



UMA CONTRIBUIÇÃO À LOCALIZAÇÃO AUTÔNOMA DE VEÍCULOS
OPERADOS REMOTAMENTE EM OPERAÇÕES SUBMARINAS DE
INSPEÇÃO E INTERVENÇÃO

Eduardo Wulff Hirano

Tese de Doutorado apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Mecânica, COPPE, da Universidade Federal do Rio de Janeiro, como parte dos requisitos necessários à obtenção do título de Doutor em Engenharia Mecânica.

Orientador: Max Suell Dutra

Rio de Janeiro
Julho de 2018

UMA CONTRIBUIÇÃO À LOCALIZAÇÃO AUTÔNOMA DE VEÍCULOS
OPERADOS REMOTAMENTE EM OPERAÇÕES
SUBMARINAS DE INSPEÇÃO E INTERVENÇÃO

Eduardo Wulff Hirano

TESE SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO INSTITUTO ALBERTO LUIZ
COIMBRA DE PÓS-GRADUAÇÃO E PESQUISA DE ENGENHARIA (COPPE) DA
UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO COMO PARTE DOS
REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE DOUTOR EM
CIÊNCIAS EM ENGENHARIA MECÂNICA.

Examinada por:



Prof. Max Suell Dutra, Dr.-Ing.



Prof. Fernando Alves Rochinha, D.Sc.



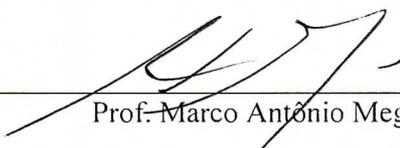
Prof. Jules Ghislain Slama, D.Sc.



Prof. Josefino Cabral de Melo Lima, Docteur



Profª. Priscila Machado Vieira Lima, Ph.D.



Prof. Marco Antonio Meggiolaro, Ph.D.

RIO DE JANEIRO, RJ - BRASIL

JULHO DE 2018

Hirano, Eduardo Wulff

Uma Contribuição à Localização Autônoma de Veículos Operados Remotamente em Operações Submarinas de Inspeção e Intervenção/ Eduardo Wulff Hirano. – Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2018.

XII, 167 p.: il.; 29,7 cm.

Orientador: Max Suell Dutra

Tese (doutorado) – UFRJ/ COPPE/ Programa de Engenharia Mecânica, 2018.

Referências Bibliográficas: p. 137-152.

1. Localização e Estimativa de Estados. 2. Veículos Operados Remotamente. 3. Operações Submarinas. I. Dutra, Max Suell. II. Universidade Federal do Rio de Janeiro, COPPE, Programa de Engenharia Mecânica. III. Título.

Agradecimentos

Presto sinceros agradecimentos ao Prof. Max Suell Dutra pelo apoio e orientação ao longo dos anos deste trabalho.

Este empreendimento foi proporcionado pelo apoio dos gerentes Marcelo de Almeida Figueira e Lauro Antônio Puppim que estiveram à frente da gerência de Manutenção e Inspeção Submarina da Unidade de Serviços Submarinos da Petrobras. Desta gerência se origina a experiência para implementação deste trabalho e a esses colegas também presto agradecimentos.

Agradecimentos a Erik Rodrigues Pereira pelo apoio na fase final do trabalho à frente da gerência de Projetos de Manutenção Submarina da Bacia de Santos.

Resumo da Tese apresentada à COPPE/UFRJ como parte dos requisitos necessários para a obtenção do grau de Doutor em Ciências (D.Sc.)

UMA CONTRIBUIÇÃO À LOCALIZAÇÃO AUTÔNOMA DE VEÍCULOS
OPERADOS REMOTAMENTE EM OPERAÇÕES SUBMARINAS DE
INSPEÇÃO E INTERVENÇÃO

Eduardo Wulff Hirano

Julho/2018

Orientador: Max Suell Dutra

Programa: Engenharia Mecânica

O objetivo deste trabalho de pesquisa é apresentar uma contribuição ao problema de localização autônoma de veículos submarinos operados remotamente (ROVs – *Remotely Operated Vehicles*). A operação deste tipo de robótica móvel é limitada pelas imprecisões de posicionamento originadas de sensores de navegação convencionais e posicionamento hidroacústico, tais limitações ainda demandam o uso de pilotos com impactos em tempos e riscos operacionais. Inicialmente as incertezas associadas a operações de inspeção de dutos e intervenção em equipamentos são estimadas com uso do conceito de confiabilidade cinemática via formulação com quatérnions e quatérnions duais. Modelos de inferência bayesiana recursiva para fusão de dados de sensor de navegação e estimativa de pose de câmeras são integrados a uma formulação de localização resolvida em tempo de operação por Filtro Kalman. A aplicação desta abordagem produz estimativas de erro cinemático do veículo em relação a posições e orientações cinemáticas desejadas de alvos de atuação que podem ser utilizadas para o controle automático das operações estudadas ou como função auxiliar na navegação executada por pilotos. São apresentados resultados relativos a redução de falhas de enquadramento de dutos em inspeções e redução incertezas em operações de docagem dos veículos a painéis de equipamentos.

Abstract of Thesis presented to COPPE/UFRJ as a partial fulfillment of the requirements for the degree of Doctor of Science (D.Sc.)

A CONTRIBUTION TO AUTONOMOUS LOCALIZATION OF REMOTELY
OPERATED VEHICLES IN SUBSEA INSPECTION AND INTERVENTION
OPERATIONS

Eduardo Wulff Hirano

July/2018

Advisor: Max Suell Dutra

Department: Mechanical Engineering

The objective of this research work is to present a contribution to the autonomous localization of Remotely Operated Vehicles. The operation of this type of mobile robotics is limited by the positioning uncertainties of conventional navigation sensors and hydroacoustic positioning systems. Positioning limitations demand pilot assisted operations which can cause impacts on costs and time. The uncertainties related to inspections and equipment interventions are firstly assessed with dual quaternion formulation of kinematics and the kinematic reliability concept. Recursive bayesian inference methods are adopted for sensor data fusion and camera pose estimation in a Kalman Filter framework. The approach proposed in this work produces kinematic uncertainty estimates which can be used for the automatic control of ROVs and subsea manipulators in the operations under study. The results related to reduction of pipeline framing during inspections and ROV docking for equipment interventions are presented.

Sumário

Lista de Figuras	ix
Lista de Tabelas	xii
1 Introdução	1
1.1 Contexto e Motivação	1
1.2 Autonomia de Veículos Submarinos	4
1.3 Escopo e Objetivos do Trabalho	9
1.4 Organização do Trabalho	12
2 Veículos Submarinos Operados Remotamente	13
2.1 Características Básicas	13
2.2 Graus de Liberdade de Movimento do Veículo	17
2.3 Manipuladores	18
2.4 Sistemas de Navegação e Posicionamento	20
2.5 Posicionamento de Embarcações e ROVs	22
2.6 Posicionamento Relativo de ROVs	27
2.7 Operações Submarinas com ROV	33
2.8 Considerações Finais	36
3 Confiabilidade Cinemática de Operações de ROV	38
3.1 Definição	38
3.2 Inspeção de Duto	42
3.3 Intervenção em Painel de Equipamento Submarino	51
3.4 Considerações Finais	59
4 Estimativa de Estados via Fusão de Dados de Sensores	61
4.1 Tratamento de Incertezas	61
4.2 Arquitetura de Fusão de Dados de Sensores	63
4.3 Modelo de Fusão de Dados de Sensor	65
4.4 Inferência Bayesiana Recursiva	66
4.5 Filtro de Kalman e Filtro de Kalman Estendido	69

SUMÁRIO

4.6	Estimativa de Estados Multi-Sensor	72
4.7	Estimativa de Movimentos de Câmeras	74
4.7.1	Definição do Problema	74
4.7.2	Estimativa de Pose	78
4.7.3	Detecção e Descrição de Atributos de Imagem	81
4.8	Considerações Finais	90
5	Localização Autônoma em Operações Submarinas	92
5.1	Métodos de Localização	92
5.2	Localização Autônoma	95
5.3	Algoritmos de Associação de Dados	99
5.4	Intervenção em Painéis de Equipamentos	101
5.4.1	Algoritmo de Localização em Intervenção em Painéis de Equipamentos	101
5.4.2	Teste e Resultados	110
5.5	Inspeção de Dutos	118
5.5.1	Algoritmo de Localização em Inspeção	118
5.5.2	Teste e Resultados	124
5.6	Considerações Finais	128
6	Considerações Finais	131
6.1	Resultados	131
6.2	Pesquisas Complementares	136
	Referências Bibliográficas	137
A	Cinemática do Sistema Veículo e Manipuladores	153
A.1	Modelagem Cinemática	154
A.2	Cinemática do Veículo	156
A.3	Cinemática de Manipuladores	159
A.4	Sistema Veículo Manipulador	164

Lista de Figuras

1.1	Sistema submarino de uma unidade de produção marítima, Petrobras.	2
1.2	Tendência para autonomia de veículos submarinos.	4
2.1	ROV Classe III.	14
2.2	Sistema de lançamento de ROV.	15
2.3	Sistema de referências do ROV.	17
2.4	Configuração de propulsores na estrutura de um ROV.	18
2.5	Exemplos de manipuladores.	19
2.6	Exemplo de controlador Mestre-Escravo.	20
2.7	Sistema DGNS.	21
2.8	GIS para um campo de produção com várias plataformas.	24
2.9	Tipos de sistema de posicionamento hidroacústico.	25
2.10	Erro de posicionamento de ROV.	27
2.11	Erro de percepção de profundidade devido ao enquadramento da câ- mera.	30
2.12	Câmera de punho para manipulador de sete funções.	31
2.13	Imagem típica de sonar de feixe único.	32
2.14	Identificação de estruturas com sonar multifeixe.	32
2.15	Resolução de um sonar SAS.	33
2.16	Painel de ANM com interfaces para ROV.	34
2.17	Conexão de ferramenta de torque com garfo.	35
2.18	Enquadramento desejado do duto e deriva aceitável do ROV.	36
2.19	Partes inaceitáveis da inspeção com duto distante ou não enquadrado.	36
3.1	Erros de posicionamento do ROV em relação à rota.	45
3.2	Relações entre sistemas de coordenadas do ROV, câmera e duto.	47
3.3	Projeção sobre plano da câmera.	48
3.4	Rota do duto.	50
3.5	Variação da confiabilidade com a tolerância de posicionamento do ROV e incerteza de mapeamento da rota.	50
3.6	Dispersão de posições e variações de orientação do ROV.	51

LISTA DE FIGURAS

3.7	Configurações dos braços de ROV.	52
3.8	Interface de torque rotativa.	53
3.9	Confiabilidade versus raio de tolerância de posição.	54
3.10	Confiabilidade versus incerteza nos ângulos de juntas.	55
3.11	Regiões de confiabilidade (tolerância de 1 grau para ângulos de juntas). 55	
3.12	Regiões de confiabilidade (tolerância de 0,1 grau para ângulos de juntas).	56
3.13	Confiabilidade de não colisão em painel (tolerância de 1 grau para ângulos de juntas).	57
3.14	Confiabilidade de não colisão em painel (tolerância de 0,1 grau para ângulos de juntas).	57
3.15	Confiabilidade de orientação.	58
3.16	Confiabilidade conjunta de orientação e posição (tolerância de 1 grau para ângulos de juntas).	58
3.17	Confiabilidade conjunta de orientação e posição (tolerância de 0,1 grau para ângulos de juntas).	59
4.1	Arquitetura de fusão de sensores.	64
4.2	Fluxograma da estimativa de estados com Filtro de Kalman.	74
4.3	Descritores ORB aplicados a imagens de dutos.	82
4.4	Descritores ORB aplicados a imagens de equipamentos.	82
4.5	Rastreamento de pontos após movimento do ROV a distância.	83
4.6	Rastreamento de pontos após movimento do ROV aproximado.	83
4.7	Rastreamento de movimento sobre um duto com descritor ORB.	83
4.8	Segmentação de imagem de painel.	86
4.9	Segmentação de imagem de painel em proximidade.	87
4.10	Detecção de círculos em bordas de interfaces.	87
4.11	Detecção de bordas em dutos.	87
4.12	Segmentação de imagem de duto.	87
5.1	Processo de localização em inspeção de dutos.	95
5.2	Processo de localização em intervenção em equipamentos.	96
5.3	Referência para localização do ROV e localização de interfaces.	102
5.4	Fluxograma de processamento de imagem para estimativa de pose.	107
5.5	Algoritmo de localização em intervenção.	109
5.6	Algoritmo de fusão de dados para estimativa de distância.	111
5.7	Início da aproximação.	111
5.8	Posição do ROV em relação ao painel ao longo do tempo (eixo Z).	114
5.9	Posição do ROV em relação ao painel ao longo do tempo (eixo Y).	115
5.10	Dispersão de pontos de posição do ROV no plano do painel.	115

LISTA DE FIGURAS

5.11	Aproximação do ROV ao equipamento.	116
5.12	Pontos registrados em mapa do painel.	116
5.13	Veículo docado ao equipamento para intervenção.	117
5.14	Processamento de imagem em proximidade.	117
5.15	Referência para o ponto de mapeamento de duto.	123
5.16	Algoritmo de localização em inspeção de dutos.	124
5.17	Pontos de passagem com representação de amostras de leitura: INS (azul), atualização por visão (vermelho).	126
5.18	Exemplos de pontos onde não há detecção adequada de bordas.	127
A.1	Sistema de referências para o veículo submarino.	156
A.2	Modelo cinemático do manipulador de cinco funções.	160
A.3	Modelo cinemático do manipulador de sete funções.	160

Lista de Tabelas

A.1	Notação para movimentos de veículos submarinos.	156
A.2	Parâmetros de Denavit-Hartenberg para o manipulador de 5 funções.	160
A.3	Parâmetros de Denavit-Hartenberg para o manipulador de 7 funções.	161

Capítulo 1

Introdução

1.1 Contexto e Motivação

Este trabalho apresenta uma contribuição ao problema de localização autônoma de veículos submarinos empregados em operações de inspeção e intervenção da indústria do petróleo, ROVs (*Remotely Operated Vehicles*). Essa contribuição consiste em métodos de tratamento de incertezas de posição e orientação destes tipos de veículo com a associação de informações de sensores de navegação e câmeras. Esse tratamento de incertezas produz um aumento da precisão do posicionamento de ROVs em relação a estruturas e sistemas de coordenadas globais. A maior precisão de posicionamento contribui para a implementação de formas autônomas e seguras de controle destes tipos de veículos que hoje ainda são predominantemente controlados por pilotos.

A operação de robôs e manipuladores submarinos disponíveis comercialmente ainda só é viável com a atuação de pilotos. Esta tecnologia, por operar em situações mais complexas, ainda não alcançou a eficiência da robótica industrial convencional em que as trajetórias e atuações do efetuator final são feitas de forma autônoma. Métodos de controle automático de manipuladores de um veículo em navegação e referenciado a um equipamento alvo podem reduzir os tempos das operações e viabilizar outras que demandam precisão de movimento que os pilotos não podem alcançar com resultados relacionados à economia de tempo e redução de custos.

A robótica submarina é utilizada em uma série de atividades de produção e pesquisa sendo, no entanto, a demanda por instalação, operação e manutenção de sistemas submarinos para produção de petróleo e gás a maior força motriz para o desenvolvimento desta tecnologia. A costa brasileira é uma das áreas com maior atuação deste tipo de tecnologia no mundo devido ao alto volume de atividades para exploração de petróleo no país em bacias de produção localizadas em alto mar.

Sistemas submarinos para exploração de petróleo compõem, junto com sistemas

de poços e de instalações de superfície, o conjunto de recursos necessários para produzir hidrocarbonetos e exportá-los para refino em terra após um processamento primário dos fluidos de poço pelas plantas das plataformas flutuantes de produção. Os sistemas submarinos são compostos por toda a malha de dutos e equipamentos que interligam as cabeças de poço às plantas de processamento destas plataformas e destas para pontos de tratamento em terra (Figura 1.1).

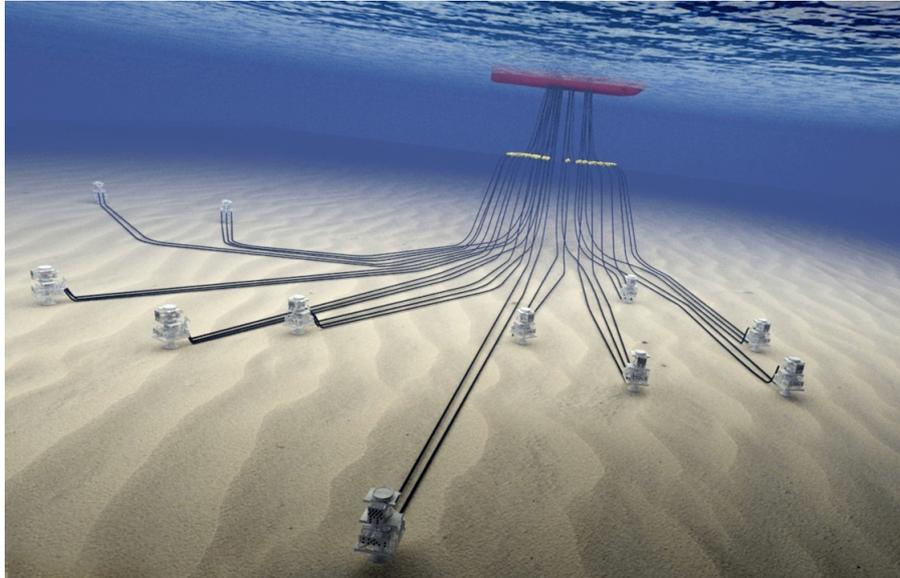


Figura 1.1: Sistema submarino de uma unidade de produção marítima, Petrobras. Fonte: Portal Corporativo da Petrobras.

A operação de sistemas submarinos demanda intervenção remota nos elementos que os compõem devido à profundidade onde são instalados. Inicialmente, os campos submarinos podiam ser operados e mantidos pela ação humana por serem instalados em profundidades que permitiam o mergulho, no entanto, grandes campos de petróleo em alto mar se demonstraram disponíveis em águas profundas onde apenas a intervenção robótica é possível. Mergulhadores podem atuar de forma produtiva em uma faixa típica de até 20m de profundidade com mergulho convencional a ar e até 300m com mergulho saturado. Atualmente robôs submarinos convencionais operam em profundidades de até 3000m.

Qualquer equipamento ou duto instalado no fundo do mar depende de robôs submarinos em todas as fases de seus ciclos de vida. Robótica submarina é empregada nas fases de instalação, comissionamento, operação, inspeção, reparo e descomissionamento desses equipamentos e dutos. Pode-se afirmar que hoje é inviável instalar e operar qualquer equipamento submarino, e conseqüentemente inviável produzir petróleo, sem o emprego de ROVs.

Observa-se também que para algumas operações submarinas há preferência pela substituição de mergulhadores por ROVs devido à exposição a riscos inerentes a

essas operações. Os mergulhadores podem estar expostos a perigos de vazamento de hidrocarbonetos, a pressurizações ou despressurizações repentinas de dutos e equipamentos ou à movimentação de grandes estruturas. Para casos como esses, é desejável evitar o uso de pessoas mesmo em profundidades onde é viável realizar mergulho. O ser humano não foi totalmente substituído em intervenções submarinas pois a tecnologia atual ainda não supera o tato e a precisão da manipulação humana no uso de ferramentas ainda necessárias para algumas intervenções.

Com a evolução da tecnologia de engenharia submarina, há uma tendência a implementar sistemas de produção totalmente marinizados, ou seja, a instalar campos de produção com subsistemas submarinos de processamento primário de petróleo que tipicamente são componentes de plantas de plataformas flutuantes [1]. Essa tendência visa reduzir a dependência de instalações de superfície e o contingente de trabalhadores embarcados expostos a risco. No Brasil já operam sistemas de processamento para injeção de água em reservatórios e sistemas de separação de água e óleo submarinos.

Operações de robótica submarina, desta forma, devem se tornar ainda mais relevantes com o tempo e o desenvolvimento dessa tecnologia contribuirá para a implementação de campos de produção com operação remota e com alto grau de operação autônoma.

A operação de sistemas submarinos de produção só pode ser feita a altos custos que geralmente são associados aos tempos das operações. Quanto mais ineficiente uma operação, maior o custo associado, sendo este um fato para operações de robótica submarina.

A motivação econômica por trás de trabalhos que contribuam para a redução de tempos de operações submarinas com ROVs é demonstrada quando são analisados valores associados a esse tipo de operação. A título de exemplo, taxas diárias de RSVs (*ROV Support Vessels*), embarcações de apoio a operação de ROV, encontram-se entre uma faixa de USD 70.000 a USD 130.000. Uma empresa contratante de uma frota de, por exemplo, 20 RSVs a uma taxa diária média de USD 100.000 poderia garantir dentro de um período de contratos de 4 anos mais 1 RSV (USD 146.000.000) pelo mesmo período caso obtivesse uma economia média de apenas 5% no tempo de operação de sua frota. Essa situação de alto custo da robótica submarina demonstra a motivação por desenvolvimentos que provoquem ganhos em tempo, mesmo que marginais.

Este trabalho também se situa dentro de uma tendência do mercado de veículos submarinos de desenvolver veículos autônomos com a capacidade de manipulação submarina como uma evolução ao que se encontra atualmente em operação que são veículos empregados autonomamente apenas para a aquisição de dados hidroacústicos ou de imagens a longas distâncias.

Há tendência da tecnologia em evoluir para veículos totalmente autônomos com capacidade de intervenção pesada. Atualmente o nicho de atuação de AUVs (*Autonomous Underwater Vehicles*) se restringe a operações de sensoriamento onde não há demanda de contato físico com estruturas e, dessa forma, não há requisito de alta precisão de posição do veículo e de manipuladores. A Figura 1.2 demonstra o caminho de desenvolvimento de tecnologia em direção à autonomia de robôs submarinos onde se pode alocar os AUVs aos dois primeiros grupos de operações. O terceiro grupo ainda apresenta desenvolvimento incipiente no que diz respeito a utilização de veículos autônomos e os demais ainda são atendidos apenas por veículos operados remotamente por pilotos.



Figura 1.2: Tendência para autonomia de veículos submarinos.

1.2 Autonomia de Veículos Submarinos

Considerando o contexto de desenvolvimentos de sistemas submarinos mais complexos, a tecnologia de veículos submarinos também tem avançado no sentido de capacitar estes para intervenções com menor grau de dependência de recursos de superfície. Hoje a operação de um ROV ou mesmo de um AUV comercial demanda o acompanhamento contínuo de uma embarcação de superfície e, para o caso de ROVs, ainda demanda a operação contínua com pilotos.

Os níveis de controle de veículos submarinos podem ser classificados como [2]:

- Controle direto: o controle de veículos submarinos tripulados.
- Controle remoto: o controle de veículos pilotados a partir da superfície por visão remota sem manipulação.
- Operação remota: a solução atual para ROVs comerciais com manipuladores onde o controle direto das juntas destes é feita por *joysticks* e sistemas mestre-escravo e cujo posicionamento depende de pontos de vista de câmeras e da experiência dos pilotos.

- Controle dirigido por lógica: um controle semiautônomo realizado com algumas atividades controladas automaticamente disparadas em determinadas fases das operações.
- Controle dirigido por lógica e metas: onde instruções de alto nível são carregadas em um centro de processamento do veículo submarino e as operações são conduzidas de maneira autônoma. É um controle associado a técnicas de Inteligência Artificial, por exemplo.

As operações com ROV em intervenção de sistemas submarinos são atualmente conduzidas com apoio de pilotos do veículo e operadores dos manipuladores com auxílio reduzido de funções automáticas e sem programação de trajetória para os manipuladores. A operação conduzida dessa forma depende da habilidade manual dos pilotos, assim como de seu treinamento e experiência. Essa configuração é adotada devido a dificuldades em implementar métodos de controle dos veículos e manipuladores para execução autônoma de manipulações para casos onde há necessidade de realizar um posicionamento preciso destes em relação aos alvos de intervenção.

A utilização de pilotos proporciona flexibilidade operacional pois determinada manipulação pode ser alterada ou reavaliada pelos pilotos e supervisores e o posicionamento final do veículo e efetadores é ajustado pela percepção visual de posição relativa dos pilotos. Por outro lado, o controle humano leva a maiores custos pois o controle manual dos manipuladores via *joystick* provoca movimentos imprecisos e movimentos de tentativa e erro até o alcance de algum alvo de manipulação.

Para operações que requerem repetibilidade e precisão, manipuladores operados por humanos apresentam um custo mais elevado e em algumas situações inviabilizam as operações devido aos riscos de colisão com estruturas adjacentes potencializados pela imprecisão.

Veículos comerciais já possuem algumas funções automáticas de controle como o posicionamento dinâmico do veículo onde o mesmo consegue se auto-posicionar em coordenada geodésica pré-estabelecida e se manter estável nesta posição respondendo às solicitações ambientais (*station keeping*). Da mesma forma, é possível programar o veículo para seguir um trajeto pré-traçado por pontos de coordenadas (*waypoint following*). Estas funções, no entanto, são suscetíveis às imprecisões de posicionamento inerentes ao uso de hidroacústica e sistemas inerciais, como será demonstrado posteriormente neste trabalho. Alguns desenvolvimentos também demonstram técnicas de posicionamento dinâmico baseado em visão para veículos submarinos [3, 4].

Funções automáticas para os manipuladores submarinos ainda não são disponíveis no mercado, estando restritas apenas a cenários de testes. A referência [5] apresenta um exemplo de técnica de controle de precisão de um manipulador submarino onde o controle no espaço de trabalho do manipulador é realizado via software,

sem operação humana.

Desenvolvimentos da tecnologia de controle de ROVs podem ser relacionados a duas áreas afins da disciplina de robótica que são a robótica móvel e a robótica autônoma. Um ROV de intervenção é um sistema móvel com elevado grau de automatização no que diz respeito aos controles dinâmicos de posição mas ainda não alcançou autonomia devido à complexidade dos cenários de operação e à necessidade de tratar incertezas de posicionamento. Essas incertezas hoje são superadas pelo uso de câmeras e pela percepção visual de operadores com incidência de perda de tempo devido ao formato de tentativa e erro na aproximação aos alvos de atuação.

Os veículos submarinos autônomos atuais, AUVs, estão restritos a operações de sensoriamento onde as imprecisões de posicionamento do veículo são contornadas pelo processamento de sinais hidroacústicos obtidos de longas distâncias relativas. Verifica-se que mesmo para operações de imageamento ótico, que também não demandam contato com estruturas, veículos autônomos não são amplamente empregados pois a captura de uma imagem depende de um posicionamento relativo à estrutura que permita o enquadramento correto. Isso já demanda uma precisão de posicionamento que AUVs não conseguem alcançar.

Sistemas autônomos podem ser definidos como sistemas com certo grau de inteligência para obter dados, aprender e interagir com seu ambiente de maneira independente. Para alcançar esse objetivo, é geralmente aceito que a implementação de um sistema autônomo depende das seguintes disciplinas [6]:

- sensores, fusão de dados de sensores e fusão de informações;
- modelagem e controle;
- construção de mapas e planejamento de trajetórias;
- tomada de decisão e autonomia.

Neste trabalho são apresentados os tipos de sensores empregados em ROVs e suas limitações no que diz respeito ao posicionamento absoluto e relativo a estruturas. O sistema de sensoriamento de navegação empregado por ROVs é composto basicamente por câmeras e diversos tipos de sonares. A literatura disponível relacionada a acústica submarina é ampla e podem ser citadas, por exemplo, as referências [7, 8] como básicas. O tipo mais sofisticado de sonar em uso para emprego submarino é o Sonar de Abertura Sintética, este sonar permite maiores resoluções de imagens acústicas submarinas e os princípios de processamento sintético de sinais acústicos podem ser encontrados em [9].

Sensores de movimento com acelerômetros e giroscópios também têm demonstrado elevada importância na navegação e posicionamento de ROVs pelo princípio

de referenciamento inercial. Esse tipo de sensor, apesar de não ter a característica de indicação de posição de um veículo em seu ambiente, são um recurso de apoio para filtrar e reduzir ruídos inerentes dos sinais acústicos de posição. A teoria de navegação inercial pode ser encontrada em referências como [10–13].

Técnicas de fusão de dados de sensores combinam dados de múltiplos sensores e informações relacionadas para chegar a inferências mais precisas do que aquelas que poderiam ser alcançadas por um único sensor independente. A fusão de dados se refere ao processamento de sinais de vários sensores do mesmo tipo ou diferentes e a fusão de informações se refere ao uso de informações extraídas de sensores e de outras extraídas de fontes como bancos de dados, instruções em programações ou alguma entrada fornecida por pilotos em tempo de operação [14]. Uma das aplicações básicas da fusão sensorial é o rastreamento de alvos e obstáculos onde abordagens algorítmicas e probabilísticas estão disponíveis para extração de informações de controle de veículos autônomos [15–17].

Os sensores que permitem de fato a aproximação precisa de ROVs a estruturas são as câmeras e nesse sentido o processamento digital de imagens e a fusão de dados de imagens se demonstra relevante para o estudo aqui apresentado [18, 19].

A fusão de dados de sensores para o correto controle de um ROV relaciona-se à necessidade de estimar a posição e orientação deste em determinado momento das operações. Uma forma de realizar esta estimativa seria, por exemplo, realizar uma estimativa da pose de uma câmera instalada no ROV ou no efetuador final de um manipulador a partir do processamento de atributos visuais de uma sequência de imagens. O estudo deste tipo de estimativa pertence a uma importante área da robótica que é a estimativa de movimento a partir de visão [20, 21].

Como será apresentado neste trabalho, a limitação ao emprego de técnicas de estimativa de pose a partir de visão está no fato das técnicas demandarem um certo número mínimo de correlações de atributos entre imagens capturadas em poses diferentes. As intervenções submarinas apresentam uma limitação nesse sentido porque normalmente há uma pobreza de informações em imagens de dutos e equipamentos. Estas se limitam a trechos de dutos que se resumem, por exemplo, a duas bordas sobre um fundo do leito marinho ou a algumas circunferências de painéis com interfaces para ROV.

Para contornar tal situação, são necessárias abordagens baseadas em fusão de sensores, ou seja, uma abordagem híbrida [22] que compense a falta de informação proveniente de abordagens meramente baseadas em sensores ou em imagens.

A modelagem e controle de robôs móveis e autônomos visa estabelecer o comportamento desses tipos de robôs dentro de seus ambientes para o posterior desenvolvimento de técnicas de controle derivadas dos objetivos almejados para a autonomia. Esta modelagem objetiva obter o comportamento cinemático e dinâmico destes sis-

temas. O capítulo 3 deste trabalho é dedicado à modelagem de ROVs e apresenta a revisão bibliográfica relacionada à cinemática.

Outro desdobramento da modelagem e controle de robôs autônomos é a habilidade de partir de uma especificação de tarefa em linguagem de alto nível ou um plano de operações e conseguir que o robô compile automaticamente esta especificação para um conjunto de instruções de movimento de baixo nível ou para leis de controle que o auxiliem a conduzir uma tarefa ou traçar um trajeto [23, 24]. Na área de controle de veículos submarinos, um experimento de manipulação semiautônoma submarina é encontrada em [25].

A localização, mapeamento do ambiente e geração de trajetória são os problemas que formam a área mais relevante de estudo da robótica móvel. O objetivo dessa área é estabelecer técnicas que habilitem um robô a localizar obstáculos em seu ambiente via sensoriamento, tratar as incertezas do sensoriamento e mapear o ambiente com o apoio de alguma técnica de estimativa de estados aplicada sobre uma distribuição de leituras afetadas por ruído. Esse tipo de análise, inicialmente denominada de robótica probabilística [26], tem como técnica mais proeminente o processo SLAM (*Simultaneous Localization and Mapping*) [27–30].

O processo SLAM pode ser definido como um método para realizar um mapeamento de um ambiente imutável durante a locomoção de um robô por esse ambiente. Durante essa locomoção o robô realiza observações de elementos do ambiente e desempenha ações de controle sobre seus sistemas de locomoção ou propulsão. Se o trajeto do robô puder ser conhecido de maneira determinada, a resolução desse problema pode ser obtida de maneira relativamente direta com o tratamento de sinais dos sensores. No entanto, o que ocorre é que ambas as observações e ações de controle são perturbadas por ruído ou imprecisões, ou seja, tanto o sensoriamento é ruidoso quanto o deslocamento do robô não é de fato conhecido. A solução do problema deve ser alcançada então pelo tratamento da correlação entre os ruídos de posicionamento e de observações. As referências [28, 31–33] podem ser citadas como básicas para a teoria das técnicas SLAM. Uma discussão sobre o mapeamento 3D para locomoção de robôs nos três eixos de translação pode ser encontrada em [34].

Na área de veículos submarinos, alguns trabalhos são encontrados com emprego de SLAM para geração de trajetória de veículos. Dentre estes, podem ser citados trabalhos de aplicação de SLAM a dados de sonares para controle de AUVs [35], SLAM baseado em sonar de feixe único para a navegação de um AUV [36] e o emprego de SLAM apoiado por técnicas bioinspiradas para a navegação de ROVs elétricos e AUVs [37, 38].

O uso de visão estereoscópica para a navegação de AUVs com SLAM é demonstrada em [39] e um método de emprego de SLAM baseado em imagens para navegação de um ROV elétrico de pequeno porte é apresentado em [40]. Um breve

trabalho que discute o emprego de localização SLAM com sensores disponíveis em ROVs pode ser encontrado em [41].

Técnicas de tomada de decisão e autonomia baseada em inteligência artificial para veículos podem ser encontradas, por exemplo, nas referências [42–45].

Considerando a literatura disponível em robótica autônoma, pode ser inferido que o tratamento do problema conjunto ROV e manipuladores para intervenção submarina ainda é uma lacuna a ser preenchida com contribuições. Observa-se que os desenvolvimentos em autonomia de ROVs estão restritos a ambientes de pesquisa com veículos experimentais ou adota hipóteses que não são prontamente transferíveis a ROVs empregados na indústria do petróleo como a adoção de sensores especiais não comprovados em campo. O emprego de perfiladores laser para o posicionamento de veículos submarinos [46] é um exemplo. O trabalho apresentado aqui restringirá a análise aos recursos convencionais de ROVs.

1.3 Escopo e Objetivos do Trabalho

Este trabalho objetiva apresentar métodos de localização autônoma auxiliado por fusão de dados de sensores para apoiar o controle de posição e orientação de ROVs em operações de inspeção e intervenção de equipamentos. Estas operações são caracterizadas por incertezas causadas por limitações de sensoriamento e pela natureza estocástica da dinâmica destes veículos.

Estes métodos foram desenvolvidos como uma proposta de função auxiliar à operação remota de ROVs, onde em determinadas fases de alguns tipos de operações pode haver o controle de posição e orientação relativos dos veículos em relação aos alvos de atuação, evitando assim a necessidade de controle humano, aumentando a autonomia de ROVs e sendo uma evolução de funções já disponíveis de posicionamento em coordenadas globais. Estes podem também funcionar como apoios aos pilotos na fase de navegação onde ocorrem as operações tratadas e podem produzir informações relevantes à segurança e efetividade das operações por apresentarem a informação mais precisa de distâncias aos alvos e orientações em relação a estes.

O controle de posição de veículos e manipuladores submarinos é afetado pelo fato de se tratar de robótica móvel, ou seja, para cada operação há necessidade de estabelecer precisamente a relação dos sistemas de coordenadas de referência do veículo e seus manipuladores em relação a um sistema global e em relação aos sistemas de referência dos alvos de inspeção ou atuação. Estas relações não são conhecidas a priori e não há possibilidade de empregar métodos como os de calibração [47, 48] para cada caso de intervenção devido à natureza destas. O custo de uma unidade de tempo de operação é elevado e os recursos de intervenção, embarcações e ROVs, são limitados frente à alta demanda. Os sistemas instalados apresentam uma diver-

tidade de dimensões expressiva e projetos de interfaces com ROVs variados, cada operação precisa ser tratada como um caso específico.

De forma genérica, as fontes de incerteza do posicionamento relativo entre veículos submarinos e alvos de atuação são as seguintes:

- Incerteza no posicionamento global do sistema veículo-manipuladores devido a erros de sensoriamento. O posicionamento global dos veículos em relação a um sistema de coordenadas geodésico é sujeito a imprecisões pois em ambiente submarino o posicionamento é realizado via hidroacústica que por sua vez é alimentada por um sistema de navegação global por satélites, GPS ou GLO-NASS, corrigido por sinal diferencial. Essas tecnologias ainda não permitem, para muitas situações, uma precisão de posicionamento adequada no espaço devido às imprecisões de transmissão acústica.
- Incerteza no posicionamento global dos alvos de atuação (dutos e equipamentos submarinos) devido a erros de posicionamento na instalação, mapeamento inicial em um sistema de coordenadas geodésicas (também afetado por imprecisões de hidroacústica) ou erros dimensionais provenientes de tolerâncias de fabricação.
- Incerteza no posicionamento relativo do sistema veículo-manipuladores em relação a alvos de atuação devido a erros de sensoriamento. A posição relativa de um veículo em relação a estruturas pode ser feita por câmeras ou sonares. Sonares sofrem os mesmos problemas de imprecisão causadas pela hidroacústica e o uso de câmeras pode sofrer interferências. Por exemplo, fatores ambientais podem causar dutos parcialmente cobertos pelo solo onde não é possível determinar exatamente o diâmetro ou o trajeto de certo segmento de duto apenas por visão. Inclui-se nesta categoria de erro os advindos de sensoriamento de translação de juntas prismáticas ou ângulos de juntas rotativas dos manipuladores, levando a uma leitura da configuração cinemática do manipulador que é diferente da real.
- Incerteza causada na resposta do sistema veículo e manipuladores aos controles efetuados. O controle de ROVs é complexo devido a não linearidades dinâmicas, dinâmica variável com o comportamento do veículo como mudanças do centro de gravidade e de flutuação causadas pelo movimento de manipuladores e ferramentas e devido a uma variedade de distúrbios imensuráveis causados por correntes oceânicas multidirecionais [49]. O controle dos manipuladores também pode ser afetado por folgas em juntas e erros advindos da atuação hidráulica destes ou, da mesma forma, por fatores ambientais. Assim, mesmo

que a atitude exata de um veículo fosse conhecida e um comando fosse estabelecido para que o veículo assumira uma atitude final desejada, este comando pode não ser efetivo em produzir tal atitude devido a erros causados pela incerteza na resposta.

As causas de incerteza citadas acima provocam uma incompatibilidade entre as dimensões dos alvos de atuação e as tolerâncias de posicionamento alcançadas por ROVs.

Interfaces e estruturas submarinas são normalmente projetadas com geometrias adequadas ao acoplamento de ferramentas, componentes e efetadores como, por exemplo, com funis de condução. Será demonstrado nesta tese que o projeto de interfaces de ROV, conforme previsto em normas que regem o assunto, não é compatível com o grau de incerteza associado a manipulações autônomas. Erros de posicionamento em altas profundidades podem ser da ordem de alguns metros enquanto interfaces para ROVs em equipamentos possuem dimensões especificadas na ordem de centímetros e milímetros. Isso requer uma forma de localização autônoma em tempo real para ajuste preciso de posição.

O estudo de riscos das intervenções é feito através do conceito de confiabilidade cinemática que é adotado neste trabalho para indicar as dispersões de incerteza de atitude de veículo e efetadores finais esperadas para as operações e como limites de risco de colisões dos ROVs contra estruturas.

O objetivo desta tese é apresentar formas de tratar as incertezas de posicionamento para permitir a atuação ou inspeção de forma mais precisa que a atualmente disponível em ROVs comerciais. Este objetivo é desdobrado em alguns objetivos específicos relacionados ao tratamento de dados de sensores e ao controle cinemático de um veículo submarino:

- estudar o problema de precisão de posicionamento submarino realizando um dimensionamento destas incertezas via análise de confiabilidade cinemática;
- propor métodos de estimativa de posição e orientação de veículos submarinos com base em fusão de dados de sensores e métodos de localização relativa a dutos e equipamentos que proporcione maior precisão que a formas atualmente empregadas em ROVs;
- apresentar resultados para operações típicas de ROV, a saber, operações de inspeção de dutos e de intervenção em painéis de equipamentos submarinos.

O estudo aqui apresentado é restrito ao emprego de ROVs de uso comercial, chamados pela indústria de ROVs *Workclass*. O objetivo é estudar como habilitar a tecnologia a esse tipo de manipulação autônoma e não adotar opções de veículos, manipuladores ou sensores experimentais.

As operações de inspeção de dutos e intervenção em painéis de equipamentos correspondem a mais de 50% da demanda existente por operações com ROV. Desta forma, a escolha destas operações está alinhada com a iniciativa de economia de tempos de intervenção globais de frotas de ROVs que motiva este tipo de desenvolvimento.

Operações mais específicas como cortes em estruturas, conexão de estojos, jateamentos e coletas de amostras, por exemplo, são executadas em ambientes menos estruturados visualmente, onde o estudo de identificação de atributos visuais requer maior atenção a particularidades e ajustes nos algoritmos.

1.4 Organização do Trabalho

Este trabalho está organizado da seguinte forma:

O Capítulo 2 apresenta brevemente uma revisão sobre a tecnologia de ROVs que será adotada como modelo para esta tese e uma descrição das formas de posicionamento de ROVs em relação a obstáculos no leito marinho. Também descreve operações de ROV e as operações que serão adotadas como casos de implementação.

O Capítulo 3 apresenta uma avaliação da confiabilidade cinemática de operações de ROV e são apresentados resultados de simulações para alguns casos de operações objeto deste trabalho. Essa avaliação é baseada na formulação da cinemática de ROVs e manipuladores com variáveis estocásticas necessárias para o tratamento de incertezas.

O Capítulo 4 apresenta os fundamentos de fusão de sensores e estimativa de estados via inferência recursiva bayesiana com Filtros de Kalman. Além da apresentação de filtros de estimativas de estados, é feita uma revisão de estimativa de pose de câmeras a partir de processamento digital de imagens. São apresentadas as particularidades de estruturas submarinas que favorecem ou dificultam a detecção e descrição de atributos de imagem que são utilizados para a estimativa de movimentos de câmeras.

O Capítulo 5 apresenta os métodos de localização autônoma auxiliado por fusão de dados de sensores e câmeras. São apresentados os algoritmos para o caso de perseguição de uma rota de duto em inspeção e para o caso de posicionamento do ROV em relação a um painel para docagem e posterior atuação do manipulador.

O Capítulo 6 apresenta as conclusões e pesquisas complementares a serem desenvolvidas.

O Apêndice A apresenta uma revisão bibliográfica da modelagem cinemática de ROVs e descreve a formulação da cinemática do veículo e de manipuladores com o uso de quatérnions e quatérnions duais.

Capítulo 2

Veículos Submarinos Operados Remotamente

2.1 Características Básicas

Este capítulo apresenta as características construtivas principais de veículos submarinos operados remotamente de forma a demonstrar as limitações técnicas atualmente encontradas na operação deste tipo de sistema no que diz respeito à precisão de posicionamento para atuação de alvos. A tecnologia de posicionamento desses veículos em coordenadas georeferenciadas e relativamente a estruturas é brevemente discutida.

Veículos submarinos operados remotamente foram inicialmente desenvolvidos para fins militares durante as décadas de 50 e 60 objetivando a execução de tarefas como a desativação de minas e manipulação de munições depositadas no fundo do mar [50]. A tecnologia migrou para a indústria do petróleo onde hoje os tipos de ROV mais robustos e de maior tecnologia são empregados para diversos tipos de tarefa nessa indústria.

Robôs submarinos podem ser descritos como recursos para prover capacidade de manipulação, sensoriamento remoto e potências elétrica e hidráulica para acionamento de ferramentas e equipamentos. Também existem tipos especiais de veículos submarinos operados remotamente com propósitos específicos de realizar enterramentos de cabos e dutos, de retificar o relevo marinho e de depositar materiais no fundo (rochas, por exemplo).

Veículos submarinos podem ser classificados da seguinte forma [51]:

- Classe I – ROVs de Observação: Veículos elétricos pequenos equipados com câmeras, iluminação e sonares. Também capazes de operar um sensor adicional como um medidor de potencial eletroquímico.
- Classe II – ROVs de Observação com Opção de *Payload*: Veículos elétricos

capazes de portar vários sensores adicionais e também possuir alguma capacidade de manipulação.

- Classe III – Veículos *Workclass*: Veículos hidráulicos ou elétricos com tamanho e potência suficientes para operação de sensores, manipuladores e ferramentas para inspeção, intervenção e reparo de dutos e equipamentos submarinos. São o tipo de ROV empregado para a maioria das atividades de apoio na exploração e produção de petróleo e gás (Figura 2.1). São capazes de conduzir ferramentas hidráulicas, elétricas, todos os tipos de sonares e sensores especiais como magnetômetros e detectores de hidrocarbonetos.



Figura 2.1: ROV Classe III.
Fonte: Schilling Robotics.

- Classe IV – Veículos rebocados (*Towed*) e com esteiras (*Bottom-Crawling*): Projetados para tarefa específica de entrenchamento ou enterramento de dutos. Frequentemente são de grandes dimensões e podem ser rebocados por uma embarcação ou possuem propulsão própria para deslocamento no fundo ou na água por pequenas distâncias. Quando empregados em atividades de manuseio de solo marinho possuem esteiras para deslocamento no fundo.
- Classe V – Protótipos, Novos Desenvolvimentos, AUVs: Veículos com propósito especial que não se enquadram em nenhuma das categorias anteriores. Também podem ser inseridos nessa classe os AUVs (*Autonomous underwater vehicles*) que são veículos não operados remotamente mas programados para cumprir uma missão sem necessidade de pilotos. A tecnologia de AUVs atualmente é utilizada como plataforma para condução de sensores hidroacústicos e atua na área de aquisição de dados hidrográficos, geofísicos e oceanográficos. Para este tipo de aquisição de dados é necessário cobrir longas distâncias a alta velocidade.

Os subsistemas básicos que podem ser encontrados em ROVs são os seguintes:

- sistema de lançamento e controle de superfície;
- sistema de acionamento hidráulico principal para propulsão e manipuladores;
- sistema de acionamento hidráulico secundário para atuação de ferramentas;
- sistema de controle eletro-hidráulico;
- sistemas de manipulação;
- sistemas de navegação;
- sistemas de sensoriamento.

Os ROVs classe III são veículos acionados com potência elétrica fornecida por bases de operação que podem ser plataformas de perfuração ou embarcações especiais de construção ou inspeção e manutenção submarina (Figura 2.2).

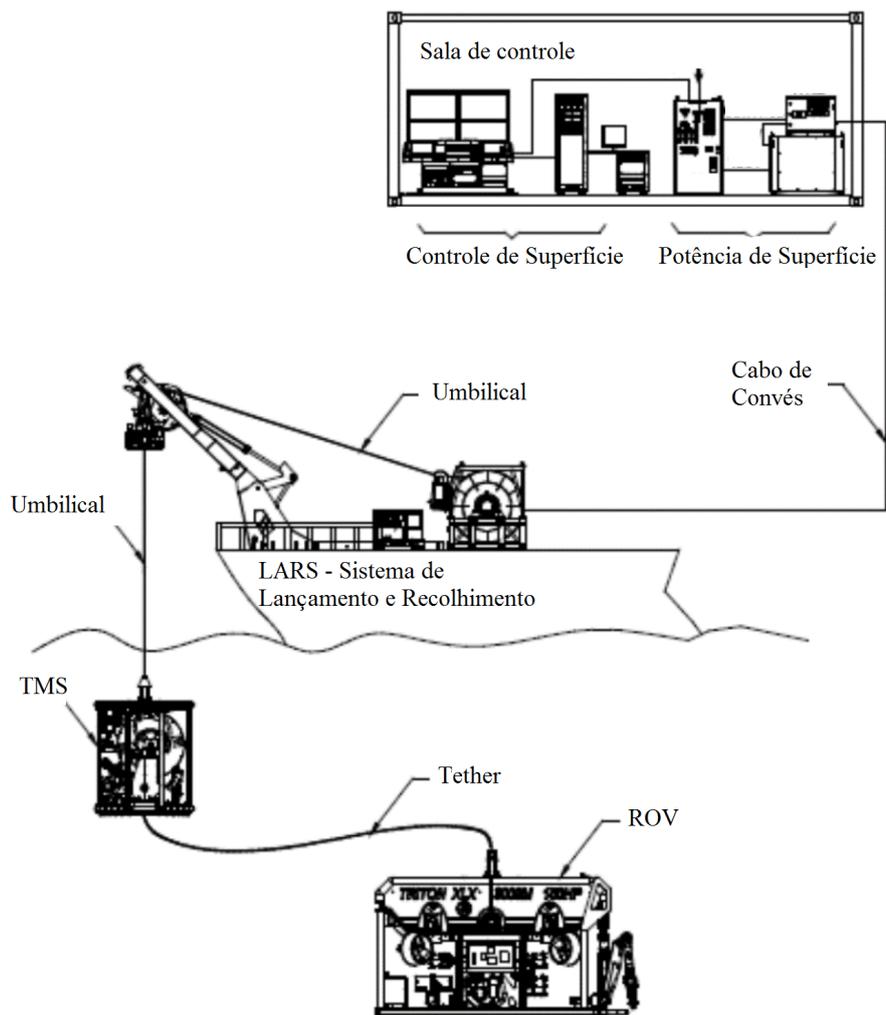


Figura 2.2: Sistema de lançamento de ROV.

A potência elétrica fornecida via umbilical de potência e controle é transformada em potência hidráulica via motores marinizados e é então utilizada para controle dos propulsores, manipuladores e outros mecanismos com função hidráulica como mecanismos de *pan* e *tilt* de câmeras. Todo o controle hidráulico é realizado por *manifolds* de controle com servo-válvulas para os elementos de maior precisão, propulsores e manipulador principal, e por válvulas proporcionais para elementos de menor precisão como o manipulador de apoio e funções hidráulicas auxiliares.

A potência elétrica a uma faixa de tensão de 420-480Vac fornecida pelo sistema de acionamento das embarcações ou plataformas de lançamento é transformada para uma tensão de 3kVac e enviada por um umbilical de controle composto de cabos elétricos de potência e cabos de fibra ótica responsáveis pela transmissão de sinais de sensoriamento ou comando entre a estação de controle a bordo na superfície e o veículo. Os umbilicais de controle possuem comprimentos típicos de 3600m por onde a energia é transmitida e os sinais são recebidos e enviados com determinada latência ocasionada pelo comprimento das fibras e pelos elementos de conexão entre o veículo e o sistema de controle de superfície.

O umbilical de controle precisa ser armado com uma camada de cabos de aço para resistir à tração de lançamento causada pelo comprimento dentro da água até o ROV e, dessa forma, possui um peso que pode interferir na navegabilidade do ROV. Para contornar tal situação é comum o uso de outro sistema próximo ao ROV chamado de TMS - *Tether Management System* que armazena um comprimento adicional de um umbilical sem armadura de tração e peso neutro na água de forma a não afetar a navegabilidade do ROV, ver Figura 2.2.

Ao receber a potência elétrica via umbilical, a unidade hidráulica de potência do veículo realiza o papel de prover a pressão e vazão de fluido necessárias para acionar os diversos propulsores e o sistema de controle dos manipuladores. Também é alimentado um sistema hidráulico secundário com tomadas para ferramentas. Um veículo padrão para operações submarinas na indústria de petróleo possui potências hidráulicas que variam entre 125HP a 250HP. O acionamento hidráulico padrão de ferramentas ocorre a pressões típicas de 206bar (3000psi) e vazões variantes dependendo do veículo mas com um valor típico em torno de 50 l/min.

A potência elétrica recebida da superfície também é direcionada a caixas de transformadores marinizadas dentro do ROV de onde são derivadas alimentações a, por exemplo, 115Vac e 18Vac para acionamento dos elementos de controle e sensoriamento. Destas fontes também é feita a alimentação das diversas câmeras instaladas no veículo e painéis de LED para iluminação.

Um umbilical padrão possui em torno de 12 fibras óticas que a partir de uma caixa de junção do veículo são distribuídas para uma caixa de controle de propulsores e manipuladores, uma caixa de junção de sinais de vídeo proveniente das câmeras,

uma caixa de junção de instrumentos de navegação (altímetros, sonar, transponders, responders, etc.) e uma caixa de junção de sensores de *survey*.

A comunicação com sensores externos e com controles de ferramentas hidráulicas externas é feita por protocolos de comunicação RS232, RS485 e, com tendência a substituir os anteriores, via ethernet.

As seções a seguir descrevem em maiores detalhes as características dos sistemas de manipulação, navegação e sensoriamento cujo entendimento é relevante a este trabalho.

2.2 Graus de Liberdade de Movimento do Veículo

Um ROV é um veículo com seis graus de liberdade de movimento e projetado para possuir navegação vetorial. Em determinada posição estática, o piloto pode deslocar linearmente o veículo em qualquer eixo de seu sistemas de coordenadas (ver Figura 2.3), ou em qualquer vetor referenciado aos eixos principais, e pode rotacionar o mesmo em qualquer ângulo.

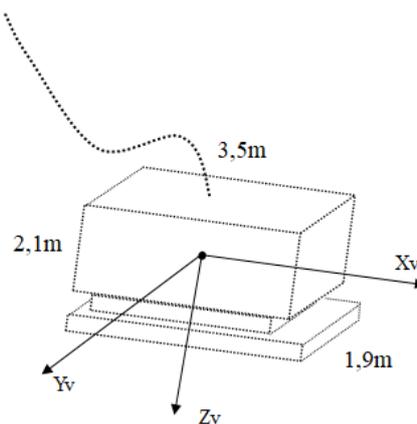


Figura 2.3: Sistema de referências do ROV.

Esse deslocamento vetorial é permitido pela configuração em que os propulsores são instalados no veículo. Normalmente são empregados quatro propulsores com eixos de rotação alinhados a um plano horizontal do veículo mas com ângulos de 45 graus com as laterais e a proa e popa. A resultante vetorial dos empuxos causados pelos propulsores determina a direção linear em que o ROV se desloca e a direção da rotação em torno do eixo Z_v . Ver Figura 2.4.

Para o movimento vertical são empregados conjuntos de 3 ou 4 propulsores com eixos de rotação formando pequenos ângulos com a direção vertical do veículo, estes ângulos são apenas suficientes para evitar a interferência do empuxo deste propulsores com a estrutura do ROV.

Por questões de estabilidade, o projeto dos veículos considera uma separação

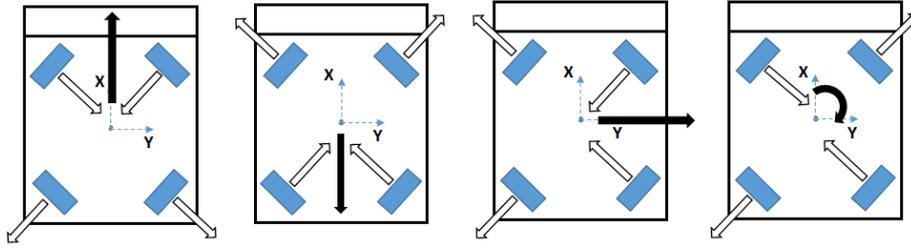


Figura 2.4: Configuração de propulsores na estrutura de um ROV.

mínima entre um centro de flutuação alto e um centro de gravidade baixo o que limita as rotações em torno dos eixos X_v e Y_v , restringindo os movimentos chamados de *roll* e *pitch* do veículo. Outro fator limitante a essas rotações é o local de conexão do umbilical de controle ao veículo. Devido à força de reação do umbilical sobre o veículo causada pelo arrasto sobre o umbilical e por seu peso, o melhor ponto de conexão é no topo e no centro de rotação do veículo. Essa conexão também limita os movimentos de rotação *roll* e *pitch* (Figura 2.3).

Um ROV convencional pode atuar com uma velocidade de até 2,5 nós (1,852 km/h) em situação de correnteza nula no trajeto de trabalho ou permanecer mantendo posição em um ambiente em que a velocidade da correnteza não ultrapasse esse valor. Esse valor pode mudar dependendo do ângulo de incidência da correnteza e da área suscetível ao arrasto proporcionado por esse ângulo. O arrasto sobre o umbilical dependerá da configuração do mesmo no momento da operação e do equilíbrio de forças desta que é definido pela posição do ROV e do comprimento do umbilical na água. A modelagem necessária para a determinação desses limites dinâmicos de um ROV é objeto de norma técnica específica [52].

Para termos de simulações realizadas neste trabalho, foram consideradas as seguintes dimensões básicas de um ROV Classe III: 3,5m de comprimento, 1,9m de largura e 2,1m de altura.

2.3 Manipuladores

A classe de ROV adotada como caso base para esta tese é usualmente equipada com dois tipos de manipuladores submarinos. O manipulador principal de operação consiste em um conjunto mecanismo e efetuator com seis graus de liberdade em juntas rotativas mais um movimento de abertura e fechamento do efetuator final. Esse tipo de manipulador é normalmente denominado braço de sete funções.

O manipulador auxiliar é composto de um mecanismo com 4 graus de liberdade, sendo três juntas rotativas e uma prismática, mais o movimento de abertura e fechamento do efetuator final. Este manipulador auxiliar é utilizado em operações de docagem do veículo a estruturas de forma a manter o mesmo estável para as

manipulações executadas com o manipulador principal. Por possuir quatro graus de liberdade mais um movimento de efetuador final este manipulador é denominado braço de cinco funções. Mesmo sendo predominantemente utilizado para estabilizar o ROV, em muitas situações esse manipulador também executa movimentos de manipulação de interfaces e de conexão de ferramentas. Ver Figura 2.5 com exemplos de manipuladores.



Figura 2.5: Exemplos de manipuladores. Manipulador de cinco funções (esquerda) e manipuladores de sete funções (centro e direita).

O método de controle do manipulador principal de sete funções consiste em operar manualmente um conjunto mestre-escravo como o ilustrado na Figura 2.6. A movimentação do braço mestre provoca a replicação dos mesmos ângulos em cada junta do manipulador real e também a replicação das velocidades de rotação nas juntas sujeitas às limitações dinâmicas do sistema hidráulico do braço [53]. Cada movimento do mecanismo mestre disposto na sala de operação do veículo é repetido pelo braço real no ambiente submarino.

Para cada um dos graus de liberdade mais efetuador final há um potenciômetro de posição, totalizando sete, de forma que é possível identificar o ângulo de cada uma das juntas a cada momento da operação.

Este tipo de manipulação é totalmente desassistida no que diz respeito ao controle de trajetória do efetuador. Não há um sistema de controle automático para os ângulos e deslocamentos das juntas que conduza o manipulador para uma determinada configuração cinemática necessária para a atuação do alvo. Toda a execução é feita via operador que para isso adota apenas uma referência visual das câmeras para inferir a distância do efetuador final em relação ao alvo.

O manipulador de cinco funções é operado por controle hidráulico proporcional de atuadores lineares para todas as funções com exceção da rotação do punho que possui um atuador rotativo [54]. Mesmo as juntas rotativas da base do manipulador são acionadas por cilindros hidráulicos para proporcionar robustez ao braço. O controle desse manipulador é feito via *joystick*. Uma revisão recente do estado de



Figura 2.6: Exemplo de controlador Mestre-Escravo.
Fonte: Schilling Robotics.

desenvolvimento de manipuladores para ROVs pode ser encontrada em [55].

2.4 Sistemas de Navegação e Posicionamento

Sistemas de navegação e posicionamento disponíveis para veículos submarinos baseiam-se nos princípios de hidroacústica e sistemas de navegação inerciais.

O lançamento de um ROV na água é primeiramente auxiliado por sistemas DGNSS (*Differential Global Navigation Satellite Systems*) [56], [57], onde um sinal de um GNSS (GPS ou GLONASS) é corrigido por sinal de rádio emitido por uma estação de posição conhecida em terra, ver Figura 2.7. Esse tipo de posicionamento permite uma precisão de centímetros na posição da base de lançamento do ROV, seja uma plataforma ou uma embarcação.

Quando na água o veículo possui basicamente os seguintes sensores de navegação:

- Câmeras: permitem um posicionamento relativo do veículo em relação a estruturas ou feições no solo marinho ou a meia água. Quando o veículo não está dentro de uma distância de alcance visual de estruturas, a referência para navegação visual é perdida, os pilotos só enxergam espaços vazios na água ou horizontes vazios no solo marinho.
- Sonares: permitem um posicionamento relativo do veículo em relação a estruturas com indicação de dimensões. Esse posicionamento depende também do alcance dos sonares empregados.
- Altímetros: utilizam ondas de som para calcular a distância do veículo em relação ao solo. Como dependem da reflexão do som, e por questões práticas não possuem elevada potência, tipicamente não são capazes de funcionar a alturas maiores que 10m. Em operações a meia água esse recurso de navegação é inutilizado apesar de ser um dos mais importantes quando os veículos estão operando próximos a estruturas no leito.

- Profundímetro: estimam a profundidade do veículo pela correlação da mesma com a pressão hidrostática do local do veículo.
- Bússolas: oferecem a orientação do ROV em relação ao norte magnético e norte real, conforme o modelo, e podem também fornecer informações sobre as inclinações dos veículos (*pitch* e *roll*).
- Sistema de posicionamento hidroacústico com transponders e responders: o veículo recebe sua posição em coordenadas geodésicas via transmissão acústica pela interrogação a partir de um sistema transdutor instalado no casco do navio ou plataforma de lançamento. A posição é definida pela resposta que o transdutor recebe dos transponders ou responders instalados no veículo. Esse sistema é sujeito aos erros de transmissão do som no ambiente marinho.
- DVL (*Doppler Velocity Logger*): Sistema para cálculo da velocidade de deslocamento do veículo via efeito Doppler.
- INS (*Inertial Navigation System*): Sistema de navegação inercial composto por conjunto de acelerômetros que, a partir de uma posição conhecida, informam incrementalmente qual é a posição seguinte do veículo. Esses sistemas apresentam um erro de deriva que é função do tempo e dessa forma são utilizados com apoio de correção do sistema hidroacústico e demais sensores de navegação.

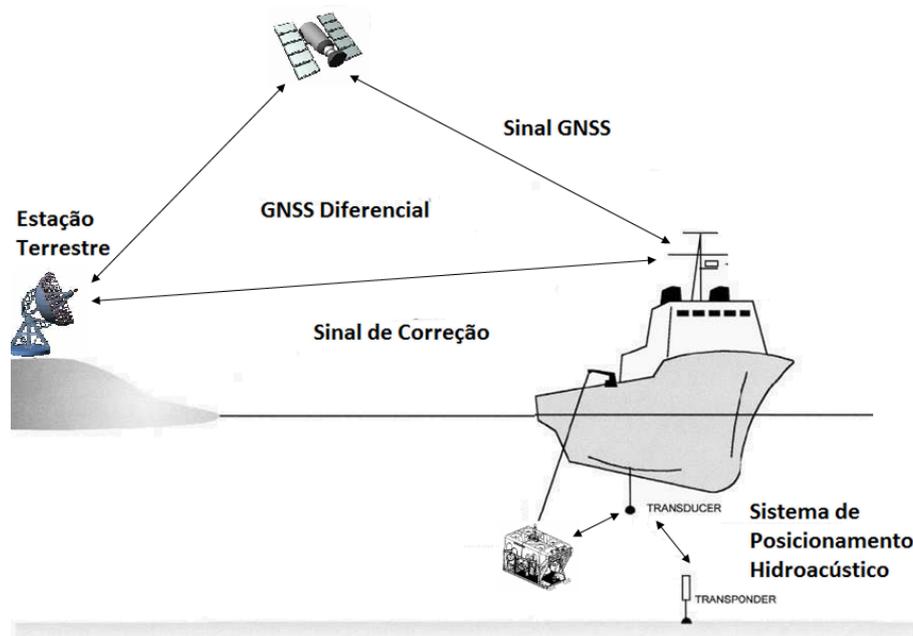


Figura 2.7: Sistema DGNSS.

O sistema de posicionamento global, GNSS, é utilizado para realizar o posicionamento das embarcações de apoio na superfície de forma a posicionar o lançamento

dos ROVs sobre as estruturas de interesse já mapeadas em sistemas de informação geográfica, GIS, específicos. Sistemas GPS funcionam com o fundamento da transmissão de ondas eletromagnéticas que permitem a triangulação entre as constelações de satélites e as estações que enviam os sinais de correção da posição fornecida por essas constelações.

Para o posicionamento submarino, no entanto, não é possível empregar ondas eletromagnéticas devido à densidade da água que atenua as ondas eletromagnéticas tornando inviável a comunicação por longas distâncias. Adicionalmente, a salinidade da água a torna condutora e a incidência de um campo eletromagnético leva à ocorrência do fenômeno de gaiola de Faraday que interfere na transmissão desse tipo de onda.

Assim, para posicionamento pela coluna d'água são sempre utilizadas ondas sonoras onde o princípio básico é inferir distâncias pela medição do tempo de trânsito dessas ondas pela massa de água. A distância entre dois emissores acústicos depende da velocidade do som na locação que por sua vez é determinada pela densidade da água [58]. A densidade é determinada por três fatores: temperatura, salinidade e profundidade.

A imprecisão na determinação da velocidade do som para as diversas situações oceanográficas encontradas durante as operações submarinas faz com que o posicionamento acústico de veículos apresente incertezas de forma constante.

2.5 Posicionamento de Embarcações e ROVs

Ao se considerar o problema de posicionamento de ROVs em relação a estruturas submarinas, é possível dividir esse posicionamento em três estágios que demandam incrementalmente mais precisão:

- Posicionamento da embarcação ou plataforma de apoio sobre as estruturas que sofrerão alguma intervenção.
- Posicionamento do ROV em relação às estruturas quando este foi lançado à água após o posicionamento da embarcação.
- Manipulação com os braços do ROV ou inspeção visual de detalhes das estruturas.

O primeiro estágio só é viável caso ocorra um registro confiável da localização das estruturas no fundo do mar e esse registro precisa ser realizado tomando como referência um sistema de posicionamento geodésico adequado.

Como norma é adotado um modelo teórico de representação da superfície da terra ao nível do mar sobre um mapa que é chamado de *Datum*. Um *Datum* geodésico consiste em um sistema de coordenadas que pode ser um sistema horizontal projetado, um sistema vertical, gravitacional ou um sistema tridimensional, por exemplo. Os *datums* geodésicos fornecem as informações iniciais para todo tipo de mapeamento e levantamento cartográfico e formam a fundação para o registro de informações de distribuição geoespacial [59], [60].

De forma simplificada, o *Datum* representa um sistema de referências para paralelos e meridianos de um mapa. Localmente o *Datum* pode ser utilizado como um sistema cartesiano de coordenadas com precisão de centímetros. Uma das projeções mais utilizadas no mundo é a UTM (*Universal Transverse Mercator*), o referencial adotado como referência no Brasil, e em todas as operações submarinas executadas na costa brasileira, é o SIRGAS 2000 [61]. Qualquer operação de ROV contará com o monitoramento constante das coordenadas espaciais no *Datum* de referência e qualquer entrave técnico que não permita o monitoramento dessas coordenadas provocará a suspensão de uma operação até que o registro de posicionamento possa ser restituído.

Uma primeira tarefa para a instalação de equipamentos e dutos é estabelecer áreas alvo ou faixas alvo de rota antes das instalações. Após a instalação de um duto ou equipamento específico ser executada, sempre é realizado um mapeamento com embarcações e ROVs de especificação técnica que permita maior precisão de posicionamento hidroacústico para que o registro de localização dessas estruturas seja confiável.

O mapeamento de um ponto ou linha que represente um equipamento ou duto é assim gerenciado em um Sistema de Informações Geográficas, GIS [62], [63], que posteriormente é utilizado como recurso de navegação da embarcação ou plataforma de lançamento do ROV e como camada de sistema de referência de posição no sistema de navegação do ROV quando imerso.

A Figura 2.8 ilustra um recorte de sistema de gerenciamento de estruturas submarinas onde podem ser visualizados layouts submarinos de produção. As linhas em verde representam dutos flexíveis de coleta de óleo e gás ou de injeção de gás ou água. Também são representados dutos rígidos de transferência de óleo ou gás em vermelho ou laranja e diversos equipamentos em vermelho. Todos os elementos visualizados são georeferenciados de forma que ao se consultar qualquer ponto sobre esse mapa é possível resgatar suas coordenadas em SIRGAS 2000 assim como sua profundidade.

Com a disponibilidade das informações de GIS, a navegação do ROV pode ser conduzida relativamente a estruturas. Observa-se que a rota dos dutos é também posicionada ponto a ponto dado que no mapeamento pós-instalação os ROVs nave-

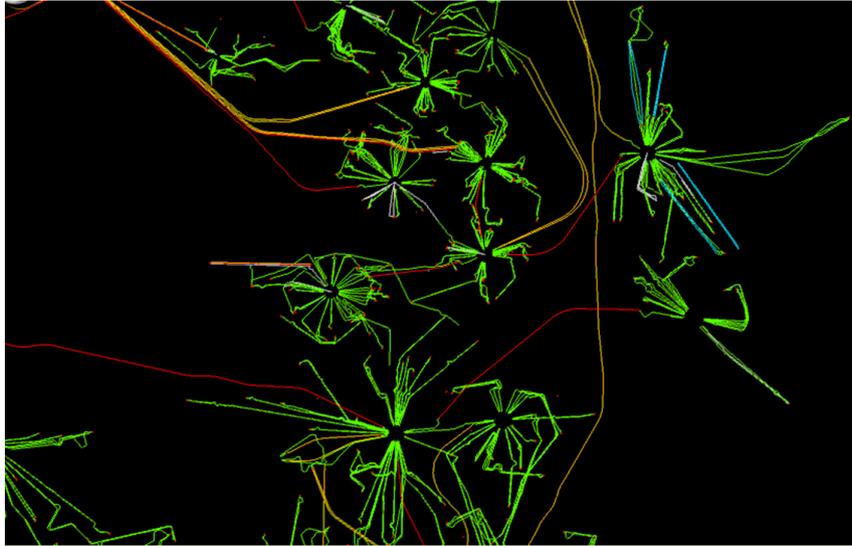


Figura 2.8: GIS para um campo de produção com várias plataformas.

gam por sobre toda a extensão de cada duto para realizar um mapeamento completo. Qualquer evento sobre uma linha de duto pode ser localizado por duas coordenadas.

O problema do posicionamento hidracústico, no entanto, é que sua precisão é incompatível com as precisões necessárias para as operações submarinas e isso impõe uma primeira barreira para que as manipulações sejam executadas de maneira automática como convencionalmente executadas em robótica industrial.

A velocidade de propagação da velocidade do som em meio aquático é, conforme mencionado anteriormente, função da temperatura, pressão e salinidade. A título de ilustração, podem ser consideradas as seguintes correlações como regra geral [7]:

- Temperatura: variação de $+1^{\circ}C$ = variação de $+4,6m/s$ na velocidade do som tendo como temperatura base $0^{\circ}C$ ou variação de $+2,5m/s$ na velocidade do som tendo como temperatura base $21,1^{\circ}C$.
- Pressão: variação de $+100m$ na profundidade = variação de $+1,7m/s$ na velocidade do som.
- Salinidade: variação de $+1ppm$ = variação de $+1,4m/s$ na velocidade do som.

Devido à variabilidade inerente da temperatura e da salinidade da água em determinada locação, causada por mudanças em condições meteoceanográficas como correntezas, por exemplo, a velocidade do som é variável assumindo uma distribuição aleatória em torno de uma média. Em adição a essas condições, ocorrem fatores operacionais como o efeito do movimento relativo dos emissores e receptores do sinal hidracústico. Este é o caso do transdutor do casco das embarcações que é sujeito aos movimentos do navio impostos pela incidência de correnteza superficial, ondas

e vento. Nesse caso, o sistema de referências do sinal não permanece fixo o que provoca distúrbios no referenciamento hidroacústico.

Também podem ser citadas como condições operacionais limitantes do posicionamento as condições de ruído reverberante originado pelo maquinário de propulsão das embarcações, ruídos de fundo causado pela fauna marinha próxima ao local e o ruído causado por reflexões em estruturas próximas. Quando operações são executadas próximas a estruturas de plataformas é esperado que pontos espúrios de leitura de posição sejam gerados por sinais refletidos. Da mesma forma, quando menor a profundidade da operação, maior é reflexão do som em obstáculos do leito que causam leituras espúrias.

Esse tipo de dificuldade operacional pode ser mitigada com o uso de diferentes tipos de sistema de referenciamento com o apoio de conjuntos de *transponders* distribuídos e ancorados no fundo como ilustra a Figura 2.9. Ao se ancorar um receptor acústico no fundo, é possível estabelecer um referencial fixo que elimina a aleatoriedade dos movimentos de receptores e que permite realizar leituras relativas entre receptores de forma a viabilizar maior precisão.

Os tipos de sistema de posicionamento variam desde o que se pode chamar de USBL (*Ultrashort baseline*) onde apenas um transponder móvel no ROV é utilizado, e que é o caso padrão para a maioria de operações de intervenção convencionais com ROV, até o sistema LBL (*Long baseline*) que emprega um conjunto distribuído de *transponders*. Para esta configuração, quando os transponders são interrogados estes transmitem essa interrogação para o adjacentes gerando um sistema de realimentação de posição fixa. Assim, é possível fazer o tratamento estatístico de várias leituras para se obter uma média representativa das distâncias entre os mesmos, permitindo precisões de centímetros.

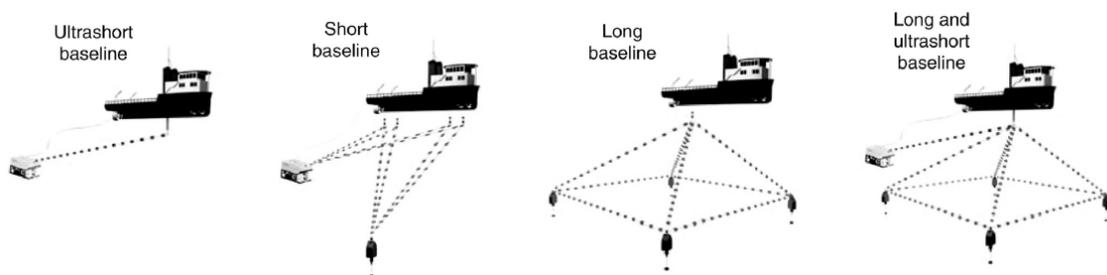


Figura 2.9: Tipos de sistema de posicionamento hidroacústico.
Adaptado de [50].

Além dos sistemas de posicionamento com sensoriamento meramente acústico, o posicionamento de maior precisão utilizado atualmente é o que emprega um conceito chamado de Navegação Inercial Auxiliada por Hidroacústica, ou HAIN (*Hydroacoustic Aided Inertial Navigation*). Esse sistema faz uso de Unidades de Medida Inercial,

IMUs (*Inertial Measurement Units*), que podem ser instaladas na embarcação e no ROV.

As medidas de posição de uma IMU são precisas quando consideradas em um curto período de tempo mas apresentam uma derivação com o tempo que faz com que a precisão se degrade quando não corrigida. Uma IMU contém um conjunto de três acelerômetros e três giroscópios que medem as acelerações e rotações da embarcação ou ROV em todos os graus de liberdade de forma precisa, mas que devido à integração para obtenção de velocidades e posição, acumulam erro sistemático ao longo do tempo.

O princípio da tecnologia HAIN é utilizar a precisão de uma IMU e corrigir a deriva pelo uso de sinal hidracústico. Assim o HAIN integra as medidas realizadas pela IMU para obter as velocidades, posições, e rotações em todos os eixos para posterior comparação com as posições acústicas e desvios que são processados por um filtro de Kalman que otimiza a estimativa de erro de posição. O conjunto de medidas da IMU processadas por um computador com as equações de movimento da embarcação ou veículo, conforme descritas, por exemplo, em Fossen [64, 65], forma o que se chama de Sistema de Navegação Inercial, INS (*Inertial Navigation System*) [12].

As incertezas acústicas associadas ao posicionamento apresentam uma variabilidade aleatória sendo possível gerar distribuições de posicionamento para um mesmo ponto hipotético. A coordenada de um determinada posição de um ROV ou transponder é, desta forma, estabelecida por métodos de estimativa estatística da coordenada mais provável do ponto do qual se tomaram várias leituras [7]. As dispersões de leituras acústicas de posição normalmente seguem uma distribuição gaussiana.

O gráfico à esquerda da Figura 2.10 ilustra um caso de dispersão de leituras ao redor de uma coordenada e a ordem de imprecisão que pode ser encontrada tanto para um sistema com posicionamento acústico quanto para um sistema HAIN. O gráfico à direita da Figura 2.10 demonstra os desvios padrões típicos para alguns tipos de sistema de posicionamento como função da profundidade de operação. Pode-se observar que em operações que se concentram em faixas de profundidade de 2000m a 3000m os erros esperados superam 1m.

No momento de uma operação, um ROV é lançado na água e se aproxima de um equipamento ou duto com a precisão permitida pelo tecnologia disponível no navio e ROV (existência ou não de INS) e pela escolha do sistema de posicionamento (USBL, LBL, etc.). Adicionalmente, também é preciso observar que a própria coordenada do equipamento, conforme registrada no sistema GIS, possui erro de mapeamento originado das incertezas hidroacústicas. Assim, em adição ao erro de posicionamento do veículo há um erro de mapeamento das estruturas com origem nas mesmas limitações.

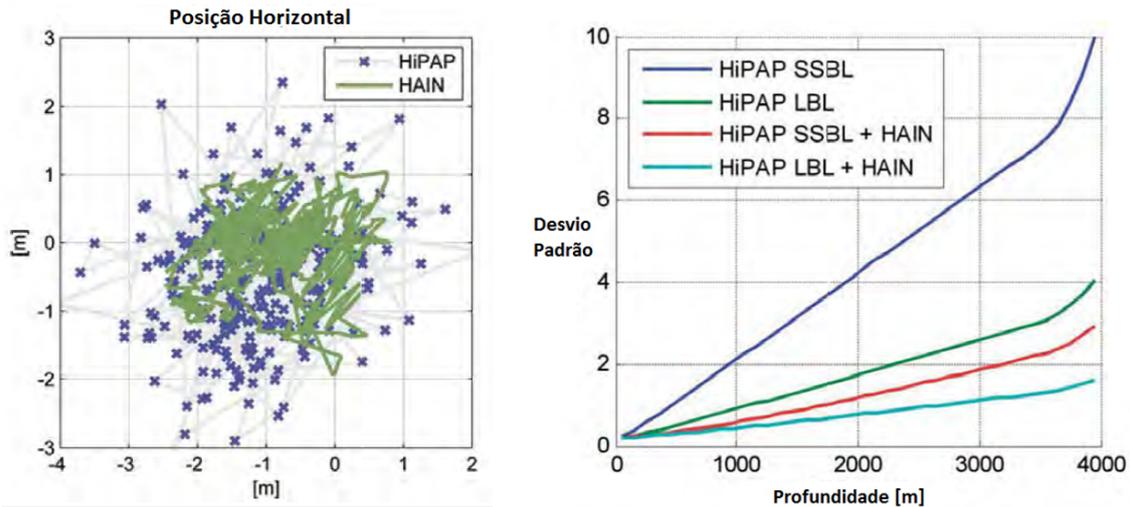


Figura 2.10: Erro de posicionamento de ROV.
Fontes: [66, 67].

Como ambas as informações são tomadas dentro de uma referência que é absoluta dentro de um sistema geodésico de posição, há uma interposição de erros que só pode ser corrigida com formas de posicionar o veículo relativamente a estruturas após este ter alcançado uma certa distância das mesmas. Isso é feito via imagens ou sonares, conforme descrito na sequência.

2.6 Posicionamento Relativo de ROVs

No segundo estágio de posicionamento do ROV para execução de uma operação, ocorre o posicionamento relativo do veículo em relação às estruturas via pilotagem remota do veículo. A partir de determinado momento, o posicionamento absoluto em um datum geodésico se torna uma referência secundária e todo o posicionamento é feito de maneira relativa via imagens ou sonares.

As câmeras do ROV são o tipo mais limitante de sensor para navegação e ao mesmo tempo o sensor que capacita a navegação relativa a curtas distâncias. Câmeras são limitantes no sentido de que só são úteis quando alguma referência visual é mantida sob enquadramento. Quando por questões de distúrbios operacionais o ROV se afasta momentaneamente de sua referência visual e a perde de enquadramento, a navegação via imagem se torna cega caso nenhum outro sensor de posição esteja presente pois tudo o que o piloto enxerga é a água ou o solo quando o ROV está próximo do chão. Isso faz com que qualquer noção de direção ou orientação seja perdida.

Para evitar essa situação, são empregados sensores de posição relativa como os sensores de posição vertical que são simples e utilizados para evitar acidentes ou para posicionar o ROV a uma altura do solo quando é conhecida a profundidade de

operação.

Os sensores de profundidade podem fornecer precisões de 0,01%, ou seja, em torno de 1cm a cada 1000m de profundidade e são normalmente do tipo sensor com ressonadores de quartzo cuja frequência de oscilação varia com tensão mecânica induzida pela pressão.

O segundo sensor de posição vertical é o tipo chamado de altímetro que funciona com o princípio de sonar ativo onde uma emissão acústica é gerada na direção do solo e o tempo de reflexão é medido para realização da inferência de altura. Altímetros são emissores de feixe sonoro único, em contraste a sonares multifeixe usados para imageamento. O feixe é emitido em faixas de frequências que podem ser ajustadas para que as leituras sejam feitas em condições de solo diferente. De acordo com fabricantes, a precisão desse tipo de sensor chega a poucos milímetros, dependendo da condição. A limitação do sensor é o seu alcance pois, por questões de limitação de potência do sinal, é necessário que o veículo já esteja a certa altura do solo para que as reflexões possam ser lidas.

A altura limite também depende do tipo de solo, terrenos mais coesos e rochosos permitem um alcance maior que terrenos mais arenosos ou lamosos devido à atenuação do sinal na reflexão. Esses alcances podem variar de 600m a 10m, dependendo da tecnologia. Por outro lado, a alturas menores que 1m a 30cm, dependendo do solo, o sensor pode também não ser efetivo.

Na prática, a informação mais relevante para o posicionamento relativo vertical de um ROV é o altímetro pois como as medidas de profundidades dependem da pressão que varia com marés e densidade da água no local e tem uma precisão muito menor, a altura em relação ao solo é medida por altímetros.

Essa questão, no entanto, indica outros problemas de imprecisão de posicionamento de um ROV tomada no eixo vertical. Para operações de ROV que são feitas acima de uma certa distância do solo, chamadas de operações a meia água, a posição vertical do veículo é sujeita às imprecisões do profundímetro.

Adicionalmente, a imprecisão pode ser derivada do fato que em fase de planejamento de uma operação nunca é possível saber a batimetria do solo ao redor do equipamento que será intervido. Normalmente informações batimétricas do solo marinho são tomadas com resoluções de metros e para a obtenção de maiores resoluções é preciso realizar inspeções específicas com recurso de sonar para registro da microbatimetria da região, o que é feito somente em casos especiais.

Mesmo que a informação de microbatimetria esteja disponível, é necessário observar que o solo marinho movimenta-se em relação ao equipamento dado que este está instalado sobre uma fundação sólida e massas de solo não coesas podem se deslocar pela incidência de correntezas. Ou seja, a referência para a posição vertical, distância do solo em relação a alvos de atuação em equipamentos, não é de fato

conhecida e pode ser modificada ao longo do tempo.

O uso de câmeras para a navegação de ROVs possui limitações inerentes das quais podem ser citadas como principais as seguintes:

- Visão periférica inexistente ou limitada a reposicionamento do veículo. O enquadramento das imagens faz com que o piloto do ROV perca a noção de situação do ROV, ou seja, não é possível se posicionar relativamente a estruturas de forma que em muitas situações é necessário que o ROV realize navegações de reconhecimento de elementos próximos de seu ponto de operação para identificar interferências limitantes. Algumas vezes essas interferências são identificadas pela percepção de pequenos abalroamentos ou pela falta de resposta do ROV quando este é comandado em determinada direção, por exemplo. Nestes casos pode ser necessário que o veículo perca o tempo de se afastar e desconectar quaisquer ferramentas que estejam sendo utilizadas para o piloto reconhecer as interferências e replanejar a operação. Algumas operações só se tornam viáveis se dois ROVs operarem ao mesmo tempo para que o segundo veículo proporcione essa visão externa ao piloto do veículo principal.
- Senso de profundidade entre objetos na linha de visão é perdida pois a imagem fica limitada a uma representação 2D da cena. Mesmo que a imagem seja visualizada por operadores humanos, a noção de profundidade proporcionada pela visão humana também é perdida quando a cena é teletransmitida. A Figura 2.11 ilustra esse problema em uma operação típica de encaixe vertical de ferramentas. Frequentemente são necessárias tentativas para correto encaixe pois as imagens dão a sensação de alinhamento vertical de elementos que ainda estão afastados. Em operações críticas também pode haver a necessidade de dispêndio de dois veículos na água.
- Visibilidade reduzida devido ao ambiente aquático. Para permitir a navegação, o imageamento é feito com câmeras de vídeo e as mais modernas com tecnologia marinizada podem ter resoluções *Full HD*. Opções de emprego de câmeras fotográficas com alta definição podem permitir a identificação de maiores detalhes, no entanto, fotos não são usadas para navegação. Os principais limitantes relacionados à visibilidade são a falta dela em locais de alta presença de suspensões e a relação entre luz e visibilidade. Os ROVs normalmente empregam câmeras de baixa luminosidade para proporcionar visão à distância na água. As câmeras de baixa luminosidade só permitem uma visão monocromática que identifica objetos a distância (maior contraste a distância) do que as câmeras coloridas que demandam maior luminosidade. Maior luminosidade quando esta não está naturalmente presente é fornecida por luminárias

no ROV. A questão, nesse caso, é a tendência da massa de água refletir a onda de luz azul e absorver as demais tornando os elementos à frente do ROV opacos com esta cor. É comum que, dessa forma, os equipamentos submarinos que são movimentados com frequência (módulos, ferramentas, etc.) sejam pintados de branco para proporcionar mais contraste a distância em preto e branco, e que os equipamentos residentes que precisam ser manipulados de perto sejam pintados com cores como amarelo e laranja para permitir maior contraste colorido com visualização aproximada.

- Finalmente, a principal limitação de um sistema de câmeras para a navegação submarina é o fato de que não é possível obter distâncias e medidas de elementos via imagens convencionais monográficas. Ou seja, toda aproximação do ROV e manipuladores depende da percepção dos pilotos para estimativa de distância a partir de uma imagem 2D.

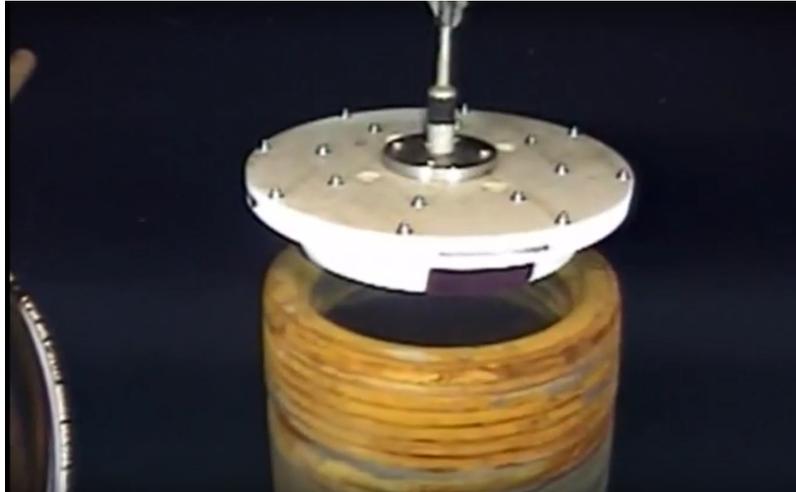


Figura 2.11: Erro de percepção de profundidade devido ao enquadramento da câmera.

Na prática os ROVs são pilotados com diversas câmeras montadas em sistemas de *Pan* e *Tilt* e podem ser instaladas em pontos que permitem visualização detalhada de interfaces como nos punhos de manipuladores (Figura 2.12) ou com extensões montadas na estrutura do ROV. No entanto, mesmo com o emprego de câmera em diversos pontos do veículo, as limitações descritas acima permanecem as mesmas.

Mais recentemente têm sido empregada em ROVs a opção de sistemas estereográficos com pares de câmeras que permitem a produção de imagens 3D em tempo real para a navegação, o que parcialmente elimina a segunda limitação descrita acima. Um sistema estereográfico produz uma imagem tridimensional a partir de duas imagens bidimensionais e caso seja adotada uma referência com dimensões conhecidas é possível realizar medições pela seleção de pixels que delimitam geometrias de interesse nas imagens 3D.



Figura 2.12: Câmera de punho para manipulador de sete funções.
Fonte: Schilling Robotics.

O tipo de sensor que de fato permite a obtenção de informações de distâncias relativas entre os veículos e estruturas em tempo de navegação são os sonares [9], [8], [7]. Um sonar (*sound navigation and ranging*) empregado em ROV pode ser classificado, de forma genérica, nos seguintes tipos:

- Sonar de feixe único (Figura 2.13): utilizam um transdutor único para transmitir e receber os sinais acústicos. Existem dois tipos de sonar de feixe único, sonares para perfilamento e para imageamento. O sonar de imageamento é utilizado para realizar interpretações visuais, ou seja, gerar imagens de elementos à frente do veículo, e usa um feixe acústico em forma de leque para escanear um alvo. Um sonar perfilador é usado para medidas quantitativas onde um feixe estreito e cônico é utilizado sobre um ponto específico para cada emissão de sinal. Quanto mais concentrado é o feixe melhor é a resolução do sonar. Esse tipo de sonar de feixe único tem um alcance máximo típico de 200m.
- Sonar multifeixe (Figura 2.14): estes sonares utilizam um vetor de transdutores que transmitem pulsos sonoros simultâneos a uma frequência especificada para cobrir uma área grande em menos tempo que um transdutor de feixe único que escaneia a cena com uma cabeça rotativa. Para gerar a representação dos elementos à frente do sonar, o software de processamento assinala cores correlacionadas com a quantidade de som refletido de um alvo. A distância do alvo é, seguindo o mesmo princípio hidroacústico, medida pelo tempo de viagem entre pulso e recepção do sinal refletido. A Figura 2.14 ilustra uma imagem de inspeção realizada com sonar multifeixe em ROV.
- Sonar *Side-Scan*: O sonar *side-scan* utiliza os mesmos princípios dos sonares anteriores mas é instalado nas laterais de sistemas rebocados, AUVs ou

ROVs para operações de mapeamento de longas distâncias e áreas de grande dimensão. Esses sonares são utilizados em veículos com alta velocidade e seguindo um trajeto retilíneo pré-definido. Não são utilizados, dessa forma, para navegação.

- Sonar de abertura sintética - SAS (Figura 2.15): são sonares que combinam um número de pulsos acústicos para formar uma imagem de grande precisão quando comparadas a sonares convencionais. Esse tipo de sonar é integrado ao sistema INS e faz uso de técnicas modernas de processamento de sinais para formar imagens dos elementos sob inspeção.

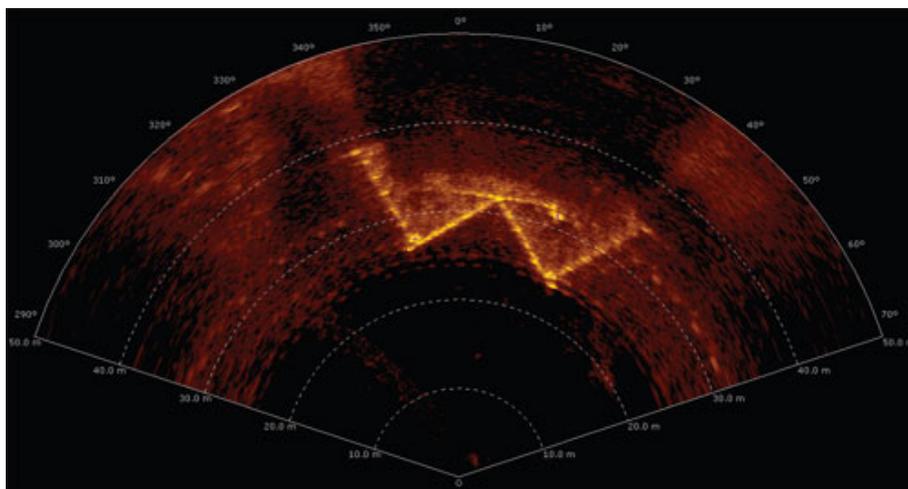


Figura 2.13: Imagem típica de sonar de feixe único.

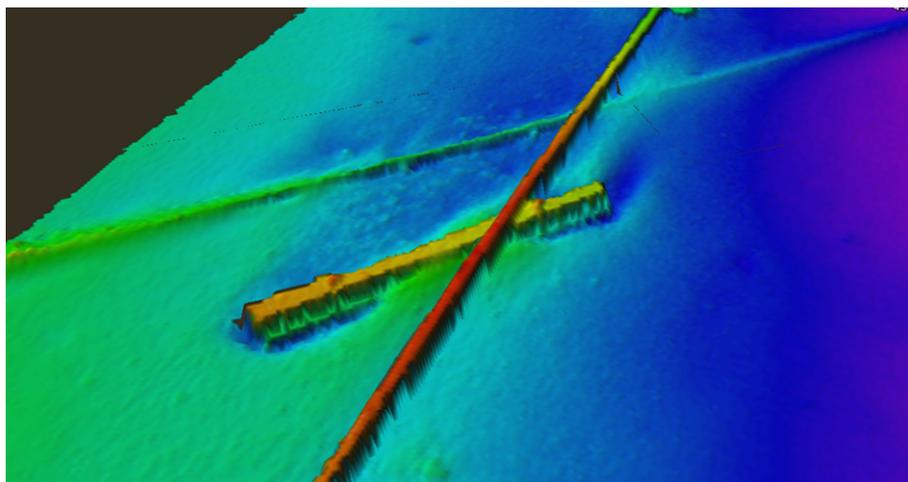


Figura 2.14: Identificação de estruturas com sonar multifeixe.

A melhor resolução de sonar alcançada pela tecnologia corrente, sonar SAS, consegue estabelecer imagens de 4cm por pixel em condições favoráveis. Sonares convencionais de feixe único utilizados na navegação para aproximação de estruturas,

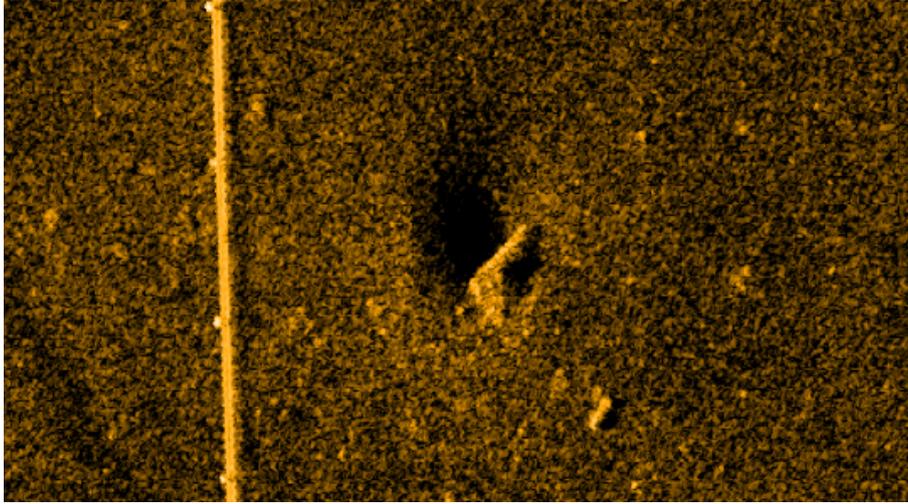


Figura 2.15: Resolução de um sonar SAS.

sofrem das mesmas imprecisões inerentes à transmissão do som na água e fornecem imagens difusas de estruturas com precisões de metro a dezenas de centímetros, o que também não permite seu uso direto para planejamento de trajetória de efetuadores finais em manipuladores de ROV.

O posicionamento realizado via sensores de navegação permite que os veículos submarinos se referenciem em relação a estruturas com precisão de centímetros nos melhores casos.

2.7 Operações Submarinas com ROV

O ciclo de vida de um campo de produção de petróleo e gás requer uma série de atividades para as quais o apoio de ROV é essencial. As atividades abaixo dependem de intervenções de ROV em larga escala:

- apoio a atividades de exploração e descoberta de novos campos;
- posicionamentos de sondas, plataformas de produção e equipamentos;
- apoio a perfuração e completação de poços;
- ancoragem de plataformas;
- lançamento e instalação de equipamentos submarinos;
- interligação de dutos;
- comissionamento de dutos e equipamentos;
- inspeções;

- manutenções e reparos;
- apoios a contingências e acidentes;
- descomissionamentos.

Devido às limitações de manipulação dos ROVs e acessibilidade às estruturas no fundo do mar, há uma relação de compromisso entre o tipos de tarefa que um ROV consegue realizar e o tipo de interface que os vários tipos de sistemas submarinos precisam ter para viabilizar as operações com ROV.

Equipamentos submarinos instalados em altas profundidades normalmente são construídos com interfaces padronizadas que permitem a abordagem dos veículos de maneira compatível com sua navegabilidade e com o envelope de atuação dos manipuladores. A Figura 2.16 demonstra uma ANM (Árvore de Natal Molhada) com detalhe do painel onde podem ser encontradas diversas interfaces para manuseio de válvulas, injeção de fluidos e conexões hidráulicas e elétricas.

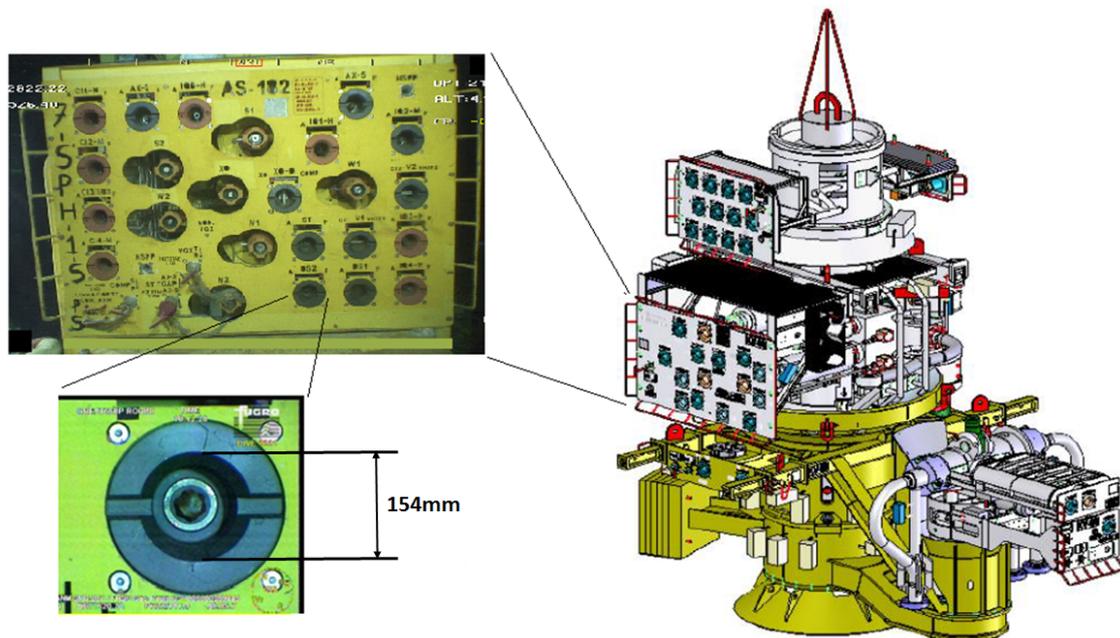


Figura 2.16: Painel de ANM com interfaces para ROV.

As interfaces para ROV em equipamentos são objeto de normatização e podem ser encontradas, por exemplo, na norma ISO 13628-8 [68] que padroniza geometria e dimensões de interfaces de conexão e torque padrão. A Figura 2.16 também demonstra o detalhe de uma interface com receptáculo para conexão de ferramenta de atuação rotativa de elementos com alto torque (2000 Nm) onde pode ser verificada a dimensão típica desse tipo de interface.

Dadas as precisões dos sistemas de posicionamento em coordenadas e os sensores de posição relativos a estruturas, pode-se inferir que há uma incerteza prevista nas

distâncias entre um sistema de referência do veículo e seus manipuladores e um sistema de referência de um alvo de manipulação como o receptáculo apresentado anteriormente. Verifica-se, por exemplo, que o diâmetro interno de uma interface do tipo exemplificado acima, 154mm, seria representado no máximo com dois a três pixels de uma imagem sonográfica de onde se extrairiam dimensões de posição relativa entre o ROV e o receptáculo.

Esse tipo de incompatibilidade tem sido o obstáculo para a implementação de funções automáticas de geração de trajetória para efetadores de sistemas veículo e manipulador submarinos. Após uma primeira aproximação dos equipamentos pelo ROV o controle dos manipuladores é realizado completamente pela ação humana com apoio da visão fornecida pelas câmeras e limitada pela falta de sensibilidade da profundidade das estruturas à frente do ROV devido à restrição das imagens a uma representação em 2D fornecida por câmeras convencionais.

A limitação descrita acima causa um consumo excessivo de tempo para a execução de operações simples devido ao regime de tentativa e erro para o encaixe de ferramentas ou para assegurar os efetadores finais às estruturas. A Figura 2.17 ilustra um caso onde o ROV segura uma ferramenta de torque com garfo para abertura e fechamento de válvula onde a tarefa foi navegar até o painel, estabilizar o ROV pela docagem com o manipulador de 5 funções ao painel e encaixar o garfo na interface apropriada. Uma operação desse tipo, a depender da experiência do piloto, pode tomar algumas tentativas até que o garfo esteja corretamente encaixado e estável o suficiente para a aplicação do torque.

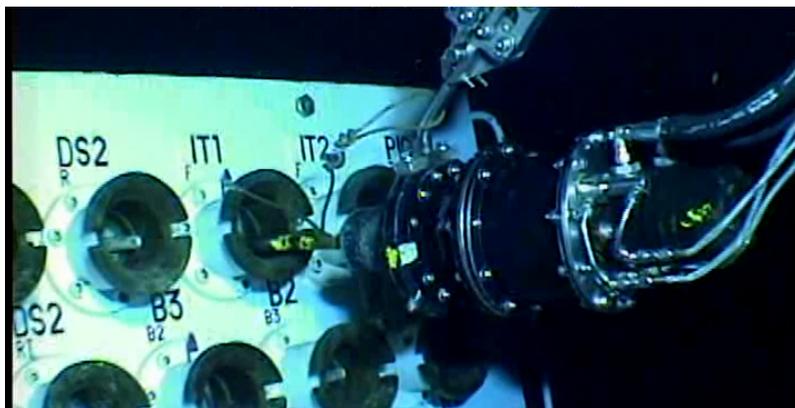


Figura 2.17: Conexão de ferramenta de torque com garfo.

Dentre as operações que mais consomem tempo de ROVs estão as de inspeção de dutos que, em uma primeira visão parecem relativamente simples dado que são executadas com o ROV seguindo uma trajetória de duto enquanto o mesmo é filmado. Este tipo de operação visa encontrar não conformidades no duto. Quando isso ocorre, o piloto deve realizar uma inspeção detalhada deste evento com maior aproximação, o que pode envolver a execução de uma limpeza, por exemplo.

O controle de posição e orientação do ROV neste caso é de relevância devido ao requisito de manter o duto sempre enquadrado no vídeo, fazendo com que o duto preencha uma área mínima do enquadramento. Isso é necessário porque se filmado a distância, alguns eventos menores mas importantes (como pequenos vazamentos) podem não ser detectados. Em casos também onde ocorra uma deriva do ROV que o faça perder o enquadramento, é necessário refazer a inspeção do trecho deixado de fora. As Figuras 2.18 e 2.19 ilustram as situações que podem ser encontradas durante uma inspeção.



Figura 2.18: Enquadramento desejado do duto e deriva aceitável do ROV.



Figura 2.19: Partes inaceitáveis da inspeção com duto distante ou não enquadrado.

Uma função automática de rastrear o duto e manter o ROV em uma posição e orientação relativas dentro de determinados limites em relação ao duto sendo inspecionado evita as situações de mau enquadramento durante a inspeção causadas pela falta de habilidade dos pilotos em relação a manter esse controle do ROV guiado pelo enquadramento.

2.8 Considerações Finais

As operações descritas acima exemplificam casos reais onde a imprecisão do posicionamento do ROV e manipulador em relação aos alvos de atuação ou causam custos por perda de tempo ou necessidade de repetição, ou impossibilitam a operação segura devido ao risco de dano a estruturas adjacentes pela falta de controle preciso de posição.

Ao se observar a ordem de incerteza presente em sistemas de posicionamento hidroacústico, como as apresentadas na Figura 2.10, conclui-se que esse recurso de posicionamento, que apresenta erros na ordem de metros para águas profundas, é

incompatível para posicionamento automático de veículos em relação a estruturas cujas interfaces são especificadas na ordem de centímetros e milímetros. Para o correto posicionamento relativo a verificação visual ainda é preponderante e a tecnologia ainda não permite um controle automático de posição relativa de forma a automatizar atividades de intervenção e inspeção.

A ordem de incerteza na ordem de metros é também incompatível com a necessidade de manter o enquadramento de dutos que possuem diâmetros típicos de, por exemplo, duas, quatro e seis polegadas. Um controle automático por pontos de passagem correspondentes às coordenadas da rota de um duto sob inspeção provavelmente produziria pontos onde este enquadramento não é corretamente mantido devido aos erros que a navegação teria ao receber uma informação de posição com incertezas na ordem de metros.

De acordo com o mencionado na introdução deste trabalho, serão adotados os dois casos mais comuns de operações de ROV para estudo de métodos de redução das incertezas de posicionamento relativo: intervenção em painéis com interfaces de ROV em equipamentos e inspeções de dutos. O capítulo a seguir descreve a formulação de imprecisão de posicionamento relativo descrita textualmente neste capítulo.

Capítulo 3

Confiabilidade Cinemática de Operações de ROV

3.1 Definição

Uma forma de entender o nível de incerteza de uma tarefa de manipulação executada por um mecanismo robótico é avaliar a confiabilidade cinemática de tal mecanismo. O conceito de confiabilidade cinemática pode ser definido como a probabilidade do efetuador final, ou do veículo, estar dentro de uma faixa de tolerância definida a partir da atitude desejada deste efetuador ou veículo [69, 70]. Também pode ser definida como a probabilidade do efetuador ou veículo estarem dentro de uma região permissível cuja definição depende da tarefa específica. A atitude do efetuador final pode ser ainda detalhada para definições de confiabilidade de posição e de confiabilidade de orientação [69]. Esse conceito já foi demonstrado para mecanismos robóticos típicos [69, 71] mas não especificamente para um caso de robótica móvel.

Como mencionado na introdução deste trabalho, as incertezas na cinemática de veículos e manipuladores podem ser causadas por divergências entre parâmetros cinemáticos de projeto e parâmetros reais que podem ser afetados por folgas em juntas, erros de sensoriamento, de fabricação, montagem e instalação. As técnicas de calibração cinemática [47] objetivam o aumento da precisão de manipuladores onde os erros destes podem ser medidos ou avaliados em várias repetições de uma mesma tarefa. O desempenho de braços de ROV já foi demonstrado, por exemplo, em [48] onde a pose do efetuador final de um braço é escaneado em 3D, em ambiente de testes em laboratório, e comparado a seu modelo cinemático.

Na prática, no entanto, medidas da atitude do efetuador final de um braço de ROV não podem ser tomadas facilmente para calibração se o interesse for garantir a precisão de manipulações em situações reais de intervenção em equipamentos submarinos já em operação.

Para o cálculo da confiabilidade, é necessário realizar a formulação cinemática onde o problema básico a ser resolvido é definir a posição e orientação do efetuador final de um manipulador em relação a um sistema de coordenadas inercial fixo na cena de operação e adotado como um sistema global referencial. A posição e orientação final são atingidas pelo efetuador após uma série de movimentos intermediários, causados pelas juntas dos manipuladores e após posicionamento do veículo em relação ao alvo de atuação. A cinemática é convencionalmente classificada como de posição, onde apenas a orientação e posição em um sistema referencial são o interesse da análise [72–74], ou cinemática diferencial onde a relação entre as derivadas dos componentes de posição e orientação com as velocidades lineares e angulares é avaliada [75–77]. O Apêndice A traz o desenvolvimento da formulação cinemática adotada nas análises deste capítulo.

O objetivo de calcular estimativas de confiabilidade cinemática de ROVs é trabalhar com probabilidades de erro e estabelecer envelopes de erro de efetuadores ou veículos que precisam ser tratados por técnicas de controle de posição em tempo real, dado que seria impraticável realizar calibrações para cada operação.

Além disso, os resultados da análise de confiabilidade cinemática podem ser usados como referência para especificar o nível de precisão requerido de um algoritmo de localização do veículo ou dos manipuladores.

A confiabilidade cinemática pode ser calculada pela integração de uma função de distribuição de probabilidades de falha que pode ser obtida após estimativa da distribuição dos erros cinemáticos associados à atitude do efetuador final em várias tentativas da mesma tarefa. É possível estimar uma distribuição de erros ao se considerar várias execuções de uma mesma tarefa e para cada uma destas execuções calcular o erro a partir da atitude desejada que é constante para todas as tentativas.

Abordagens para o cálculo de confiabilidade de mecanismos incluem, por exemplo, a análise de intervalos [71], a consideração de incertezas dinâmicas no comportamento de mecanismos [78], análises de sensibilidade de confiabilidade [79], análise de confiabilidade dependente do tempo onde a probabilidade de satisfazer algum requisito de movimento em um período de tempo pré-definido é avaliada [80, 81]. Neste trabalho é formulado o cálculo de confiabilidade de orientação e posição baseada em uma configuração cinemática estática do sistema veículo manipuladores, conforme modelos obtidos via álgebra de quatérnions.

Essa avaliação é apresentada para o caso de um ROV navegando na diretriz de um duto, estabelecida em termos de coordenadas geodésicas, com objetivo de se manter em cima desta diretriz para permitir correta inspeção do duto. Também são apresentados os resultados para o caso de um ROV abordando um painel de equipamento submarino e se acoplando com um dos manipuladores a uma posição conhecida deste painel. Para este caso a confiabilidade é estimada pelo cálculo dos

erros cinemáticos do efetuador final em relação à posição e tamanho de uma interface padrão de ferramenta de torque.

Confiabilidade pode ser definida em termos de estados de sucesso e falha, desta forma, limites de erro cinemático podem ser estabelecidos e sempre que o erro estiver dentro destes limites o estado de sucesso é alcançado.

A definição de confiabilidade depende da definição de uma função de desempenho $g(\mathbf{X})$ onde \mathbf{X} é o vetor de variáveis aleatórias que definem o sistema sob análise e $g()$ pode ser qualquer função que representa o resultado desejado. A posição e orientação do ROV ou efetuador final são o resultado desejado e, desta forma, a função $g()$ pode ser definida em termos do erro cinemático que é definido de acordo com a geometria específica do alvo objeto da operação. No caso deste trabalho, esta função é definida a partir das geometrias das interfaces para ROV e painéis dos equipamentos submarinos ou em termos das diretrizes e diâmetros dos dutos sob inspeção.

Assim, a função de desempenho é definida com base nas variáveis que descrevem o movimento:

$$g(\Theta_1, \Theta_2, \dots, \Theta_n, D_3, X, Y, Z, P, \Theta, \Psi)$$

sendo estas os ângulos de juntas, ângulos de orientação e deslocamentos que descrevem a configuração cinemática do ROV e de seus manipuladores. Estas variáveis estão definidas nas Tabelas A.1, A.2 e A.3 do Apêndice A.

Para a análise, assume-se que as variáveis aleatórias que compõem \mathbf{X} são variáveis contínuas distribuídas normalmente $X_i \sim \mathcal{N}(\mu_i, \sigma_i)$ que representam os ângulos θ_i e o comprimento d_3 das juntas conforme definidas pelos parâmetros de Denavit-Hartenberg dispostos nas Tabelas A.2 e A.3, ou seja, $\Theta_i \sim \mathcal{N}(\mu_{\theta_i}, \sigma_{\theta_i})$ and $D_3 \sim \mathcal{N}(\mu_{D_3}, \sigma_{D_3})$. Também fazem parte do conjunto de variáveis aleatórias de \mathbf{X} os vetores de posição e orientação do veículo descritas na Tabela A.1. Da mesma forma, $X \sim \mathcal{N}(\mu_x, \sigma_x)$, $Y \sim \mathcal{N}(\mu_y, \sigma_y)$, $Z \sim \mathcal{N}(\mu_z, \sigma_z)$, $P \sim \mathcal{N}(\mu_\rho, \sigma_\rho)$, $\Theta \sim \mathcal{N}(\mu_{\theta}, \sigma_\theta)$ and $\Psi \sim \mathcal{N}(\mu_\psi)$.

Dado que um comportamento Gaussiano das variáveis é assumido, os valores esperados destas é definido como $E[X_i] = \mu_i$ com variâncias $Var[X_i] = \sigma_i^2$. A distribuição de valores assumida para as juntas em uma única configuração são obtidas pelo estabelecimento dos valores esperados como os valores que são necessários para colocar os manipuladores em uma configuração desejada para realizar uma tarefa com sucesso. As variâncias representam as incertezas da configuração.

As variâncias também podem ser utilizadas para definir a variação de comprimentos e ângulos em termos de tolerâncias, tol_{x_i} , com valores absolutos que podem ser somadas ou subtraídas dos valores médios, μ_i , resultando na dispersão de valores que correspondem a 99.7% dos valores de uma distribuição normal de uma variável

aleatória. A tolerância é igual a três desvios padrões de cada variável:

$$Var[X_i] = \sigma_{X_i}^2 = \left(\frac{tol_{X_i}}{3}\right)^2$$

Para esta análise pode ser assumido que as incertezas relacionadas a cada junta são independentes das incertezas das outras juntas, ou seja, um erro de sensor ou uma folga em uma das juntas quando avaliada de forma isolada não é afetada pelas folgas ou erros de outras juntas. Esta afirmação é válida quando se consideram erros em juntas de forma isolada, ou seja, referenciados aos próprios sistemas de referência destas juntas. Quando a configuração do mecanismo é avaliada como um todo em sistema de referência global, os erros de uma junta afetam as demais via relações cinemáticas.

Para calcular a confiabilidade de um sistema, a probabilidade de falha precisa ser avaliada pela integração da função de probabilidades conjunta do grupo de variáveis aleatórias considerando um limite entre falha do sistema, $g(\mathbf{X}) < 0$, e sucesso do sistema, $g(\mathbf{X}) \geq 0$, ou seja:

$$p_f = P(g(\mathbf{X}) < 0) = \int_{g(\mathbf{X}) < 0} f(\mathbf{X}) d\mathbf{X} \quad (3.1)$$

e a confiabilidade é calculada por

$$R = 1 - p_f = P(g(\mathbf{X}) \geq 0) = \int_{g(\mathbf{X}) \geq 0} f(\mathbf{X}) d\mathbf{X} \quad (3.2)$$

A integração direta das probabilidades em 3.1 e 3.2 pode ser complexa. Dado o número de variáveis aleatórias \mathbf{X} envolvidas, a dimensionalidade da integração é alta. Além disso, a função de distribuição de probabilidades, $f(\mathbf{X})$, e o limite de integração, $g(\mathbf{X}) = 0$, também são funções multidimensionais e não-lineares.

Como $g(\mathbf{X}) = 0$ é um modelo de simulação cinemática, sua avaliação é computacionalmente pesada e uma solução analítica pode não ser possível. A alta dimensionalidade das variáveis também torna impraticável a adoção de um método de integração numérica para encontrar uma solução. Dadas estas dificuldades, duas abordagens principais foram desenvolvidas para tratar as complexidades envolvidas com esta integração: métodos de aproximação como o *Advanced First Order Second Moment Method (AFOSM)* [82, 83] e o método de Monte Carlo [70, 84] que é o adotado neste trabalho.

O método de Monte Carlo é adequado para resolver problemas de engenharia complexos dado que pode tratar um grande número de variáveis aleatórias, vários tipos de distribuição de probabilidades e modelos de simulação fortemente não-lineares. Três passos são requeridos para a implementação do método: amostragem

das variáveis aleatórias de entrada \mathbf{X} , avaliação dos resultados do modelo $g(\mathbf{X})$ e uma análise estatística destes resultados.

O propósito de realizar uma amostragem das variáveis aleatórias de entrada \mathbf{X} é gerar distribuições simuladas destas que representam suas funções de probabilidade cumulativas. As amostras das variáveis aleatórias são então usadas, uma a uma, como entradas para o modelo de simulação. Para esse propósito são gerados números aleatórios que são uniformemente distribuídos no intervalo $[0, 1]$ e transformados em valores das variáveis aleatórias, \mathbf{X} , que possuem uma distribuição normal neste caso.

A transformação mais simples e direta é o método inverso. Considerando z como uma das amostras da distribuição uniforme entre $[0, 1]$ e Φ a função de distribuição de probabilidades normal:

$$z = \Phi \left(\frac{x - \mu_{X_i}}{\sigma_{X_i}} \right)$$

$$x = \mu_{X_i} + \sigma_{X_i} \Phi^{-1}(z)$$

onde x é um dos valores amostrados da distribuição da variável aleatória X_i .

A equação para cálculo da probabilidade de falha pode ser escrita da seguinte forma quando o método de Monte Carlo é aplicado:

$$p_f = \int_{-\infty}^{+\infty} I(x) f_x(x) dx \quad (3.3)$$

onde $I()$ é uma função indicativa que é definida como 1 se $g(\mathbf{X}) \geq 0$ ou 0 se $g(\mathbf{X}) < 0$. A integral à direita de Equação 3.3 é simplesmente o valor esperado (ou a média) de $I(x)$. Desta forma, p_f pode ser estimada pelo valor médio de $I(x)$ como:

$$p_f = \bar{I}(x) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N I(x_i) = \frac{N_f}{N}$$

onde N_f é o número de amostras que possuem o valor da função de desempenho menor que zero, $g(\mathbf{X}) < 0$. A confiabilidade é assim estimada por:

$$R = P g(\mathbf{X}) \geq 0 = 1 - p_f = \frac{N - N_f}{N}$$

3.2 Inspeção de Duto

Como forma de ilustrar o conceito de confiabilidade cinemática, primeiramente é demonstrada a formulação desta para um caso de operação de ROVs que demanda o controle de posição e orientação do veículo somente. Na subseção seguinte é demonstrado um caso aplicado ao controle de manipuladores.

A inspeção de um duto submarino é um caso onde o ROV precisa seguir uma

trajetória pré-definida em termos de coordenadas em um sistema tridimensional mantendo uma orientação consistente com esta trajetória. Para a inspeção de um duto, o veículo precisa portar uma câmera que é direcionada ao duto no solo para que o mesmo seja filmado sem que haja perda de enquadramento.

A inspeção pode ser formulada considerando um sistema de referências global do duto, $O_{x,y,z}^d$, definido de forma coincidente com o sistema de coordenadas geodésicas global apropriado, e considerando o sistema de coordenadas do ROV, $O_{x,y,z}^v$, ver Figura 3.2. Os pontos ao longo de Xd e Yd serão equivalentes a coordenadas Norte e Este de pontos discretizados sobre a linha da trajetória do duto e valores ao longo de Zd serão as profundidades destes mesmos pontos em termos de metros de lâmina d'água. O sistema de coordenadas global sempre é determinado de forma que os valores de profundidade sejam números negativos e a profundidade varia conforme a batimetria do solo na rota do duto. Todas as coordenadas e profundidades destes pontos sobre a trajetória são previamente conhecidos através de mapeamentos iniciais armazenados em sistemas de informação geográficos.

Considerando as coordenadas (xv_0, yv_0, zv_0) da origem do sistema do ROV no sistema global, as coordenadas (xd_0, yd_0, zd_0) do ponto inicial do duto e assumindo que em um tempo t_0 do início da inspeção a seguinte configuração é encontrada:

- $xv_0 = xd_0$ e $yv_0 = yd_0$, ou seja, o ROV está exatamente sobre o ponto inicial apontando sua câmera para o duto;
- $zv_0 = zd_0 + h$, o ROV está a uma altura h pré-definida acima do duto;
- $\psi v_0 = \psi d_0$, a orientação inicial do ROV no plano (Xd, Yd) é igual à orientação da trajetória do duto em seu ponto inicial.

É possível definir a execução da inspeção como o controle do ROV para que em um tempo t_i este tenha navegado para as coordenadas (xv_i, yv_i, zv_i) iguais a $(xd_i, yd_i, zd_i + h)$ e assumido uma orientação ψv_i tal que o ROV sempre permaneça com o duto dentro de seu campo de visão. Idealmente essa orientação deve ser igual à orientação da reta entre as coordenadas (xd_i, yd_i) e (xd_{i+1}, yd_{i+1}) . As coordenadas $(xd_i, yd_i, zd_i + h)$ podem ser entendidas como pontos de passagem (*way points*) que o ROV precisa necessariamente perseguir.

As incertezas na inspeção de um duto podem assim ser formuladas via definição das variáveis aleatórias de erro Exv , Eyv , e $E\psi v$ e de altura H . Ao exercer um determinado controle sobre o ROV para que este se mova de coordenadas (xv_i, yv_i, zv_i) e orientação ψv_i para coordenadas $(xv_{i+1}, yv_{i+1}, zv_{i+1})$ e orientação ψv_{i+1} . As imprecisões e distúrbios inerentes ao controle dinâmico do veículo mais imprecisões de sensoriamento podem ao final do comando de controle fazer com que o ROV na realidade assumia coordenadas e orientação diferentes daquelas do duto. Esta diferença é computada por valores de erro amostrados das variáveis citadas acima:

$$xv_{i+1} = xd_{i+1} + e_{xv}$$

$$yv_{i+1} = yd_{i+1} + e_{yv}$$

$$\psi v_{i+1} = \psi d_{i+1} + e_{\psi v}$$

onde se assume que os erros tenham um valor médio esperado igual a zero e variância que depende da magnitude das imprecisões envolvidas. Caso se assuma que estas se comportem de acordo com uma distribuição normal, teremos $E_{xv} \sim \mathcal{N}(0, \sigma_{xv})$, $E_{yv} \sim \mathcal{N}(0, \sigma_{yv})$ e $E_{\psi v} \sim \mathcal{N}(0, \sigma_{\psi v})$.

Para o caso da altura h que o ROV deve assumir acima do duto é possível considerar esta como uma variável aleatória com dispersão em torno de um valor de altura desejada, h , pré-definido:

$$zv_0 = zd_0 - h$$

Para o caso de distribuição normal, $H \sim \mathcal{N}(h, \sigma_h)$.

Além dos erros de posicionamento do ROV, originados de incertezas no controle deste, também podem ser considerados os erros de mapeamento do duto. Para cada ponto (xd_i, yd_i, zd_i) há também um fator aleatório que representa a tolerância de mapeamento deste, ou seja, que representa a diferença entre o dado que foi obtido pela tecnologia de mapeamento e a posição em que aquele ponto realmente está. Desta forma, teremos:

$$xd_i = xd_{real} + tol_{xd},$$

$$yd_i = yd_{real} + tol_{yd},$$

$$zd_i = zd_{real} + tol_{zd}.$$

As tolerâncias de mapeamento tol_{xd} , tol_{yd} e tol_{zd} também resultam em variâncias de distribuições normais.

A função de desempenho, $g(\mathbf{X})$, para a integração da probabilidade de um ROV não realizar toda a inspeção de um duto, pode ser estabelecida pelo equacionamento de erros relativos de posição do veículo em relação ao duto em conjunto com uma formulação das relações cinemáticas entre o plano da imagem de uma câmera de ROV e os pontos sobre o duto sendo inspecionados.

As operações de inspeção de duto são um problema que pode ser formulado pela lei de controle chamada de Linha de Visão, LOS (*Line-of-Sight*) [85], que tem sido empregada para o controle de veículos marítimos, tanto de superfície quanto submarinos, em problemas onde o objetivo é permanecer em uma rota pré-determinada por pontos de passagem. Para este tipo de problema, alguns tipos de leis de controle, além da LOS, tem sido empregados para veículos submarinos, uma revisão destas

pode ser encontrada em [86].

O erro de posicionamento do ROV ao longo da inspeção pode ser tratado de maneira desacoplada entre os planos horizontal e vertical. Na prática a altura do ROV em relação ao duto consiste em realizar o controle desta com base na leitura de um único sensor, o altímetro que fornece medidas diretas da altura do veículo em relação ao solo. Os erros de posicionamento podem ser calculados em termos de erros (x_e, y_e) ao longo da rota e na transversal da rota da seguinte forma:

$$\begin{bmatrix} x_e \\ y_e \end{bmatrix} = \mathbf{R}^T(\psi_d) \begin{bmatrix} xv_i - xd_i \\ yv_i - yd_i \end{bmatrix} \quad (3.4)$$

onde a matriz de rotação entre o sistema do veículo e o sistema de referências global do duto é calculada por:

$$\mathbf{R}^T(\psi_d) = \begin{bmatrix} \cos(\psi_d) & -\text{sen}(\psi_d) \\ \text{sen}(\psi_d) & \cos(\psi_d) \end{bmatrix} \quad (3.5)$$

resultando em:

$$x_e = (xv_i - xd_i)\cos(\psi_d) + (yv_i - yd_i)\text{sen}(\psi_d) \quad (3.6)$$

$$y_e = -(xv_i - xd_i)\text{sen}(\psi_d) + (yv_i - yd_i)\cos(\psi_d) \quad (3.7)$$

onde ψ_d é o ângulo da reta tangente à rota no plano horizontal, ou seja, a orientação da rota naquele ponto, ver Figura 3.1.

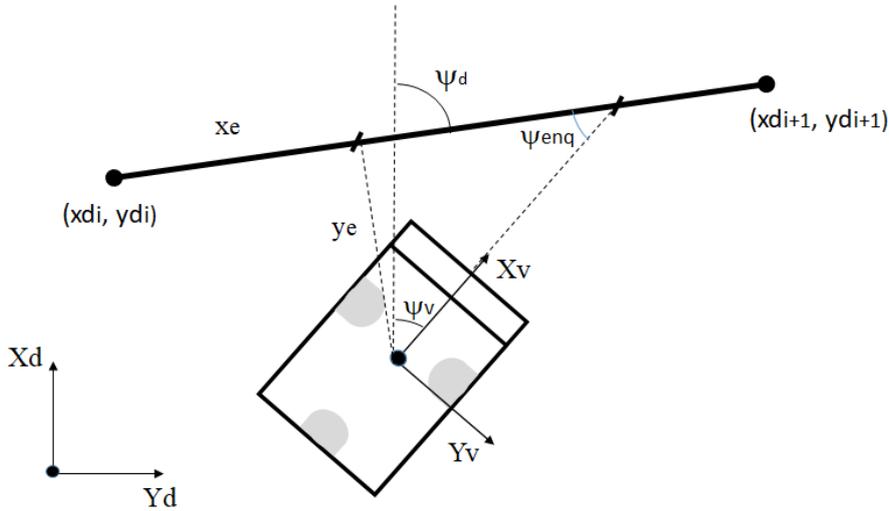


Figura 3.1: Erros de posicionamento do ROV em relação à rota.

O ângulo ψ_d pode ser calculado da seguinte forma:

$$\psi_d = \text{atg2}(yd_{i+1} - yd_i, xd_{i+1} - xd_i) \quad (3.8)$$

onde a função atg2 pode ser considerada uma generalização da função $\text{arctg}(y/x)$ que leva em consideração os sinais dos valores de x e y para que seja corretamente determinado o quadrante do resultando possibilitando a distinção entre direções diametralmente opostas.

Seguindo a mesma dedução, é possível calcular os erros no plano vertical:

$$\begin{bmatrix} xe_i \\ ze_i \end{bmatrix} = \mathbf{R}^T(\theta_d) \begin{bmatrix} xv_i - xd_i \\ zv_i - zd_i \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

com matriz de rotação $\mathbf{R}^T(\theta_d)$:

$$\mathbf{R}^T(\theta_d) = \begin{bmatrix} \cos(\theta_d) & \text{sen}(\theta_d) \\ -\text{sen}(\theta_d) & \cos(\theta_d) \end{bmatrix} \quad (3.10)$$

resultando em:

$$xe_i = (xv_i - xd_i)\cos(\theta_d) - (zv_i - zd_i)\text{sen}(\theta_d) \quad (3.11)$$

$$ze_i = (xv_i - xd_i)\text{sen}(\theta_d) + (zv_i - zd_i)\cos(\theta_d) \quad (3.12)$$

sendo θ_d o ângulo da tangente à rota no plano vertical:

$$\theta_d = \text{atg2}(-(zd_{i+1} - zd_i), (xd_{i+1} - xd_i)) \quad (3.13)$$

Observa-se que o valor do erro ze_i será sempre próximo do valor da altura h do ROV em relação ao solo onde o duto está lançado dado que a inclinação do solo entre dois pontos discretizados é sempre pequena, $\theta_d \sim 0$. No caso de um trecho totalmente plano, ze_i será igual a h .

Para este tipo de operação é adequado considerar que as rotações dos movimentos de *roll* e *pitch* são desprezíveis e possuem pouca influência sobre o resultado da inspeção. Da mesma forma, as variações de profundidade de ponto a ponto são muito pequenas e assim não há necessidade de controlar o *pitch* do veículo para manter bom enquadramento. Isto é, para toda a execução de uma inspeção, $\phi_v = 0$ e $\theta_v = 0$.

Os valores de erro, xe , ao longo da rota a princípio não são relevantes quando se analisa os efeitos de incertezas sobre o posicionamento apenas. Quando há um erro de passagem de um ponto ao outro ao longo do duto, mantendo-se o erro na transversal dentro de um valor aceitável, a inspeção sempre será cumprida, ou seja, o ROV sempre recobrirá todo o comprimento do duto. Esse erro passa a ser relevante

quando o controle da velocidade da inspeção se torna relevante, o que não será tratado nesta análise.

Os valores relevantes para uma inspeção são primeiramente o erro na transversal, y_e , e o aproamento do ROV, ψ_v . Caso esse erro transversal seja nulo, é desejável que o aproamento varie dentro de uma faixa em torno do aproamento do duto naquele ponto de forma a manter o duto dentro do enquadramento determinado pelo tamanho do plano da imagem. O aproamento, por outro lado, deve ser corrigido se o erro transversal for relevante, isto é, o ROV pode se orientar em direção ao duto de forma a enquadrá-lo caso derive para o lado.

Como o objetivo final é sempre ter uma imagem do duto, para termos de cumprimento dos objetivos de inspeção é também necessário estabelecer a relação entre o posicionamento do ROV e a imagem que é feita do ponto sobre o duto sendo inspecionado. Essa relação pode ser obtida adotando princípios de servovisão e geometria projetiva [87–89].

A Figura 3.2 ilustra a caracterização básica do problema com os sistemas de coordenadas do duto, da câmera e do ROV. Essa caracterização indica a possibilidade de calcular a posição de um ponto observado pela câmera em relação ao sistema de coordenadas da câmera, em relação ao sistema de coordenadas do ROV e conseqüentemente em relação ao sistema global.

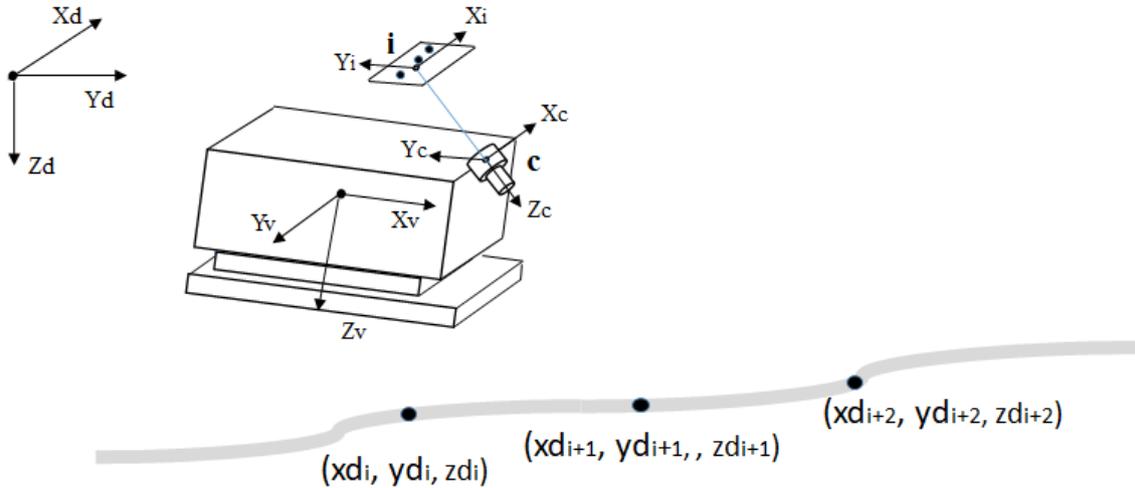


Figura 3.2: Relações entre sistemas de coordenadas do ROV, câmera e duto.

Para a execução desses cálculos é necessário conhecer a projeção de atributos do ponto alvo sobre o sistema de coordenadas da imagem. Uma câmera contém a projeção de um alvo tridimensional sobre seu plano bidimensional conforme ilustra a Figura 3.3.

Considerando a Figura 3.3, observa-se que o vetor de posição do alvo da imagem $\mathbf{P}d_i = [xd_i, yd_i, zd_i]^T$ no sistema de coordenadas global é em teoria conhecido (as coordenadas dos pontos do duto são conhecidas). O vetor de posição do alvo

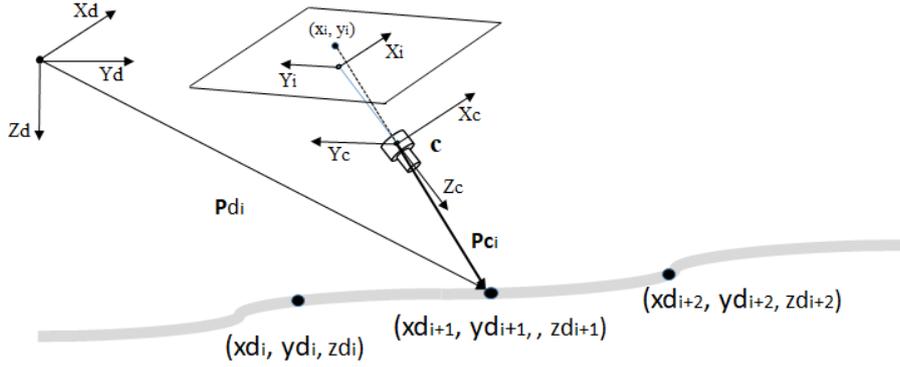


Figura 3.3: Projeção sobre plano da câmera.

no sistema da câmera $\mathbf{P}d_i = [x_{c_i}, y_{c_i}, z_{c_i}]^T$ pode ser estimado pela transformação homogênea $\mathbf{P}c_i = \mathbf{H}_d^c \mathbf{P}d_i$ adequada.

Na prática do processamento da imagem o que será obtido é um conjunto de parâmetros de atributos da imagem que podem ser as duas coordenadas $(x_{im_i}, y_{im_i}, z_{im_i})$ da projeção do ponto sobre o duto no plano da imagem. Essas coordenadas são obtidas conforme o método de projeção adotado. Considerando um modelo de câmera *pinhole* [88, 90], estas são calculadas por:

$$\lambda \begin{bmatrix} x_{im_i} \\ y_{im_i} \\ z_{im_i} \end{bmatrix} = \mathbf{K} \mathbf{H}_c \begin{bmatrix} x_{c_i} \\ y_{c_i} \\ z_{c_i} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3.14)$$

onde λ é o fator de escala e \mathbf{K} é composto de parâmetros intrínsecos da câmera: ponto principal e comprimento focal. \mathbf{H}_c é a transformação homogênea necessária para transformar o ponto tridimensional para o ponto no plano da imagem. É preciso notar que as coordenadas $(x_{mi_i}, y_{mi_i}, z_{mi_i})$ são referenciadas também ao sistema da câmera. Uma forma mais adequada para representar os pontos no plano da câmera é formar coordenadas homogêneas, estabelecendo $z_{im_i} = 1$ no sistema de referências da câmera.

A projeção dos pontos no plano da câmera requer o conhecimento de parâmetros intrínsecos \mathbf{K} , que podem ser obtidos de calibrações da câmera, e de parâmetros extrínsecos da câmera como sua posição e orientação em relação ao ROV. Como uma simplificação inicial, pode-se considerar que a câmera está conectada em algum ponto conhecido da linha central do ROV, ao longo do eixo Xv e que sua orientação é pré-estabelecida de forma a se manter voltada para o duto enquanto o ROV navega. Para esta análise de confiabilidade, assume-se que a orientação é fixa em relação ao ROV, ou seja, a ação de mecanismos de *pan* e *tilt* é ignorada.

Com a formulação apresentada acima, pode-se estabelecer que uma inspeção tem

sucesso quando todos os pontos no trajeto podem ser mapeados para o plano da imagem que possui tamanho determinado por valores máximos, (Xim_{max}, Yim_{max}) , e mínimos, (Xim_{min}, Yim_{min}) . Sempre que a transformação entre o sistema da câmera e o plano da imagem resultar em valores fora dos limites estabelecidos por estes valores, o ponto está fora da imagem e, desta forma, o ROV está em uma posição e orientação tal que não consegue capturar uma imagem do ponto do duto em questão.

Este critério de enquadramento precisa ser utilizado em conjunto com os cálculos de erro citados acima para levar em consideração critérios heurísticos de qualidade e segurança na inspeção. Mesmo com o duto enquadrado, o ROV não pode ultrapassar uma altura mínima para evitar colisão e não pode filmar o duto em ângulos que são desfavoráveis para análise de danos no duto. Por exemplo, o duto pode estar perfeitamente enquadrado mas o ROV está numa orientação com diferença de 90° em relação a orientação do duto, neste caso o ROV está filmando somente um lado do duto e pode estar perdendo danos no lado oposto. O ângulo mais favorável para enquadramento é determinado de forma heurística, para tal é estabelecido um ângulo de enquadramento máximo, $\psi_{enq-max}$, que deve ser comparado aos ângulos de enquadramento para cada ponto de inspeção (ver Figura 3.1): $0 \leq \|\psi_{enq_i}\| \leq \psi_{enq-max}$.

A seguinte função de desempenho é estabelecida:

$$g(\mathbf{X}) \geq 0 \text{ se } \begin{cases} Xim_{min} \leq xim_i \leq Xim_{max}, \\ Yim_{min} \leq yim_i \leq Yim_{max}, \\ 0 \leq \|\psi_{enq_i}\| \leq \psi_{enq-max}, \\ ze_i \geq h_{seg}. \end{cases}$$

Conseqüentemente, $g(\mathbf{X}) < 0$ para todos os demais valores de erros, orientações e pontos do duto no plano da imagem.

A Figura 3.4 mostra a rota de um duto de seis polegadas de diâmetro com as respectivas coordenadas Norte e Este. O duto está lançado a uma profundidade que varia em -2130m e -2133m. O comprimento total do duto é 3952m.

Para o cálculo da confiabilidade cinemática do ROV em cumprir a inspeção de um duto com esta rota, foi simulada a passagem do ROV por 1976 pontos discretizados sobre a rota, ou seja, um ponto a cada dois metros percorridos sobre esta.

A simulação levou em consideração variâncias de erros de posição entre 0m e 3m para verificação do comportamento do ROV entre passagens de ponto. A altura de segurança de inspeção foi determinada como 2m acima da profundidade dos pontos de passagem. Também foram consideradas tolerâncias de mapeamento dos pontos que variam de 0 a 3m, ou seja, foram simuladas rotas aleatórias distribuídas

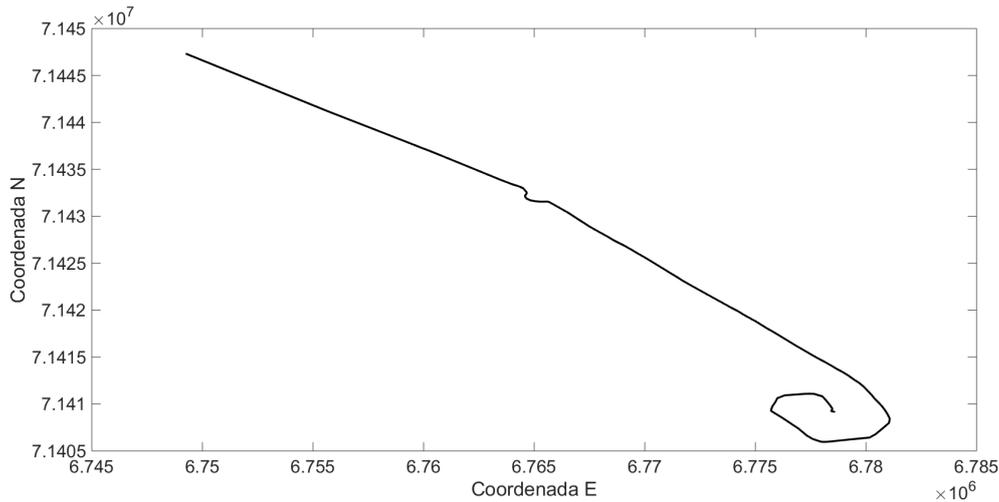


Figura 3.4: Rota do duto.

normalmente em torno da rota mapeada para avaliação do efeito combinado das incertezas de mapeamento desta e dos erros de posicionamento do ROV. O ângulo máximo de enquadramento determinado heurísticamente foi mantido constante com $\psi_{enq-max} = 30^\circ$.

A Figura 3.5 mostra os resultados obtidos para esta rota. O gráfico indica a variação da confiabilidade, ou seja, da probabilidade de que o ROV consiga filmar toda a rota em função das variâncias de erros de posicionamento. Cada curva do gráfico representa a confiabilidade para valores diferentes de tolerância de mapeamento dos pontos da rota.

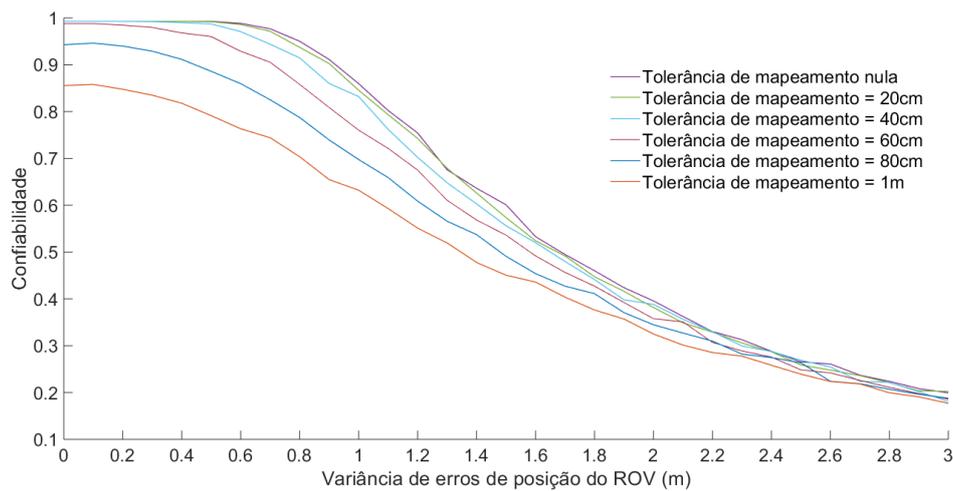


Figura 3.5: Variação da confiabilidade com a tolerância de posicionamento do ROV e incerteza de mapeamento da rota.

Pode-se verificar que com erros de posição com variância de até aproximadamente 50cm, a confiabilidade da inspeção é 1 para o cenário onde temos certeza da

posição do duto. A confiabilidade se mantém igual a 1 para cenários de tolerância de mapeamento de até 40cm se as variâncias de erro de posição puderem ser reduzidas para até valores em torno de 30cm. A partir de uma tolerância de 60cm de mapeamento já não é mais possível realizar uma inspeção completa utilizando um controle direcionado por pontos de passagem mesmo que o ROV não apresentasse erros de posicionamento.

Como erros de mapeamento com a tecnologia hidroacústica atual estão na ordem de metros, esse resultado indica a necessidade uma forma de controle dirigida por localização autônoma via sensoriamento do duto para que todos os pontos sejam corretamente perseguidos.

A título de ilustração a Figura 3.6 mostra coordenadas e orientação de pontos simulados do ROV amostrados na integração da confiabilidade desta operação.

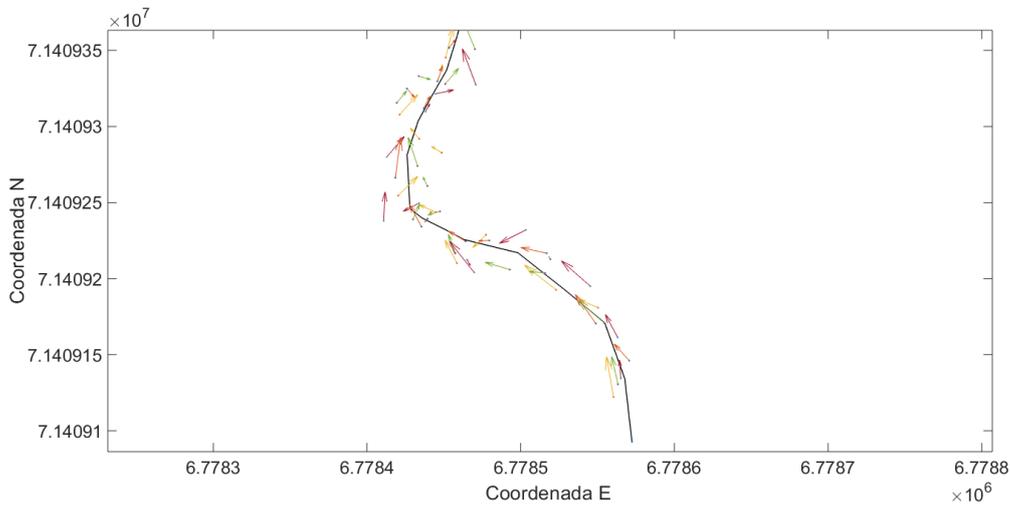


Figura 3.6: Dispersão de posições e variações de orientação do ROV.

3.3 Intervenção em Painel de Equipamento Submarino

A confiabilidade de manipulação de um ROV é demonstrada primeiramente pela definição das configurações a serem avaliadas. A Figura 3.7 demonstra as configurações adotadas para esta análise onde o painel de um equipamento está sendo abordado pelo braço de sete funções de uma forma direta e de forma aberta ou fechada, isto é, acessando os alvos de atuação que estão posicionados longe ou perto do ponto de docagem do manipulador de cinco funções.

O sistema de coordenadas de referência $O_{x,y,z}^0$ é definido no ponto de docagem dado que informações de projeto sobre as dimensões do painel podem ser consideradas como disponíveis e a posição desejada do efetuator final (x_{0d}, y_{0d}, z_{0d}) pode ser

comparada com a posição simulada do efetuador (x_e, y_e, z_e) . O centro da interface alvo se localiza nas coordenadas $(x_{0d} = 1500mm, y_{0d} = 454.5mm, z_{0d} = 0mm)$ para a abordagem direta e nas coordenadas $(x_{0d} = 1062.5mm, y_{0d} = 454.5mm, z_{0d} = 0mm)$ e $(x_{0d} = 1937.5mm, y_{0d} = 454.5mm, z_{0d} = 0mm)$ para as outras abordagens.

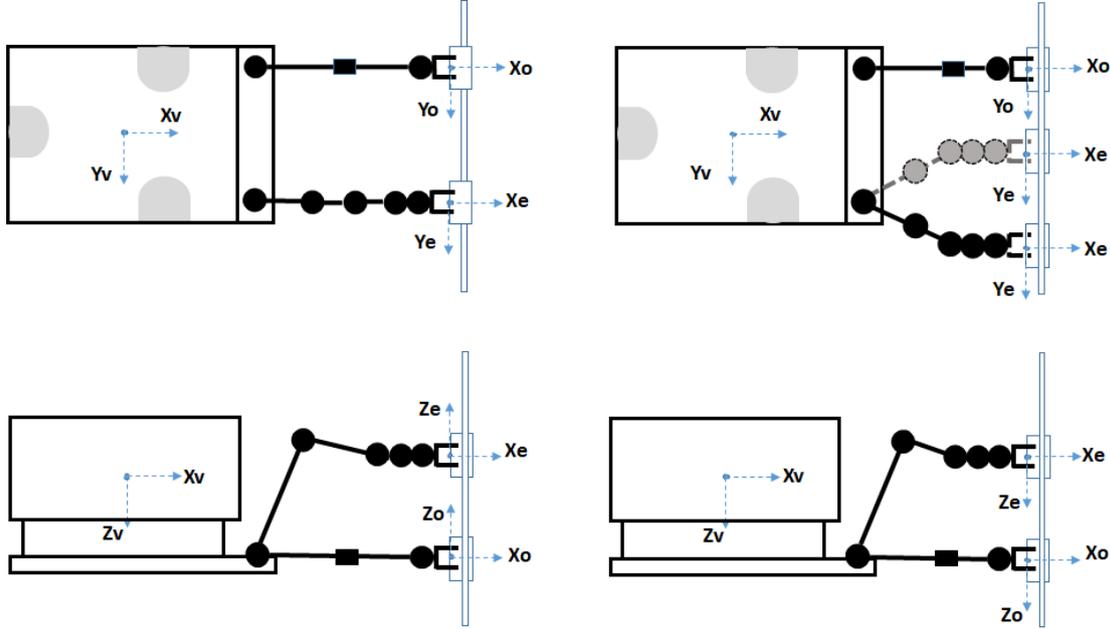


Figura 3.7: Configurações dos braços de ROV.
Esquerda: abordagem direta. Direita: abordagens aberta/fechada.

A definição da função $g(\mathbf{X})$ depende da geometria da interface sob intervenção. Para este caso, uma região de tolerância pode ser definida em termos de um raio em torno da posição desejada na plano do painel. Essa definição é válida para a maior parte das interfaces de ROV existentes dado que a maioria possui uma geometria circular, a norma [68] apresenta descrições detalhadas dos tipos de interfaces existentes.

A Figura 3.8 demonstra a geometria de uma interface de torque rotativa. As dimensões desta interface em específico dependem da classe de torque para a qual o equipamento é projetado. Interfaces de classe de torque 4, por exemplo, possuem um diâmetro igual a 154mm [68] no qual uma ferramenta de torque portada pelo efetuador final precisa ser conectada.

A função de desempenho pode ser definida, desta forma, como:

$$g(\mathbf{X}) = r - \sqrt{(y_{0d} - y_e)^2 + (z_{0d} - z_e)^2} \quad (3.15)$$

onde y_{0d} e z_{0d} são as coordenadas do centro da interface no plano Y_0 - Z_0 do sistema de referências, ou seja, a posição desejada do efetuador final. Os valores y_e e z_e são as coordenadas do efetuador final em uma das amostras da simulação Monte Carlo que são funções das variáveis aleatórias, ou seja, os ângulos θ_i das juntas rotativas

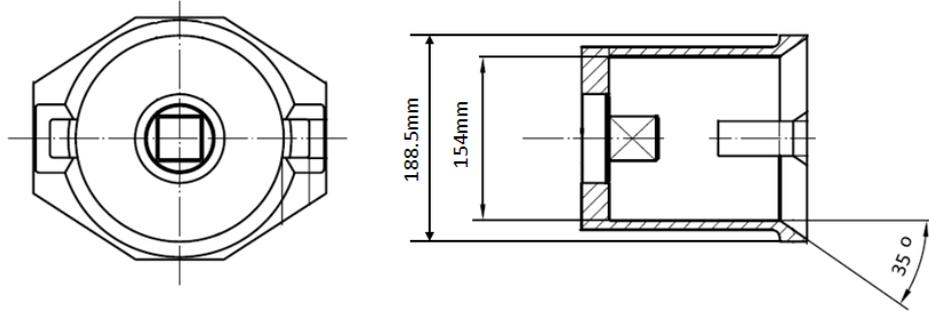


Figura 3.8: Interface de torque rotativa.

e o deslocamento d_3 da junta prismática do braço de cinco funções. O valor de r pode ser estabelecido para uma tolerância desejada e vai definir a confiabilidade cinemática da intervenção devido a $g(\mathbf{X}) < 0$ sempre que a posição do efetuador final resultar fora da área definida por r .

A função de desempenho da posição do efetuador final no plano X_0-Z_0 precisa ser definida de uma forma diferente já que para este caso sempre que $x_e > 0$ a posição do efetuador estará além do painel, o que significa uma colisão do manipulador com o painel. Para este caso a função de desempenho não é definida como uma área mas sim como um limite sobre o eixo X dentro do qual a posição do manipulador precisa permanecer atrás.

Essa avaliação pode ser feita pela execução de uma análise estatística do conjunto de dados gerados pela simulação e pelo cálculo do ponto x_e que corresponde a um certo percentil da distribuição destes dados: $g(\mathbf{X}) \geq 0$ se $x_e \leq$ enésimo percentil da distribuição de x_e e $g(\mathbf{X}) < 0$ se $x_e >$ enésimo percentil da distribuição de x_e .

A confiabilidade de orientação pode ser calculada pelo simples estabelecimento de limites, α_{tol} e θ_{tol} , para ângulos, α_d e θ_d de desalinhamento em torno do eixo Y_d e Z_d do sistema de referência de orientação desejada que, neste caso, está alinhado com o sistema de referências do ponto de docagem. A função de desempenho, desta forma, pode ser escrita como: $g(\mathbf{X}) \geq 0$ se $\alpha_d \leq \alpha_{tol}$ e $\theta_d \leq \theta_{tol}$ ou $g(\mathbf{X}) < 0$ if $\alpha_d < \alpha_{tol}$ ou $\theta_d < \theta_{tol}$.

Para a apresentação dos resultados a seguir foram realizadas simulações com variações de tolerâncias de 0 a 1 grau para todas as juntas rotativas, θ_i , e 0% a 1% de tolerâncias em comprimento da junta prismática d_3 . A confiabilidade também é avaliada para as duas configurações da Figura 3.7. A intenção é ter uma avaliação do comportamento da confiabilidade e das regiões de confiabilidade com a variação de incerteza das juntas ao invés de ter uma tolerância específica avaliada. Alguns gráficos apresentam os resultados partindo de tolerância de 0,1 grau de ângulo de junta como caso ilustrativo dados que a confiabilidade para tolerâncias iguais a 0 sempre será igual a 1.

A Figura 3.9 ilustra a confiabilidade cinemática alcançável da configuração do ROV como uma função do raio de tolerância, r , definido para a posição do efetuador final no plano $Y_0 - Z_0$. A Figura 3.10 demonstra como a confiabilidade cinemática decresce com o aumento da incerteza em ângulos de rotação das juntas para várias tolerâncias de posição, r , no plano $Y_0 - Z_0$. As Figuras 3.11 e 3.12 mostram o gráfico de distribuição de pontos simulados (y_e, z_e) e as regiões de confiabilidade correspondentes.

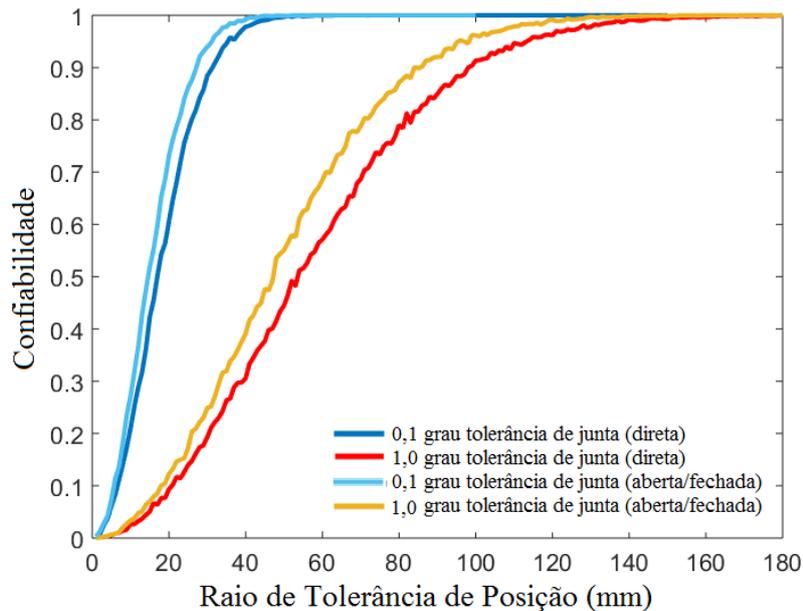


Figura 3.9: Confiabilidade versus raio de tolerância de posição.

Ao se considerar a tolerância de 1 grau para os ângulos de juntas, a confiabilidade da manipulação se aproxima de 1 quando o raio da área de posições possíveis em torno da posição desejada no centro da interface é em torno de quatro vezes ($r=160\text{mm}$) maior que o raio obtido quando a simulação considera a tolerância de 0,1 graus ($r=40\text{mm}$) para estes ângulos de junta na configuração de manipulação direta.

Os resultados são ligeiramente melhores para configurações de manipulador onde as interfaces são localizadas mais perto ou mais longe do ponto de docagem. Isso é causado porque para alcançar a interface com o braço de sete funções fechado ou aberto o ROV precisa estar mais próximo do painel para que o efetuador final alcance esta interface. Uma posição mais próxima reduz o valor de d_3 e também a magnitude da divergência causada no centro do ROV e na base do manipulador de sete funções pelas variações dos ângulos do braço de cinco funções.

O projeto da interface de torque rotativa ilustrada na Figura 3.8 define uma estrutura circular de diâmetro igual a 154mm com uma entrada em forma de funil com diâmetro de 188,5mm que guia a conexão da ferramenta de torque se esta não

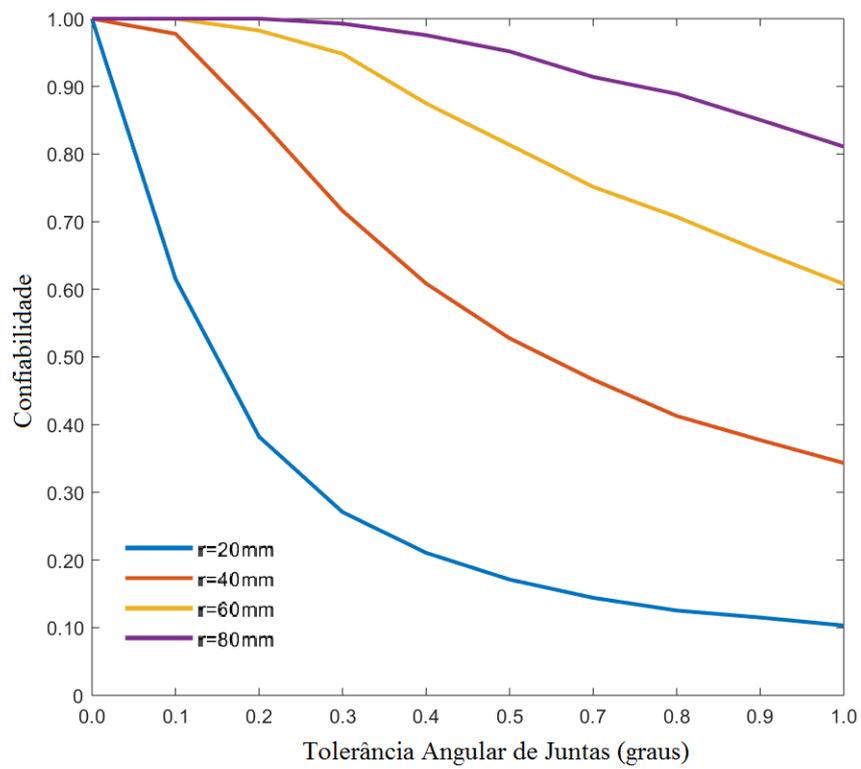


Figura 3.10: Confiabilidade versus incerteza nos ângulos de juntas.

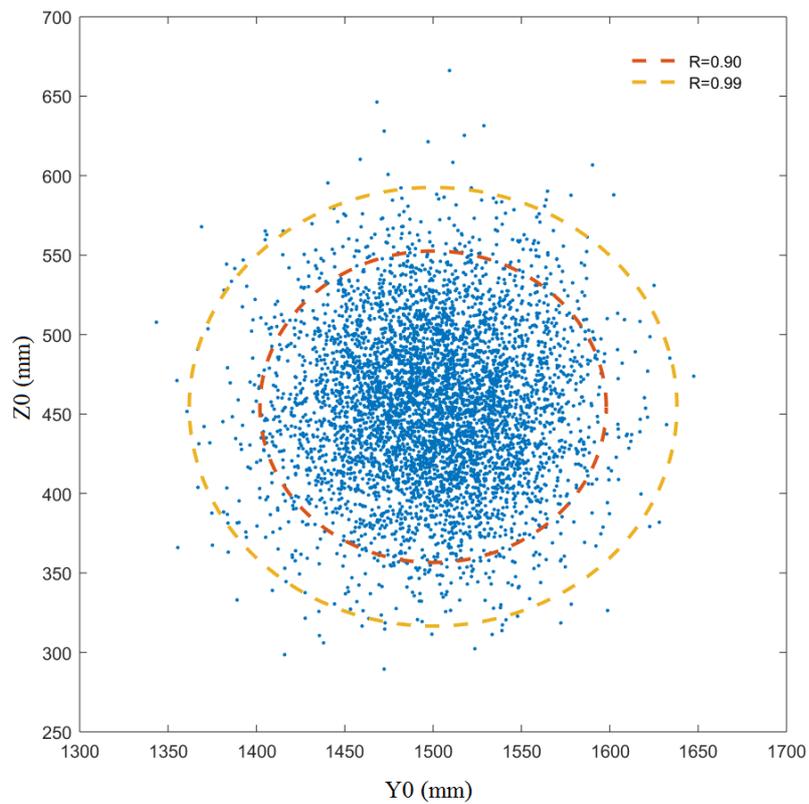


Figura 3.11: Regiões de confiabilidade (tolerância de 1 grau para ângulos de juntas).

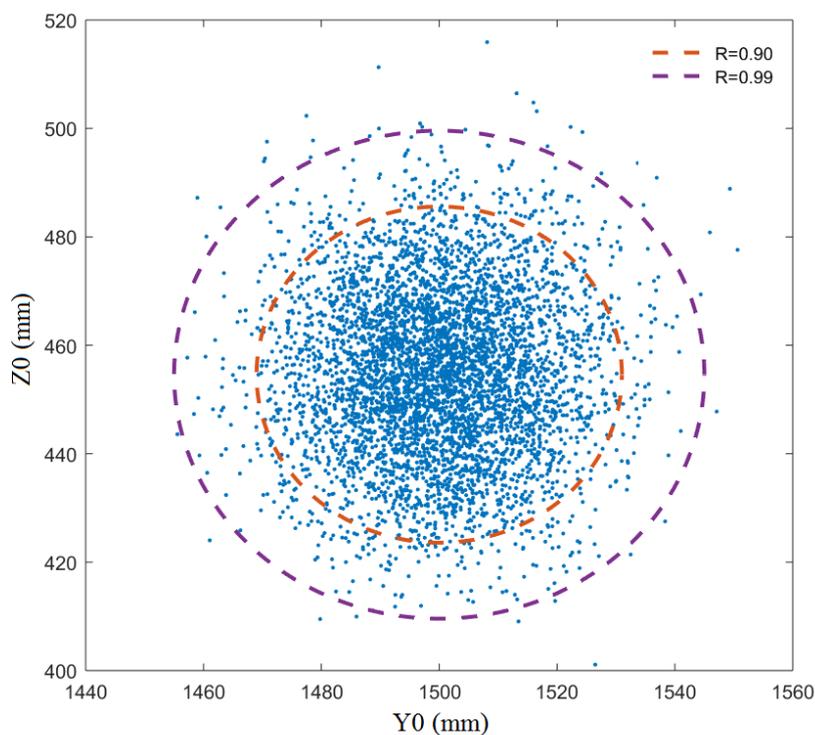


Figura 3.12: Regiões de confiabilidade (tolerância de 0,1 grau para ângulos de juntas).

estiver posicionada fora de um comprimento extra de 17,25mm de raio a partir do centro da estrutura. Os resultados demonstram que a confiabilidade de posição para um sistema de controle automatizado de conexão de ferramenta de torque seria baixa com este tipo de interface, menor que 0,6 com tolerâncias de ângulo de junta de 0,1 graus. A confiabilidade se aproximaria de 1 se as tolerâncias fossem garantidas em valores menores que 0,02 graus para todas as juntas rotativas.

As Figuras 3.13 e 3.14 demonstram os limites de confiabilidade das possíveis posições (x_e, z_e) do efetuador final para as tolerâncias de 1 e 0,1 graus dos ângulos de junta. As linhas que correspondem a $R=1,00$, $R=0,99$ e $R=0,95$ são linhas traçadas sobre os valores x_e que correspondem ao 100°, 99° e 95° percentis da distribuição de x_e , respectivamente. Aproximadamente 50% das tentativas falhariam em alcançar o painel e a outra metade causariam uma colisão com o painel. Na prática, os valores que correspondem a $R=1,00$, 62mm e 21mm, podem ser usados para determinar o valor máximo x_e que não causaria colisão e riscos de danos ao equipamento ou manipulador quando uma manipulação automática fosse utilizada, ou seja, o ponto x_e desejado deveria ser deslocado para uma área segura à frente do painel dado que existe uma probabilidade menor de posicionar o efetuador final exatamente no plano do painel.

A Figura 3.15 mostra a confiabilidade de orientação da cinemática do efetuador

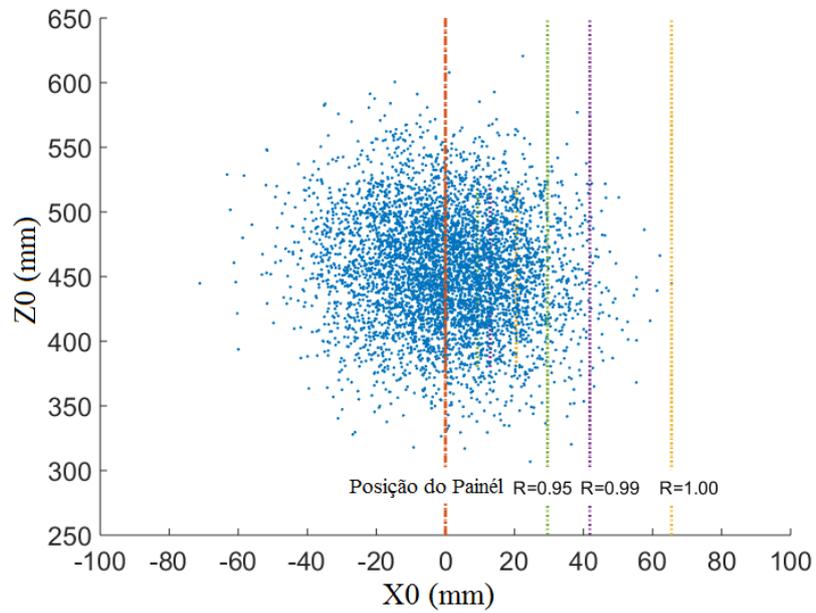


Figura 3.13: Confiabilidade de não colisão em painel (tolerância de 1 grau para ângulos de juntas).

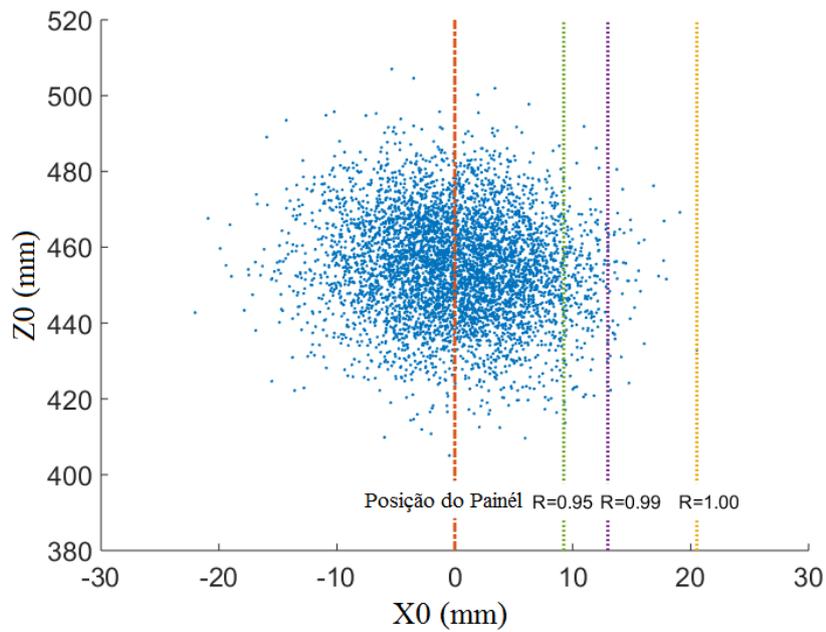


Figura 3.14: Confiabilidade de não colisão em painel (tolerância de 0,1 grau para ângulos de juntas).

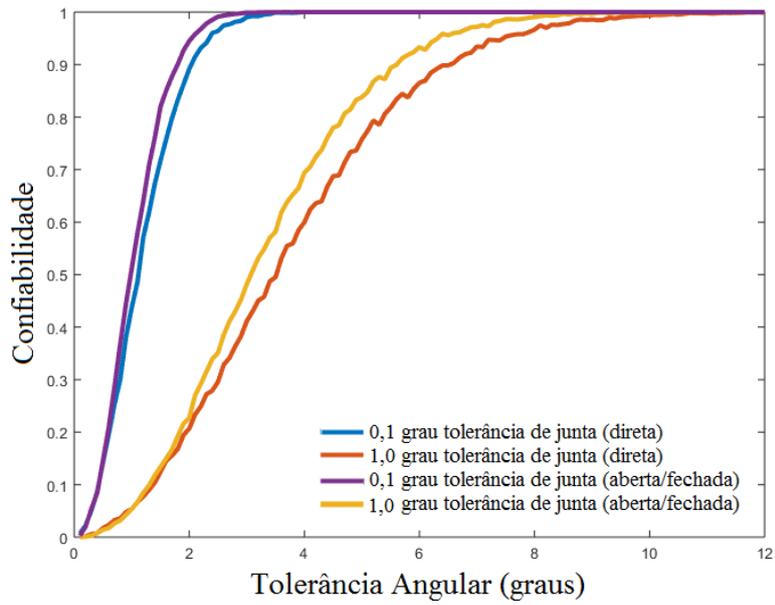


Figura 3.15: Confiabilidade de orientação.

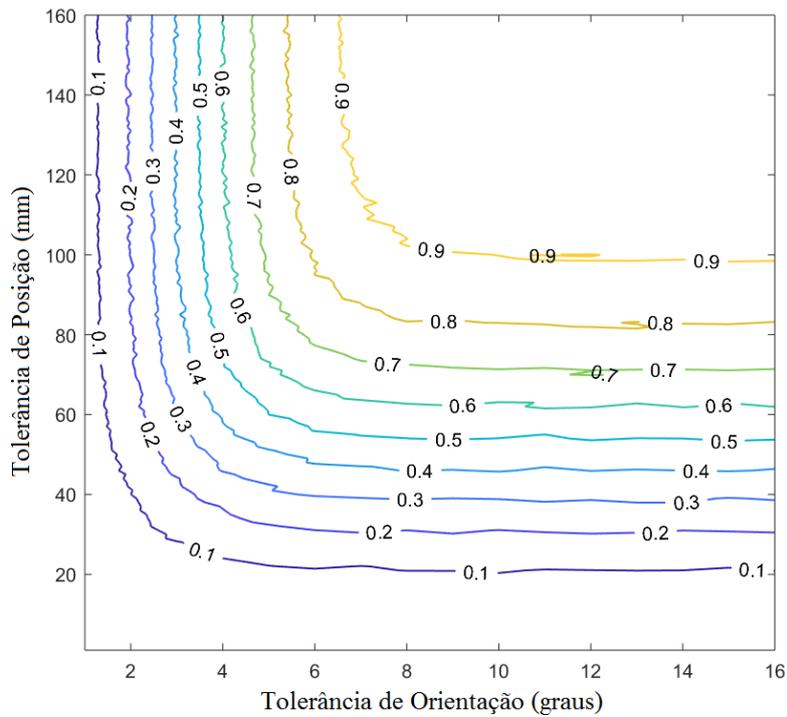


Figura 3.16: Confiabilidade conjunta de orientação e posição (tolerância de 1 grau para ângulos de juntas).

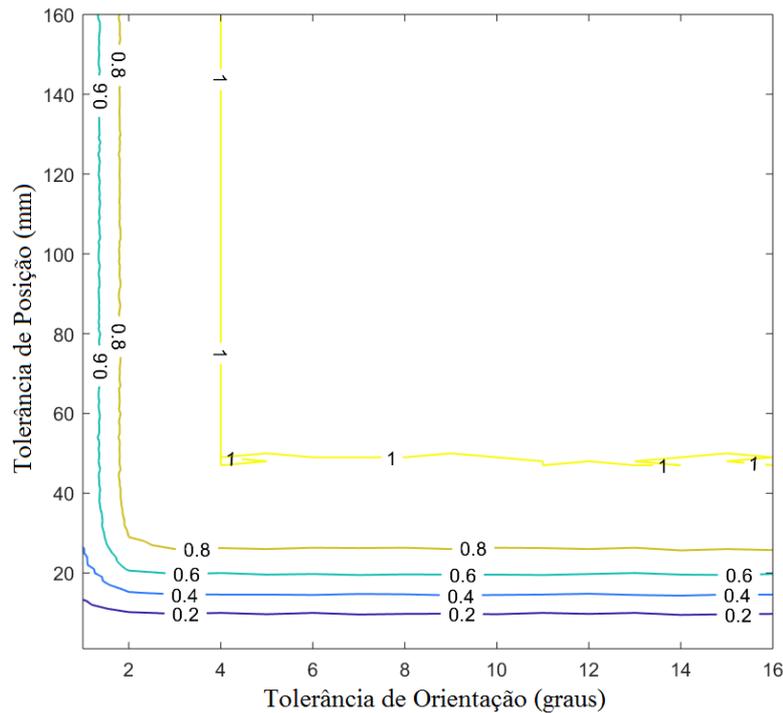


Figura 3.17: Confiabilidade conjunta de orientação e posição (tolerância de 0,1 grau para ângulos de juntas).

final como uma função dos ângulos de rotação admissíveis entre o sistema de referência do efetuador final e a orientação do sistema de referência desejado. O sistema de referência desejado é alinhado com o sistema de referência do ponto de docagem mas com origem no ponto de posição desejada (x_{0d}, y_{0d}, z_{0d}) no centro da interface de ROV. Pode-se concluir para este caso específico que todas as manipulações seriam executadas com um desalinhamento máximo de 12 graus em torno de ambos os eixos Z_d e X_d do sistema de referência da posição desejada.

A confiabilidade conjunta da posição e orientação do efetuador final para a configuração direta é apresentada nos gráficos das Figuras 3.16 e 3.17.

3.4 Considerações Finais

A análise dos resultados demonstra que uma tolerância de 0,1 graus em ângulos de juntas rotativas, por exemplo, pode causar uma distribuição de posições do efetuador final sobre uma área circular que não é compatível com interfaces padrões de ROV para as configurações cinemáticas e dimensões de braços sob análise. A manipulação automática não pode ser alcançada sem o uso de um algoritmo de correção que localize o efetuador em relação à interface em tempo real de forma compensatória aos erros provocados pelas incertezas. Isso também é válido para o posicionamento

de um veículo sobre um duto em atividades de inspeção.

Também é válido notar que apesar desta análise considerar uma situação onde o braço de cinco funções é usado como um braço passivo para determinar a posição do centro do ROV e conseqüentemente a base do manipulador de sete funções com mais precisão, essa situação raramente é encontrada em operações reais. Em operações padrão o ROV realiza a docagem em um ponto desconhecido de uma barra de docagem conectada ao longo das bordas dos painéis e, desta forma, a posição relativa do efetador do braço de cinco funções em relação à interface a ser atuada com o braço de sete funções é perdida ou determinada com maior incerteza.

Se o braço de cinco funções não é utilizado como um braço passivo para obter medidas da posição do ROV em relação ao painel do equipamento, seria necessário primeiramente confiar em informações a priori da posição do equipamento em um sistema de referências de coordenadas geodésicas global para então determinar a posição do ROV neste mesmo sistema de coordenadas via sistema de posicionamento global. Para esse cenário as incertezas do posicionamento hidroacústico, especialmente em águas profundas, são maiores que as estudadas nesta análise e, se adicionadas aos erros do efetador, causariam um decréscimo da confiabilidade cinemática.

Os valores ilustram valores de distribuição de posições e orientações que podem ser usados como referência para o planejamento de trajetória onde uma atitude segura dentro dos limites de 100% de confiabilidade é obtido com controle automático para depois realizar a aproximação final do efetador com um controle fino via pilotos ou algoritmo de controle que viabilize essa aproximação final. As distribuições de valores de posição e orientação também podem ser utilizadas como referências para algoritmos de localização empregados para estreitar a dispersão de pontos de tal forma que as regiões de incerteza sejam compatíveis com as dimensões das interfaces.

As normas de projetos de interface de ROVs não determinam regiões de tolerância ou ângulos de tolerância para a conexão de ferramentas ou para uso das garras dos efetadores. Também não definem tolerâncias entre pontos de docagem e interfaces nos painéis. Uma análise de confiabilidade cinemática de cada projeto pode levar a um melhor posicionamento e projeto das interfaces com o objetivo de realizar intervenções de maneira mais rápida e confiável. Os resultados podem ser utilizados com o propósito de estudar a precisão do movimento de juntas, a necessidade de adaptar interfaces ou como especificações para controle fino de posição dos efetadores finais.

Capítulo 4

Estimativa de Estados via Fusão de Dados de Sensores

4.1 Tratamento de Incertezas

Os capítulos anteriores discutiram sobre as incertezas associadas ao posicionamento de veículos submarinos. Uma das formas de reduzir essas incertezas seria o desenvolvimento tecnológico de sensores mais precisos como o emprego de lasers de medição de posicionamento ou sistemas estereoscópicos de alta precisão em câmeras de alta definição. Ambas as tecnologias possuem limitações em aplicações submarinas devido aos problemas de visibilidade que podem ocorrer em operações submersas.

Outra forma de reduzir a incerteza de posicionamento seria adotar pontos de fixação e calibração nos equipamentos. Esses pontos precisariam ter sua posição relativa aos alvos de atuação conhecida de forma que o ROV poderia se fixar nesses pontos com um de seus braços ou ferramenta auxiliar e, com a resolução desta cadeia cinemática, o outro braço poderia atuar de maneira precisa sobre os alvos de intervenção.

Essa alternativa na prática demandaria alterações de projeto em equipamentos submarinos existentes e uma identificação dos cenários de demanda por intervenções tanto em situações de operação convencional quanto em situações aleatórias de reparos ou contingências. Essa seria uma abordagem de alto custo. Adicionalmente, a diversidade de situações nas operações submarinas não permitiria que essa opção cobrisse todas as situações de intervenção. O problema de navegação até esses pontos de fixação ou calibração ainda não estaria resolvido.

A terceira abordagem, seria a sobreposição de dados de sensores de baixa precisão para combinar via tratamento probabilístico adequado as informações de relação espacial entre o veículo e manipuladores e os alvos de atuação. Essa abordagem prevê o tratamento das incertezas inerentes representadas por uma distribuição de

leituras e indicadas por algum parâmetro estatístico adequado [87].

Assim, a filosofia por trás da abordagem é realizar representações de incerteza das transformações entre sistemas de coordenadas dos elementos da operação como os sistemas do veículo e dos alvos de atuação e o sistema inercial global, e utilizar a teoria de estimativa probabilística de estados [24, 31, 91] para determinar essas transformações com precisão.

Essa abordagem além de evitar custos com hardware permite a estimativa explícita das incertezas relacionadas a relações espaciais e permite identificar se operações propostas são suscetíveis à falha devido às incertezas acumuladas e se os dados de sensores existentes são o suficiente para reduzir a imprecisão a limites toleráveis.

Essa abordagem é conhecida na disciplina de robótica móvel como Localização de Robôs Móveis [92] e como Localização e Mapeamento Simultâneos, SLAM. A Localização e Mapeamento Simultâneos é o processamento de informações de posição e incerteza pelo qual um robô pode construir um mapa do ambiente e ao mesmo tempo utilizá-lo para identificar sua posição relativa nesse ambiente [26–28].

Os algoritmos desenvolvidos para a resolução do problema de localização não demandam, a princípio, que a trajetória do veículo e a posição dos alvos na cena de operação sejam conhecidos desde o início. Em operações submarinas, no entanto, essas posições são sempre conhecidas com certo grau de incerteza e essa informação pode ser utilizada como conhecimento a priori para o mapeamento.

Este capítulo apresenta uma revisão de métodos de processamento de sinais de sensores para estimativa ótima de estados via filtros bayesianos [93–95]. O emprego de tais filtros é também uma forma de realizar de maneira adequada a fusão de dados de sensores [96, 97] para composição de uma estimativa de posição e orientação.

Como não é possível ter uma estimativa confiável da posição relativa do ROV em relação a estruturas apenas com sensores hidroacústicos de posicionamento, também são apresentadas formas de identificar a pose de câmeras a partir de imagens da operação. Este tipo de problema demanda o uso de conceitos de geometria projetiva [88] para estabelecer as relações entre uma estrutura 3D e as geometrias 2D projetadas no plano da imagem de uma câmera. Com esta estimativa é possível realizar uma estimativa de pose do ROV via relações cinemáticas entre câmera e ROV.

O robótica submarina em operações da indústria de Petróleo conta com algumas facilidades para o tratamento probabilístico de estimativas e para a visão computacional. É possível afirmar que os tipos de sensores empregados em ROVs, majoritariamente hidroacústicos, são suscetíveis a ruídos que respeitam uma distribuição Gaussiana, evitando a necessidade de uso de métodos que contornam a inexistência desta hipótese. Outro aspecto que pode ser considerado como facilitador é a relativa padronização das geometrias e atributos das imagens de operação. Normalmente estruturas submarinas não apresentam imagens com complexidade visual, o

que facilita o reconhecimento dos padrões de interesse para estimativa de pose.

Os métodos apresentados na revisão deste capítulo serão posteriormente sistematizados nas aplicações apresentadas no capítulo seguinte.

4.2 Arquitetura de Fusão de Dados de Sensores

Fusão de dados de sensores é o processo de integrar dados medidos, pré-processados de sensores ou informações originadas de diferentes fontes para produzir um conjunto de dados ou modelo mais específico ou mais abrangente do evento de interesse que está sob a observação destes sensores [15, 18, 98].

Como uma medida em específico em algum ponto do tempo pode ser espúria e afetada por condições da operação, como uma imagem mal processada devido à baixa visibilidade ou uma informação de coordenada espúria devido a ruído hidroacústico, por exemplo, é necessário realizar a fusão no tempo considerando as medidas obtidas em posições do ROV de pontos anteriores e considerando informações disponíveis de mapeamentos anteriores ou de dimensões de equipamentos.

O processo de fusão de dados de sensor tem como núcleo a execução de algum tipo de processamento matemático sobre os dados de cada sensor individual para construção da informação agregada de interesse. Neste caso, a informação agregada passa por dois tipos de processamento. O primeiro, é a transformação cinemática das informações disponíveis dos sensores para que a informação de posição e orientação do ROV sejam representadas como uma composição das medidas de posição e de distâncias dos sensores. O segundo processamento é a fusão dos dados, sejam de um sensor isolado ou entre sensores, para tratamento das incertezas presentes.

Para cada sensor há uma descrição definida de sua posição e orientação em relação ao sistema de coordenadas do ponto onde se deseja produzir a informação via fusão de dados e localização. Para este caso, este ponto é o sistema de coordenadas do centro do ROV, que é utilizado para descrever distâncias relativas da origem deste sistema a obstáculos na cena de operação e, por fusão a informações externas sobre estes obstáculos, descrever a posição do ROV em um sistema de coordenadas global.

A Figura 4.1 demonstra a arquitetura de fusão de dados dos sensores disponíveis em ROVs para a aplicação em questão. Os nós de fusão, F_i , representam os pontos onde há o processamento de observações dos sensores, com as transformações mencionadas acima, para produção de informações sobre o sistema veículo manipulador.

O nó de fusão F_G é o processamento que transforma as informações disponíveis de sensores de posicionamento (sistema hidroacústico), distância relativa (profundímetro e altímetro), e navegação (INS) em uma informação de posicionamento em um sistema global com o sistema de INS auxiliado por hidroacústica. O nó F_R é o ponto onde as informações de posicionamento e orientação do ROV são transforma-

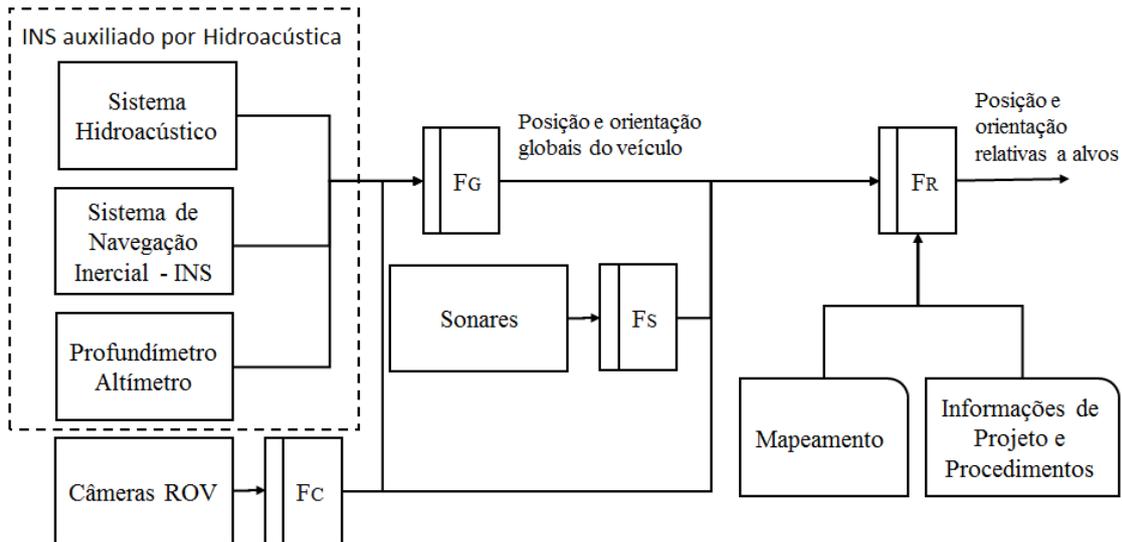


Figura 4.1: Arquitetura de fusão de sensores.

das em uma informação de posição relativa aos alvos de atuação, uma interface em equipamento ou distância e orientação em relação a rota de um duto. Este tipo de processamento de informações pode ser auxiliado por conhecimento externo como são as coordenadas de mapeamento e informações de projeto e advindas de procedimentos de operação. As informações de mapeamento sempre apresentam uma coordenada no plano horizontal e uma profundidade, as informações de projeto e procedimentos apresentam as dimensões dos equipamentos e dutos e os posicionamentos relativos de diversos elementos destes equipamentos e dutos.

Ainda podem estar presentes em um sistema de ROV nós de fusão F_S e F_C que representam o processamento das observações de sonares e câmeras. Estes nós podem ser de processamento paralelo e competitivo se são, por exemplo, avaliadas as informações de uma mesma medida de distância a um obstáculo por sonares distintos como forma de reduzir a incerteza individual destes sonares. Os nós poderão ser paralelos e cooperativos quando temos o processamento das observações para produzir uma informação agregada. Este é o caso, por exemplo, de se obter informações sobre dimensões de alvos com o uso de estereoscopia. Também faz parte de F_C o processamento digital das imagens com o objetivo de extração de geometrias que servem de auxílio à estimativa de posição e orientação.

Observa-se que ROVs possuem outros sensores como o DVL para medição de velocidade de deslocamento, utilizado pelo sistema de navegação inercial, e sensores de propriedades internas como o de temperatura do sistema hidráulico. Como sistemas INS auxiliados por hidroacústica possuem amplo estudo disponível em literatura da área e estão disponíveis comercialmente [67], neste trabalho este elemento não será tratado em detalhes. Os valores que este produz, via estimativa ótima de estados própria obtida pelo processamento de dados de hidroacústica, altímetros, IMUs e

DVL serão adotados como informações de entrada para os demais nós de fusão. Sensores de estados internos, como os de temperatura, não são de interesse para a aplicação de controle em questão.

A inovação apresentada nesta tese está na fusão das informações de posicionamento apresentadas pelo sistema INS com as informações obtidas por processamento visual das informações disponíveis nos alvos de atuação.

4.3 Modelo de Fusão de Dados de Sensor

Dada a natureza estocástica do processamento de dados de sensores sob análise, a modelagem probabilística bayesiana [14, 18, 93, 94, 96, 99] pode ser considerada como uma abordagem adequada para estabelecer um modelo matemático de sensor.

Para tal, é necessário distinguir uma variável, $\boldsymbol{\mu}$, que contém o valor verdadeiro da propriedade sendo observada, da medida realizada pelo sensor, \mathbf{m} . Ao longo de um processo de medição, é possível realizar n medidas $\mathbf{m}_i, i \in \{1, 2, \dots, n\}$ desta propriedade enquanto o valor em si da variável de interesse $\boldsymbol{\mu}$ precisa ser inferido mas nunca é de fato diretamente observado devido às limitações tecnológicas que causam os erros e incertezas nos sensores [96].

O modelo matemático deste processo de inferência com emprego da teoria de Bayes é estimar uma probabilidade condicional *a posteriori*, $P(\boldsymbol{\mu}|\mathbf{m}, \mathbf{I})$, onde $\boldsymbol{\mu}$ denota o valor verdadeiro da variável de interesse para o ponto do processo de inferência e controle, $\mathbf{m} = \{m_1, m_2, \dots, m_n\}$ e \mathbf{I} é toda informação externa conhecida sobre o processo.

A função de distribuição de probabilidades condicional $p(\boldsymbol{\mu}|\mathbf{m}, \mathbf{I})$ pode ser calculada pela aplicação do Teorema de Bayes da seguinte forma:

$$p(\boldsymbol{\mu}|\mathbf{m}, \mathbf{I}) = \frac{p(\mathbf{m}|\boldsymbol{\mu}, \mathbf{I})\pi(\boldsymbol{\mu}|\mathbf{I})}{p(\mathbf{m}|\mathbf{I})} \quad (4.1)$$

e

$$p(\boldsymbol{\mu}|\mathbf{m}, \mathbf{I}) = \frac{p(\mathbf{m}|\boldsymbol{\mu}, \mathbf{I})\pi(\boldsymbol{\mu}|\mathbf{I})}{\int p(\mathbf{m}|\boldsymbol{\mu}, \mathbf{I})\pi(\boldsymbol{\mu}|\mathbf{I})d\boldsymbol{\mu}} \quad (4.2)$$

onde π é uma função de probabilidades *a priori*.

Os termos da Equação 4.1 podem ser descritos como a seguir:

- a função $\pi(\boldsymbol{\mu}|\mathbf{I})$ é uma função de densidades de probabilidade que descreve o conhecimento *a priori* sobre $\boldsymbol{\mu}$. Este conhecimento precisa de alguma forma ser representado por dados históricos e histogramas de análise de dados disponíveis relevantes ao problema. Idealmente essa função deve ser obtida pela análise estatística de um conjunto de dados suficiente para ajuste de um modelo de

distribuição de probabilidades.

- a função $p(\mathbf{m}|\mu, \mathbf{I})$ é normalmente denominada de verossimilhança (*likelihood*) e é uma função contínua que descreve como as medidas de sensor dependem do valor verdadeiro μ e do conhecimento externo I , ou seja, esta função descreve qual é a possibilidade de se obter determinadas medidas dado o conhecimento que temos sobre os valores verdadeiros e outras informações. Em filtros de estimativa esta normalmente é representada por funções matemáticas de transição que representam o comportamento e a dinâmica do sistema.
- a função $p(\mathbf{m}|\mathbf{I})$ é chamada de evidência, ou seja, é uma função que representa as novas medidas sendo introduzidas na inferência sobre o valor verdadeiro μ para atualizar a função *a posteriori* com novos dados, considerando as informações embutidas nas funções *a priori* e de *likelihood*.

A aplicação do modelo Bayesiano de sensor, apesar de conceitualmente simples, apresenta algumas dificuldades relacionadas a como desenvolver o modelo $p(\mathbf{m}|\mu, \mathbf{I})\pi(\mu|\lambda, \mathbf{I})$ que represente o problema físico em questão e à complexidade computacional para derivar a função de probabilidades *a posteriori*.

Outras abordagens baseadas em teorias de modelagem de incertezas, como lógica difusa, podem ser utilizadas para desenvolver um modelo de sensor [18, 97, 98]. Estas abordagens são adequadas quando as limitações de emprego de probabilidades são mais evidentes como em casos que apresentam limitações na obtenção de um volume de dados adequado para estabelecer uma função *a priori* de distribuição de probabilidades. A princípio os comportamentos de sensor objeto deste trabalho podem ser estudados para se obter os parâmetros destas distribuições, desta forma, outras abordagens serão deixadas para discussões em trabalhos futuros.

4.4 Inferência Bayesiana Recursiva

Nesta seção é apresentada uma revisão dos métodos de inferência bayesiana para sistemas que possuem uma dinâmica que os levam a mudar com o tempo, apresentando estimativas das posições e orientações em tempos discretos após a execução de algum controle e medição de parâmetros por sensores.

A seguir são apresentadas as abordagens para fusão multitemporal de dados primeiramente considerando a disponibilidade de um único sensor. Na sequência são apresentadas as abordagens para fusão de dados para vários sensores no tempo, configurando o que se chama de fusão de dados multitemporal e multi-sensor.

Considerando o estado de um sistema, ξ_k , que contém toda informação relevante para descrever o sistema (posição, orientações, velocidades, etc.), em um tempo

discreto k , é possível realizar uma inferência a respeito da função densidade de probabilidades deste estado de uma forma sequencial pela estimativa da função *a posteriori* $p(\boldsymbol{\xi}_k|\mathbf{m}_{1:l}, \mathbf{I})$. Isto é feito pela fusão de uma sequência de medidas de sensor $\mathbf{m}_{1:l} = (\mathbf{m}_1, \mathbf{m}_2, \dots, \mathbf{m}_l)$, mantendo a restrição $k = l$.

Como é necessário realizar uma estimativa de $p(\boldsymbol{\xi}_k|\mathbf{m}_{1:l}, \mathbf{I})$ para cada tempo k , o Teorema de Bayes é empregado de forma recursiva [93, 96]:

$$p(\boldsymbol{\xi}_k|\mathbf{m}_{1:k}, \mathbf{I}) = \frac{p(\mathbf{m}_k|\boldsymbol{\xi}_k, \mathbf{I})p(\boldsymbol{\xi}_k|\mathbf{m}_{1:k-1}, \mathbf{I})}{p(\mathbf{m}_k|\mathbf{m}_{1:k-1}, \mathbf{I})} \quad (4.3)$$

onde:

$$p(\boldsymbol{\xi}_k|\mathbf{m}_{1:k-1}, \mathbf{I}) = \int p(\boldsymbol{\xi}_k|\boldsymbol{\xi}_{k-1}, \mathbf{I})p(\boldsymbol{\xi}_{k-1}|\mathbf{m}_{1:k-1}, \mathbf{I})d\boldsymbol{\xi}_{k-1} \quad (4.4)$$

$$p(\mathbf{m}_k|\mathbf{m}_{1:k-1}, \mathbf{I}) = \int p(\mathbf{m}_k|\boldsymbol{\xi}_k, \mathbf{I})p(\boldsymbol{\xi}_k|\mathbf{m}_{1:k-1}, \mathbf{I})d\boldsymbol{\xi}_k \quad (4.5)$$

Para a inferência recursiva representada pelas Equações 4.3, 4.4 e 4.5 o problema principal consiste em resolver as integrais das Equações 4.4 e 4.5 de forma a obter $p(\boldsymbol{\xi}_k|\mathbf{m}_{1:k}, \mathbf{I})$. Cabe observar que as equações acima são válidas para os casos onde se pode assumir modelos de medição markovianos para \mathbf{m}_k e modelos de processos markovianos para $\boldsymbol{\xi}_k$. Basicamente, estas condições determinam que os valores de \mathbf{m}_k independem de estados, $\boldsymbol{\xi}_{1:k-1}$, e medidas, $\mathbf{m}_{1:k-1}$, anteriores do sistema:

$$p(\mathbf{m}_k|\boldsymbol{\xi}_k, \mathbf{m}_{1:k-1}, \mathbf{I}) = p(\mathbf{m}_k|\boldsymbol{\xi}_k, \mathbf{I}) \quad (4.6)$$

Da mesma forma, $\boldsymbol{\xi}_k$ depende somente de $\boldsymbol{\xi}_{k-1}$:

$$p(\boldsymbol{\xi}_k|\boldsymbol{\xi}_{k-1}, \mathbf{m}_{1:k-1}, \mathbf{I}) = p(\boldsymbol{\xi}_k|\boldsymbol{\xi}_{k-1}, \mathbf{I}) \quad (4.7)$$

Para obter a solução das integrais definidas nas Equações 4.4 e 4.5, é conveniente reescrever os modelos de processo e de medição na forma de equações estocásticas:

$$\boldsymbol{\xi}_k = \mathbf{f}_k(\boldsymbol{\xi}_{k-1}, \mathbf{v}_{k-1}) \quad (4.8)$$

$$\mathbf{m}_k = \mathbf{h}_k(\boldsymbol{\xi}_k, \mathbf{w}_k) \quad (4.9)$$

onde \mathbf{v}_{k-1} e \mathbf{w}_k são fatores de erro que representam a natureza estocástica do estado do sistema sendo observado e os erros inerentes às medições feitas pelos sensores.

Realizando a substituição da equação 4.8 em 4.4:

$$p(\boldsymbol{\xi}_k | \boldsymbol{\xi}_{k-1}, \mathbf{I}) = \int p(\boldsymbol{\xi}_k | \boldsymbol{\xi}_{k-1}, \mathbf{v}_{k-1}, \mathbf{I}) p(\mathbf{v}_{k-1} | \boldsymbol{\xi}_{k-1}, \mathbf{I}) d\mathbf{v}_{k-1} \quad (4.10)$$

$$p(\boldsymbol{\xi}_k | \boldsymbol{\xi}_{k-1}, \mathbf{I}) = \int \delta(\boldsymbol{\xi}_k - \mathbf{f}_k(\boldsymbol{\xi}_{k-1}, \mathbf{v}_{k-1})) p(\mathbf{v}_{k-1} | \mathbf{I}) d\mathbf{v}_{k-1} \quad (4.11)$$

onde se assume para a última equação que o erro independe do estado do sistema.

Da mesma forma, ao se substituir a equação 4.9 em 4.5, obtém-se:

$$p(\mathbf{m}_{1:k} | \xi_k, \mathbf{I}) = \int p(\mathbf{m}_{1:k} | \xi_k, \mathbf{w}_k, \mathbf{I}) p(\mathbf{w}_k | \xi_k, \mathbf{I}) d\mathbf{w}_k \quad (4.12)$$

$$p(\mathbf{m}_{1:k} | \xi_k, \mathbf{I}) = \int \delta(\mathbf{m}_k - \mathbf{h}_k(\xi_k, \mathbf{w}_k)) p(\mathbf{w}_k | \mathbf{I}) d\mathbf{w}_k \quad (4.13)$$

Após as definições das equações acima, pode-se descrever os passos básicos da inferência bayesiana recursiva conforme os passos a seguir:

- Inicialização: primeiramente é realizada uma inicialização do processo com a determinação de uma função densidade de probabilidades *a priori*, $p(\boldsymbol{\xi}_0 | \mathbf{m}_0, \mathbf{I})$, onde o índice \mathbf{m}_0 indica que nenhuma medida está disponível ou foi realizada ainda.
- Predição: a inferência opera recursivamente por primeiro estimando uma função *a posteriori*, $p(\boldsymbol{\xi}_{k-1} | \mathbf{m}_{1:k-1}, \mathbf{I})$ no tempo $k - 1$, representativa da evolução do estado do sistema, e por considerando que uma nova medição torna-se disponível no tempo k . Esta função prevista é utilizada como uma função *a priori* para o tempo k de forma que se obtém um função do estado, $p(\boldsymbol{\xi}_k | \mathbf{m}_{1:k-1}, \mathbf{I})$ pela propagação da função $p(\boldsymbol{\xi}_{k-1} | \mathbf{m}_{1:k-1}, \mathbf{I})$ do tempo $k - 1$ para o tempo k . Esta previsão do estado do sistema é feita com um modelo de processo que nesse caso são as transformações cinemáticas necessárias para colocar o sistema em um estado mais próximo do desejado via controle. As incertezas desta transformação são originadas dos distúrbios do controle dinâmico exercido sobre o sistema.
- Correção: para eliminar os erros do estado previsto do sistema, é feita uma correção deste estado previsto, $p(\boldsymbol{\xi}_k | \mathbf{m}_{1:k-1}, \mathbf{I})$ utilizando a última medição de sensor obtida, \mathbf{m}_k , e empregando o processo de inferência de Bayes para produzir um estado corrigido $p(\boldsymbol{\xi}_k | \mathbf{m}_k, \mathbf{I})$.

Em tese, ao se realizar o processo de correção para a última medição disponível, a função de densidade de probabilidades tem sua dispersão reduzida, ou seja, a precisão com que o estado do sistema é estimado é melhorada [96].

Para a maior parte dos problemas de inferência recursiva, incluindo o tratado neste trabalho, é impossível dar um tratamento analítico para o disposto na formulação apresentada acima e particularmente para as integrações dispostas nas Equações 4.4 e 4.5. Desta forma, uma série de métodos de resolução desta inferência foram desenvolvidos e podem ser classificados com o uso de critérios relacionados ao tipo de comportamento do sistema dinâmico em questão, linear ou não-linear, e ao tipo de função de densidade de probabilidades que pode ser adotada como modelo dos erros de medição e dos ruídos presentes no comportamento do sistema, Gaussiana ou não Gaussiana [93].

A seguir é apresentada a formulação de estimativa de estados com fusão de sensores baseada no Filtro de Kalman e Filtro de Kalman Estendido (*Extended Kalman Filter* - EKF) que são filtros que utilizam o conceito bayesiano e têm sido adotados para estimativa de estados de ROVs quando há, por exemplo, o emprego de sistemas de navegação inercial.

Os métodos baseados em Filtros de Kalman são empregados na hipótese de comportamento Gaussiano linear ou não linear. O EKF é adotado para sistemas de comportamento não linear onde é feita uma linearização analítica para se obter uma solução. Há também a possibilidade de realizar integrações numéricas para solução da inferência recursiva descrita em outras vertentes do Filtro de Kalman [93].

Os métodos de Filtros de Partículas [93, 99, 100] são adotados como solução para algumas abordagens SLAM disponíveis e são aplicáveis ao caso onde as densidades de probabilidades não podem ser assumidas como Gaussianas, apesar de também encontrarem aplicação para solução de sistemas com erros Gaussianos.

4.5 Filtro de Kalman e Filtro de Kalman Estendido

Para o caso específico de um sistema linear Gaussiano, uma solução recursiva para a inferência Bayesiana é possível via Filtro de Kalman que pode ser derivado pela determinação de um modelo de processo linear:

$$\boldsymbol{\xi}_k = \mathbf{F}_k \boldsymbol{\xi}_{k-1} + \mathbf{v}_{k-1} \quad (4.14)$$

e de um modelo Gaussiano linear de medição:

$$\mathbf{m}_k = \mathbf{H}_k \boldsymbol{\xi}_k + \mathbf{w}_k \quad (4.15)$$

onde $\mathbf{v}_{k-1} \sim \mathcal{N}(0, \mathbf{Q}_{k-1})$ e $\mathbf{w}_k \sim \mathcal{N}(0, \mathbf{R}_k)$ são fontes de erro independentes. Os elementos \mathbf{Q}_{k-1} e \mathbf{R}_k são as covariâncias das distribuições Gaussianas dos erros, isto é, a covariância da perturbação no comportamento do sistema, neste caso na navegação do ROV, e a covariância dos erros de medição.

Se durante o passo de inicialização da inferência for assumido que a função de densidade de probabilidades é Gaussiana, $p(\boldsymbol{\xi}_0|\mathbf{m}_0, \mathbf{I}) \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_{0|0}, \boldsymbol{\Sigma}_{0|0})$, então tanto a função prevista, 4.5, e a função *a posteriori*, 4.4, são Gaussianas:

$$p(\boldsymbol{\xi}_k|\mathbf{m}_{1:k-1}, \mathbf{I}) \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_{k|k-1}, \boldsymbol{\Sigma}_{k|k-1}) \quad (4.16)$$

$$p(\boldsymbol{\xi}_k|\mathbf{m}_{1:k}, \mathbf{I}) \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_{k|k}, \boldsymbol{\Sigma}_{k|k}) \quad (4.17)$$

O Filtro de Kalman consiste em estimar recursivamente o sistema de equações a seguir.

Equação de predição de estado:

$$\boldsymbol{\mu}_{k|k-1} = \mathbf{F}_k \boldsymbol{\mu}_{k-1|k-1} \quad (4.18)$$

Equação de predição de covariância:

$$\boldsymbol{\Sigma}_{k|k-1} = \mathbf{Q}_{k-1} + \mathbf{F}_k \boldsymbol{\Sigma}_{k-1|k-1} \mathbf{F}_k^T \quad (4.19)$$

Equação de atualização de estado com medições:

$$\boldsymbol{\mu}_{k|k} = \boldsymbol{\mu}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k (\mathbf{m}_k - \mathbf{H}_k \boldsymbol{\mu}_{k|k-1}) \quad (4.20)$$

Equação de atualização da covariância:

$$\boldsymbol{\Sigma}_{k|k} = \boldsymbol{\Sigma}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k \boldsymbol{\Sigma}_{k|k-1} \quad (4.21)$$

Equação da matriz de ganho de Kalman, \mathbf{K}_k , definida como:

$$\mathbf{K}_k = \boldsymbol{\Sigma}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \boldsymbol{\Sigma}_{k|k-1} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (4.22)$$

Para a derivação do caso de comportamento não linear de um sistema, o Filtro de Kalman Estendido, aplica-se o Filtro de Kalman com o uso de modelos não lineares de estados de processo e de medição:

$$\boldsymbol{\xi}_k = \mathbf{f}_k \boldsymbol{\xi}_{k-1} + \mathbf{v}_{k-1} \quad (4.23)$$

$$\mathbf{m}_k = \mathbf{h}_k \boldsymbol{\xi}_k + \mathbf{w}_k \quad (4.24)$$

onde $\mathbf{v}_{k-1} \sim \mathcal{N}(0, \mathbf{Q}_{k-1})$ e $\mathbf{w}_k \sim \mathcal{N}(0, \mathbf{R}_k)$ são fontes de erro, ou ruídos, independentes com distribuições Gaussianas. As funções \mathbf{f}_k e \mathbf{h}_k representam os modelos de previsão de estados e estimativa de medição baseada no estado do sistema.

Para emprego do Filtro de Kalman, é necessário realizar uma linearização das Equações 4.23 e 4.24. Esta linearização é feita via expansão de uma série de Taylor:

$$\boldsymbol{\xi}_k \approx \mathbf{f}_k(\boldsymbol{\mu}_{k-1|k-1}) + \tilde{\mathbf{F}}_k(\boldsymbol{\xi}_{k-1} - \boldsymbol{\mu}_{k-1|k-1}) + \mathbf{v}_{k-1} \quad (4.25)$$

$$\mathbf{m}_k \approx \mathbf{h}_k(\boldsymbol{\mu}_{k|k-1}) + \tilde{\mathbf{H}}_k(\boldsymbol{\xi}_k - \boldsymbol{\mu}_{k|k-1}) + \mathbf{w}_{k-1} \quad (4.26)$$

onde

$$\tilde{\mathbf{F}}_k = \left. \frac{\partial \mathbf{f}_k(\boldsymbol{\xi})}{\partial \boldsymbol{\xi}} \right|_{\boldsymbol{\xi}=\boldsymbol{\mu}_{k-1|k-1}} \quad (4.27)$$

$$\tilde{\mathbf{H}}_k = \left. \frac{\partial \mathbf{h}_k(\boldsymbol{\xi})}{\partial \boldsymbol{\xi}} \right|_{\boldsymbol{\xi}=\boldsymbol{\mu}_{k|k-1}} \quad (4.28)$$

Os Jacobianos representados nas equações acima precisam ser derivados analiticamente, havendo, no entanto, a opção de realizar uma estimativa numérica dos mesmos quando necessário.

Estes modelos linearizados podem ser filtrados com a formulação original e linear do Filtro de Kalman de forma que o sistema de equações do Filtro de Kalman Estendido é a seguinte:

$$p(\boldsymbol{\xi}_k | \mathbf{m}_{1:k-1}, \mathbf{I}) \approx \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_{k|k-1}, \boldsymbol{\Sigma}_{k|k-1}) \quad (4.29)$$

$$p(\boldsymbol{\xi}_k | \mathbf{m}_{1:k}, \mathbf{I}) \approx \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_{k|k}, \boldsymbol{\Sigma}_{k|k}) \quad (4.30)$$

Com o sistema de equações a seguir.

Equação de predição de estado:

$$\boldsymbol{\mu}_{k|k-1} = \mathbf{f}_k \boldsymbol{\mu}_{k-1|k-1} \quad (4.31)$$

Equação de predição de covariância:

$$\boldsymbol{\Sigma}_{k|k-1} = \mathbf{Q}_{k-1} + \tilde{\mathbf{F}}_k \boldsymbol{\Sigma}_{k-1|k-1} \tilde{\mathbf{F}}_k^T \quad (4.32)$$

Equação de atualização de estado com medições:

$$\boldsymbol{\mu}_{k|k} = \boldsymbol{\mu}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k(\mathbf{m}_k - \mathbf{h}_k(\boldsymbol{\mu}_{k|k-1})) \quad (4.33)$$

Equação de atualização da covariância:

$$\boldsymbol{\Sigma}_{k|k} = \boldsymbol{\Sigma}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k \tilde{\mathbf{H}}_k \boldsymbol{\Sigma}_{k|k-1} \quad (4.34)$$

Equação de cálculo do ganho de Kalman, \mathbf{K}_k :

$$\mathbf{K}_k = \Sigma_{k|k-1} \tilde{\mathbf{H}}_k^T (\tilde{\mathbf{H}}_k \Sigma_{k|k-1} \tilde{\mathbf{H}}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1} \quad (4.35)$$

O algoritmo de utilização do EKF consiste em sequencialmente realizar as estimativas determinadas pelas Equações 4.31 a 4.34 ao longo do tempo de duração do processo. A Equação 4.34 apresenta uma estimativa da covariância do processo onde há um fator de subtração multiplicado pelo ganho de Kalman que é motivado pela inovação que é criada com a medição pelo sensor do estado atualizado. Esta forma da equação indica uma tendência de redução das incertezas envolvidas com o decorrer do tempo de observação do processo.

Uma das limitações do emprego da formulação acima está no uso de linearização dos modelos de processo e medição, o que pode produzir resultados não satisfatórios para sistemas com grau de não linearidade elevado. As referências [93, 101] apresentam uma revisão de formulações alternativas. A segunda referência apresenta uma revisão de 22 métodos com foco em formulações do EKF para aplicação em visão robótica.

Seguindo a formulação cinemática com uso de quatérnions, métodos EKF baseados nesse tipo de modelagem tem sido propostos, principalmente na área de sistemas aeroespaciais [102, 103], dada a vantagem dos modelos com quatérnions no que diz respeito a evitar singularidades cinemáticas. Como mencionado no capítulo 3, veículos submarinos na prática operacional não são suscetíveis a singularidades durante a navegação assim como o são sistemas como satélites, por exemplo. No entanto, essa formulação ainda é vantajosa no que diz respeito à concisão e ao custo computacional de implementação [104].

4.6 Estimativa de Estados Multi-Sensor

Os filtros das seções anteriores foram apresentados para caso onde é realizada a fusão de funções de densidade de probabilidades de dados de um único sensor, permitindo a descrição de um estado de um processo pelo uso deste sensor.

A seguir são apresentadas formas de realizar esse tratamento que utilizam como base os filtros apresentados nas seções anteriores. Essas técnicas possuem duas premissas necessárias para seu correto funcionamento. Primeiro é necessário obter o alinhamento temporal das medidas, ou seja, deve ser garantido que cada conjunto de dados de sensor utilizado em determinado instante do tempo nos filtros para determinação de um mesmo estado final foi obtido de maneira simultânea. A segunda premissa é a consistência espacial, as relações cinemáticas entre as informações produzidas pelos sensores precisa ser previamente conhecida e as transformações

necessárias executadas.

O método mais simples de fusão multi-sensor é a fusão de medições. Para este caso a solução é considerar os valores de todas as medições individuais, $\mathbf{m}_k^s, s \in \{1, 2, \dots, S\}$, do número de sensores, S , de forma a construir um vetor de medições $\tilde{\mathbf{m}}_k = ((\mathbf{m}_k^1)^T, (\mathbf{m}_k^2)^T, \dots, (\mathbf{m}_k^M)^T)^T$ que passa pelo filtro recursivo.

Para o caso de fusão de dois sensores com o Filtro de Kalman, teremos as seguintes equações de processo e medição:

$$\boldsymbol{\xi}_k = \mathbf{f}_k \boldsymbol{\xi}_{k-1} + \mathbf{v}_{k-1} \quad (4.36)$$

$$\mathbf{m}_k^1 = \mathbf{h}_k^1 \boldsymbol{\xi}_k + \mathbf{w}_k^1 \quad (4.37)$$

$$\mathbf{m}_k^2 = \mathbf{h}_k^2 \boldsymbol{\xi}_k + \mathbf{w}_k^2 \quad (4.38)$$

com $\mathbf{v}_{k-1} \sim \mathcal{N}(0, \mathbf{Q}_{k-1})$, $\mathbf{w}_k^1 \sim \mathcal{N}(0, \mathbf{R}_k^1)$ e $\mathbf{w}_k^2 \sim \mathcal{N}(0, \mathbf{R}_k^2)$.

A estimativa de $p(\boldsymbol{\xi}_k | \mathbf{m}_{1:k}^{1:2}, \mathbf{I}) \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_{k|k}, \boldsymbol{\Sigma}_{k|k})$ é feita pela formulação de Kalman, utilizando dois fatores de inovação nas equações de atualização, conforme equações abaixo.

Equação de atualização de estado com duas medições:

$$\boldsymbol{\mu}_{k|k} = \boldsymbol{\mu}_{k|k-1} + \mathbf{K}_k^1 (\mathbf{m}_k^1 - \mathbf{h}_k^1 (\boldsymbol{\mu}_{k|k-1})) + \mathbf{K}_k^2 (\mathbf{m}_k^2 - \mathbf{h}_k^2 (\boldsymbol{\mu}_{k|k-1})) \quad (4.39)$$

Equação de atualização da covariância com duas medições:

$$\boldsymbol{\Sigma}_{k|k} = \boldsymbol{\Sigma}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k^1 \tilde{\mathbf{H}}_k^1 \boldsymbol{\Sigma}_{k|k-1} - \mathbf{K}_k^2 \tilde{\mathbf{H}}_k^2 \boldsymbol{\Sigma}_{k|k-1} \quad (4.40)$$

Equações de cálculo dos ganhos de Kalman, \mathbf{K}_k^1 e \mathbf{K}_k^2 :

$$\mathbf{K}_k^1 = \boldsymbol{\Sigma}_{k|k-1} \tilde{\mathbf{H}}_k^{1T} (\tilde{\mathbf{H}}_k^1 \boldsymbol{\Sigma}_{k|k-1} \tilde{\mathbf{H}}_k^{1T} + \mathbf{R}_k^1)^{-1} \quad (4.41)$$

$$\mathbf{K}_k^2 = \boldsymbol{\Sigma}_{k|k-1} \tilde{\mathbf{H}}_k^{2T} (\tilde{\mathbf{H}}_k^2 \boldsymbol{\Sigma}_{k|k-1} \tilde{\mathbf{H}}_k^{2T} + \mathbf{R}_k^2)^{-1} \quad (4.42)$$

Um segundo método de realizar a fusão de dados de sensores em um instante de tempo é primeiro realizar uma fusão multitemporal utilizando uma quantidade de filtros equivalente à quantidade de sensores disponíveis para na sequência realizar a fusão de todas as funções *a posteriori* $p(\boldsymbol{\xi}_k^s | \mathbf{m}_{1:k}^s, \mathbf{I})$, $s \in \{1, 2, \dots, S\}$ pelo emprego de uma estimativa de mínimos quadrados [105]. As funções *a posteriori* são obtidas pelo emprego dos filtros às medidas $\mathbf{m}_{1:k}^s = \{\mathbf{m}_1^s, \mathbf{m}_2^s, \dots, \mathbf{m}_k^s\}$.

Para o caso particular de fusão de dois sensores, a estimativa global, $\bar{\boldsymbol{\mu}}_{k|k}$ com-

posta por estimativas $\xi_k^1 \sim \mathcal{N}(\mu_{k|k}^1, \Sigma_{k|k}^1)$ e $\xi_k^2 \sim \mathcal{N}(\mu_{k|k}^2, \Sigma_{k|k}^2)$ pode ser calculada pela fórmula de Bar-Shalom-Campo [106]:

$$\begin{aligned} \bar{\mu}_{k|k} &= \mu_{k|k}^1 (\Sigma_{k|k}^2 - \Sigma_{k|k}^{2,1}) (\Sigma_{k|k}^1 + \Sigma_{k|k}^2) - \Sigma_{k|k}^{1,2} - \Sigma_{k|k}^{2,1})^{-1} \\ &+ \mu_{k|k}^2 (\Sigma_{k|k}^1 - \Sigma_{k|k}^{1,2}) (\Sigma_{k|k}^1 + \Sigma_{k|k}^2) - \Sigma_{k|k}^{1,2} - \Sigma_{k|k}^{2,1})^{-1} \mu_{k|k}^2 \end{aligned} \quad (4.43)$$

Aqui $\Sigma_{k|k}^{1,2}$ e $\Sigma_{k|k}^{2,1}$ são as matrizes de covariância cruzada entre \mathbf{m}_k^1 e \mathbf{m}_k^2 . Em muitas aplicações é possível se obter as matrizes de covariância, sendo, no entanto, mais difícil estimar as covariâncias cruzadas. Para estes casos é possível realizar aproximações considerando-as como nulas [96].

A Figura 4.2 mostra o fluxograma genérico de processamento para estimativa de estado com o Filtro de Kalman para o caso de fusão de sensores.

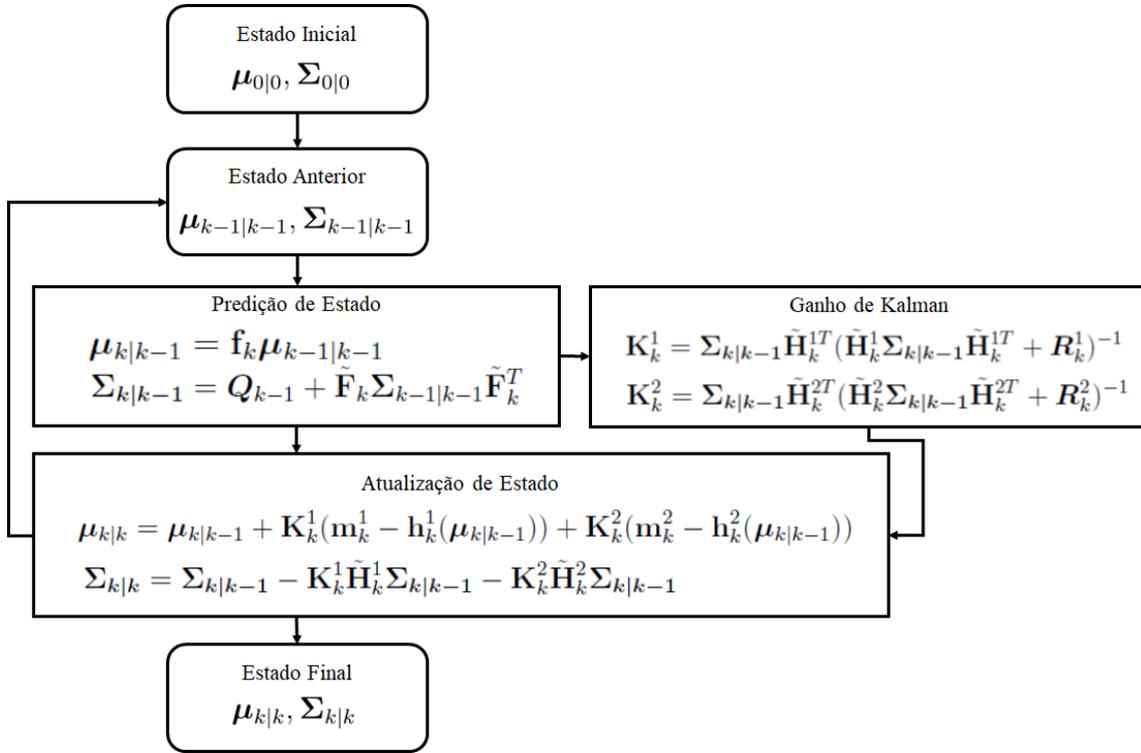


Figura 4.2: Fluxograma da estimativa de estados com Filtro de Kalman.

4.7 Estimativa de Movimentos de Câmeras

4.7.1 Definição do Problema

Há um contraste entre o uso de informações de sensores baseados em hidroacústica e unidades de movimento inerciais com o uso de informações produzidas por câmeras. É possível afirmar que as câmeras são os sensores de navegação com a tecnologia mais simples e barata em comparação aos sensores que demandam emissão de sinais

acústicos em ambiente aquático. É possível, por exemplo, simplesmente empregar uma câmera disponível em mercado para uso de público em geral e encapsular a mesma em uma garrafa estanque para que a mesma possa ser utilizada por um ROV. O contraste reside no fato de que os sensores hidroacústicos produzem uma informação cujo tratamento é mais direto apesar do maior custo da tecnologia, produzem uma informação de localização ou de distância, e as informações produzidas por câmeras demandam uma série de processamentos para que possam ser utilizadas de forma útil.

O objetivo do processamento digital de imagens para a aplicação em questão neste trabalho, é primeiramente utilizar os dados capturados pelos sensores de imagem para estimar a pose da câmera, e por consequência do veículo, em relação aos alvos que têm suas imagens capturadas. A solução deste problema é uma área de pesquisa de importância nas disciplinas de visão computacional [87, 107] e fotogrametria. Nesta seção é apresentada uma revisão dos métodos empregados nesta aplicação de visão computacional para posicionamento de ROVs. Algumas pesquisas apresentam aplicações de técnicas de visão computacional com ROVs, ver [20, 21], por exemplo. Esta tese aborda em específico o tratamento as imagens e atributos de operações em dutos e equipamentos submarinos para a obtenção de pose. Estas imagens possuem padrões peculiares que indicam o emprego de técnicas adequadas, conforme descrito ao longo desta seção.

Um segundo objetivo do processamento de imagens para esta aplicação é obter um discernimento da posição do alvo individual em que é necessário intervir dentro de uma imagem onde são representados vários alvos, ou seja, definir as interfaces para atuação de ROV nos painéis de equipamentos. Esse discernimento é necessário para que o veículo se posicione via controle no ponto de acesso ao alvo em questão. Isso precisa ser obtido pela segmentação da imagem onde há uma diferenciação clara entre o que são pontos utilizados para estimativa de pose da câmera e o que são os alvos de fato. Uma vez segmentadas as imagens e estimadas as posições dos alvos é possível realizar o controle cinemático adequado. Uma forma de resolver esse segundo objetivo é empregar técnicas de segmentação semântica das imagens [108].

Em linhas gerais, os seguintes passos são seguidos para obtenção de informações de imagens dentro do contexto de visão computacional:

- obtenção de pixels de uma imagem digital e classificação destes com o uso de um critério adequado para a aplicação como utilização de sua intensidade e localização para realizar segmentações e alocar cada pixel dentro de uma classe que tenha significado à aplicação;
- após classificação de pixels em classes, realizar um agrupamento de pixels da mesma classe via um critério de associação, como adjacência;

- descrever estes grupos em termos de atributos como bordas ou regiões derivadas de características como distribuição espacial, momentos e fronteiras. Atributos de uma imagem basicamente se resumem a pontos, bordas (círculos, linhas, etc.) e áreas;
- descrever/localizar esses grupos em termos de suas relações geométricas e espaciais na imagem. Por exemplo, uma vez detectada uma região em forma de círculo, indicar quais são as coordenadas do centro deste círculo;
- por último, pode ser realizada a segmentação semântica destes atributos onde são assinalados rótulos aos mesmos que indicam seu significado como, por exemplo, indicar que determinada região possui o formato de uma pessoa, de um carro ou, neste caso, indicar que a imagem representa um duto ou uma interface em específico no painel do equipamento.

O entendimento de como o tratamento de pixels em uma imagem digital pode produzir uma informação de posição e orientação de um objeto no sistema de coordenadas global, depende do entendimento de conceitos de geometria projetiva onde se trata da perda da informação de profundidade quando é projetado um objeto 3D sobre uma imagem 2D. Neste processo, o mapeamento entre pontos não é unívoco, pois dado um ponto qualquer da imagem, só é possível inferir que o ponto no mundo real está em algum lugar do raio de projeção formado entre este ponto e o ponto de origem da câmera. Além disso, estas transformações não preservam a forma dos alvos, os ângulos internos de geometrias são modificados pelo efeito de ponto de fuga. Geometrias circulares precisam ser descritas por elipses afetadas pelos ângulos de pose da câmera em relação ao alvo.

A formulação básica depende da definição de um tipo de modelo de câmera, sendo que o modelo de maior uso é o modelo *pinhole*, conforme já apresentado no capítulo anterior. Este modelo pode ser descrito pela equação abaixo:

$$\tilde{\mathbf{p}} = \begin{bmatrix} \frac{f}{\rho_w} & 0 & u_0 \\ 0 & \frac{f}{\rho_h} & v_0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \mathbf{H}_c \tilde{\mathbf{P}} \quad (4.44)$$

$$\tilde{\mathbf{p}} = \mathbf{K} \mathbf{H}_c \tilde{\mathbf{P}} \quad (4.45)$$

onde $\tilde{\mathbf{p}}$ representa as coordenadas homogêneas do ponto na grade de pixels e $\tilde{\mathbf{P}}$ são as coordenadas homogêneas do ponto sendo observado. A matriz \mathbf{K} representa parâmetros intrínsecos da câmera que são determinados por calibração. Os valores ρ_w e ρ_h representam a largura e altura de cada pixel e os valores (u_0, v_0) são as coordenadas em pixels do ponto principal da câmera com f representando o comprimento focal.

A relação entre coordenadas do plano da imagem num sistema (xim, yim, zim) com as coordenadas em pixels $(u, v, 1)$ é dada pelas equações $u = \frac{xim}{\rho_w} + u_0$ e $v = \frac{yim}{\rho_h} + v_0$. A representação com um til sobre o vetor dos pontos indica que se está utilizando o sistema de coordenadas homogêneas, $\tilde{\mathbf{p}} = [u', v', w']^T$ e $\tilde{\mathbf{P}} = [xc, yc, zc, 1]^T$. A relação entre coordenadas de pixels e coordenadas homogêneas dos pixels é dada por $u = \frac{u'}{w'}$ e $v = \frac{v'}{w'}$. Normalmente as coordenadas de pixels são descritas utilizando uma grade com origem no canto superior esquerdo da imagem onde o pixel mais acima e à esquerda possui coordenadas $(1, 1)$ e o pixel mais inferior à direita possui coordenadas que dependem do tipo de definição da câmera, para uma câmera denominada *Full HD*, por exemplo, este pixel tem coordenadas $(1920, 1080)$.

Uma vez determinada a matriz \mathbf{K} por calibração, esta em tese permanece inalterada e a estimativa de pose de uma câmera em relação ao ponto sendo observado é obtida pela estimativa da matriz \mathbf{H}_c que é denominada de matriz de parâmetros extrínsecos da câmera. Como \mathbf{H}_c é composta por três parâmetros de posição e três de rotação, é uma conclusão direta entender que caso sejam conhecidas as relações espaciais entre $N \geq 6$ pontos em um alvo, e reconhecidos os pontos correspondentes na imagem, \mathbf{H}_c é prontamente estimada pelo sistema de equações que a Equação 4.45 produz.

Nos casos em que a quantidade de pontos correspondentes é $N > 6$, há uma sobredeterminação do sistema de equações e a pose é resolvida empregando métodos para minimizar um fator de erro ao quadrado.

Quando o sistema é subdeterminado é necessário ou empregar uma forma híbrida de estimativa onde a matriz \mathbf{H}_c também é composta de informações derivadas de outros sensores ou é utilizado um método baseado em correlações entre os mesmos atributos de múltiplas imagens de uma mesma cena. Apesar do problema ser determinado com $N \geq 6$, atualmente já foram desenvolvidos algoritmos de solução que apresentam resultados com um número menor de pontos.

Neste ponto é adequado mencionar o conceito de matriz de Homografia. Considerando a equação apresentada em 4.44 e 4.45, esta pode ser modificada para o caso onde todos os pontos sendo observados estão em um plano qualquer. Quando todos os pontos estão localizados no mesmo plano, é possível estabelecer um valor zc de $\tilde{\mathbf{P}}$ que seja conveniente para a estimativa dos parâmetros extrínsecos da câmera. Ao se convencionar que o sistema de coordenadas global é definido no plano que contém os pontos e que $zc = 0$:

$$\begin{bmatrix} u' \\ v' \\ w' \end{bmatrix} = \mathbf{K} \begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} & C_{13} & C_{14} \\ C_{21} & C_{22} & C_{23} & C_{24} \\ C_{31} & C_{32} & C_{33} & C_{34} \\ C_{41} & C_{42} & C_{43} & C_{44} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} xc \\ yc \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4.46)$$

Verifica-se que a matriz de parâmetros extrínsecos, \mathbf{H}_c , transforma-se em uma matriz com oito variáveis desconhecidas:

$$\begin{bmatrix} u' \\ v' \\ w' \end{bmatrix} = \mathbf{K} \begin{bmatrix} H_{11} & H_{12} & H_{13} \\ H_{21} & H_{22} & H_{23} \\ H_{31} & H_{32} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} xc \\ yc \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4.47)$$

onde se convencionou $H_{33} = 1$.

A vantagem produzida por uma matriz de Homografia, $\hat{\mathbf{H}}$, composta pelos elementos H_{ij} da Equação 4.47 reside na quantidade de pontos necessária para realizar a estimativa da pose da câmera em relação aos pontos deste plano. Com oito variáveis desconhecidas apenas $N = 4$ pontos são necessários para estimar os parâmetros. Com relações geométricas e distâncias entre os pontos no alvo conhecidas, a pose da câmera pode ser determinada.

Para a aplicação apresentada neste trabalho, pode ser considerado que os atributos de imagens presentes nas cenas de operação são de fato coplanares. Todos os acessos das interfaces em painéis residem nos planos destes. Ao se aproximar de um equipamento para intervenção estas interfaces são os atributos de referência para controle do ROV. Em uma inspeção de duto é adequado assumir que as bordas do duto estão em um mesmo plano coincidente com o plano do solo marinho.

Com esse efeito simplificador da homografia, o cerne do problema de estimativa de pose reside em como extrair pontos de interesse das imagens, como descrevê-los em termos de coordenadas e como traçar a correlação de um para um com os pontos do alvo de forma a obter a estimativa adequada da pose.

4.7.2 Estimativa de Pose

Esta seção descreve quais técnicas são normalmente empregadas para realizar operações de estimativa da pose de uma câmera dadas correspondências conhecidas entre pontos no alvo sendo visualizado e a imagem. Também é possível estimar a transformação entre duas imagens diferentes dadas correspondências entre os mesmos pontos do alvo representado nestas duas imagens. A estimativa de pose pode ser considerada como um caso particular do segundo problema que possui aplicações importantes em processamento de imagens e estimativa de movimentos a partir de visão [109].

Métodos puramente visuais de estimativa de pose podem ser classificados em métodos que utilizam correspondências entre pontos da imagem e pontos do objeto observado e métodos que utilizam correspondências entre primitivas geométricas, como linhas e círculos, entre imagem e o objeto.

Métodos que empregam correspondências entre N pontos possuem desenvolvi-

mento mais consolidado disponível em literatura onde pode ser citado o algoritmo DLT (*Direct Linear Transformation*) [110, 111], que consiste na resolução de um sistema linear sobredeterminado de relações entre pontos, e os algoritmos que resolvem o problema denominado *Perspective-n-Point*, PnP, [112]. Soluções para este problema existem para casos onde há no mínimo a correspondência de 3 pontos, $N = 3$, chamados de problemas P3P [112]. Algumas soluções também estão disponíveis para o *Perspective-n-Point*, PnP, , onde $n \geq 3$, dentre os mais utilizados está o método EPnP *Efficient Perspective-n-Point* (EPnP) [113].

Como as operações de ROV objeto de estudo neste trabalho caracterizam-se pela presença de estruturas que podem ser descritas por linhas em imagens (bordas de dutos e painéis) métodos que empregam a correspondência entre linhas poderiam ser utilizados. Estes métodos também podem ser divididos entre os que resolvem o problema de correspondência entre N linhas, *Perspective-n-Line*, PnL, e o caso mínimo de correspondência entre 3 linhas *Perspective-3-Line*, P3L [111, 114]. Estes problemas, no entanto, ainda são objeto de pesquisa e carecem de método consolidado e eficiente de solução [114]. O limitante para o emprego de métodos baseados em correspondências de linhas é o número insuficiente de linhas nos alvos de operação sob questão. Ao se inspecionar um duto, por exemplo, uma imagem possui a representação de apenas duas linhas, as bordas do duto. Este é um número inferior ao mínimo necessário para solução do problema nos seis graus de liberdade.

Ainda existem referências que adotam o uso de outros tipos de primitivas geométricas como, por exemplo, o apresentado em [115]. De acordo com este desenvolvimento, é possível estimar a pose em condições mínimas se encontrados os seguintes elementos geométricos em uma imagem: um círculo com centro discriminado, um círculo com coordenadas conhecidas no sistema de coordenadas de referência, sendo este um sistema global ou do alvo conveniente para estimativa de pose relativa, e uma imagem de dois pares de linhas paralelas.

Na abordagem de utilização de elipses como primitivas geométricas para estimativa de pose de câmeras, podem ser encontrados trabalhos recentes que apresentam uma aplicação espacial para um método de estimativa de poses apoiada pela detecção de múltiplas elipses [116]. Podem também ser citados trabalhos que apresentam método de detectar a pose a partir de dois círculos coplanares [117], ou de estimar a pose a partir de um único círculo para depois realizar fusão de estimativa desta com poses obtidas por pontos [118].

Abordagens híbridas [119] são empregadas em casos onde há limitações de identificação de atributos em imagens e não é possível traçar as correspondências exatas entre pontos e linhas das imagens e dos alvos. Para estes casos, dados de sensores adicionais como acelerômetros e sensores de distância são empregados dentro do sistema de equações necessário para resolver os seis graus de liberdade da câmera.

Um exemplo de abordagem híbrida onde são utilizados dados de sistemas inerciais e imagens pode ser encontrado em [22].

O processamento de múltiplas vistas da mesma cena indica formas de identificar quais pontos identificados em uma imagem correspondem a pontos identificados em uma segunda imagem pela análise da chamada Geometria Epipolar dos pontos [88]. Isso é feito com o uso de estimativa de matrizes denominadas de Fundamentais e Essenciais, que realizam mapeamentos entre pontos 3D correspondentes em imagens, e de Homografias que são matrizes que transformam pontos coplanares entre imagens. Desta avaliação da Geometria Epipolar, surge um conceito comum aos trabalhos citados acima e aos métodos de estimativa de pose e movimentos a partir de imagens que é o de Erro de Reprojeção.

Dado um conjunto de N pontos \mathbf{p}_i de uma imagem e um conjunto de pontos $\hat{\mathbf{p}}_i$ de uma segunda imagem, este erro pode ser definido para o caso particular de Homografias como:

$$\sum_i^N d(\mathbf{p}_i, \hat{\mathbf{p}}_i)^2 + d(\mathbf{p}'_i, \hat{\mathbf{p}}'_i)^2 \quad (4.48)$$

onde os pontos \mathbf{p}'_i e $\hat{\mathbf{p}}'_i$ respeitam a relação de Homografia mencionada na seção anterior, ou seja, $\mathbf{p}_i = \hat{\mathbf{H}}\mathbf{p}'_i$ e $\hat{\mathbf{p}}_i = \hat{\mathbf{H}}\hat{\mathbf{p}}'_i$. A função $d()$ é uma função de distâncias quadradas entre todos os elementos dos respectivos pontos.

Técnicas que buscam minimizar o Erro de Reprojeção utilizam a Equação 4.48 como uma função objetivo de um algoritmo que determina tanto a matriz $\hat{\mathbf{H}}$ quanto o grupo de correspondências $\mathbf{p}_i \leftrightarrow \mathbf{p}'_i$ e $\hat{\mathbf{p}}_i \leftrightarrow \hat{\mathbf{p}}'_i$. Uma vez estimada a matriz de Homografia é possível descrever o movimento feito pela câmera entre as imagens. A estimativa da pose com correspondência a pontos conhecidos de uma alvo pode ser considerada um caso particular deste problema de minimização [109]. Neste caso, um dos grupos de pontos deve ser interpretado como sendo o grupo de pontos do alvo.

Uma forma de realizar a minimização desta função de Erro de Reprojeção é empregando uma técnica denominada *Bundle Adjustment* [88, 109, 120]. Esta técnica é de alta relevância para a estimativa de movimentos a partir de imagens e cerne de métodos SLAM visuais. Possui uma formulação mais genérica para encontrar as coordenadas de pontos 3D, o movimento relativo entre imagens e refinar as características intrínsecas da câmera caso a calibração da mesma tenha incertezas.

Como esta técnica depende de um conjunto amplo de conceitos de geometria projetiva de múltiplas vistas que estão disponíveis nas referências citadas acima, e adicionalmente está disponível para implementação em pacotes abertos de visão computacional como o OpenCV¹, a mesma não será descrita aqui. Da mesma forma,

¹<https://opencv.org/>

os métodos de estimativa de pose, como o EPnP, estão disponíveis em pacotes abertos e possuem descrição detalhada nas referências citadas.

4.7.3 Detecção e Descrição de Atributos de Imagem

Da exposição feita na seção anterior, chega-se à conclusão que uma tarefa determinante para a realização de estimativas de pose e de movimentos entre imagens é a obtenção de atributos de imagens que possam ser descritos por pontos ou outras geometrias.

Para a detecção de atributos normalmente se considera uma função de intensidade de pixel, $I(u, v)$, que assume valores para cada coordenada de pixel como valores entre 0 e 255 para os casos de imagens em escala de cinza. A manipulação destas intensidades com, por exemplo, o cálculo de gradientes ou momentos, permite a detecção e descrição de atributos.

Os atributos de imagem de maior importância podem ser classificados em pontos de interesse, bordas ou regiões segmentadas [109]. Quando se usa o termo ponto, na realidade se faz referência a uma característica da imagem que é representada por uma pequena área de pixels suficiente para descrever características do alvo como cantos, picos, ou um pequeno padrão.

Além da detecção de um ponto de interesse, há a necessidade de realizar a *descrição* deste. A descrição consiste em calcular uma identidade de cada ponto de forma que possam ser discernidos individualmente e correlacionados em aplicações de estimativas de poses ou de transformações entre imagens de múltiplas vistas.

Como podem ocorrer translações, rotações e mudanças de escala de imagem a imagem, é necessário obter pontos com descritores que sejam invariantes a essas transformações e sejam estáveis a mudanças de visibilidade. Dentre os descritores de maior uso podem ser citados: SIFT (*Scale Invariant Feature Transform*) [121], SURF (*Speed Up Robust Features*) [122] e ORB (*Oriented FAST and Rotated BRIEF*) [123].

Os dois primeiros adotam uma estratégia de cálculo de magnitudes e direção de gradientes em janelas de pixels (16x16 pixels no caso do SIFT, por exemplo) que inclui o ponto de interesse e parte de sua vizinhança para formar uma descrição invariante. Tanto o descritor SIFT quanto o SURF são técnicas patenteadas.

O descritor ORB é utilizado em uma das principais abordagens de SLAM Visual disponíveis atualmente, ORB SLAM [124], e segundo seu autor produz melhores resultados no que condiz principalmente a custo computacional. Este descritor é livre de patente.

As Figuras 4.3 e 4.4 ilustram alguns testes de emprego de descritores ORB a imagens de painéis de equipamentos submarinos.

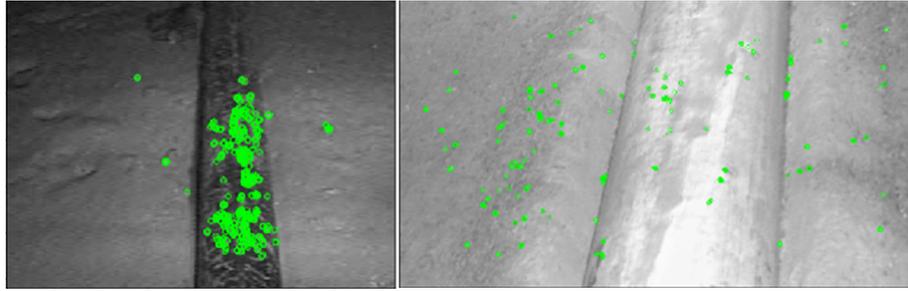


Figura 4.3: Descritores ORB aplicados a imagens de dutos.



Figura 4.4: Descritores ORB aplicados a imagens de equipamentos.

Pode-se verificar que o uso deste tipo de descritor é limitado para avaliação de movimentos de dutos pelo fato de que este tipo de imagem é pobre em padrões que podem ser corretamente detectados sobre os dutos. As imagens normalmente são pouco texturizadas, o que faz com que sejam detectados vários pontos sobre regiões de solo sem garantia de correspondência com os mesmos pontos nas imagens seguintes.

Quando há situações de dutos com cores contrastantes com o solo e parcialmente cobertos, são encontrados mais pontos de interesse para uso. No entanto, verifica-se também que, com certa frequência, existem situações que confundem a detecção dos pontos que é o fato de haver partículas suspensas na água se movimentando que são capturadas pela câmera. Esse ruído de imagem provoca detecções falsas sobre imagens com poucos detalhes.

A aplicação a equipamentos é mais favorável pois estes dispõem de padrões visuais adequados para a descrição invariante. Observa-se na Figura 4.4 que a presença de cantos em inscrições e fixadores proporciona boa detecção de pontos invariantes entre imagens.

A Figura 4.5 também exemplifica a possibilidade de identificação de detalhes com cantos em letreiros e cantos de indicadores visuais que são correlacionados entre imagens diferentes. Quando o ROV executa uma aproximação, há sempre uma perda na quantidade de pontos válidos e correlacionados entre uma imagem e outra com algumas indicações espúrias. O uso de correlações espúrias de pontos



Figura 4.5: Rastreamento de pontos após movimento do ROV a distância.

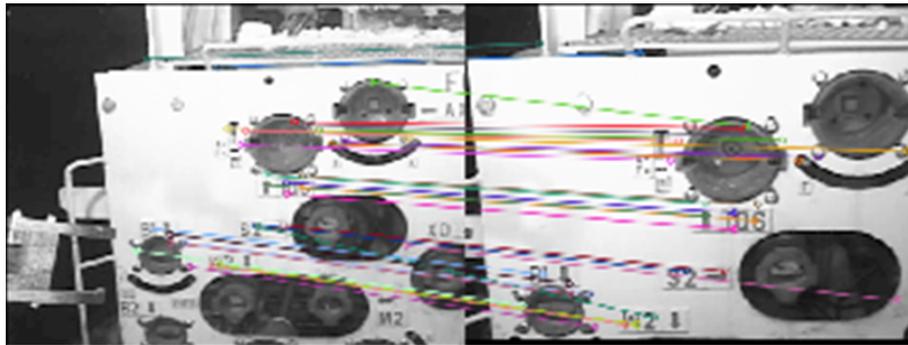


Figura 4.6: Rastreamento de pontos após movimento do ROV aproximado.

pode ser evitada pelo emprego de técnicas como o RANSAC (*RANdom SAmple Consensus*) [109].

O emprego de descritores deste tipo se demonstra adequado para a estimativa de movimentos entre imagens de equipamentos, com a estimativa da mudança de pose da câmera entre uma imagem e outra. No entanto, não é possível estimar a pose da câmera em relação ao equipamento pois, em tempo de operação, não há como correlacionar os pontos extraídos das imagens com coordenadas reais associadas às dimensões do painel. Para tal, é necessário obter pontos com significado geométrico.

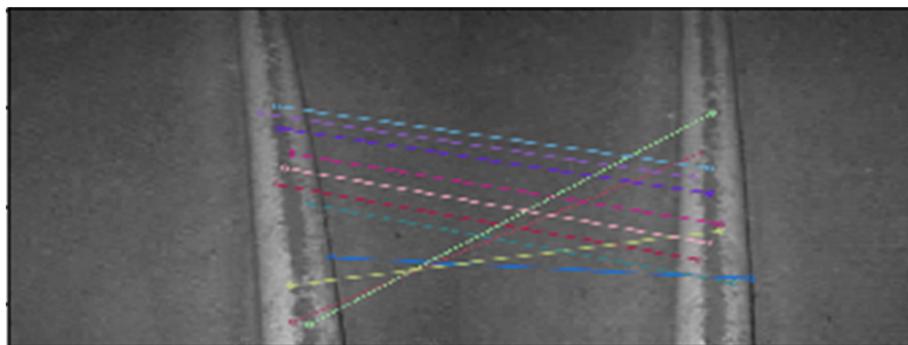


Figura 4.7: Rastreamento de movimento sobre um duto com descritor ORB.

A Figura 4.7 ilustra um caso de rastreamento de movimento via descritores ORB sobre um duto. Ainda é possível para trechos específicos identificar os movimentos,

no entanto, não é possível garantir a rastreamento completo devido aos fatores descritos acima.

A detecção de bordas e a segmentação de regiões são relevantes como forma de ter uma descrição semântica da imagem. Como as operações de interesse para este trabalho podem claramente ser descritas por bordas como as linhas de um duto ou os círculos de interfaces em painéis, em uma primeira análise seria adequado utilizar um dentre a série de métodos descritos em literatura de visão computacional.

A segmentação de uma imagem é o processo de separar elementos de seu fundo e serve como base para outros processos de tratamento de imagens como para a análise de primitivas geométricas e reconhecimento de objetos. Assim, a segmentação particiona a imagem em regiões com uma homogeneidade antes não encontrada na imagem original como, por exemplo, tornar todos os pixels de um objeto da mesma cor.

Dentre os métodos disponíveis para segmentação podem ser citados [109, 125]:

- *Thresholding*: método onde se estabelecem limites de intensidade de pixels e se segmentam as imagens baseados nestes limites. Todos os pixels acima ou abaixo desse limite são alocados ao mesmo segmento da imagem. É um método utilizado para destacar objetos de seu fundo, por exemplo. Este método pode ser dividido entre métodos globais, adaptativos, de múltiplos limites ou de limites locais.
- Métodos baseados em detecção de bordas: nestes métodos são calculadas derivadas de variação de intensidade de pixels em alguma direção do plano da imagem. Assim, é possível identificar uma borda quando se tem um degrau com variação abrupta de intensidade, uma rampa quando há uma variação gradual mas contínua, ou um pico onde se identifica uma variação abrupta de intensidade local com retorno à intensidade anterior.
- Métodos baseados em regiões: nestes tipos de métodos o objetivo é identificar regiões de pixels que atendem determinadas características de similaridade e conectividade. O processo compreende estabelecer pixels que servem como iniciadores de uma região que é algorítmicamente expandida pela análise de critérios de conectividade entre cada pixels da imagem a partir dos iniciadores.
- Métodos baseados em agrupamentos (*clustering*): nestes métodos as técnicas de agrupamento de dados baseadas em uma função de similaridade, como a distância entre valores de intensidade de pixel. A similaridade é adotada como uma função objetivo em algoritmo de minimização. São empregadas técnicas como buscas em árvores e grafos e formulações com lógica difusa.

- Equações Diferenciais Parciais e Tensores: métodos onde se fundamenta a segmentação na análise de gradientes da função de intensidade de pixels. Os tensores são matrizes de derivadas dos gradientes de intensidade que representam as direções destes nas vizinhanças de uma região e são descritores de estruturas locais de imagens. Os processamentos apoiados por tensores proporcionam a implementação de aplicações como a detecção de bordas [126].
- Redes Neurais Artificiais: esta classe de métodos baseia-se no reconhecimento de padrões de uma imagem após treinamento da rede com conjunto de imagens representativas do objeto que se quer segmentar. Estes métodos tem tido grande desenvolvimento em anos recentes em uma área de pesquisa denominada Aprendizagem Profunda (*Deep Learning*). Esta área adota uma arquitetura de redes neurais que permite o aprendizado de atributos de imagem desde elementos mais básicos como convoluções partindo para camadas superiores que desenvolvem uma classificação de atributos de maior significado como bordas e posteriormente padrões que tem significado semântico (carros, animais, etc.). De acordo com autores da área, esta tem produzido resultados que superam os resultados de técnicas tradicionais na área de visão computacional [127].

Como uma primeira avaliação da melhor forma de extrair atributos de imagens de ROV, foram testados algoritmos de extração de bordas ou segmentação de regiões em condições diferentes de visibilidade de imagens de ROV para avaliação da aplicabilidade destes algoritmos. As Figuras 4.8 a 4.12 ilustram alguns resultados obtidos.

As imagens de painéis de equipamentos são bastante favoráveis para a obtenção de bons resultados de segmentação. Isso origina-se do fato de que estas estruturas são projetadas com a visibilidade como um objetivo. Em operações submarinas, a visibilidade é de alta importância para a segurança de operações com ROV e desta forma todos os equipamentos são projetados com cores específicas para fornecer o melhor contraste dentro da água. Normalmente os equipamentos possuem estruturas na cor branca ou amarela com interfaces escuras. A cor branca é considerada a melhor opção para um contraste a longa distância em ambiente submerso e a cor amarela é considerada a que melhor fornece contraste para visão em proximidade dentro da água.

A detecção de interfaces circulares em painéis é facilitada pela aplicação de reconstruções morfológicas de abertura e fechamento das imagens [109]. Estas reconstruções removem o ruído das imagens originais pela remoção de pequenas regiões da frente da imagem (abertura) e pelo preenchimento de pequenas lacunas à frente da imagem com porções de imagem de fundo (fechamento). Essas operações homo-

geneizem as imagens pela remoção de detalhes não necessários para a detecção de segmentos. Ver a imagem central das Figuras 4.8 e 4.11 com exemplos de reconstrução de imagens de painéis e dutos. Em adição às reconstruções, verifica-se que métodos de *Thresholding* já são suficientes para produzir as geometrias das interfaces de interesse, ver imagens à direita das Figuras 4.8, 4.9 e 4.12

A segmentação é suscetível a condições de iluminação dos painéis e dutos. Em regiões de menor luminosidade o nível de intensidade de algumas interfaces faz com que a imagem segmentada não represente algumas das interfaces, ver Figura 4.8, ou crie uma lacuna em região que faz parte da estrutura, ver imagem da direita da Figura 4.12. A princípio este tipo de questão pode ser contornada dentro do processo de localização dado que se uma interface é perdida em determinado momento do movimento do veículo, em um segundo momento de melhores condições de visão a mesma poderá ser detectada e descrita para localizar o veículo na operação.

As Figuras 4.10 e 4.12 também ilustram o resultado do algoritmo de detecção de bordas de Sobel. Novamente, devido ao alto contraste entre a estrutura dos painéis e as interfaces e inscrições, este algoritmo de detecção de bordas produz bons resultados para equipamentos. Para o caso de dutos, a detecção de bordas é suscetível à semelhança da texturização do solo e da superfície do duto. Em situações onde é possível enfatizar as bordas via eliminação de ruídos e reconstrução as bordas são facilmente detectáveis, ver Figuras 4.11 e 4.12.

Como resultado dos testes de algoritmos de segmentação a imagens das operações sob estudo verifica-se que há limitações em segmentação de certos casos de dutos o que demanda que o uso de imagens para referenciamento de posição do veículo que está visualizando o duto seja preliminarmente avaliada para avaliação da viabilidade de utilizar esse tipo de atributo de imagem.

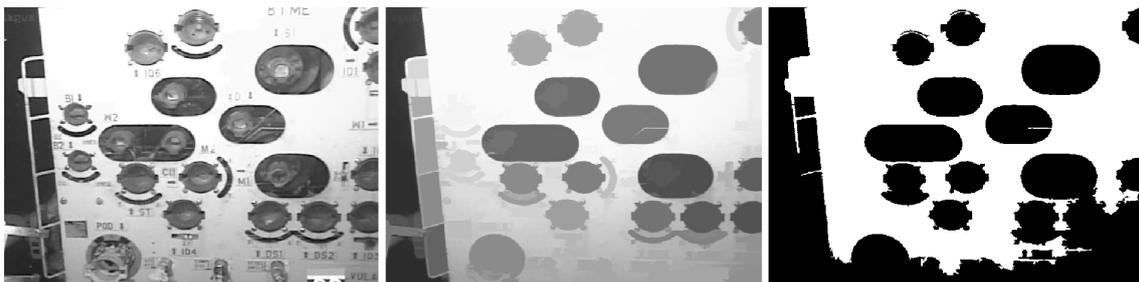


Figura 4.8: Segmentação de imagem de painel.

Com a detecção de segmentos e bordas é preciso realizar uma descrição destes em termos de parametrizações geométricas de forma que se possa referenciá-los ao sistema de coordenadas da imagem. Para tal, são utilizados algoritmos de ajustes de linhas, círculos ou elipses. O algoritmo tradicional para ajuste de linhas e círculos é a Transformada de Hough [128]. Neste procedimento são feitas tentativas de ajustes de linhas e círculos aos pixels com um mecanismo de votação para refletir a



Figura 4.9: Segmentação de imagem de painel em proximidade.



Figura 4.10: Detecção de círculos em bordas de interfaces.



Figura 4.11: Detecção de bordas em dutos.

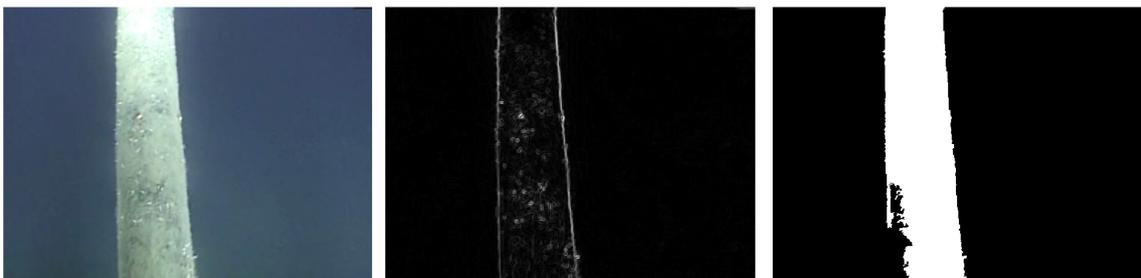


Figura 4.12: Segmentação de imagem de duto.

consistência de ajuste de cada linha ou círculo. Para tal é necessário utilizar uma parametrização típica de círculo na forma $(u - a)^2 + (v - b)^2 = r^2$ onde a e b são as coordenadas de centro do círculo e r é seu raio. Para que o algoritmo detecte os círculos com efetividade é necessário fornecer como dado de entrada uma faixa de raios esperados para os círculos. São obtidos como resultados os centros dos círculos e seus raios estimados das imagens.

Para o caso de bordas de dutos, são ajustadas linhas parametrizadas conforme a equação $\rho = u \sin(\theta) + v \cos(\theta)$ onde (u, v) são as coordenadas dos pixels, $\theta \in [-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}]$ é o ângulo que a linha faz com a linha horizontal do plano da imagem e $\rho \in [\rho_{max}, \rho_{min}]$ é a distância perpendicular da linha à origem do sistema de coordenadas do plano da câmera que é estabelecido no canto superior esquerdo deste. Os valores de ρ são calculados por $\rho_{max} = -\rho_{min} = \sqrt{W^2 + H^2}$, com W e H iguais à largura e altura da imagem. A Figura 5.15 apresentada no capítulo seguinte ilustra essa parametrização.

A Transformada de Hough é suscetível a condições da imagem e nem sempre produz o ajuste de elementos desejado. No caso em que não se obtém no mínimo três centros de círculos para avaliação da pose de câmera, a alternativa baseada em cálculo de momentos de imagem [129] foi adotada para produzir informações de pontos que podem ser utilizados para a definição de pose. Momentos de imagem são, de forma geral, funções de pesos ponderados das intensidades de pixels que podem ser utilizadas para identificação de parâmetros de geometrias, como centroides, ou para determinar os parâmetros de equações de primitivas geométricas. Neste caso os momentos são calculados a partir de regiões segmentadas pela técnica de *Thresholding*.

Um momento de imagem com intensidades $\mathbf{I}(u, v)$ é obtido por:

$$m_{pq} = \sum_{(u,v) \in \mathbf{I}} u^p v^q \mathbf{I}(u, v)$$

onde p e q são a ordem do momento. Para um momento $p = q = 0$, $m_{00} = \sum_{(u,v) \in \mathbf{I}} \mathbf{I}(u, v)$ que é igual à área da região segmentada em um caso de imagem binária (fundo com pixels brancos e região com pixels pretos). Com o uso de momentos, mesmo que um círculo ou elipse não sejam ajustados à área segmentada é possível ter noção do centro da área via momentos.

Para o caso específico de interfaces em painéis, pode-se considerar que uma imagem da interface pode ser segmentada em uma geometria elíptica. Uma elipse pode ser ajustada a uma área segmentada de N pixels $p_i = (u_i, v_i)$ pelo cálculo dos momentos da área [87]:

$$m_{00} = N \tag{4.49}$$

$$m_{10} = \sum_{i=1}^N u_i \quad (4.50)$$

$$m_{01} = \sum_{i=1}^N v_i \quad (4.51)$$

O centro da elipse é o centroide do conjunto de pixels:

$$(u_c, v_c) = \left(\frac{m_{10}}{m_{00}}, \frac{m_{01}}{m_{00}} \right) \quad (4.52)$$

Com esses valores é possível calcular uma matriz de inércia da elipse pelos momentos secundários centrais:

$$\mu_{20} = \sum_{i=1}^N (u_i - u_c)^2 \quad (4.53)$$

$$\mu_{02} = \sum_{i=1}^N (v_i - v_c)^2 \quad (4.54)$$

$$\mu_{11} = \sum_{i=1}^N (u_i - u_c)(v_i - v_c) \quad (4.55)$$

A matriz de inércia \mathbf{J} da elipse é calculada por:

$$\mathbf{J} = \begin{pmatrix} \mu_{20} & \mu_{11} \\ \mu_{11} & \mu_{02} \end{pmatrix} \quad (4.56)$$

A elipse é obtida pela relação entre a matriz de inércia \mathbf{J} e a matriz simétrica da elipse:

$$\mathbf{E} = \frac{4}{m_{00}} \mathbf{J} \quad (4.57)$$

A matriz simétrica da elipse \mathbf{E} é utilizada para a construção da equação de uma elipse da seguinte forma:

$$(x - x_c, y - y_c) \mathbf{E}^{-1} \begin{pmatrix} x - x_c \\ y - y_c \end{pmatrix} = 1 \quad (4.58)$$

$$(x - x_c, y - y_c) \begin{pmatrix} a^2 & c \\ c & b^2 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} x - x_c \\ y - y_c \end{pmatrix} = 1 \quad (4.59)$$

onde a é o raio maior da elipse e b é o raio menor da elipse. O ponto (x_c, y_c) corresponde ao ponto central da elipse.

Uma descrição de diferentes tipos de momentos utilizados em visão computacional pode ser encontrado, por exemplo, em [129].

4.8 Considerações Finais

Este capítulo apresentou a revisão da abordagem de estimativa de estados com tratamento de incertezas via Filtro de Kalman que pode ser considerada uma técnica padrão para realizar a fusão de dados de vários sensores com convergência das medidas de incertezas, covariâncias, para um mínimo inerente do processo sendo medido.

Dentre os tipos de sensores empregados em navegação de ROVs, os sensores hidroacústicos de medição de posição e distâncias produzem informações básicas sobre coordenadas e distâncias até o solo e estruturas cujo tratamento não permite o posicionamento relativo a dutos e interfaces. Esse posicionamento é alcançado pela estimativa de pose de câmeras instaladas nos veículos e nos efetuadores finais.

A estimativa de pose é obtida da associação de pontos identificados na imagem via extração de atributos para posterior solução da geometria projetiva entre estes pontos e os pontos reais no cenário de operação. Operações submarinas são favoráveis a esse tipo de procedimento por fornecerem estruturas com geometrias simples de detecção e associação. A pose de uma câmera de ROV pode ser calculada via associação de pontos centrais das interfaces conhecidas de projeto a pontos centrais de círculos detectados em imagens.

Para o caso de inspeção de dutos, não é possível utilizar um algoritmo do tipo EPnP para a estimativa de pose, no entanto, é possível utilizar a parametrização de linhas ajustadas a bordas como referencial para aproamento de posicionamento do ROV, conforme será discutido no próximo capítulo.

Ao se utilizar processamento de imagens para estimativa de pose de câmeras, há ruídos na detectabilidade dos atributos dentro de cada quadro que precisam ter sua representação de incertezas via estimativa de covariâncias que também serão apresentadas no próximo capítulo. Dada esta representação, a incerteza neste tipo de sensoriamento também é tratada dentro da fusão proporcionada pelo emprego do Filtro de Kalman.

Como conclusão dos testes realizados com imagens de operações, pode-se afirmar que o uso destas em operações relacionadas a equipamentos produz resultados robustos para técnicas convencionais de processamento de imagens. Para dutos, há certas dificuldades relacionadas à pobreza de detalhes e texturas nas imagens. Além disso, a detecção de bordas pode ser afetada pela condição física do duto sobre o solo. Em alguns casos há enterramento parcial do trecho sendo visualizado o que não permite obter uma boa definição de bordas de ajuste de linhas.

Adicionalmente, em operações de inspeção, há maior massa de água entre a

câmera e o duto, essa situação também torna as imagens mais suscetíveis a situações de turbidez da água o que provoca embaçamento, perda de cor e de contraste. A visibilidade na água tem sido objeto de pesquisa em aplicações de localização submarina onde se objetiva realizar a reconstrução de imagens com restauração de cores e eliminação do efeito de *blurring* [130].

Possivelmente uma alternativa para o tratamento de imagens que sofrem o efeito da massa de água é realizar o reconhecimento dos dutos ou faixas de dutos com redes neurais artificiais. Em anos recentes a área de visão computacional tem contado com desenvolvimentos em uma vertente de aplicações relacionadas ao Aprendizado Profundo (*Deep Learning*) que têm apresentado resultados relevantes e de maior eficácia que qualquer outra técnica em algumas tarefas como a classificação de imagens [127].

Essa área de desenvolvimento se origina da disciplina de Redes Neurais, e recebeu essa denominação devido à arquitetura de múltiplas camadas, cada uma com um grau de aprendizado de atributos, para a classificação ou processamento de imagens.

O tipo de rede neural empregado nessas arquiteturas de aprendizado profundo são as capazes de aprender operações de convolução de imagens [109] e, desta forma, são chamadas de Redes Neurais de Convolução (*Convolutional Neural Networks*) [131]. A grande vantagem dessas técnicas é a possibilidade de reconhecer em uma imagem um elemento que tenha significado mesmo em condições adversas de visibilidade como oclusões parciais, assim como as provocadas por enterramento.

Uma revisão de técnicas de Aprendizado Profundo aplicadas a segmentação de imagens pode ser encontrada em [132]. A utilização destas como apoio ao tipo de localização proposto neste trabalho é sugerida como uma pesquisa futura.

Capítulo 5

Localização Autônoma em Operações Submarinas

5.1 Métodos de Localização

O capítulo anterior discutiu sobre os métodos de realizar estimativa de estados com a medidas de sensores e a partir de processamento de imagens. O emprego de tais métodos faz parte dos algoritmos de localização que serão desenvolvidos a seguir. Este capítulo apresenta como essas informações são agregadas em tempo de operação para produzir resultados sobre a localização de ROVs em relação a dutos e equipamentos.

Como existem incertezas relacionadas à posição de dutos e equipamentos em um sistema de coordenadas global, da mesma forma é necessário empregar um método que realize a estimativa ótima de estado do veículo simultaneamente a uma estimativa da posição destes alvos da operação. Este é um problema típico que tem sido resolvido por uma classe de métodos em robótica móvel que se denomina Localização e Mapeamento Simultâneos, SLAM. A literatura dessa disciplina é ampla e podem ser citados vários livros introdutórios e artigos com revisões e sumários das técnicas envolvidas [27–29, 133].

Dentre os desenvolvimentos que possuem relação com a proposta deste trabalho, podem ser citadas as formas de SLAM puramente visuais [134, 135] onde a localização do robô é feita unicamente via estimativa de movimentos pelo processamento digital de imagens de uma câmera do robô.

As abordagens de SLAM Visual podem ser genericamente divididas em duas categorias relacionadas à forma do processamento das imagens para estimativa de movimentos [134]. A primeira é a abstração das imagens com a extração de atributos que podem ter sua relação geométrica com o espaço por onde o robô trafega estimado, conforme discutido no capítulo anterior. A segunda categoria é a de cha-

mados métodos diretos onde a estimativa de movimentos da câmera é feita sem a extração de atributos e formas de avaliar a consistência fotométrica entre imagens são empregadas para estimar movimentos.

Dentre as abordagens baseadas em atributos podem ser citado o ORB SLAM [124] que utiliza descrição de atributos de imagem com ORB e estimativa de movimentos via *Bundle Adjustment*. Recentemente esta abordagem foi expandida para o tratamento de imagens estéreo e imagens com informação de profundidade, imagens RGB-D [136].

O LSD SLAM (*Large-Scale Direct Monocular SLAM*) [137] procura empregar uma forma de contornar as limitações de extração de atributos de imagens que estão relacionadas basicamente a ter disponível nas imagens o tipo de informação (cantos, texturas, regiões) apropriadas e conformes à técnica de extração de atributos empregada. Em ambientes com pobreza de informações visuais, os métodos diretos podem ser considerados mais adequados já que empregam estimativas que adotam diretamente os valores de intensidade dos pixels, utilizando toda a informação de um quadro de imagem, para a estimativa de movimentos.

Uma segunda área de pesquisa em técnicas SLAM com analogia à proposta neste trabalho é a que estuda a direção autônoma de veículos [138]. O problema de direção autônoma compartilha as limitações de emprego de sistemas de posicionamento global dos veículos. A princípio também um sistema GNSS corrigido por estações de sinal diferencial em terra poderia ser utilizado para o controle de trajetórias mas isso não se mostra viável devido a incertezas e falta de disponibilidade de sinais GNSS por bloqueios diversos [138]. A deriva em relação a uma rota desejada que um processo SLAM pode causar é um dos pontos críticos para aplicações de direção autônoma por longas rotas.

Veículos submarinos autônomos também têm sido objeto de propostas para o emprego de técnicas SLAM. As referências [139, 140] apresentam breves revisões sobre os aspectos do SLAM submarino onde se pode observar que não existem muitas divergências nas escolhas de soluções em relação àquelas empregadas por robôs autônomos convencionais. Os principais pontos de consideração estão no tipo de sensor que os veículos submarinos portam (IMUs, Sonares, etc.) e a forma de tratamento de imagens. Algumas aplicações de SLAM submarino adotam o uso de sensores não convencionais como câmeras estéreo [141] ou posicionamento acústico auxiliar via hidrofones [142].

Possivelmente o ponto mais relevante em aplicações SLAM submarinas é o tratamento de imagens pobres de informação para alimentar algoritmos SLAM ou como processar corretamente as imagens para evitar o efeito de baixas condições de visibilidade na água, conforme mencionado no capítulo anterior. A referência [130] apresenta, por exemplo, uma alternativa de melhoria da visibilidade em SLAM sub-

marino via modelagem de absorção e espalhamento de luz em água turbida de forma a criar um filtro de melhoria da visibilidade durante o SLAM de um veículo submarino.

Além da visibilidade da água, o fato do ambiente submarino ser visualmente pobre também tem sido objeto de pesquisa. O solo marinho em locais de areia ou argila é pouco texturizado e assim limita a extração de atributos de imagem para estimativa de movimentos. A referência [143] é um exemplo de trabalho que propõe uma forma de contornar falhas de mapeamento causadas por esse tipo de limitação. No mesmo contexto, uma forma de identificar a consistência de pontos obtidos com o descritor SIFT entre imagens submarinas é demonstrada em [144]. A pobreza de atributos de imagem das estruturas submarinas é discutida, por exemplo, em uma aplicação SLAM de inspeção de cascos de navios onde além de posicionar o veículo são extraídos quadros de interesse das imagens para o relato da inspeção como áreas com pontos de corrosão [145].

Nas seções a seguir primeiramente é apresentada a formulação básica do SLAM baseado em Filtro de Kalman Estendido. Também é discutido o subproblema de estruturação de mapas e associação de dados onde se objetiva tratar a precisão em que os dados produzidos pelos sensores se correspondem com informações dos alvos de operação como as dimensões de painéis e distâncias entre interfaces nestes painéis.

Além das tarefas fundamentais de localizar o veículo ou manipulador em relação aos alvos de operação e mapear com a correta estrutura de dados atributos destes alvos, existem tarefas de alta relevância para problemas SLAM denominadas fechamento de laços (*Loop Closing*) e relocalização. O fechamento de laços trata da situação de reconhecimento de um determinado marco ou de uma cena no trajeto do robô pelo qual este já passou em instantes de tempo passados do processo de controle. Esse reconhecimento permite associar espacialmente as duas observações do mesmo marco de forma a garantir a consistência geral do mapeamento com a formação dos laços que de fato existem no ambiente de operação. A relocalização trata das formas de conduzir o robô móvel ao seu trajeto original quando o mesmo perde o rastro do mesmo por alguma falha de sensoriamento ou por distúrbios externos que o levam a um descontrole. As tarefas de fechamento de laços e relocalização não serão tratadas aqui permanecendo como itens para desenvolvimentos futuros.

Uma revisão geral das técnicas SLAM podem ser encontradas nas referências citadas no segundo parágrafo desta seção e uma revisão recente do estado das técnicas SLAM e fronteiras de desenvolvimento pode ser encontrada em Cadena *et al.* [146].

Cabe aqui observar que para as aplicações em questão neste trabalho, o ambiente é conhecido com certa incerteza. Não é de fato construído um mapa em tempo de operação. Desta forma, estes problemas podem ser classificados como problemas de localização probabilística.

Contudo, como o ROV precisa estimar as posições dos atributos dos alvos que possuem também incertezas de posicionamento advindas das incertezas durante a instalação dos dutos e equipamentos, a formulação matemática do processo SLAM aplica-se. Para a solução da localização neste caso apenas não são empregadas técnicas de construção de mapas.

5.2 Localização Autônoma

O problema de localização pode ser estruturado ao se considerar as Figuras 5.1 e 5.2 onde são representadas as relações de posição entre o veículo em várias posições definidas em instantes diferentes do trajeto e os elementos de uma cena de operação que podem ser os alvos de atuação ou estruturas circundantes. Cada um dos elementos também possui sua representação de incerteza. As representações tracejadas representam as posições estimadas enquanto o problema é encontrar as posições reais em traço cheio.

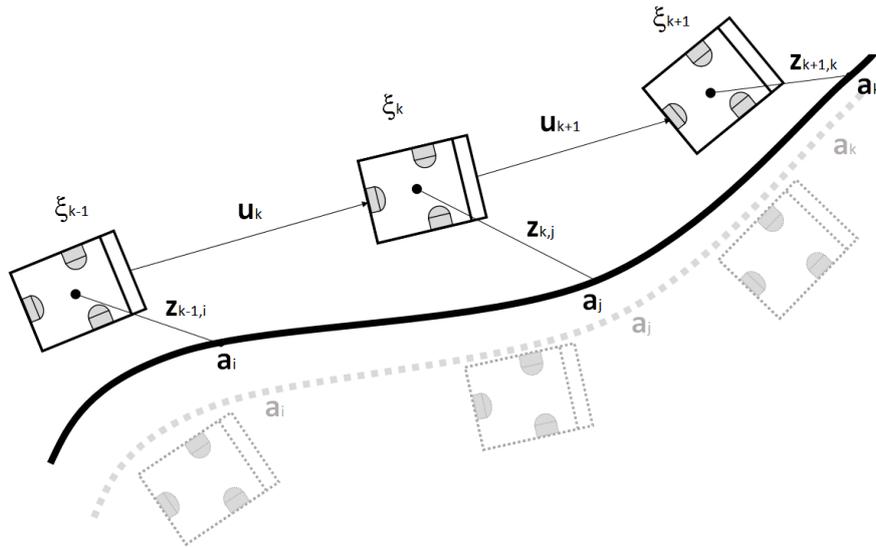


Figura 5.1: Processo de localização em inspeção de dutos.

Para o caso de uma inspeção, o objetivo é localizar o veículo em relação ao duto ao mesmo tempo que em é estimado um mapa de coordenadas com incerteza menor. Os controles realizados entre posições sucessivas são estabelecidos após estimativa da relação cinemática entre o veículo e o duto.

Em intervenções, o objetivo é fazer o veículo se aproximar do painel de interfaces tendo como referência as posições das interfaces. O mapeamento das interfaces é feito de forma simultânea à localização do ROV em relação a estas. Os controles realizados devem fazer com que o ROV se aproxime de forma adequada da interface que é o objetivo da operação. Após aproximação e docagem do veículo ao equipamento, espera-se que o processo tenha produzido uma estimativa adequada da

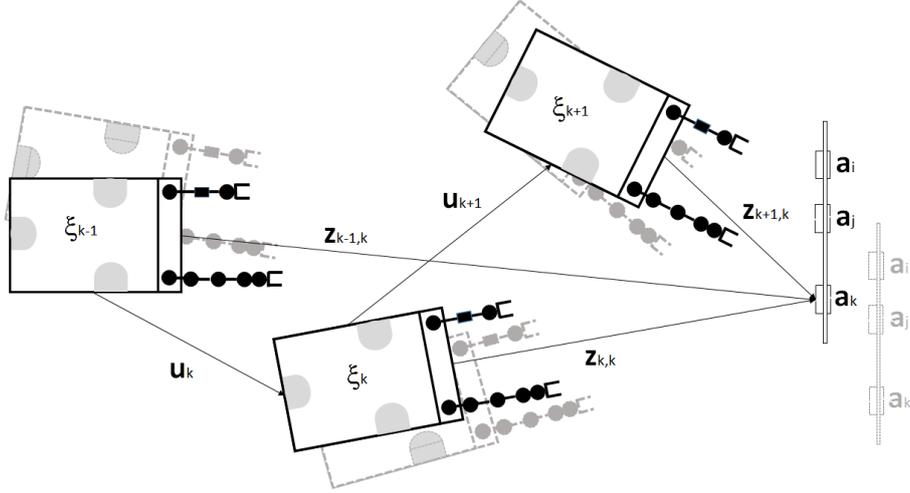


Figura 5.2: Processo de localização em intervenção em equipamentos.

relação entre o sistema de coordenadas do ROV e a coordenada do alvo da operação de forma que o efetuator final se posicione à frente desta interface para a atuação.

Assumindo um veículo se movendo em uma cena de operação, e colhendo observações relativas de um número de elementos de referência ou de alvos, utilizando sensores do veículo, em qualquer instante k os seguintes conjuntos e variáveis são definidos [29]:

- ξ_k : O estado que descreve a posição e a orientação do veículo. O conjunto da história de posições do veículo é $\Xi_{0:k} = \{\xi_0, \xi_1, \dots, \xi_k\} = \{\Xi_{0:k-1}, \xi_k\}$.
- u_k : O vetor de controle aplicado no instante $k - 1$ para levar o veículo ao estado ξ_k no instante k . O conjunto da história de entradas de controle de posição é $U_{0:k} = \{u_0, u_1, \dots, u_k\} = \{U_{0:k-1}, u_k\}$.
- z_{ki} : Um vetor de uma observação descrevendo a posição do elemento de referência ou alvo i , que é assumido como estacionário, em um instante de tempo k . O conjunto de todas as observações nos instantes k dos n alvos é $Z_{0:k} = \{z_{10}, z_{11}, \dots, z_{1k}, z_{20}, z_{21}, \dots, z_{2k}, \dots, z_{nk}\}$.
- a_i : Um alvo i ou marco de referência da cena de operação. O conjunto de todos os elementos da cena de operação, ou seja, um conjunto de pontos que representa o mapa dos n alvos da operação é $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$.
- I : Quaisquer informações externas relevantes para a solução do problema.

O problema de localização pode ser resolvido recursivamente utilizando os mesmos princípios descritos na inferência probabilística bayesiana do capítulo anterior. O princípio, dessa forma, é realizar atualizações das probabilidades associadas a uma posição com agregação de novas informações, ou seja, utilizando o mecanismo

de cálculo de probabilidades condicionais de Bayes onde uma informação a *priori* é utilizada com uma informação a *posteriori* de posição.

O processo requer que a distribuição de probabilidades abaixo seja computada para todos os instantes k da operação:

$$p(\boldsymbol{\xi}_k, \mathbf{A} | \mathbf{Z}_{0:k}, \mathbf{U}_{0:k}, \boldsymbol{\Xi}_{0:k}, \mathbf{I}) \quad (5.1)$$

Essa distribuição representa a função de densidade de probabilidades conjunta das posições dos elementos e do estado do veículo em um instante k dadas as observações e as entradas de controle até o instante k , incluindo este.

A solução do problema de localização é feita recursivamente iniciando com uma estimativa para a distribuição $p(\boldsymbol{\xi}_{k-1}, \mathbf{A} | \mathbf{Z}_{0:k-1}, \mathbf{U}_{0:k-1}, \mathbf{I})$ em um instante $k - 1$. A partir desta inicialização é calculada a função conjunta de densidade de probabilidades a *posteriori* dadas a ação de controle u_k e as observações z_k .

O modelo de observações descreve a probabilidade de se realizar uma observação z_k quando as posições do veículo e dos elementos da cena são conhecidas e é descrita da seguinte forma:

$$p(\mathbf{z}_k | \boldsymbol{\xi}_k, \mathbf{A}, \mathbf{I}) \quad (5.2)$$

Pode-se assumir que uma vez que as posições do veículo e dos elementos da cena de operação são conhecidos, as observações são independentes entre si para uma cena de operações e um estado qualquer do veículo. O modelo de transições ou de movimentos do veículo pode ser descrito em termos de distribuições de probabilidade de estados na forma:

$$p(\boldsymbol{\xi}_k | \boldsymbol{\xi}_{k-1}, \mathbf{u}_k, \mathbf{I}) \quad (5.3)$$

A transição de estados do veículo segue o processo Markoviano dado que independe das observações dos elementos e o estado seguinte $\boldsymbol{\xi}_k$ depende somente das condições do estado anterior $\boldsymbol{\xi}_{k-1}$ e do controle \mathbf{u}_k aplicado sobre o veículo.

O algoritmo de solução da formulação é, dessa forma, implementado de uma forma sequencial com emprego de uma forma recursiva de predição e correção, com atualização temporal e de medições de posição, respectivamente.

A atualização temporal segue a formulação abaixo:

$$p(\boldsymbol{\xi}_k, \mathbf{A} | \mathbf{Z}_{0:k-1}, \mathbf{U}_{0:k}, \boldsymbol{\Xi}_{0:k-1}, \mathbf{I}) = \int p(\boldsymbol{\xi}_k | \boldsymbol{\xi}_{k-1}, \mathbf{u}_k) p(\boldsymbol{\xi}_{k-1}, \mathbf{A} | \mathbf{Z}_{0:k-1}, \mathbf{U}_{0:k-1}, \boldsymbol{\Xi}_{0:k-1}, \mathbf{I}) d\boldsymbol{\xi}_{k-1} \quad (5.4)$$

e a atualização de medidas segue o definido abaixo:

$$p(\mathbf{z}_k | \mathbf{Z}_{0:k-1}, \mathbf{U}_{0:k}, \mathbf{I}) = \frac{p(\mathbf{z}_k | \boldsymbol{\xi}_k, \mathbf{A}, \mathbf{I}) p(\boldsymbol{\xi}_k, \mathbf{A} | \mathbf{Z}_{0:k-1}, \mathbf{U}_{0:k}, \boldsymbol{\Xi}_{0:k-1}, \mathbf{I})}{p(\boldsymbol{\xi}_k, \mathbf{A} | \mathbf{Z}_{0:k}, \mathbf{U}_{0:k}, \boldsymbol{\Xi}_{0:k}, \mathbf{I})} \quad (5.5)$$

As Equações 5.4 e 5.5 são utilizadas de maneira recursiva para calcular a probabilidade conjunta a *posteriori* $p(\boldsymbol{\xi}_k, \mathbf{A} | \mathbf{Z}_{0:k}, \mathbf{U}_{0:k}, \boldsymbol{\xi}_0, \mathbf{I})$ para o estado $\boldsymbol{\xi}_k$ do veículo e do mapa m em um instante k baseadas em todas as observações $\mathbf{Z}_{0:k}$ e todos os controles $\mathbf{U}_{0:k}$ até o instante k e incluindo o mesmo.

A solução envolve encontrar uma representação adequada para os modelos de observações da Equação 5.2 e de movimentos da Equação 5.3 que permitam a computação eficiente das distribuições a *priori* e a *posteriori* nas Equação 5.4 e Equação 5.5 pelo emprego do Filtro de Kalman. Ou seja, é necessário computar estimativas $\boldsymbol{\mu}_{k|k}$ e $\boldsymbol{\Sigma}_{k|k}$ das distribuições Gaussianas:

$$p(\boldsymbol{\xi}_k | \boldsymbol{\xi}_{k-1}, \mathbf{u}_k, \mathbf{I}) \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_{\boldsymbol{\xi}k|k-1}, \boldsymbol{\Sigma}_{\boldsymbol{\xi}k|k-1}) \quad (5.6)$$

$$p(\mathbf{z}_k | \boldsymbol{\xi}_k, \mathbf{A}, \mathbf{I}) \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_{\mathbf{z}k|k}, \boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{z}k|k}) \quad (5.7)$$

Onde o processo de estimativa de $\boldsymbol{\mu}_{\boldsymbol{\xi}k|k-1}$, $\boldsymbol{\Sigma}_{\boldsymbol{\xi}k|k-1}$, $\boldsymbol{\mu}_{\mathbf{z}k|k}$ e $\boldsymbol{\Sigma}_{\mathbf{z}k|k}$ segue o apresentado na Seção 4.5

Cabe observar que o problema de localização pode alternativamente ser entendido de duas formas. A primeira como a computação da função densidade de probabilidades condicional $p(\mathbf{A} | \boldsymbol{\xi}_{0:k}, \mathbf{Z}_{0:k}, \mathbf{U}_{0:k}, \mathbf{I})$ onde assume-se que a posição do veículo é conhecida ou determinística em qualquer instante dado o conhecimento de um estado inicial. Dessa forma um mapa \mathbf{A} é construído pela fusão de observações tomadas de diferentes posições. A segunda como a computação da função densidade de probabilidades da posição do veículo $p(\boldsymbol{\xi}_k | \mathbf{Z}_{0:k}, \mathbf{U}_{0:k}, \mathbf{A}, \mathbf{I})$ onde se assume que todas as posições dos elementos da cena são conhecidos e que o objetivo é estimar a posição do veículo com relação a estes elementos.

Na prática, operações submarinas são uma composição das duas situações pois nem a posição de equipamentos é de fato conhecida com precisão em referência de coordenadas geodésicas e nem a posição do veículo é conhecida em termos de coordenadas do mesmo sistema.

Uma forma de reduzir as incertezas, no entanto, é realizar uma formulação adequada do problema onde o controle do ROV ocorra de maneira relativa ao alvo e, dessa forma, pode-se estabelecer um sistema de coordenadas inercial local em algum ponto conveniente nos painéis dos equipamentos ou estabelecido de forma adequada em relação aos dutos sob inspeção. Ao se determinar o sistema dessa forma, reduz-se a incerteza de posição das interfaces pois as dimensões dos painéis de equipamentos e

posições relativas das interfaces que precisam ser atuadas é conhecida de documentos de projeto e fabricação.

Considerando que documentações de projeto estão disponíveis e que a distância relativa entre dois alvos, $\mathbf{a}_i - \mathbf{a}_j$, em um mesmo painel de equipamento pode ser calculada com certa precisão, a detectabilidade destes alvos é favorecida pois mesmo que as densidades de probabilidade marginais de uma única estrutura, $p(\mathbf{a}_i)$, apresentem uma dispersão grande devido ao fato de não se conhecer sua posição exata quando medida pelos sensores do ROV, as funções de densidade de probabilidade conjuntas de observar duas estruturas a uma mesma distância entre si, $p(\mathbf{a}_i, \mathbf{a}_j)$, sempre será altamente concentrada ao redor de um pico. A correlação entre as estimativas de posição de elementos em uma cena de operação sempre cresce com o aumento da quantidade de observações.

O problema de localização formulado acima pode ser resolvido com o emprego do Filtro de Kalman Estendido seguindo a mesma sequência apresentada no capítulo anterior. Além do método EKF, outras formas de resolução do problema associadas a processos SLAM estão disponíveis na literatura. Um método tradicional que também pode ser citado é o método FastSLAM [28] que toma como base a amostragem Monte Carlo recursiva ou o Filtro de Partículas. O desenvolvimento destas técnicas pode ser encontrado nas referências citadas previamente, [28] e [29].

5.3 Algoritmos de Associação de Dados

O problema de associação de dados consiste em, dado um conjunto de pontos de um mapa $\mathbf{A} = \{\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_n\}$ e um conjunto de pontos observados em um instante k , $\mathbf{Z} = \{\mathbf{z}_0, \mathbf{z}_1, \dots, \mathbf{z}_n\}$, encontrar de forma eficiente a melhor correspondência entre os dados em A em Z . A associação de dados também pode ser definida como o processo de associar medições incertas com mapas conhecidos.

A cada passo de atualização da localização, são obtidas observações dos alvos em \mathbf{Z} que precisam ser associados ao mapa de forma a permitir o cálculo da configuração cinemática daquele instante e planejar o próximo passo de controle. Essa associação de dados pode ser empregada em momentos do processo de mapeamento e localização onde se deseja correlacionar os pontos observados com as informações de projeto, ou correlacionar os pontos de observações em um instante k com os pontos em um instante $k - 1$.

No primeiro caso, essa correlação auxilia a realizar a inicialização do processo com a estimativa de pose das câmeras, por exemplo. Uma vez processada uma primeira imagem com a identificação dos pontos que descrevem os pontos centrais das interfaces de um painel, é possível associar esses pontos aos descritos inicialmente em um mapa que reflete as dimensões conhecidas de projeto e instalação destes

pontos. Com as distâncias entre interfaces conhecidas e o cálculo das distâncias observadas nas imagens, é possível obter a pose das câmeras e por consequência uma estimativa da posição e orientação do ROV. Em um segundo caso, é possível realizar correlações entre grupos de observações \mathbf{Z} tomadas sequencialmente de forma a estimar o movimento que as câmeras fizeram entre o momento $k - 1$ e k .

Alguns métodos estão disponíveis para realizar esse tipo de associação e sua aplicação depende de critérios como:

- quantidade de pontos a serem tratados, que pode afetar o desempenho dos métodos em tempo real devido à necessidade de realizar cálculos de distâncias entre várias associações de pontos;
- a distância entre pontos, quanto mais afastados são os pontos de um mapa, melhor o discernimento entre pontos e melhor a associação;
- se a associação é feita para um único alvo ou para múltiplos alvos.

Dentre os métodos de associação podem ser citados os seguintes:

- Métodos de Vizinho mais Próximo (*Nearest Neighbour*) onde são feitas associações tendo como base o cálculo de distâncias entre pares de pontos entre o mapa e as observações. No formato mais simples do método são calculadas as distâncias entre todos os pares possíveis e são aceitas as associações que produzem as menores distâncias entre os pontos. Dentro desta classe de métodos também existem algoritmos de formação de agrupamentos e buscas em árvores para problemas de alta dimensionalidade. Este tipo de algoritmo é simples de ser implementado mas seu desempenho se degrada rapidamente com a quantidade de pontos a serem associados e pode produzir resultados insatisfatórios em casos onde as distâncias entre dois ou mais pontos do mapa é reduzida. Como método consolidado de amplo uso em visão computacional para associação de dados pode ser citado o FLANN (*Fast Linear Approximate Nearest Neighbors with Automatic Algorithm Configuration*)[147] que está disponível em pacotes de processamento de imagens como o OpenCV.
- Filtro de Associação Probabilística Conjunta de Dados [91, 148] onde são feitas estimativas de associação utilizando os mesmos princípios de atualização recursiva com filtros bayesianos. Neste método são formadas distribuições de probabilidade conjuntas de associação entre dados cuja covariância é recursivamente estimada e minimizada até obtenção de uma dispersão reduzida de probabilidades em torno de uma associação seja obtida. Este método é mais adequado para os casos onde os pontos a serem associados possuem distâncias reduzidas entre si formando um agrupamento passível de associações ambíguas.

- Associação de Dados com Monte Carlo via Cadeias de Markov (MCMCDA - *Markov Chain Monte Carlo Data Association*) [149] que também emprega a formulação de filtro bayesiano formulado para probabilidades de associação entre pontos do mapa e pontos das observações. Neste caso a integração solução do filtro para estimativa das probabilidades a posteriori é feita por uma técnica de Monte Carlo. Este também é um método adequado para casos de associação de pontos adensados.

As aplicações estudadas neste trabalho consistem em localizações em um plano de pontos centrais de interfaces em painéis que são descritos por coordenadas bidimensionais, ou pontos em retas representativas de bordas de dutos. A quantidade de pontos é reduzida, em painéis de equipamentos submarinos raramente são encontrados mais que 20 interfaces. Durante a implementação dos algoritmos gerais a serem apresentados a seguir verificou-se que o método FLANN produz resultados satisfatórios e desta forma foi adotado.

5.4 Intervenção em Painéis de Equipamentos

5.4.1 Algoritmo de Localização em Intervenção em Painéis de Equipamentos

A intervenção em interfaces de ROV consiste em posicionar o ROV em frente ao painel de forma que a interface que é objetivo da operação esteja dentro do envelope de operação do manipulador de sete funções. Para tal, é necessário ter uma estimativa da posição da base deste manipulador em relação à interface.

A intervenção se divide em duas fases. A primeira é a aproximação do ROV até o painel para docagem. A segunda fase é a aproximação do efetuador final à interface para atuação. Na primeira fase a localização do ROV é feita via sensores de navegação e sonares que produzem a informação de distância do veículo em relação ao equipamento. Adicionalmente, a informação de pose das câmeras em relação ao painel do equipamento é utilizada para a estimativa do mapa de interfaces de onde se pode assinalar qual é o objetivo.

Para tal é necessário ter um mapa de referência composto por um conjunto de pontos que representam os centros das interfaces circulares representados em um sistema de coordenadas estabelecido no plano do painel. Assim, haverá um mapa de referência $\mathbf{A}_{ref} = [(y_{1ref}, z_{1ref}), (y_{2ref}, z_{2ref}), \dots, (y_{Nref}, z_{Nref})]^T$ onde N é o número de interfaces circulares presentes no painel e $a_i = (y_{iref}, z_{iref})$ são os pontos centrais de cada interface. Além do mapa, é determinado um ponto $a_{obj} \in \mathbf{A}_{ref}$ que representa as coordenadas da interface que precisa ser atuada. Ver Figura 5.3

com esquema do sistema de coordenadas. O eixo X_o é estabelecido de forma a representar a distância perpendicular do veículo em relação ao painel de interfaces do equipamento e ops eixos Y_o e Z_o são utilizados para representar as posições das interfaces no plano do painel. A origem do sistema é coincidente com canto inferior esquerdo do painel. Os pontos do mapa de referência são obtidos de dados de projeto do equipamento.

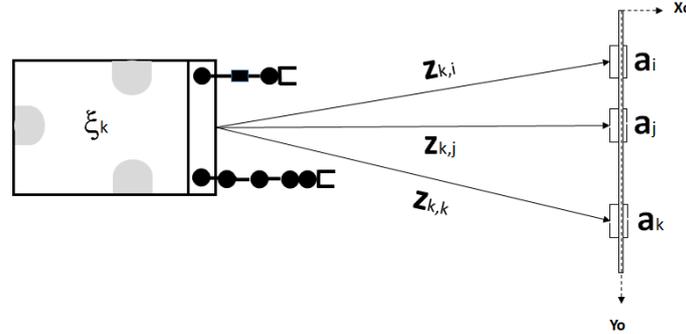


Figura 5.3: Referência para localização do ROV e localização de interfaces.

Após a definição de a_{obj} , é também necessário estabelecer um ξ_{obj} com a posição e orientações desejadas para o ROV. Isto depende de uma análise dos envelopes dos dois manipuladores e da geometria do painel. A posição e orientações de ξ_{obj} são estabelecidos de forma que o ROV possa estar docado em com o braço de cinco funções em um ponto conveniente do painel com acesso a a_{obj} pelo braço de sete funções.

Abaixo é descrito o algoritmo de localização para a operação definida acima. Para esta operação se considera que inicialmente são conhecidas as relações de posição e orientação entre uma câmera de operação calibrada e o ROV sem acionamento do mecanismo de *pan* e *tilt*, ou seja, a câmera fica fixa no ROV durante a operação.

- Inicialização:

- ROV posicionado à frente do equipamento com painel enquadrado pela câmera a uma distância de início de operação.

- Inicialização do estado do ROV ξ_{ROV0} obtido pelas informações do sistema INS. Este estado é inicialmente estimado pelo cálculo do vetor de diferença entre as coordenadas geodésicas do obtido pelo INS e as coordenadas do mapeamento do equipamento, representado no sistemas de coordenadas de referência do painel.

- Processamento da primeira imagem com detecção dos pontos centrais de interfaces sob visão. É realizada a associação de dados destes pontos com pontos do mapa de referência \mathbf{A}_{ref} para obtenção dos vetores \mathbf{z}_{0i} via aplicação de algoritmo para estimativa de pose da câmera.

-Inicialização do mapa $\mathbf{A}_0 = [(y_{10}, z_{10}), (y_{20}, z_{20}), \dots, (y_{N0}, z_{N0})]^T$ via transformação dos vetores \mathbf{z}_{0i} para o sistema de referências do painel, considerando informações em ξ_{ROV0} .

- Aproximação do ROV:

-Navegar ao longo do trajeto entre ξ_{ROV0} e ξ_{obj} considerando pontos de passagem incrementais corrigidos pela recursão de estimativas de estado ξ_k conforme formulação detalhada mais abaixo. Essa navegação é feita estabelecendo velocidades nos três eixos que permanecem constantes entre pontos discretizados de forma que o ROV se desloca de maneira linear na direção da velocidade resultante entre seu ponto inicial, ξ_{ROV0} , e seu ponto final, ξ_{obj} .

-Atualizar a estimativa de estado para ξ_k via filtro considerando a fusão das medidas \mathbf{m}_k dos sistemas de navegação do ROV e estimativa de pose da câmera via processamento de imagens.

-Atualizar a estimativa de estado do vetor de observações \mathbf{z}_k via filtro considerando as medidas \mathbf{m}_k dos sistemas de navegação do ROV e estimativa de pose da câmera mais informações de ξ_k .

-Estimar $\mathbf{A}_k = [(y_{1k}, z_{1k}), (y_{2k}, z_{2k}), \dots, (y_{Nk}, z_{Nk})]^T$ via transformação dos vetores \mathbf{z}_{ki} para o sistema de referências do painel, considerando informações em \mathbf{z}_k e ξ_k .

-Realizar a localização recursivamente até $\xi_k \sim \xi_{obj}$.

A seguir são apresentados em maiores detalhes os modelos de transição utilizados neste trabalho para compor o filtro de Kalman e o algoritmo proposto. Ao final é apresentado um fluxograma onde o algoritmo descrito acima e as formulações abaixo são representadas de forma integrada.

Estes modelos aplicam-se para o caso onde há medida iterativa de posições e orientações com intervalos de tempo representados por Δt . Pelo emprego do modelo de transição de estados, é possível estimar as posições e velocidades pelas fusões de medidas de posição e orientação ao longo do tempo. Para as operações tratadas neste trabalho, é adequado utilizar modelos de velocidade constante. As operações de inspeção demandam, como requisito, que as velocidades do veículo permaneçam constantes na medida do possível de forma a manter qualidade no registro das imagens. Para a aproximação a painéis de equipamentos as velocidades, em trechos discretizados, também podem ser consideradas constantes. Os modelos abaixo descrevem a formulação geral de estimativa de movimentos do ROV sem adição de fatores de controle, a seção a seguir utilizará essa formulação para o caso particular de inspeção onde é necessário agregar controles de perseguição da rota. Para a aproximação de painéis se pressupõe uma avaliação prévia de quais velocidades nos

três eixos provocam a aproximação do veículo entre sua posição final e sua posição objetivo.

O vetor de estados completo do ROV para um instante k pode ser definido em representação de ângulos de Euler como:

$$\boldsymbol{\xi}_k = [x, y, z, \dot{x}, \dot{y}, \dot{z}, \phi, \theta, \psi, \dot{\phi}, \dot{\theta}, \dot{\psi}]^T \quad (5.8)$$

Este vetor representa o conjunto completo de deslocamentos, rotações e respectivas velocidades do veículo.

A matriz de transição de estados, \mathbf{F}_k , da Equação 4.14 pode assim ser representada da seguinte forma:

$$\mathbf{F}_{ROV_k} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{3 \times 3} & \Delta t \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \Delta t \mathbf{I}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} \end{bmatrix} \quad (5.9)$$

onde as posições e orientações previstas são definidas a partir dos estados atuais mais os deslocamentos ocasionados pelas variáveis de velocidade.

Os vetores de medição, \mathbf{m}_k , precisam ser empregados para os diferentes de sensores utilizados no veículo neste caso. Assim, são definidos dois vetores de medição diferentes que correspondem às medições do sistema INS e da câmera, respectivamente:

$$\mathbf{m}_{I_k} = [x_{I_k}, y_{I_k}, z_{I_k}, \dot{x}_{I_k}, \dot{y}_{I_k}, \dot{z}_{I_k}, \psi_{I_k}, \theta_{I_k}, \phi_{I_k}, \dot{\phi}_{I_k}, \dot{\theta}_{I_k}, \dot{\psi}_{I_k}]^T$$

e

$$\mathbf{m}_{C_k} = [x_{C_k}, y_{C_k}, z_{C_k}, \dot{x}_{C_k}, \dot{y}_{C_k}, \dot{z}_{C_k}, \psi_{C_k}, \theta_{C_k}, \phi_{C_k}, \dot{\phi}_{C_k}, \dot{\theta}_{C_k}, \dot{\psi}_{C_k}]^T$$

Observa-se que os sensores ou podem produzir a informação de velocidade diretamente, no caso do INS apenas, ou estas são estimadas na iteração do filtro pela diferença entre medidas de posição divididas pelo tempo entre medidas.

Como para esta aplicação estão disponíveis as medições de posição e orientações advindas diretamente dos sensores empregados, as matrizes de transição \mathbf{H}_k do modelo de medição da Equação 4.15 serão iguais a matrizes identidade, $\mathbf{H}_{I_k} = \mathbf{I}_{12 \times 12}$ e $\mathbf{H}_{C_k} = \mathbf{I}_{12 \times 12}$.

O vetor de covariâncias de perturbação da dinâmica do ROV, $\mathbf{Q}_{k-1, 12 \times 1}$, e a matriz de erros de medição dos sensores, $\mathbf{R}_{k, 12 \times 12}$, podem ser representados em função das covariâncias de cada variável de estado com as demais variáveis. Notar que a matriz $\mathbf{R}_{k, 12 \times 12}$ é uma matriz diagonal com 12 informações de covariância. Estas informações precisam ser devidamente estimadas na inicialização da estimativa de estados e podem ser obtidas a partir de dados de fabricantes dos sensores, por exem-

plo, ou por alguma técnica de identificação destes valores. As referências citadas anteriormente sobre localização e filtros bayesianos trazem discussões sobre formas de determinar esses valores.

Para o caso de sistemas onde se é necessário obter medidas de rotação a partir de sistemas INS e unidades de movimento inerciais, IMUs, é frequente a obtenção de dados de rotação no formato de quatérnions unitários representados por vetores $q = [q_0, q_1, q_2, q_3]^T$ (ver Apêndice A). Desta forma, o equacionamento acima assume um formato diferente. O vetor de estados neste caso assume o seguinte formato:

$$\boldsymbol{\xi}_k = [x, y, z, \dot{x}, \dot{y}, \dot{z}, q_0, q_1, q_2, q_3, \omega_x, \omega_y, \omega_z]^T$$

Os elementos $\omega_x, \omega_y, \omega_z$ são as respectivas velocidades angulares associadas ao quatérnion que representa as rotações do veículo.

Para este caso, a transição de estados calculada com a formulação de quatérnions é obtida a partir da equação de derivada de um quatérnion unitário [150, 151]:

$$\dot{q} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 0 & -\omega_x & -\omega_y & -\omega_z \\ \omega_x & 0 & -\omega_z & \omega_y \\ \omega_y & \omega_z & 0 & -\omega_x \\ \omega_z & -\omega_y & \omega_x & 0 \end{bmatrix} q = \boldsymbol{\Omega}q \quad (5.10)$$

Resolvendo esta equação em função do tempo, a seguinte expressão resultante pode ser utilizada para a predição de estados em um cenário de velocidades angulares constantes [151]:

$$q(t_k) = \left[\cos\left(\frac{|\boldsymbol{\Omega}|(\Delta t)}{2}\right) \mathbf{I} + \operatorname{sen}\left(\frac{|\boldsymbol{\Omega}|(\Delta t)}{2}\right) \frac{\boldsymbol{\Omega}}{|\boldsymbol{\Omega}|} \right] q(t_{k-1}) \quad (5.11)$$

Estabelecendo uma matriz \mathbf{Q}_{trans} :

$$\mathbf{Q}_{trans} = \left[\cos\left(\frac{|\boldsymbol{\Omega}|(\Delta t)}{2}\right) \mathbf{I} + \operatorname{sen}\left(\frac{|\boldsymbol{\Omega}|(\Delta t)}{2}\right) \frac{\boldsymbol{\Omega}}{|\boldsymbol{\Omega}|} \right] \quad (5.12)$$

é possível determinar a matriz de transição de estados da Equação 4.23 para o caso de descrição de estados do sistema com quatérnions:

$$\mathbf{F}_{ROV_k} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{3 \times 3} & \Delta t \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{4 \times 4} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{4 \times 4} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{Q}_{trans 4 \times 4} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{4 \times 4} & \mathbf{I}_{3 \times 3} \end{bmatrix} \quad (5.13)$$

Considerando que o vetor de medições de cada sensor, INS e câmera, será composto neste caso de treze elementos (três posições e quatro componentes do quatérnion mais respectivas velocidades), as matrizes de medição serão matrizes $\mathbf{I}_{13 \times 13}$ nos

casos onde há medição direta dos elementos do quatérnion unitário.

Deve-se notar, no entanto, que em alguns casos os quatérnions obtidos não serão unitários, neste caso, é necessário aplicar um fator de normalização do tipo:

$$\frac{q}{\sqrt{q_0^2 + q_1^2 + q_2^2 + q_3^2}} = \frac{q}{|q|}$$

E, desta forma, as matrizes de transição de medidas serão:

$$\mathbf{h}_{ROV_k} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{4 \times 4} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{4 \times 4} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{h}_{trans4 \times 4} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{4 \times 4} & \mathbf{I}_{3 \times 3} \end{bmatrix} \quad (5.14)$$

onde

$$\mathbf{h}_{trans4 \times 4} = \frac{1}{|q|} \mathbf{I}_{4 \times 4} \quad (5.15)$$

Como esta matriz de transição de medições contém fator de não-linearidade, é necessário obter o respectivo Jacobiano para o cálculo dos ganhos de Kalman:

$$\tilde{\mathbf{H}}_{ROV_k} = \frac{\partial \mathbf{h}_{ROV_k}(\boldsymbol{\xi})}{\partial \boldsymbol{\xi}} \Big|_{\boldsymbol{\xi}=\boldsymbol{\mu}_{k|k-1}} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{4 \times 4} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{4 \times 4} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \frac{\partial \mathbf{h}_{transk}(q)}{\partial q} \Big|_{q=q_{k|k-1}} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{4 \times 4} & \mathbf{I}_{3 \times 3} \end{bmatrix} \quad (5.16)$$

com

$$\frac{\partial \mathbf{h}_{transk}(q)}{\partial q} \Big|_{q=q_{k|k-1}} = \begin{bmatrix} -\frac{q_0}{|q|^3} & -\frac{q_1}{|q|^3} & -\frac{q_2}{|q|^3} & -\frac{q_3}{|q|^3} \\ -\frac{q_0}{|q|^3} & -\frac{q_1}{|q|^3} & -\frac{q_2}{|q|^3} & -\frac{q_3}{|q|^3} \\ -\frac{q_0}{|q|^3} & -\frac{q_1}{|q|^3} & -\frac{q_2}{|q|^3} & -\frac{q_3}{|q|^3} \\ -\frac{q_0}{|q|^3} & -\frac{q_1}{|q|^3} & -\frac{q_2}{|q|^3} & -\frac{q_3}{|q|^3} \end{bmatrix} \quad (5.17)$$

O vetor de medições é definido como um vetor contendo todas as coordenadas dos centros das interfaces dos painéis que são obtidas no sistema de coordenadas da operação:

$$\mathbf{z}_{P_k} = [(y_{1k}, z_{1k}), (y_{2k}, z_{2k}), \dots, (y_{Nk}, z_{Nk})]^T$$

Para realizar a estimativa de \mathbf{z}_{P_k} é primeiramente realizada a detecção de coordenadas no plano da imagem com a detecção de centros de círculos ajustados às bordas das interfaces ou centroides de áreas circulares, conforme as técnicas apresentadas

no capítulo anterior. Essa detecção produz um vetor de observações no plano da imagem $\mathbf{z}_{imk} = [(u_{1k}, v_{1k}), (u_{2k}, v_{2k}), \dots, (u_{Nk}, v_{Nk})]^T$. Tanto este vetor \mathbf{z}_{imk} quanto as coordenadas de referência dos centros das interfaces conhecidas de projeto, A_{ref} , são utilizadas para estimativa da pose da câmera e por consequência do ROV. A sistematização de técnicas de estimativa de pose adotada neste trabalho é ilustrada no fluxograma da Figura 5.4.

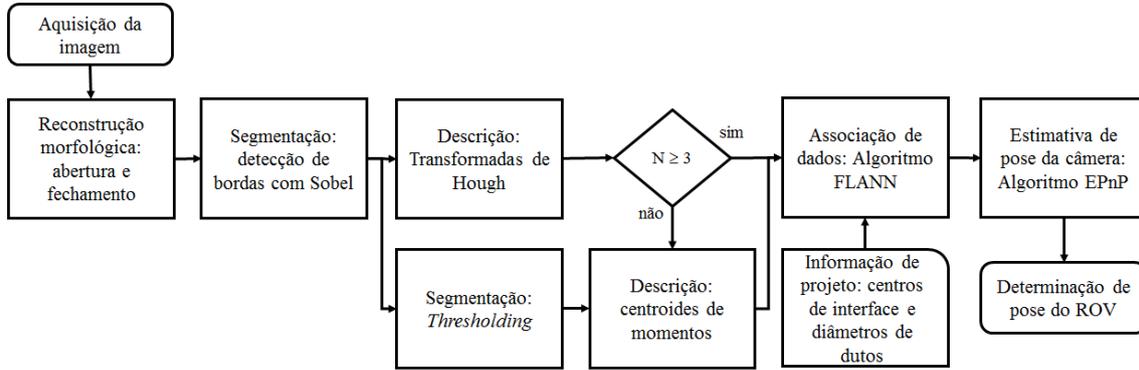


Figura 5.4: Fluxograma de processamento de imagem para estimativa de pose.

Para a iteração de fusão de dados, é feito o pré-processamento de uma imagem com a reconstrução morfológica de abertura e fechamento de forma a remover características das imagens que podem reduzir a efetividade dos processamentos subsequentes. Esse pré-processamento resulta em imagens livres de suspensões da água e pequenos detalhes dos equipamentos como letreiros, vida marinha incrustada e deposição de areia.

Após o pré-processamento são utilizados os algoritmos de detecção de bordas e de segmentação com *Thresholding*. Ambos foram implementados de forma paralela. A descrição de atributos é obtida pela Transformada de Hough sobre as bordas detectadas. A transformada resulta no conjunto de pontos de centros de círculos ou os parâmetros de linhas ajustadas a bordas de dutos. Para o caso de insucesso de ajuste de círculos que produzam um mínimo de três centros de círculos, é adotado o cálculo de centroides de momentos de áreas de interfaces segmentadas sobre painéis.

Obtendo-se um conjunto de dados de centros no sistema de coordenadas da imagem, é empregado o algoritmo FLANN de associação destes a informações de centros de interfaces conhecidas de projeto de equipamentos, estabelecendo a correspondência entre os pontos de \mathbf{z}_{imk} e A_{proj} . Essas correspondências são utilizadas como entrada para a definição de pose via algoritmo EPnP.

Após a obtenção da pose da câmera com a definição dos valores de seus seis graus de liberdade, é obtida a informação dos seis graus de liberdade do ROV via transformação cinemática entre o sistema de coordenadas da câmera e o sistema de coordenadas do centro do ROV. Conhecendo as transformações homogêneas entre as coordenadas do plano de imagem e o sistema de coordenadas da câmera:

$$\begin{bmatrix} u_i \\ v_i \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{K} \mathbf{H}_{ROV}^{Cam} \mathbf{H}_{Painel}^{ROV} \begin{bmatrix} y_i \\ z_i \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (5.18)$$

onde \mathbf{K} é a matriz de parâmetros intrínsecos da câmera \mathbf{H}_{ROV}^{Cam} é a transformação homogênea entre o sistema de coordenadas da câmera e o sistema de coordenadas do ROV e $\mathbf{H}_{Painel}^{ROV}$ é a matriz de transformação entre o sistema de coordenadas do ROV e o sistema do painel, é possível estimar o vetor de medições \mathbf{z}_{Pk} pelas medidas $\mathbf{m}_{Pk} = [(y_{ik}, z_{ik}), \dots, (y_{Nk}, z_{Nk})]^T$ obtidas pela relação:

$$\begin{bmatrix} y_i \\ z_i \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} = (\mathbf{K} \mathbf{H}_{ROV}^{Cam} \mathbf{H}_{Painel}^{ROV})^{-1} \begin{bmatrix} u_i \\ v_i \\ 1 \end{bmatrix} \quad (5.19)$$

As matrizes \mathbf{K} e \mathbf{H}_{ROV}^{Cam} são conhecidas e fixas durante toda a operação dado que representam as características de calibração da câmera e a posição onde a câmera está instalada na estrutura do ROV e sua relação com o ponto de origem do sistema de coordenadas do ROV. Os valores de rotações e posições contidos em $\mathbf{H}_{Painel}^{ROV}$ são os valores obtidos da estimativa de estado do ROV com a fusão dos dados da estimativa de pose e de INS, ou seja, esta transformação é uma função dos valores de estado estimado nos passos anteriores de filtro recursivo, $\mathbf{H}_{Painel}^{ROV} = \mathbf{H}(\boldsymbol{\xi}_{ROV_k})$.

Para o vetor de medições, \mathbf{z}_{Pk} , a matriz de transição de estados é uma matriz $\mathbf{F}_{Pk} = \mathbf{I}_{N \times N}$, com N igual ao número de interfaces, dado que estes pontos permanecem fixos no painel e não se movem. A matriz de medições, da mesma forma, será uma matriz $\mathbf{H}_{Pk} = \mathbf{I}_{N \times N}$ dado que as medições dos respectivos pontos centrais das interfaces é resultante da Equação 5.19 que não é uma função do vetor \mathbf{z}_{Pk} .

Para a atualização de estimativa de estados do vetor \mathbf{z}_{Pk} , o vetor de covariâncias de perturbação, $\mathbf{Q}_{Pk-1N \times 1}$, é nulo dado que as posições das interfaces no equipamento são fixas, ou seja, não sofrem uma evolução dinâmica. Haverá, no entanto, uma matriz com erros de medição $\mathbf{R}_{PkN \times N}$ que precisará ser estimada. A estimativa feita para a aplicação sob estudo é detalhada sem seção a seguir

A solução para a localização do ROV em relação ao painel durante a operação de aproximação é obtida, desta forma, pelo emprego do Filtro de Kalman considerando o representado nas Equações 5.6 e 5.7:

$$p(\boldsymbol{\xi}_k | \boldsymbol{\xi}_{k-1}, \mathbf{u}_k, \mathbf{I}) \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_{ROV_k|k-1}, \boldsymbol{\Sigma}_{ROV_k|k-1}) \quad (5.20)$$

$$p(\mathbf{z}_{P_k} | \xi_k, \mathbf{A}, \mathbf{I}) \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_{P_k|k}, \boldsymbol{\Sigma}_{P_k|k}) \quad (5.21)$$

A Figura 5.5 ilustra o fluxograma do algoritmo de atualização de estados do ROV e do vetor de medições dos centros das interfaces do painel com o Filtro de Kalman.

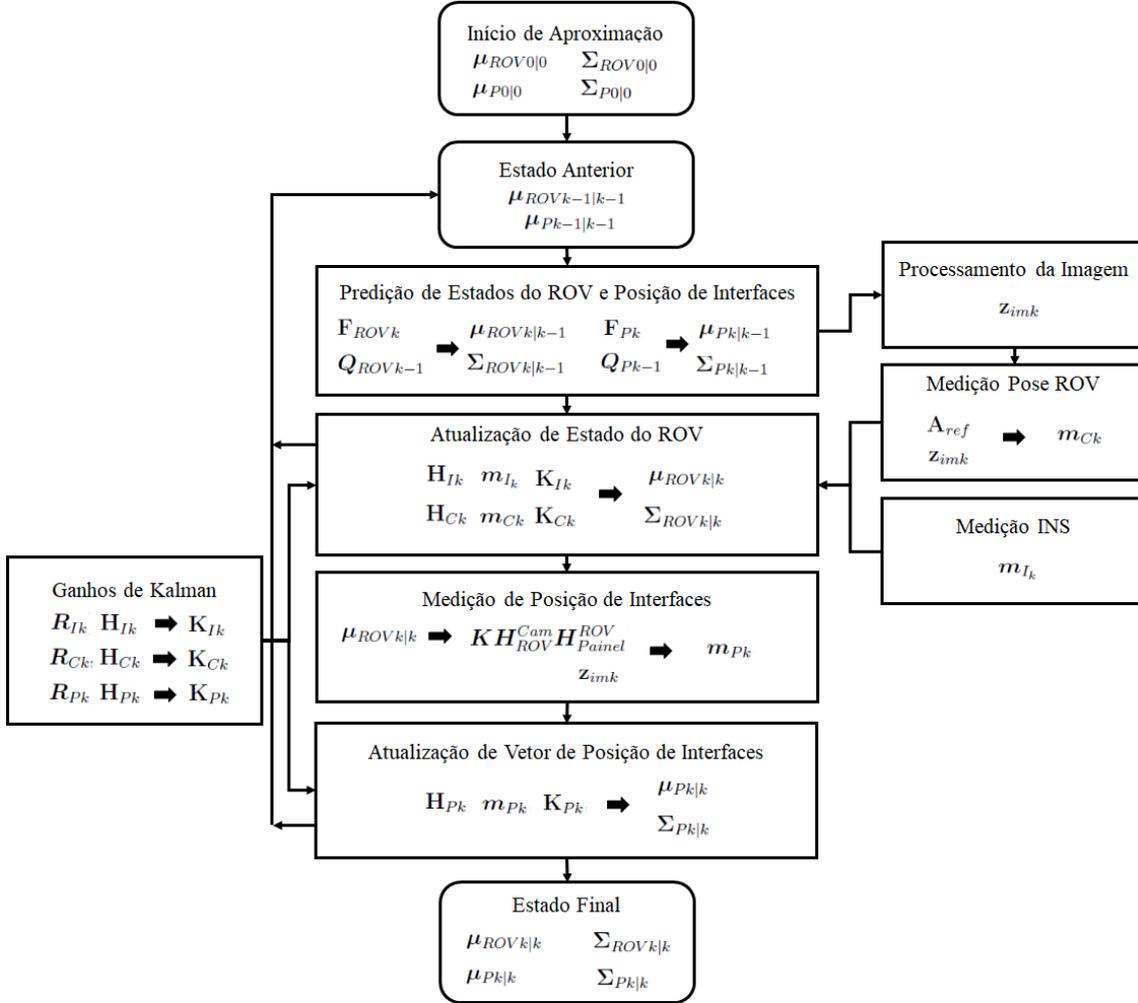


Figura 5.5: Algoritmo de localização em intervenção.

As formulações acima representam o método de realizar estimativa de estados para o posicionamento global do veículo em um sistema de coordenadas inercial, ou seja, esta é a formulação para o nó de fusão F_G da Figura 4.1. Apesar das câmeras precisarem de um alvo para realizar a estimativa de pose, esta estimativa consegue produzir um vetor próprio de estados que representa os seis graus de liberdade do veículo representado no sistema de coordenadas inercial. A utilização de um sonar, no entanto, resulta em uma medida única de distância linear a um alvo e esta precisaria ser utilizada em uma formulação de coordenadas do alvo e do ROV para resultar em uma representação de posição no sistema inercial. Como há apenas uma medida de distância para obtenção de duas variáveis de posição, $[x, y]^T$, do ROV,

este sensor é apenas utilizado para o nó de fusão F_R .

A medida de distância linear ao equipamento é um dado importante para a navegação do ROV e para a segurança, desta forma, essa informação pode ser melhor estimada também pela fusão de dados de sonares com os dados de visão estimados nas formulações apresentadas até o momento. Para tal, pode-se determinar um vetor de estados $\boldsymbol{\xi}_{Distk} = [d, \dot{d}]^T$ onde d é a distância do ROV ao painel do equipamento e \dot{d} é a velocidade de aproximação constante que ao longo da estimativa é calculada pela diferença entre distâncias medidas dividida por Δt . Este vetor pode ser estimado por Filtro de Kalman estabelecendo uma matriz de transições:

$$\mathbf{F}_{Distk} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \Delta t \end{bmatrix} \quad (5.22)$$

e uma matriz de medição $\mathbf{H}_{Sonk} = \mathbf{I}_{2 \times 2}$ com uma medição \mathbf{m}_{Sonk} tomada diretamente do sistema de sonar de feixe único do ROV e uma e uma matriz de medição $\mathbf{H}_{ROVk} = \mathbf{I}_{2 \times 2}$ para uma medição \mathbf{m}_{ROVk} . Esta medida é proveniente da estimativa de estado do ROV $\boldsymbol{\mu}_{ROVk|k}$ obtida do processamento descrito acima onde é feita a fusão de dados de INS e de processamento de imagens da câmera.

O sonar resulta em uma medida de menor distância até o equipamento no plano horizontal de navegação do ROV de forma que o módulo da variável $x_{ROVk|k}$ do estado $\boldsymbol{\mu}_{ROVk|k}$ pode ser adotada como esta medida de distância e como a medida \mathbf{m}_{ROVk} . Da mesma forma, o componente de $\boldsymbol{\Sigma}_{ROVk|k}$ correspondente à variável de distância é adotado como \mathbf{R}_{ROVk} . As matrizes de perturbação, $\mathbf{Q}_{Distk-1}$ e ruído \mathbf{R}_{Sonk} precisam ser estimadas com base em informações da navegação do ROV e informações de fabricantes de sonares.

A Figura 5.5 ilustra o fluxograma do algoritmo de estimativa de distâncias com a fusão de medidas de sonar e de estimativa de estados de ROV com fusão de INS e processamento de imagem.

5.4.2 Teste e Resultados

Para teste do algoritmo foram utilizados dados de sistema INS, sonar e imagens de uma operação de aproximação do ROV a um equipamento de controle de poço, Árvore de Natal Molhada (ANM), cujo painel principal apresenta 25 interfaces circulares conforme demonstra a Figura 5.7. Ao longo da aproximação foram obtidas as informações de processamento de imagens e de aproximação do ROV para fusão dos dados com o objetivo final de ter o mapa de interfaces e a posição do ROV no sistema de coordenadas do painel. Ver Figura 5.7 com inicialização da operação.

As covariâncias utilizadas nos erros dos modelos de transição foram obtidas de estimativas visuais iniciais de deriva e oscilações do ROV em uma posição parada

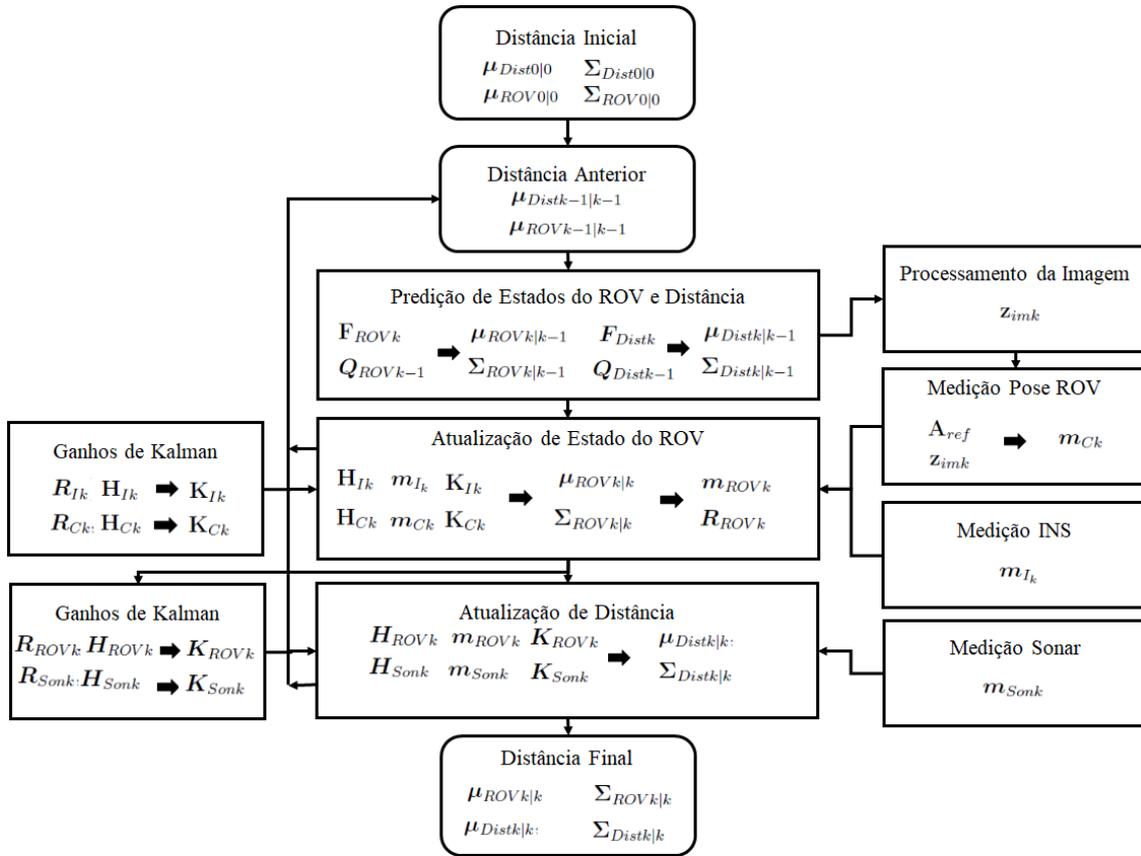


Figura 5.6: Algoritmo de fusão de dados para estimativa de distância.

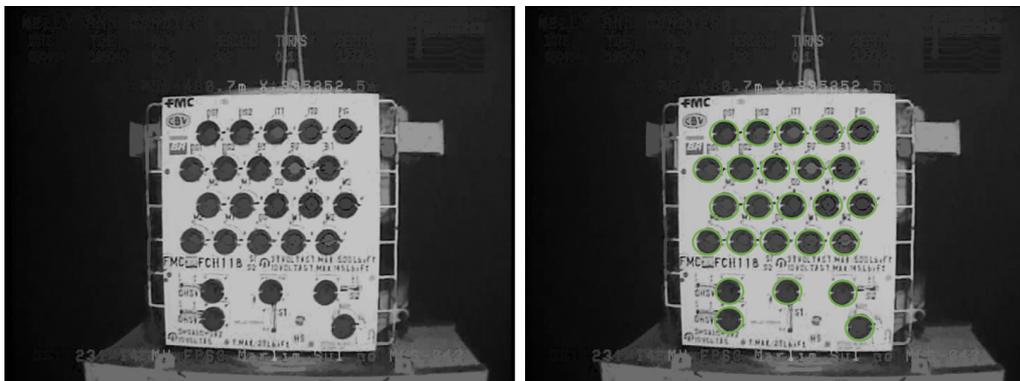


Figura 5.7: Início da aproximação.

no início da operação. Estas oscilações dependem das condições de correnteza no momento da operação e podem variar conforme o ROV e a magnitude das correntezas no momento da operação. Desta forma, é necessário realizar este tipo de avaliação para cada tipo de ROV e para condições de correnteza específicas. As covariâncias de sensor foram obtidas de informações de fabricantes sobre a precisão do sensor específico.

Para o caso da matriz de covariâncias de perturbação da navegação do ROV, as estimativas iniciais demonstraram valores semelhantes aos valores das covariâncias de erros de medição do sistema INS apoiado por hidroacústica para a profundidade em questão. Apesar de serem aspectos diferentes do filtro, considerou-se os valores iguais para este caso. Assim, os valores do vetor de perturbação são $Q_{ROV_{k-1}} = [1,22m, 1,22m, 0,2m, 0,005m/s, 0,005m/s, 0,005m/s, 0,1744rad, 0,1744rad, 0,1744rad, 0,000715rad/s, 0,000715rad/s, 0,000715rad/s]^T$ e $R_{Ik_{12 \times 12}}$, com valores de erros do sistema INS é uma matriz diagonal cuja diagonal possui os valores anteriores.

Adicionalmente, a velocidade linear de aproximação do ROV ao equipamento no início da operação é equivalente a $0,05m/s$.

A matriz de erros do sonar utilizado na operação é igual a $R_{Sonk_{2 \times 2}}$ com valores diagonais equivalentes a $[0,444m, 0,00182m/s]$ obtidos também de dados de fabricante. A matriz de perturbação para a fusão de dados estimativa de distância ao equipamento foi equivalente aos dados obtidos para a estimativa anterior no plano $X - Y$ do ROV, ou seja, $Q_{Dist_{k-1}} = [1,22m, 0,005m/s]$.

Para a estimativa de covariâncias de posições dos centros das interfaces foi adotado o seguinte procedimento:

- Extraídos 300 quadros de imagens de operações anteriores deste equipamento que mostravam as interfaces objeto de interesse em diferentes ângulos e condições de visibilidade. Em cada um desses quadros foram aplicadas as técnicas de segmentação e ajuste de bordas para obtenção dos centros estimados das interfaces ou via Transformada de Hough ou via cálculo de centroides.
- Com apoio dos dados de projeto relativos às posições das interfaces, foi aplicado o algoritmo FLANN sobre cada conjunto de dados de centro no plano da imagem obtidos do passo anterior.
- Como de dados de projeto é conhecido que as distâncias horizontais e verticais entre as 20 interfaces superiores deste equipamentos são iguais e fixas (ver Figura 5.7), para cada quadro de imagem estes valores fixos de distâncias na equivalência de coordenadas em pixels $[u, v]^T$ foram estimados como sendo igual à média entre as distâncias horizontais e verticais entre pixels dos centros detectados. As diferenças em relação a essa média nas distâncias de

centro a centro de interface no plano da imagem de cada quadro processado foram registradas para uma dispersão que permitiu calcular as covariâncias de detectabilidade de centros de interfaces em termos de coordenadas $[u, v]^T$.

- Com a dispersão em termos de pixels e covariância, foi realizada uma simulação de Monte Carlo para várias configurações arbitrárias de pose de câmera tendo como entrada a dispersão de detectabilidade de centros no plano das imagens estimada acima. Ou seja, foram determinadas aleatoriamente várias poses de câmera, e calculadas as posições $[u, v]^T$ das interfaces equivalentes aos dados fixos de projeto das mesmas. Após esse cálculo inicial foram aplicadas as dispersões sobre as coordenadas $[u, v]^T$ para verificar, via aplicação do algoritmo EPnP, as diferenças resultantes sobre os valores de posição e orientações da câmera inicialmente estabelecidos. Essas diferenças foram registradas, ponto a ponto, para uma dispersão construída para diferentes casos de pose. Esta estimativa de pose considerou a matriz de calibração específica da câmera da operação sendo testada.

O procedimento acima inicialmente permitiu estimar covariâncias de posição e orientações para a matriz $R_{Ck12 \times 12}$ cuja diagonal possui os valores $[0,091\text{m}, 0,091\text{m}, 0,121\text{m}, 0,00037\text{m/s}, 0,00037\text{m/s}, 0,00037\text{m/s}, 0,053\text{rad}, 0,053\text{rad}, 0,053\text{rad}, 0,00022\text{rad/s}, 0,00022\text{rad/s}, 0,00022\text{rad/s}]$.

A taxa de atualização do filtro, Δt , foi estabelecida com base no que se observou como adequado para o processamento das imagens com o protótipo desenvolvido em Python e OpenCV uma vez que a taxa de disponibilidade de dados de sonar e INS é maior que a velocidade de processamento das imagens. Esta taxa resultou em 7 quadros por segundo, ou seja, $\Delta t = 1/7\text{s}$.

As Figuras 5.8 e 5.9 apresentam os valores estimados ao longo do tempo da operação para as posições z_{ROV} e y_{ROV} correspondentes à posição da origem do sistemas de coordenadas do ROV representada no sistema de coordenadas do painel. O método de fusão aqui proposto resultou em uma covariância equivalente a 0,085m ao longo do eixo Y e 0,111m ao longo do eixo Z . Esses valores são aproximadamente 8,9 e 1,6 vezes menores que as covariâncias obtidas pelo uso do sistema INS apenas com o filtro.

A Figura 5.10 demonstra a dispersão de pontos das posições do ROV no plano do painel. O resultado demonstra que a fusão de dados permite ter uma estimativa da posição do ROV em relação ao painel que tem uma dispersão menor que a dimensão do envelope de operação de um manipulador de sete funções, que é aproximadamente 1,9m em sua extensão máxima para manipuladores típicos. Ou seja, é possível posicionar o ROV de forma a viabilizar a atuação de uma interface via controle mais preciso do efetuator final com um sistema de servovisão.

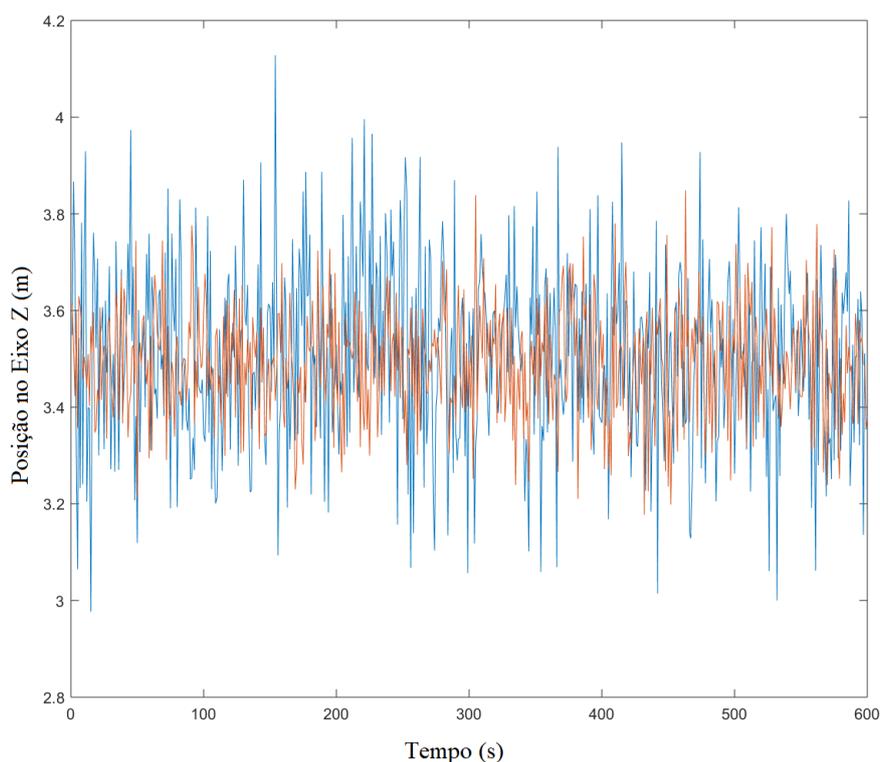


Figura 5.8: Posição do ROV em relação ao painel ao longo do tempo (eixo Z). Azul: filtro de dados de INS. Vermelho: filtro com fusão de dados de câmera.

A Figura 5.11 demonstra o resultado do processo de localização do ROV em relação ao equipamento. O gráfico demonstra o valor de distância do veículo ao equipamento estimada pela diferença entre as leituras do INS em relação à coordenadas de projeto (em azul) e os valores de distância em relação ao equipamento atualizados pela leitura convencional de distância linear de sonar apenas (em vermelho) e, finalmente, pela fusão entre dados de sonar e estimativa de distância por visão (em verde), conforme o algoritmo apresentado na Figura 5.6.

A aproximação consistiu em controlar o ROV a partir de uma distância próxima de 20m do equipamento até uma distância de 1,2m do painel. Inicialmente há aproximação com velocidade constante com redução desta quando o veículo se aproxima dos 5m de distância do equipamento. No momento da docagem, verifica-se que a fusão de dados com o cálculo de pose via processamento das imagens proporciona, para o caso desse teste, uma localização com uma variância aproximada de 0,098m, sendo esta menor que aquela obtida pelo controle de distância via sonar numa ordem de 5 vezes.

A Figura 5.12 ilustra o resultado das estimativas de estados das posições de interfaces do teste com uma amostragem de pontos da distribuição obtida pelo mapeamento do painel no sistema de referências deste. Ao longo do mapeamento

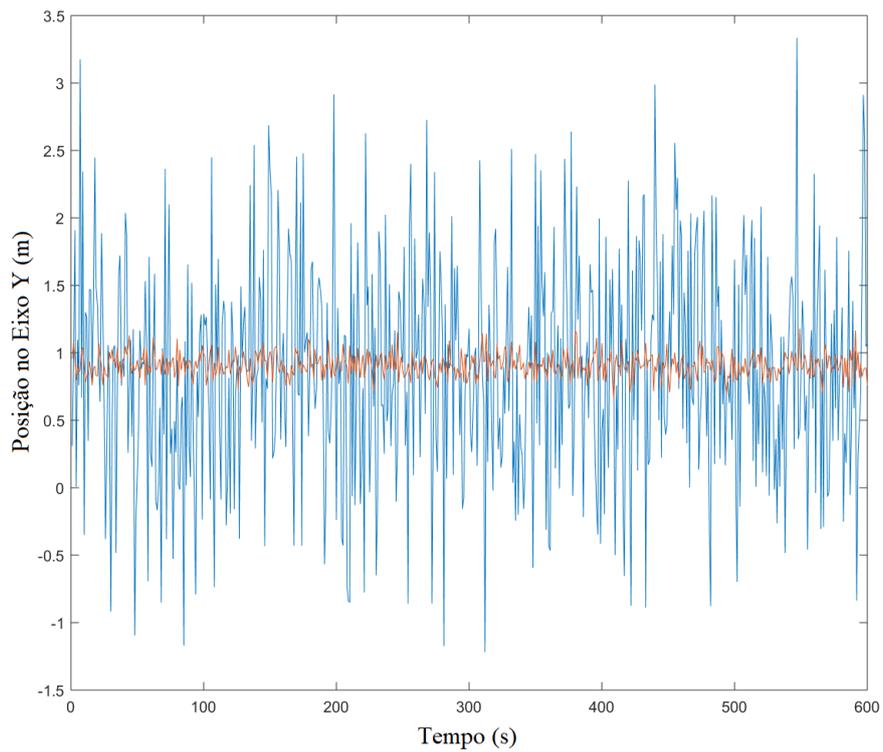


Figura 5.9: Posição do ROV em relação ao painel ao longo do tempo (eixo Y). Azul: filtro do dados de INS. Vermelho: filtro com fusão de dados de câmera.

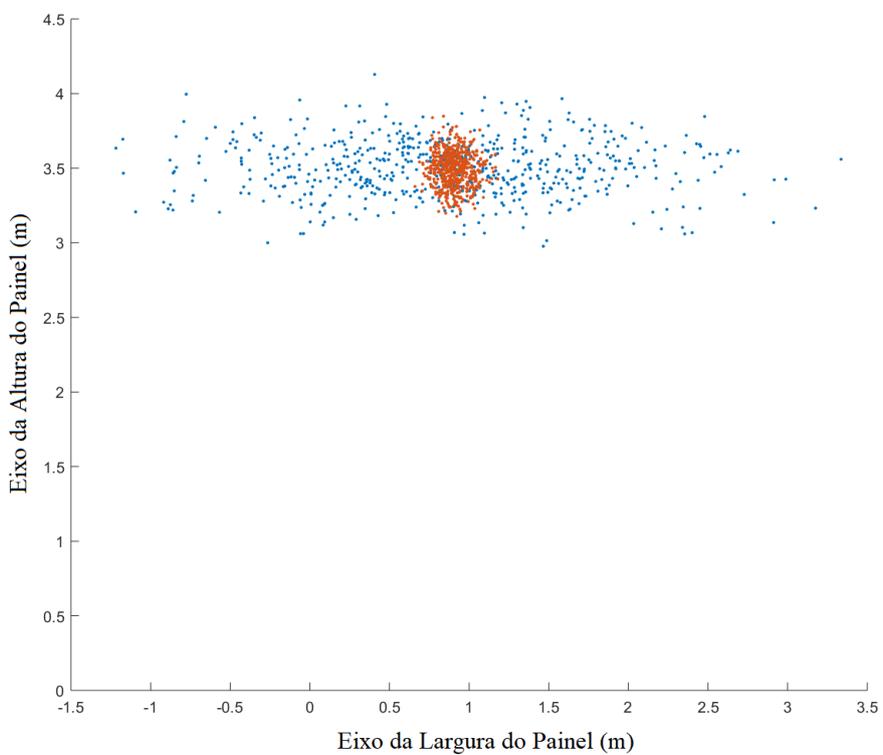


Figura 5.10: Dispersão de pontos de posição do ROV no plano do painel. Azul: filtro do dados de INS. Vermelho: filtro com fusão de dados de câmera.

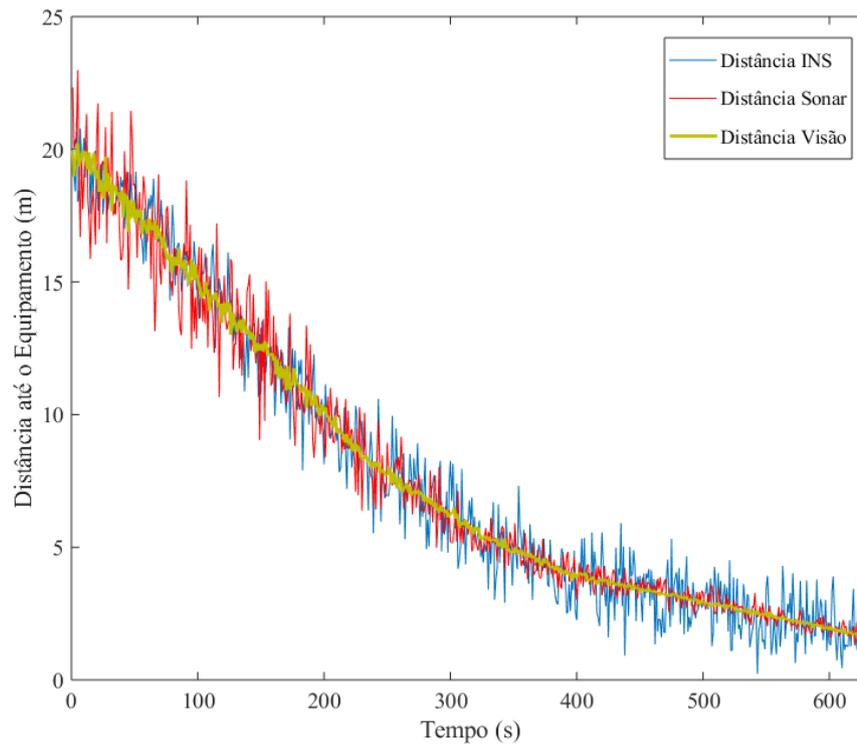


Figura 5.11: Aproximação do ROV ao equipamento.
Azul: dados de INS. Vermelho: dados de sonar. Verde: fusão com dados de câmera.

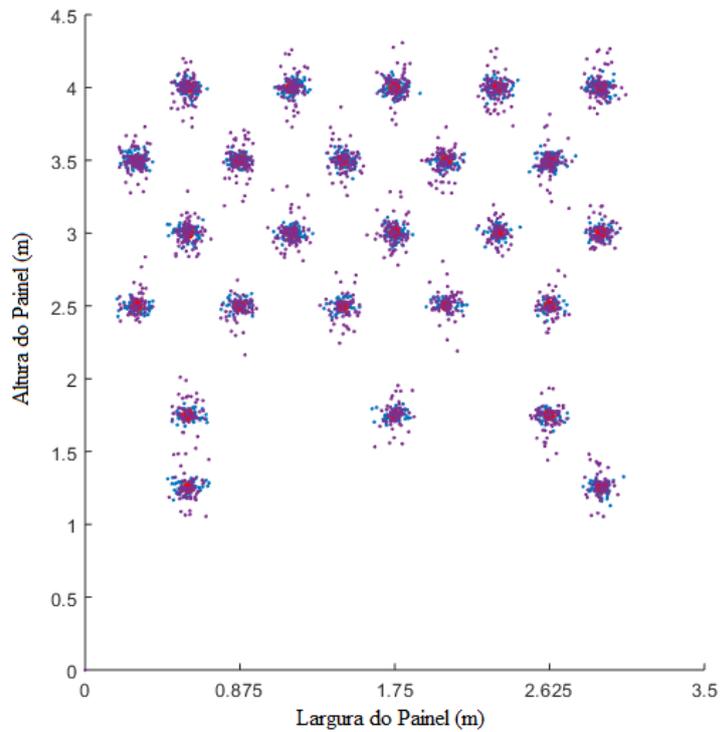


Figura 5.12: Pontos registrados em mapa do painel.

foi obtida uma dispersão correspondente a uma covariância de 0,072m para a posição na vertical no plano do painel, correspondendo a uma dispersão de 0,432m.

Esta incerteza no mapa das interfaces é transferida diretamente para a incerteza na posição da origem do sistema de coordenadas do ROV no mesmo plano e por consequência transferida para uma incerteza na base do manipulador. Uma das vantagens encontradas na aplicação de visão computacional, no entanto, é a possibilidade de estimar a pose das câmeras com o ROV estabilizado. Mesmo com maior proximidade é possível obter um enquadramento que permite a detecção de uma quantidade suficiente de interfaces, ver Figura 5.13 com detalhe da imagem reconstruída para detecção de bordas circulares.

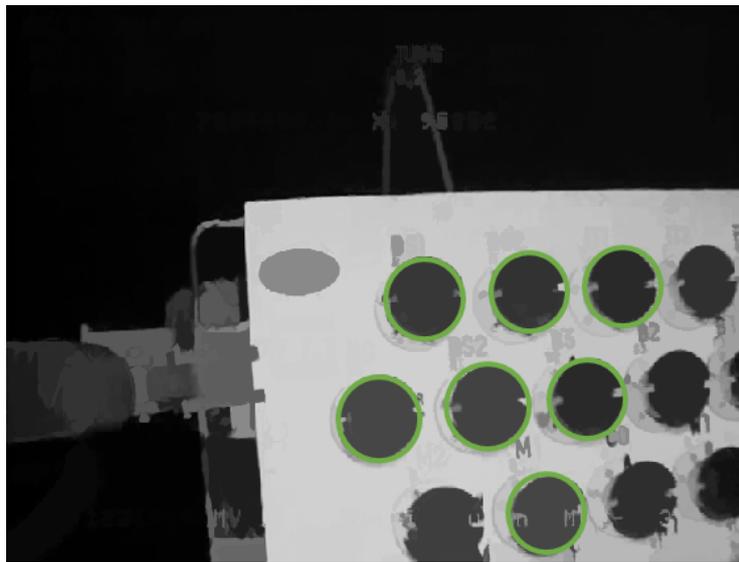


Figura 5.13: Veículo docado ao equipamento para intervenção.

Após localização mais precisa do ROV via estimativa da pose da câmera com veículo docado, é possível aproximar o efetuator final à interface de interesse. A coordenada no plano da interface pode ser extraída do mapa obtido.



Figura 5.14: Processamento de imagem em proximidade.

O que se verificou para este teste, no entanto, é que em imagens aproximadas, a detecção de elipses para estimativa de pose depende fortemente de questões de iluminação de interfaces. Há interferência da iluminação do veículo com marcação de sombras direcionais ao redor das interfaces. Esse efeito de provoca algumas vezes

a detecção inconsistente de um círculo ou elipse após reconstrução da imagem e segmentação, ver Figura 5.14. De qualquer forma, é possível estimar o centro da área segmentada via cálculo de momentos para determinar o erro cinemático de posição do efetuador final em um controle final de aproximação do manipulador.

5.5 Inspeção de Dutos

5.5.1 Algoritmo de Localização em Inspeção

Nesta subseção é apresentado o algoritmo desenvolvido para inspeção de dutos. Para esta aplicação inicialmente também se considera que são conhecidas as relações de posição e orientação entre uma câmera de inspeção calibrada e o ROV. Também se considera zoom fixo da câmera e que o mecanismo de *pan* e *tilt* não é acionado ao longo da inspeção, mantendo a relação de posição e orientação entre ROV e câmera fixa.

O sistema geodésico global é coincidente com o sistema de coordenadas do duto. O sistema de coordenadas global é estabelecido de tal forma que as coordenadas Norte do sistema geodésico coincidem com o eixo X e as coordenadas Este coincidem com o eixo Y , o eixo Z é utilizado como referência para a altura em relação ao solo ou a profundidade da operação.

O algoritmo de localização durante uma inspeção é proposto da seguinte forma:

- Inicialização:

- Estabelecido o ponto inicial da inspeção no início do duto com o ROV realizando o enquadramento adequado e orientado na mesma orientação do duto. Esta inicialização é orientada pela imagem. O sistema de coordenadas adotado é o sistema global de coordenadas geodésicas.

- Inicialização do estado do ROV ξ_{ROV0} obtido pelas informações do sistema INS.

- Inicialização de um vetor representativo do mapa do duto com o processamento da primeira imagem para estimativa da posição e orientação do duto em relação ao sistema de coordenadas do ROV. O vetor de observações do estado do duto é composto pelas variáveis $z_{d0} = [x_{d0}, y_{d0}, \psi_{d0}]^T$. As rotações do duto em torno dos eixos X e Y são consideradas desprezíveis. Apenas a orientação do duto em relação ao eixo vertical, ψ_{d0} , é adotada dado que esta define a direção do trajeto do mesmo. O vetor z_{d0} representa a posição do duto em relação ao sistema de coordenadas global e é obtido das transformações em relação ao ponto da linha central do duto que intercepta a linha horizontal que passa pelo ponto principal da câmera, conforme será descrito abaixo.

- Inspeção:

-Estimar um ponto de passagem $[x_{ROV_k}, y_{ROV_k}]^T$ sobre a linha de centro do duto, considerando a orientação ψ_{dk-1} .

-Executar controle entre ξ_{ROV_0} e $\xi_{ROV_k|k-1}$ considerando um deslocamento a velocidade constante de inspeção na direção determinada por ψ_{dk-1} .

-Realizar uma estimativa z_{d0} e $z_{dk|k-1}$ considerando um deslocamento a velocidade constante de inspeção na direção determinada por ψ_{dk-1} .

-Atualizar a estimativa $\xi_{ROV_k|k-1}$ para $\xi_{ROV_k|k}$ via filtro considerando as medidas m_{Ik} do sistema de navegação do ROV.

-Atualizar a estimativa $z_{dk|k-1}$ para $z_{dk|k}$ via filtro considerando a fusão das medidas de posição e orientação do ROV, $\xi_{ROV_k|k}$, e o processamento da imagem.

-Obter um mapa do duto $\mathbf{A} = [z_{d1}, z_{d2}, \dots, z_{dk}]$ com base em $\xi_{ROV_k|k}$ e $z_{dk|k}$.

-Realizar o mapeamento recursivamente até o fim da inspeção.

O algoritmo descrito acima se traduz na formulação do EKF desenvolvida abaixo. O estado observado pelo filtro consiste no estado de navegação do ROV, ξ_{ROV_k} , conforme Equação 5.8, mais um vetor de estado de pontos de coordenadas do duto, $z_{dk} = [x_{dk}, y_{dk}, \psi_{dk}]^T$. O objetivo de se estabelecer vetores de tal forma é estimar ambas as posições do ROV ao longo da inspeção quanto os pontos de passagem do duto representados no sistema de coordenadas geodésico de forma a realizar um mapeamento do mesmo.

Neste caso, há um objetivo de perseguir a rota do duto mantendo o mesmo enquadrado pela câmera durante toda a duração da operação. Para tal, é necessário agregar à matriz de transição de estados da Equação 5.9 uma matriz de controle que represente as transições de posição do ROV necessárias para executar a inspeção. A matriz de controle considera uma velocidade de navegação, V_{nav} , constante na direção do ângulo de aproamento do ROV que é igual ao ângulo de aproamento do duto em torno do eixo da altura em relação ao solo, ou seja, é uma velocidade de perseguição da rota do duto. O valor de V_{nav} é um valor determinado a partir de velocidades médias típicas de inspeção conhecidas de histórico, por exemplo, $V_{nav} = 300m/h$.

A matriz de controle \mathbf{g}_{ROV_k} para esta operação será:

$$\mathbf{g}_{ROV_k} = \begin{bmatrix} \mathbf{T}_{nav3 \times 3} & \mathbf{Q}_{nav3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{Q}_{nav3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{Z}_{nav3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} \end{bmatrix} \quad (5.23)$$

onde:

$$\mathbf{T}_{nav} = \begin{bmatrix} 1 + \Delta x_{k-1} & 0 & 0 \\ 0 & 1 + \Delta y_{k-1} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5.24)$$

$$\mathbf{Q}_{nav} = \begin{bmatrix} \frac{V_{nav} \cos(\psi_{dk-1})}{\dot{x}_{ROV_{k-1}}} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{V_{nav} \sin(\psi_{dk-1})}{\dot{y}_{ROV_{k-1}}} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5.25)$$

$$\mathbf{Z}_{nav} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{\psi_{dk-1}}{\psi_{ROV_{k-1}}} \end{bmatrix} \quad (5.26)$$

A matriz \mathbf{T}_{nav} objetiva causar um ajuste nas coordenadas do ROV de forma que este se posicione no passo seguinte sobre a mesma linha de orientação observada na imagem do duto, ou seja, objetiva corrigir a deriva do veículo em relação ao duto observada no instante $k - 1$. Os fatores Δx_{k-1} e Δy_{k-1} são calculados por método descrito mais abaixo. A matriz \mathbf{Q}_{nav} faz com que as velocidades nas direções de x_{ROV} e y_{ROV} se ajustem ao ângulo de aproamento do duto naquela observação de forma que o ROV navegue por sobre a rota do duto. Para este caso a matriz \mathbf{Z}_{nav} faz com que o ROV permaneça com um aproamento sempre igual ao do duto naquele instante, também com o objetivo de ajustar a rota do veículo à rota do duto.

Desta forma, a matriz de transição do estados será $\mathbf{f}_{ROV_k} = \mathbf{F}_{ROV_k} \mathbf{g}_{ROV_k}$, com \mathbf{F}_{ROV_k} igual à Equação 5.9. A matriz resultante será:

$$\mathbf{f}_{ROV_k} = \begin{bmatrix} \mathbf{T}_{nav3 \times 3} & \Delta t \mathbf{Q}_{nav3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{Q}_{nav3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{Z}_{nav3 \times 3} & \Delta t \mathbf{I}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} \end{bmatrix} \quad (5.27)$$

Para emprego de \mathbf{f}_k no filtro, é necessário realizar a linearização com cálculo do Jacobiano $\tilde{\mathbf{F}}_k$ de \mathbf{f}_k . Este resulta em:

$$\tilde{\mathbf{F}}_{ROV_k} = \begin{bmatrix} \mathbf{T}_{nav3 \times 3} & \Delta t \tilde{\mathbf{Q}}_{nav3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \tilde{\mathbf{Q}}_{navnav3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \tilde{\mathbf{Z}}_{nav3 \times 3} & \Delta t \mathbf{I}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{I}_{3 \times 3} \end{bmatrix} \quad (5.28)$$

onde

$$\tilde{\mathbf{Q}}_{nav} = \begin{bmatrix} -\frac{V_{nav} \cos(\psi_{dk-1})}{\dot{x}_{ROV_{k-1}}^2} & 0 & 0 \\ 0 & -\frac{V_{nav} \sin(\psi_{dk-1})}{\dot{y}_{ROV_{k-1}}^2} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5.29)$$

$$\tilde{\mathbf{Z}}_{nav} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & -\frac{\psi_{dk-1}}{\psi_{ROV_{k-1}}^2} \end{bmatrix} \quad (5.30)$$

A matriz de medição para o caso de navegação do ROV será uma matriz identidade, $H_{ROV_k} = \mathbf{I}_{12 \times 12}$, dada a leitura direta de dados do sistema INS auxiliado por hidroacústica, conforme apresentado na Subseção 5.4.1.

A matriz de transição \mathbf{f}_{dk} para \mathbf{z}_{dk} será:

$$\mathbf{f}_{dk} = \begin{bmatrix} 1 + \frac{\Delta t V_{nav} \cos(\psi_{dk-1})}{x_{dk-1}} & 0 & 0 \\ 0 & 1 + \frac{\Delta t V_{nav} \sin(\psi_{dk-1})}{y_{dk-1}} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5.31)$$

Essa matriz reflete o comportamento esperado no imageamento do duto onde, uma vez tomada uma imagem de um ponto nas coordenadas $[x_{dk-1}, y_{dk-1}]^T$ assume-se que as próximas coordenadas do duto a serem visualizadas são as coordenadas que sofreram a mesma translação causada pelo deslocamento a uma velocidade constante de navegação V_{nav} ao longo da rota. Adota-se aqui como premissa que entre intervalos Δt esse deslocamento é pequeno de forma que é possível considerar que o mesmo é realizado em uma linha reta. Ou seja, os trechos curvos dos dutos são discretizados em segmentos lineares.

Teremos para esta matriz um Jacobiano $\tilde{\mathbf{F}}_{dk}$ correspondente à matriz a seguir:

$$\tilde{\mathbf{F}}_{dk} = \begin{bmatrix} -\frac{\Delta t V_{nav} \cos(\psi_{dk-1})}{x_{dk-1}^2} & 0 & -\frac{\Delta t V_{nav} \sin(\psi_{dk-1})}{x_{dk-1}} \\ 0 & -\frac{\Delta t V_{nav} \sin(\psi_{dk-1})}{y_{dk-1}^2} & \frac{\Delta t V_{nav} \cos(\psi_{dk-1})}{y_{dk-1}} \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (5.32)$$

A medição para o mapeamento do duto é também formulada considerando a relação entre as coordenadas no plano da imagem da câmera e as coordenadas do

ROV no sistema geodésico inercial:

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{K} \mathbf{H}_{ROV}^{Cam} \mathbf{H}_{Geod}^{ROV} \begin{bmatrix} x_{dk} \\ y_{dk} \\ z_{dk} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (5.33)$$

onde \mathbf{H}_{Geod}^{ROV} é a matriz de transformação entre o sistema de coordenadas do ROV e o sistema geodésico. A matriz \mathbf{H}_{Geod}^{ROV} é determinada pela estimativa da posição e orientações do ROV no momento k e é a transformação que determina a pose da câmera representada no sistema de coordenadas geodésico. Esta também é uma função do tipo $\mathbf{H}_{Geod}^{ROV} = \mathbf{H}(\boldsymbol{\xi}_{ROV k})$.

Para realizar a medida dos valores $[x_{dk}, y_{dk}, z_{dk}]^T$ é estabelecida a convenção ilustrada na Figura 5.15. Adota-se como ponto de referência da imagem o ponto da linha central do duto que intercepta a linha horizontal que passa pelo ponto principal da câmera.

Assim, uma vez obtidas as bordas do duto com a parametrização da transformada de Hough, é possível estabelecer uma linha central do duto e calcular a coordenada u da imagem que corresponde ao ponto de intersecção entre a linha média horizontal da imagem e a linha central do duto. A coordenada v da imagem sempre será fixa e correspondente à coordenada v do ponto principal. O cálculo da linha central do duto é obtido da parametrização empregada pelo algoritmo de ajuste de linhas a bordas, conforme apresentado na Subseção 4.7.3 do capítulo anterior. Ver Figura 5.15 com indicação dos parâmetros identificados com a Transformada de Hough. Notar que com esta parametrização, a relação entre aprofundamento do ROV e do duto no sistema de coordenadas geodésico é $\psi_d = \frac{\pi}{2} - \theta + \psi_{ROV}$.

Desta forma, após determinados os valores $[u, v]^T$ pelo processamento da imagem, as coordenadas medidas $\mathbf{m}_{dk} = [x_{dk}, y_{dk}, z_{dk}]^T$ são determinadas por:

$$\begin{bmatrix} x_{dk} \\ y_{dk} \\ z_{dk} \\ 1 \end{bmatrix} = (\mathbf{K} \mathbf{H}_{ROV}^{Cam} \mathbf{H}_{Geod}^{ROV})^{-1} \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} \quad (5.34)$$

As medidas obtidas pela relação acima são então utilizadas para atualização do estado do duto. Para emprego no filtro de Kalman, considera-se que o processamento acima produz medições diretas de $[x_{dk}, y_{dk}, z_{dk}]^T$ e, desta forma, a matriz de medição para o estado do duto será uma matriz identidade $\mathbf{H}_{dk} = I_{3 \times 3}$.

A relação acima também permite realizar o cálculo dos fatores Δx_{k-1} e Δy_{k-1} da Equação 5.24. Ao se considerar as coordenadas $[u_p, v_p]^T$ como as coordenadas fixas do ponto principal do plano da imagem, que são previamente definidas, é possível

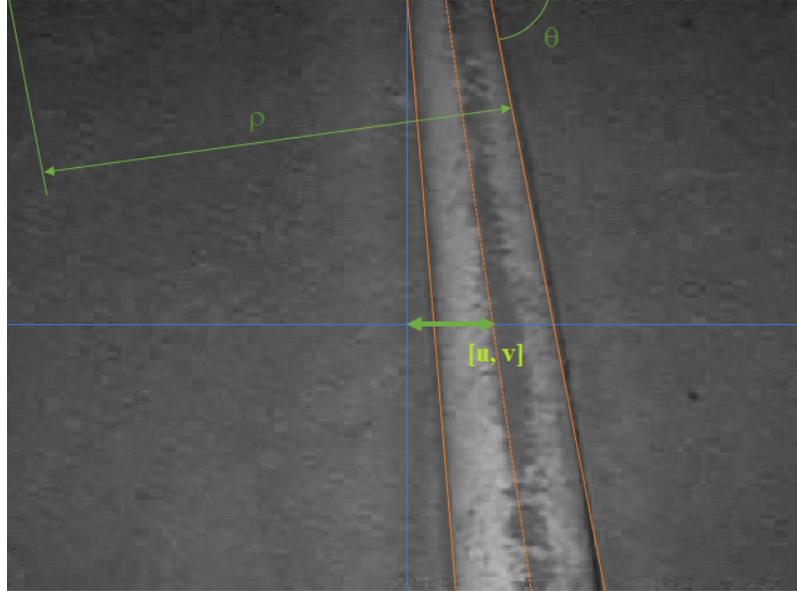


Figura 5.15: Referência para o ponto de mapeamento de duto.

calcular para cada imagem processada as coordenadas x_{dpk} e y_{dpk} equivalentes à posição onde o duto precisaria estar para se localizar sob este ponto principal. Desta forma, $\Delta x_{k-1} = (x_{dpk} - x_{dk})/x_{dk}$ e $\Delta y_{k-1} = (y_{dpk} - y_{dk})/y_{dk}$. A aplicação destes fatores no controle do ROV faz com que a predição de seu estado considere que houve uma translação no plano horizontal do ROV equivalente a translação necessária para posicionar a linha de centro do ROV no ponto principal da imagem. Após esse ajuste é feito o ajuste de aproamento do ROV para o mesmo aproamento do duto e uma translação na direção da velocidade de navegação na inspeção V_{nav} .

As matrizes de covariância de perturbação e de medição para o ROV são definidas da mesma forma que a apresentada anteriormente. O vetor de covariâncias de perturbação, $Q_{dk-13 \times 1}$ para o vetor de estados do duto depende de quanto é aplicável a premissa de deslocamento linear entre um ponto e outro do duto. Para dutos totalmente retos as covariâncias serão pequenas, para dutos que apresentam muitos pontos com curvaturas que podem ser detectadas pelo enquadramento da câmera do ROV, é necessário realizar uma estimativa desta matriz de forma adequada. Na seção a seguir é descrita a forma de estimativa desta matriz para a aplicação apresentada. A matriz de covariâncias de erro de medidas $R_{dk3 \times 3}$ deve ser estimada com base na qualidade dos processamentos de imagem. A forma de estimativa também é descrita abaixo.

A Figura 5.16 sintetiza o algoritmo para localização em inspeção de dutos considerando a formulação apresentada acima. Para este caso, consideram-se novamente distribuições Gaussianas representativas das distribuições de probabilidades dos vetores de estado para utilização do EKF:

$$p(\xi_k | \xi_{k-1}, \mathbf{u}_k, \mathbf{I}) \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_{ROV k|k-1}, \boldsymbol{\Sigma}_{ROV k|k-1}) \quad (5.35)$$

$$p(z_{dk} | \xi_k, \mathbf{A}, \mathbf{I}) \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\mu}_{dk|k}, \boldsymbol{\Sigma}_{dk|k}) \quad (5.36)$$

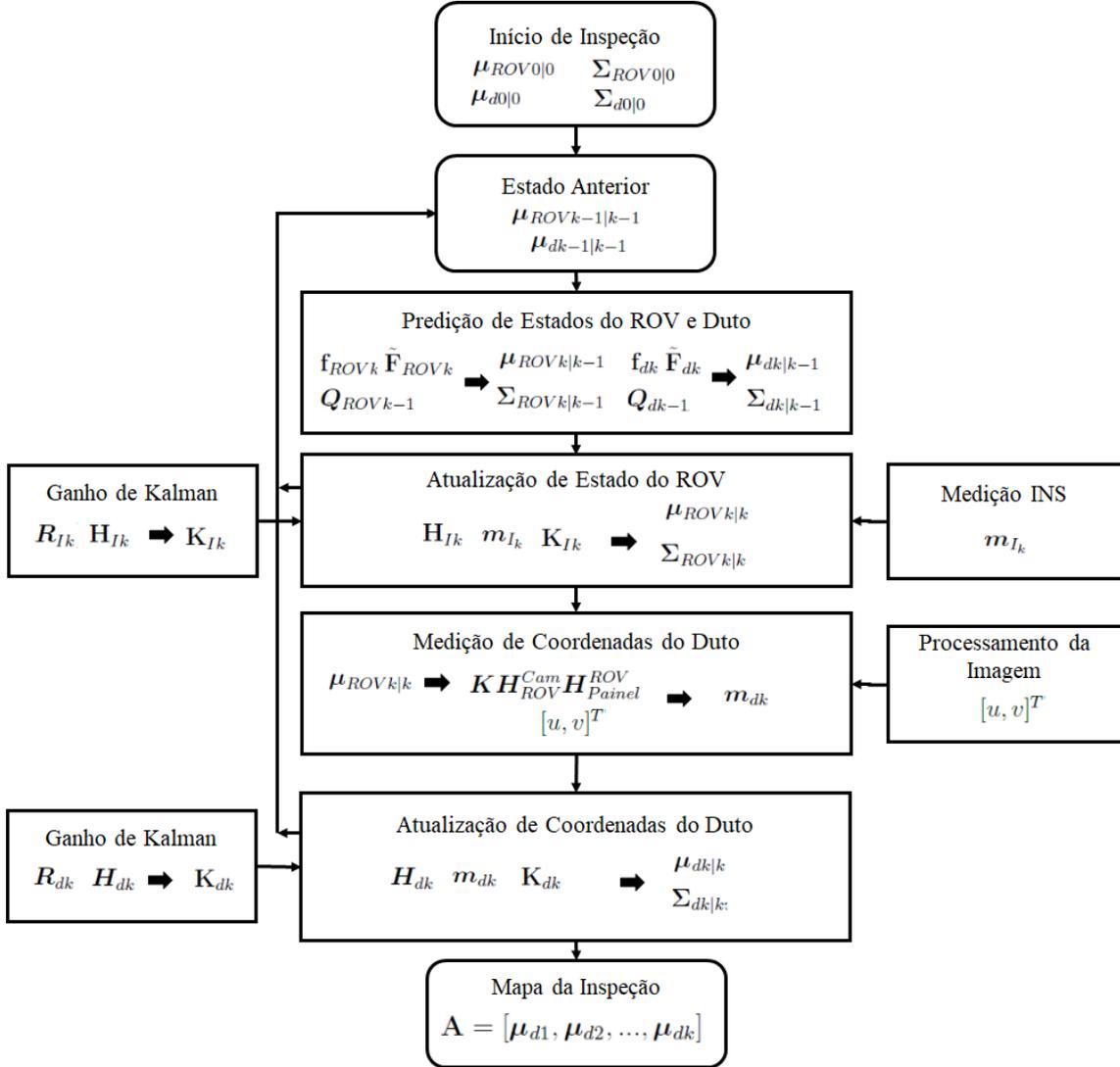


Figura 5.16: Algoritmo de localização em inspeção de dutos.

5.5.2 Teste e Resultados

Para teste do algoritmo foi utilizada uma inspeção já executada no duto citado no Capítulo 3 para o qual foram obtidos os vídeos de inspeção e a leitura dos diversos dados fornecidos pelo sistema INS. Para este caso também aplica-se a taxa de atualização $\Delta t = 1/7s$.

A covariâncias dos sistemas de medição foram também estabelecidas com os valores de informações de fabricantes e as perturbações do ROV foram estimadas com

base nas solicitações causadas pelas condições ambientais do momento da operação e inicialmente estimadas visualmente, com a estimativa das amplitudes da deriva do ROV parado quando em uma posição inicial. As matrizes $\mathbf{Q}_{ROV_{k-1}}$ e \mathbf{R}_{I_k} tem valores semelhantes aos apresentados para a operação de aproximação a painel discutida anteriormente.

A covariância na detecção da imagem foi estimada da seguinte forma: para um grupo de imagens de inspeções anteriores onde a detecção de bordas e ajuste de linhas foi válido, foi extraída a distância entre as duas linhas representativas das bordas tendo como ponto de referência o ponto onde a linha central entre as bordas cruza a linha central horizontal da imagem. Estas distâncias foram posteriormente transformadas para o sistema de coordenadas da câmera com os dados de altura e orientações do ROV de forma a ter uma representação dos pixels em metros de diâmetro de duto. A média desta distribuição foi assumida como igual ao diâmetro de projeto do duto de forma a calcular uma covariância em termos de dispersão de diâmetros. Para o duto de teste foi obtida uma covariância de 0,0087m o que significa uma dispersão de 0,0522m na detectabilidade do diâmetro do duto. A definição do ângulo de aproamento do duto depende da correlação entre o parâmetro θ da linha central entre bordas e o aproamento do ROV, assim, adotou-se como premissa que a covariância para este valor é igual à covariância da medida de INS para o ângulo de aproamento do ROV. A matriz $\mathbf{R}_{dk3 \times 3}$ é uma matriz com diagonal cujos valores são [0,0087m, 0,0087m, 0,1744rad].

A matriz de perturbação da evolução do estado do duto, \mathbf{Q}_{dk-1} , é uma matriz que representa o quão adequada é a hipótese de que o duto segue uma linha reta entre pontos de passagem. Mesmo em um duto flexível, que permite uma rota com mais curvas, este valor é muito pequeno dada a taxa de atualização do filtro de 1/7s. Dentro deste intervalo o comprimento percorrido é pequeno e quase linear mesmo em curvas. Para estimativa do vetor $\mathbf{Q}_{dk-13 \times 1}$ foi adotado o seguinte procedimento:

- É identificado o menor raio de curvatura das curvas da rota do duto conhecidas de mapeamentos anteriores do mesmo. Para a curva que possui esse raio de curvatura mínimo é verificado qual é a variação do ângulo de aproamento entre o ponto inicial da curva e o ponto final. Por exemplo, para uma curva com raio de curvatura de 15m que causa uma modificação no aproamento de 90graus o ROV percorrerá uma distância sobre o duto de 23,55m.
- Considerando a velocidade de navegação, neste caso 300m/h, calcula-se a quantidade de pontos de processamento de imagem que será realizada neste trecho. Para o caso citado acima esta quantidade será 1978 pontos.
- Calculada a variação de ângulo de aproamento neste trecho, ou seja, 90graus

divididos por 1978 pontos de passagem, resultando em um valor adotado como a dispersão do aproamento, neste caso igual a 0,0455 graus.

- Definida a covariância para o ângulo de aproamento como 1/3 desta dispersão.
- As dispersões das coordenadas x_d e y_d são estimadas como sendo o maior valor entre o seno e o cosseno da dispersão calculada acima multiplicados pela distância percorrida dentro de Δt , neste caso essa distância é igual a 0,012m.

Desta forma, para esta operação foi calculado o vetor $\mathbf{Q}_{dk-1} = [0,002\text{m}, 0,002\text{m}, 0,0076\text{rad}]^T$.

A Figura 5.17 ilustra alguns pontos de passagem da inspeção onde são representados pontos amostrados da distribuição de leituras do INS e da distribuição resultante da atualização da covariância de posição do ponto do duto pós processamento de imagem. Os seguintes valores de covariâncias finais para as variáveis de estado do duto foram obtidos: $[0,00655\text{m}, 0,00655\text{m}, 0,0926\text{rad}]$. Para os pontos onde se obtém linhas ajustadas a bordas, a covariância é reduzida de forma significativa na transversal da rota. No entanto, como não foi utilizada odometria visual, o deslocamento ao longo da rota mantém a mesma variância pois não é possível mensurar deslocamento ao longo do duto, este ainda mantém as incertezas da navegação do ROV.

Dado o processo de atualização de covariâncias pelo Filtro de Kalman, verifica-se que para o caso de inspeção de duto, a covariância de posição é sempre determinada pela covariância do ruído de processamento de imagem que neste caso é sempre menor que as variâncias de erro de posicionamento do ROV.

Nas análises de confiabilidade cinemática foi indicado que uma covariância de até 0,50m da posição do ROV para erros de mapeamento nulos resultaria numa confiabilidade igual a 1. Para um duto de seis polegadas de diâmetro (em torno de 0,20m de diâmetro externo), uma dispersão de erro como esta significaria cometer um erro de identificação da posição do duto em mais de dois diâmetros na imagem.

Essa situação poderia ocorrer, por exemplo, em casos específicos em que a imagem detectasse um segundo duto ao lado do duto inspecionado, ou detectasse bordas de uma trincheira dentro da qual o duto está lançado. Mesmo assim, o ruído inerente da qualidade de visibilidade da imagem que provoca erros de extração da borda real do duto é sempre pequena, o que indica que o processamento da imagem prepondera sobre o processo de estimativa de estado do ROV e de mapeamento.

A confiabilidade da inspeção com o emprego de localização apoiada por visão é, desta forma, diretamente afetada pela falha do processamento visual das imagens. Em situações onde a visibilidade do duto se apresentou com baixa qualidade ou houve um enterramento do duto de tal forma que as bordas não puderam ser

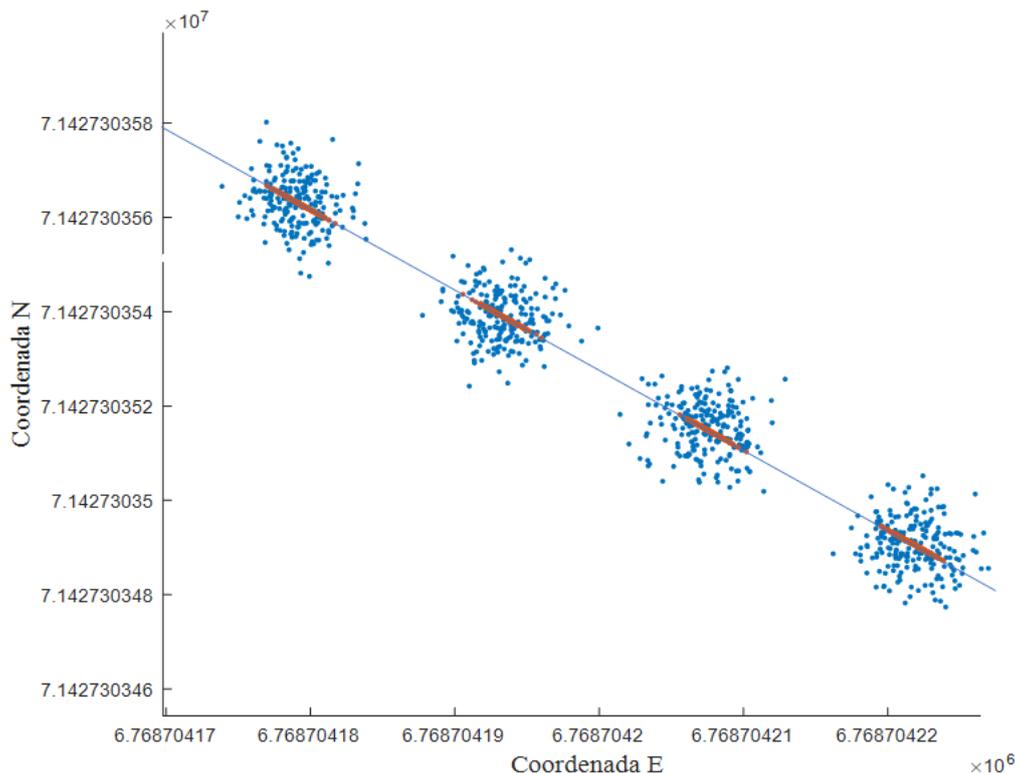


Figura 5.17: Pontos de passagem com representação de amostras de leitura: INS (azul), atualização por visão (vermelho).

detectadas, a correção do sistema INS pela imagem tornou-se indisponível. Ver Figura 5.18.

Esta estimativa depende das condições específicas de cada inspeção e não há como apresentar resultados abstraídos generalizados para a localização empregada numa inspeção de duto. Para o caso do teste aqui executado em torno de 79% dos quadros de vídeo processados indicaram um resultado que pôde ser utilizado para a correção de estimativa da posição do ROV.

Um resultado importante da localização para esta aplicação é produzir um mapeamento com menos incerteza da rota do duto devido à manutenção de maior consistência ponto a ponto de passagem provido pela visão do duto. A cada progresso do ROV, as coordenadas Norte e Este inicialmente estabelecidas apenas pelo INS são ajustadas. Verificando o resultado da simulação de confiabilidade apresentado na Figura 3.5, percebe-se que com tolerâncias de mapeamento abaixo de 0,20m, como é o caso para os trechos onde houve correção pela imagem, mesmo um controle feito por pontos de passagem controlados somente via INS garantem uma boa inspeção para a covariância de posicionamento de 0,5m.

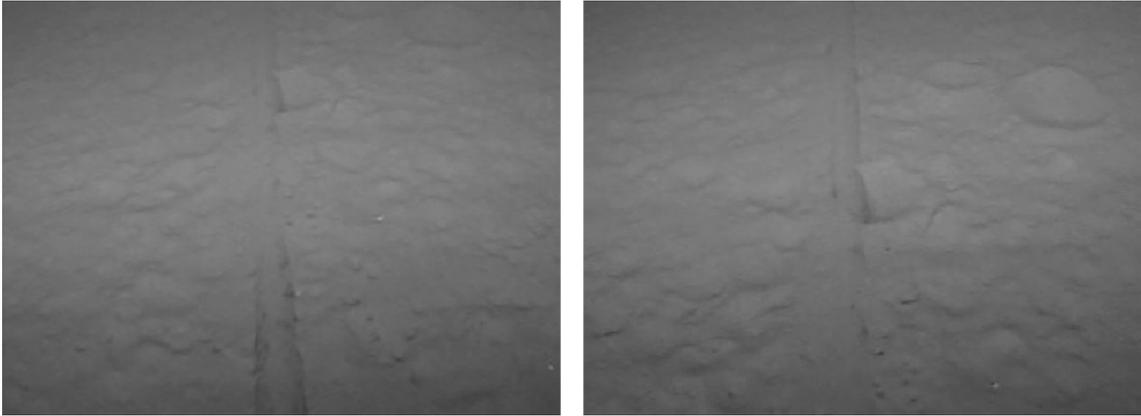


Figura 5.18: Exemplos de pontos onde não há detecção adequada de bordas.

5.6 Considerações Finais

Este capítulo apresentou duas abordagens para realizar a localização de ROVs em operações submarinas típicas. A localização é fortemente influenciada pela qualidade com que se pode realizar estimativa de pose de câmeras após extração de atributos de imagens dos alvos de operação. As operações em questão apresentam algumas vantagens para tal, a primeira é a boa condição de visibilidade de painéis que já são projetados com geometrias e cores contrastantes para permitir bom discernimento na água. A segunda vantagem é a relativa simplicidade dos cenários de operação. Os mapas produzidos resumem-se a um trajeto de duto ou a padrões geométricos de interfaces em painéis que podem ser utilizados para estimativas de pose de câmeras.

Como desvantagem pode ser citada a pobreza visual encontrada em inspeções de duto que não permitem realizar estimativa de movimentos de quadro a quadro e em muitas vezes não permitem a detecção da primitiva geométrica utilizada para estimar a posição relativa entre ROV e duto.

Uma questão a ser respondida no desenvolvimento de algoritmos de localização é como avaliar a qualidade dos resultados obtidos e a efetividade do algoritmo. A forma mais direta e abrangente de realizar alguma avaliação é comparar o mapa gerado a um cenário de operação conhecido. Para casos reais de operação, no entanto, pode ser inviável realizar esse tipo de comparação. Para a aplicação de intervenção em painéis de equipamentos, apesar desta ser uma demanda operacional, é possível realizar a comparação direta do mapa com o mapeamento dado que as informações de projeto estão disponíveis. É importante observar que os dados de projeto na realidade são utilizados como referência para estimativa da pose inicial da localização do ROV e espera-se que o mapa tenha convergência com essas informações.

Para a aplicação de inspeção, por outro lado, o cenário de operação, a rota do duto, não é de fato conhecida de verdade. Apenas informações de diâmetro podem ser utilizadas como referência para o que é visualizado.

Alguns autores tem proposto métricas para avaliação da qualidade de algoritmos [152] que dependem do conhecimento da configuração cinemática precisa dos robôs em determinados pontos da operação, o que não pode ser realizado nestas aplicações. De qualquer forma, as métricas que vem sendo desenvolvidas tem o objetivo de comparar diferentes algoritmos. As implementações apresentadas acima adotam uma abordagem consolidada baseada em filtragem bayesiana, bastando realizar uma avaliação dos mapas produzidos, no caso a caso, para se ter uma avaliação de sua efetividade.

Capítulo 6

Considerações Finais

6.1 Resultados

Este trabalho apresentou a formulação do problema de estimar incertezas cinemáticas de ROVs via mapeamento dos alvos de operação e localização do veículo com filtros probabilísticos e técnicas de visão computacional. Os filtros e técnicas de visão foram sistematizados em métodos para auxílio à localização autônoma de ROVs nas atividades de realizar inspeção de um duto submarino e de aproximação a um painel de equipamento para intervenção.

Além da revisão bibliográfica que indica a falta de trabalhos desse gênero consolidados para ROVs de intervenção, pode-se adicionalmente citar que aplicações do gênero ainda não são observadas na indústria de ROVs comerciais. Observa-se que os desenvolvimentos em autonomia de ROVs estão restritos a ambientes de pesquisa com veículos experimentais ou adotam hipóteses que não são prontamente transferíveis a ROVs empregados na indústria do Petróleo como, por exemplo, a adoção de sensores especiais não comprovados em campo.

Atualmente o controle de ROVs para executar as operações descritas neste trabalho depende de operadores humanos, o que fornece flexibilidade operacional mas causa custos elevados associados a treinamento e experiência. O desenvolvimento apresentado pode ser utilizado como um módulo de apoio a pilotos integrado aos sistemas operacionais empregados nas cabines de controle pois não demanda modificações tecnológicas em sistemas de ROV existentes por adotar como entradas apenas dados disponíveis e sistemas de navegação inercial, sistemas de sonares e câmeras.

Foi demonstrado que sensores de navegação não são suficientes para posicionar veículos e efetadores finais relativamente a estruturas, pois estes dependem do mecanismo de propagação de ondas sonoras em ambiente aquático que é afetado por fatores que não podem ser contornados e que variam dentro de uma janela de

tempo de operação. Atualmente a única forma de posicionar relativamente sistemas de ROV a estruturas submarinas é a visão obtida por câmeras monoculares que ainda possui algumas limitações operacionais como a falta de percepção de profundidade.

Dado este cenário, desenvolvimentos relativos a controles mais precisos de ROVs passam pelas disciplinas de visão computacional e processamento digital de imagens. Mesmo que novas propostas envolvam a utilização de sensores não convencionais como sonares de imageamento hidroacústico e câmeras estéreo, a disciplina de visão computacional precisará ser empregada. Nota-se que o imageamento hidroacústico possui paralelo com aplicações atuais de sensores RGB-D, que são imagens com informação de profundidade de pixels obtidas por infravermelho. Sonares apresentam imagens com informação de profundidade.

O capítulo de confiabilidade cinemática apresentou uma revisão da forma de equacionamento de confiabilidade de posição e orientação de veículos e manipuladores com o objetivo de dimensionar as incertezas inerentes às operações estudadas. As simulações com os modelos de confiabilidade das operações apresentaram os seguintes resultados:

- Para uma determinada operação é possível calcular a probabilidade de falha ou sucesso de uma manipulação ou visualização se puderem ser estimadas as incertezas associadas ao controle de posição e orientação do veículo e juntas de manipuladores.
- O controle de perseguição de trajetórias é um campo de pesquisa importante na área de controle de veículos submarinos ou de veículos autônomos de navegação de superfície. Para a solução destes tipos de problema se adota como hipótese o conhecimento da trajetória a ser perseguida e a capacidade do veículo perseguir esta sem incertezas relativas à sua própria navegação. Para os casos de operações de inspeção puramente guiadas por controle de pontos de passagem fornecidos pelo mapeamento das coordenadas de dutos, uma análise da confiabilidade cinemática indica que há probabilidade de sucesso mínima quando se considera os erros de mapeamento da rota.
- A simples programação de trajetória de um manipulador montado em ROV para atuação em interfaces não é efetiva dadas as dimensões das interfaces e as incertezas de posicionamento relativo do veículo e da base dos manipuladores em relação aos painéis de equipamentos. Foram demonstradas, para um caso específico de ROV docado a painel, quais são as precisões necessárias e os limites de posição relativa para permitir aproximação segura de manipuladores.

O conceito de confiabilidade cinemática pode ser expandido para outras situações relativas a operações submarinas como desenvolvimento complementar. Este

conceito pode ser utilizado para avaliar as probabilidades de sucesso ou falha quando se considera a cinemática diferencial, por exemplo. A probabilidade de se obter uma velocidade pré-determinada do efetuador final ao se aproximar de uma interface pode ser calculada empregando os conceitos apresentados.

A estimativa de estados via fusão de sensores apresentou as técnicas básicas aplicáveis ao processamento de dados incertos de sensores de posição e distância relativa. O uso de Filtros de Kalman permite a fusão de informações de sensores diferentes dentro de um mesmo objetivo de estimativa. Apesar da existência de alternativas para a formulação do Filtro de Kalman que pretendem contornar questões de comportamento não Gaussiano das incertezas e eliminar custos computacionais, as aplicações apresentadas aqui são bem atendidas por a formulação original do Filtro de Kalman Estendido.

Referências disponíveis que tratam do uso de Filtros de Kalman com veículos submarinos concentram-se predominantemente no problema de realizar estimativa ótima do estado de um veículo em navegação livre por rotas determinadas considerando a melhor escolha de modelos para a dinâmica dos veículos e de sensores assim como a escolha do tipo de filtro adequado para as aplicações em questão [153, 154]. Essas aplicações adotam veículos submarinos do tipo AUV para implementação sem o uso de fusão de informações com imagens.

A comparação entre tipos de Filtros de Kalman em aplicações submarinas e seus desempenhos com AUVs é objeto de estudo de referências como [155–160]. O objetivo destes trabalhos é estudar e indicar características de desempenho de variantes do Filtro de Kalman tendo o problema de navegação livre de AUVs como cenário de testes. As conclusões destes tipos de trabalho também se concentram em desempenho de modelos hidrodinâmicos dos veículos em situações de navegação em alta velocidade, que é o caso de operações de AUVs e considerações mais específicas sobre limitações de sensores como as derivas de IMUs, por exemplo. Este tipo de análise se relaciona mais ao desenvolvimento de sistemas de navegação inercial submarinos. Para este trabalho foi adotada como premissa o uso de dados disponíveis produzidos por sistemas INS auxiliados por hidroacústica disponíveis comercialmente. Estudo deste gênero aplicado especificamente a um veículo operado remotamente controlado via umbilical pode ser encontrado em [161].

Com este contexto, o trabalho apresentado aqui se posiciona como uma proposta pouco estudada que é a de referenciar o posicionamento do veículo em relação a atributos de estruturas submarinas via estimativa de estados com Filtros de Kalman. Um estudo na linha de posicionamento relativo pode ser encontrado em [162] onde é apresentado um experimento com veículo de pequeno porte que estima sua pose com base em visão monocular e algoritmo de servovisão baseado em modelos de alvo previamente configurados no algoritmo.

Os fatores de variabilidade hidroacústica fazem com que as incertezas associadas aos sensores apresentem comportamento Gaussiano. Adicionalmente, não há, a princípio, uma demanda exigente por tempo de processamento computacional nessas aplicações. Apesar de serem aplicações de processamento em tempo real a dinâmica de uma operação submarina com ROV é lenta. Um ROV navega pela massa de água até as proximidades de um equipamento com baixa velocidade de forma a evitar descontroles e derivas que possam causar acidentes. Os tempos necessários para processamentos diversos de imagens, por exemplo, são facilmente comportados pela lentidão das operações.

Imagens submarinas são o elemento fundamental para o aumento na precisão do posicionamento relativo pretendido na aplicação proposta neste trabalho. A avaliação do emprego de técnicas de visão computacional aos tipos de imagens de equipamentos e dutos submarinos chegou às seguintes conclusões:

- Painéis de equipamentos submarinos são projetados tendo a boa visibilidade como objetivo e desta forma favorecem o emprego de técnicas de extração de descritores e de técnicas de segmentação com bordas ou áreas.
- Para painéis é possível empregar a estimativa de movimentos entre vistas com base em descritores invariantes, no entanto, estes carecem de significado e não podem ser facilmente associados a dimensões de elementos nas estruturas reais dos equipamentos para permitir a estimativa de pose de câmeras.
- Técnicas de segmentação e ajuste de círculos também mostraram bons resultados quando em condições de iluminação favorável. Os centros dos círculos detectados podem ser associados a dimensões de painéis e coordenadas de interfaces em sistemas de coordenadas estabelecidas nos painéis. Desta forma, estas informações são utilizadas para a estimativa de pose e geração de mapas.
- Imagens de dutos não se apresentam favoráveis para a extração de descritores invariantes de forma geral. Mesmo sem apresentar significado semântico, estes poderiam ser utilizados para a estimativa de movimentos na longitudinal do duto durante a inspeção, fornecendo uma informação de odometria visual que poderia ser fundida às informações de deslocamento dos sensores de navegação.
- A detecção de bordas em dutos se mostrou adequada para situações onde a visibilidade é boa. A parametrização do ajuste de linhas a bordas foi adotado como referência para a pose da câmera e ROV. A pose da câmera via processamento de linhas de borda é estimada nesta aplicação de forma híbrida, onde as informações de posição, altura e rotações do ROV são utilizadas para transformar a posição central do duto do sistema de coordenadas da imagem para o sistema de coordenadas global.

- Formas de contornar as condições de baixa visibilidade da água devido a suspensões e turbidez precisam ser ainda ser estudadas para aumentar a confiabilidade na detecção de bordas em dutos.

Os algoritmos apresentados para a localização do ROV durante as operações de inspeção e intervenção em equipamentos demonstraram que os mapeamentos produzem informações com dispersões que permitiriam um controle de posicionamento relativo que viabiliza as operações sem operadores.

As dispersões de um ponto central de uma interface no mapa produzido pelo teste realizado podem ser interpretadas como a incerteza associada da posição relativa a estas interfaces do sistema de coordenadas do ROV na aproximação ao equipamento. Com uma dispersão pouco superior a 40cm a incerteza permite que o ROV se posicione para docagem em uma região de tal forma que a interface alvo esteja dentro da área do envelope de operação do manipulador de sete funções. Além disso, a depender da quantidade de interfaces de referência em um painel, mesmo que ocorra algum desvio no momento do aperto da garra na docagem, a posição relativa da base do manipulador pode ser inferida por nova estimativa de pose da câmera. Isso permite maior precisão na aproximação do efetuador final.

A confiabilidade da operação de inspeção de dutos é aumentada pelo processo de localização pela redução da variância nos sentidos transversais à rota do duto que é promovida pelas correções da posição horizontal do duto no plano da imagem. Os resultados para mapeamento de dutos dependem, no entanto, fortemente da qualidade do processamento das imagens para detecção de bordas.

As covariâncias adotadas para ambas as aplicações precisam ser estimadas de processamentos de imagens prévias.

Como conclusões gerais desta pesquisa podem ser mencionadas:

- Técnicas de localização autônoma em aplicações submarinas têm sido propostas para veículos e demandas experimentais. Este trabalho demonstrou que estas técnicas têm aplicabilidade em demandas reais de operações na indústria de Petróleo com potencial para uso como função auxiliar de navegação. Foi demonstrado como os processamentos de fusão de dados de sensor e imagens podem proporcionar a redução de incertezas de posição relativa.
- Considerando os resultados obtidos, a princípio não há necessidade de utilizar novas tecnologias de sensoriamento para permitir controle mais preciso de ROVs. Sensores e câmeras convencionais podem proporcionar resultados interessantes para o controle se tratados com os métodos de estimativa probabilística de estados adequados.

- O sucesso do desenvolvimento de métodos de localização para essas demandas depende do emprego adequado de técnicas da disciplina de visão computacional e esta é a linha de pesquisa que poderá proporcionar a maior efetividade na implementação em operações reais.

6.2 Pesquisas Complementares

A seguir são descritas algumas sugestões de pesquisas e desenvolvimentos complementares ao estudo apresentado nesta tese.

Uma primeira linha de atuação é transformar o protótipo aqui implementado em linguagem Python e biblioteca OpenCV em um sistema que possa ser integrado a sistemas operacionais de ROVs reais. Isso permitirá o estudo de outros problemas envolvidos como, por exemplo, o efeito da latência na transmissão de sinais entre o veículo e a sala de controle. Os dados de imagem, sensoriamento e controle precisam passar longos umbilicais de controle e é conhecido na área que para algumas aplicações de sensoriamento há problemas envolvidos com essa comunicação. Alternativamente poderiam ser implementados sistemas embarcados no veículo para o processamento dos dados necessários para a localização autônoma em desenvolvimentos de mais longo prazo.

Uma proposta para transformar o protótipo em implementação integrável a ROVs é utilizar a plataforma ROS (*Robot Operating System*). Esta é uma arquitetura para desenvolvimento de softwares de controle de robôs que segue uma filosofia de sistema operacional para programação de sistemas robóticos. Como um sistema operacional, o ROS proporciona abstração de hardware, controle de dispositivos a um baixo nível, conexão entre processos de controle e comunicação entre processos dentro de um paradigma de envio de mensagens.

Testes em um número maior de aplicações reais devem ser planejadas para melhor validação do que está sendo aqui proposto. Além dos testes em operações de intervenção em painéis de equipamentos e inspeções de dutos, podem ser estudadas outras operações mais complexas. Existem operações de inspeção de equipamentos onde os ROVs precisam circundar todo o equipamento identificando anomalias e registrando o estado de estruturas. Esse tipo de operação se demonstra como uma demanda interessante para aplicação de técnicas SLAM visuais. É possível realizar um controle baseado em mapeamento e localização em um cenário mais complexo de estruturas, não limitado a painéis, e onde os problemas de fechamento de laços e realocização precisam ser estudados, por exemplo.

Como pontos mais específicos de desenvolvimentos futuros pode ser citada a elaboração de uma aplicação de odometria visual para operações de inspeção de dutos, onde o movimento do ROV é estimado também pela estimativa de movimento

da câmera. Para tal é necessário implementar algum método que contorne a pobreza de informações visuais dessas operações. Uma opção para tal é estudar o uso de métodos diretos de estimativa de movimentos de imagens onde são usadas todas as informações de intensidade de pixels e não as informações de extração de descritores.

Testes em equipamentos com painéis com menos informações visuais podem ser realizados para verificar a qualidade do mapeamento e o desempenho dos algoritmos de estimativa de pose. Adicionalmente pode ser sistematizado um estudo do efeito da iluminação dos ROVs sobre o processamento de imagens durante aproximação e servovisão. Isso pode produzir resultados relacionados a como utilizar a iluminação para favorecer o processo de localização nestas operações.

Apesar de não ter sido mencionada neste trabalho, a modelagem cinemática detalhada dos efetuadores finais também pode ser considerada de importância dado que, para viabilizar a proposta de produzir uma forma de realizar manipulações precisas, considerações sobre as posições relativas entre a geometria dos efetuadores (garras dos manipuladores incluindo quaisquer ferramentas que venham a portar) e as interfaces de atuação devem ser tratadas com objetivo de evitar interferências e abalroamentos. Este tipo de análise é sugerido como pesquisa complementar.

Dados os desenvolvimentos mais recentes em SLAM visual com uso de câmeras RGB-D, que apresentam a informação de profundidade dos pixels, pode ser avaliado o desenvolvimento de métodos SLAM com sonares de imageamento para as inspeções de dutos. Sonares apresentam a informação de profundidade e resultam em dados com uma estrutura que pode ser facilmente tratada para obtenção de linhas de bordas. Além disso, estes sensores não são suscetíveis a condições de visibilidade.

A princípio não existem evidências de que as incertezas envolvidas com os sistemas e operações aqui tratados não seguem um comportamento Gaussiano. No entanto, pode-se antecipar alguns pontos onde essa hipótese não é válida. Isso pode não ocorrer nas medições de juntas se estas estão operando em próximas a fim de curso, por exemplo. Da mesma forma, em inspeções de dutos onde há trechos totalmente descobertos e trechos parcialmente encobertos, a distribuição Gaussiana pode não ser aplicável dado o limite superior do dado de diâmetro detectável do duto.

Finalmente, sugere-se que os processamentos de imagens das operações aqui tratadas sejam implementados com técnicas de Aprendizagem Profunda, dado o relato de excelente desempenho destas em segmentação de imagens onde existem condições de visibilidade afetada.

Referências Bibliográficas

- [1] RUUD, T., IDRAC, A., MCKENZIE, L., et al. “All Subsea: A Vision for the Future of Subsea Processing”. In: *Offshore Technology Conference*, p. 18, Houston, 2015. Offshore Technology Conference.
- [2] SCHOLBERG, I., UTNE, I. B. “Towards autonomy in ROV operations”, *IFAC-PapersOnLine*, v. 48, n. 2, pp. 183 – 188, 2015.
- [3] KUO, C. L., CHANG, L. Y., KUO, Y. C., et al. “Visual servo control for the underwater robot station-keeping”. In: *2017 International Conference on Applied Electronics (AE)*, pp. 1–4, Sept 2017.
- [4] VAN DER ZWAAN, S., SANTOS-VICTOR, J. “Real-time vision-based station keeping for underwater robots”. In: *MTS/IEEE Oceans 2001. An Ocean Odyssey. Conference Proceedings (IEEE Cat. No.01CH37295)*, v. 2, pp. 1058–1065 vol.2, 2001.
- [5] SHIM, H., JUN, B.-H., LEE, P.-M., et al. “Workspace control system of underwater tele-operated manipulators on an ROV”, *Ocean Engineering*, v. 37, n. 11, pp. 1036 – 1047, 2010.
- [6] GE, S. S. *Autonomous Mobile Robots: Sensing, Control, Decision Making and Applications (Automation and Control Engineering)*. CRC Press, 2006.
- [7] HODGES, R. P. *Underwater Acoustics: Analysis, Design and Performance of Sonar*. Wiley, 2010.
- [8] BROOKER, G. *Introduction to Sensors for Ranging and Imaging (Electromagnetics and Radar)*. SciTech Publishing, 2009.
- [9] ISTEPANIAN, R. S., STOJANOVIC, M. *Underwater Acoustic Digital Signal Processing and Communication Systems*. Springer, 2010.
- [10] GROVES, P. D. *Principles of GNSS, Inertial, and Multisensor Integrated Navigation Systems, Second Edition (Artech House Remote Sensing Library)*. Artech House, 2013.

- [11] NOURELDIN, A., KARAMAT, T. B., GEORGY, J. *Fundamentals of Inertial Navigation, Satellite-based Positioning and their Integration*. Springer, 2012.
- [12] JEKELI, C. *Inertial Navigation Systems with Geodetic Applications*. De Gruyter, 2000.
- [13] ROGERS, R. M. *Applied Mathematics in Integrated Navigation Systems, Third Edition (AIAA Education Series)*. American Institute of Aeronautics and Astronautics, 2007.
- [14] LIGGINS, M., HALL, D., LLINAS, J. *Handbook of Multisensor Data Fusion: Theory and Practice, Second Edition (Electrical Engineering & Applied Signal Processing Series)*. CRC Press, 2008.
- [15] MITCHELL, H. *Multi-Sensor Data Fusion: An Introduction*. Springer, 2010.
- [16] THOMAS, C. *Sensor Fusion - Foundation and Applications*. InTech, 2011.
- [17] THOMAS, C. *Sensor Fusion and Its Applications*. SCIYO, 2010.
- [18] RAOL, J. R. *Data Fusion Mathematics: Theory and Practice*. CRC Press, 2015.
- [19] BLUM, R. S., LIU, Z. *Multi-Sensor Image Fusion and Its Applications (Signal Processing and Communications)*. CRC Press, 2005.
- [20] FERREIRA, F., VERUGGIO, G., CACCIA, M., et al. “Comparing region-based and feature-based methods for ROV vision-based motion estimation”, *IFAC Proceedings Volumes*, v. 45, n. 27, pp. 91 – 96, 2012. 9th IFAC Conference on Manoeuvring and Control of Marine Craft.
- [21] FERREIRA, F., VERUGGIO, G., CACCIA, M., et al. “ROV vision-based motion estimation: a comparison study”, *IFAC Proceedings Volumes*, v. 45, n. 22, pp. 96 – 101, 2012. 10th IFAC Symposium on Robot Control.
- [22] LI, J., BESADA, J. A., BERNARDOS, A. M., et al. “A novel system for object pose estimation using fused vision and inertial data”, *Information Fusion*, v. 33, pp. 15 – 28, 2017.
- [23] FAHIMI, F. *Autonomous Robots: Modeling, Path Planning, and Control*. Springer, 2008.
- [24] CHOSET, H., LYNCH, K. M., HUTCHINSON, S., et al. *Principles of Robot Motion: Theory, Algorithms, and Implementations (Intelligent Robotics and Autonomous Agents series)*. A Bradford Book, 2005.

- [25] MARANI, G., YUH, J. *Introduction to Autonomous Manipulation: Case Study with an Underwater Robot, SAUVIM (Springer Tracts in Advanced Robotics)*. Springer, 2014.
- [26] THRUN, S., BURGARD, W., FOX, D. *Probabilistic Robotics (Intelligent Robotics and Autonomous Agents series)*. The MIT Press, 2005.
- [27] SIEGWART, R., NOURBAKHSI, I. R., SCARAMUZZA, D. *Introduction to Autonomous Mobile Robots (Intelligent Robotics and Autonomous Agents series)*. The MIT Press, 2011.
- [28] MONTEMERLO, M., THRUN, S. *FastSLAM: A Scalable Method for the Simultaneous Localization and Mapping Problem in Robotics (Springer Tracts in Advanced Robotics)*. Springer, 2007.
- [29] DURRANT-WHYTE, H., BAILEY, T. “Simultaneous localization and mapping: part I”, *Robotics Automation Magazine, IEEE*, v. 13, n. 2, pp. 99–110, June 2006.
- [30] BAILEY, T., DURRANT-WHYTE, H. “Simultaneous localization and mapping (SLAM): part II”, *Robotics Automation Magazine, IEEE*, v. 13, n. 3, pp. 108–117, Sept 2006.
- [31] CETTO, J. A., SANFELIU, A. *Environment Learning for Indoor Mobile Robots: A Stochastic State Estimation Approach to Simultaneous Localization and Map Building (Springer Tracts in Advanced Robotics)*. Springer, 2006.
- [32] STACHNISS, C. *Robotic Mapping and Exploration (Springer Tracts in Advanced Robotics)*. Springer, 2009.
- [33] MULLANE, J. S., VO, B.-N., ADAMS, M. D., et al. *Random Finite Sets for Robot Mapping & SLAM: New Concepts in Autonomous Robotic Map Representations (Springer Tracts in Advanced Robotics)*. Springer, 2011.
- [34] NUCHTER, A. *3D Robotic Mapping: The Simultaneous Localization and Mapping Problem with Six Degrees of Freedom (Springer Tracts in Advanced Robotics)*. Springer, 2009.
- [35] RIBAS, D., RIDAO, P., NEIRA, J. *Underwater SLAM for Structured Environments Using an Imaging Sonar*. Springer, 2010.
- [36] VALLICROSA, G., RIDAO, P., RIBAS, D. “AUV Single Beacon Range-Only SLAM with a SOG Filter”, *IFAC-PapersOnLine*, v. 48, n. 2, pp. 26 – 31, 2015.

- [37] SILVEIRA, L., GUTH, F., DREWS-JR, P., et al. “An Open-source Bio-inspired Solution to Underwater SLAM”, *IFAC-PapersOnLine*, v. 48, n. 2, pp. 212 – 217, 2015.
- [38] HE, B., YING, L., ZHANG, S., et al. “Autonomous navigation based on unscented-FastSLAM using particle swarm optimization for autonomous underwater vehicles”, *Measurement*, v. 71, pp. 89 – 101, 2015.
- [39] CARRASCO, P. L. N., BONIN-FONT, F., CAMPOS, M. M., et al. “Stereo-Vision Graph-SLAM for Robust Navigation of the AUV SPARUS”, *IFAC-PapersOnLine*, v. 48, n. 2, pp. 200 – 205, 2015.
- [40] MEIRELES, M., LOURENCO, R., DIAS, A., et al. “Real time visual SLAM for underwater robotic inspection”. In: *Oceans - St. John's, 2014*, pp. 1–5, Sept 2014.
- [41] CONTE, G., ZANOLI, S., GAMBELLA, L., et al. “Acoustic Mapping and Localization of an ROV”. In: *Control and Automation, 2006. MED '06. 14th Mediterranean Conference on*, pp. 1–6, June 2006.
- [42] NONAMI, K., KARTIDJO, M., YOON, K.-J., et al. *Autonomous Control Systems and Vehicles: Intelligent Unmanned Systems (Intelligent Systems, Control and Automation: Science and Engineering)*. Springer, 2013.
- [43] CHENG, H. *Autonomous Intelligent Vehicles: Theory, Algorithms, and Implementation (Advances in Computer Vision and Pattern Recognition)*. Springer, 2011.
- [44] INSAURRALDE, C. C. *Intelligent Autonomy for Unmanned Marine Vehicles: Robotic Control Architecture Based on Service-Oriented Agents (Studies in Systems, Decision and Control)*. Springer, 2015.
- [45] NEHMZOW, U. *Scientific Methods in Mobile Robotics: Quantitative Analysis of Agent Behaviour (Springer Series in Advanced Manufacturing)*. Springer, 2006.
- [46] JACOBI, M. “Autonomous inspection of underwater structures”, *Robotics and Autonomous Systems*, v. 67, pp. 80 – 86, 2015. Advances in Autonomous Underwater Robotics.
- [47] BENJAMIN W. MOORING, ZVI S. ROTH, M. R. O. *Fundamentals of Manipulator Calibration*. Wiley-interscience, 1991.

- [48] RIZZO, D., BRUNO, F., BARBIERI, L., et al. “Kinematic performances evaluation of a hydraulic underwater manipulator”, *OCEANS 2017 - Aberdeen*, pp. 1–6, June 2017.
- [49] FOSSEN, T. I. *Guidance and Control of Ocean Vehicles*. John Wiley and Sons, 1998.
- [50] CHRIST, R. D., WERNLI, R. L. *The ROV Manual: A User Guide for Remotely Operated Vehicles*. Elsevier, 2014.
- [51] IMCA. *Code of Practice for The Safe and Efficient Operation of Remotely Operated Vehicles*. International Marine Contractors Association, 2009.
- [52] DNV. “DNV-RP-H103 - Modelling and Analysis of Marine Operations”. April 2011.
- [53] SCHILLING, R. L. *Schilling Robotics - TITAN 4 Manipulator System Position-Controlled*. FMC Technologies Schilling Robotics, 2013.
- [54] SCHILLING, R. L. *Schilling Robotics - RigMaster 2 Slave Arm Rate-Controlled*. FMC Technologies Schilling Robotics, 2013.
- [55] SIVČEV, S., COLEMAN, J., OMERDIĆ, E., et al. “Underwater manipulators: A review”, *Ocean Engineering*, v. 163, pp. 431 – 450, 2018.
- [56] GREWAL, M. S., ANDREWS, A. P., BARTONE, C. G. *Global navigation satellite systems, inertial navigation, and integration*. John Wiley & Sons, 2013.
- [57] BEKIR, E. *Introduction to Modern Navigation Systems*. World Scientific Publishing Co. Pte. Ltd., 2007.
- [58] ETTER, P. C. *Underwater Acoustic Modeling and Simulation*. CRC Press, 2013.
- [59] ZHIPING, L., QU, Y., QIAO, S. *Geodesy: introduction to geodetic datum and geodetic systems*. Springer, 2014.
- [60] HOOIJBERG, M. *Geometrical geodesy using information and computer technology*. Springer, 2008.
- [61] IBGE. *SIRGAS - Sistema de Referência Geocêntrico para a América do Sul - Relatório Final*. Relatório técnico, Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística - IBGE, 1997.

- [62] HEYWOOD, I., CORNELIUS, S., CARVER, S. *An Introduction to Geographical Information Systems (3rd Edition)*. Prentice Hall, 2006.
- [63] HARMON, J. E., ANDERSON, S. J. *The Design and Implementation of Geographic Information Systems*. Wiley, 2003.
- [64] FOSSEN, T. I. *Marine Control Systems: Guidance, Navigation and Control of Ships, Rigs and Underwater Vehicles*. Marine Cybernetics, 2002.
- [65] FOSSEN, T. I. *Handbook of Marine Craft Hydrodynamics and Motion Control*. 1 ed. Trondheim, Noruega, John Wiley & Sons Ltd. Published, 2011.
- [66] KONGSBERG. “High Precision Acoustic Positioning – HiPAP”. www.kongsberg.com, .
- [67] KONGSBERG. “HAIN Reference: The new DP Reference using INS technology”. www.kongsberg.com, .
- [68] ISO. “ISO 13628-8: Petroleum and natural gas industries – Design and operation of subsea production systems – Part 8: Remotely Operated Vehicle (ROV) interfaces on subsea production systems”. 2002.
- [69] RAO, S., BHATTI, P. “Probabilistic approach to manipulator kinematics and dynamics”, *Reliability Engineering System Safety*, v. 72, n. 1, pp. 47 – 58, 2001.
- [70] SHI, Z. “Synthesis of mechanical error in spatial linkages based on reliability concept”, *Mechanism and Machine Theory*, v. 32, n. 2, pp. 255 – 259, 1997.
- [71] WU, W., RAO, S. “Uncertainty analysis and allocation of joint tolerances in robot manipulators based on interval analysis”, *Reliability Engineering System Safety*, v. 92, n. 1, pp. 54 – 64, 2007.
- [72] JAZAR, R. N. *Theory of Applied Robotics*. Springer, 2010.
- [73] MASON, M. T. *Mechanics of Robotic Manipulation*. The MIT Press, 2001.
- [74] SELIG, J. M. *Introductory Robotics*. Prentice Hall, 1992.
- [75] SICILIANO, B., SCIAVICCO, L., VILLANI, L., et al. *Robotics Modelling, Planning and Control*. Springer-Verlag, 2009.
- [76] TSAI, L.-W. *Robot Analysis: The Mechanics of Serial and Parallel Manipulators*. Joh, 1999.

- [77] MURRAY, R. M., LI, Z., SASTRY, S. S. *A Mathematical Introduction to Robotic Manipulation*. 1994.
- [78] WU, J., YAN, S., ZUO, M. J. “Evaluating the reliability of multi-body mechanisms: A method considering the uncertainties of dynamic performance”, *Reliability Engineering and System Safety*, v. 149, n. Supplement C, pp. 96–106, 2016.
- [79] WEI, P., SONG, J., LU, Z., et al. “Time-dependent reliability sensitivity analysis of motion mechanisms”, *Reliability Engineering & System Safety*, v. 149, n. Supplement C, pp. 107–120, 2016.
- [80] ZHANG, J., DU, X. “Time-dependent reliability analysis for function generation mechanisms with random joint clearances”, *Mechanism and Machine Theory*, v. 92, n. Supplement C, pp. 184–199, 2015.
- [81] GENG, X., WANG, X., WANG, L., et al. “Non-probabilistic time-dependent kinematic reliability assessment for function generation mechanisms with joint clearances”, *Mechanism and Machine Theory*, v. 104, n. Supplement C, pp. 202–221, 2016.
- [82] AHS ANG, W. T. *Probability concepts in engineering, planning and design*. Wiley, 1984.
- [83] KIM, J., SONG, W.-J., KANG, B.-S. “Stochastic approach to kinematic reliability of open-loop mechanism with dimensional tolerance”, *Applied Mathematical Modelling*, v. 34, n. 5, pp. 1225 – 1237, 2010.
- [84] ZIO, E. *The Monte Carlo Simulation Method for System Reliability and Risk Analysis*. Springer, 2013.
- [85] LEKKAS, A. M., FOSSEN, T. I. “Line-of-Sight Guidance for Path Following of Marine Vehicles”. In: *Advanced in Marine Robotics*, pp. 63–92, LAP LAMBERT Academic Publishing, 2013.
- [86] BREIVIK, M., FOSSEN, T. I. “Guidance Laws for Autonomous Underwater Vehicles”. In: *Intelligent Underwater Vehicles*, InTech, 2013.
- [87] CORKE, P. *Robotics, Vision and Control: Fundamental Algorithms in MATLAB (Springer Tracts in Advanced Robotics)*. Springer, 2013.
- [88] HARTLEY, R., ZISSERMAN, A. *Multiple View Geometry in Computer Vision*. Cambridge University Press, 2004.

- [89] TAYLOR, G., KLEEMAN, L. *Visual Perception and Robotic Manipulation: 3D Object Recognition, Tracking and Hand-Eye Coordination*. Springer, 2006.
- [90] DU, X., LIANG, B., XU, W., et al. “Pose measurement of large non-cooperative satellite based on collaborative cameras”, *Acta Astronautica*, v. 68, n. 11, pp. 2047 – 2065, 2011.
- [91] BAR-SHALOM, Y., LI, X.-R., KIRUBARAJAN, T. *Estimation with Applications to Tracking and Navigation*. John Wiley and Sons, 2001.
- [92] THRUN, S., FOX, D., BURGARD, W., et al. “Robust Monte Carlo localization for mobile robots”, *Artificial Intelligence*, v. 128, pp. 99 – 141, 2001.
- [93] HAUG, A. J. *Bayesian Estimation and Tracking: A Practical Guide*. Wiley, 2012.
- [94] LI, T., CORCHADO, J. M., BAJO, J., et al. “Effectiveness of Bayesian filters: An information fusion perspective”, *Information Sciences*, v. 329, pp. 670 – 689, 2016.
- [95] SIMON, D. *Optimal State Estimation: Kalman, H_∞ and Nonlinear Approaches*. Wiley-interscience, 2006.
- [96] MITCHELL, H. *Data Fusion: Concepts and Ideas*. Springer, 2012.
- [97] APPRIOU, A. *Uncertainty Theories and Multisensor Data Fusion*. Wiley, 2014.
- [98] RAOL, J. R. *Multi-Sensor Data Fusion with MATLAB*. CRC Press, 2010.
- [99] CANDY, J. V. *Bayesian Signal Processing: Classical, Modern, and Particle Filtering Methods*. John Wiley Sons, 2009.
- [100] ARULAMPALAM, M. S., MASKELL, S., GORDON, N., et al. “A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking”, *IEEE Transactions on Signal Processing*, v. 50, n. 2, pp. 174–188, Feb 2002.
- [101] CHEN, S. Y. “Kalman Filter for Robot Vision: A Survey”, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, v. 59, n. 11, pp. 4409–4420, Nov 2012.
- [102] LEFFERTS, E., MARKLEY, F., SHUSTER, M. “Kalman filtering for spacecraft attitude estimation”, *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, v. 5, n. 5, pp. 417–429, Sept-Oct 1982.

- [103] CRASSIDIS, J. L., MARKLEY, F. L., CHENG, Y. “Survey of nonlinear attitude estimation methods”, *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, v. 30, n. 1, pp. 12–28, Jan-Feb 2007.
- [104] FILIPE, N., KONTITSIS, M., TSIOTRAS, P. “Extended Kalman Filter for spacecraft pose estimation using dual quaternions”. In: *2015 American Control Conference (ACC)*, pp. 3187–3192, July 2015.
- [105] BAR-SHALOM, Y., LI, X.-R. *Multitarget-Multisensor Tracking: Principles and Techniques*. Yaakov Bar-Shalom, 1995.
- [106] SHIN, V., LEE, Y., CHOI, T.-S. “Generalized Millman’s formula and its application for estimation problems”, *Signal Processing*, v. 86, n. 2, pp. 257 – 266, 2006.
- [107] CHATTERJEE, A., RAKSHIT, A., SINGH, N. N. *Vision Based Autonomous Robot Navigation: Algorithms and Implementations (Studies in Computational Intelligence)*. Springer, 2012.
- [108] ARBELAEZ, P., MAIRE, M., FOWLKES, C., et al. “Contour Detection and Hierarchical Image Segmentation”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, v. 33, n. 5, pp. 898–916, May 2011.
- [109] SZELISKI, R. *Computer Vision Algorithms and Applications*. Springer, 2011.
- [110] GANAPATHY, S. “Decomposition of transformation matrices for robot vision.” In: *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, pp. 130–139, March 1984.
- [111] PŘIBYL, B., ZEMČÍK, P., ČADÍK, M. “Absolute pose estimation from line correspondences using direct linear transformation”, *Computer Vision and Image Understanding*, pp. –, 2017.
- [112] GAO, X.-S., HOU, X.-R., TANG, J., et al. “Complete Solution Classification for the Perspective-Three-Point Problem”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, v. 25, n. 8, pp. 930–943, 2003.
- [113] LEPETIT, V., MORENO-NOGUER, F., FUA, P. “EPnP: An Accurate $O(n)$ Solution to the PnP Problem”, *International Journal of Computer Vision*, v. 81, n. 2, pp. 155–166, 2003.
- [114] CHI XU, LILIAN ZHANG, L. C., KOCH, R. “Pose Estimation from Line Correspondences: A Complete Analysis and a Series of Solutions”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, v. 39, n. 6, pp. 1209 – 1222, 2017.

- [115] WANG, G., WU, J., JI, Z. “Single view based pose estimation from circle or parallel lines”, *Pattern Recognition Letters*, v. 29, n. 7, pp. 977 – 985, 2008.
- [116] WU, B., YE, D., GUO, Y., et al. “Multiple circle recognition and pose estimation for aerospace application”, *Optik - International Journal for Light and Electron Optics*, v. 145, pp. 148 – 157, 2017.
- [117] HUANG, B., SUN, Y., ZHU, Y., et al. “Vision pose estimation from planar dual circles in a single image”, *Optik - International Journal for Light and Electron Optics*, v. 127, n. 10, pp. 4275 – 4280, 2016.
- [118] HUANG, B., SUN, Y., ZENG, Q. “General fusion frame of circles and points in vision pose estimation”, *Optik - International Journal for Light and Electron Optics*, v. 154, pp. 47 – 57, 2018.
- [119] LIGORIO, G., SABATINI, A. M. “Extended Kalman Filter-Based Methods for Pose Estimation Using Visual, Inertial and Magnetic Sensors: Comparative Analysis and Performance Evaluation”, *Sensors*, v. 13, n. 2, pp. 1919–1941, 2013.
- [120] TRIGGS, B., MCLAUCHLAN, P. F., HARTLEY, R. I., et al. “Bundle Adjustment — A Modern Synthesis”. In: *Vision Algorithms’99, LNCS 1883*, p. 298–372, 2000.
- [121] LOWE, D. G. “Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints”, *International Journal of Computer Vision*, v. 60, pp. 91 – 110, 2004.
- [122] BAY, H., TUYTELAARS, T., VAN GOOL, L. “SURF: Speeded Up Robust Features”. In: Leonardis, A., Bischof, H., Pinz, A. (Eds.), *Computer Vision – ECCV 2006: 9th European Conference on Computer Vision, Graz, Austria, May 7-13, 2006. Proceedings, Part I*, pp. 404–417, Berlin, Heidelberg, Springer, 2006.
- [123] RUBLEE, E., RABAUD, V., KONOLIGE, K., et al. “ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF”. In: *2011 International Conference on Computer Vision*, pp. 2564–2571, Nov 2011.
- [124] MUR-ARTAL, R., MONTIEL, J. M. M., TARDÓS, J. D. “ORB-SLAM: A Versatile and Accurate Monocular SLAM System”, *IEEE Transactions on Robotics*, v. 31, n. 5, pp. 1147–1163, Oct 2015.
- [125] GONZALEZ, R. C., WOODS, R. E. *Digital Image Processing (3rd Edition)*. Prentice Hall, 2007.

- [126] TAO, D., AJA-FERNÁNDEZ, S., DE LUIS GARCIA, R., et al. *Tensors in Image Processing and Computer Vision*. Springer, 2009.
- [127] GOODFELLOW, I., BENGIO, Y., COURVILLE, A. *Multitarget-Multisensor Tracking: Principles and Techniques*. The MIT Press, 2016.
- [128] SNYDER, W. E., QI, H. *Fundamentals of Computer Vision*. Cambridge University Press, 2017.
- [129] CHAUMETTE, F. “Image moments: a general and useful set of features for visual servoing”, *IEEE Transactions on Robotics*, v. 20, n. 4, pp. 713–723, Aug 2004.
- [130] CHO, Y., KIM, A. “Visibility enhancement for underwater visual SLAM based on underwater light scattering model”. In: *2017 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*, pp. 710–717, May 2017.
- [131] VENKATESAN, R., LI, B. *Convolutional Neural Networks in Visual Computing A Concise Guide*. CRC Press, 2018.
- [132] GARCIA-GARCIA, A., ORTS-ESCOLANO, S., OPREA, S., et al. “A survey on deep learning techniques for image and video semantic segmentation”, *Applied Soft Computing*, v. 70, pp. 41 – 65, 2018.
- [133] THRUN, S., BURGARD, W., FOX, D. *Probabilistic Robotics*. 2000.
- [134] TAKETOMI, T., UCHIYAMA, H., IKEDA, S. “Visual SLAM algorithms: a survey from 2010 to 2016”, *IPSI Transactions on Computer Vision and Applications*, v. 9, n. 16, pp. 1 – 11, 2017.
- [135] FUENTES-PACHECO, J., RUIZ-ASCENCIO, J., RENDÓN-MANCHA, J. M. “Visual simultaneous localization and mapping: a survey”, *Artificial Intelligence Review*, v. 43, n. 1, pp. 55–81, 2015.
- [136] MUR-ARTAL, R., TARDÓS, J. D. “ORB-SLAM2: An Open-Source SLAM System for Monocular, Stereo, and RGB-D Cameras”, *IEEE Transactions on Robotics*, v. 33, n. 5, pp. 1255–1262, Oct 2017.
- [137] ENGEL, J., SCHÖPS, T., CREMERS, D. “LSD-SLAM: Large-Scale Direct Monocular SLAM.” 2014.
- [138] BRESSON, G., ALSAYED, Z., YU, L., et al. “Simultaneous Localization and Mapping: A Survey of Current Trends in Autonomous Driving”, *IEEE Transactions on Intelligent Vehicles*, v. 2, n. 3, pp. 194–220, Sept 2017.

- [139] GUTH, F., SILVEIRA, L., BOTELHO, S., et al. “Challenges and State-of-the-Art Solutions to Underwater Slam”. In: *2014 Symposium on Automation and Computation for Naval, Offshore and Subsea (NAVCOMP)*, pp. 10–13, March 2014.
- [140] HIDALGO, F., BRÄUNL, T. “Review of underwater SLAM techniques”. In: *2015 6th International Conference on Automation, Robotics and Applications (ICARA)*, pp. 306–311, Feb 2015.
- [141] DU, P., HAN, J., WANG, J., et al. “View-based underwater SLAM using a stereo camera”. In: *OCEANS 2017 - Aberdeen*, pp. 1–6, June 2017.
- [142] CHOI, J., LEE, Y., KIM, T., et al. “EKF SLAM using acoustic sources for autonomous underwater vehicle equipped with two hydrophones”. In: *OCEANS 2016 MTS/IEEE Monterey*, pp. 1–4, Sept 2016.
- [143] TRABES, E., JORDÁN, M. “A multi-stage visual odometry system and failure detection mechanism for a monocular visual SLAM implementation in monotonously textured underwater scenes”. In: *2015 XVI Workshop on Information Processing and Control (RPIC)*, pp. 1–6, Oct 2015.
- [144] BURGUERA, A., BONIN-FONT, F., OLIVER, G. “Towards robust image registration for underwater visual SLAM”. In: *2014 International Conference on Computer Vision Theory and Applications (VISAPP)*, v. 3, pp. 539–544, Jan 2014.
- [145] HONG, S., KIM, J. “Visual SLAM with keyframe selection for underwater structure inspection using an autonomous underwater vehicle”. In: *2016 13th International Conference on Ubiquitous Robots and Ambient Intelligence (URAI)*, pp. 558–562, Aug 2016.
- [146] CADENA, C., CARLONE, L., CARRILLO, H., et al. “Past, Present, and Future of Simultaneous Localization and Mapping: Toward the Robust-Perception Age”, *IEEE Transactions on Robotics*, v. 32, n. 6, pp. 1309–1332, Dec 2016.
- [147] MUJA, M., LOWE, D. “Fast Approximate Nearest Neighbors with Automatic Algorithm Configuration.” In: *VISAPP 2009 - Proceedings of the 4th International Conference on Computer Vision Theory and Applications*, v. 1, pp. 331–340, 01 2009.
- [148] FORTMANN, T. E., BAR-SHALOM, Y., SCHEFFE, M. “Multi-target tracking using joint probabilistic data association”. In: *1980 19th IEEE Con-*

ference on Decision and Control including the Symposium on Adaptive Processes, pp. 807–812, Dec 1980.

- [149] OH, S., RUSSELL, S., SASTRY, S. “Markov Chain Monte Carlo Data Association for Multi-Target Tracking”, *IEEE Transactions on Automatic Control*, v. 54, n. 3, pp. 481–497, March 2009.
- [150] FRIEDLAND, B. “Analysis Strapdown Navigation Using Quaternions”, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, v. AES-14, n. 5, pp. 764–768, Sept 1978.
- [151] BROIDA, T. J., CHANDRASHEKHAR, S., CHELLAPPA, R. “Recursive 3-D motion estimation from a monocular image sequence”, *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, v. 26, n. 4, pp. 639–656, July 1990.
- [152] KUMMERLE, R., STEDER, B., DORNHEGE, C., et al. “On measuring the accuracy of slam algorithms”, *Autonomous Robots*, v. 27, n. 4, pp. 387–407, 2009.
- [153] SCARADOZZI, D., PANEBIANCO, L., CIUCCOLI, N., et al. “Underwater position estimation for an underwater vehicle using unscented Kalman filter”. In: *2017 25th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU)*, pp. 1–4, May 2017.
- [154] ALLOTTA, B., CAITI, A., CHISCI, L., et al. “An unscented Kalman filter based navigation algorithm for autonomous underwater vehicles”, *Mechanics*, v. 39, pp. 185 – 195, 2016.
- [155] ZHANG, T. “Autonomous underwater vehicle navigation using an adaptive kalman filter for sensor fusion”. In: *Proceedings of the 29th Chinese Control Conference*, pp. 1588–1591, July 2010.
- [156] LI, W., LI, Y., REN, S., et al. “Tracking an underwater maneuvering target using an adaptive Kalman filter”. In: *2013 IEEE International Conference of IEEE Region 10 (TENCON 2013)*, pp. 1–4, Oct 2013.
- [157] SABET, M. T., SARHADI, P., ZARINI, M. “Extended and Unscented Kalman filters for parameter estimation of an autonomous underwater vehicle”, *Ocean Engineering*, v. 91, pp. 329 – 339, 2014.
- [158] SHAO, X., HE, B., GUO, J., et al. “The application of AUV navigation based on adaptive extended Kalman filter”. In: *OCEANS 2016 - Shanghai*, pp. 1–4, April 2016.

- [159] LI, X., FENG, Y., HUANG, R., et al. “The application of square-root cubature Kalman filter in SLAM for underwater robot”. In: *2017 Chinese Automation Congress (CAC)*, pp. 2183–2187, Oct 2017.
- [160] BIBULI, M., ZEREIK, E., BRUZZONE, G., et al. “Practical Experience towards Robust Underwater Navigation”, *IFAC-PapersOnLine*, v. 51, n. 29, pp. 281 – 286, 2018. 11th IFAC Conference on Control Applications in Marine Systems, Robotics, and Vehicles CAMS 2018.
- [161] STEINKE, D. M., BUCKHAM, B. J. “A Kalman filter for the navigation of remotely operated vehicles”. In: *Proceedings of OCEANS 2005 MTS/IEEE*, pp. 581–588 Vol. 1, Sept 2005.
- [162] PARK, J., KIM, J. “High-precision underwater navigation using model-referenced pose estimation with monocular vision”. In: *2016 IEEE/OES Autonomous Underwater Vehicles (AUV)*, pp. 138–143, Nov 2016.
- [163] ETIENNE DOMBRE, W. K. *Modeling, Performance Analysis and Control of Robot Manipulators*. ISTE Ltd, 2007.
- [164] SOMMER, G. *Geometric Computing with Clifford Algebras: Theoretical Foundations and Applications in Computer Vision and Robotics*. Springer-Verlag, 2001.
- [165] HUNT, K. H. *Kinematic Geometry of Mechanisms*. Oxford University Press, 1978.
- [166] DAVIDSON, J. K., HUNT, K. H. *Robots and Screw Theory: Applications of Kinematics and Statics to Robotics*. Oxford University Press, 2004.
- [167] SANTOS, C. H. F. D. *Movimento Coordenado de Sistemas Veículo-manipulador Submarinos Utilizando Técnicas de Inteligência Artificial e Sistemas Híbridos*. Tese de Doutorado, Universidade Federal de Santa Catarina, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, 2006.
- [168] KUIPERS, J. B. *Quaternions and Rotation Sequences: A Primer With Applications To Orbits, Aerospace, And Virtual Reality*. Princeton University Press, 1999.
- [169] GOUASMI, M., BRAHIM, O. M. “Robot kinematics using dual quaternions”, *IJRA*, v. 1, n. 1, pp. 13–30, March 2012.
- [170] SARIYILDIZ, E., TEMELTAS, H. “Solution of inverse kinematic problem for serial robot using dual quaternions and plucker coordinates”, *IEEE*, pp. 338–343, July 2009.

- [171] ANTONELLI, G. *Underwater Robots: Motion and Force Control of Vehicle-Manipulator Systems*. Springer, 2006.
- [172] RADAVELLI, L. A. *Análise Cinemática Direta de Robôs Manipuladores Via Álgebra de Clifford e Quatérnios*. Tese de Mestrado, Universidade Federal de Santa Catarina, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica, 2013.
- [173] SELIG, J. M. *Geometric Fundamentals of Robotics*. Springer, 2005.
- [174] VINCE, J. *Geometric Algebra for Computer Graphics*. Springer, 2008.
- [175] Silvestrov, S., Paal, E., Abramov, V., et al. (Eds.). *Generalized Lie Theory in Mathematics, Physics and Beyond*. Springer, 2009.
- [176] HALL, B. *Lie Groups, Lie Algebras, and Representations: An Elementary Introduction*. Springer, 2015.
- [177] LAFONTAINE, J. *An Introduction to Differential Manifolds*. Springer, 2015.
- [178] VINCE, J. *Quaternions for Computer Graphics*. Springer, 2011.
- [179] AYDIN, Y., KUCUK, S. “Quaternion based inverse kinematics for industrial robot manipulators with euler wrist”, *IEEE*, , n. 6, pp. 581–586, 2006.
- [180] SAHUL, S., BISWALL, B. B., SUBUDHI, B. “A novel method for representing robot kinematics using quaternion theory”, *IEEE Sponsored conference on computational intelligence, control and computer vision in robotics & automation*, 2008.
- [181] GAN, D. E. A. “Dual quaternion-based inverse kinematics of the general spatial 7r mechanism”, *Journal of Mechanical Engineering Science*, 2008.
- [182] QIAO, S., LIAO, Q., WEI, S., et al. “Inverse kinematic analysis of the general 6R serial manipulators based on double quaternions”, *Mechanism and Machine Theory*, v. 45, n. 2, pp. 193–199, fev. 2010.
- [183] AZMY, E. “Exact solution of inverse kinematic problem of 6r serial manipulators using clifford algebra”, *Robotica-Cambridge*, v. 30, n. 3, pp. 1–6, July 2012.
- [184] SARIYILDIZ, E., CAKIRAY, E., TEMELTAS, H. “A comparative study of three inverse kinematic methods of serial industrial robot manipulators in the screw theory framework”, *International Journal of Advanced Robotic Systems*, v. 8, n. 5, pp. 9–24, April 2011.

- [185] DO, K. D., PAN, J. *Control of Ships and Underwater Vehicles: Design for Underactuated and Nonlinear Marine Systems (Advances in Industrial Control)*. Springer, 2009.
- [186] FROM, P. J., GRAVDAHL, J. T., PETTERSEN, K. Y. *Vehicle Manipulator Systems: Modeling for Simulation, Analysis and Control*. Springer, 2014.
- [187] PERRIER, C., DAUCHEZ, P., PIERROT, F. “Towards the use of dual quaternions for motion generation of nonholonomic mobile manipulators”, *Intelligent Robots and Systems, 1997. IROS '97., Proceedings of the 1997 IEEE/RSJ International Conference on*, 1997.
- [188] JUN, B. H., SHIM, H. W., LEE, P. M., et al. “Workspace control system of underwater tele-operated manipulators on ROVs”. In: *OCEANS 2009 - EUROPE*, pp. 1–6, 2009.
- [189] SHIM, H., JUN, B.-H., LEE, P.-M. “Dynamic workspace control method of underwater manipulator based on motion compensation of an ROV”. In: *Underwater Technology (UT), 2011 IEEE Symposium on and 2011 Workshop on Scientific Use of Submarine Cables and Related Technologies (SSC)*, 2011.
- [190] DE OLIVEIRA, A. S. *Análise cinemática via quatérnios duais aplicada a um sistema veículo-manipulador subaquático*. Tese de Doutorado, Universidade Federal de Santa Catarina, Programa de Pós-Graduação em Automação e Sistemas, 2011.

Apêndice A

Cinemática do Sistema Veículo e Manipuladores

A.1 Modelagem Cinemática

Este apêndice apresenta uma breve revisão sobre a modelagem cinemática com aplicação aos manipuladores e veículos submarinos objetos deste trabalho. A partir dos modelos cinemáticos, são definidas as variáveis estocásticas necessárias para análise de incertezas e apresentado no cálculo de confiabilidade cinemática de operações de inspeção e intervenção em painéis que são apresentadas no Capítulo 3 deste trabalho.

Tradicionalmente, a modelagem cinemática adota a álgebra matricial para representação das posições de juntas em um espaço tridimensional e para o cálculo das transformações entre sistemas e coordenadas. Esse tipo de abordagem matemática vem sendo adotada pela maior simplicidade e pelo fato de existirem convenções que sistematizam a resolução da cinemática de forma consistente, como é o caso da convenção de Denavit-Hartenberg [75, 163, 164].

Uma segunda vertente para modelagem cinemática é a teoria de helicoides sucessivos [72, 76, 165, 166]. Conforme demonstrado nas referências citadas, qualquer movimento de um corpo rígido pode ser representado por uma única rotação em torno de um vetor e uma translação com passo definido sobre esse vetor. O conjunto vetor, passo e rotação que representa o movimento completo do corpo rígido é chamado de helicóide e, quando auxiliado por uma convenção adequada, proporciona meios mais concisos de resolver a cinemática. A referência [167] é um exemplo de trabalho que utiliza o conceito de helicoides sucessivos para a modelagem de sistemas veículos manipulador com aplicação em um submarino.

Uma tendência que pode ser verificada em literatura mais recente é o desenvolvimento do emprego de tipos de álgebras baseadas em quatérnions [168] e quatérnions duais [169]. Quatérnions são um tipo de representação algébrica que atualmente

encontra aplicações em astronomia, computação gráfica, cinemática e outras disciplinas relacionadas à mecânica de elementos em três dimensões.

A modelagem da cinemática por quatérnions induz à uma cinemática mais concisa e menos suscetível a alguns problemas como singularidades quando comparada às abordagens convencionais [170, 171]. Também são uma representação que permite implementação computacional mais eficiente e, desta forma, é a representação adotada neste trabalho.

Além disso, as premissas adotadas para o estabelecimento das origens e orientações dos sistemas de coordenadas pelos métodos de Denavit-Hartenberg e helicoides podem também ser adotadas para o equacionamento cinemático via quatérnions duais [172].

Também podem ser encontradas em literatura importante da disciplina de robótica [173] formulações matemáticas referentes à Álgebra Geométrica [174] e à Álgebra Diferencial com Grupos de Lie e análise topológica de manifolds [175–177].

Referências para as definições de quatérnions utilizadas neste trabalho podem ser encontradas em [168, 178]. A sistematização do emprego de quatérnions e quatérnions duais para resolver a cinemática de manipuladores robóticos pode ser encontrada em referências como [169, 170, 172, 179–183]. Uma comparação entre as modelagens por matrizes homogêneas e quatérnions duais também é ilustrada em [184] onde verifica-se a aplicação desses métodos na resolução da cinemática inversa de um manipulador de seis graus de liberdade.

A modelagem específica de veículos submarinos é objeto de referências como [64, 65, 185]. A análise de sistemas de manipuladores montados em bases móveis com movimento irrestrito em todos os graus de liberdade pode ser encontrada em trabalhos como os apresentados em [171, 186] e [167] com uma abordagem via helicoides.

Ao se considerar a aplicação em questão, que é a modelagem de um sistema de manipuladores montados em veículos com seis graus de liberdade, poucos trabalhos são atualmente encontrados. Podem ser citados, por exemplo, abordagem de quatérnions duais para manipulador em veículo [187] e trabalhos com ROVs [188, 189]. Um estudo sobre quatérnions duais com aplicação em um veículo subaquático experimental é encontrado em [190]. Estes trabalhos, no entanto, não abordam a necessidade de controle da precisão de manipulação.

O objetivo deste apêndice é apresentar uma breve revisão da modelagem cinemática com uso de quatérnions duais e desenvolver esta modelagem a um ROV com manipuladores típicos empregados na indústria de petróleo. Esta modelagem é apresentada para servir como base à formulação estocástica de cinemática.

A.2 Cinemática do Veículo

A abordagem básica para modelagem cinemática de veículo é encontrar uma matriz de transformação que represente os movimentos em referência a um sistema de coordenadas inercial global. A Figura A.1 abaixo ilustra o sistema referência para um veículo em relação a um sistema de referência inercial determinado em algum ponto da cena de operação. O sistema de coordenadas do veículo é estabelecido com sua origem em seu centro de rotação.

Associada à definição do sistema inercial, define-se na Tabela A.1 a notação comumente utilizada para o movimento de veículos aquáticos e embarcações [171].

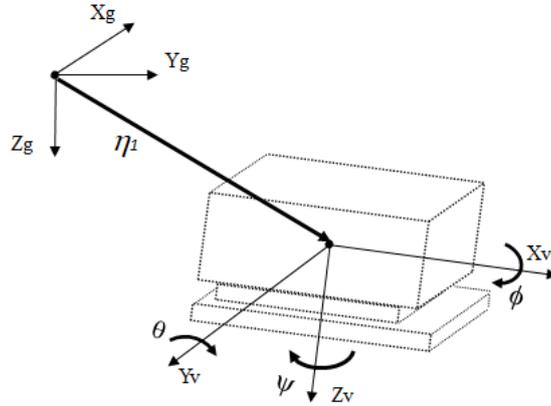


Figura A.1: Sistema de referências para o veículo submarino.

Tabela A.1: Notação para movimentos de veículos submarinos.

Movimento	Nome	Variável
Movimento na direção x	<i>surge</i>	x
Movimento na direção y	<i>sway</i>	y
Movimento na direção z	<i>heave</i>	z
Rotação em torno do eixo x	<i>roll</i>	ϕ
Rotação em torno do eixo y	<i>pitch</i>	θ
Rotação em torno do eixo z	<i>yaw</i>	ψ

Adotando um vetor de posição da origem do sistema do veículo da origem do sistema do veículo em relação à origem do sistema inercial $\boldsymbol{\eta}_1 = [x, y, z]^T$ e os ângulos de Euler $[\phi, \theta, \psi]^T$ que representam as rotações em torno dos eixos (X_v, Y_v, Z_v) , respectivamente, é possível determinar a configuração do veículo em relação ao sistema inercial na forma da transformação matricial \mathbf{H}_v^0 que indica os elementos de translação e rotação dessa configuração de movimento do veículo:

$$\mathbf{H}_v^0 = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_v^0 & \boldsymbol{\eta}_1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (\text{A.1})$$

A matriz de rotação \mathbf{R}_v^0 é definida pela composição das matrizes de rotação elementares em torno de cada eixo e, ao se adotar a convenção *Roll-Pitch-Yaw* para os ângulos de Euler, resulta em [75]:

$$\mathbf{R}_v^0 = \begin{bmatrix} c(\psi)c(\theta) & c(\psi)s(\theta)s(\phi) - s(\psi)c(\theta) & c(\psi)c(\phi)s(\theta) + s(\psi)s(\phi) \\ s(\psi)c(\theta) & s(\psi)s(\theta)s(\phi) + c(\psi)c(\theta) & s(\theta)s(\psi)c(\phi) - c(\psi)s(\phi) \\ -s(\theta) & c(\theta)s(\phi) & c(\theta)c(\phi) \end{bmatrix} \quad (\text{A.2})$$

Onde s e c representam os senos e cossenos. Considerando um ponto qualquer P no espaço com coordenadas \mathbf{p}_0 definidas no sistema de referência inercial e coordenadas \mathbf{p}_v no sistema de coordenadas do veículo é possível realizar a transformação de coordenadas homogênea $\mathbf{p}_0 = \mathbf{H}_v^0 \mathbf{p}_v$ para o cálculo da cinemática direta do veículo ou, alternativamente, calcular $\mathbf{p}_v = (\mathbf{H}_v^0)^{-1} \mathbf{p}_0$ para estabelecer a cinemática inversa do veículo.

Para permitir melhor entendimento da modelagem de quatérnions primeiramente deve ser observada que a representação algébrica da atitude e posição do veículo apresentada acima pode também ser solucionada de maneira vetorial onde a rotação de um ponto P qualquer pode ser representada pela rotação desse ponto por um ângulo θ em torno de um vetor unitário $\mathbf{s} = a_1\mathbf{i} + a_2\mathbf{j} + a_3\mathbf{k}$ definido arbitrariamente e passando pela origem do sistema de referências. Quatérnions são elementos que podem ser utilizados para gerar esse tipo de rotação de maneira simples e com reduzido número de operações matemáticas quando comparados a rotações por senos, cossenos e ângulos de Euler [178].

Um quatérnion é definido como um elemento de \mathfrak{R}^4 da seguinte forma:

$$q = a_0 + a_1i + a_2j + a_3k = a_0 + \mathbf{q} \quad (\text{A.3})$$

onde a_0, a_1, a_2, a_3 são coeficientes reais e i, j, k são os vetores unitários que satisfazem as propriedades $i^2 = j^2 = k^2 = ijk = -1$, $ij = k$, $jk = i$, $ki = j$, $ji = -k$, $kj = -i$ e $ik = -j$. Aliada a essa definição, pode-se mencionar que um quatérnion é considerado como puro se tiver apenas a parte vetorial $q = \mathbf{q}$ e considerado como real se tiver apenas o elemento real $q = a_0$.

Ao se considerar dois quatérnions $q_1 = a_0 + a_1i + a_2j + a_3k = a_0 + \mathbf{q}_1$ e $q_2 = b_0 + b_1i + b_2j + b_3k = b_0 + \mathbf{q}_2$, as seguintes operações básicas são previstas, entre outras:

- Adição e Subtração: $q_1 \pm q_2 = (a_0 \pm b_0) + (\mathbf{q}_1 \pm \mathbf{q}_2)$
- Produto: $q_1 q_2 = a_0 b_0 - \mathbf{q}_1 \cdot \mathbf{q}_2 + a_0 \mathbf{q}_2 + b_0 \mathbf{q}_1 + \mathbf{q}_1 \times \mathbf{q}_2$
- Conjugado: $q^* = a_0 - \mathbf{q}$

O operador de rotação definido em termos de quatérnion ao redor de um vetor unitário \mathbf{s} e por um ângulo θ pode ser dado em termos da expressão de meio ângulo da seguinte forma:

$$q = \cos\frac{\theta}{2} + \text{sen}\frac{\theta}{2}\mathbf{s} \quad (\text{A.4})$$

Essa representação de rotações na forma de meios ângulos é base para operações com quatérnions em transformações cinemáticas [178]. A operação que provoca uma rotação em ξ pelo ângulo total θ é:

$$\xi' = q\xi q^* \quad (\text{A.5})$$

Rotações sucessivas podem ser definidas pela composição desta operação:

$$\xi' = q_1\xi q_1^* \quad (\text{A.6})$$

$$\xi'' = q_2\xi' q_2^* \quad (\text{A.7})$$

$$\xi'' = q_1 q_2 \xi q_1^* q_2^* = (q_1 q_2) \xi (q_1 q_2)^* \quad (\text{A.8})$$

Podendo-se, dessa forma, definir um operador global de rotações com quatérnions $q_R = q_1 q_2 \dots q_n$ cuja rotação sobre ξ é calculada via $\xi' = q_R \xi q_R^*$.

O deslocamento geral via quatérnions pode ser definido pelo operador de rotação mais a adição de um quatérnion puro com sua parte vetorial equivalente ao vetor de translação do movimento de interesse, conforme a transformação a seguir:

$$\xi' = q_R \xi q_R^* + q_T \quad (\text{A.9})$$

onde:

$$q_T = 0 + \mathbf{t}$$

sendo $\mathbf{t} = [t_x, t_y, t_z]^T$ o vetor translação desejado.

A matriz q_R é obtida da seguinte forma, respeitando a convenção *Roll-Pitch-Yaw*:

$$q_R = \begin{bmatrix} \cos(\frac{\psi}{2}) \\ 0 \\ 0 \\ \text{sen}(\frac{\psi}{2}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos(\frac{\theta}{2}) \\ 0 \\ \text{sen}(\frac{\theta}{2}) \\ 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos(\frac{\phi}{2}) \\ \text{sen}(\frac{\phi}{2}) \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$q_R = \begin{bmatrix} \cos(\frac{\phi}{2})\cos(\frac{\theta}{2})\cos(\frac{\psi}{2}) - \text{sen}(\frac{\phi}{2})\text{sen}(\frac{\theta}{2})\text{sen}(\frac{\psi}{2}) \\ \sin(\frac{\phi}{2})\cos(\frac{\theta}{2})\cos(\frac{\psi}{2}) + \cos(\frac{\phi}{2})\text{sen}(\frac{\theta}{2})\text{sen}(\frac{\psi}{2}) \\ \cos(\frac{\phi}{2})\text{sen}(\frac{\theta}{2})\cos(\frac{\psi}{2}) - \text{sen}(\frac{\phi}{2})\cos(\frac{\theta}{2})\text{sen}(\frac{\psi}{2}) \\ \cos(\frac{\phi}{2})\cos(\frac{\theta}{2})\text{sen}(\frac{\psi}{2}) + \text{sen}(\frac{\phi}{2})\text{sen}(\frac{\theta}{2})\cos(\frac{\psi}{2}) \end{bmatrix} \quad (\text{A.10})$$

A cinemática inversa do veículo é facilmente calculada pelo uso de quatérnion conjugado. Como pode-se inferir pela análise da Equação A.4, uma rotação inversa por um ângulo qualquer $-\theta$ é alcançada por $q = \cos(\frac{\theta}{2}) - \text{sen}(\frac{\theta}{2})\mathbf{s}$, ou seja, $q = q_0 - \mathbf{q}$, que é a equação do quatérnion conjugado, q^* .

Para se realizar uma rotação inversa a qualquer rotação produzida por um quatérnion q (ver Equação A.5), a seguinte inversão é aplicável: $\xi = q^*\xi'q$.

Neste ponto cabe também observar que quatérnions já são amplamente utilizados para representação de orientações em sistemas de navegação inercial de veículos com seis graus de liberdade. Muitas unidades de movimento inerciais, IMUs, disponíveis para aplicação prática produzem essa informação diretamente para uso. Normalmente os ângulos de rotação obtidos das leituras desses sistemas são representados por um quatérnion unitário em forma de representação vetorial $q = [a_0, a_1, a_2, a_3]^T$. A título de informação complementar, nota-se que os ângulos de Euler podem ser obtidos dessa informação de quatérnion unitário pelas relações abaixo, derivadas da Equação A.10:

$$\begin{bmatrix} \phi \\ \theta \\ \psi \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \text{atg}(\frac{2(a_0a_1+a_2a_3)}{1-2(a_1^2+a_2^2)}) \\ \text{asen}(2(a_0a_2 - a_3a_1)) \\ \text{atg}(\frac{2(a_0a_3+a_1a_2)}{1-2(a_2^2+a_3^2)}) \end{bmatrix} \quad (\text{A.11})$$

A.3 Cinemática de Manipuladores

A cinemática dos manipuladores de sete funções e cinco funções pode ser convencionalmente obtida pela modelagem algébrica via matrizes de transformação homogêneas. O manipulador de cinco funções para docagem do ROV pode ser entendido como um conjunto com duas juntas rotativas seguidas por uma junta prismática mais a rotação do efetuador conforme a Figura A.2. Os quatro graus de liberdade desse manipulador mais a abertura e fechamento do efetuador final definem o que comumente se chama de braço de cinco funções.

O manipulador de sete funções é composto de seis juntas rotativas mais abertura e fechamento do efetuador de acordo com o modelo definido na Figura A.3.

Os sistemas de coordenadas ilustrados nas Figura A.3 e Figura A.2 respeitam a notação de Denavit-Hatenberg e a cinemática direta entre os efetuadores finais e o ponto de fixação de cada manipulador na base do ROV pode ser calculada

pela transformação resultante da multiplicação consecutiva das matrizes \mathbf{H}_i^{i-1} da Equação A.12 até a quantidade total de representações de sistemas definidas sobre as juntas.

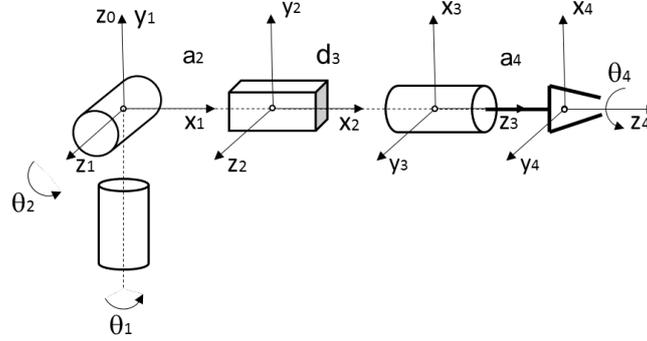


Figura A.2: Modelo cinemático do manipulador de cinco funções.

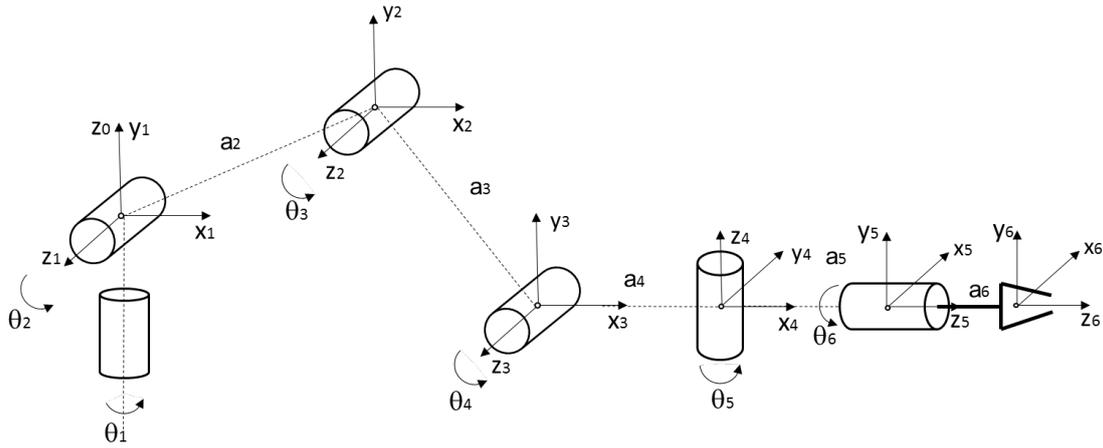


Figura A.3: Modelo cinemático do manipulador de sete funções.

Os parâmetros equivalentes para cada junta podem ser encontrados nas Tabela A.2 e Tabela A.3. Os valores entre colchetes representam os valores dos parâmetros ou os limites superiores e inferiores de movimentação das juntas dos manipuladores utilizados neste trabalho. Todos os valores estão representados em graus ou milímetros

Tabela A.2: Parâmetros de Denavit-Hartenberg para o manipulador de 5 funções.

Junta	a_i	α_i	d_i	θ_i
1	$a_1[0]$	$\frac{\pi}{2}$	0	$\theta_1[-15, 90]$
2	$a_2[509]$	0	0	$\theta_2[-30, 75]$
3	$a_3[0]$	$\frac{\pi}{2}$	$d_3[0, 305]$	0
4	$a_4[244]$	0	0	$\theta_4[0, 360]$

Tabela A.3: Parâmetros de Denavit-Hartenberg para o manipulador de 7 funções.

Junta	a_i	α_i	d_i	θ_i
1	$a_1[0]$	$\frac{\pi}{2}$	0	$\theta_1[-120, 120]$
2	$a_2[843]$	0	0	$\theta_2[0, 88]$
3	$a_3[483]$	0	0	$\theta_3[-172, 98]$
4	$a_4[133]$	$-\frac{\pi}{2}$	0	$\theta_4[-90, 90]$
5	$a_5[342]$	$\frac{\pi}{2}$	0	$\theta_5[-90, 90]$
6	$a_6[0]$	0	0	$\theta_6[0, 360]$

A partir dos parâmetros estabelecidos, cada uma das matrizes de rotação \mathbf{H}_i^{i-1} é calculada pela substituição dos parâmetros na matriz a seguir:

$$\mathbf{H}_i^{i-1} = \begin{bmatrix} \cos(\theta_i) & -\cos(\alpha_i)\sin(\theta_i) & \sin(\alpha_i)\sin(\theta_i) & a_i\cos(\theta_i) \\ \sin(\theta_i) & -\cos(\alpha_i)\cos(\theta_i) & -\sin(\alpha_i)\cos(\theta_i) & a_i\sin(\theta_i) \\ 0 & \sin(\alpha_i) & \cos(\alpha_i) & d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (\text{A.12})$$

Uma formulação mais concisa pode ser obtida, no entanto, pelo uso da teoria de quatérnions duais apresentada a seguir.

Quatérnions duais são elementos de \mathfrak{R}^8 que combinam quatérnions a números duais. Um número dual d é um elemento da forma $d = a + \epsilon b$, onde a e b podem assumir a forma de quatérnions. A representação principal de um quatérnion dual é dada, dessa forma por:

$$h = q_1 + \epsilon q_2 \quad (\text{A.13})$$

$$h = (a_0 + a_1i + a_2j + a_3k) + \epsilon(b_0 + b_1i + b_2j + b_3k) \quad (\text{A.14})$$

$$h = a_0 + \mathbf{q}_1 + \epsilon(b_0 + \mathbf{q}_2) \quad (\text{A.15})$$

onde os coeficientes a_0, a_1, a_2, a_3 e b_0, b_1, b_2, b_3 são números reais e $1, i, j, k, \epsilon, \epsilon i, \epsilon j, \epsilon k$ são as unidades que satisfazem as condições $i^2 = j^2 = k^2 = ijk = -1$ e $\epsilon^2 = 0$.

Sejam dois quatérnions duais, $h_1 = q_1 + \epsilon p_1$ e $h_2 = q_2 + \epsilon p_2$, as seguintes operações básicas podem ser estabelecidas:

- Adição e Subtração: $h_1 \pm h_2 = (q_1 \pm q_2) + \epsilon(p_1 \pm p_2)$
- Multiplicação: $h_1 h_2 = (q_1 q_2) + \epsilon(q_1 p_2 + p_1 q_2)$
- Conjugado: $\bar{h} = q - \epsilon p$

Uma rotação de um ângulo θ com um eixo representado por \mathbf{s} e uma translação \mathbf{t} são realizadas pelos quatérnions duais da seguinte forma:

$$h_R = \cos\frac{\theta}{2} + \mathbf{s}(\sin\frac{\theta}{2}) + \epsilon 0 + \epsilon 0 \quad (\text{A.16})$$

$$h_T = 1 + 0 + \epsilon 0 + \epsilon \frac{\mathbf{t}}{2} \quad (\text{A.17})$$

A transformação genérica composta por uma rotação e uma translação é dada então por [173]:

$$h = h_R h_T = q + \epsilon \frac{tq}{2} \quad (\text{A.18})$$

onde

$$q = \cos\frac{\theta}{2} + \mathbf{s}(\sin\frac{\theta}{2}) \quad (\text{A.19})$$

e

$$t = 0 + \mathbf{t} \quad (\text{A.20})$$

são quatérnions de rotação e translação. A transformação para deslocamento geral via quatérnions duais segue formato semelhante à formulação do deslocamento para quatérnions:

$$\xi' = h\xi\tilde{h} \quad (\text{A.21})$$

Para o caso de quatérnions duais, no entanto, o elemento \tilde{h} não é meramente o conjugado de h pois sua definição está condicionada ao elemento geométrico representado por ξ que aqui também não é somente entendido como um quatérnion. A álgebra de quatérnions duais permite transformações cinemáticas de retas e planos além de transformações de pontos e vetores, como convencionalmente realizado em robótica [172].

Um ponto pode ser representado da forma $\xi = \mathbf{1} + \epsilon \mathbf{p}$ em termos de quatérnions duais, sendo \mathbf{p} o vetor de coordenadas do ponto. Em representação vetorial este quatérnion se torna $\xi = [1, 0, 0, 0, 0, p_x, p_y, p_z]^T$. Para o deslocamento geral de um ponto, sabe-se que o deslocamento do mesmo é dado por uma rotação $\mathbf{p}' = \mathbf{q}\mathbf{p}\mathbf{q}^*$ seguido de uma translação $\mathbf{p}' = \mathbf{p} + \mathbf{t}$, ou seja:

$$\xi' = \mathbf{1} + \epsilon(\mathbf{q}\mathbf{p}\mathbf{q}^* + \mathbf{t}) \quad (\text{A.22})$$

pode ser demonstrado que a expressão anterior pode ser rearranjada em termos da Equação A.18 da seguinte forma:

$$\xi' = (q + \epsilon \frac{\mathbf{t}}{2}q)(1 + \epsilon \mathbf{p})(q^* - \epsilon \frac{\mathbf{t}^*}{2}q^*) \quad (\text{A.23})$$

$$\xi' = (q + \epsilon \frac{\mathbf{t}}{2}q)(1 + \epsilon \mathbf{p})\overline{(q + \epsilon \frac{\mathbf{t}}{2}q)^*} \quad (\text{A.24})$$

resultando, para o deslocamento geral de um vetor, em:

$$\xi' = h\xi\bar{h}^* \quad (\text{A.25})$$

Retornando agora ao tipo de análise usada com a convenção de Denavit-Hartenberg, onde são executadas transformações sucessivas entre sistemas de coordenadas O_{xyz}^{i-1} e O_{xyz}^i , é possível definir a transformação entre dois sistemas consecutivos como:

$$h_i^{i-1} = h_{\theta_i}^z h_{\alpha_i}^x \quad (\text{A.26})$$

onde $h_{\theta_i}^z$ e $h_{\alpha_i}^x$ são os quatérnions duais compostos pelos parâmetros de Denavit-Hartenberg e que representam as transformações entre sistemas de coordenadas de juntas relativas a estes parâmetros.

Ou seja, a operação $h_{\theta_i}^z$ transforma o sistema O_{xyz}^{i-1} em torno do eixo z_{i-1} tornando os eixos x_{i-1} e x_i coincidentes e a operação $h_{\alpha_i}^x$ transforma o sistema O_{xyz}^i tornando os eixos z_{i-1} e z_i coincidentes e em consequência tornando os dois sistemas coincidentes.

Para termos de implementação, a maneira conveniente de representar quatérnions e quatérnions duais é através da representação vetorial onde um quatérnion qualquer $q \in \mathfrak{R}^4$ e um quatérnion dual $h \in \mathfrak{R}^8$, de forma que as representações matriciais das operações com esses elementos podem ser facilmente implementadas a partir dos vetores $q = [a_0, a_1, a_2, a_3]^T$ e $h = [a_0, a_1, a_2, a_3, b_0, b_1, b_2, b_3]^T$. Usando, assim, o produto de quatérnions duais das operações $h_{\theta_i}^z$ e $h_{\alpha_i}^x$, a transformação final entre dois sistemas de coordenadas utilizando a convenção de Denavit-Hartenberg é dada por [172]:

$$h_i^{i-1} = \begin{bmatrix} \cos \frac{\alpha_i}{2} \cos \frac{\theta_i}{2} \\ \text{sen} \frac{\alpha_i}{2} \cos \frac{\theta_i}{2} \\ \text{sen} \frac{\alpha_i}{2} \text{sen} \frac{\theta_i}{2} \\ \cos \frac{\alpha_i}{2} \text{sen} \frac{\theta_i}{2} \\ -\frac{a_i}{2} \text{sen} \frac{\alpha_i}{2} \cos \frac{\theta_i}{2} - \frac{d_i}{2} \cos \frac{\alpha_i}{2} \text{sen} \frac{\theta_i}{2} \\ \frac{a_i}{2} \cos \frac{\alpha_i}{2} \cos \frac{\theta_i}{2} - \frac{d_i}{2} \text{sen} \frac{\alpha_i}{2} \text{sen} \frac{\theta_i}{2} \\ \frac{a_i}{2} \cos \frac{\alpha_i}{2} \text{sen} \frac{\theta_i}{2} + \frac{d_i}{2} \text{sen} \frac{\alpha_i}{2} \cos \frac{\theta_i}{2} \\ -\frac{a_i}{2} \text{sen} \frac{\alpha_i}{2} \text{sen} \frac{\theta_i}{2} + \frac{d_i}{2} \cos \frac{\alpha_i}{2} \text{sen} \frac{\theta_i}{2} \end{bmatrix} \quad (\text{A.27})$$

A equação acima corresponde à Equação A.12 representada em termos de álgebra de quatérnions onde os mesmos parâmetros podem ser utilizados para estabelecer os valores de ambas as transformações.

A cinemática direta de manipuladores pelo método de quatérnions duais é calculada então da seguinte forma:

$$\xi_e^0 = h_e^0 \xi_e^e \bar{h}_e^0 \quad (\text{A.28})$$

onde $h_e^0 = h_1^0 h_2^1 \dots h_e^{e-1}$ é a transformação global representada no sistema de coordenadas

nadas da base do manipulador.

Os quatérnions ξ_e^0 e ξ_e^e são informações conhecidas do efetuador final no sistema da base do manipulador e no sistema do efetuador. O vetor ξ_e^e pode ser um vetor com a orientação do sistema de coordenadas do efetuador ou um vetor de posição desejada.

A.4 Sistema Veículo Manipulador

A cinemática do sistema veículo e manipuladores pode ser construída, após a consideração da cinemática isolada do veículo e de cada um dos manipuladores como uma composição das transformações homogêneas entre os sistemas de coordenadas das juntas dos manipuladores e o sistema do veículo caso a mesma convenção, nesse caso a de Denavit-Hartenberg, seja mantida consistente entre o sistema de referência inercial, o sistema do veículo e o sistema da base dos manipuladores.

Considerando que o sistema do veículo é estabelecido em seu centro de rotação que permanece fixo em relação à origem dos sistemas das bases dos dois braços, e que as orientações dos eixos são as mesmas, a convenção proposta é satisfeita e a transformação nesse caso se resume a uma translação entre o sistema $O_{x_0y_0z_0}^{7F}$ da base do manipulador de sete funções e o sistema O_{xyz}^v do veículo ou entre o sistema do veículo e o $O_{x_0y_0z_0}^{5F}$ do braço de cinco funções. A translação deve-se ao fato da geometria do veículo e sua base onde os manipuladores são montados ser constante.

Assim, é possível montar a cinemática do efetuador final de qualquer um dos braços pela multiplicação sucessiva das matrizes homogêneas das juntas \mathbf{H}_i^{i-1} (Equação A.12), mais uma translação entre sistemas, \mathbf{T}_{7F}^v ou \mathbf{T}_{5F}^v , e a matriz de transformação do veículo para o sistema de coordenadas inercial \mathbf{H}_v^0 (Equação A.1):

$$\mathbf{H}_v^0 \mathbf{T}_{7F}^v \mathbf{H}_1^0 \dots \mathbf{H}_6^5$$

Para a composição da cinemática em termos de quatérnions duais, é válido também descrever a cinemática do veículo em termos de quatérnions duais. Isso pode ser conseguido pelo emprego das equações definidas em Equação A.16 e Equação A.17 para rotações e translação por quatérnions duais, respectivamente.

Utilizando a mesma notação de ângulos e novamente a convenção *Roll-Pitch-Yaw*, teremos:

$$h_{R_z} = \cos\left(\frac{\psi}{2}\right) + \mathbf{k} \operatorname{sen}\left(\frac{\psi}{2}\right) + \epsilon 0 + \epsilon 0 \quad (\text{A.29})$$

$$h_{R_y} = \cos\left(\frac{\theta}{2}\right) + \mathbf{j} \operatorname{sen}\left(\frac{\theta}{2}\right) + \epsilon 0 + \epsilon 0 \quad (\text{A.30})$$

$$h_{R_x} = \cos\left(\frac{\phi}{2}\right) + \mathbf{i} \operatorname{sen}\left(\frac{\phi}{2}\right) + \epsilon 0 + \epsilon 0 \quad (\text{A.31})$$

O que, realizando as multiplicações sucessivas de quatérnions duais, resulta em:

$$h_{R_z}h_{R_y}h_{R_x} = \cos\left(\frac{\psi}{2}\right) + \cos\left(\frac{\theta}{2}\right) + \cos\left(\frac{\phi}{2}\right) + \mathbf{i}\text{sen}\left(\frac{\phi}{2}\right) + \mathbf{j}\text{sen}\left(\frac{\theta}{2}\right) + k\text{sen}\left(\frac{\phi}{2}\right) + \epsilon 0 + \epsilon 0 \quad (\text{A.32})$$

ou:

$$h_{R_z}h_{R_y}h_{R_x} = \mathbf{q}_v + \epsilon 0 + \epsilon 0 \quad (\text{A.33})$$

Considerando a translação por um vetor \mathbf{t} :

$$h_T = \mathbf{1} + 0 + \epsilon 0 + \epsilon \frac{\mathbf{t}}{2} \quad (\text{A.34})$$

a cinemática do veículo em termos de quatérnion dual resulta em:

$$h_v = h_{R_z}h_{R_y}h_{R_x}h_T = \mathbf{q}_v + \epsilon \mathbf{q}_v \frac{\mathbf{t}}{2} \quad (\text{A.35})$$

Com a representação do quatérnion dual do veículo, a cinemática de um sistema veículo manipulador pode então ser formulada pela inserção desta representação na Equação A.28 mais um quatérnion dual $h_{t_{7F}}$ ou $h_{t_{5F}}$ de translação representando a distância entre o centro do veículo e a base dos manipuladores: $\xi_e^0 = h_e^0 \xi_e^e \bar{h}_e^0$ onde $h_e^0 = h_v h_{t_{7F}} h_1^0 h_2^1 \dots h_e^{n-1}$.

Abaixo é desenvolvida a cinemática específica do sistema veículo e manipuladores adotados nas análises apresentadas neste trabalho. O quatérnion dual que representa a cinemática direta do manipulador de cinco funções, considerando a aplicação da expressão de quatérnion dual apresentada na expressão A.27 e os parâmetros da Tabela A.2, é obtida pela multiplicação de dos quatérnions duais de cada junta:

$$h_{5F} = \underbrace{\begin{bmatrix} \cos\left(\frac{\pi}{4}\right)\cos\left(\frac{\theta_1}{2}\right) \\ \text{sen}\left(\frac{\pi}{4}\right)\cos\left(\frac{\theta_1}{2}\right) \\ \text{sen}\left(\frac{\pi}{4}\right)\text{sen}\left(\frac{\theta_1}{2}\right) \\ \cos\left(\frac{\pi}{4}\right)\text{sen}\left(\frac{\theta_1}{2}\right) \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}}_{\text{Junta 1}} \underbrace{\begin{bmatrix} \cos\left(\frac{\theta_2}{2}\right) \\ 0 \\ 0 \\ \text{sen}\left(\frac{\theta_2}{2}\right) \\ 0 \\ \frac{a_2}{2}\cos\left(\frac{\theta_2}{2}\right) \\ \frac{a_2}{2}\text{sen}\left(\frac{\theta_2}{2}\right) \\ 0 \end{bmatrix}}_{\text{Junta 2}} \underbrace{\begin{bmatrix} \cos\left(\frac{\pi}{4}\right) \\ \text{sen}\left(\frac{\pi}{4}\right) \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ \frac{d_3}{2}\text{sen}\left(\frac{\pi}{4}\right) \\ 0 \end{bmatrix}}_{\text{Junta 3}} \underbrace{\begin{bmatrix} \cos\left(\frac{\theta_4}{2}\right) \\ 0 \\ 0 \\ \text{sen}\left(\frac{\theta_4}{2}\right) \\ 0 \\ \frac{a_4}{2}\cos\left(\frac{\theta_4}{2}\right) \\ \frac{a_4}{2}\text{sen}\left(\frac{\theta_4}{2}\right) \\ 0 \end{bmatrix}}_{\text{Junta 4}}$$

Deve ser observado que para o manipulador de cinco funções, a orientação do

efetuador final é definida pela orientação assumida pelos ângulos θ_1 e θ_2 das juntas 1 e 2 mais a rotação θ_4 assumida pelo efetuador final. Esta rotação depende da situação operacional do cenário e normalmente é ajustada pelo operador para compatibilizar a abertura da garra deste manipulador às estruturas nas quais o ROV realiza a docagem. Isso ocorre, por exemplo, quando este ângulo é ajustado para que a garra fique alinhada a uma barra de docagem lateral de um painel. Para determinar a posição do efetuador final deste manipulador em relação a um sistema de coordenadas do veículo, é necessário definir os valores de θ_1 , θ_2 e d_3 .

A cinemática direta do manipulador de sete funções pode ser desenvolvida considerando o fato de que as três primeiras juntas são análogas às juntas de um braço antropomórfico e as três últimas se assemelham a um punho esférico [75]. A posição do efetuador final em relação a qualquer alvo para uma dada posição do ROV, desta forma, é determinada pela definição dos ângulos rotativos das três primeiras juntas descritas na Tabela A.3. A orientação do efetuador final é definida pela definição dos ângulos das juntas três a seis da Tabela A.3. Desta forma, é conveniente descrever a cinemática deste manipulador de forma separada.

O quatérnion dual que define a cinemática das três primeiras juntas do manipulador de sete funções é definido conforme a seguir:

$$h_{7F_{\text{braço}}} = \underbrace{\begin{bmatrix} \cos(\frac{\pi}{4})\cos(\frac{\theta_1}{2}) \\ \text{sen}(\frac{\pi}{4})\cos(\frac{\theta_1}{2}) \\ \text{sen}(\frac{\pi}{4})\text{sen}(\frac{\theta_1}{2}) \\ \cos(\frac{\pi}{4})\text{sen}(\frac{\theta_1}{2}) \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}}_{\text{Junta 1}} \underbrace{\begin{bmatrix} \cos(\frac{\theta_2}{2}) \\ 0 \\ 0 \\ \text{sen}(\frac{\theta_2}{2}) \\ 0 \\ \frac{a_2}{2}\cos(\frac{\theta_2}{2}) \\ \frac{a_2}{2}\text{sen}(\frac{\theta_2}{2}) \\ 0 \end{bmatrix}}_{\text{Junta 2}} \underbrace{\begin{bmatrix} \cos(\frac{\theta_3}{2}) \\ 0 \\ 0 \\ \text{sen}(\frac{\theta_3}{2}) \\ 0 \\ \frac{a_3}{2}\cos(\frac{\theta_3}{2}) \\ \frac{a_3}{2}\text{sen}(\frac{\theta_3}{2}) \\ 0 \end{bmatrix}}_{\text{Junta 3}}$$

A título de ilustração, o quatérnion dual resultante representativo da cinemática direta destas juntas será:

$$h_{7F_{\text{braço}}} = -0,5\sqrt{2}$$

$$\begin{bmatrix} [c(\frac{\theta_1}{2})s(\frac{\theta_2}{2}) + c(\frac{\theta_2}{2})s(\frac{\theta_1}{2})]s(\frac{\theta_3}{2}) + [s(\frac{\theta_1}{2})s(\frac{\theta_2}{2}) - c(\frac{\theta_1}{2})c(\frac{\theta_2}{2})]c(\frac{\theta_3}{2}) \\ [c(\frac{\theta_1}{2})s(\frac{\theta_2}{2}) + c(\frac{\theta_2}{2})s(\frac{\theta_1}{2})]s(\frac{\theta_3}{2}) + [s(\frac{\theta_1}{2})s(\frac{\theta_2}{2}) - c(\frac{\theta_1}{2})c(\frac{\theta_2}{2})]c(\frac{\theta_3}{2}) \\ [s(\frac{\theta_1}{2})s(\frac{\theta_2}{2}) - c(\frac{\theta_2}{2})c(\frac{\theta_1}{2})]s(\frac{\theta_3}{2}) - [c(\frac{\theta_1}{2})s(\frac{\theta_2}{2}) + s(\frac{\theta_1}{2})c(\frac{\theta_2}{2})]c(\frac{\theta_3}{2}) \\ [s(\frac{\theta_1}{2})s(\frac{\theta_2}{2}) - c(\frac{\theta_2}{2})c(\frac{\theta_1}{2})]s(\frac{\theta_3}{2}) - [c(\frac{\theta_1}{2})s(\frac{\theta_2}{2}) + s(\frac{\theta_1}{2})c(\frac{\theta_2}{2})]c(\frac{\theta_3}{2}) \\ [663c(\frac{\theta_1}{2})s(\frac{\theta_2}{2}) - 180c(\frac{\theta_2}{2})s(\frac{\theta_1}{2})]s(\frac{\theta_3}{2}) + [180s(\frac{\theta_1}{2})s(\frac{\theta_2}{2}) + 663c(\frac{\theta_1}{2})c(\frac{\theta_2}{2})]c(\frac{\theta_3}{2}) \\ [663c(\frac{\theta_1}{2})s(\frac{\theta_2}{2}) + 663c(\frac{\theta_2}{2})s(\frac{\theta_1}{2})]s(\frac{\theta_3}{2}) + [663s(\frac{\theta_1}{2})s(\frac{\theta_2}{2}) - 663c(\frac{\theta_1}{2})c(\frac{\theta_2}{2})]c(\frac{\theta_3}{2}) \\ [663s(\frac{\theta_1}{2})s(\frac{\theta_2}{2}) - 663c(\frac{\theta_2}{2})c(\frac{\theta_1}{2})]s(\frac{\theta_3}{2}) - [663c(\frac{\theta_1}{2})s(\frac{\theta_2}{2}) + 663s(\frac{\theta_1}{2})c(\frac{\theta_2}{2})]c(\frac{\theta_3}{2}) \\ [663s(\frac{\theta_1}{2})s(\frac{\theta_2}{2}) + 180c(\frac{\theta_2}{2})c(\frac{\theta_1}{2})]s(\frac{\theta_3}{2}) + [663c(\frac{\theta_1}{2})s(\frac{\theta_2}{2}) - 180s(\frac{\theta_1}{2})c(\frac{\theta_2}{2})]c(\frac{\theta_3}{2}) \end{bmatrix}$$

Onde c e s correspondem aos cossenos e senos, respectivamente. Adicionalmente, o quatérnio dual que define a cinemática direta das demais juntas é:

$$h_{7F_{\text{punho}}} = \underbrace{\begin{bmatrix} \cos(\frac{\pi}{4})\cos(\frac{\theta_4}{2}) \\ -\text{sen}(\frac{\pi}{4})\cos(\frac{\theta_4}{2}) \\ -\text{sen}(\frac{\pi}{4})\text{sen}(\frac{\theta_4}{2}) \\ \cos(\frac{\pi}{4})\text{sen}(\frac{\theta_4}{2}) \\ \frac{a_4}{2}\text{sen}(\frac{\pi}{4})\cos(\frac{\theta_4}{2}) \\ \frac{a_4}{2}\cos(\frac{\pi}{4})\cos(\frac{\theta_4}{2}) \\ \frac{a_4}{2}\cos(\frac{\pi}{4})\text{sen}(\frac{\theta_4}{2}) \\ \frac{a_4}{2}\text{sen}(\frac{\pi}{4})\text{sen}(\frac{\theta_4}{2}) \end{bmatrix}}_{\text{Junta 4}} \underbrace{\begin{bmatrix} \cos(\frac{\pi}{4})\cos(\frac{\theta_5}{2}) \\ \text{sen}(\frac{\pi}{4})\cos(\frac{\theta_5}{2}) \\ \text{sen}(\frac{\pi}{4})\text{sen}(\frac{\theta_5}{2}) \\ \cos(\frac{\pi}{4})\text{sen}(\frac{\theta_5}{2}) \\ -\frac{a_5}{2}\text{sen}(\frac{\pi}{4})\cos(\frac{\theta_5}{2}) \\ \frac{a_5}{2}\cos(\frac{\pi}{4})\cos(\frac{\theta_5}{2}) \\ \frac{a_5}{2}\cos(\frac{\pi}{4})\text{sen}(\frac{\theta_5}{2}) \\ -\frac{a_5}{2}\text{sen}(\frac{\pi}{4})\text{sen}(\frac{\theta_5}{2}) \end{bmatrix}}_{\text{Junta 5}} \underbrace{\begin{bmatrix} \cos(\frac{\theta_6}{2}) \\ 0 \\ 0 \\ \text{sen}(\frac{\theta_6}{2}) \\ 0 \\ \frac{a_6}{2}\cos(\frac{\theta_6}{2}) \\ \frac{a_6}{2}\text{sen}(\frac{\theta_6}{2}) \\ 0 \end{bmatrix}}_{\text{Junta 6}}$$

Resultando em:

$$h_{7F_{\text{punho}}} = \begin{bmatrix} c(\frac{\theta_4}{2})c(\frac{\theta_5}{2})c(\frac{\theta_6}{2}) - c(\frac{\theta_4}{2})s(\frac{\theta_5}{2})s(\frac{\theta_6}{2}) \\ s(\frac{\theta_4}{2})c(\frac{\theta_5}{2})s(\frac{\theta_6}{2}) + s(\frac{\theta_4}{2})s(\frac{\theta_5}{2})c(\frac{\theta_6}{2}) \\ s(\frac{\theta_4}{2})s(\frac{\theta_5}{2})s(\frac{\theta_6}{2}) - s(\frac{\theta_4}{2})c(\frac{\theta_5}{2})c(\frac{\theta_6}{2}) \\ c(\frac{\theta_4}{2})c(\frac{\theta_5}{2})s(\frac{\theta_6}{2}) + c(\frac{\theta_4}{2})s(\frac{\theta_5}{2})c(\frac{\theta_6}{2}) \\ 0.5[[342c(\frac{\theta_4}{2})s(\frac{\theta_5}{2}) - 133s(\frac{\theta_4}{2})c(\frac{\theta_5}{2})]s(\frac{\theta_6}{2}) + 209s(\frac{\theta_4}{2})s(\frac{\theta_5}{2})c(\frac{\theta_6}{2})] \\ -0.5[[133c(\frac{\theta_4}{2})s(\frac{\theta_5}{2}) + 342s(\frac{\theta_4}{2})c(\frac{\theta_5}{2})]s(\frac{\theta_6}{2}) - 475c(\frac{\theta_4}{2})c(\frac{\theta_5}{2})c(\frac{\theta_6}{2})] \\ 0.5[[133c(\frac{\theta_4}{2})s(\frac{\theta_5}{2}) + 342s(\frac{\theta_4}{2})c(\frac{\theta_5}{2})]c(\frac{\theta_6}{2}) + 475c(\frac{\theta_4}{2})c(\frac{\theta_5}{2})s(\frac{\theta_6}{2})] \\ 0.5[[133s(\frac{\theta_4}{2})c(\frac{\theta_5}{2}) - 342c(\frac{\theta_4}{2})s(\frac{\theta_5}{2})]c(\frac{\theta_6}{2}) + 209s(\frac{\theta_4}{2})s(\frac{\theta_5}{2})s(\frac{\theta_6}{2})] \end{bmatrix}$$

As translações das bases dos manipuladores para o sistema de coordenadas do centro geométrico do ROV, considerando as dimensões de ROV descritas no Capítulo 2, são obtidas pela utilização de dois quatérnios duais de translação:

$$h_{t_{7F}} = [1, 0, 0, 0, 0, 1650, 650, -1000]^T \text{ e } h_{t_{5F}} = [1, 0, 0, 0, 0, 1650, -650, -1000]^T.$$

Para uma revisão da cinemática diferencial de sistemas veículos manipulador via modelagem convencional com transformações homogêneas são recomendadas as referências [167, 171]. A cinemática diferencial de veículos submarinos com quatérnions duais pode ser encontrada na referência [190].