidade da d435i de informar movimento, por ter uma IMU (Unidade de Medição Inercial) embutida. Para que os dados da IMU da câmera fossem corretamente convertidos em orientação e deslocamento, o pacote ROS "imu_filter_madgwick" foi utilizado.

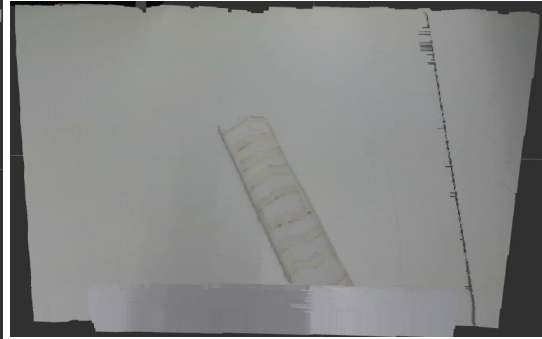
A solda simulada foi disposta em orientações conhecidas, com o sensor disposto ao lado de uma régua para corroborar as inferências de deslocamento da IMU. Nos dois ensaios, o sensor foi deslocado linearmente para frente enquanto capturava dados, de modo a imitar o

robô se aproximando de um cordão de solda de modo desalinhado. Na Figura 37 é possível ver a posição de início e fim do movimento de ambas as situações.

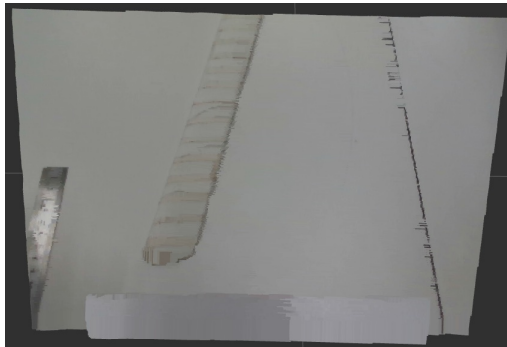
Figura 37 – Situações de ensaio em movimento com solda simulada. Início e fim do movimento.



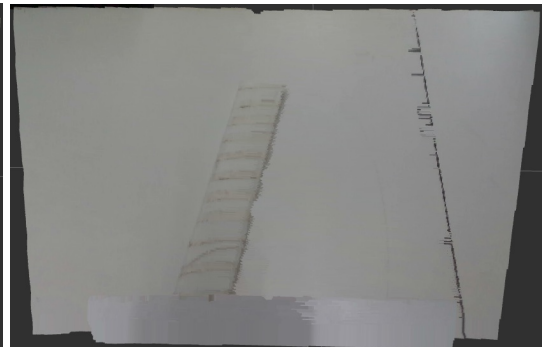
(a) Movimento 1, início. Solda simulada orientada 27,3°.



(b) Movimento 1, final. 142 mm em 18,4 segundos.



(c) Movimento 2, início. Solda simulada orientada -10,7°.



(d) Movimento 2, final. 131 mm em 19,3 segundos.

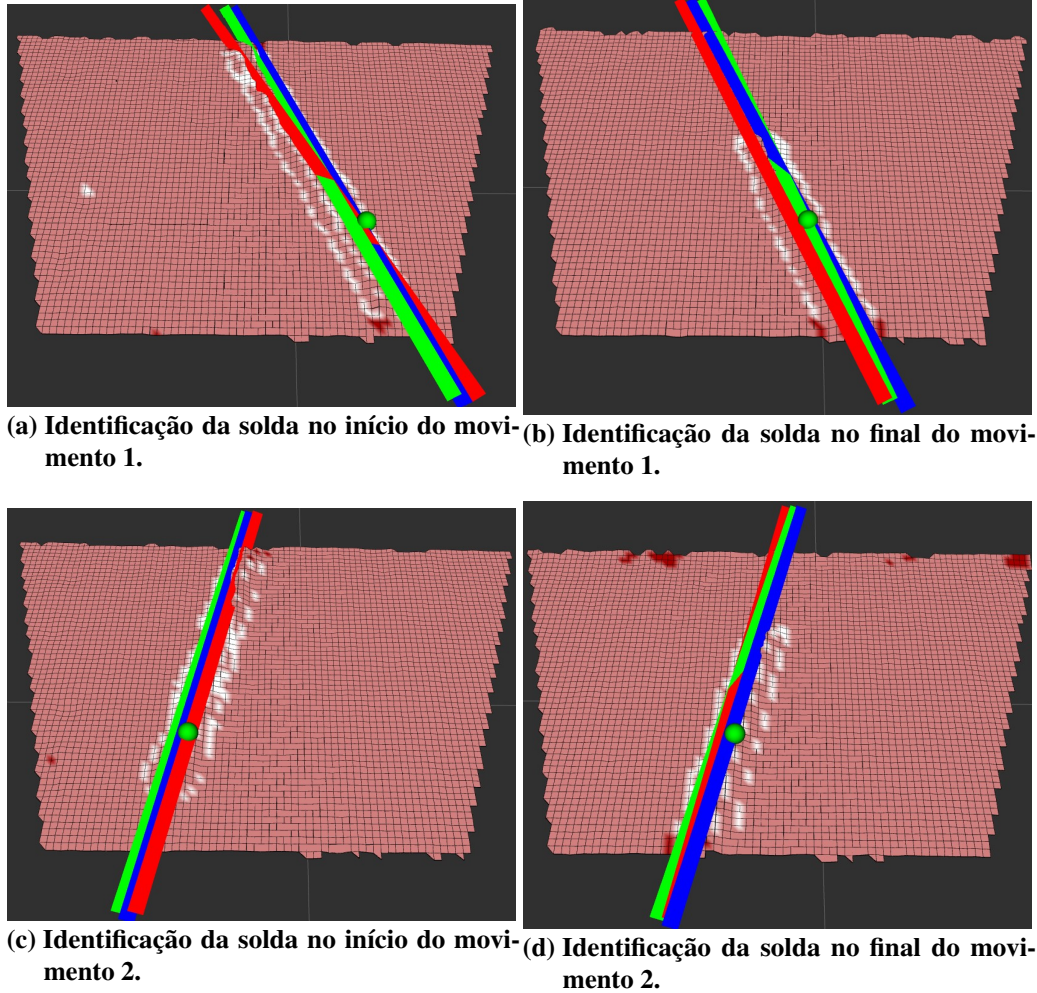
Fonte: Autoria própria.

Por se tratar de uma situação controlada, a grade construída baseada no cordão de solda apresenta nível baixo de ruído. A Figura 38 mostra as aquisições no começo e final de ambos os movimentos.

Além da diferença de orientação nas situações de movimento, também existe uma diferença de condução do sensor ao longo da aproximação da solda. No cenário de movimento 2, a velocidade do sensor composto não foi constante. Além deste detalhe, é importante também notar que a odometria dada pela IMU da câmera Realsense d435i é orientada de modo que o eixo X aponta diretamente para frente, no sentido de visão da câmera, assim como a odometria do robô e como a convenção padrão em robótica. Movimentos no eixo Y foram desconsiderados para estes testes, pois buscou-se mover o sensor composto de modo linear.

A próxima seção discorrerá sobre as métricas de erro avaliadas ao longo dos testes realizados.

Figura 38 – Resultados da identificação do cordão de solda para as situações em movimento com solda simulada. Início e final de cada movimento representados. Células identificadas como borda de cordão representadas em branco. Linha verde: identificação por regressão ponderada. Linha vermelha: identificação por Ransac. Linha azul: identificação após fusão de dados com o sensor de perfil. Esfera verde: centro identificado pelo sensor de perfil.



Fonte: Autoria própria.

6.2 MÉTRICAS AVALIADAS

A métrica de erro utilizada para comparar uma reta inferida com a reta real foi o RMSE (*Root Mean Squared Error* - Raiz do erro quadrático médio). Para calcular o RMSE, ambas as retas são amostradas ao longo do eixo X e a diferença em Y é medida para cada ponto. Essa diferença é elevada ao quadrado e armazenada. No fim, o valor médio destes valores é encontrado e então é encontrada sua raiz quadrada resultando no RMSE, conforme a equação 14.

$$\text{RMSE}_{\text{total}} = \sqrt{\frac{1}{NM} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (\hat{y}_{ij} - y_j^*)^2} \quad (14)$$

Onde, sendo N o número de quadros do método, M é o número de pontos de amostragem em x (definido em 100 pontos amostrados no intervalo $[-0.2, 0.2]$ m), e definindo:

- x_j é o j -ésimo ponto amostrado no domínio $[-0.2, 0.2]$.
- $\hat{s}_i, \hat{b}_i$ representam a inclinação e interceptação da reta inferida em i .
- s^*, b^* representam inclinação e interceptação da reta real.
- $\hat{y}_{ij} = \hat{s}_i \cdot x_j + \hat{b}_i$ — coordenada Y inferida no quadro i , ponto j
- $y_j^* = s^* \cdot x_j + b^*$ — coordenada Y da reta real no ponto j
- $\bar{y}_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \hat{y}_{ij}$ — média de Y inferido no ponto j ao longo de todos os quadros
- $\bar{s} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \hat{s}_i$ — inclinação média inferida ao longo de todos os quadros

O RMSE dá uma métrica geral do quão próximas as retas inferidas estão da reta real, mas além desta análise, é necessário também analisar os dois tipos de erros de inferência separadamente, a exatidão e a precisão. A exatidão está relacionada ao erro que é consistente ao longo de várias inferências em relação a reta real, enquanto a precisão está relacionada ao quão dispersas diferentes inferências estão entre si, considerando a mesma reta real. Estas duas métricas serão denominadas neste documento de viés e consistência. Duas métricas auxiliares relativas ao RMSE foram utilizadas para representar o viés e a consistência, baseando-se na proposta de análise de erro médio descrita em (ROBESON; WILLMOTT, 2023).

O cálculo do erro de viés é definido como a componente do RMSE relativa ao erro que é consistente ao longo das múltiplas inferências e é calculado tomando-se a diferença do valor médio de Y inferido ao longo de todos os quadros em relação ao Y real, elevada ao quadrado e acumulada ao longo de toda a reta. Por fim, dividi-se pela quantidade de pontos amostrados e é encontrada sua raiz, como descrito na equação 15.

$$\text{RMSE}_{\text{viés}} = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (\bar{y}_j - y_j^*)^2} \quad (15)$$

Para o cálculo do erro de consistência, é calculada a diferença entre cada coordenada Y inferida ($\hat{y}_{ij}$) com relação ao valor médio de Y ($\bar{y}_j$), por meio das múltiplas inferências. Este valor é elevado ao quadrado e acumulado para toda a reta para todas as inferências do mesmo valor

real. Este valor é dividido pelo número de inferências e pelo quantidade de pontos amostrados e é encontrada sua raiz, como descrito na equação 16.

$$\text{RMSE}_{\text{cons}} = \sqrt{\frac{1}{NM} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (\hat{y}_{ij} - \bar{y}_j)^2} \quad (16)$$

É também importante notar que ambas as métricas, viés e consistência, se relacionam com o RMSE por meio da equação 17.

$$\text{RMSE}_{\text{total}}^2 = \text{RMSE}_{\text{viés}}^2 + \text{RMSE}_{\text{cons}}^2 \quad (17)$$

Além destas métricas, duas outras medições importantes serão utilizadas para comparar os resultados, o erro de *offset* (distância), definido como a distância média de cada Y da inferência em relação ao Y da reta real, e o erro angular, definido como a diferença de ângulo entre a reta inferida e a reta real.

6.3 RESULTADOS DA IDENTIFICAÇÃO COM O SENSOR PARADO

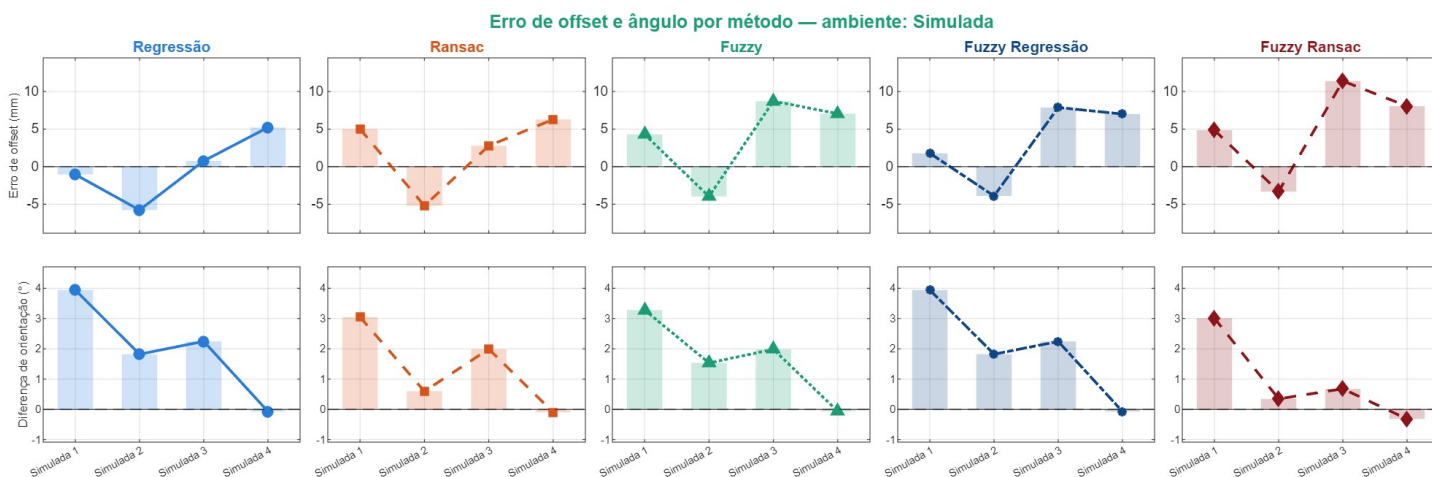
Os resultados dos ensaios foram analisados utilizando o software Matlab. As métricas de erro foram calculadas sobre cinco casos de inferência separadamente, a fim de evidenciar a importância de se utilizar as duas estratégias diferentes de inferência, e evidenciar também o benefício da fusão por sistema fuzzy. Um nome curto foi atribuído aos cinco casos de inferência para facilitar legendas e etiquetas em alguns gráficos desta seção. Os cinco métodos são:

- RG: Inferência por regressão ponderada;
- RS: Inferência por Ransac;
- FZ: Inferência após fusão de dados por sistema fuzzy utilizando score;
- FZRG: Inferência após fusão por fuzzy utilizando apenas a regressão ponderada;
- FZRS: Inferência após fusão por fuzzy utilizando apenas Ransac.

Primeiramente serão apresentados os resultados das inferências separados por ambiente, método e ensaio, analisando as métricas de erro de *offset* e erro angular em graus. Todos os dados apresentados encontram-se compilados em uma tabela no final da sessão para acesso aos valores exatos de cada métrica.

Iniciando com as situações de solda simulada, na qual a superfície de um cordão de solda foi criada em ambiente controlado, têm-se os resultados exibidos na Figura 39.

Figura 39 – Erros de *offset* e de ângulo para os métodos principais de inferência das quatro situações com solda simulada.

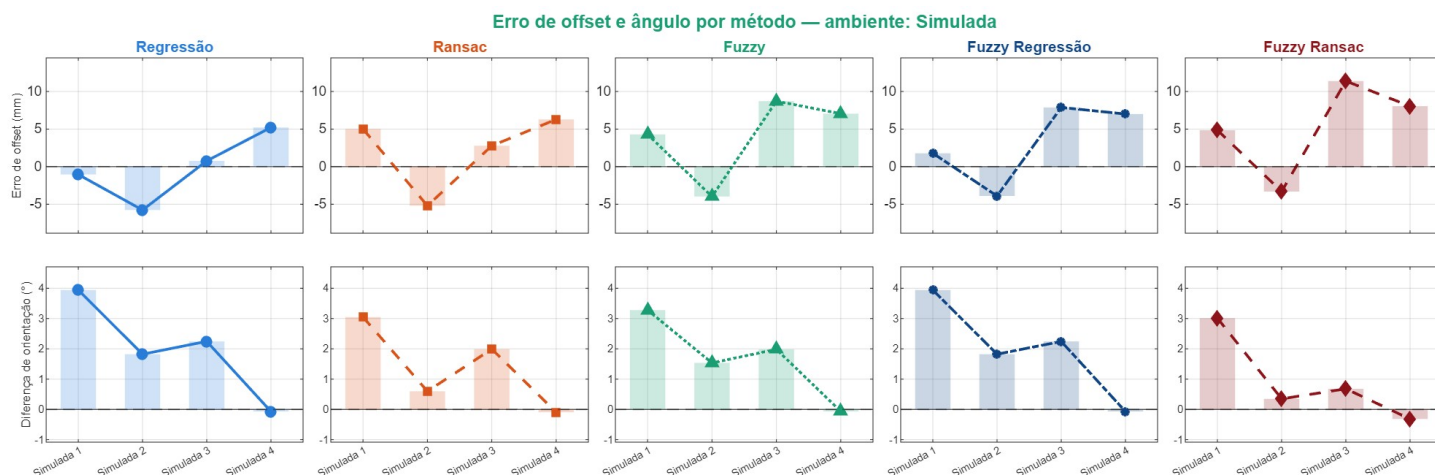


Fonte: Autoria própria.

É possível notar baixos erros de *offset* e angulares dos cordões de solda inferidos, com o erro de *offset* não ultrapassando 1 cm para nenhum dos métodos, e um erro máximo de inferência de orientação de 4 graus.

Os ensaios utilizando um cordão de solda de uma chapa real de um tanque esférico apresentaram os resultados exibidos na Figura 40.

Figura 40 – Erros de *offset* e de ângulo para os métodos principais de inferência das quatro situações utilizando um cordão de solda de um tanque real.



Fonte: Autoria própria.

Os resultados com ensaios em tanque real demonstram a capacidade do algoritmo em manter um erro baixo de identificação, possuindo sempre uma estratégia de fusão cujo erro é

mais baixo que as inferências baseadas em apenas uma fonte de informação. A fusão por sistema fuzzy baseado no escore da melhor fonte de inferência desempenha satisfatoriamente em três das quatro situações, com a situação 2 sendo a exceção, justificando a configuração de seleção da fonte de informação utilizada como entrada do sistema de fusão.

Por fim, as situações desafiadoras para a identificação do cordão de solda são analisadas. Os resultados para os oito cenários sobre cordões de solda do aparato de testes podem ser vistos na Figura 41.

Figura 41 – Erros de *offset* e de ângulo para os métodos principais de inferência das oito situações no aparato de testes com superfície sem revestimento.



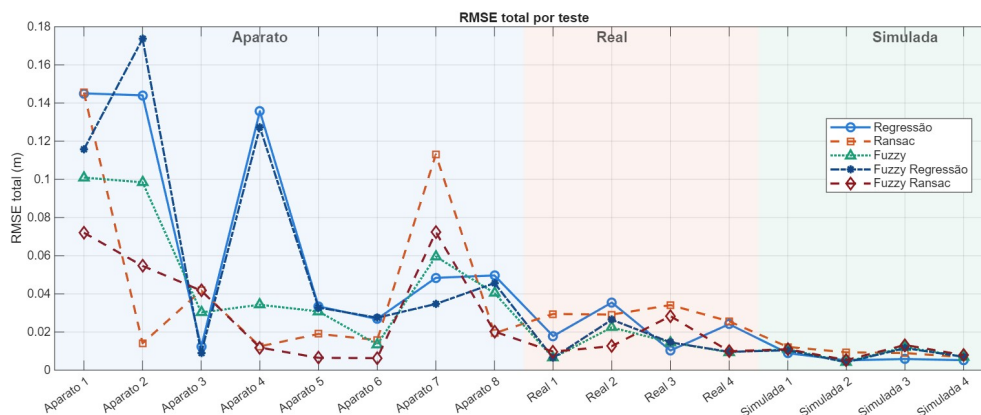
Fonte: Autoria própria.

Novamente, os resultados sugerem a importância de analisar a fonte de inferência para a situação. Enquanto nos ensaios prévios, em ambientes não-desafiadores, predominava um menor erro de inferência utilizando a estratégia de regressão ponderada, os resultados para um ambiente cheio de ruído, derivado do reflexo na superfície sem revestimento, demonstram um menor erro de inferência utilizando-se o método Ransac. A estratégia de inferência por Ransac foi mais precisa em seis das oito situações. Por meio da Figura 36, podemos ver que as situações 3 e 6, que tiveram melhor desempenho da estratégia de regressão ponderada, são justamente as com menor nível de ruído presente na grade.

Para comparar os métodos entre si em diferentes contextos, um gráfico com o RMSE geral de cada situação para os cinco métodos de inferência pode ser encontrado na Figura 42.

A comparação do RMSE para todas as situações evidencia a importância de se ter diferentes algoritmos de inferência antes da fusão, uma vez que os métodos de regressão ponderada e o Ransac se alternam sendo a melhor opção. A fusão utilizando sistema fuzzy alternando o método de entrada por escore também merece atenção, uma vez que, na maioria

Figura 42 – RMSE de cada método para cada situação de teste apresentada. O gráfico de linha serve o propósito de denotar diferença, não havendo nenhum tipo de progressão de dificuldade nos ensaios, apenas nas situações (sendo o aparato a mais desafiadora).

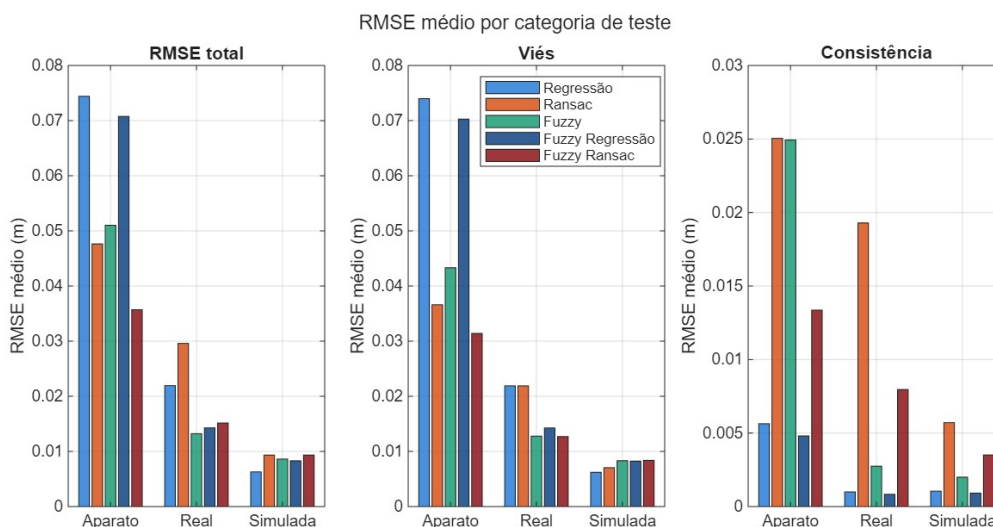


Fonte: Autoria própria.

dos casos, ela é a melhor ou segunda melhor opção de fusão com o sensor de perfil. Apesar disso, o resultado do escore não é ótimo, e os testes mostram uma possível oportunidade de se melhorar o algoritmo de geração do escore. Entretanto, em campo, é ideal minimizar o tempo de reconfiguração ao máximo.

O RMSE médio para cada ambiente de testes também foi compilado para permitir uma análise relativa à situação sob a qual o robô estará sujeito. A Figura 43 exibe o RMSE, o viés e a consistência médios ao longo de cada situação.

Figura 43 – RMSE (esquerda), viés (centro) e consistência (direita) médios para cada situação: aparato, real e imitado.



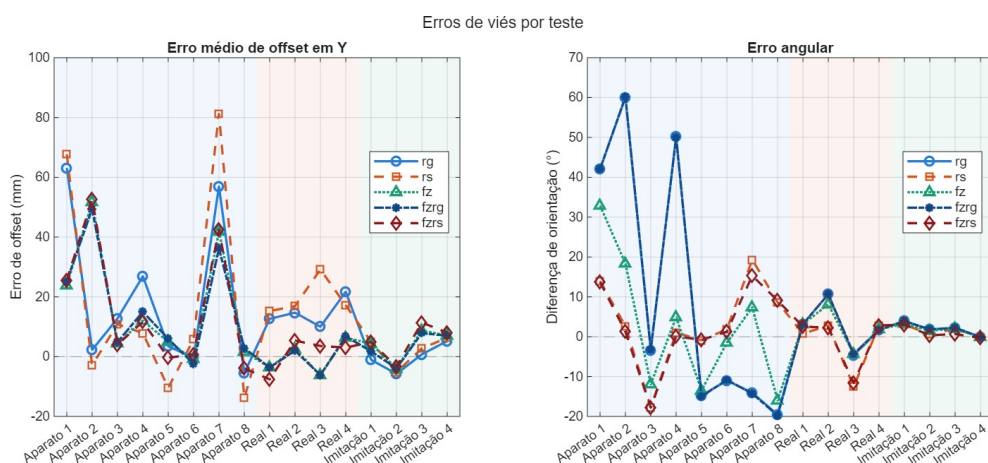
Fonte: Autoria própria.

As conclusões que podem ser tiradas da comparação do RMSE médio ao longo das diferentes situações são de que a situação de imitação é menos desafiadora que a real, que em si é menos desafiadora que o aparato, e de que o método de inferência por Ransac possui uma consistência ruim comparada à regressão. Pela análise do viés médio no caso do aparato, no entanto, fica clara necessidade de se ter o Ransac como método de inferência, que apresenta desempenho superior à regressão devido ao alto nível de ruído nas aquisições. Fica também mais clara a importância do score como parâmetro da fusão por sistema fuzzy, se mantendo como a opção segura.

Observando os resultados na situação do aparato, é possível também verificar uma possibilidade de melhoria no sistema fuzzy por score. Os resultados de fusão por fuzzy com entrada fixa em ransa possuem RMSE, viés e consistência superiores ao fuzzy por score, sugerindo que o cálculo do score não está sendo realizado de maneira ótima e dá prioridade à regressão ponderada em inferências errôneas. Como tratar com os casos onde a inferência de alguma fonte é consistentemente errada, como o caso da regressão ponderada no aparato, é um desafio que ainda precisa ser completamente solucionado.

Por fim, os dados de erro de *offset* e erro de orientação foram reunidos numa mesma visualização a fim de expor os resultados dos testes de maneira mais clara. A Figura 44 exibe os gráficos de erro de *offset* e de erro angular para todos os testes com todos os métodos de inferência.

Figura 44 – Erro de *offset* (esquerda) e erro angular (direita) para todos os testes com todos os métodos de inferência.



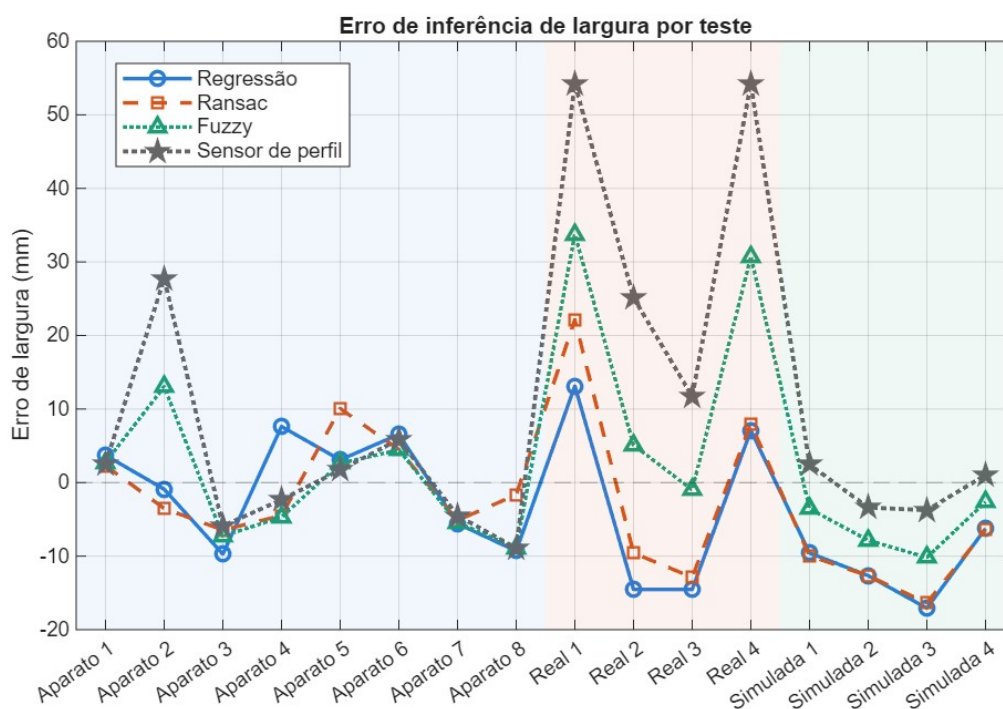
Fonte: Autoria própria.

Analisando os gráficos de erro de *offset* e erro de orientação para todas as situações

e inferências é possível perceber que algumas situações mais desafiadoras no aparato não permitiram identificação do cordão de solda, com destaque a situação 7. Apesar disso, as situações reais e simuladas levaram a um bom desempenho de identificação após a fusão fuzzy por escore, mantendo menos de 10 graus de erro de orientação e 1 cm de erro de *offset*.

Por fim, a inferência da largura do cordão de solda também foi avaliada. A largura é um parâmetro secundário, uma vez que não é necessário para orientação e planejamento do robô, porém, ainda é um parâmetro interessante de mostrar ao operador e pode ser indicativo de outros problemas. O erro de inferência de largura da solda também foi levantado para todas as situações, e os resultados encontram-se na Figura 45.

Figura 45 – Erro largura em todas as situações para os métodos de regressão ponderada, Ransac, fusão fuzzy por escore e sensor de perfil LRS.



Fonte: Autoria própria.

As larguras inferidas pelos dois diferentes métodos baseados nas aquisições das câmeras 3D apresentam erros máximos de 1 cm no aparato, 2,2 cm na situação real e 1,8 cm na situação simulada, enquanto a inferência de largura do cordão de solda pelo algoritmo original de inferência utilizando o sensor de perfil LRS acaba não identificando completamente os dois extremos do cordão de solda, principalmente na situação de cordão de solda real. O motivo do erro exacerbado pode ser a diferença de inclinação da borda da solda da situação real ser suave demais para ser notada pelo algoritmo, ou então pela curvatura acentuada do tanque, que pode

resultar em erros maiores introduzidos na etapa de linearização da curvatura. Por causa da fusão de sensores, esse erro de inferência é carregado para a inferência após fusão usando sistema fuzzy.

Os resultados encontrados justificam a complexidade do algoritmo e seus parâmetros, uma vez que nenhuma fonte de inferência proposta para a aquisição 3D predomina em performance sobre a outra. O mesmo ocorre para o parâmetro escolhido como entrada para a fusão de dados utilizando lógica fuzzy, que depende da situação e, portanto, exige uma análise preliminar do operador para definir qual método deve ser utilizado antes da aplicação do robô sobre um tanque para inspeção. Apesar disso, a fusão por *escore* ainda se mostra uma opção segura, podendo ser aplicada na maioria das vezes com pouco detrimento de performance exceto em situações muito desafiadoras.

Todas as métricas de erro descritas levantadas para todos os ensaios para cada método de inferência foram reunidas na Tabela 7. A tabela reúne RMSE total, viés e consistência e erro de *offset* em metros e erro angular em radianos.

Tabela 7 – RMSE total, viés, consistência, e os erros de *offset* e de orientação por teste para cada método de inferência.

Teste	Método	RMSE total	Viés	Consistência	Erro <i>offset</i>	Erro angular
Aparato 1	rg	0.1442	0.1430	0.0184	0.0631	0.7347
	rs	0.1448	0.0893	0.1140	0.0677	0.2433
	fz	0.1009	0.0927	0.0399	0.0239	0.5744
	fzrg	0.1157	0.1149	0.0139	0.0253	0.7337
	fzrs	0.0720	0.0506	0.0512	0.0255	0.2391
Aparato 2	rg	0.1439	0.1438	0.0063	0.0023	1.0485
	rs	0.0142	0.0055	0.0131	-0.0029	0.0467
	fz	0.0984	0.0829	0.0530	0.0516	0.3204
	fzrg	0.1736	0.1735	0.0048	0.0494	1.0503
	fzrs	0.0547	0.0543	0.0059	0.0527	0.0224
Aparato 3	rg	0.0124	0.0110	0.0057	0.0128	-0.0594
	rs	0.0420	0.0377	0.0185	0.0109	-0.3094
	fz	0.0303	0.0263	0.0150	0.0044	-0.2077
	fzrg	0.0089	0.0065	0.0061	0.0049	-0.0554
	fzrs	0.0417	0.0404	0.0101	0.0041	-0.3116
Aparato 4	rg	0.1352	0.1352	0.0024	0.0269	0.8774
	rs	0.0125	0.0093	0.0083	0.0079	0.0178
	fz	0.0343	0.0207	0.0274	0.0120	0.0863
	fzrg	0.1272	0.1272	0.0023	0.0150	0.8735
	fzrs	0.0119	0.0118	0.0013	0.0117	0.0017
Aparato 5	rg	0.0335	0.0335	0.0014	0.0035	-0.2582
	rs	0.0191	0.0116	0.0151	-0.0104	-0.0153
	fz	0.0308	0.0297	0.0079	0.0050	-0.2351
	fzrg	0.0328	0.0328	0.0012	0.0060	-0.2610
	fzrs	0.0065	0.0021	0.0061	-0.0003	-0.0140
Aparato 6	rg	0.0268	0.0263	0.0051	-0.0004	-0.1918
	rs	0.0159	0.0089	0.0132	0.0058	0.0323
	fz	0.0135	0.0041	0.0128	-0.0009	-0.0267

continua na próxima página

Tabela 7 – continuação

Teste	Método	RMSE total	Viés	Consistência	Erro <i>offset</i>	Erro angular
	fzrg	0.0275	0.0271	0.0048	−0.0024	−0.1892
	fzrs	0.0063	0.0034	0.0053	0.0007	0.0222
Aparato 7	rg	0.0491	0.0490	0.0032	0.0569	−0.2454
	rs	0.1125	0.1120	0.0102	0.0813	0.3372
	fz	0.0596	0.0529	0.0274	0.0418	0.1280
	fzrg	0.0347	0.0346	0.0031	0.0362	−0.2487
	fzrs	0.0723	0.0686	0.0229	0.0424	0.2670
Aparato 8	rg	0.0495	0.0495	0.0027	−0.0055	−0.3410
	rs	0.0196	0.0179	0.0081	−0.0138	0.1507
	fz	0.0404	0.0371	0.0160	0.0017	−0.2787
	fzrg	0.0456	0.0456	0.0023	0.0028	−0.3452
	fzrs	0.0202	0.0198	0.0039	−0.0039	0.1586
Real 1	rg	0.0177	0.0177	0.0006	0.0126	0.0555
	rs	0.0297	0.0162	0.0249	0.0152	0.0133
	fz	0.0065	0.0065	0.0003	−0.0036	0.0554
	fzrg	0.0065	0.0065	0.0004	−0.0036	0.0554
	fzrs	0.0097	0.0069	0.0069	−0.0076	0.0444
Real 2	rg	0.0352	0.0352	0.0015	0.0147	0.1860
	rs	0.0292	0.0211	0.0201	0.0169	0.0488
	fz	0.0224	0.0208	0.0084	0.0027	0.1417
	fzrg	0.0265	0.0264	0.0013	0.0020	0.1863
	fzrs	0.0126	0.0094	0.0084	0.0054	0.0397
Real 3	rg	0.0105	0.0104	0.0015	0.0100	−0.0810
	rs	0.0347	0.0291	0.0191	0.0292	−0.2191
	fz	0.0146	0.0145	0.0011	−0.0062	−0.0760
	fzrg	0.0146	0.0145	0.0011	−0.0062	−0.0761
	fzrs	0.0284	0.0258	0.0118	0.0036	−0.2018
Real 4	rg	0.0240	0.0240	0.0005	0.0217	0.0295
	rs	0.0256	0.0215	0.0139	0.0172	0.0497
	fz	0.0094	0.0094	0.0011	0.0064	0.0318
	fzrg	0.0096	0.0096	0.0006	0.0068	0.0304
	fzrs	0.0099	0.0087	0.0048	0.0030	0.0495
Imitação 1	rg	0.0089	0.0089	0.0012	−0.0010	0.0688
	rs	0.0122	0.0107	0.0057	0.0050	0.0532
	fz	0.0109	0.0106	0.0025	0.0043	0.0572
	fzrg	0.0104	0.0104	0.0011	0.0018	0.0688
	fzrs	0.0110	0.0105	0.0031	0.0049	0.0526
Imitação 2	rg	0.0052	0.0051	0.0010	−0.0058	0.0318
	rs	0.0094	0.0046	0.0082	−0.0052	0.0105
	fz	0.0044	0.0038	0.0023	−0.0040	0.0268
	fzrg	0.0041	0.0041	0.0008	−0.0039	0.0318
	fzrs	0.0053	0.0030	0.0044	−0.0033	0.0061
Imitação 3	rg	0.0058	0.0058	0.0010	0.0008	0.0392
	rs	0.0090	0.0066	0.0061	0.0028	0.0348
	fz	0.0121	0.0118	0.0023	0.0087	0.0346
	fzrg	0.0116	0.0116	0.0008	0.0079	0.0391
	fzrs	0.0132	0.0123	0.0048	0.0114	0.0119
Imitação 4	rg	0.0052	0.0051	0.0010	0.0052	−0.0012
	rs	0.0068	0.0062	0.0030	0.0063	−0.0017
	fz	0.0070	0.0070	0.0009	0.0071	−0.0011
	fzrg	0.0070	0.0069	0.0009	0.0070	−0.0012
	fzrs	0.0079	0.0077	0.0018	0.0080	−0.0055

Os resultados apresentados demonstram a importância da aplicação do algoritmo em

conjunto com a identificação realizada pelo sensor de perfil, que é superada em várias das situações apresentadas.

Uma análise consolidada do desempenho médio de cada método separada por situação encontra-se na Tabela 8.

Tabela 8 – Erros de *offset* e orientação médios por método e cenário.

Cenário	Método	<i>Offset</i> médio (mm)	Orientação méd. (°)
Aparato (8 testes)	rg	19,935	11,206
	rs	18,298	3,605
	fz	17,437	2,583
	fzrg	17,143	11,159
	fzrs	16,603	2,760
Real (4 testes)	rg	14,769	2,721
	rs	19,624	-1,537
	fz	-0,192	2,191
	fzrg	-0,251	2,807
	fzrs	1,094	-0,977
Imitação (4 testes)	rg	-0,208	1,985
	rs	2,218	1,386
	fz	4,019	1,683
	fzrg	3,190	1,984
	fzrs	5,246	0,932

Por meio dos dados levantados de erros de *offset* e orientação médios, podemos analisar separadamente o desempenho de cada método para cada situação. Começando pela situação desafiadora de teste em aparato, é possível notar que a magnitude do erro médio de *offset* é grande. Isso se deve ao alto desvio padrão das linhas inferidas por todos os métodos, por se tratar de uma situação com alto nível de ruído. O método de inferência por Ransac desempenha melhor nessa situação, sendo aperfeiçoado pela fusão com os dados do sensor de perfil. O desempenho do método de fusão por Ransac fica evidente observando o erro médio de orientação em comparação com o método de regressão ponderada. Um erro médio de orientação de 3,6 graus é baixo o suficiente para conseguir guiar o robô ao longo do cordão de solda, melhorando para 2,58 graus com o método de fusão por fuzzy com escore. É possível afirmar, a partir dos dados, que o método Ransac é dominante em situações de alto nível de ruído, porém a configuração de fuzzy por escore tem sucesso em dar prioridade à entrada de inferência por Ransac.

Na situação real, fica explícita a necessidade de fundir os dados de reta inferida pela câmera 3D com o sensor de perfil. O erro de *offset* médio diminui em 1 cm nas situações com fusão de dados em relação as inferências de regressão ponderada ou Ransac. Para o erro de orientação médio, todos os métodos mostram uma boa performance, mantendo o erro médio menor do que 3 graus. É importante notar que na situação real, o melhor desempenho é dado pelo sistema fuzzy com decisão por escore, apresentando um erro médio de *offset* de menos de

0,2 mm e um erro médio de orientação aproximado de 2 graus.

Por fim, a situação de solda simulada, que menos apresenta ruído e com melhor definição do cordão da solda na grade, vemos um desempenho melhor da inferência antes da fusão do que após. Aqui, a inferência do sensor de perfil mostra ter um erro consistente, resultando em uma fusão que é identificada como de baixo desvio padrão, e, portanto, confiável ao escore de entrada, e resultando em todas as fusões herdarem este erro. Isso se deve ao método que o algoritmo do pacote de inferência do sensor de perfil calcula o centro da solda, sendo o ponto mais próximo do sensor (mais alto) na elevação identificada. A solda simulada apresenta um lado mais alto que o outro, o que enviesou as inferências de centro do sensor de perfil. Apesar disso, o erro médio máximo de *offset* após fusão foi de meio centímetro, enquanto as inferências por regressão ponderada e Ransac apresentam erro médio menor que 2,5 mm. O erro de orientação médio neste caso se manteve menor do 2 graus.

Os resultados coletados mostram a importância de cada método de inferência e da fusão de dados. Apesar da fusão por sistema fuzzy com entrada escolhida por escore ser o método com melhor desempenho em apenas uma das três situações, ela apresenta resultados próximos aos melhores na maioria dos casos, justificando o seu uso como método padrão.

O pacote de inferência por sensor de perfil também apresenta uma inferência de ângulo, que não foi avaliadas nas situações anteriores por causa do sensor parado. Os testes com a inferência de orientação por dados do sensor de perfil Leuze Electronic LRS 36/6 são apresentados na próxima seção.

6.4 RESULTADOS DA IDENTIFICAÇÃO EM MOVIMENTO

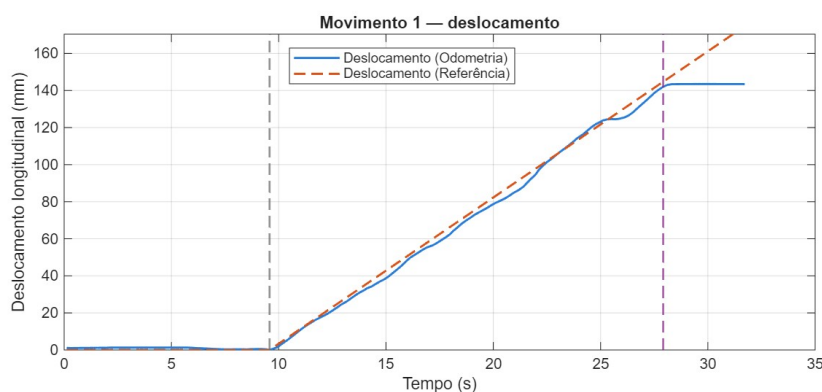
Para os testes em movimento, o objetivo é avaliar o desempenho da inferência de orientação da solda utilizando dados do sensor de perfil e da influência deste valor na fusão de dados dos parâmetros da solda identificada. No pacote original, a inferência é realizada coletando-se os últimos 5 valores do centro do cordão de solda inferido e, junto à odometria do robô, uma regressão linear é realizada, cuja inclinação da reta inferida permite encontrar a orientação do cordão de solda.

Para os ensaios de identificação do cordão de solda em movimento, foram levadas em consideração as inferências sobre a nuvem de pontos por regressão ponderada, por Ransac e a fusão utilizando fusão por sistema fuzzy com entrada definida por escore. Os resultados das inferências após fusão com entrada fixa, em regressão ponderada ou em Ransac, foram omitidos

para evitar poluição visual nos gráficos apresentados.

Para a primeira situação, o sensor foi deslocado linearmente em direção ao cordão de solda imitado orientado em 27,3 graus. O deslocamento foi de 142mm ao longo de 18,4 segundos (medidos externamente), resultando em uma velocidade média de 7,9 mm/s. Para este ensaio, tentou-se manter a velocidade constante ao longo do movimento, simulando o robô se aproximando da solda desalinhada. Na Figura 46 é exibido o deslocamento reconhecido pela odometria da câmera, bem como uma referência de velocidade constante utilizando dados medidos externamente para comparação. A captura de dados ocorreu ao longo de 32 segundos e o movimento ocorreu entre 9,5 e 27,9 segundos. A rampa de deslocamento se refere a um movimento de 142 mm ao longo dos 18,4 segundos de movimento.

Figura 46 – Deslocamento reconhecido pela odometria da câmera RGB-D Realsense d435i por meio de sua IMU para o ensaio de movimento 1.



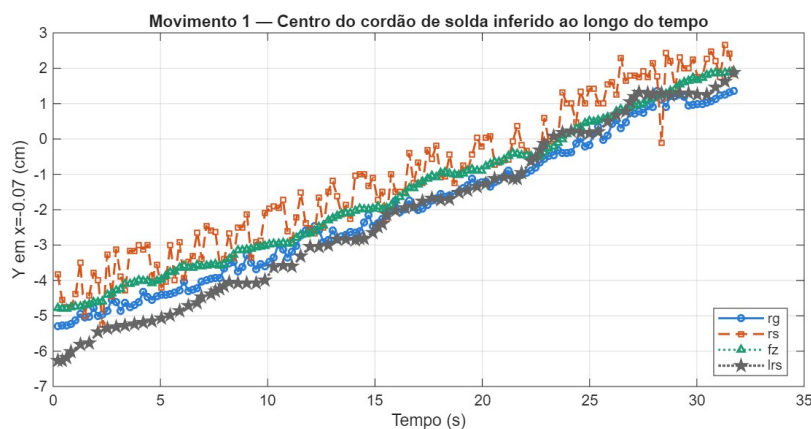
Fonte: Autoria própria.

A inferência de centro do cordão de solda ao longo do ensaio de movimento 1 encontra-se na Figura 47. Os métodos de inferência avaliados foram pelo sensor de perfil LRS, os dois métodos utilizando a nuvem de pontos, por regressão ponderada e por Ransac, e o resultado da fusão por sistema fuzzy com método de entrada da inferência por nuvem de pontos definido por score.

Na Figura 48 são apresentados os resultados da inferência de ângulo de cada método. A linha rosa tracejada é a referência de ângulo real (27,3 graus).

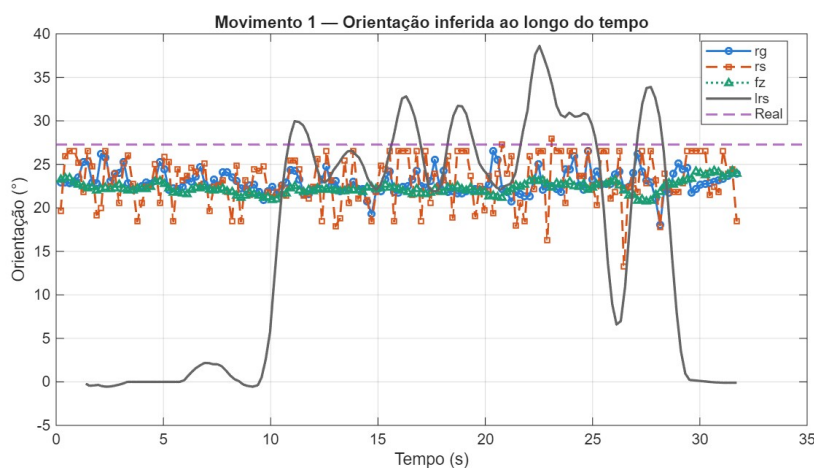
É possível notar que, mesmo com a velocidade sendo mantida próxima a constante, os resultados da inferência de ângulo do sensor de perfil possuem muita variação, ao ponto de serem quase totalmente ignorados pelo sistema fuzzy, que utiliza como um de seus parâmetros o desvio padrão das entradas para definir o peso aplicado à cada uma. Este ensaio permite verificar a qualidade da inferência de ângulo por meio do sensor de perfil e o desafio de tal tarefa. Apesar

Figura 47 – Inferências do centro do cordão de solda ao longo do ensaio de movimento 1. Métodos de inferência de regressão ponderada, Ransac, sensor de perfil e fusão por sistema fuzzy utilizando escore avaliados.



Fonte: Autoria própria.

Figura 48 – Inferências da orientação do cordão de solda ao longo do ensaio de movimento 1. Métodos de inferência de regressão ponderada, Ransac, sensor de perfil e fusão por sistema fuzzy utilizando escore avaliados.



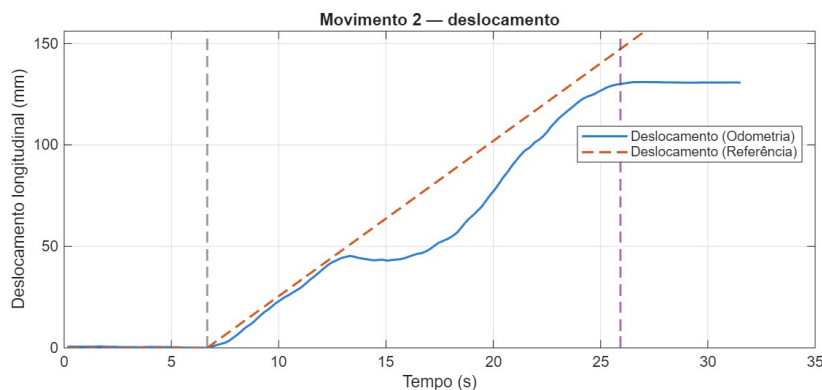
Fonte: Autoria própria.

disso, o sistema fuzzy reconhece corretamente a baixa confiabilidade desta fonte de informação e atribui peso mínimo de modo que o resultado da fusão não é comprometido.

Para a segunda situação em movimento, foi adicionado um desafio ao sistema realizando um movimento com velocidade variável. A solda simulada assume a orientação de -10,7 graus nesta situação, e um movimento de 131 mm é realizado entre os instantes 6,7 e 26 segundos da captura, que também durou 32 segundos. Durante os 19,3 segundos de movimento, a velocidade média foi de 7,65 mm/s. A Figura 49 mostra o deslocamento identificado pela IMU da câmera e a rampa que representa velocidade constante.

A inferência de centro do cordão de solda ao longo do ensaio de movimento 1 encontra-

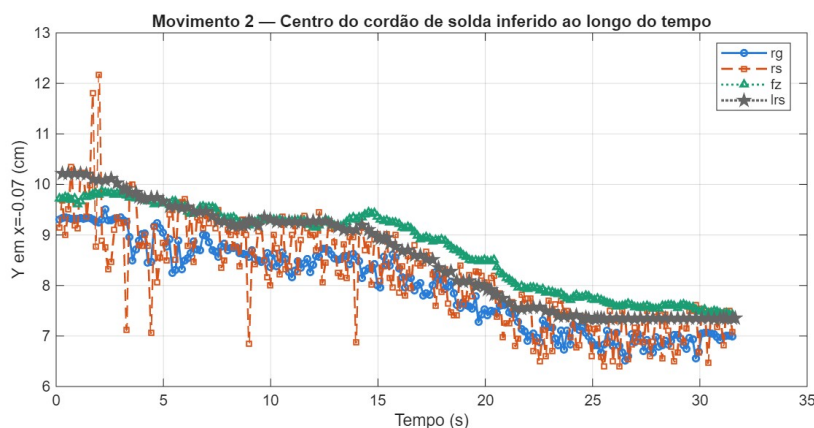
Figura 49 – Deslocamento reconhecido pela odometria da câmera RGB-D Realsense d435i por meio de sua IMU para o ensaio de movimento 2.



Fonte: Autoria própria.

se na Figura 50.

Figura 50 – Inferências do centro do cordão de solda ao longo do ensaio de movimento 2. Métodos de inferência de regressão ponderada, Ransac, sensor de perfil e fusão por sistema fuzzy utilizando escore avaliados.



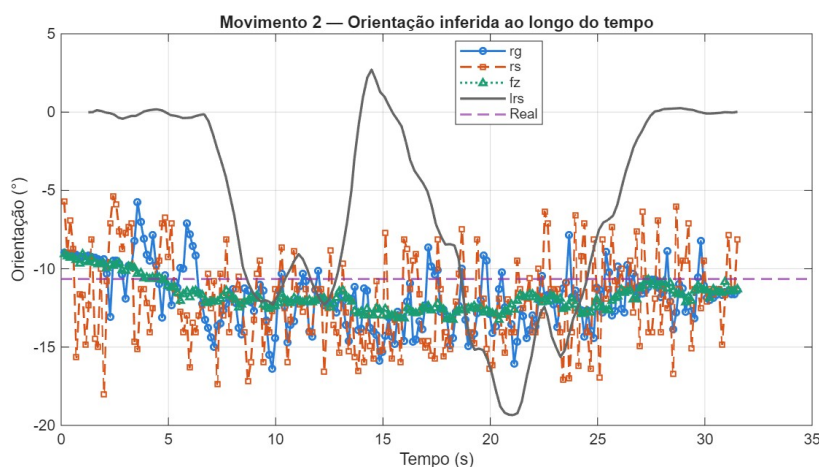
Fonte: Autoria própria.

Por fim, na Figura 51 são apresentados os resultados da inferência de ângulo de cada método. A linha rosa tracejada é a referência de ângulo real (-10,7 graus).

Por meio do ensaio de movimento 2 é possível notar um defeito do método de inferência utilizado para o sensor de perfil. Quando o movimento é pausado, logo as inferências de centro do cordão de solda se acumulam, de modo que o valor de ângulo para a orientação da solda inferida pelo sensor de perfil passe a ser zero. Novamente, o sistema fuzzy reconhece o alto valor de desvio padrão para a inferência utilizando o sensor de perfil e dá um peso baixo para a ponderação do ângulo final.

Os ensaios em movimento mostram que o algoritmo de identificação continua com um bom desempenho apesar do movimento, porém a inferência de ângulo como foi concebida para

Figura 51 – Inferências da orientação do cordão de solda ao longo do ensaio de movimento 2. Métodos de inferência de regressão ponderada, Ransac, sensor de perfil e fusão por sistema fuzzy utilizando escore avaliados.



Fonte: Autoria própria.

o sensor de perfil tem espaços para melhoria. Dentre possíveis melhorias, filtros adaptativos, janelas secundárias de média, e condições extras relativas a identificação do movimento podem ser adicionados para buscar melhores resultados.

Os ensaios em três ambientes diferentes buscam, além da validação, também avaliar a capacidade de generalização do algoritmo desenvolvido para situações novas, com diferentes cordões de solda, superfícies e iluminação. Os resultados utilizando os mesmos parâmetros de configuração ao longo de todos os testes mostram que o algoritmo é capaz de desempenhar sua identificação mesmo sem um ajuste fino dos parâmetros.

7 CONCLUSÕES E PERSPECTIVAS

O trabalho foi iniciado com a construção do robô e desenvolvimento dos algoritmos necessários para seu funcionamento proposto. Os algoritmos desenvolvidos incluem o controle e odometria do robô bem como a interface com o operador utilizando controle sem fio. A validação destes algoritmos e do sistema completo foi realizada por meio de diversos ensaios em campo onde os algoritmos foram extensivamente testados e progressivamente aprimorados.

É apresentado um protótipo da nova parte frontal de sensoriamento proposta para o robô CRAS. A nova parte frontal proposta aproveita a visão do sensor Intel Realsense d435, tornando possível utilizá-lo para auxiliar na identificação do cordão de solda, processo anteriormente realizado apenas utilizando o sensor Leuze Electronic LRS 36/6. O algoritmo de identificação para o sensor Intel Realsense d435 é apresentado, podendo ser expandido para qualquer câmera 3D.

O algoritmo utiliza puramente a fonte de informação 3D para realizar a inferência da posição, direção e largura do cordão de solda. O algoritmo descrito infere o cordão partindo de duas estratégias distintas: regressão linear ponderada e Ransac. Ambas as estratégias são avaliadas em um score, que é utilizado para definir qual estratégia terá seus parâmetros de linha inferida resultantes como entrada do sistema fuzzy de fusão, que faz a fusão com os dados inferidos inicialmente pelo sensor de perfil.

Uma análise do estado da arte em relação aos principais temas abordados pela pesquisa realizada mostra que o estudo de identificação de solda usando dados 3D pertinente à inspeção de estruturas em operação é bastante escasso. Dentre os trabalhos correlatos ao descrito neste documento, (YE *et al.*, 2018) apresenta o uso de dados 3D de cordões de solda em ambiente de inspeção pós-soldagem, aproveitando-se da orientação conhecida do cordão, não se relacionando ao trabalho desenvolvido por causa da orientação prévia e por não utilizar o algoritmo em robô escalador; (LI *et al.*, 2022) apresenta a identificação de cordões de solda por imagem em tanques de pressão de armazenamento na indústria de petróleo e gás, sem aplicar sensores 3D; (YANG *et al.*, 2026) mostra a construção de um conjunto de dados de aquisições de câmera 3D de superfícies de solda, e também o treinamento de redes neurais de identificação e segmentação do cordão de solda nestas situações. Apesar da aplicação idêntica, é apenas mencionado a possível para identificação de cordões de solda por robôs de inspeção, porém sem aplicar no contexto de robótica, mantendo-se apenas no contexto de ambiente pós-soldagem; (HUANG *et al.*, 2023)

apresenta a implementação de diversos algoritmos de identificação de características de cordão de solda capturadas por uma câmera 3D em um robô escalador de inspeção, porém o processamento dos dados é realizado de maneira *offline*, e o robô faz em média 242 aquisições da mesma superfície de solda para aumentar a precisão, significando em torno de 8 segundos parado para aquisição, sem foco na identificação para navegação. Neste panorama, a contribuição científica é alcançada não apenas na fusão de sensores unindo as características sobre a solda adquiridas por 3D, mas também na identificação de cordões de solda utilizando puramente poucas aquisições de profundidade de uma câmera 3D.

A possibilidade de trabalhos futuros para o trabalho descrito é extensa. O desenvolvimento do trabalho levou à coleta de diversos dados de cordões de solda usando uma câmera RGB-D, significando que o desenvolvimento de um algoritmo com propósito semelhante, porém usando imagem, encontra-se bastante facilitado. A quantidade de dados coletados também sugere que o uso de inteligência artificial para a mesma aplicação seja bastante promissor, cuja validação fica extremamente facilitada por meio da comparação ao processo puramente determinístico do atual trabalho.

A aquisição de dados de temperatura foi discutida no início do projeto CRAS, considerando a aplicação do robô em superfícies quentes quando inspecionando tanques que estão em serviço. A inclusão de camada de dados temperatura na grade representada parece uma informação interessante para melhorar a informação coletada durante as inspeções, uma vez que o ultrassom *phased-array* pode ser bastante influenciado dependendo do gradiente de temperatura formado na sapata de acoplamento.

Tratando ainda sobre trabalhos futuros no escopo do trabalho apresentado, é possível incrementar o atual trabalho com uma análise mais aprofundada de diferentes métodos de score para definir o algoritmo mais apropriado para fusão. Além disso, uma análise de diferentes algoritmos para a definição dos parâmetros iniciais do mapa é promissora, buscando definir adaptativamente parâmetros como resolução do mapa ou limites dos filtros. A aplicação do algoritmo no robô CRAS permite uma melhor integração com algoritmos de odometria, e sugere-se explorar outros métodos de fusão como por filtro de Kalman, ou o estudo do uso de lógica fuzzy para definir parâmetros do filtro de Kalman utilizado para fusão.

O avanço científico relacionado à inspeção autônoma por robôs na indústria está sempre em movimento. A identificação de cordões de solda de modo redundante, por diversas fontes ou diversos tipos de dados, é importante para pavimentar o caminho para o desenvolvimento de

novos robôs de inspeção mais eficientes e mais seguros. O trabalho descrito tem potencial para melhorar a eficiência e confiabilidade da inspeção de cordões de solda em vasos de pressão em operação da indústria de petróleo e gás, o que pode ter impactos significativos na segurança e produtividade industrial.

REFERÊNCIAS

- ABENDI. **Ensaaios Não Destrutivos e Inspeção**. 2018. Disponível em: <http://www.abendi.org.br/abendi/>. Acesso em: 18 de abril de 2018.
- ACAR, Özgür; YAŞAR, Claudia F. Autonomous climbing robot for tank inspection. **Procedia Computer Science**, Elsevier, v. 158, p. 376–381, 2019.
- API. Standard 650. **Welded Steel Tanks for Oil Storage**, 2001.
- BARROS, A. M.; MICHEL, M.; MOLINE, Y.; CORRE, Gwenolé; CARREL, F. A comprehensive survey of visual slam algorithms. **Robotics**, v. 11, p. 24, 2022.
- BOSTANCI, Erkan; BOSTANCI, Betul; KANWAL, Nadia; CLARK, Adrian F. Sensor fusion of camera, gps and imu using fuzzy adaptive multiple motion models. **Soft Computing**, Springer, v. 22, p. 2619–2632, 2018.
- BU, Yongjian; DUN, Lide; DENG, Yongtao; JIANG, Bingdong; JIANG, Aihua; ZHU, Haifei. Development of a bicycle-like magnetic-wheeled climbing robot with adaptive plane-transition capabilities. **Machines**, 2025.
- CHEN, Boyuan; HU, Yuhang; LI, Lianfeng; CUMMINGS, Sara; LIPSON, Hod. Smile like you mean it: Driving animatronic robotic face with learned models. *In: IEEE. 2021 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. [S.l.], 2021. p. 2739–2746.
- CHEN, Zhihuan; WU, Huaiyu; CHEN, Yang; CHENG, Lei; ZHANG, Binqiao. Patrol robot path planning in nuclear power plant using an interval multi-objective particle swarm optimization algorithm. **Applied Soft Computing**, Elsevier, v. 116, p. 108192, 2022.
- CORAH, Micah; MICHAEL, Nathan. Distributed matroid-constrained submodular maximization for multi-robot exploration: Theory and practice. **Autonomous Robots**, Springer, v. 43, n. 2, p. 485–501, 2019.
- DALMEDICO, Nicolas; SANTOS, Higor Barbosa; SLONGO, Juliano Scholz; TEIXEIRA, Marco Antônio Simões; PALAR, Piatan Sfair; TERRES, Vinicius Vargas; OLIVEIRA, André Schneider de; ARRUDA, Lúcia Valéria Ramos de; JÚNIOR, Flávio Neves; RAMOS, Julio Endress. Cras (climbing robot for autonomous inspection): The challenges of a high-temperature tank. *In: SPRINGER. Iberian Robotics conference*. [S.l.], 2019. p. 327–338.
- DALMEDICO, Nicolas; TEIXEIRA, Marco Antonio Simoes; SANTOS, Higor Barbosa; NOGUEIRA, Rafael de Castro Martins; ARRUDA, Lúcia Valéria Ramos de; JR, Flávio Neves;

PIPA, Daniel Rodrigues; RAMOS, Júlio Endress; OLIVEIRA, André Schneider de. Sliding window mapping for omnidirectional rgb-d sensors. **Sensors**, MDPI, v. 19, n. 23, p. 5121, 2019.

DALMEDICO, Nicolas; TERRES, Vinícius de Vargas; SLONGO, Juliano Scholz; TEIXEIRA, Marco Antônio Simões; JR, Flávio Neves; ARRUDA, Lúcia Valéria Ramos de; PIPA, Daniel Rodrigues; PASSARIN, Thiago Alberto Rigo; CZIULIK, Carlos; RAMOS, Julio Endress *et al.* Climbing robot for advanced high-temperature weld bead inspection. **Robotics and Autonomous Systems**, Elsevier, v. 180, p. 104757, 2024.

DASHPUTE, Aniket; ANAND, C.; SARKAR, M. Depth resolution enhancement in time-of-flight cameras using polarization state of the reflected light. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 68, p. 160–168, 2019.

DENG, Wenbang; HUANG, Kaihong; CHEN, Xieyuanli; ZHOU, Zhiqian; SHI, Chenghao; GUO, Ruibin; ZHANG, Hui. Semantic rgb-d slam for rescue robot navigation. **IEEE Access**, v. 8, p. 221320–221329, 2020.

DHUTTI, A; TUMIN, SA; MOHIMI, A; KOSTAN, M; GAN, TH; BALACHANDRAN, W; SELCUK, C. Development of low frequency high temperature ultrasonic transducers for in-service monitoring of pipework in power plants. Elsevier, 2016.

DING, Yulin; SUN, Zhenguo; CHEN, Qiang. Non-contacted permanent magnetic absorbed wall-climbing robot for ultrasonic weld inspection of spherical tank. *In*: EDP SCIENCES. **MATEC Web of Conferences**. [S.l.], 2019. v. 269, p. 02013.

ELECTRONIC, Leuze. **LRS 36/6 Profile Sensor**. 2020. Disponível em: https://www.leuze.com/pt/brasil/produtos/sensores_de_medi_o/sensores_3d_3/sensores_de_se_es_de_luz_1/lrs_11/selector.php?supplier_aid=50111330&grp_id=1331722677208&lang=por.

ESPINOZA, Rodrigo Valério; OLIVEIRA, André Schneider de; ARRUDA, Lúcia Valéria Ramos de; JUNIOR, Flávio Neves. Navigation's stabilization system of a magnetic adherence-based climbing robot. **Journal of Intelligent & Robotic Systems**, Springer, v. 78, n. 1, p. 65–81, 2015.

FANKHAUSER, Péter; BLOESCH, Michael; HUTTER, Marco. Probabilistic terrain mapping for mobile robots with uncertain localization. **IEEE Robotics and Automation Letters**, v. 3, p. 3019–3026, 2018.

FANKHAUSER, Péter; HUTTER, Marco. A universal grid map library: Implementation and use case for rough terrain navigation. *In*: KOUBAA, Anis (Ed.). **Robot Operating System (ROS) – The Complete Reference (Volume 1)**. Springer, 2016. cap. 5. ISBN 978-3-319-26052-5. Disponível em: <http://www.springer.com/de/book/9783319260525>.

FASIOLO, D. Tiozzo; SCALERA, Lorenzo; MASET, E. Comparing lidar and imu-based slam approaches for 3d robotic mapping. **Robotica**, v. 41, p. 2588 – 2604, 2023.

GAO, Guanbin; KUANG, Liulin; LIU, Fei; XING, Yashan; SHI, Qinghua. Modeling and parameter identification of a 3d measurement system based on redundant laser range sensors for industrial robots. **Sensors (Basel, Switzerland)**, v. 23, 2023.

GUENNEBAUD, Gaël; JACOB, Benoît *et al.* **Eigen v3**. 2010. [Http://eigen.tuxfamily.org](http://eigen.tuxfamily.org).

HAJEER, Ahmad; CHEN, Lei; HU, Eric. Review of classification for wall climbing robots for industrial inspection applications. *In: IEEE. 2020 IEEE 16th International Conference on Automation Science and Engineering (CASE)*. [S.l.], 2020. p. 1421–1426.

HELLIER, Charles; SHAKINOVSKY, Michael. **Handbook of nondestructive evaluation**. [S.l.]: McGraw-hill New York, 2001. v. 10.

HERDOVICS, Balint; CEGLA, F. Compensation of phase response changes in ultrasonic transducers caused by temperature variations. **Structural Health Monitoring**, v. 18, p. 508 – 523, 2019.

HU, Junyu; HAN, Xu; TAO, Yourui; FENG, Shizhe. A magnetic crawler wall-climbing robot with capacity of high payload on the convex surface. **Robotics and Autonomous Systems**, v. 148, p. 103907, 2022.

HU, Ming; HU, Xiangtao; ZHAO, Jiuzhou; ZHAN, Honghui. Weld seam roi detection and segmentation method based on active–passive vision fusion. **Sensors (Basel, Switzerland)**, v. 25, 2025.

HUANG, Kewen; DONG, Zhaoxuan; WANG, Jie; FEI, Yuenong. Weld bead segmentation using realsense depth camera based on 3d global features and texture features of subregions. **Signal, Image and Video Processing**, Springer, p. 1–15, 2023.

INTEGRITY. **Integrity NDT**. 2016. Disponível em: <http://www.integrityndt.com.tr/en/services/rope-access-inspection-solutions>.

INTEL. **Realsense d435i**. 2022. Disponível em: <https://www.intelrealsense.com/depth-camera-d435i/>.

JAFRI, S. R. U. N.; SHAMIM, Sheraz; FARAZ, S.; AHMED, Asif; YASIR, S.; IQBAL, J. Characterization and calibration of multiple 2d laser scanners. **PLoS ONE**, v. 17, 2022.

KASSEM, Ayman Hamdy; ASEM, Muhammad. A low-cost robotic system for simultaneous localization and mapping. **Journal of Engineering and Applied Science**, v. 71, 2024.

KHSHIBOUN, Samer. **ROS Wrapper for Intel RealSense Devices**. 2024. Disponível em: <https://github.com/realsenseai/realsense-ros/tree/ros1-legacy>.

LABBÉ, Mathieu; MICHAUD, F. Rtab-map as an open-source lidar and visual simultaneous localization and mapping library for large-scale and long-term online operation. **Journal of Field Robotics**, v. 36, p. 416 – 446, 2018.

LI, Haotian; ZOU, Yuying; CHEN, Nan; LIN, Jiarong; LIU, Xiyuan; XU, Wei; ZHENG, Chunran; LI, Rundong; HE, Dongjiao; KONG, Fanze; CAI, Yixi; LIU, Zheng; ZHOU, Shunbo; XUE, Kaiwen; ZHANG, Fu. Mars-lvig dataset: A multi-sensor aerial robots slam dataset for lidar-visual-inertial-gnss fusion. **The International Journal of Robotics Research**, v. 43, p. 1114 – 1127, 2024.

LI, Jie; LIANG, Guoan; ZHENG, Kai; GUI, Chao; TU, Chunlei; WANG, Xingsong. Integrated inspection robotic system for spherical tanks: Design, analysis and application. 2022.

LI, Jie; TU, Chunlei; XU, Fengyu; WANG, Xingsong. Weld seam recognition and tracking with omnidirectional wall-climbing robot for spherical tank inspection. **Journal of Autonomous Vehicles and Systems**, v. 5, n. 1, p. 011002, 11 2024. ISSN 2690-702X. Disponível em: <https://doi.org/10.1115/1.4067003>.

LI, Jie; ZHOU, Xiang; GUI, Chao; YANG, Ming; XU, Fengyu; WANG, Xingsong. Adaptive climbing and automatic inspection robot for variable curvature walls of industrial storage tank facilities. **Automation in Construction**, 2025.

LI, Minghui. Automated and robust phased array ultrasonic testing (paut) for weld inspection with seam identification and tracking in large storage tanks. **2025 IEEE 21st International Conference on Automation Science and Engineering (CASE)**, p. 2955–2959, 2025.

LOTTE, Philipp; BEHLEY, Jens; MILIOTO, Andres; STACHNISS, Cyrill. Fully convolutional networks with sequential information for robust crop and weed detection in precision farming. **IEEE Robotics and Automation Letters**, IEEE, v. 3, n. 4, p. 2870–2877, 2018.

LYNCH, Liam; NEWE, Thomas; CLIFFORD, John; COLEMAN, Joseph; WALSH, Joseph; TOAL, Daniel. Automated ground vehicle (agv) and sensor technologies-a review. In: IEEE. **2018 12th International Conference on Sensing Technology (ICST)**. [S.l.], 2018. p. 347–352.

MARVASTI, Mohammad Hassan; SINCLAIR, Anthony N. Phased array inspection at elevated temperatures. In: IEEE. **Ultrasonics Symposium (IUS), 2014 IEEE International**. [S.l.], 2014. p. 854–857.

MODENESI, Paulo J. Soldagem i: descontinuidades e inspeção em juntas de solda. 2009.

MOHAMED, Amr; REN, Jing; EL-GINDY, Moustafa; LANG, Haoxiang; OUDA, AN. Literature survey for autonomous vehicles: sensor fusion, computer vision, system identification and fault tolerance. **International Journal of Automation and Control**, Inderscience Publishers (IEL), v. 12, n. 4, p. 555–581, 2018.

OCANDO, Manuel Gonzalez; CERTAD, N.; ALVARADO, Said; TERRONES, A. Autonomous 2d slam and 3d mapping of an environment using a single 2d lidar and ros. **2017 Latin American Robotics Symposium (LARS) and 2017 Brazilian Symposium on Robotics (SBR)**, p. 1–6, 2017.

OLALERE, Bolaji Ismail; GIDIAGBA, Joachim Osheyor; FAWOLE, Akeeb Adepoju; EGBOKHAEBO, Blessed Afeyokalo; EHIOBU, Nwakamma Ninduwezuor; OKPARAEKE, Jonathan Izuchukwu. Review of advanced welding and testing for safety in offshore oil and gas. **Materials Corrosion Engineering Management**, 2023.

OLIVEIRA, André Schneider de; ARRUDA, Lucia Valéria Ramos de; JR, Flavio Neves; ESPINOZA, Rodrigo Valério; NADAS, Joao Pedro Battistella. Adhesion force control and active gravitational compensation for autonomous inspection in lpg storage spheres. *In: IEEE. 2012 Brazilian Robotics Symposium and Latin American Robotics Symposium. [S.l.]*, 2012. p. 232–238.

PALAR, Piatan Sfair; OLIVEIRA, André Schneider de; TERRES, Vinícius de Vargas; RAMOS, Julio Endress. Automated inspection of pressure vessels through a climbing robot with sliding autonomy. *In: IEEE. 2019 Latin American Robotics Symposium (LARS), 2019 Brazilian Symposium on Robotics (SBR) and 2019 Workshop on Robotics in Education (WRE). [S.l.]*, 2019. p. 287–292.

PARK, David. **Dynamixel XM540-W270-T/R e-Manual**. 2021. Disponível em: <https://emanual.robotis.com/docs/en/dxl/x/xm540-w270/>.

PERDOMO, J.; GANHÃO, Luís. Failures related to welding. **Analysis and Prevention of Component and Equipment Failures**, 2021.

POLYMER. Aparelho de ultrassom para inspeção de soldas a ponto. 2006. Disponível em: <http://www.polimeter.com.br/folders/ut-matecompleto-port.pdf>.

PRABAKARAN, Veerajagadheswar; ELARA, Mohan Rajesh; PATHMAKUMAR, Thejus; NANSI, Shunsuke. Floor cleaning robot with reconfigurable mechanism. **Automation in Construction**, Elsevier, v. 91, p. 155–165, 2018.

PULGARÍN, Erwin Jose López; HOPPER, D.; MONTGOMERIE, Jon; KELL, J.; CARRASCO, Joaquín; HERRMANN, Guido; LANZON, Alexander; LENNOX, Barry. From traditional robotic deployments towards assisted robotic deployments in nuclear decommissioning. **Frontiers in Robotics and AI**, v. 12, 2025.

QI, Xianyu; WANG, Wei; LIAO, Ziwei; ZHANG, Xiaoyu; YANG, Dongsheng; WEI, Ran. Object semantic grid mapping with 2d lidar and rgb-d camera for domestic robot navigation. **Applied Sciences**, 2020.

QUERALTA, Jorge Pena; TAIPALMAA, Jussi; PULLINEN, Bilge Can; SARKER, Victor Kathan; GIA, Tuan Nguyen; TENHUNEN, Hannu; GABBOUJ, Moncef; RAITOHARJU, Jenni; WESTERLUND, Tomi. Collaborative multi-robot search and rescue: Planning, coordination, perception, and active vision. **Ieee Access**, IEEE, v. 8, p. 191617–191643, 2020.

RADA-VILELA, Juan. The fuzzylite libraries for fuzzy logic control. **Tech. Rep**, 2018.

ROBESON, S.; WILLMOTT, C. Decomposition of the mean absolute error (mae) into systematic and unsystematic components. **PLOS ONE**, v. 18, 2023.

RODRÍGUEZ-GONZÁLVEZ, Pablo; RODRÍGUEZ-MARTÍN, Manuel. Weld bead detection based on 3d geometric features and machine learning approaches. **IEEE Access**, IEEE, v. 7, p. 14714–14727, 2019.

RUSU, Radu Bogdan; COUSINS, Steve. 3D is here: Point Cloud Library (PCL). In: **IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)**. Shanghai, China: IEEE, 2011.

SANTOS, Higor Barbosa; TEIXEIRA, Marco Antonio Simoes; DALMEDICO, Nicolas; OLIVEIRA, Andre Schneider de; NEVES-JR, Flavio; RAMOS, Julio Endress; ARRUDA, Lucia Valeria Ramos de. Model predictive torque control for velocity tracking of a four-wheeled climbing robot. **Sensors**, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 20, n. 24, p. 7059, 2020.

SANTOS, Higor Barbosa; TEIXEIRA, Marco Antonio Simoes; OLIVEIRA, Andre Schneider De; ARRUDA, Lucia Valeria Ramos De; NEVES, Flavio. Scheduled fuzzy controllers for omnidirectional motion of an autonomous inspection robot with four fully steerable magnetic wheels. In: IEEE. **2016 XIII Latin American Robotics Symposium and IV Brazilian Robotics Symposium (LARS/SBR)**. [S.l.], 2016. p. 263–268.

SEKEHRAVANI, Ehsan Akbari; BABULAK, Eduard; MASOODI, M. Implementing canny edge detection algorithm for noisy image. **Bulletin of Electrical Engineering and Informatics**, 2020.

SHAMIM, Sheraz; JAFRI, S. R. U. N. A comparative study of multiple 2d laser scanners for outdoor measurements. **INTERACT 2023**, 2023.

SHI, Chenbo; ZHANG, Xiangyu; WANG, Delin; ZHU, Changsheng; LIU, Aiping; ZHANG, Chun; FENG, Xiaobing. Ricnet: Retinex-inspired illumination curve estimation for low-light enhancement in industrial welding scenes. **Sensors (Basel, Switzerland)**, v. 25, 2025.

SHITSUKANE, Aggrey; CHERUIYOT, Wilson; OTIENO, Calvin; MVURYA, Mgala. Fuzzy logic sensor fusion for obstacle avoidance mobile robot. *In: IEEE. 2018 IST-Africa Week Conference (IST-Africa)*. [S.l.], 2018. p. Page–1.

SIEGWART, Roland; NOURBAKHSH, Illah R; SCARAMUZZA, Davide. Autonomous mobile robots. **Massachusetts Institute of Technology**, 2004.

SOGI, Tadayuki; KAWAGUCHI, Yoshifumi; MORISAKI, Hiroyasu; OHKAWA, Kiyoyuki; KAI, Noboru; HAYAKAWA, Hideki. Inspection robot for spherical storage tanks. *In: IEEE. 2000 26th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society. IECON 2000. 2000 IEEE International Conference on Industrial Electronics, Control and Instrumentation. 21st Century Technologies*. [S.l.], 2000. v. 1, p. 393–398.

SRIKANTH, R.; BIKSHALU, K. Multilevel thresholding image segmentation based on energy curve with harmony search algorithm. **Ain Shams Engineering Journal**, 2020.

TEIXEIRA, Marco Antonio Simoes; SANTOS, Higor Barbosa; DALMEDICO, Nicolas; ARRUDA, Lucia Valeria Ramos de; OLIVEIRA, Andre Schneider de *et al.* Intelligent environment recognition and prediction for ndt inspection through autonomous climbing robot. **Journal of Intelligent & Robotic Systems**, Springer, v. 92, n. 2, p. 323–342, 2018.

TERRES, Vinicius De Vargas; TEIXEIRA, Marco Antonio Simoes; NEVES, Flavio; ARRUDA, Lucia Valeria Ramos de; OLIVEIRA, Andre Schneider de. Enhanced optical tracking of weld beads in autonomous inspection of separator vessels. **IEEE Robotics and Automation Letters**, v. 9, n. 1, p. 167–174, 2024.

TERRES, Vinicius de Vargas; OLIVEIRA, Andre Schneider de; SANTOS, Higor Barbosa; ARRUDA, Lucia Valeria Ramos de; NEVES, Flavio; FABRO, Joao Alberto; RAMOS, Julio Endress. Rigorous tracking of weld beads for the autonomous inspection with a climbing robot. *In: IEEE. 2019 Latin American Robotics Symposium (LARS), 2019 Brazilian Symposium on Robotics (SBR) and 2019 Workshop on Robotics in Education (WRE)*. [S.l.], 2019. p. 252–257.

THOMPSON, R Bruce; THOMPSON, Donald O. Ultrasonics in nondestructive evaluation. **Proceedings of the IEEE**, IEEE, v. 73, n. 12, p. 1716–1755, 1985.

VENTURA, Guilherme Fernandes; DIAS, Leonardo. **Desenvolvimento de projeto e protótipo de robô compacto para inspeção de juntas soldadas em superfícies metálicas verticais**. 2020. Dissertação (B.S. Thesis) — Federal University of Technology - Paraná, Curitiba, Brazil, 2020.

WANG, Ruifeng; MA, Nvjie; XU, Zhihao; ZHOU, Xuefeng; PAN, Jia; GU, Shichao. Vision-based weld detection and localization for climbing robots in large-scale storage tank inspections. **Measurement Science and Technology**, IOP Publishing, v. 36, n. 1, p. 016333, dec 2024. Disponível em: <https://doi.org/10.1088/1361-6501/ad976c>.

YANG, Hongtao; BI, Ziqiang; LI, Xiulan; YAO, Qingan; ZHANG, Peng; BAI, Haotian; CHENG, Yunlong. A weld point cloud recognition method based on an improved light gradient boosting machine. **Scientific reports**, 2026.

YANG, Lei; FAN, Junfeng; LIU, Yanhong; LI, En; PENG, Jinzhu; LIANG, Zize. Automatic Detection and Location of Weld Beads With Deep Convolutional Neural Networks. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 70, p. 5001912, 2021. Disponível em: <https://ieeexplore.ieee.org/document/9205646>.

YAROVOL, Andrew; CHO, Yong Kwon. Review of simultaneous localization and mapping (slam) for construction robotics applications. **Automation in Construction**, Elsevier, v. 162, n. C, 2024.

YE, Guoliang; GUO, Jianwen; SUN, Zhenzhong; LI, Chuan; ZHONG, Shouyan. Weld bead recognition using laser vision with model-based classification. **Robotics and Computer-Integrated Manufacturing**, Elsevier, v. 52, p. 9–16, 2018.

YIN, Jun; LUO, Dongting; YAN, Fei; ZHUANG, Yan. A novel lidar-assisted monocular visual slam framework for mobile robots in outdoor environments. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 71, p. 1–11, 2022.

YU, Leijian; YANG, Erfu; REN, Peng; LUO, Cai; DOBIE, Gordon; GU, Dongbing; YAN, Xiutian. Inspection robots in oil and gas industry: a review of current solutions and future trends. *In: IEEE. 2019 25th International Conference on Automation and Computing (ICAC). [S.l.]*, 2019. p. 1–6.

ZENG, Yike; ZHAO, Gaozheng; JIN, Haoran; YANG, Keji; CHEN, Jian. Laser ultrasonic inspection of subsurface defects at high temperature using mode-converted surface wave. **Optics express**, v. 33 5, p. 10364–10377, 2025.

ZHANG, Liguang; SUN, Jianguo; YIN, Guisheng; ZHAO, Jing; HAN, Qilong. A cross structured light sensor and stripe segmentation method for visual tracking of a wall climbing robot. **Sensors**, MDPI, v. 15, n. 6, p. 13725–13751, 2015.

ZHAO, Minghu; LIU, Xinru; WANG, Kaihang; LIU, Zishen; DONG, Qi; WANG, Pengfei; SU, Yaoheng. Welding seam tracking and inspection robot based on improved yolov8s-seg model. **Sensors**, v. 24, n. 14, 2024. ISSN 1424-8220. Disponível em: <https://www.mdpi.com/1424-8220/24/14/4690>.

ZHENG, Yang; LI, Zheng wang; ZHOU, Jinjie; ZHANG, Zong yang. Study on the change law of transverse ultrasonic velocity in a high temperature material. **Research in Nondestructive Evaluation**, v. 32, p. 38 – 57, 2020.

ZHONG, Ming; PAN, Mingjian; MAO, Zhengxiong; LYU, Ruifei; LIU, Yaxin. A wall-climbing robot with a mechanical arm for weld inspection of large pressure vessels. **Actuators**, v. 14, n. 12, 2025. ISSN 2076-0825. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2076-0825/14/12/607>.

ZOU, Qin; SUN, Qinghui; CHEN, Long; NIE, Bu; LI, Qingquan. A comparative analysis of lidar slam-based indoor navigation for autonomous vehicles. **IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems**, v. 23, p. 6907–6921, 2021.