CARLOS ANDRÉS SOTO BRAVO

Detecção de dutos submarinos para rastreamento por AUVs

São Paulo

2020

CARLOS ANDRÉS SOTO BRAVO

Detecção de dutos submarinos para rastreamento por AUVs

Dissertação apresentada à Escola
Politécnica da Universidade de São Paulo
para obtenção do título de Mestre em
Ciências

São Paulo

2020

CARLOS ANDRÉS SOTO BRAVO

Detecção de dutos submarinos para rastreamento por AUVs

Versão Corrigida

(Versão original encontra-se na unidade que aloja
o Programa de Pós-graduação)

Dissertação apresentada à Escola
Politécnica da Universidade de São Paulo
para obtenção do título de Mestre em
Ciências

Área de Concentração: Engenharia de
Controle e Automação Mecânica

Orientador: Prof. Dr. Ettore Apolônio de
Barros.

Coorientador: Prof. Dr. Jun Okamoto Jr.

São Paulo

2020

Autorizo a reprodução e divulgação total ou parcial deste trabalho, por qualquer meio convencional ou eletrônico, para fins de estudo e pesquisa, desde que citada a fonte.

Este exemplar foi revisado e corrigido em relação à versão original, sob responsabilidade única do autor e com a anuência de seu orientador.

São Paulo, _____ de _____ de _____

Assinatura do autor: _____

Assinatura do orientador: _____

Catálogo-na-publicação

Bravo, Carlos Andrés Soto

Detecção de dutos submarinos para rastreamento por AUVs / C. A. S.
Bravo -- versão corr. -- São Paulo, 2020.

90 p.

Dissertação (Mestrado) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Departamento de Engenharia Mecânica.

1.VISÃO COMPUTACIONAL 2.VEÍCULOS AUTÔNOMOS
3.SUBMERSÍVEIS NÃO TRIPULADOS I.Universidade de São Paulo. Escola Politécnica. Departamento de Engenharia Mecânica II.t.

Nome: Carlos Andrés Soto Bravo

Título: Detecção de dutos submarinos para rastreamento por AUVs

Dissertação referente ao curso de mestrado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica da Escola Politécnica da Universidade de São Paulo

Aprovado em:

Banca Examinadora

Prof. Dr. _____

Instituição: _____

Julgamento: _____

Prof. Dr. _____

Instituição: _____

Julgamento: _____

Prof. Dr. _____

Instituição: _____

Julgamento: _____

DEDICATÓRIA

Este trabalho é dedicado aos meus pais, pelo
apoio incondicional na minha trajetória
acadêmica e a formação como ser humano
que me foi dada.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus pelas pessoas que ele colocou ao longo da minha vida, que contribuíram no começo e na conclusão deste trabalho. Aos meus pais e irmãos pelo apoio moral e conselhos que me fizeram sentir sempre acompanhado, ainda mais em momentos difíceis. Ao meu orientador, Prof. Dr. Ettore Apolônio de Barros, pela dedicação, responsabilidade e preocupação que me mostrou ao longo do desenvolvimento desta pesquisa, e por seu apoio incondicional que recebi nesta crise sanitária causada pela pandemia. Ao meu coorientador, Prof. Dr. Jun Okamoto Jr., pela paciência, disciplina e assertividade que me mostrou em cada etapa desta pesquisa, e por ser uma pessoa confiante que me motivou na realização deste trabalho. Aos membros do Laboratório de Veículos Não Tripulados (LVNT), por me auxiliar na realização de cada um dos experimentos realizados e me proporcionar as ferramentas necessárias para o desenvolvimento desta pesquisa. Ao meu amigo Persing, por ter me ajudado na adaptação ao curso de mestrado, e também pelos conselhos e ideias que me ajudaram a superar as dificuldades deste trabalho. Aos meus amigos Katherine e Luis, pelos momentos que compartilhamos juntos, e que fizeram a minha estadia no exterior mais confortante. Ao CNPq (Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico) pela bolsa de estudos e auxílio financeiro que possibilitaram minha estadia, alimentação e saúde no Brasil.

RESUMO

Nos últimos anos, o uso de Veículos Subaquáticos Autônomos (*Autonomous Underwater Vehicle - AUV*) aumentou consideravelmente na inspeção de estruturas “offshore”. Essa área é primordial para as empresas de petróleo e gás porque elas precisam inspecionar seus oleodutos subaquáticos para evitar acidentes devido à corrosão e consequentemente vazamentos de fluidos. Para uma tarefa automatizada de inspeção de tubulação com um AUV, é necessário o desenvolvimento de um sistema de seguimento. Este trabalho propõe um método para o rastreamento de tubulações subaquáticas com câmeras de vídeo. O algoritmo proposto combina ferramentas de processamento de imagem para estimar a orientação e a posição de um duto, e assim, produzir a variável de controle necessária para realizar o seu seguimento. Alguns vídeos de tubulações submarinas foram utilizados para validar o algoritmo de detecção dos dutos. Posteriormente, um simulador em tempo real do movimento do AUV Pirajuba, veículo desenvolvido no Laboratório de Veículos Não Tripulados (LVNT), é usado para verificar se o valor de saída da detecção realizada é adequado para a realização do controle de seguimento. Finalmente, experimentos de forma online foram realizados usando um veículo remotamente operado (*Remotely Operated Vehicle - ROV*) para a realização de um controle de seguimento do duto. Os resultados desses testes são apresentados e demonstram que esse método é robusto para a detecção e seguimentos de dutos em um ambiente submarino real.

Palavras-chave: Filtro de Kalman, Processamento de Imagens, Transformada de Hough, Detecção de Duto Submarino, Controle de Seguimento.

ABSTRACT

In the last years, the use of Autonomous Underwater Vehicles (AUV) has been increased for inspection of offshore structures. This research is significant for petroleum and gas companies because they need to inspect their underwater pipelines to prevent accidents due to corrosion and consequently fluid leaks. For an automated pipeline inspection task using an AUV, the development of a tracking system is necessary. This work proposes a method for the detection and tracking of underwater pipelines with video-cameras. The proposed algorithm combines image processing tools to estimate the orientation and position of a pipeline. These parameters are sent to the AUV control system. Some videos of underwater pipelines were used to validate the detection. Subsequently, a real-time simulator of the movement of the AUV Pirajuba, a vehicle developed at the Unmanned Vehicle Laboratory (LVNT), is used for validating the tracking control. Finally, online experiments were performed using a Remotely Operated Vehicle (ROV) to carry out a pipeline tracking control. The results of these tests are presented and demonstrate that this method is robust for pipeline detection and tracking in a real submarine environment.

Keywords: Kalman Filter, Image Processing, Hough Transform, Underwater Pipeline Detection, Tracking Control

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1	Cabos submarinos para a comunicação da internet.	13
Figura 2	ROV rastreando um duto submarino.	14
Figura 3	AUV rastreando um duto submarino.	14
Figura 4	Etapas para realizar o rastreamento do duto.	15
Figura 5	Comparação de diferentes espaços de cores. (a) Imagem RGB, (b) Imagem HSV e seus componentes (c) H, (d) S, (e) V, (f) Imagem YCbCr e seus componentes, (g) Y, (h) Cb, (i) Cr, (j) Imagem YIQ e seus componentes, (k) Y, (l) I, (m) Q.	18
Figura 6	Transformada de wavelet discreta baseada no algoritmo de fusão.	19
Figura 7	(a) Histograma bidimensional ideal. (b) Histograma bidimensional de uma imagem real.	22
Figura 8	(a) Seleção de pontos. (b) União de pontos. (c) Cálculo da orientação do duto.	26
Figura 9	Procedimento para estimar a zona de confiança do duto.	29
Figura 10	Etapas de processamento.	32
Figura 11	Imagem Original.	32
Figura 12	Imagem em escala de cinza.	34
Figura 13	Imagem após aplicação do método de Clahe.	34
Figura 14	Imagem suavizada.	35
Figura 15	Magnitude do gradiente da imagem.	36
Figura 16	Ângulo do gradiente da imagem.	36
Figura 17	Diagrama de fluxo para gerar o espaço de Hough.	38
Figura 18	Espaço de Hough.	39
Figura 19	Fluxograma para encontrar os valores de θ_f e ρ_f a partir do espaço de Hough.	40
Figura 20	Comparação dos valores de orientação e distância antes e depois do Filtro de mediana.	41
Figura 21	Valores de θ_e e ρ_e com <i>IC</i> e sem <i>IC</i> para medidas confiáveis.	49
Figura 22	Valores de θ_e e ρ_e com <i>IC</i> e sem <i>IC</i> para medidas não confiáveis.	50
Figura 23	Fluxograma para as etapas de propagação e atualização do Filtro Kalman	51
Figura 24	Conjunto de imagens mostrando a linha detectada do duto.	52
Figura 25	Imagens do duto representada por uma linha reta.	55
Figura 26	Parâmetros θ_e e ρ_e do duto no vídeo 1.	56

Figura 27	Parâmetros θ_e e ρ_e do duto no vídeo 2.	56
Figura 28	Parâmetros θ_e e ρ_e do duto no vídeo 3.	56
Figura 29	Parâmetros θ_e e ρ_e do duto no vídeo 4.	57
Figura 30	Parâmetros θ_e e ρ_e do duto no vídeo 5.	57
Figura 31	Parâmetros θ_e e ρ_e do duto no vídeo 6.	57
Figura 32	Parâmetros θ_e e ρ_e do duto no vídeo 7.	58
Figura 33	Parâmetros θ_e e ρ_e do duto no vídeo 8.	58
Figura 34	Índices de confiança dos 8 vídeos processados.	59
Figura 35	Valores da diagonal da matriz P.	61
Figura 36	Tempo de processamento em cada vídeo.	63
Figura 37	ROV Mandí II.	65
Figura 38	Imagens utilizadas para calibração da câmera.	65
Figura 39	Tabuleiro de xadrez utilizado.	66
Figura 40	Comparação das imagens antes e depois da calibração.	67
Figura 41	Tubo branco na raia olímpica da USP.	68
Figura 42	Tubo real imerso no tanque de provas da Coppe-UFRJ.	68
Figura 43	Ângulo θ_e do tubo na raia olímpica da USP.	69
Figura 44	Distância ρ_e do tubo na raia olímpica da USP.	69
Figura 45	Índice de confiança da detecção na raia olímpica da USP.	70
Figura 46	Ângulo θ_e do tubo em posição vertical.	70
Figura 47	Distância ρ_e do tubo em posição vertical.	71
Figura 48	Índice de confiança da detecção do tubo em posição vertical.	71
Figura 49	Imagem ilustrativa para o cálculo da lei de guiamento LOS.	73
Figura 50	Diagrama de blocos do sistema de seguimento do duto.	75
Figura 51	Imagem de entrada para o teste de controle de seguimento.	75
Figura 52	Simulink - Matlab.	76
Figura 53	Resposta do ângulo de rumo do AUV.	76
Figura 54	Velocidade U do AUV.	77
Figura 55	Posição no plano cartesiano XY.	77
Figura 56	Ângulo θ_e do duto.	78
Figura 57	Distância ρ_e do duto.	78
Figura 58	Imagens da simulação do rastreamento do duto.	79
Figura 59	ConFiguração diamante dos propulsores do ROV.	80
Figura 60	Linha preta utilizada como alvo de detecção para o seguimento.	80
Figura 61	Ângulo θ_e da linha preta da piscina do CEPEUSP.	81
Figura 62	ROV avança com inclinação no plano horizontal	82

Figura 63	Distância ρ_e da linha preta da piscina do CEPEUSP.	82
Figura 64	Índice de confiança da detecção do tubo em posição vertical.	83

LISTA DE TABELAS

Tabela 1	Métodos na etapa de pre-processamento.	20
Tabela 2	Filtros de suavização na etapa de processamento.	23
Tabela 3	Métodos de segmentação na etapa de processamento.	24
Tabela 4	Métodos de detecção de bordas na etapa de processamento.	25
Tabela 5	Métodos na etapa de processamento.	27
Tabela 6	Métodos na etapa de aprimoramento da detecção	30
Tabela 7	Etapas de Propagação e Atualização	42
Tabela 8	Descrição resumida dos subíndices de confiança.	44
Tabela 9	Limiares dos valores da covariância P .	49
Tabela 10	Características dos vídeos.	54
Tabela 11	Análise de IC nos vídeos com detecções não confiáveis.	60

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	12
2 DETECÇÃO E RASTREAMENTO DE DUTOS SUBMARINOS	17
3 ALGORITMO DE PROCESSAMENTO DE IMAGENS DESENVOLVIDO	31
3.1 AQUISIÇÃO DA IMAGEM	32
3.2 PRE-PROCESSAMENTO: CONVERSÃO EM ESCALA DE CINZA E APLICAÇÃO DO ALGORITMO DE CLAHE	33
3.3 PROCESSAMENTO: FILTRAGEM DA IMAGEM	34
3.3.1 Filtro de mediana	34
3.3.2 Operador Scharr	35
3.4 PÓS-PROCESSAMENTO: DETECÇÃO DA LINHA RETA DO DUTO	37
3.4.1 Transformada de Hough	37
3.5 FILTROS PARA APRIMORAMENTO DA DETECÇÃO	41
3.5.1 Filtro de mediana	41
3.5.2 Filtro de Kalman	41
4 EXPERIMENTOS E RESULTADOS	53
4.1 EXPERIMENTOS PARA VALIDAR A DETECÇÃO DO DUTO	53
4.1.1 Experimento 1	53
4.1.2 Experimento 2	64
4.2 EXPERIMENTOS PARA VALIDAR A APLICAÇÃO DO ALGORITMO NO PROCESSO DE SEGUIMENTO	72
4.2.1 Experimento 3	72
4.2.2 Experimento 4	79
5 CONCLUSÕES	84

1 INTRODUÇÃO

Desde o século passado, a robótica tem sido aplicada em diferentes áreas para resolver problemas relacionados a processos industriais. No entanto, para saber quais problemas da indústria precisam de maior atenção da robótica, foi criado o que é chamado de “4 Ds da robotização” (MARR, 2017). Este conjunto de criterios justifica o uso de robôs para processos tediosos (Dull), perigosos (Dangerous), sujos (Dirty) e custosos (Dear). O ambiente submarino contém todos os problemas relacionados a estas justificativas. Por tal motivo, nas últimas décadas a robotização na indústria marítima tem aumentado bastante com o uso de ROVs (Veículo remotamente operado) e AUVs (Veículo submarino autônomo). Tais classes de robôs foram projetadas para solucionar problemas de inspeção, manutenção e reparação em ambiente submarino (RUIZ, 2009). Também estão sendo utilizados para monitoramento ambiental (RAMOS; ABREU, 2011), inspeção e monitoramento de estruturas offshore, levantamento de dados geológicos (GEORGE, 2006), (CARESS et al., 2011) e biológicos (SINGH et al., 2004), (SINGH et al., 2004). Os sensores embarcados no veículo permitem a obtenção de dados de batimetria, imagem, tipo de fundo e outras características físicas, químicas e biológicas de maneira simultânea, rápida e sem a necessidade de utilizar embarcações de alto custo por longos períodos de tempo.

O Laboratório de Veículos Não Tripulados (LVNT) da Escola Politécnica da Universidade de São Paulo tem se dedicado à investigação de veículos aquáticos há quase duas décadas. Toda a evolução destes estudos resultou, entre outros, no desenvolvimento do primeiro protótipo nacional de AUV, o Pirajuba (DE BARROS; FREIRE; DANTAS, 2010).

Ultimamente, as indústrias de petróleo e gás têm demonstrado grande interesse na utilização de veículos não tripulados, tendo em vista que, ao empregar este tipo de tecnologia, reduzem-se muitos problemas relacionados aos custos e riscos inerentes a esta atividade (AGÊNCIA PETROBRAS, 2018). As tubulações submarinas têm sido utilizadas para transportar recursos como o petróleo e o gás natural; os oleodutos e gasodutos são considerados infraestruturas importantes e necessitam ser monitorados constantemente contra danos potencialmente perigosos como a corrosão. Por outro lado, os dutos submarinos são utilizados também como proteção de cabos elétricos no leito marinho. Tais cabos submarinos são usados para comunicar cidades e continentes. A Figura 1 representa a distribuição de cabos submarinos que formam a internet no mundo todo. A integração do Brasil nesta rede, através de cabos submarinos, está em avanço, como mostra a implementação da conexão do país e Portugal através dos nós de São Paulo, Fortaleza e Sines (Portugal) (PIMENTEL, 2017).

Figura 1 - Cabos submarinos para a comunicação da internet.

Fonte: http://www.novosin.com.sg/services_subsea_survey_%20posit.html

Principalmente para o monitoramento de dutos mais distantes da costa, é necessário o uso de veículos submarinos não tripulados. Uma opção seria a utilização de ROVs (veículos submarinos operados remotamente). Entretanto, o uso de ROVs requer a utilização de uma embarcação na superfície para rebocá-lo e para embarcar seu operador, o que acarreta em tempo e custos significativos para a missão (Figura 2). Além disso, a área de operação é limitada pelo comprimento dos cabos umbilicais, os quais servem para proporcionar o elo de comunicação entre o veículo submarino e a plataforma operacional. Se o cabo é danificado por qualquer elemento no ambiente subaquático, é provável que ocorra um acidente com o ROV e este seja perdido. Finalmente, para a utilização de um ROV, necessita-se de um operador na superfície, o que encarece a missão de inspeção e a torna mais morosa. Por tal motivo, é de interesse automatizar a operação do ROV, conforme apontam pesquisas neste sentido (DREWS; KUHN; GOMES, 2012).

Figura 2 - ROV rastreando um duto submarino.

Fonte: http://www.novosin.com.sg/services_subsea_survey_%20posit.html

Outra solução para o problema de inspeção de dutos é a utilização de um AUV para detectar e seguir as tubulações sem intervenção humana direta (Figura 3). O AUV é um veículo autônomo que calcula a sua postura através de sensores embarcados e consegue realizar missões a partir de dados coletados em tempo real, não necessitando de um operador, e somente baseia-se nos sensores embarcados para se movimentar na água. Para realizar o processo de inspeção, torna-se necessária a implementação de um algoritmo de detecção de dutos que seja altamente confiável e robusto ante perturbações ou ruídos gerados no ambiente. Aliando-se a detecção com o seguimento automático do duto, viabiliza-se a inspeção do mesmo pelo AUV.

Figura 3 - AUV rastreando um duto submarino.

Fonte: <https://www.ecagroup.com/en/solutions/autonomous-underwater-vehicle-pipeline-inspection>

Atualmente, dois são os meios utilizados para a detecção de dutos submersos: a câmera de vídeo e o sonar de imageamento. Trabalhos acadêmicos têm sido realizados para estudar ambos os tipos de sensores e desenvolver sistemas de rastreamentos de cabos e dutos. Vantagens do sonar incluem a independência de seu desempenho em relação ao grau de turbidez e visibilidade

da água, bem como um maior alcance em relação às câmeras de vídeo. No entanto, as câmeras de vídeo têm uma maior resolução temporal, menor custo computacional e são mais econômicas (CHEN; CHUANG; WANG, 2015).

O Brasil, com a quantidade e extensão de suas linhas de transmissão de petróleo e gás, e o aumento de cabos de comunicações, necessita da capacitação interna para o desenvolvimento destes algoritmos e na sua utilização em AUVs nacionais. Propõe-se, com este trabalho, contribuir com este processo, tratando-se do rastreamento de dutos em tempo-real através de sistemas de hardware e software embarcados em veículos não tripulados.

Neste trabalho, foca-se na detecção de dutos submersos para que a mesma seja empregada no seguimento automático da linha submersa pelo AUV. A fase de seguimento em foco consiste naquela que se inicia após a abordagem do duto pelo veículo (ver Figura 4). A partir daí, admite-se que o AUV mantém uma distância vertical constante do duto e acompanha sua geometria através de manobras no plano horizontal. Tal hipótese é consistente com a realidade de uma missão de inspeção de dutos localizados no leito marinho, onde grandes extensões do duto estão distribuídas ao longo de transições verticais suaves do solo marinho. Assim, a solução do problema fica restrito a um movimento do AUV só no plano horizontal e não num espaço tridimensional.

Figura 4 - Etapas para realizar o rastreamento do duto.

Fonte própria

Assim, o objetivo do trabalho é desenvolver um algoritmo de detecção aplicado ao rastreamento de dutos submarinos a partir de sistemas de visão por câmeras de vídeo. Este algoritmo é eficiente e robusto ante variações do sistema geradas pelos ruídos, e é implementado em um hardware que é embarcado no veículo para uma aplicação de seguimento de duto em tempo real. Para tanto, os seguintes objetivos foram alcançados:

- Investigação de métodos de visão computacional aplicados à detecção de dutos submari-

nos.

- Desenvolvimento e validação de algoritmos de detecção de dutos que sejam executáveis nas plataformas embarcáveis nos veículos submarinos não tripulados do LVNT (Laboratório de Veículos Não Tripulados) da Escola Politécnica da Universidade de São Paulo.
- Validação, em ensaios no meio aquático, dos resultados obtidos na detecção de dutos do ponto de vista das suas aplicações no processo de seguimento do duto por meio de um veículo submarino não tripulado.

2 DETECÇÃO E RASTREAMENTO DE DUTOS SUBMARINOS

Existem muitos métodos para a detecção de tubos, que são semelhantes aos métodos usados para a detecção de cabos submarinos. Em ambos os casos se consideram diferentes etapas que podem ser divididas em quatro partes (GOYAL, D.; SHETTI; BRETSCHNEIDER, 2016): o pré-processamento, o processamento, o pós-processamento e o aprimoramento da detecção.

A etapa de pré-processamento depende da imagem original e como esta foi adquirida. Características como tipo de cor, tamanho da imagem ou outros parâmetros que poderiam ser considerados importantes devem ser analisados. Por exemplo, caso o tamanho da imagem adquirida seja grande, esta pode ser reduzida aplicando-se um método de compressão de imagem para reduzir o custo computacional (MATSUMOTO, 1997).

As câmeras modernas gravam as imagens em cores RGB, estas imagens contêm 3 matrizes que representam as intensidades das cores vermelho, verde e azul. Processar estas 3 matrizes pode elevar o custo computacional de posteriores processamentos. Além disso, no ambiente submarino, a água causa grande interferência na imagem e as cores são afetadas pela iluminação e turbidez, isso dificultaria ainda mais os posteriores processamentos caso fosse utilizada as três matrizes do espaço de cores RGB. Por esse motivo, procura-se trabalhar com uma única matriz de imagem, no entanto, não é possível obter um resultado satisfatório de detecção somente através da extração de uma única matriz do espaço de cores RGB. Assim, torna-se necessário passar a outro espaço de cores como o HIS, HSV, YCbCr, YIQ ou outros que permitam a melhor visualização das características do duto em uma única matriz, (ZHANG et al., 2012) e (CHEN; CHUANG; WANG, 2015). A Figura 5 mostra os diferentes espaços de cores que poderiam ser usados.

Figura 5 - Comparação de diferentes espaços de cores. (a) Imagem RGB, (b) Imagem HSV e seus componentes (c) H, (d) S, (e) V, (f) Imagem YCbCr e seus componentes, (g) Y, (h) Cb, (i) Cr, (j) Imagem YIQ e seus componentes, (k) Y, (l) I, (m) Q.

Fonte: CHEN; CHUANG; WANG (2015)

Outro método trata da aplicação de uma correção Gamma, que ajuda a fazer um contraste na imagem. Posteriormente se faz uma transformação em HSV, e a imagem se decompõe usando a Transformada Discreta de Wavelet (DWT). A seguir, aproximam-se os coeficientes LL, LH, HL e HH partindo dos pixels e finalmente se aplica a Transformada Inversa Discreta de Wavelet (IDWT) para obter a imagem sintetizada, conforme ilustra a Figura 6 (KHAN et al., 2016).

Figura 6 - Transformada de wavelet discreta baseada no algoritmo de fusão.

Fonte: KHAN et al. (2016)

Como foi mostrado até agora, existem diversos métodos para se obter os mesmos resultados que dependem muito do tipo da imagem a analisar. No entanto, existe um método que é o mais geral e simples, que mantém a informação do duto apesar da sua cor ou do ambiente. Este método é baseado na aplicação de uma transformação de cores RGB para a escala de cinzas utilizando uma fórmula que pondera as intensidades de cada matriz de cores da imagem RGB (NARIMANI; NAZEM; LOUEIPOUR, 2009).

Para resolver os problemas de turbidez e iluminação, um filtro muito utilizado em imagens submarinas é o algoritmo de CLAHE que aumenta o contraste da imagem a partir de múltiplos histogramas em diferentes seções da imagem (ALEX; DEEPA; SUPRIYA 2016; MISHRA 2007; ZHENG; SHI; SUN 2017). Por último, se realiza também uma calibração da câmera para eliminar a distorção radial e obter métricas que relacionam cada pixel da imagem com cada centímetro no espaço real (KUHN et al., 2014). A Tabela 1 mostra um resumo dos métodos investigados para a etapa de pre-processamento.

Tabela 1 - Métodos na etapa de pre-processamento.

Método	Características	Referências
Compressão do tamanho da imagem	<ul style="list-style-type: none"> • Redução de custo computacional, mas com perda de informação. 	(MATSUMOTO, 1997) (DREWS; KUHN; GOMES, 2012)
Transformação e utilização de uma matriz do espaço de cores HIS, HSV, YCbCr ou YIQ	<ul style="list-style-type: none"> • Redução do custo computacional e da quantidade de operações em futuros processamentos. • Particularização do problema para só alguns tipos de cores do duto ou cabo. 	(CHEN; CHUANG; WANG, 2015)
Utilização da correção Gamma e a transformada discreta de Wavelet	<ul style="list-style-type: none"> • Melhora a nitidez e a ajusta as cores na imagem para reduzir os efeitos embaçados. • Necessidade de ajustar parâmetros para obter melhores resultados. • Alto custo computacional. 	(KHAN et al., 2016)
Transformação na escala de cinzas ponderando as intensidades RGB	<ul style="list-style-type: none"> • Redução de custo computacional e da quantidade de operações em futuros processamentos. • Perda de informação da cor. 	(NARIMANI; NAZEM; LOUEIPOUR, 2009) (JORDAN; BERGER; BUSTAMANTE, 2011)
Algoritmo de contraste e equalização CLAHE	<ul style="list-style-type: none"> • Melhora a nitidez da imagem aumentando o contraste. • Necessidade de ajustar parâmetros para obter melhores resultados. 	(ALEX; DEEPA; SUPRIYA, 2016) (MISHRA, 2007) (ZHENG; SHI; SUN, 2017)

Depois de se obter a imagem pré-processada em cores monocromáticas, tal imagem é novamente processada de modo a se extrair outras informações do duto. Nesta etapa de processamento, são aplicados filtros de suavização, filtros de detecção de bordas, operações morfológicas e outros métodos de transformações de imagem. Alguns dos filtros de suavização utilizados são o filtro de mediana (ZHANG; WAN; LI, 2013) e o filtro de Perona-Malik (ASIF; RIZAL, 2006) que permitem reduzir os ruídos da imagem, afetando pouco a informação das bordas do duto. Outro filtro de suavização utilizado que mantém a informação das bordas é o filtro de Kuwahara (GUO et al., 2019). No entanto, a aplicação deste filtro eleva o custo computacional, e sua aplicação em tempo real é limitada ao tipo de hardware utilizado. Existem filtros de suavização com menor custo computacional, como o filtro Gaussiano, que pode produzir resultados mais rápidos quando a detecção é realizada em tempo real (SHI et al., 2017), mas com baixa qualidade de filtragem, pois as imagens ficam manchadas nas bordas.

Dependendo do tipo de imagem, às vezes não é necessária a aplicação de filtros de suavização independentes. Em alguns casos são aplicados diretamente algoritmos para detecção de bordas que já fazem operações de suavização em seus processamentos, como é o caso do filtro LoG e o filtro de Canny. Estes métodos aplicam o filtro Gaussiano e outros procedimentos para detectar as bordas da imagem. Por exemplo, caso seja utilizado o filtro LoG, é necessário adicionar uma transformação de contraste para que a detecção da borda seja mais visível e sejam produzidos melhores resultados (MATSUMOTO, 1997). Quando se utiliza o filtro de Canny, é muito importante selecionar o limiar de filtragem correto, sendo recomendável o uso do método de Otsu para se produzir o valor de limiar ideal (CHEN; CHUANG; WANG, 2015). Também se pode empregar o método de Máxima Entropia (SHI et al., 2017), embora a primeira abordagem ofereça melhores resultados. Apesar de produzir um desempenho muito bom, o filtro de Canny apresenta um alto custo computacional e, por este motivo, sua utilização é mais eficiente quando aplicado a imagens muito ruidosas.

O filtro de Sobel também é usado para a detecção de bordas da imagem. Este filtro tem um custo computacional menor do que os anteriores, no entanto, na maioria dos casos, é necessária a realização de algum pré-processamento na imagem através de filtros de suavização, filtros laplacianos (MITCHELL; MAHMOUDIAN; MEADOWS, 2014) ou métodos de binarização (ZHANG; WAN; LI, 2013), no sentido de aprimorar a detecção de bordas.

Outros métodos de detecção de bordas utilizam um algoritmo de agrupamento não supervisionado. Este tipo de abordagem gera um histograma com três eixos que mostra o gradiente da imagem, conforme ilustra a Figura 7, auxiliando a identificação de objetos.

Figura 7 - (a) Histograma bidimensional ideal. (b) Histograma bidimensional de uma imagem real.

Fonte: [ORTIZ; SIMÓ; OLIVER \(2002\)](#)

Para segmentar a imagem do duto dentre aquelas dos objetos detectados na imagem, aplica-se uma máscara de 3x3 de forma a se detectar as linhas que representam as bordas do duto ([ORTIZ; SIMÓ; OLIVER, 2002](#)). Quando as bordas não aparecem de forma nítida na imagem binarizada, algumas operações morfológicas são aplicadas para ressaltar as bordas da imagem binarizada. As operações morfológicas mais utilizadas são a de abertura e fechamento ([ZHANG; WAN; LI, 2013](#)) ou a de erosão e dilatação ([DREWS; KUHN; GOMES, 2012](#)).

As Tabelas [2](#), [3](#) e [4](#) mostram um resumo sobre os trabalhos que utilizaram cada operação descrita na etapa de processamento.

Tabela 2 - Filtros de suavização na etapa de processamento.

Método	Operações	Características	Referências
Filtros de suavização	Filtro Mediano	<ul style="list-style-type: none"> Boa relação entre qualidade e velocidade de processamento. As bordas da imagem são ligeiramente apagadas. 	(ZHANG; WAN; LI, 2013); (SHENG et al., 2019)
	Filtro Gaussiano	<ul style="list-style-type: none"> Boa velocidade de processamento. As bordas da imagem são fortemente apagadas. 	(SHI et al., 2017); (GOYAL. D.; SHETTI; BRETSCHNEIDER, 2016); (MOLLER; ISHIBORI, 2016); (MITCHELL; MAHMOUDIAN; MEADOWS, 2014)
	Filtro Perona-Malik	<ul style="list-style-type: none"> A filtragem não afeta as bordas da imagem Necessidade de calibração de parâmetros 	(ASIF; RIZAL, 2006)
	Filtro Kuwahara	<ul style="list-style-type: none"> A filtragem não afeta as bordas da imagem Alto custo computacional 	(GUO et al., 2019)

Fonte própria

Tabela 3 - Métodos de segmentação na etapa de processamento.

Método	Operações	Características	Referências
Segmentação	Método de Otsu para cálculo do limiar	<ul style="list-style-type: none"> • Cálculo do limiar a partir da imagem 	(CHEN; CHUANG; WANG, 2015); (ZHANG et al., 2012); (SHI et al., 2017)
	Operações morfológicas	<ul style="list-style-type: none"> • Utilização de operações de abertura e fechamento ou de erosão e dilatação 	(ZHANG; WAN; LI, 2013); (KUHN et al., 2014); (DREWS; KUHN; GOMES, 2012)
	Algoritmo de agrupamento não supervisionado	<ul style="list-style-type: none"> • Segmentação por objetos pelo gradiente e intensidade. 	(ORTIZ; SIMÓ; OLIVER, 2002)

Fonte própria

Tabela 4 - Métodos de detecção de bordas na etapa de processamento.

Método	Operações	Características	Referências
Detecção de Bordas	Filtro de Canny	<ul style="list-style-type: none"> • Binariza a imagem • Aplica o filtro Gaussiano e o método de Otsu previamente • Alto custo computacional • Necessidade de ajustar parâmetros para obter melhores resultados. 	(CHEN; CHUANG; WANG, 2015); (FORESTI, 2001); (KHAN et al., 2016); (GOYAL. D.; SHETTI; BRETSCHNEIDER, 2016); (SHI et al., 2017); (MOLLER; ISHIBORI, 2016); (DREWS; KUHN; GOMES, 2012); (KUHN et al., 2014)
	LoG	<ul style="list-style-type: none"> • Aplica o filtro Laplaciano após a aplicação do filtro Gaussiano 	(BALASURIYA; URA, 2002); (MATSUMOTO, 1997)
	Filtro de Sobel	<ul style="list-style-type: none"> • Obtém o gradiente da imagem para cada eixo X e Y para calcular as bordas. • Baixo custo computacional 	(ZHANG; WAN; LI, 2013); (LAI; YUNG, 2000); (ASIF; RIZAL, 2006); (NARIMANI; NAZEM; LOUEIPOUR, 2009)

Fonte própria

Após obter a informação sobre as bordas, na etapa de pós-processamento, são aplicados

métodos de detecção de linhas retas para calcular a posição e orientação (postura) do duto. O método principal para realizar esta tarefa é a transformada de Hough, dependendo da qualidade e tempo de processamentos requeridos, pode ser usada a transformada de Hough Padronizada ou a Probabilística (CHEN; CHUANG; WANG, 2015). A primeira consiste num algoritmo mais complexo que transforma cada ponto da imagem para o espaço de Hough, enquanto que a segunda utiliza métodos probabilísticos de forma a reduzir o tempo de processamento. A transformada de Hough produz como resultado a posição e orientação das linhas retas detectadas. Em outro método para a estimativa destes parâmetros, parte-se da seleção de 4 pixels da imagem (P1, P2, P3 e P4). Dois pixels (P2 e P3) são seleccionados a partir das bordas do duto que foi obtida depois de ter aplicado algum detector de bordas. Enquanto os outros dos pontos (P1 e P4) são colocados no início do eixo X e no final do eixo Y, segundo pode ser visto na Figura 6a. Estes pontos são unidos formando os segmentos “a”, “b” e “c” como se pode ver na Figura 6b; finalmente se forma um triângulo para obter a orientação do duto (KHAN et al., 2016).

Figura 8 - (a) Seleção de pontos. (b) União de pontos. (c) Cálculo da orientação do duto.

Fonte: KHAN et al. (2016)

A Tabela 5 mostra um resumo sobre os trabalhos que utilizaram cada operação descrita.

Tabela 5 - Métodos na etapa de processamento.

Método	Operações	Características	Referências
Detecção de linhas retas	Transformada de Hough padronizada	<ul style="list-style-type: none"> • Alto custo computacional • Maior qualidade na detecção 	(NARIMANI; NAZEM; LOUEIPOUR, 2009); (SHENG et al., 2019); (ZHANG et al., 2012); (MOLLER; ISHIBORI, 2016); (JOCHER; BALUJA, 1993); (KUHN et al., 2014); (DREWS; KUHN; GOMES, 2012); (FORESTI, 2001); (MATSUMOTO, 1997); (BALASURIYA; URA, 2002); (ASIF; RIZAL, 2006); (MITCHELL; MAHMOUDIAN; MEADOWS, 2014)
	Transformada de Hough probabilística	<ul style="list-style-type: none"> • Baixo custo computacional 	(GOYAL. D.; SHETTI; BRETSCHNEIDER, 2016); (CHEN; CHUANG; WANG, 2015); (SHI et al., 2017)
	Método realizado por Kahn	<ul style="list-style-type: none"> • Precisa de uma ótima segmentação das bordas do duto previamente 	(KHAN et al., 2016)

Fonte própria

Depois de ter encontrado as linhas retas da imagem na etapa de aprimoramento da detecção, são impostas algumas restrições de forma a validar a hipótese de que as linhas retas encontradas pertencem ao duto, e também para se reduzir o tempo computacional. MATSUMOTO (1997) realiza o método mais simples para reduzir o erro e aprimorar a detecção, realizando uma inicialização do seu algoritmo onde se obtenha valores de orientação e posição a partir das

retas encontradas em cada imagem. Ele faz o mesmo procedimento muitas vezes e tira uma média dos valores de orientação e posição encontrados. Logo depois, se assume que o cabo tem a média destes valores e começa a realizar o rastreamento do duto. Desta forma, não é necessário o cálculo dos valores de posição e orientação a cada instante, o que reduz o tempo de processamento consideravelmente. No entanto, este método pode gerar um erro estacionário e muitas vezes pode ser impreciso porque, ao não calcular a posição e orientação do duto para cada instante, inicialmente poderia existir um erro pequeno na orientação, e, em termos de distância ao duto, esta pode ir aumentando enquanto se realiza o seguimento. Outra forma de diminuir os erros é reduzindo a faixa de valores das orientações ou posições permitidas. Para isso se considera o duto de forma vertical e com um desvio na orientação de ± 30 graus (ORTIZ; SIMÓ; OLIVER, 2002). Também é possível limitar a faixa de posições onde se devem encontrar as linhas retas correspondentes às bordas do duto (BALASURIYA; URA, 2002). Se existem retas com valores de orientação ou posição maiores do que os permitidos, aquelas linhas não serão consideradas como bordas do duto. Este espaço geométrico onde os valores de posição e orientação são válidos é chamado Região de Interesse (*Region Of Interest - ROI*) (ZHANG; WAN; LI, 2013). Outra forma de limitar a quantidade de informação é criando uma zona de confiança a partir de duas linhas retas paralelas e só procurar o duto dentro daquela área, como mostra na Figura 9 (JORDAN; BERGER; BUSTAMANTE, 2011). Para melhorar ainda mais a detecção, é possível fazer uma comparação do quadro atual com o quadro anterior, admitindo-se que, devido à baixa velocidade do veículo, não se deva observar uma diferença significativa nos valores de orientação, sendo o máximo possível um valor de 15 graus na diferença entre os ângulos detectados de dois quadros consecutivos (SHENG et al., 2019).

Figura 9 - Procedimento para estimar a zona de confiança do duto.

Fonte: JORDAN; BERGER; BUSTAMANTE (2011)

A aplicação de um algoritmo não supervisionado chamado K-means em conjunto com o algoritmo Canopy também é utilizada para remover linhas retas detectadas que não correspondem ao duto (SHENG et al., 2019). O filtro de Kalman também é utilizado para reduzir o erro na detecção. Caso seja utilizado o filtro de Kalman linear, pode-se considerar a variação da posição e da orientação com relação ao tempo (ZHANG et al., 2012) ou só considerar a posição e orientação em um instante anterior, sem levar em conta a sua variação no tempo (ORTIZ; SIMÓ; OLIVER (2002)). O primeiro caso proporciona melhores resultados quando o veículo está em busca do duto, pois se considera uma variação temporal dos parâmetros. No entanto, quando o veículo se encontra acima do duto e começa a fazer o rastreamento, supõe-se que os parâmetros de posição e orientação do duto não variam, não sendo mais necessário se considerar uma variação temporal dos mesmos. O filtro de Kalman estendido (Extended Kalman Filter - EKF) também é utilizado, mas com fins diferentes aos mencionados. Por exemplo, quando se pretende estimar a posição e orientação relativa da câmera fixada no AUV com relação ao duto em um entorno 3D (FORESTI, 2001).

Finalmente, a utilização do filtro de partículas (ORTIZ; ANTICH; OLIVER, 2011) também é uma possibilidade para realizar a detecção e rastreamento do duto. No entanto, este filtro tem um alto custo computacional, produzindo resultados que não são significativamente melhores do que aqueles oriundos dos procedimentos anteriormente mencionados.

A Tabela 6 apresenta um resumo dos métodos utilizados na etapa de aprimoramento da detecção.

Tabela 6 - Métodos na etapa de aprimoramento da detecção

Métodos	Características	Referências
Cálculo da média na inicialização.	<ul style="list-style-type: none"> • Reduz custo computacional • Muito erro estacionário 	(MATSUMOTO, 1997)
Restrições de orientação e posição	<ul style="list-style-type: none"> • Reduz custo computacional 	(ORTIZ; SIMÓ; OLIVER, 2002); (BALASURIYA; URA, 2002)
Comparação de dois quadros consecutivos.	<ul style="list-style-type: none"> • Aumenta a confiança na detecção 	(SHENG et al., 2019)
Filtro de Kalman Linear ou estendido	<ul style="list-style-type: none"> • Necessidade de acertar parâmetros 	(FORESTI, 2001); (ORTIZ; SIMÓ; OLIVER, 2002); (ASIF; RIZAL, 2006); (ZHANG et al., 2012); (ZHANG; WAN; LI, 2013); (GOYAL. D.; SHETTI; BRETSCHNEIDER, 2016); (SHI et al., 2017)
Filtro de partículas	<ul style="list-style-type: none"> • Alto custo computacional 	(ORTIZ; ANTICH; OLIVER, 2011)
Algoritmo K-means e Canopy	<ul style="list-style-type: none"> • Aumenta qualidade da detecção • Necessidade acertar parâmetros 	(SHENG et al., 2019)

Fonte própria

3 ALGORITMO DE PROCESSAMENTO DE IMAGENS DESENVOLVIDO

Como já foi visto no capítulo anterior, existem diferentes abordagens para realizar a detecção de um duto submarino para a realização do seu rastreamento. Neste trabalho, são utilizadas algumas das técnicas descritas anteriormente. Na etapa de pré-processamento, foi realizada uma transformação na escala de cinzas, ponderando-se as intensidades de cores RGB, e logo depois foi aplicado o algoritmo de CLAHE, que aumenta o contraste e melhora a nitidez da imagem afetada pela turbidez e falta de iluminação. Assim, se reduz a complexidade em futuros processamentos e, também, as técnicas usadas apresentam menor dependência das cores envolvidas na imagem, podendo ser aplicado em diversas condições do ambiente.

Na etapa de processamento, foi usado um filtro de mediana, para reduzir os ruídos na imagem, e o operador Scharr, para o cálculo do gradiente. A combinação deste conjunto de filtros produziu resultados muito favoráveis, além disso, o valor da magnitude e o ângulo do gradiente dado pelo filtro Scharr são utilizados para realizar o pós-processamento. O tempo de processamento para esta tarefa não foi tão alto quanto se esperava devido ao uso da biblioteca OpenCV que simplifica em grande forma a quantidade de processamento utilizado.

Na etapa de pós-processamento, foi utilizada a Transformada de Hough a partir do gradiente. Este método utiliza os valores do gradiente da imagem sem precisar uma binarização prévia. Desta maneira, não existe perda de informação na imagem e o espaço de Hough criado tem mais exatidão. Para melhorar seu desempenho, foram adicionadas algumas restrições importantes para calcular os parâmetros do duto correspondentes a sua posição e orientação com maior exatidão.

Finalmente, na última etapa de aprimoramento da detecção foram utilizados um filtro mediano e um filtro de Kalman. Com o uso deste conjunto de filtros foi possível reduzir a quantidade de falsos positivos e determinar quando o duto não é encontrado na imagem. Neste caso, o rastreamento do duto é suspenso para se passar a uma outra manobra do veículo que faça a busca do duto. Também, foi proposto um índice de confiabilidade para aumentar a certeza de que as linhas encontradas na imagem pertencem ao duto.

A Figura 10 mostra um resumo de todas as etapas de processamento.

Figura 10 - Etapas de processamento.

Fonte Própria

A seguir, descreve-se em maior detalhe cada etapa do algoritmo proposto:

3.1 AQUISIÇÃO DA IMAGEM

As imagens utilizadas para explicar o algoritmo desenvolvido foram obtidas a partir de um vídeo que foi gravado no fundo do mar. Este vídeo tem uma resolução de 25 quadros por segundo e no total foram processados 1025 quadros. Cada quadro do vídeo é uma imagem colorida em escala RGB e tem 876x494 pixels de tamanho. Um exemplo dessa imagem é mostrado na Figura 11. Esta imagem será usada para explicar cada etapa do processamento do algoritmo proposto.

Figura 11 - Imagem Original.

Fonte: Diver's World Company

3.2 PRE-PROCESSAMENTO: CONVERSÃO EM ESCALA DE CINZA E APLICAÇÃO DO ALGORITMO DE CLAHE

A imagem adquirida na etapa anterior é uma imagem colorida na escala RGB e tem três cores principais: vermelho, verde e azul. Essas cores foram ponderadas de acordo com a Eq. (1) para se obter um único valor de intensidade em escala de cinzas.

$$Intensidade = 0.299 * (Vermelho) + 0.587 * (Verde) + 0.114 * (Azul) \quad (1)$$

Esta fórmula é utilizada pela biblioteca de OPENCV para a conversão de imagens coloridas em escala de cinzas e as ponderações são incluídas para melhorar o brilho de cada imagem colorida. No entanto, o objetivo desta etapa de pré-processamento é reduzir a quantidade de informações e passar de três matrizes de cores a uma matriz somente, e que seja de processamento mais rápido para a aplicação do algoritmo de CLAHE (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization). Este algoritmo reduz os efeitos de iluminação e turbidez aumentando o contraste e nitidez das bordas na imagem.

O procedimento de equalização de imagem convencional não tem o melhor desempenho quando existem partes da imagem mais escuras e outras partes mais claras. Assim, se torna necessário utilizar um método de equalização de histograma adaptativo (AHE). Este método calcula vários histogramas, equalizando pequenas regiões da imagem. Desta maneira, o contraste local aumenta e melhora a definição das bordas. No entanto, em regiões homogêneas existe uma tendência ao aumento de ruído. Portanto, se realiza uma variante deste método chamado Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization - CLAHE, que reduz o problema do aumento do ruído limitando a amplificação do contraste. Para aplicação deste algoritmo foram usados os seguintes parâmetros de CLAHE:

- Tamanho da janela: 10x10
- Valor limite Clip (de contraste): 4

A Figura 12 mostra a imagem em escala de cinzas antes de aplicar o método de CLAHE. Já na Figura 13 se mostra a imagem após a aplicação do método de CLAHE.

Figura 12 - Imagem em escala de cinza.

Fonte própria

Figura 13 - Imagem após aplicação do método de Clahe.

Fonte própria

3.3 PROCESSAMENTO: FILTRAGEM DA IMAGEM

3.3.1 Filtro de mediana

Nesta etapa, a imagem já está em escala de cinzas e desta forma seu processamento se torna mais rápido. No entanto, essa imagem monocromática ainda apresenta ruídos que podem interferir nos procedimentos a seguir. Por esse motivo, um filtro de medianas foi usado nesta etapa para reduzir tais ruídos e ao mesmo tempo não afetar drasticamente as informações sobre as bordas.

O funcionamento deste filtro é baseado na definição estatística da mediana. Assim, este

filtro utiliza um método iterativo e passa através de cada pixel da imagem substituindo seu valor pela mediana calculada de acordo com a vizinhança de uma janela de tamanho $n \times n$. Depois de testar diferentes tamanhos de janela, aquela que apresentou o melhor resultado foi a de 7×7 . A imagem filtrada é mostrada na Figura 14. Visualmente a imagem parece muito similar, mas, computacionalmente se consegue eliminar alguns ruídos que atrapalham posteriores processamentos.

Figura 14 - Imagem suavizada.

Fonte própria

3.3.2 Operador Scharr

O operador Scharr calcula o módulo do gradiente e ângulo de fase da imagem a partir da aplicação de dois kernels de tamanho 3×3 , como pode ser visto nas equações 2 e 3.

$$G_x = \begin{bmatrix} -3 & 0 & +3 \\ -10 & 0 & +10 \\ -3 & 0 & +3 \end{bmatrix} * I(x, y) \quad (2)$$

$$G_y = \begin{bmatrix} -3 & -10 & -3 \\ 0 & 0 & 0 \\ +3 & +10 & +3 \end{bmatrix} * I(x, y) \quad (3)$$

As imagens G_x e G_y , que representam o resultado da imagem nos eixos x e y , foram utilizadas para calcular o valor do módulo do gradiente de acordo a equação 4. Assim, a Figura 15 mostra a imagem da magnitude do gradiente.

$$magnitude(I) = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (4)$$

O ângulo de fase do gradiente também é calculado a partir das matrizes G_x e G_y (equação 5)

$$\text{angulo}(I) = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right) \quad (5)$$

O valor de $\text{magnitude}(I)$ se encontra numa faixa de 0 a 1, e o valor do $\text{angulo}(I)$ se encontra numa faixa de 0 a 2π . As Figuras 15 e 16 são imagens normalizadas de 0 a 255 e mostram a magnitude e o ângulo do gradiente, respectivamente.

Figura 15 - Magnitude do gradiente da imagem.

Fonte própria

Figura 16 - Ângulo do gradiente da imagem.

Fonte própria

3.4 PÓS-PROCESSAMENTO: DETECÇÃO DA LINHA RETA DO DUTO

3.4.1 Transformada de Hough

Foi calculada a Transformada de Hough a partir do gradiente da imagem. Este método detecta as linhas retas da imagem a partir de seu gradiente e permite obter informação com mais detalhes sem precisar de uma prévia binarização. Para facilitar os cálculos numéricos, o ponto de origem (0,0) da imagem foi transladado até o centro da imagem. Assim, esta transformada consegue passar do sistema de coordenadas cartesiano (domínio espacial) a um sistema de coordenadas polar (domínio de Hough) de acordo a equação [6](#):

$$\rho = x * \cos\theta + y * \sin\theta \quad (6)$$

Neste momento do algoritmo, a imagem a ser processada é a imagem do gradiente que não é binária ([Figura 15](#)), isso significa que cada pixel desta imagem tem valores entre 0 a 1. Os pixels com valores próximos a 0 (preto) não representam bordas significativas, enquanto os pixels que tenham valores próximos a 1 (branco) representam bordas mais notórias. Por tal motivo, coloca-se um limiar de $T = 0.05$ que representa o valor mínimo que deve ter o pixel para ser processado pela transformada de Hough. Assim, somente os pixels da imagem que tenham valores superiores a 0.05 serão considerados no cálculo. A seguir, cada pixel da imagem no domínio espacial que cumpra o requerimento é passado para o domínio de Hough. No entanto, em contraste ao método convencional, que gerava para cada ponto (x, y) uma senoide no domínio de Hough, no método da transformada de Hough a partir do gradiente se utiliza o valor do ângulo do gradiente do pixel na equação [6](#) para o cálculo de ρ . Também, o ponto (ρ, θ) no espaço de Hough será preenchido com o valor da magnitude do gradiente do pixel processado e caso se repita o mesmo ponto (ρ, θ) no espaço de Hough em outro pixel, este será somado ao valor já preenchido no ponto correspondente. A [Figura 17](#) mostra o fluxograma para criar a imagem no espaço de Hough a partir do gradiente da imagem.

Figura 17 - Diagrama de fluxo para gerar o espaço de Hough.

Fonte própria

Assim, a reta que corresponde ao duto terá os parâmetros de θ e ρ do ponto do espaço de Hough que tenha o maior valor acumulado. Como pode ser visto na Figura 18, entre os valores de $\theta[35, 55]$ e entre os valores de $\rho [-65, 0]$, se encontra o maior valor de intensidade acumulado. Isto indica que existe algum objeto com uma característica linear na imagem nessa localização. Cabe mencionar que a Figura 18 representa uma imagem normalizada de 0 (preto) a 1 (branco), assim, o valor de zero representa o pixel com o maior acumulo dos valores da magnitude de gradiente acumulados. Finalmente, um único valor para os parâmetros do duto (θ e ρ) foi calculado a partir da média dos pontos (ρ_i, θ_i). Somente foram considerados os pontos que tenham uma intensidade menor a 0.2 no espaço de Hough, que são justamente os pontos que estão dentro das faixas de valores de θ e ρ antes mencionadas.

Figura 18 - Espaço de Hough.

Fonte própria

Esse processo foi aprimorado usando algumas restrições para identificar quais linhas representam o duto após a detecção, para isso se cria uma região de interesse para os valores de θ e ρ achados. Para o valor do ângulo θ foi considerada uma faixa de $\pm 15^\circ$ e para os valores de ρ foi considerada uma faixa ± 50 pixels, também, o limiar de 0.2 muda, e para este caso se

considera valores de intensidade menores a 0.3. O fluxograma da Figura 19 explica com maior detalhe o processo para encontrar os valores de θ_f e ρ_f finais.

Figura 19 - Fluxograma para encontrar os valores de θ_f e ρ_f a partir do espaço de Hough.

Fonte própria

Na Figura 19, as variáveis θ_f e ρ_f correspondem aos valores finais de orientação e distância do duto nesta etapa de pós-processamento. Ao termino desta etapa, estes valores apresentam alguns ruídos que podem atrapalhar ao controle de seguimento. Por tal motivo, se realiza uma etapa de aprimoramento da detecção. Assim, na Figura 19, as variáveis θ_e e ρ_e correspondem os valores estimados de orientação e distância do duto após a etapa de aprimoramento da detecção. O cálculo desses parâmetros é mostrado nas seguintes seções da explicação do algoritmo. Finalmente, as variáveis N e i são apenas contadores que são utilizados nesta

etapa do algoritmo para calcular os valores θ_f e ρ_f .

3.5 FILTROS PARA APRIMORAMENTO DA DETECÇÃO

3.5.1 Filtro de mediana

Nesta etapa, se aplica um filtro de mediana temporal que processa os valores de orientação θ_f e distância ρ_f dos últimos nove quadros. O procedimento deste filtro é baseado em três passos. Em primeiro lugar, se adquire os últimos 9 valores de θ_f e ρ_f e se salva cada um em um vetor independente. Depois, se ordena os valores de θ_f e ρ_f em relação a seu valor numérico. Finalmente, se escolhe o valor central do vetor ordenado. Este valor escolhido representa os valores filtrados de θ_f e ρ_f , desta maneira, a saída deste filtro permite obter valores de θ_m e ρ_m suavizados e sem picos. A Figura 20 mostra a comparação dos valores de orientação e distância antes e depois da aplicação deste filtro.

Figura 20 - Comparação dos valores de orientação e distância antes e depois do Filtro de mediana.

Fonte própria

3.5.2 Filtro de Kalman

Na última etapa, o Filtro de Kalman foi usado para se aprimorar a exatidão das estimativas de θ_m e ρ_m . Este filtro é baseado em duas etapas: Propagação e Atualização. Na etapa de Propagação o filtro utiliza um modelo linear para estimar os valores de θ e ρ mais adequados. E na etapa de Atualização o filtro utiliza as medidas que neste caso correspondem aos valores produzidos pelo filtro de medianas: θ_m e ρ_m . A Tabela 7 mostra as equações utilizadas em

cada etapa.

Tabela 7 - Etapas de Propagação e Atualização

Etapa de Propagação	Etapa de Atualização
$\hat{x}_{k-1} = A \cdot x_{k-1}$ $\hat{P}_{k-1} = A \cdot \hat{P}_{k-1} \cdot A^T + Q$	$\hat{y}_k = z - C \cdot \hat{x}_{k-1}$ $K = P_{k-1} \cdot C^T \cdot (C \cdot P_{k-1} \cdot C^T + R)^{-1}$ $\hat{x}_k = \hat{x}_{k-1} + K \cdot \hat{y}_k$ $\hat{P}_k = \hat{P}_{k-1} - K \cdot C \cdot \hat{P}_{k-1}$

Assim, o modelo linear A utilizado na etapa de propagação é mostrado na equação 7 e o modelo para as medidas C é mostrado na equação 8:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & dt & 0 \\ 0 & 1 & 0 & dt \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (8)$$

Onde dt é o intervalo de tempo que existe entre um quadro e o subsequente.

O vetor de estados x do modelo é expresso de acordo com a equação 9.

$$x = \begin{bmatrix} \rho_m \\ \theta_m \\ \bar{\rho}_m \\ \bar{\theta}_m \end{bmatrix} \quad (9)$$

Os parâmetros θ_m e ρ_m são o ângulo e a distância após a aplicação do filtro de medianas. Além disso, $\bar{\theta}_m$ e $\bar{\rho}_m$ são variações temporais de θ_m e ρ_m , respectivamente.

Os ruídos de processo (w) e de medida (v) considerados para os cálculos das covariâncias de erro foram os expressos nas equações 10 e 11, respectivamente.

$$w = \begin{bmatrix} 1 \\ 0.5 \\ 0.5 \\ 0.2 \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$v = \begin{bmatrix} 2 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (11)$$

Finalmente, se considera que a correlação entre os ruídos de processo e de medida são próximas a zero. Por tal motivo, as matrizes de covariância $\mathbf{Q}$ e $\mathbf{R}$ são matrizes diagonais, conforme mostram as definições em [13] e [15].

$$\mathbf{W} = \mathbf{w} \times \mathbf{w}^T \quad (12)$$

$$\mathbf{Q} = \begin{bmatrix} W_{11} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & W_{22} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & W_{33} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & W_{44} \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$\mathbf{V} = \mathbf{v} \times \mathbf{v}^T \quad (14)$$

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} V_{11} & 0 \\ 0 & V_{22} \end{bmatrix} \quad (15)$$

O filtro de Kalman precisa de valores iniciais para o vetor de estados x e para a matriz de covariância P . Foram adotados o vetor nulo para a estimativa inicial do vetor de estados x e o valor de $\mathbf{P}$ 100 vezes maior do que o da matriz $\mathbf{Q}$, conforme as expressões [16] e [17].

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (16)$$

$$\mathbf{P} = 100 \cdot \mathbf{Q} \quad (17)$$

Finalmente, um pré-ajuste na entrada do Filtro de Kalman foi criado através da aplicação de um índice de confiança (IC). Esse índice usa algumas condições ($IC_{1 \rightarrow 10}$) para verificar se a linha que foi encontrada representa o duto e não algum outro objeto da imagem, ver Tabela 8. Assim, para os índices que tenham valores maiores a 100 significa que a medida é confiável. Cada índice tem um valor máximo de 200 e o mínimo é zero. Assim, o índice de confiança total está na faixa de valores de 0 a 200.

$$IC = \frac{1}{10} \cdot \sum_{i=1}^{10} IC_i \quad (18)$$

Tabela 8 - Descrição resumida dos subíndices de confiança.

Subíndices de confiança	Descrição
IC_1	Índice relacionado ao valor acumulado da magnitude do gradiente no ponto (θ, ρ) no espaço de Hough
IC_2	Índice relacionado à quantidade de pixels no ponto (θ, ρ) no espaço de Hough
IC_3 e IC_4	Índice relacionado ao desvio padrão de θ_f e ρ_f
IC_5 e IC_6	Índice relacionado aos valores de θ_f e ρ_f de dois quadros consecutivos
IC_7 e IC_8	Índice relacionado aos valores de θ_m e ρ_m de dois quadros consecutivos
IC_9	Índice relacionado à diferença dos valores de θ_f e θ_m no mesmo quadro
IC_{10}	Índice relacionado à diferença dos valores de ρ_f e ρ_m no mesmo quadro

Em seguida, se explica detalhadamente cada um dos subíndices:

- IC_1 está relacionado ao valor acumulado da magnitude do gradiente no ponto (θ, ρ) no espaço de Hough antes de ser normalizado de 0 a 1. Se este valor é maior, significa que existe um maior acúmulo de valores da magnitude do gradiente no (θ, ρ) achado no espaço de Hough. Por tal motivo, se torna mais provável que o ponto encontrado esteja relacionado aos parâmetros do tubo. O valor acumulado da magnitude do gradiente pode variar desde 0 até o infinito dependendo da imagem a ser processada. No entanto, para dar um peso apropriado em relação aos outros índices de confiança, multiplica-se o valor acumulado ($vote1$) por 30. Satura-se o valor de IC_1 em 200.

$$IC_1 = \begin{cases} vote1 * 30 & vote1 < \frac{200}{30} \\ 200 & vote1 \geq \frac{200}{30} \end{cases} \quad (19)$$

- IC_2 está relacionado à quantidade de pixels no ponto (θ, ρ) no espaço de Hough que contém o maior valor acumulado da magnitude do gradiente. Quanto mais alto esse valor, maior é a quantidade de pixels na reta detectada. Este índice não leva em conta o valor do gradiente, apenas é um número inteiro que é a quantidade de pixels que tem a

reta com o maior acumulo da magnitude do gradiente.

$$IC_2 = \begin{cases} vote2 * 3 & vote2 < \frac{200}{3} \\ 200 & vote2 \geq \frac{200}{3} \end{cases} \quad (20)$$

- IC_3 está relacionado ao desvio padrão de θ das retas encontradas que cumprem o limiar (0.35 ou 0.2). Idealmente, as retas encontradas deveriam ser paralelas (diferença dos ângulos próximos a zero), o que implica num desvio padrão nulo. Portanto, quanto maior o desvio padrão, maior a diferença entre os ângulos de inclinação das retas detectadas, reduzindo o índice de confiança do parâmetro correspondente. Este índice de confiança varia entre 0 e 200. Para valores do desvio padrão da estimativa de theta maiores do que 30, impõe-se IC_3 igual a zero, caso contrário, adota-se a fórmula apresentada em [21](#).

$$IC_3 = \begin{cases} \frac{(30-\sigma_\theta)*200}{30} & \sigma_\theta < 30 \\ 0 & \sigma_\theta \geq 30 \end{cases} \quad (21)$$

- IC_4 está relacionado ao desvio padrão de ρ das retas encontradas que cumprem o limiar (0.35 ou 0.2). Idealmente, as retas encontradas deveriam estar próximas, o caso ideal seria um desvio padrão próximo a zero. Portanto, quanto maior o desvio padrão, maior a distância entre as retas, o que significa que as retas encontradas estão afastadas ou correspondem a objetos diferentes, reduzindo o índice de confiança do parâmetro correspondente. Este índice de confiança varia entre 0 e 200. Para valores do desvio padrão da estimativa de ρ maiores do que 200, impõe-se IC_4 igual a zero, caso contrário, adota-se a fórmula apresentada em [22](#).

$$IC_4 = \begin{cases} \frac{(200-\sigma_\rho)*200}{200} & \sigma_\rho < 200 \\ 0 & \sigma_\rho \geq 200 \end{cases} \quad (22)$$

- IC_5 está relacionado à diferença do valor do ângulo θ_f do duto detectado entre dois quadros consecutivos antes de aplicar o filtro de mediana. O valor de C_0 muda de acordo com a equação [24](#), nesta equação mostra-se o cálculo necessário para achar o valor de C_0 cada vez que a diferença entre os ângulos θ_{f1} e θ_{f2} é menor que 10 graus. Se essa condição não se cumpre em algum quadro, então o valor de C_0 é '0' imediatamente. Este valor aumenta em uma faixa de 0 a 1 para cada iteração, dependendo exclusivamente da diferença entre os ângulos θ_{f1} e θ_{f2} . Se esta diferença é próxima a 10 graus, então o aumento é pequeno, e se é próxima de zero, então o aumento é maior. Esta condição favorece a seleção de quadros consecutivos onde o erro da detecção é pequeno. Finalmente, a equação [23](#) determina a quantidade de quadros necessários para

que a medição seja considerada confiável. Neste caso, o índice IC_5 se torna confiável quando atinge o valor de 100, isto acontecerá após 25 quadros como mínimo quando a diferença entre os ângulos é menor que 10 graus. O valor máximo que este índice pode ter é 200. Assim, para valores do contador C_0 acima de 50 o índice se mantém em 200.

$$IC_5 = \begin{cases} C_0 * 4 & C_0 < 50 \\ 200 & C_0 \geq 50 \end{cases} \quad (23)$$

$$C_0 = \begin{cases} C_0 + 1 - \frac{|\theta_{f2} - \theta_{f1}|}{10} & (\theta_{f2} - \theta_{f1}) < 10 \\ 0 & (\theta_{f2} - \theta_{f1}) \geq 10 \end{cases} \quad (24)$$

- IC_6 está relacionado à diferença do valor da distância ρ entre dois quadros consecutivos antes de se aplicar o filtro de mediana. O valor de C_1 muda de acordo com equação [26](#), nesta equação mostra-se o cálculo necessário para achar o valor de C_1 cada vez que a diferença entre as distâncias ρ_{f1} e ρ_{f2} é menor que 30 pixels. Se essa condição não se cumpre em algum quadro, então o valor de C_1 é '0' imediatamente. Este valor aumenta em uma faixa de 0 a 1 para cada iteração, dependendo exclusivamente da diferença entre as distâncias ρ_{f1} e ρ_{f2} . Se esta diferença é próxima a 30 pixels, então o aumento é pequeno e se esta diferença é próxima de zero, então o aumento é maior. Esta condição favorece aos quadros consecutivos onde o erro da detecção é pequeno. Finalmente, a equação [25](#) determina a quantidade de quadros necessários para que a medição seja considerada confiável. Neste caso, o índice IC_6 se tornará confiável quando consiga o valor de 100, isto acontecerá após 25 quadros como mínimo quando a diferença entre as distâncias é menor que 30 pixels.

$$IC_6 = \begin{cases} C_1 * 4 & C_1 < 50 \\ 200 & C_1 \geq 50 \end{cases} \quad (25)$$

$$C_1 = \begin{cases} C_1 + 1 - \frac{|\rho_{f2} - \rho_{f1}|}{30} & (\rho_{f2} - \rho_{f1}) < 30 \\ 0 & (\rho_{f2} - \rho_{f1}) \geq 30 \end{cases} \quad (26)$$

- IC_7 está relacionado à diferença do valor de ângulo calculado após a aplicação do filtro de medianas (θ_m) entre dois quadros consecutivos. O valor de C_2 muda de acordo com a equação [28](#), nesta equação mostra-se o cálculo necessário para achar o valor de C_2 cada vez que a diferença entre os ângulos θ_{m1} e θ_{m2} é menor que 10 graus. Se essa condição não se cumpre em algum quadro, então o valor de C_2 é '0' imediatamente. Este valor aumenta em uma faixa de 0 a 1 para cada iteração, dependendo, exclusivamente da diferença entre os ângulos θ_{m1} e θ_{m2} . Se esta diferença é próxima a 10 graus, então o aumento é pequeno

e se é próxima de zero, então o aumento é maior. Esta condição favorece a seleção de quadros consecutivos onde o erro da detecção é pequeno. Finalmente, a equação 27 determina a quantidade de quadros necessários para que a medida seja considerada confiável. Neste caso, o índice IC_7 se torna confiável quando consiga o valor de 100, acontecendo quando, em número mínimo de 10 quadros, a diferença entre os ângulos for menor do que 10 graus. O valor máximo que este índice pode atingir é 200. Assim, para valores do contador C_1 acima de 50 o índice se mantém em 200.

$$IC_5 = \begin{cases} C_2 * 10 & C_2 < 20 \\ 200 & C_2 > 20 \end{cases} \quad (27)$$

$$C_2 = \begin{cases} C_2 + 1 - \frac{|\theta_{m2} - \theta_{m1}|}{10} & (\theta_{m2} - \theta_{m1}) < 10 \\ 0 & (\theta_{m2} - \theta_{m1}) > 10 \end{cases} \quad (28)$$

- IC_8 está relacionado à diferença do valor da distância calculada após a aplicação do filtro de medianas (ρ_m) entre dois quadros consecutivos. O valor de C_3 muda de acordo com a equação 30, nesta equação mostra-se o cálculo necessário para achar o valor de C_3 cada vez que a diferença entre as distâncias ρ_{m1} e ρ_{m2} é menor que 30 pixels. Se essa condição não se cumpre em algum quadro, então o valor de C_3 é '0' imediatamente. Este valor aumenta em uma faixa de 0 a 1 para cada iteração, dependendo, exclusivamente da diferença entre as distâncias ρ_{m1} e ρ_{m2} . Se esta diferença é próxima a 30 pixels, então o aumento é pequeno e se esta diferença é próxima de zero, então o aumento é maior. Esta condição favorece a seleção de quadros consecutivos onde o erro da detecção é pequeno. Finalmente, a equação 29 determina a quantidade de quadros necessários para que a medição seja considerada confiável. Neste caso, o índice IC_8 se torna confiável quando atinge o valor de 100, o que acontece após uma quantidade mínima de 10 quadros apresentar uma diferença entre distâncias menor do que 30 pixels.

$$IC_8 = \begin{cases} C_3 * 10 & C_3 < 20 \\ 200 & C_3 > 20 \end{cases} \quad (29)$$

$$C_3 = \begin{cases} C_3 + 1 - \frac{|\rho_{m2} - \rho_{m1}|}{30} & (\rho_{m2} - \rho_{m1}) < 30 \\ 0 & (\rho_{m2} - \rho_{m1}) \geq 30 \end{cases} \quad (30)$$

- IC_9 está relacionado à diferença entre o valor filtrado do ângulo (θ_m) e o valor não filtrado do ângulo (θ_f) no mesmo quadro. O valor de C_4 muda de acordo com a equação 32, nesta equação mostra-se o cálculo necessário para achar o valor de C_4 cada vez que a diferença entre os ângulos θ_{m2} e θ_{f2} é menor que 5 graus. Se essa condição não se

cumprir em algum quadro, então o valor de C_2 é '0' imediatamente. Este valor aumenta em uma faixa de 0 a 1 em cada iteração, dependendo, exclusivamente da diferença entre os ângulos θ_{m2} e θ_{f2} . Se esta diferença é próxima a 5 graus, então o aumento é pequeno e se é próxima de zero, então o aumento é maior. Esta condição favorece os quadros onde o erro por ter aplicado o filtrado de mediana é menor. Finalmente, a equação [31] determina a quantidade de quadros consecutivos necessários para que a medição seja considerada confiável. Neste caso, o índice IC_9 se torna confiável quando o mesmo atinge o valor 100, o que acontece após um número mínimo de 4 quadros apresentar uma diferença de 5 graus entre si.

$$IC_9 = \begin{cases} C_4 * 25 & C_4 < 8 \\ 200 & C_4 \geq 8 \end{cases} \quad (31)$$

$$C_4 = \begin{cases} C_4 + 1 - \frac{|\theta_{m2} - \theta_{m1}|}{5} & (\theta_{m2} - \theta_{f2}) < 5 \\ 0 & (\theta_{m2} - \theta_{f2}) \geq 5 \end{cases} \quad (32)$$

- IC_{10} está relacionado à diferença entre o valor da distância filtrada (ρ_m) e o valor da distância não filtrada (ρ_f) no mesmo quadro. O valor de C_5 muda de acordo com a equação [34], nesta equação mostra-se o cálculo necessário para achar o valor de C_5 cada vez que a diferença entre as distâncias ρ_{m2} e ρ_{f2} é menor que 40 pixels. Se essa condição não se cumpre em algum quadro, então o valor de C_5 é '0' imediatamente. Este valor aumenta em uma faixa de 0 a 1 para cada iteração, dependendo, exclusivamente da diferença entre as distâncias ρ_{m2} e ρ_{f2} . Se esta diferença é próxima a 40 pixels, então o aumento é pequeno e se esta diferença é próxima de zero, então o aumento é maior. Esta condição favorece os quadros onde o erro por ter aplicado o filtrado de mediana é menor. Finalmente, a equação [33] determina a quantidade de quadros necessários para que a medição seja considerada confiável. Neste caso, o índice IC_{10} se torna confiável quando o mesmo atinge o valor 100, o que acontece após um número mínimo de 4 quadros apresentar uma diferença de 40 pixels entre si.

$$IC_{10} = \begin{cases} C_5 * 25 & C_5 < 8 \\ 200 & C_5 \geq 8 \end{cases} \quad (33)$$

$$C_5 = \begin{cases} C_5 + 1 - \frac{|\rho_{m2} - \rho_{f2}|}{40} & (\rho_{m2} - \rho_{f2}) < 40 \\ 0 & (\rho_{m2} - \rho_{f2}) \geq 40 \end{cases} \quad (34)$$

Durante a coleta de imagens, o valor do IC foi comparado a um valor limiar de 100 para validar uma medida correta. Se o valor do IC for menor que 100, a medida é considerada

inválida e o filtro de Kalman não realiza a etapa de atualização; neste caso, o filtro só realiza o processo de propagação de acordo com o modelo linear utilizado (equação 7). No entanto, na etapa de propagação, os valores da matriz de covariância P aumentam porque não se toma em conta a leitura das medidas de θ_m e ρ_m . Cada valor da matriz diagonal do vetor de covariância P é comparado com um limiar como pode ser visto na Tabela 9. Caso as quatro condições se cumpram, se considera que o duto está fora da visão da câmera do veículo e, por tal motivo, o programa interrompe o cálculo de estimativas. Desta maneira, se evita que o veículo siga uma rota errônea e corra riscos de se extraviar.

Tabela 9 - Limiares dos valores da covariância P .

Condição	Definição da diagonal de P
$P_{11} > 100$	P_{11} está relacionado a ρ_m
$P_{22} > 20$	P_{22} está relacionado a θ_m
$P_{33} > 12$	P_{33} está relacionado a $\bar{\rho}_m$
$P_{44} > 2$	P_{44} está relacionado a $\bar{\theta}_m$

O uso deste índice de confiança IC é importante porque nos permite melhorar ainda a mais a detecção porque fornece informação sobre a validação do sinal a ser processado. A Figura 21 mostra uma comparação dos valores estimados de θ_e e ρ_e com a utilização deste índice de confiança e sem a sua utilização. Pode-se ver que nesse caso os valores dos sinais são quase iguais, isso acontece porque a detecção foi confiável em todo momento, então o filtro de Kalman sempre atualizou seu algoritmo com a informação das medidas.

Figura 21 - Valores de θ_e e ρ_e com IC e sem IC para medidas confiáveis.

Fonte própria

Já na Figura 22, que corresponde aos valores estimados de θ_e e ρ_e de outro vídeo testado, existe uma diferença em usar ou não o *IC*. Neste caso, existiram alguns quadros que não teve uma detecção confiável. Assim, o filtro de Kalman não atualiza essas medidas e só realiza o processo de propagação. Assim, a utilização do *IC* aumenta a robustez do algoritmo e evita possíveis erros na detecção.

Figura 22 - Valores de θ_e e ρ_e com *IC* e sem *IC* para medidas não confiáveis.

Fonte própria

O diagrama na Figura 23 explica como funcionam as etapas de propagação e atualização do filtro de Kalman no algoritmo proposto para estimar a posição do veículo.

Figura 23 - Fluxograma para as etapas de propagação e atualização do Filtro Kalman

Fonte própria

Finalmente, a Figura 24 mostra as imagens geradas após a detecção. A linha amarela representa a linha detectada que contém os parâmetros do duto θ_e e ρ_e . As imagens foram coletadas cada 25 quadros.

Figura 24 - Conjunto de imagens mostrando a linha detectada do duto.

Fonte própria

4 EXPERIMENTOS E RESULTADOS

O propósito dos experimentos realizados nesta pesquisa foi validar a detecção do duto para a sua aplicação no seguimento. Assim, alguns testes foram realizadas para validar a robustez do algoritmo de detecção sem dar maior ênfase na investigação dos problemas de guiamento e controle. Tais problemas não foram abordados, sendo somente ferramentas para validar que os dados obtidos a partir da detecção são aplicáveis ao seguimento de dutos submersos. Esta seção é dividida em duas partes: Experimentos para validar a detecção do duto (Experimento 1 e 2) e Experimentos para validar a aplicação do algoritmo no processo de seguimento (Experimentos 3 e 4). No experimento 1 foram utilizados vídeos de tubos submarinos quando foi comprovada a robustez do algoritmo para detectar e rastrear o duto em diferentes ambientes e posições. No experimento 2, foram utilizados vídeos de tubos gravados com a câmera do ROV do Laboratório de veículos Não tripulados da USP (LVNT), sendo comprovada as limitações do algoritmo utilizando o hardware disponível em ambientes escuros e pouco claros. Também foi realizado um método de calibração da câmera para a melhor aquisição das imagens. No experimento 3, uma imagem foi utilizada para simular o seguimento do duto e foi desenvolvido um programa de Hardware in the Loop utilizando a dinâmica do AUV Pirajuba (veículo autônomo desenvolvido no LVNT). Finalmente, no experimento 4, a aplicação do algoritmo foi comprovada em tempo real e de forma online com o ROV e foi validada a sua aplicação para o seguimento de dutos utilizando uma linha preta como alvo de detecção.

4.1 EXPERIMENTOS PARA VALIDAR A DETECÇÃO DO DUTO

4.1.1 Experimento 1

Vários vídeos foram testados para validar a robustez do método proposto de processamento de imagens. Assim, a Figura 25 mostra 8 imagens em diferentes situações nas quais o duto foi detectado. Estas imagens correspondem a 8 vídeos diferentes. Na Tabela 10 pode-se ver a quantidade de quadros que foram processados em cada vídeo.

Tabela 10 - Características dos vídeos.

Nº de Vídeo	Tamanho da imagem do vídeo	Tipo de imagem	Total de quadros processados
Vídeo 1	876x494	Colorida	1025
Vídeo 2	876x494	Colorida	839
Vídeo 3	876x494	Colorida	361
Vídeo 4	876x494	Colorida	426
Vídeo 5	876x494	Colorida	994
Vídeo 6	876x494	Colorida	949
Vídeo 7	876x494	Colorida	426
Vídeo 8	876x494	Colorida	266

Figura 25 - Imagens do duto representada por uma linha reta.

(a) Imagem do vídeo 1.

(b) Imagem do vídeo 2.

(c) Imagem do vídeo 3.

(d) Imagem do vídeo 4.

(e) Imagem do vídeo 5.

(f) Imagem do vídeo 6.

(g) Imagem do vídeo 7.

(h) Imagem do vídeo 8.

Fonte própria

Como já foi visto na Figura 25, o duto foi detectado em condições de ambiente que contém algas, pedras e baixo contraste. Além disso, o duto se encontra em diferentes posições: de forma vertical, diagonal, perto e longe em relação a câmera. Finalmente, nas Figuras 26 até

a 33 mostra-se o resultado da detecção nos parâmetros do duto θ_e e ρ_e .

Figura 26 - Parâmetros θ_e e ρ_e do duto no vídeo 1.

Fonte própria

Figura 27 - Parâmetros θ_e e ρ_e do duto no vídeo 2.

Fonte própria

Figura 28 - Parâmetros θ_e e ρ_e do duto no vídeo 3.

Fonte própria

Figura 29 - Parâmetros θ_e e ρ_e do duto no vídeo 4.

Fonte própria

Figura 30 - Parâmetros θ_e e ρ_e do duto no vídeo 5.

Fonte própria

Figura 31 - Parâmetros θ_e e ρ_e do duto no vídeo 6.

Fonte própria

Figura 32 - Parâmetros θ_e e ρ_e do duto no vídeo 7.

Fonte própria

Figura 33 - Parâmetros θ_e e ρ_e do duto no vídeo 8.

Fonte Própria

No geral, os resultados indicaram que há uma detecção robusta porque o duto foi encontrado em diferentes situações, como pode ser visto na Figura 25. O uso do filtro de Kalman melhora consideravelmente a detecção. Seu uso pode ser visto em diferentes trabalhos como SHI et al. (2017), GOYAL. D.; SHETTI; BRETSCHNEIDER (2016), ZHANG et al. (2012), ASIF; RIZAL (2006), ORTIZ; SIMÓ; OLIVER (2002); onde também obtém resultados satisfatórios. Além disso, para considerar que a detecção é feita de maneira correta, foi utilizado um índice de confiança que foi expresso no capítulo anterior pela equação 18. Se este índice IC for maior que 100 então se considera uma detecção válida. A Figura 34 mostra a mudança deste índice no decorrer dos quadros nos 8 vídeos processados. Caso este índice seja menor a 100, só a etapa de propagação do filtro de Kalman é realizada, como já foi explicado anteriormente.

Figura 34 - Índices de confiança dos 8 vídeos processados.

(a) Índice de confiança do vídeo 1.

(b) Índice de confiança do vídeo 2.

(c) Índice de confiança do vídeo 3.

(d) Índice de confiança do vídeo 4.

(e) Índice de confiança do vídeo 5.

(f) Índice de confiança do vídeo 6.

(g) Índice de confiança do vídeo 7.

(h) Índice de confiança do vídeo 8.

Na Figura 34 pode-se ver que em alguns casos o índice é menor que 100. Isso se deve a diferentes motivos que implicam baixa visibilidade, movimentos bruscos da câmera, objetos que atrapalham a detecção, ausência do duto ou outros motivos. Nos vídeos 2, 3, 4, 5 e 8 pode-se ver que este índice diminui abaixo de 100 em alguns de seus quadros. A Tabela 11 mostra em que vídeos o índice diminuiu por debaixo de 100, o motivo que produziu esse resultado, os índices que foram afetados e a quantidade de quadros nos quais a detecção foi considerada não confiável.

Tabela 11 - Análise de IC nos vídeos com detecções não confiáveis.

N° de Vídeo	Número de quadros com detecção não confiável	Motivo	Índices mais afetados
Vídeo 2	75	A pedra que se encontra ao lado do duto gerou falsos positivos na etapa da transformada de Hough.	$IC_1, IC_2, IC_3, IC_5, IC_6, IC_9, IC_{10}$
Vídeo 3	81	O movimento brusco da câmera em relação ao duto.	$IC_2, IC_3, IC_5, IC_6, IC_9, IC_{10}$
Vídeo 4	49	Existe ausência do duto no final do vídeo.	$IC_1, IC_3, IC_4, IC_5, IC_6, IC_9, IC_{10}$
Vídeo 5	61	Movimento muito brusco e baixo contraste entre o duto e a terra.	$IC_1, IC_2, IC_4, IC_5, IC_6, IC_9, IC_{10}$
Vídeo 8	82	Existe ausência do duto no final do vídeo.	$IC_1, IC_2, IC_3, IC_5, IC_6, IC_9, IC_{10}$

Nos quadros nos quais a detecção foi não confiável, só foi realizada a etapa de propagação do filtro de Kalman para estimar os parâmetros de duto: θ_e e ρ_e . Ao realizar só a etapa de propagação, os valores da diagonal da matriz de covariância P do filtro aumentam pois não se recebe novos valores nas medidas. Assim, quanto mais aumentam esses valores, maior é a incerteza da estimação da posição do duto. Por tal motivo, estes valores são utilizados para se conhecer em que momento o duto já deveria ser considerado extraviado. A explicação desta parte do algoritmo foi apresentada com maior detalhe no capítulo anterior. Na Figura 35, pode-se notar que, entre os quadros onde o índice de confiança é menor do que 100, os valores

da diagonal da matriz de covariância P aumentaram. Para considerar o duto extraviado, foi considerado um valor de limiar para cada valor da diagonal da matriz P . Quando os valores da diagonal ultrapassam os valores limiares (ver Tabela 9), o controle do veículo não deve considerar como uma medida correta a posição estimada do duto (θ_e e ρ_e) calculada pelo algoritmo. Desta maneira, se comprova a robustez e confiança do algoritmo para estimar valores evitando erros na medição que possam afetar o controle de rumo do veículo.

Figura 35 - Valores da diagonal da matriz P .

(a) Diagonal da matriz P do vídeo 2.

(b) Diagonal da matriz P do vídeo 3.

(c) Diagonal da matriz P do vídeo 4.

(d) Diagonal da matriz P do vídeo 5.

(e) Diagonal da matriz P do vídeo 8.

Fonte própria

Para se ter uma ideia sobre a eficiência do algoritmo foi analisado o tempo de processamento para cada vídeo. Assim, o tempo de processamento por quadro processado em cada vídeo é mostrado na Figura 36.

Figura 36 - Tempo de processamento em cada vídeo.

(a) Tempo de processamento do vídeo 1.

(b) Tempo de processamento do vídeo 2.

(c) Tempo de processamento do vídeo 3.

(d) Tempo de processamento do vídeo 4.

(e) Tempo de processamento do vídeo 5.

(f) Tempo de processamento do vídeo 6.

(g) Tempo de processamento do vídeo 7.

(h) Tempo de processamento do vídeo 8.

O tempo de processamento em cada quadro nos vídeos 2, 3, 4, 5 e 8 tem uma mudança mais significativa em comparação aos vídeos 1, 6 e 7. Isto ocorre pois quando existe uma medida confiável, existe uma região de interesse que se baseia nos valores estimados θ_e e ρ_e . No entanto, quando a detecção deixa de ser confiável, não existe mais uma região de interesse e se processa toda a imagem como no início da detecção. Isto gera mudanças no tempo de processamento porque a quantidade de pixels a processar aumenta. De modo geral, o tempo de processamento muda em uma faixa de 100ms a 140ms para cada quadro. O hardware utilizado para a implementação do algoritmo foi um mini computador Ultratop Brix que possui um processador Intel i5 de 2.4GHz com Linux, a linguagem utilizada para a realização do código foi o C ++ com a Biblioteca OpenCV.

Os resultados mostram que o tempo de processamento é baixo comparado ao trabalho de ASIF; RIZAL (2006) que tem um tempo de processamento de 1s. ASIF; RIZAL (2006) recomendou o uso da linguagem C ++ para reduzir este tempo de processamento. Neste trabalho o uso deste tipo de linguagem foi usado com a plataforma Linux para aumentar a eficiência do algoritmo. Por outro lado, o trabalho de GOYAL. D.; SHETTI; BRETSCHNEIDER (2016) tem um tempo de processamento de 94,02 ms; no entanto, os dados da imagem foram adquiridos de forma diferente. Seus vídeos foram gravados em um tanque de provas usando um simulador, enquanto neste trabalho foi usado um duto submarino real gravado no fundo do mar.

4.1.2 Experimento 2

Neste experimento foi usado o Veículo Remotamente Operado (ROV) para realizar os testes de detecção, porque ao ser controlado remotamente, o experimento pode ser supervisionado, monitorado e controlado de forma eficiente. O ROV utilizado é o “Mandí II” (ver Figura 37), desenvolvido no Laboratório de Veículos Não Tripulados (OLIVEIRA et al., 2015).

Figura 37 - ROV Mandí II.

Fonte própria

Este veículo contém 4 propulsores horizontais, em configuração “diamante”, e 2 propulsores verticais. Também tem um led para iluminação e uma câmera com uma resolução igual 640x480. As características desta câmera são similares a uma câmera de vigilância, só que foi marinizada para que consiga funcionar dentro da água. Ao utilizar esta câmera foi necessário realizar uma calibração prévia devido a distorção e inclinação da câmera.

Para resolver isso, um experimento no laboratório coletando 12 imagens de um tabuleiro de xadrez foi realizado para encontrar os parâmetros da câmera (ver Figura 38).

Figura 38 - Imagens utilizadas para calibração da câmera.

Fonte própria

Os parâmetros da câmera encontrados foram os seguintes:

$$CameraMatrix = \begin{bmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 523,68963 & 0 & 320 \\ 0 & 523,68963 & 240 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (35)$$

$$Distorção.coeficientes = \begin{bmatrix} k_1 \\ k_2 \\ p_1 \\ p_2 \\ k_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0,53685 \\ 0,543632 \\ 0 \\ 0 \\ -0,3029225 \end{bmatrix} \quad (36)$$

Com estes parâmetros é possível corrigir a distorção da imagem. Para isso foi utilizado uma função do OpenCV que consegue eliminar a distorção da imagem a partir das matrizes mencionadas anteriormente. Logo depois de eliminar a distorção da imagem, uma transformação geométrica foi realizada para que a questão de perspectiva devido à inclinação da câmera não afete a medida. Foi utilizada a função “getPerspectiveTransform” do OpenCV, esta função utiliza a equação 37 para encontrar a matriz de transformação.

$$\begin{bmatrix} x'_i \\ y'_i \\ 1 \end{bmatrix} = map.matrix \begin{bmatrix} x_i \\ y_i \\ 1 \end{bmatrix} \quad (37)$$

A matriz $map.matrix$ foi calculada a partir da imagem de um tabuleiro de xadrez colocada num plano horizontal, Figura 39.

Figura 39 - Tabuleiro de xadrez utilizado.

Fonte própria

Desta maneira, foi calculada a matriz $map.matrix$ colocando os 4 vértices do tabuleiro de xadrez nos valores (x'_i, y'_i) e (x_i, y_i) . As matrizes de entrada e saída dos pontos utilizados

foram as seguintes:

$$Matriz_{inicial} = \begin{bmatrix} 43 & 417 \\ 176 & 127 \\ 470 & 120 \\ 621 & 397 \end{bmatrix} \quad (38)$$

$$Matriz_{final} = \begin{bmatrix} 43 & 417 \\ 43 & -379 \\ 621 & -379 \\ 621 & 417 \end{bmatrix} \quad (39)$$

Finalmente, a Figura 40 mostra uma comparação das imagens sem aplicar estas transformações e após eliminar os efeitos de distorção e perspectiva. Como pode-se observar, o tubo nessa imagem se encontra paralelo ao veículo submarino, por tal motivo, a medida do ângulo do tubo tem que ser zero. Na imagem original, isso não acontece. Já na imagem após as transformações descritas, essa deficiência é corrigida..

Figura 40 - Comparação das imagens antes e depois da calibração.

Fonte própria

Assim, foram realizados alguns experimentos com imagens colhidas na raia olímpica da USP e no tanque de provas da Coppe-UFRJ. Em ambos os casos, foi realizada a calibração da câmera para eliminar a distorção. No entanto, somente no teste da raia olímpica, em que o tubo se encontrava de forma horizontal, foi realizada a transformação geométrica para se ajustar a perspectiva.

Figura 41 - Tubo branco na raia olímpica da USP.

Fonte própria

Figura 42 - Tubo real imerso no tanque de provas da Coppe-UFRJ.

Fonte própria

Nas Figuras 43, 44 e 45 são apresentados os valores de θ_e , ρ_e , IC para cada quadro processado, respectivamente. Esses resultados correspondem ao processamento de imagens um duto filmado no plano horizontal na raia olímpica da USP.

Figura 43 - Ângulo θ_e do tubo na raia olímpica da USP.

Fonte própria

Figura 44 - Distância ρ_e do tubo na raia olímpica da USP.

Fonte própria

Figura 45 - Índice de confiança da detecção na raia olímpica da USP.

Fonte própria

Finalmente, as Figuras 46, 47 e 48 mostram os valores de θ_e , ρ_e , IC para cada quadro processado, correspondente a um duto vertical filmado no tanque de provas da Coppe-UFRJ.

Figura 46 - Ângulo θ_e do tubo em posição vertical.

Fonte própria

Figura 47 - Distância ρ_e do tubo em posição vertical.

Figura 48 - Índice de confiança da detecção do tubo em posição vertical.

Os resultados foram diferentes para cada caso. Além disso, foi necessário mudar alguns limiares para melhorar a detecção de acordo com o tipo de ambiente.

No caso do duto na raia olímpica, a visibilidade era muito baixa. Por tal motivo o IC era muito variável e poucas vezes superava o valor de 100 (Figura 45). Foi por isso que

para este teste foi utilizado um valor de limiar de IC igual a 75. Com este valor a detecção melhorou porque considerava mais medidas como valores confiáveis. No entanto, no quadro 1400, aproximadamente, existe um falso positivo. Isso deve-se principalmente ao baixo limiar do índice de confiança (IC) fornecido ao algoritmo. Assim, quanto mais baixo for o limiar do índice de confiança (IC), existem riscos de encontrar falsos positivos na detecção.

No caso do tubo em posição vertical, inicialmente existe um erro que é proveniente da detecção de uma linha reta horizontal que pode-se observar atrás do tubo na Figura 46. Esta linha reta espúria é considerada como um tubo dentro da imagem, o que é detectado pelo algoritmo. Isto gera um erro no início da detecção entre os quadros n° 150 e n° 550, aproximadamente (ver Figura 46). Este erro é eliminado posteriormente conforme a medida é estabilizada, produzindo um excelente resultado final para os valores de θ_e e ρ_e . No entanto, após o quadro 1600, aproximadamente, a detecção resultante é menos confiável (Figura 48). Isso deve-se principalmente à mudança de cor do tubo (que inicialmente era preto e mudou para branco). O contraste foi modificado e por isso o valor do IC diminuiu. Já no final, entre os quadros 2700 e 2800, os valores do IC não ficam acima de 100. Isso ocorreu devido a um movimento lateral brusco que o veículo realizou. Os gráficos do IC (45 e 48) são importantes porque conseguem mostrar o tipo de ambiente utilizado no experimento. Assim, um IC com um valor alto (acima de 100) corresponde a um ambiente limpo com movimentos do veículo relativamente baixos. Finalmente, um IC baixo (abaixo de 100) corresponde a um ambiente pouco claro, com perturbações ou movimentos bruscos. Por tal motivo, para que o algoritmo consiga detectar o tubo, apesar das diferentes condições do ambiente, o limiar do IC aceitável pode mudar.

4.2 EXPERIMENTOS PARA VALIDAR A APLICAÇÃO DO ALGORITMO NO PROCESSO DE SEGUIMENTO

4.2.1 Experimento 3

Para validar a aplicação do algoritmo de detecção de dutos para o seu seguimento por AUVs, foi utilizada uma simulação do sistema dinâmico do veículo Pirajuba, desenvolvido pelo Laboratório de Veículos Não Tripulados (LVNT). Esta simulação é baseada na técnica de “Hardware in the Loop” (WÄLTERMANN, 2009) que se utiliza para testar sistemas embarcados complexos em tempo real. O modelo dinâmico que simula as manobras do AUV foi estimado experimentalmente através de dados coletados em testes de mar, conforme descrito por CARDENAS; BARROS (2019).

Assim, a partir dos parâmetros do duto detectados (θ_e e ρ_e), se calcula o ângulo de refe-

rência de rumo φ necessário para que o AUV rastreie o duto. Para o cálculo deste ângulo de referência foi utilizada a equação 40. Este tipo de expressão é bastante utilizado para realizar o guiamento em veículos marinhos. Assim, os trabalhos de PAVLOV; NORDAHL; BREIVIK (2009) e LEKKAS; FOSSEN (2013) utilizam este mesmo método chamado de Line-Of-Sight (LOS). Já em CAHARIJA et al. (2016) é utilizado outro tipo de método que é similar ao chamado Integral Line-Of-Sight (ILOS), o qual permite realizar o guiamento nas três dimensões: x , y e z , adicionando ruídos como a correnteza, ventos e outros. A Figura 49 mostra os ângulos necessários que precisam ser achados para calcular o ângulo de rumo desejado do veículo para realizar o seguimento.

Figura 49 - Imagem ilustrativa para o cálculo da lei de guiamento LOS.

Fonte: LEKKAS; FOSSEN (2013)

A definição do rumo desejado combina o alinhamento desejado com o duto, com um rumo que permite a aproximação do veículo ao duto. Assim, o ângulo de rumo desejado do veículo (ψ_d) é calculado pela seguinte expressão:

$$\psi_d = \mathcal{I}_p + \arctan \frac{-y_e}{\Delta h} \quad (40)$$

O vetor U mostrado na Figura 49 representa a projeção do vetor de velocidade do veículo sobre a sua reta longitudinal. As variáveis $\mathcal{I}_p$ e y_e da equação 40 foram relacionadas com os parâmetros do duto (θ_e e ρ_e) calculados pelo algoritmo proposto. Esta relação se mostra nas

equações 41 e 42:

$$\mathcal{I}_p = \theta_e + \psi \quad (41)$$

$$y_e = \rho_e \quad (42)$$

Em seguida, se explica cada uma das variáveis que interessam para realizar o cálculo do ângulo de rumo desejado do veículo:

- $\mathcal{I}_p$ representa o ângulo do duto em relação a um referencial externo (x_n)
- y_e é a distância perpendicular desde o veículo até o duto.
- Δh é a distância que é colocada pelo usuário; quanto mais alto é este valor, menos agressivo é o movimento do veículo para se aproximar do duto.
- ψ é o ângulo do rumo atual do veículo que normalmente é enviado pela bússola do veículo para conhecer a sua orientação.

Finalmente, este valor de ângulo de referência do rumo desejado ψ_d é enviado a um controlador PID com os seguintes parâmetros de controle:

- $K_p = 0.35$
- $K_i = 0$
- $K_d = 1.5$

A Figura 50 mostra o diagrama de blocos que representa o sistema de processamento de imagens, e o simulador de AUV juntamente com o sistema de rastreamento que foram implementados em diferentes computadores, os quais usam comunicação serial para a troca de dados. Considera-se que o veículo só se movimenta no plano horizontal, por tal motivo, só existe uma variável de controle que está saturada em $\pm 20^\circ$ devido aos limites da deflexão do leme. A frequência de controle foi ajustada para 5 Hz. Durante a simulação do sistema de rastreamento, a proporção entre o tamanho do cenário e os pixels foi definida como 20:1, de modo que 1 m é equivalente a 20 pixels. Se chegou nessa relação para realizar a simulação de rotação e translação da imagem considerando que a velocidade U de referência do veículo é aproximadamente 0.9 m/s.

Na Figura 50, se observa o diagrama de blocos da simulação do sistema de rastreamento do duto.

Figura 50 - Diagrama de blocos do sistema de seguimento do duto.

Fonte própria

A imagem que foi usada para testar o controle de rastreamento do duto é mostrada na Figura 51. Esta imagem é rotacionada e transladada, dependendo da resposta do AUV. Assim, a simulação de rastreamento do duto é realizada. Na simulação foi considerada uma medida de $1\text{ m} = 20\text{ pixels}$; por tal motivo, considerando esta escala, a tubulação da Figura 51 simula um diâmetro de 70 cm.

Figura 51 - Imagem de entrada para o teste de controle de seguimento.

Fonte própria

Assim, para simular o sistema de rastreamento, utilizou-se a comunicação serial entre um computador i7 3.6GHz, que simulou a dinâmica do AUV e o algoritmo de controle, e um mini-computador Ultratop BRIX, onde foi desenvolvido o algoritmo de processamento de imagem para ser embarcado no veículo. A simulação do AUV foi realizada no Simulink - Matlab, (vide Fig. 52).

Figura 52 - Simulink - Matlab.

Fonte própria

O resultado da resposta de rumo do veículo é mostrado na Figura 53. Nesta imagem a linha vermelha corresponde ao ângulo de referência de rumo que é enviado ao controlador, o qual é calculado a partir da equação 40. A linha azul é o ângulo de rumo atual do veículo, que é dado pela resposta do modelo dinâmico simulado do veículo. O ângulo de leme também foi representado na Figura 53, cujo valor de saturação de 20° , só foi atingido no início do guiamento do veículo.

Figura 53 - Resposta do ângulo de rumo do AUV.

Fonte própria

A Figura 54 mostra o resultado da velocidade U do veículo em toda a sua trajetória.

Figura 54 - Velocidade U do AUV.

Fonte própria

A Figura 55 mostra a posição do veículo no plano cartesiano XY, onde $x+$ representa o norte e $y+$ representa o leste.

Figura 55 - Posição no plano cartesiano XY.

Fonte própria

A Figura 56 e a Figura 57 mostram que o ângulo θ_e e a distância ρ_e convergem próximo a zero. Isto significa que a posição do duto converge para o centro da imagem e fica numa posição vertical. Ou seja, na simulação, o veículo deve convergir para uma posição acima do duto, conforme desejado.

Figura 56 - Ângulo θ_e do duto.

Fonte própria

Figura 57 - Distância ρ_e do duto.

Fonte própria

Finalmente, a Figura 58 mostra 20 imagens da simulação realizando o rastreamentos de

duto. As imagens foram coletados de 10 em 10 quadros.

Figura 58 - Imagens da simulação do rastreamento do duto.

Fonte própria

4.2.2 Experimento 4

Neste experimento, o ROV foi utilizado como plataforma de teste para a realização do sistema de seguimento do duto submarino de forma automática. O veículo possui controle automático de profundidade e sistema de guiamento alimentado pelo rumo de referência produzido pelo sistema de detecção do duto. Por ter o ROV uma dinâmica diversa do AUV, existem diferenças para o controle de seguimento para ambos veículos. Por exemplo, no caso do AUV só era necessário controlar os lemes de rumo e profundidade para realizar as diferentes manobras do veículo, no caso do ROV, ele tem 4 propulsores em formato de “diamante” (ver Figura 59), que são controlados por meio do controle de empuxo. Este controlador por alocação de empuxos consiste em traduzir os comandos do operador em comandos para cada propulsor do veículo (OLIVEIRA et al., 2015), por isso o sistema de guiamento automático

para o ROV é mais complexo que do AUV, sendo necessário uma melhoria no sistema do controle do ROV para este tipo de missões. No entanto, apesar dessas dificuldades, se conseguiu testar o algoritmo de detecção de dutos com aplicação no rastreamento enviando o ângulo de referência de rumo do veículo ao sistema de guiamento do ROV, obtendo-se resultados satisfatórios.

Figura 59 - ConFiguração diamante dos propulsores do ROV.

Fonte: OLIVEIRA et al. (2015)

Este experimento foi realizado na piscina do Centro de Práticas Esportivas da USP (CE-PEUSP) e só avalia o seguimento nas melhores condições de detecção, pois a linha preta que foi usada como alvo de detecção tem alto contraste, e a dificuldade para sua detecção é menor do que um duto submarino real (Ver a Figura 60).

Figura 60 - Linha preta utilizada como alvo de detecção para o seguimento.

Fonte própria

A Figura 61 mostra os resultados para o valor do ângulo θ_e que tende a se estabilizar e tem uma convergência para o valor de -12° , aproximadamente, para os últimos quadros (a partir do quadro número $1.4 \cdot 10^4$, aproximadamente). No caso ideal deveria convergir a zero, só que o movimento de avanço do veículo se realiza com uma pequena inclinação (ver Figura 62), devido a uma ausência de ajuste na alocação de empuxos, no algoritmo de controle, que resulta nesse pequeno erro em regime permanente. Isso fez com que, nos resultados se observe uma inclinação entre -10° e -15° no final da trajetória, pois a câmera não possui movimento de "pan" em relação ao veículo.

Figura 61 - Ângulo θ_e da linha preta da piscina do CEPEUSP.

Fonte própria

Figura 62 - ROV avança com inclinação no plano horizontal

Fonte própria

A Figura 63 mostra os resultados para o valor da distância ρ_e que tende a se estabilizar e tem uma convergência para o valor de -100 pixels, aproximadamente, para os últimos quadros (a partir do quadro número $1.4 \cdot 10^4$, aproximadamente).

Figura 63 - Distância ρ_e da linha preta da piscina do CEPEUSP.

Fonte própria

Os valores do IC, mostrados na Figura 64, são maiores do que 100 na maioria dos casos. Isto significa que a detecção, pelo sistema de visão computacional, foi excelente durante toda a trajetória. Nos últimos quadros, o índice ficou, praticamente, acima de 120, pois a oscilação do veículo foi menor. Assim, o índice só vai aumentar enquanto a sinal do ângulo e distância se estabilizem.

Figura 64 - Índice de confiança da detecção do tubo em posição vertical.

Fonte própria

Atribui-se a pequena oscilação do veículo, observada nos últimos quadros, às características de resposta do algoritmo de controle junto com a dinâmica dos propulsores utilizados no controle de rumo do ROV. Tal comportamento sugere ajustes adicionais em campo para o aumento do amortecimento da resposta, bem como para lidar com a dinâmica de propulsão do veículo.

5 CONCLUSÕES

Neste trabalho foi desenvolvido um algoritmo de detecção de dutos aplicado ao seguimento por veículos submarinos não tripulados. No desenvolvimento do algoritmo foram utilizadas técnicas de processamentos de imagens e filtros de aprimoramento de sinais. Também foram implementadas técnicas para validar o algoritmo em tempo real e a sua aplicação para o seguimento de dutos.

Foi realizada uma investigação na literatura sobre os principais métodos de visão computacional aplicados à detecção de dutos submarinos. Algumas destas técnicas já se encontram implementadas em OpenCV; por tal motivo, foi utilizada esta biblioteca que contém uma farta documentação e funções associadas ao processamento de imagens. Tais funções conseguem resolver problemas de visão computacional de forma rápida e confiável. As técnicas selecionadas foram testadas em diferentes tipos de imagens para assim ajustar parâmetros e se obter o melhor desempenho na detecção e na velocidade de processamento.

Para a validação do algoritmo de detecção nos veículos submarinos não tripulados foram realizados 2 experimentos: o experimento 1, que validou a detecção em diferentes tipos de imagens de dutos submarinos, e o experimento 2, que validou o algoritmo com imagens de tubos gravados pela câmera do veículo submarino não tripulado do LVNT.

Para a validação do algoritmo na aplicação no seguimento de dutos, foram realizados 2 experimentos. O experimento 3 representa o teste da utilização do algoritmo para o seguimento de dutos pelo AUV Pirajuba (veículo submarino autônomo desenvolvido no LVNT). Neste experimento foi usada uma técnica de simulação chamada “Hardware in the loop” para testar o seguimento utilizando unicamente a imagem de um duto e o modelo dinâmico do AUV. Por outro lado, o experimento 4 validou o uso online do algoritmo para realizar o seguimento. Neste ensaio foi usado o ROV como plataforma de teste para se ter um maior controle do experimento. Em ambos os experimentos, os resultados mostram que os dados de ângulo e distância convergem quando se realiza o seguimento.

Algumas dificuldades encontradas foram principalmente a utilização de dois tipos diferentes de veículo para validar o algoritmo: o AUV e o ROV. Ao ter modelos dinâmicos diferentes, os resultados obtidos no experimento 3 não coincidiam com o experimento 4. Além disso, o ROV precisou de alguns ajustes adicionais no piloto automático para realizar um melhor seguimento. Estes testes foram interrompidos pela crise sanitária que afetou grande parte da população mundial. Ressalta-se, no entanto, que a investigação do controle de seguimento, em si, não era o objetivo principal da investigação proposta neste trabalho. Por tal motivo, os resultados obtidos atingem os objetivos propostos e validam que os parâmetros de ângulo e distância encontrados na detecção do duto são suficientes como *input* para o controle de

seguimento.

Em futuros trabalhos seria conveniente realizar um ajuste no controle do ROV para realizar o seguimento com um menor erro. Finalmente, o algoritmo poderia ser testado no AUV de forma online para detectar dutos no leito marinho. Nesse caso, seria necessário realizar outro ajuste de parâmetros. Vale ressaltar que com a simulação já feita no experimento 3, este processo de ajuste pode ser menos complicado.

Referências Bibliográficas

- AGÊNCIA PETROBRAS. Petrobras apresenta demandas na área de robótica. 2018. Disponível em <https://www.agenciapetrobras.com.br/Materia/ExibirMateria?p_materia=980657>.
- ALEX, R. S.; DEEPA, S.; SUPRIYA, M. H. Underwater image enhancement using CLAHE in a reconfigurable platform. **OCEANS 2016 MTS/IEEE Monterey, OCE 2016**, IEEE, p. 1–5, 2016. DOI: [10.1109/OCEANS.2016.7761194](https://doi.org/10.1109/OCEANS.2016.7761194).
- ASIF, M.; RIZAL, M. An Active Contour and Kalman Filter for Underwater Target Tracking and Navigation. **Mobile Robots: towards New Applications**, n. June 2014, 2006. DOI: [10.5772/4699](https://doi.org/10.5772/4699).
- BALASURIYA, A. B. A.; URA, T. Vision-based underwater cable detection and following using AUVs. **Oceans '02 Mts/Ieee**, v. 3, p. 1582–1587, 2002. DOI: [10.1109/OCEANS.2002.1191871](https://doi.org/10.1109/OCEANS.2002.1191871).
- CAHARIJA, W. et al. Integral Line-of-Sight Guidance and Control of Underactuated Marine Vehicles: Theory, Simulations, and Experiments. **IEEE Transactions on Control Systems Technology**, IEEE, v. 24, n. 5, p. 1623–1642, 2016. DOI: [10.1109/TCST.2015.2504838](https://doi.org/10.1109/TCST.2015.2504838).
- CARDENAS, P.; BARROS, E. A. de. Estimation of AUV Hydrodynamic Coefficients Using Analytical and System Identification Approaches. **IEEE Journal of Oceanic Engineering**, IEEE, p. 1–20, 2019. DOI: [10.1109/JOE.2019.2930421](https://doi.org/10.1109/JOE.2019.2930421).
- CARESS, D. et al. Recent mbari mapping auv surveys of slumps, scours, gas seeps, and spreading centers. **AGU Fall Meeting Abstracts**, p. 03–, 12 2011.
- CHEN, H. H.; CHUANG, W. N.; WANG, C. C. Vision-based line detection for underwater inspection of breakwater construction using an ROV. **Ocean Engineering**, Elsevier, v. 109, p. 20–33, 2015. DOI: [10.1016/j.oceaneng.2015.09.007](https://doi.org/10.1016/j.oceaneng.2015.09.007).
- DE BARROS, E. A.; FREIRE, L. O.; DANTAS, J. L. D. **Development of the Pirajuba AUV**. [S.l.]: IFAC, 2010. 102–107 p. 20. DOI: [10.3182/20100915-3-DE-3008.00063](https://doi.org/10.3182/20100915-3-DE-3008.00063).
- DREWS, P.; KUHN, V.; GOMES, S. Tracking system for underwater inspection using computer vision. **Proceedings - 2012 International Conference on Offshore and Marine Technology: Science and Innovation, NAVTEC 2012**, n. March, p. 27–30, 2012. DOI: [10.1109/NAVTEC.2012.9](https://doi.org/10.1109/NAVTEC.2012.9).

- FORESTI, G. L. Visual inspection of sea bottom structures by an autonomous underwater vehicle. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics**, v. 31, n. 5, p. 691–705, 2001. DOI: 10.1109/3477.956031.
- GEORGE, R. Advances in auv remote-sensing technology for imaging deepwater geohazards. **Geophysics**, v. 25, 12 2006. DOI: 10.1190/1.2405333.
- GOYAL, D.; SHETTI, K.; BRETSCHNEIDER, T. Robust Vision-Based Detection and Tracking of Underwater Pipelines for AUVs. **Proceedings of the 2012 International Conference on Detection and Classification of Underwater Targets**, n. 1, p. 254–261, 2016.
- GUO, P. et al. An Image Denoising Algorithm based on Kuwahara Filter. **Proceedings 2018 Chinese Automation Congress, CAC 2018**, IEEE, p. 2307–2311, 2019. DOI: 10.1109/CAC.2018.8623177.
- JOCHEM, T. M.; BALUJA, S. A massively parallel road follower. **Proceedings - 1993 Computer Architectures for Machine Perception, CAMP 1993**, n. March, p. 2–12, 1993. DOI: 10.1109/CAMP.1993.622451.
- JORDAN, M.; BERGER, C.; BUSTAMANTE, J. Design of a robust vision-based sensor of position and rate for the guidance of autonomous underwater vehicles. p. 3978 – 3983, 08 2011. DOI: 10.1109/ACC.2011.5991411.
- KHAN, A. et al. Control of autonomous underwater vehicle based on visual feedback for pipeline inspection. **2016 2nd IEEE International Symposium on Robotics and Manufacturing Automation (ROMA)**, p. 1–5, 2016. DOI: 10.1109/ROMA.2016.7847814.
- KUHN, V. N. et al. Automatic control of a ROV for inspection of underwater structures using a low-cost sensing. **Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering**, v. 37, n. 1, p. 361–374, 2014. DOI: 10.1007/s40430-014-0153-z.
- LAI, A. H.; YUNG, N. H. Lane detection by orientation and length discrimination. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics**, v. 30, n. 4, p. 539–548, 2000. DOI: 10.1109/3477.865171.
- LEKKAS, A.; FOSSEN, T. I. Line-of-sight guidance for path following of marine vehicles. **Advanced in Marine Robotics**, n. 7491, p. 1–29, 2013.
- MARR, B. The 4 Ds Of Robotization: Dull, Dirty, Dangerous And Dear. **Forbes Media LLC**, 2017. Disponível em <<https://www.forbes.com/sites/bernardmarr/2017/10/16/the-4-ds-of-robotization-dull-dirty-dangerous-and-dear/27d78d323e0d>>.

- MATSUMOTO, S. Real-time vision-based tracking of submarine-cables for A W / R O V. p. 1997–2002, 1997.
- MISHRA, A. Enhancement of Underwater Images using Improved CLAHE. **2018 International Conference on Advanced Computation and Telecommunication (ICACAT)**, IEEE, n. 5, p. 1–6, 2007.
- MITCHELL, B.; MAHMOUDIAN, N.; MEADOWS, G. Autonomous Underwater Pipeline Monitoring Navigation System. v. 9090, p. 1–8, 2014. DOI: 10.1117/12.2055178.
- MOLLER, M.; ISHIBORI, J. Underwater Pipe Detection Using image processing with optimization and interpolation. **Bachelor Project**, 2016.
- NARIMANI, M.; NAZEM, S.; LOUEIPOUR, M. Robotics vision-based system for an underwater pipeline and cable tracker. **OCEANS '09 IEEE Bremen: Balancing Technology with Future Needs**, p. 0–5, 2009. DOI: 10.1109/OCEANSE.2009.5278327.
- OLIVEIRA, L. M. et al. Desenvolvimento de veículo subaquático para inspeção de usinas hidrelétricas. **Congresso de Inovação Tecnológica em Energia Elétrica, Costa do Sauípe. VIII CITENEL, 2015**, 2015.
- ORTIZ, A.; ANTICH, J.; OLIVER, G. A particle filter-based approach for tracking undersea narrow telecommunication cables. **Machine Vision and Applications**, v. 22, n. 2, p. 283–302, 2011. DOI: 10.1007/s00138-009-0199-6.
- ORTIZ, A.; SIMÓ, M.; OLIVER, G. A vision system for an underwater cable tracker. **Machine Vision and Applications**, v. 13, n. 3, p. 129–140, 2002. DOI: 10.1007/s001380100065.
- PAVLOV, A.; NORDAHL, H.; BREIVIK, M. MPC-based optimal path following for underactuated vessels. **IFAC Proceedings Volumes (IFAC-PapersOnline)**, v. 42, n. 18, p. 340–345, 2009. DOI: 10.3182/20090916-3-BR-3001.0065.
- PIMENTEL, J. Cabos submarinos de internet vão conectar litoral de SP à Europa e aos Estados Unidos. **G1 Globo**, 2017. Disponível em <https://g1.globo.com/sp/santos-regiao/noticia/cabos-submarinos-de-internet-va-conectar-litoral-de-sp-a-europa-e-aos-estados-unidos.ghtml>.
- RAMOS, P.; ABREU, N. Environmental impact assessment of foz do arelho sewage plume using MARES AUV. **OCEANS 2011 IEEE - Spain**, 2011. DOI: 10.1109/Oceans-Spain.2011.6003651.

- RUIZ, D. V. ESTADO DEL ARTE EN ROBOTICA SUBMARINA Máster en Diseño y Fabricación Integrada Asistidos por. p. 63, 2009.
- SHENG, M. et al. A new algorithm for AUV pipeline recognition and location. **OCEANS 2018 MTS/IEEE Charleston, OCEAN 2018**, p. 1–5, 2019. DOI: 10.1109/OCEANS.2018.8604557.
- SHI, L. et al. An underwater pipeline tracking system for amphibious spherical robots. **2017 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation, ICMA 2017**, p. 1390–1395, 2017. DOI: 10.1109/ICMA.2017.8016020.
- SINGH, H. et al. Imaging Coral I: Imaging Coral Habitats with the SeaBED AUV. **Sub-surface Sensing Technologies and Applications**, v. 5, n. 1, p. 25–42, 2004. DOI: 10.1023/b:ssta.0000018445.25977.f3.
- SINGH, H. et al. Seabed auv offers new platform for high-resolution imaging. **Eos**, v. 85, n. 31, 2004. DOI: 10.1029/2004EO310002.
- WÄLTERMANN, P. Hardware-in-the-loop: The technology for testing electronic controls in automotive engineering. **6th Paderborn Workshop Designing Mechatronic Systems**, v. 1, n. 248, p. 1–20, 2009. DOI: 10.15502/9783958570429.
- ZHANG, J. et al. High speed automatic power line detection and tracking for a UAV-based inspection. **Proceedings of the 2012 International Conference on Industrial Control and Electronics Engineering, ICICEE 2012**, p. 266–269, 2012. DOI: 10.1109/ICICEE.2012.77.
- ZHANG, T.; WAN, L.; LI, Y. Underwater Pipeline Detection and Following of AUV Based on the Optic Vision. p. 1–5, 2013.
- ZHENG, L.; SHI, H.; SUN, S. Underwater image enhancement algorithm based on CLAHE and USM. **2016 IEEE International Conference on Information and Automation, IEEE ICIA 2016**, IEEE, n. August, p. 585–590, 2017. DOI: 10.1109/ICInfA.2016.7831889.