



Hugo Francisco Lisboa Santos

**Robótica Probabilística Aplicada a uma
Unidade Autônoma para Intervenções em
Poços de Petróleo**

Dissertação de Mestrado

Dissertação apresentada como requisito parcial para
obtenção do grau de Mestre pelo Programa de Pós-
Graduação em Engenharia Mecânica da PUC-Rio.

Orientador: Prof. Marco Antonio Meggiolaro

Rio de Janeiro

Março de 2016



Hugo Francisco Lisboa Santos

**Robótica Probabilística Aplicada a uma
Unidade Autônoma para Intervenções em
Poços de Petróleo**

Dissertação apresentada como requisito parcial para
obtenção do grau de Mestre pelo Programa de Pós-
Graduação em Engenharia Mecânica da PUC-Rio.
Aprovada pela Comissão Examinadora abaixo assinada.

Prof. Marco Antonio Meggiolaro

Orientador

Departamento de Engenharia Mecânica – PUC-Rio

Prof. Mauro Speranza Neto

Departamento de Engenharia Mecânica – PUC-Rio

Prof. Paulo Dore Fernandes

CENPES – PETROBRAS

Prof. João Carlos Ribeiro Plácido

Departamento de Engenharia Mecânica – PUC-Rio

Prof. Marcio da Silveira Carvalho

Coordenador Setorial do Centro Técnico Científico – PUC-Rio

Rio de Janeiro, 28 de março de 2016

Todos os direitos reservados. É proibida a reprodução total ou parcial do trabalho sem autorização da universidade, do autor e do orientador.

Hugo Francisco Lisboa Santos

Graduou-se em Engenharia Mecânica no Instituto Militar de Engenharia (IME) em 2008. Especializou-se em Engenharia de Petróleo na Universidade Petrobras em 2011. Foi vencedor de prêmios e medalhas, tais como o prêmio GPS, patrocinado pelo FAA, a medalha Marechal Hermes, do Exército Brasileiro, e o 6º Prêmio Caixa de Projetos Inovadores. É coordenador de Projetos de Pesquisa no Cenpes/Petrobras.

Ficha Catalográfica

Santos, Hugo Francisco Lisboa

Robótica Probabilística Aplicada a uma Unidade Autônoma para Intervenções em Poços de Petróleo / Hugo Francisco Lisboa Santos; orientador: Marco Antonio Meggiolaro. – Rio de Janeiro: PUC, Departamento de Engenharia Mecânica, 2016.

v., 157f.; il.; 29,7 cm

Dissertação (mestrado) – Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Departamento de Engenharia Mecânica.

Inclui referências bibliográficas.

1. Robótica. 2. Filtro de Kalman. 3. Filtros Bayesianos. 4. Filtros Gaussianos. 5. Filtros Não-Paramétricos. 6. Filtro de Partículas. 7. Filtro por Histograma. 8. Engenharia de Poço. 9. *Light Workover*. 10. Robô Autônomo.

CDD: 621

Agradecimentos

A Deus, pela luz e perseverança ao longo dessa jornada.

Aos meus pais, Conceição e Hugo, pela educação, atenção e carinho de todas as horas.

À Renata, minha noiva, pelo apoio, amor e carinho em todos esses anos.

Ao meu orientador Professor Marco Antonio Meggiolaro pelas ideias e correções ao longo deste trabalho.

Aos meus colegas do Cenpes, pelo apoio nas discussões e desenvolvimentos.

Aos meus colegas da PUC-Rio.

Aos professores que participaram da Comissão examinadora.

A todos os professores e funcionários do Departamento pelos ensinamentos e pela ajuda.

A todos os amigos e familiares que de uma forma ou de outra me estimularam ou me ajudaram.

À Petrobras, ao CNPq e à PUC-Rio, pelos auxílios concedidos, sem os quais este trabalho não poderia ter sido realizado.

Resumo

Santos, Hugo Francisco Lisboa e Meggiolaro, Marco Antonio. **Robótica Probabilística Aplicada a uma Unidade Autônoma para Intervenções em Poços de Petróleo**. Rio de Janeiro, 2016. 157p. Dissertação de Mestrado - Departamento de Engenharia Mecânica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

Poços de petróleo não conseguem operar de forma ininterrupta por décadas. Eventualmente, eles acabam precisando de manutenção. Para tal, são utilizadas sondas cujo custo diário varia de US\$ 260 a US\$ 520 mil, em ambiente *offshore*. A presente dissertação avalia a possibilidade de utilizar um robô autônomo para a realização de algumas dessas operações. É proposta uma configuração para o robô, são realizadas modelagens analíticas e numéricas e é construída uma versão simplificada. Os modelos são então validados com dados de campo e experimentalmente. Uma das partes mais desafiadoras desse trabalho é o desenvolvimento de um sistema confiável de localização. Normalmente, a localização no interior de poços é realizada com a utilização de cabos ou de tubos de aço. Como o robô proposto não está conectado a um cabo, é necessária uma alternativa. Uma possível solução é explorada, baseada na fusão de dois sensores: um *encoder* e um sensor magnético. Para essa fusão, diversas técnicas probabilísticas e não-probabilísticas são consideradas. É analisada a utilização do Filtro de Kalman, do Seguimento Multi-Hipótese, do Filtro por Histograma e do Filtro de Partículas. O Filtro por Histograma apresentou o melhor desempenho nesta aplicação, com erro máximo inferior a 10 m em deslocamentos de mais de 1.000 m, ou 1%. Com isso, conclui-se que é possível utilizar um robô autônomo para a realização daquelas operações de manutenção nos poços e que esses robôs são capazes de determinar sua localização com precisão aceitável.

Palavras-chave

Robótica; Filtro de Kalman; MHT; Filtro de Partículas; Filtro por Histograma; Engenharia de Poço; Intervenção em Poços; Robô Autônomo.

Abstract

Santos, Hugo Francisco Lisboa and Meggiolaro, Marco Antonio (Advisor). **Probabilistic Robotics Applied to an Autonomous Unit for Oil-Well Interventions**. Rio de Janeiro, 2016. 157p. MSc. Dissertation - Departamento de Engenharia Mecânica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

Oil wells aren't capable of producing for decades without interruption. Sometimes, maintenance operations are required. Those operations are performed by rigs, whose daily cost ranges from US\$ 260 to US\$ 520 thousand, for offshore rigs. This thesis evaluates the possibility of using an autonomous robot to perform some of these operations. A design for this robot is proposed, analytical and numerical models are developed and a simplified version is built. The models are validated using field and experimental data. One of the most challenging parts is developing a reliable localization system. Usually, localization inside wells is performed with cables or steel pipes. Since the proposed robot is not connected to a cable, an alternative is needed. A possible solution is evaluated, based on the fusion of two sensors: an *encoder* and a magnetic sensor. In order to perform this fusion, several probabilistic and non-probabilistic techniques are considered. Kalman Filter, Multi-Hypothesis Tracking, Histogram Filter and Particle Filter are analyzed. The Histogram Filter had the best performance in this application, with a maximum error smaller than 10 m on displacements of more than 1,000 m, or 1 %. It can be concluded that it is possible to use an autonomous robot to perform those maintenance operations, and that it can localize itself inside oil wells with acceptable precision.

Keywords

Robotics; Kalman Filter; MHT; Particle Filter; Histogram Filter; Well Engineering; Light Workover; Autonomous Robots.

Sumário

1	Introdução	22
1.1.	Engenharia de Petróleo	24
1.1.1.	Exploração de Petróleo	24
1.1.2.	Produção de Petróleo	26
1.1.3.	Manutenção de Poços (<i>Workover</i>)	28
1.2.	Organização da dissertação	29
2	Revisão Bibliográfica	30
2.1.	Utilização de robôs na indústria do petróleo	30
2.1.1.	Veículos robóticos submarinos	30
2.1.2.	Robôs para inspeção de plataformas de produção	31
2.1.3.	Robôs para inspeção e manutenção de tubulações	32
2.2.	Sistemas de deslocamento de robôs em dutos	33
2.2.1.	PIG	33
2.2.2.	Rodas	35
2.2.3.	Lagartas	37
2.2.4.	Pressão na parede	38
2.2.5.	Patas	39
2.2.6.	Minhoca	40
2.2.7.	Helicoidal	42
2.2.8.	Cobra	43
2.2.9.	Sistemas de deslocamento no exterior de dutos	44
3	Robótica Probabilística	46
3.1.	Filtros Bayesianos	47
3.2.	Filtros Gaussianos	48
3.2.1.	Filtro de Kalman	48
3.2.2.	Seguimento Multi-Hipótese (MHT)	50
3.3.	Filtros Não Paramétricos	51
3.3.1.	Filtros por Histograma	51
3.3.2.	Filtro de Partículas	52
3.4.	Sistemas de posicionamento de robôs no interior de dutos	54

4 Projeto, Modelagem e Localização do Robô de Intervenção	57
4.1. Sistemas de deslocamento e de armazenamento de energia	57
4.1.1. Modelagem do Conjunto de Tração	58
4.1.2. Dimensionamento do Motor, das Rodas e das Molas	63
4.1.3. Dimensionamento das baterias	64
4.2. Sistema estrutural	66
4.3. Sistema de Sensoriamento e Controle	67
4.3.1. Medição de tensão e corrente no motor	68
4.3.2. Encoder	69
4.3.3. Sensor Localizador de Luvas ou CCL	71
4.4. Sistema de posicionamento proposto	72
4.4.1. Algoritmo para identificação automática de luvas	72
4.4.2. Filtro de Kalman aplicado ao sistema de localização do robô	74
4.4.3. MHT aplicado ao sistema de localização do robô	78
4.4.4. Histograma aplicado ao sistema de localização do robô	80
4.4.5. Filtro de Partículas aplicado ao sistema de localização do robô	83
5 Simulações com dados de campo	87
5.1. Dimensionamento do Sistema de Tração com Requisitos de Campo	88
5.2. Projeto Estrutural com Dados de Campo	89
5.3. Sistema de posicionamento aplicado aos dados de campo	90
5.3.1. Identificação de luvas simulada	92
5.3.2. Estimativa de posição com os dados de campo sem a fusão de sensores	93
5.3.3. Filtro de Kalman aplicado às leituras de campo	95
5.3.4. MHT aplicado às leituras de campo	97
5.3.5. Histograma aplicado às leituras de campo	98
5.3.6. Filtro de Partículas aplicado às leituras de campo	99
6 Resultados experimentais	101
6.1. Detalhamento do Robô de Teste	101
6.2. Calibração do modelo do motor	103
6.2.1. Modelagem com dados do fabricante	103
6.2.2. Validação Experimental	103
6.3. Validação do modelo de tração	106
6.3.1. Levantamento e validação dos dados básicos	106

6.3.2. Verificação do modelo de tração	111
6.4. Análise do sistema de posicionamento	113
6.4.1. Aparato experimental	114
6.4.2. Resultados experimentais	116
6.4.3. Identificação de Luvas com dados experimentais	119
6.4.4. Estimativa de posição com os dados experimentais sem fusão de sensores	121
6.4.5. Filtro de Kalman aplicado aos dados experimentais	122
6.4.6. MHT aplicado aos dados experimentais	123
6.4.7. Histograma aplicado aos dados experimentais	124
6.4.8. Filtro de Partículas aplicado aos dados experimentais	125
7 Conclusões e trabalhos futuros	127
8 Referências bibliográficas	129
Apêndice A Códigos em Matlab	137
Apêndice B Circuitos eletrônicos utilizados no teste	150
Apêndice C Código em C para o microcontrolador	152
Apêndice D Desenhos e Foto do Robô de Teste	155

Lista de Figuras

Figura 1 - Sonda de perfuração.	22
Figura 2 - Robô de intervenção no interior de um tubo.	23
Figura 3 - Barco para aquisição de dados sísmicos.	25
Figura 4 - (a) Perfuração rotativa a e (b) poço após a completação.	27
Figura 5 - Modelo de veículo submarino autônomo.	31
Figura 6 - Robô DORIS.	31
Figura 7 - Robô G.I.R.I.N.O. (a) fora do tubo e (b) desentupindo uma linha de acrílico com parafina sólida.	32
Figura 8 - Diferentes tipos de robô para movimentação no interior de tubos.	34
Figura 9 - (a) inserção de um PIG de limpeza no lançador de PIG e (b) Sistema para coleta de energia em fluxo.	35
Figura 10 - Robô com diferenciais axiais.	36
Figura 11 - Robô com lagartas (a) simples e (b) pressionadas contra a parede.	38
Figura 12 - Sistema MFL.	39
Figura 13 - Robô com atuador com memória de forma.	40
Figura 14 - Movimentos peristálticos e atuador.	41
Figura 15 - (a) Deslocamento em uma ramificação (b) tração com cones.	42
Figura 16 - (a) Robô com mecanismo helicoidal e (b) uso de molas cônicas.	43
Figura 17 - Robô tipo cobra (a) subindo em um duto com movimento helicoidal e (b) com movimento senoidal.	44
Figura 18 - Simulações de movimento do robô escalador.	45
Figura 19 - Algoritmo do Filtro de Bayes.	48
Figura 20 - Algoritmo com o Filtro de Kalman.	49
Figura 21 - Algoritmo com o Filtro Discreto de Bayes.	52
Figura 22 - Algoritmo do Filtro de Partículas	53
Figura 23 - Juntas de revestimento unidas pelo conector: (a) esquemático e (b) foto.	56
Figura 24 - CCL com dois ímãs e uma bobina: (a) esquemático e (b) foto.	56
Figura 25 - Configuração proposta para o sistema de deslocamento.	58
Figura 26 - Diagrama (a) de forças e (b) de velocidades sobre a roda.	59
Figura 27 - Força de tração em função do ângulo para $Fat, L. Nr = 0,1$.	61
Figura 28 - Força de tração em função do ângulo para $Fat, L. Nr = 0,3$.	62
Figura 29 - Força de tração em função do ângulo para $Fat, L. Nr = 1$.	63

Figura 30 - Valores de ηs_1 em função de α e de γ_1 .	65
Figura 31 - Valores de ηs_2 em função de α e de γ_2 .	66
Figura 32 - Ilustração do sensor durante a passagem por uma luva.	71
Figura 33 - Tensão lida no sensor CCL durante a passagem de uma luva.	71
Figura 34 - Diagrama de blocos para a rotina de identificação automática de luvas.	74
Figura 35 - Diagrama de blocos para cálculo de posição utilizando (a) o Filtro de Kalman e (b) o MHT.	76
Figura 36 - Aplicação ilustrativa do Filtro de Kalman.	79
Figura 37 - Aplicação ilustrativa do MHT.	81
Figura 38 - Aplicação Ilustrativa do Filtro por Histograma.	84
Figura 39 - Diagrama de blocos para estimativa de posição com o (a) Histograma e (b) Filtro de Partículas.	85
Figura 40 - Aplicação ilustrativa do Filtro de Partículas.	86
Figura 41 - Configuração utilizada na avaliação do robô.	87
Figura 42 - Análise em elementos finitos da câmara atmosférica.	90
Figura 43 - Exemplo de leitura do sensor CCL.	91
Figura 44 - Trecho da leitura do sensor CCL, com a posição real das luvas indicada pelos tracejados.	92
Figura 45 - Trecho ilustrativo, com a probabilidade calculada de haver uma luva em função da profundidade e a posição correta das luvas.	93
Figura 46 - Estimativa de posição utilizando apenas a leitura de velocidade e posição real.	94
Figura 47 - Estimativa de posição utilizando apenas a leitura da luva e posição real.	94
Figura 48 - Resultados obtidos com aplicação do Filtro de Kalman às leituras de campo durante os primeiros segundos de um dos movimentos simulados.	96
Figura 49 - Resultados obtidos com aplicação do MHT às leituras de campo durante os primeiros segundos de um dos movimentos simulados.	97
Figura 50 - Trecho ilustrativo com as probabilidades calculadas pelo Histograma.	98
Figura 51 - Filtro de Partículas aplicado ao CCL 03	99
Figura 52 – Robô utilizado nos testes dos sistemas de deslocamento e posicionamento	101
Figura 53 - (a) Esquema e (b) foto do aparato utilizado para teste.	104
Figura 54 - Ajuste experimental dos dados de corrente obtidos.	105

Figura 55 - Ajuste experimental dos dados de rotação obtidos.	106
Figura 56 - Sistema para medição do atrito lateral (a) esquemático e (b) foto.	107
Figura 57 - Aparato para Medição do atrito longitudinal equivalente (a) esquemático e (b) foto.	108
Figura 58 - Procedimento para verificar a rigidez das molas (a) esquemático e (b) foto.	109
Figura 59 - Medição da força lateral e longitudinal (a) esquemático e (b) foto.	111
Figura 60 - Resultados de tração obtidos com a mola 40001.	112
Figura 61 - Resultados de tração obtidos com a mola 40002.	112
Figura 62 - Resultados de tração obtidos com a mola 40003.	113
Figura 63 - Resultados de tração obtidos com a mola 40004.	113
Figura 64 - Resultados de tração obtidos com a mola 40006.	114
Figura 65 - Esquema do aparato experimental utilizado	115
Figura 66 - Fotos do aparato experimental utilizado: (a) tubos; (b) contrapeso, controlador e cabos elétricos; (c) roldana com encoder e linha fina; (d) luva simulada.	115
Figura 67 - Resultado típico da posição do robô em função do tempo ao longo de uma ida e volta	116
Figura 68 - Resultado típico de tensão em função do tempo durante uma ida e volta	117
Figura 69 - Resultado típico de corrente em função do tempo durante uma ida e volta	118
Figura 70 - Resultado típico da diferença de leitura máxima e mínima no CCL no intervalo de um segundo.	118
Figura 71 - Leitura do CCL durante a descida simulada.	119
Figura 72 - Trecho da leitura do CCL nos primeiros segundos com dados experimentais.	120
Figura 73 - Probabilidade calculada de haver uma luva em função da profundidade para o trecho de exemplo com a posição real na linha tracejada.	120
Figura 74 - Estimativa de posição utilizando apenas a leitura de velocidade e posição real nos primeiros instantes da subida simulada.	121
Figura 75 - Estimativa de posição utilizando apenas a leitura da luva e posição real nos primeiros instantes da subida simulada.	122
Figura 76 - Resultados obtidos com aplicação do Filtro de Kalman durante os primeiros minutos da subida simulada.	123

Figura 77 - Resultados obtidos com aplicação do MHT durante os primeiros minutos da subida simulada.	124
Figura 78 - Resultados obtidos com aplicação do Histograma durante os primeiros minutos da subida simulada.	125
Figura 79 - Resultados obtidos com aplicação do Filtro de Partículas durante os primeiros segundos da subida simulada.	126

Lista de Tabelas

Tabela 1 - Aplicação numérica das equações do Filtro de Kalman.	78
Tabela 2 - Aplicação numérica do MHT.	80
Tabela 3 - Exemplo numérico de aplicação das equações do Histograma.	83
Tabela 4 - Exemplo de aplicação numérica do Filtro de Partículas.	86
Tabela 5 - Distribuição de peso do robô.	90
Tabela 6 - Característica dos perfis de campo utilizados.	91
Tabela 7 - Parâmetros de entrada.	92
Tabela 8 - Parâmetros de desempenho do sistema da identificação.	93
Tabela 9 - Erro observado utilizando apenas a leitura de velocidade	95
Tabela 10 - Erro observado utilizando apenas a leitura das luvas	95
Tabela 11 - Desempenho do Filtro de Kalman com as leituras de campo.	96
Tabela 12 - Desempenho do MHT com as leituras de campo.	98
Tabela 13 - Desempenho do Histograma aplicado às leituras de campo.	99
Tabela 14 - Desempenho do Filtro de Partículas com as leituras de campo.	100
Tabela 15 - Dados do Motor em unidades do Sistema Internacional	103
Tabela 16 - Parâmetros do motor calculados a partir das informações do fabricante	103
Tabela 17 - Corrente (A) em função do torque para os valores de tensão aplicada.	104
Tabela 18 - Rotação (rad/s) em função do torque e da tensão aplicada.	104
Tabela 19 - Parâmetros do motor obtidos a partir dos dados experimentais.	105
Tabela 20 - Resultados obtidos na determinação do atrito lateral estático.	107
Tabela 21 - Resultados obtidos na determinação do atrito lateral dinâmico.	107
Tabela 22 - Resultados obtidos na determinação do atrito longitudinal equivalente.	108
Tabela 23 - Dados nominais das molas utilizadas.	109
Tabela 24 - Resultados obtidos experimentalmente.	110
Tabela 25 - Força exercida por cada mola sobre as rodas	110
Tabela 26 - Força lateral medida e teórica.	111
Tabela 27 - Força longitudinal medida e teórica.	111
Tabela 28 - Parâmetros da descida e da subida simulados.	119
Tabela 29 - Parâmetros de entrada.	119
Tabela 30 - Desempenho do sistema de identificação de luvas com os	

dados de campo.	120
Tabela 31 - Erro observado utilizando apenas a leitura de velocidade.	122
Tabela 32 - Erro observado utilizando apenas a leitura das luvas.	122
Tabela 33 - Desempenho do Filtro de Kalman aplicado aos dados experimentais	123
Tabela 34 - Desempenho do MHT aplicado aos dados experimentais.	124
Tabela 35 - Desempenho do Histograma aplicado aos dados experimentais.	125
Tabela 36 - Desempenho do Filtro de Partículas aplicado aos dados experimentais.	126

Lista de Símbolos

α	ângulo entre as rodas e o eixo da tubulação;
α_k	probabilidade no Histograma Aplicado de o robô não avançar;
α_{k-1}	probabilidade de o robô avançar exatamente o intervalo medido no Histograma aplicado;
α_{k-2}	probabilidade no Histograma Aplicado de o robô avançar um intervalo a mais do que foi medido;
α_p	fator de ponderação no cálculo de médias móveis exponenciais;
α_{tras}	ângulo das rodas traseiras com o eixo do tubo;
b	(índice) relativo à bateria;
\vec{B}	campo magnético em cada ponto do sensor CCL;
b_m	largura da mola no braço do robô;
B_t	matriz de entrada de controle no Filtro de Kalman aplicado;
$bel(x_t)$	percepção (<i>belief</i>) de que o robô deve estar em um determinado estado x_t no instante t ;
$\overline{bel}(x_t)$	estimativa para a nova percepção (<i>belief</i>);
$bel(x_{t-1})$	percepção (<i>belief</i>) de que o robô deve estar em um determinado estado x_{t-1} em um momento $t - 1$;
ccl	(índice) relativo ao sensor e ao perfil CCL;
γ_1	parâmetro adimensional igual a $N_r \cdot F_{at,L} / P_r$ correspondente à soma dos atritos longitudinais em relação ao peso;
γ_2	parâmetro adimensional igual a v_s / v referente ao deslizamento lateral relativo;
d_a	diâmetro do arame de uma mola helicoidal;
$D_{e,M}$	diâmetro externo de uma mola helicoidal;
D_i	diâmetro interno da tubulação;
D_M	diâmetro da mola helicoidal;
d_r	diâmetro da roda ao qual está preso o encoder;
E	módulo de elasticidade;
E_a	energia que deve ser armazenada nas baterias;
ϵ	tensão induzida nos terminais do sensor CCL;
$\epsilon_{máx}$	tensão máxima induzida nos terminais do sensor CCL;
$\vec{F}_{at,L}$	força de atrito atuando longitudinalmente à roda, associada ao

	atrito do rolamento;
$\vec{F}_{at,T}$	força de atrito atuando transversalmente à roda;
$F_{at,T,max}$	força de atrito transversal máxima;
F_f	força necessária para inserção ou retirada de componentes;
$\vec{F}_{r,l}$	força na roda atuando na direção longitudinal do tubo, associada ao peso;
$F_{r,l,incl}$	a força longitudinal na parte inclinada;
$F_{r,l,ret}$	força longitudinal na parte reta;
$F_{r,r}$	força exercida pelas molas na direção radial;
$F_{r,r,max}$	força máxima exercida pelas rodas na direção radial;
$\vec{F}_{r,t}$	força na roda atuando na direção tangencial, associada ao torque do motor;
F_t	matriz de transição de estado no Filtro de Kalman aplicado, no instante t ;
$f(V_{ccl}, \mu_c, \sigma_c)$	função distribuição de probabilidade da leitura da luva;
$f(V_{ccl}, \mu_{\bar{c}}, \sigma_{\bar{c}})$	função distribuição de probabilidade das leituras do ruído;
G	módulo de cisalhamento;
$g(\Delta x)$	variação de posição associada ao movimento Δx registrado no Filtro de Partículas Aplicado;
H_t	matriz de observação no Filtro de Kalman;
H_t'	matriz de observação no Filtro de Kalman aplicado, caso não tenha sido identificada nenhuma luva;
H_t''	matriz de observação no Filtro de Kalman aplicado, caso tenha sido identificada uma luva;
η	variável de normalização nos Filtros Bayesianos ou no Histograma, igual a $\sum_{x'} p(y x') p(x')$ para o caso discreto e igual a $\int p(y x') p(x') dx'$ para o caso contínuo;
η_b	eficiência de armazenamento nas baterias;
η_M	eficiência eletromecânica do conjunto moto-redutor;
η_s	eficiência mecânica do sistema de tração (rodas);
η_{s1}	parcela de η_s referente à influência do atrito longitudinal;
η_{s2}	parcela de η_s referente à influência do deslizamento;
$\Delta\theta$	variação do ângulo;
i	(índice) relativo a uma espira genérica i na modelagem do sensor CCL;

inc	(índice) relativo direção inclinada;
I	corrente passando pelo motor;
I_0	corrente necessária para vencer o atrito do motor;
k_c	rigidez do conjunto mola e braço do robô;
k_M	rigidez de uma mola helicoidal;
k_t	constante de torque do motor;
K_t	ganho ótimo de Kalman no instante t ;
k_v	constante de velocidade do motor;
k_0	rigidez do braço do robô em flexão;
l	(índice) de cada componente da distribuição do MHT ou (índice) relativo à direção longitudinal;
L_f	comprimento final do conjunto mola e braço do robô;
L_m	comprimento livre da mola no braço do robô;
L_s	distância percorrida pelo robô durante a subida;
L_0	comprimento livre de uma mola helicoidal;
L_1	comprimento da mola medido antes da inserção de um peso conhecido;
L_2	comprimento da mola medido antes depois da inserção de um peso conhecido;
m	partícula observada;
M	número de partículas no conjunto χ_t do Filtro de Partículas;
n	iteração de cálculo de médias móveis exponenciais;
μ	vetor de médias;
μ_c	média das leituras das luvas;
$\mu_{\bar{c}}$	média das leituras dos ruídos;
μ_e	coeficiente de atrito estático das rodas com o tubo;
μ_n	média na iteração n do cálculo de médias móveis exponenciais;
μ_r	coeficiente de atrito equivalente do rolamento ou mancal;
\vec{n}	vetor unitário normal a determinada espira do sensor CCL;
N_e	número de espiras ativas em uma mola helicoidal;
N_r	número de rodas em cada parte, superior ou inferior;
Pot_M	potência do conjunto motor-redutor;
$p(c V_{ccl})$	probabilidade de haver uma luva, dada a leitura V_{ccl} do perfil CCL;
$p(\bar{c} V_{ccl})$	probabilidade de não haver uma luva em determinada posição, dada a leitura V_{ccl} do perfil CCL;
$p(c)$	probabilidade de haver uma luva na posição em que a leitura foi

	realizada;
$p(\bar{c})$	probabilidade de não haver uma luva na posição em que a leitura foi realizada;
$p_{k,t-1}$	probabilidade no instante $t - 1$ de o robô estar na posição k ;
$p_{k-1,t-1}$	probabilidade no instante $t - 1$ de o robô estar na posição $k - 1$;
$p_{k-2,t-1}$	probabilidade no instante $t - 1$ de o robô estar na posição $k - 2$;
p_{ref}	probabilidade de referência no Filtro de Kalman aplicado para dizer que há uma luva;
$p(V_{ccl} c)$	probabilidade de ser realizada a leitura V_{ccl} dado que há uma luva naquela posição;
$p(V_{ccl} \bar{c})$	probabilidade de ser realizada a leitura V_{ccl} dado que não há uma luva naquela posição;
$p(x)$	é a probabilidade de ocorrência do evento x ;
$p(x y)$	probabilidade de ocorrência do evento x dado que ocorreu o evento y ;
$p(y)$	é a probabilidade de ocorrência do evento y ;
$p(y x)$	probabilidade de ocorrência do evento y , dado que ocorreu o evento x ;
Pot_M	potência no conjunto motor-redutor
P_r	peso do robô;
$P_{r,max}$	força máxima que o robô é capaz de realizar;
P_t	matriz de covariância no instante t corrigida;
P_{t-1}	matriz de covariância no instante $t - 1$ no Filtro de Kalman;
\bar{P}_t	estimativa da matriz de covariância no instante t no Filtro de Kalman;
$\{p_{k,t}\}$	distribuição discreta de probabilidades no Histograma;
$\{\bar{p}_{k,t}\}$	estimativa do novo estado em uma distribuição discreta de probabilidades no Histograma;
$\{p_{k,t-1}\}$	distribuição discreta de probabilidades no instantes $t - 1$ no Histograma;
Q_t	matriz de covariância da transição de estado no Filtro de Kalman aplicado;
r	(índice) relativo ao rolamento ou ao robô;
R	resistência interna do motor;
R_t	matriz de covariância do ruído no Filtro de Kalman;

R'_t	matriz de covariância do ruído no Filtro de Kalman Aplicado, caso não tenha sido identificada nenhuma luva;
R''_t	matriz de covariância do ruído no Filtro de Kalman Aplicado, caso tenha sido identificada alguma luva;
S_i	área da espira i na modelagem do sensor CCL;
$S_{\dot{x}_m}$	variância em relação a velocidade v_m ;
$S_{x,\Delta t}$	aumento na variância da posição causado pelo deslocamento no Filtro de Kalman Aplicado;
$S_{\dot{x},\Delta t}$	aumento na variância da velocidade causado pelo deslocamento no Filtro de Kalman Aplicado;
Σ	matriz de covariância;
σ_c	desvio-padrão da leitura das luvas;
σ_c	desvio-padrão da leitura dos ruídos;
σ_n^2	variância na iteração n do cálculo de médias móveis exponenciais;
σ_x^2	variância da posição no Filtro de Kalman aplicado;
$\sigma_{\dot{x}}^2$	variância das velocidades no Filtro de Kalman aplicado;
$\sigma_{x\dot{x}}^2$	covariância posição-velocidade no Filtro de Kalman aplicado;
t	determinado instante de tempo ou (índice) relativo ao instante de tempo;
Δt	intervalo de tempo;
Δt_s	intervalo de tempo necessário para subida do robô;
t_m	espessura de mola no braço do robô;
T_M	torque no eixo do conjunto motor-redutor;
$T_{M,max}$	torque máximo do motor;
τ	torque do motor;
Δu	variação de velocidade comandada para o robô no Filtro de Kalman Aplicado;
u_t	atuações do sistema de controle no instante t ;
V	tensão nos terminais do motor;
\vec{v}	velocidade do robô;
\vec{v}_r	velocidade da roda na direção de rolamento;
$\vec{v}_{r,t}$	velocidade da roda na direção tangencial;
\vec{v}_s	deslizamento lateral da roda;
v_s/v	fração de deslizamento;
V_{ccl}	leitura de tensão lida do sensor no perfil CCL;

$\Phi_{B,i}$	fluxo magnético na espira i do sensor CCL;
Δx	distância percorrida;
x_r	posição estimada do robô no Filtro de Kalman aplicado;
\dot{x}_r	velocidade estimada do robô no Filtro de Kalman aplicado;
x_t	estado do robô no momento t (posição corrigida);
\bar{x}_t	estimativa do novo estado do robô no momento t ;
x_{t-1}	estado do robô no instante $t - 1$;
$x_t^{[m]}$	estimativa de posição da partícula m no instante t ;
$x_{t-1}^{[m]}$	estimativa de posição da partícula m no instante $t - 1$;
χ_t	conjunto de amostras aleatórias no Filtro de Partículas;
$\psi_{t,l}$	peso relativo e a contribuição do l -ésimo componente no MHT;
ψ_{\min}	peso relativo mínimo no MHT para que a partícula não seja eliminada;
W	peso conhecido;
$w_t^{[m]}$	componente de ponderação de cada partícula no Filtro de Partículas;
ω_M	velocidade angular do motor;
Y_p	limite de escoamento do material;
z_t	leituras dos sensores no instante t ;

1 Introdução

Petróleo e o gás natural são normalmente extraídos de rochas porosas localizadas de centenas a milhares de metros abaixo do solo ou do leito marinho. Para permitir sua drenagem de maneira controlada, são construídos os poços de petróleo. Essa construção é realizada através da utilização de embarcações próprias para esse fim (Figura 1), denominadas sondas (THOMAS, 2004). Tais embarcações realizam a perfuração dos poços e, a seguir, posicionam tubos de aço, denominados revestimentos, entre a formação e a parte interna do poço, a fim de garantir a integridade estrutural e a estanqueidade do sistema. Finalmente, diversos equipamentos são instalados em seu interior, tais como válvulas de segurança, válvulas de controle e sistemas de bombeio. Esses equipamentos têm como objetivo garantir uma produção controlada e segura (BELLARBY, 2012).



Figura 1 - Sonda de perfuração.

Contudo, tais poços não conseguem produzir de forma ininterrupta durante décadas. Eventualmente, durante sua vida produtiva, é necessária a realização de operações de manutenção, com tipos similares de sonda. Esse tipo de operação é denominado *workover*. Alguns motivos comuns para tal são a falha em algum equipamento, um furo na coluna de produção, uma restrição devido à incrustação, produção elevada de água ou de gás e produção de areia. Uma observação importante é que as taxas diárias dessas sondas variam de US\$ 260 mil a US\$ 520 mil, para sondas *offshore* (RIGZONE, 2014). Além disso,

desde a falha até o reparo, tais poços são normalmente mantidos fechados ou com produção reduzida. Há, portanto, uma perda de produção em poços capazes de extrair até 20.000 barris por dia (VALOR ECONÔMICO, 2014).

Por esse motivo, há diversas atividades de pesquisa e desenvolvimento com o objetivo de reduzir o tempo e o custo dessas intervenções de manutenção. A presente dissertação propõe a utilização de um robô autônomo para realizar algumas operações de *workover* (Figura 2). Esse robô possui uma câmara atmosférica, com baterias, componentes eletrônicos e motor. Além disso, é impulsionado por dois conjuntos de rodas inclinadas, ligados ao eixo do motor, e por outros dois conjuntos de rodas retas, ligados à câmara atmosférica. Sua entrada no poço é realizada através do conjunto de válvulas denominado árvore de natal.

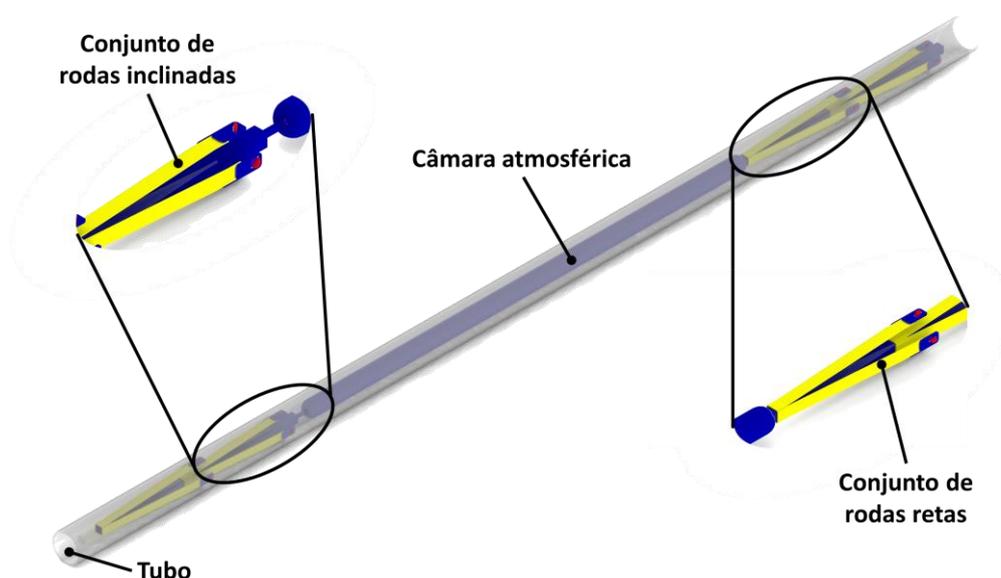


Figura 2 - Robô de intervenção no interior de um tubo.

Ao longo da dissertação, são avaliados aspectos eletromecânicos, estruturais e de controle referentes ao projeto daquela unidade. São avaliados inicialmente os requisitos mecânicos dos motores e baterias, bem como a configuração estrutural necessária para resistir aos esforços previstos. A seguir, é avaliada a capacidade do robô proposto se deslocar no interior da tubulação com precisão aceitável.

Dois grandes desafios são o desenvolvimento e a validação do sistema de posicionamento. Como se trata de um robô autônomo, os mecanismos tradicionais de posicionamento no interior de poços, como cabos ou tubos de aço, não se aplicam. É utilizado, então, um algoritmo de posicionamento que tem como base técnicas de Robótica Probabilística para realizar a fusão de dois

sensores: um odômetro e um sensor magnético. Após, os algoritmos são validados com leituras de campo e com leituras de laboratório.

Para melhor compreensão do cenário de aplicação desse robô, são introduzidos a seguir alguns conceitos de engenharia de petróleo, necessários para a compreensão das atividades realizadas na presente dissertação.

1.1. Engenharia de Petróleo

A presente seção apresenta inicialmente o processo de exploração de petróleo, com alguns conceitos de geologia, prospecção, perfuração de poços exploratórios e avaliação (1.1.1). A seguir, é mostrado o processo de Produção, englobando as atividades de perfuração de poços de desenvolvimento, completação, elevação e escoamento, gerenciamento de reservatórios e processamento primário de fluidos (1.1.2). Termina com as operações de manutenção de poços, ou *workover*, para as quais o robô proposto nessa dissertação será aplicado (1.1.3).

1.1.1. Exploração de Petróleo

O petróleo foi formado a partir de matéria orgânica depositada junto com sedimentos (THOMAS, 2004). A matéria orgânica marinha é originada a partir de micro-organismos e algas que formam o fitoplâncton. Um dos requisitos básicos é que essa matéria orgânica não sofra oxidação. Após, é necessário que ocorra migração e posterior aprisionamento por algum tipo de armadilha geológica. Com isso, o petróleo é eventualmente acumulado em uma rocha, denominada reservatório.

A exploração de petróleo tem início com a participação em um leilão de blocos exploratórios realizado pelo governo local. Em preparação a esse leilão, e após a aquisição, são realizados estudos geológicos, com o objetivo de reconstituir as condições de formação e acumulação de hidrocarbonetos em determinada região.

Após esse estudo geológico, as regiões consideradas mais promissoras são mapeadas, geralmente através do método sísmico de reflexão (Figura 3). Esse método consiste na geração de perturbações mecânicas através de fontes artificiais, como canhões de ar comprimido. O pulso gerado se reflete e refrata em cada uma das camadas geológicas.

Após essas reflexões e refrações, os pulsos são captados, por exemplo, pelos hidrofones e armazenados. Após essa aquisição, é realizado o processamento dos dados sísmicos, a partir do qual, são produzidas imagens da subsuperfície. Tais imagens são interpretadas por geólogos e geofísicos em busca das situações mais favoráveis à acumulação de hidrocarbonetos. Se for encontrada uma situação suficientemente favorável, são perfurados poços exploratórios.

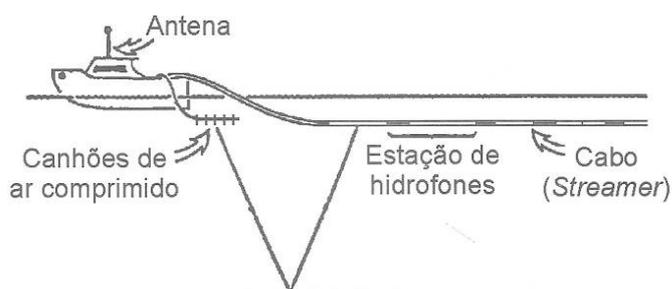


Figura 3 - Barco para aquisição de dados sísmicos (THOMAS, 2004).

A perfuração, seja de poços exploratórios ou de desenvolvimento, é realizada através de sondas. Na perfuração rotativa, principal técnica, as rochas são perfuradas pela ação da rotação e peso aplicados a uma broca existente na extremidade da coluna de perfuração (Figura 4a).

Ao atingir determinada profundidade, a coluna de perfuração é retirada e é descido no poço o revestimento, conjunto de tubos de aço com diâmetro inferior ao da broca. O anular entre o revestimento e o poço é cimentado, com a finalidade de isolar as rochas atravessadas, permitindo o avanço da perfuração com segurança. Após a cimentação, a coluna de perfuração é descida novamente, mas com uma broca de menor diâmetro para o prosseguimento da perfuração.

Durante e após a perfuração dos poços exploratórios, é realizada a avaliação das formações. Tal avaliação irá definir em termos qualitativos e quantitativos o potencial de uma jazida petrolífera, isto é, a sua capacidade produtiva e a previsão do valor de suas reservas de óleo e gás.

Durante a perfuração, diversos indícios podem indicar a presença de hidrocarbonetos em determinada formação. Esses indícios são observados nas rochas perfuradas, em testemunhos e em *kicks*, assim como pela velocidade de perfuração, pelo detector de gás e pelas informações obtidas em sensores de perfilagem durante a perfuração (*Logging While Drilling – LWD*).

Após a perfuração, é realizada a perfilagem final, atividade que permite obter informações importantes a respeito das formações atravessadas pelo

poço, tais como litologia (tipo de rocha), espessura das diversas camadas, porosidade, prováveis fluidos existentes nos poros e suas saturações.

Com base nesses perfis, é determinado se há intervalos com potencial interesse econômico. Caso não haja, o poço é abandonado. Caso haja, são realizados testes de formação e, eventualmente, testes de longa duração para estimar a capacidade produtiva. Tais testes irão confirmar ou não a presença de hidrocarbonetos na formação e fornecer dados a respeito das condições de fluxo.

Associando os resultados dos testes de formação com os dados sísmicos, é determinada a economicidade do campo em questão. Se for determinada essa economicidade, passa-se para a próxima etapa, de produção.

1.1.2. Produção de Petróleo

Após definido que o campo é econômico e que será desenvolvido, têm início diversas atividades que permitirão sua produção. A primeira delas é a perfuração dos poços de desenvolvimento. Ela é realizada de modo similar à perfuração de poços exploratórios, apresentada em 1.1.1.

Após a perfuração, é necessário deixar o poço pronto para operar de forma segura e econômica ao longo de sua vida produtiva (Figura 4b). O conjunto de operações destinado a equipar o poço para produzir ou injetar fluidos de forma controlada, segura e eficiente é denominado completação (BELLARBY, 2012). Os equipamentos de completação são a interface entre o reservatório e os equipamentos de superfície. Devem garantir o controle do poço durante as intervenções e sua integridade durante a produção.

Uma das primeiras decisões no projeto da completação diz respeito ao tipo de contato com o reservatório. Uma opção é a descida de um revestimento e sua cimentação, da mesma forma que nos demais revestimentos; seguida da descida de um canhão. Esse canhão realiza a perfuração do revestimento, do cimento e de parte do reservatório; permitindo o contato entre o poço e o reservatório através dos furos gerados, os chamados canhoneados. Outro tipo de contato é a completação a poço aberto. Nele, há contato direto entre o reservatório e o interior do poço. Nos dois casos, é possível realizar operações de estimulação, com o objetivo de aumentar a produtividade do poço.

Outra questão importante diz respeito ao controle da produção de areia. Em reservatórios pouco consolidados, a formação tende a se desagregar ao longo da produção. Nesses casos, se nada for feito, o poço irá produzir areia, o

que pode danificar equipamentos de poço e de superfície. Para evitar isso, podem ser utilizadas telas para evitar a entrada de areia no poço.

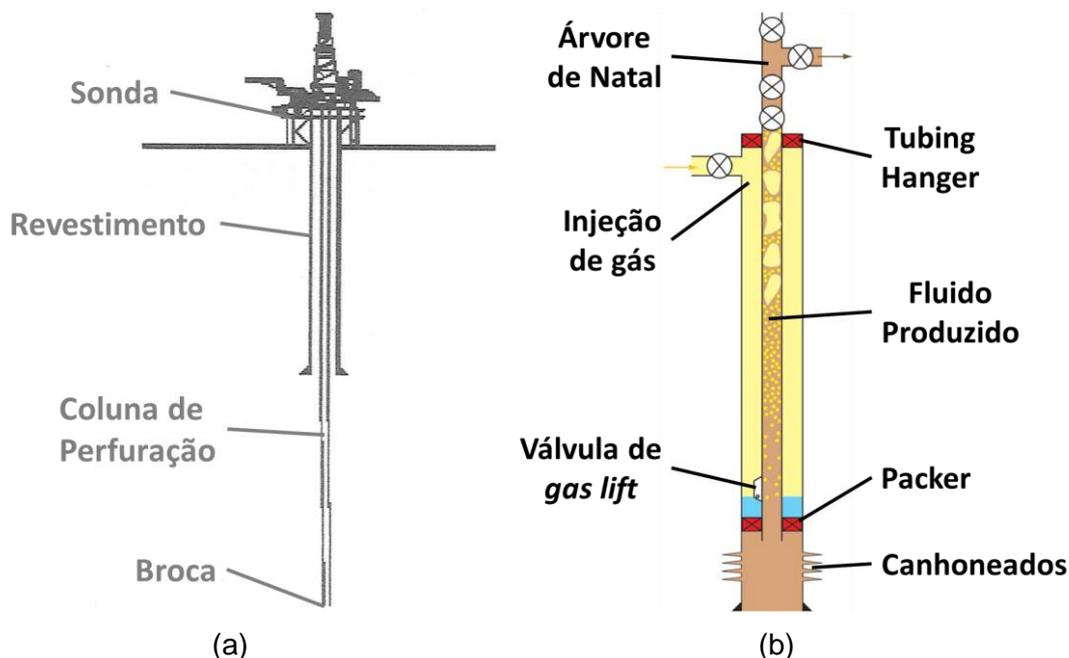


Figura 4 - (a) Perfuração rotativa (THOMAS, 2004) a e (b) poço após a completção (BELLARBY, 2012).

Além disso, é necessário garantir que o fluido chegue à superfície. Em poços novos, normalmente a pressão existente no reservatório é suficiente para levar óleo, água e gás até a superfície. Contudo, após certo tempo, o reservatório começa a perder pressão. Torna-se necessário, nesses casos, empregar algum mecanismo de elevação artificial. Tais mecanismos podem ser bombas ou sistemas de injeção de gás. As bombas realizam um aumento de pressão permitindo compensar a perda de carga na coluna e a carga manométrica do fluido. Os sistemas de injeção de gás adicionam energia, reduzindo a densidade média do fluido contido na coluna.

É necessário ainda evitar bloqueios nas tubulações. Durante a produção, alguns componentes presentes no fluido produzido podem causar restrições ao fluxo. Os principais tipos são a ocorrência de incrustação mineral, deposição de parafina, asfaltenos, naftenos e hidratos. Para prevenir essas ocorrências, pode ser utilizada a injeção de inibidores químicos ou realizado aquecimento.

Contudo, não basta conseguir trazer o petróleo do reservatório para a superfície, evitando os bloqueios. É necessário antes fazer com que o petróleo saia das rochas porosas em direção ao poço. Para tal, são utilizadas algumas técnicas, dependendo do tipo de reservatório (ROSA, 2006). O método mais comum é a injeção de fluidos no reservatório, geralmente água ou gás. Tal

injeção tem como objetivo deslocar o óleo presente no reservatório na direção dos poços produtores.

Após sair do poço e percorrer as linhas, o fluido irá passar pelo processamento primário. Essa atividade tem como objetivo promover a separação do óleo, do gás e da água (BRASIL, 2012). O óleo produzido será enviado para as refinarias, geralmente através de navio-tanque. O gás pode ser utilizado para geração de energia na própria plataforma ou exportado através de gasodutos. A água tratada pode ser descartada ou reinjetada no reservatório.

1.1.3. Manutenção de Poços (*Workover*)

Apesar dos esforços realizados durante a perfuração e a completação, os poços irão eventualmente necessitar de intervenções de manutenção (UNIVERSITY OF TEXAS AT AUSTIN, 1991). Tais intervenções, ou *workovers*, são tradicionalmente realizadas com o uso de sondas e podem ter os mais diversos objetivos (THOMAS, 2004).

O primeiro deles é a avaliação do poço, para diagnosticar eventuais causas de baixa produtividade ou para avaliar zonas que não se encontram em produção.

O segundo é a recompletação, ou seja, a substituição de zonas que estão em produção ou a conversão de um poço produtor em injetor, ou vice-versa.

O terceiro é a restauração, termo que engloba atividades realizadas para restabelecer as condições normais de fluxo do reservatório para o poço, correção de falhas mecânicas no revestimento ou na cimentação e redução da produção excessiva de gás ou de água.

O quarto é a limpeza, conjunto de atividades visando limpar o fundo do poço ou substituir equipamentos, objetivando maior rendimento. Esse conjunto engloba a remoção de sólidos no fundo do poço, correção de furos na coluna de produção e correção de vazamentos em equipamentos de poço ou de superfície e o reposicionamento de componentes na coluna de produção.

O quinto objetivo é a mudança no método de elevação artificial.

O sexto é a estimulação do poço, a fim de aumentar sua produtividade. Pode ser feito através da acidificação, que é a injeção de ácidos para remoção de dano, ou do faturamento hidráulico, que é a abertura de uma fratura na rocha através da aplicação de uma pressão suficientemente elevada.

O sétimo e último objetivo das operações de workover é o abandono temporário ou definitivo do poço. Nesse abandono são instalados tampões mecânicos ou tampões de cimento para garantir a integridade do poço.

O robô proposto tem como objetivo realizar aproximadamente 40% dessas operações, em substituição às sondas, com economia esperada de 20% nos custos de manutenção. São atividades como avaliação, recompletação, restauração, limpeza e estimulação. O primeiro passo na avaliação desse conceito foi buscar e analisar projetos similares.

1.2. Organização da dissertação

A presente dissertação está dividida nas seguintes partes:

1. **Introdução**, onde é apresentada uma visão geral do trabalho e conceitos básicos de engenharia de petróleo;
2. **Revisão Bibliográfica**, onde é realizado um levantamento sobre a utilização de robôs na indústria de petróleo e utilização de robôs em tubulações
- 3 **Robótica Probabilística**, onde são apresentados conceitos de filtros Bayesianos, filtros paramétricos, filtros não paramétricos e mecanismos existentes para posicionamento no interior de tubulações;
4. **Projeto, Modelagem e Localização do Robô**, onde é desenvolvido um modelo para o sistema de tração e para o dimensionamento dos principais componentes elétricos e mecânicos. Além disso, são propostos algoritmos para o sistema de posicionamento.
5. **Simulações com dados de campo**, onde as equações e algoritmos desenvolvidos no capítulo 4 são aplicados para avaliar a viabilidade da construção de um robô autônomo. Para tal, são utilizados componentes e materiais disponíveis no mercado e dados de campo para as simulações.
- 6 **Resultados experimentais**, onde é apresentada a configuração do robô utilizado na parte experimental, bem como os resultados obtidos. Tais testes tiveram como objetivo validar as equações e algoritmos desenvolvidos no capítulo 4.
7. **Conclusões e trabalhos futuros**, onde é feita uma análise dos resultados obtidos e da viabilidade de utilização de um robô autônomo para intervenção em poços de petróleo.

2 Revisão Bibliográfica

O presente capítulo apresenta a revisão bibliográfica, realizada com o objetivo de verificar trabalhos existentes que se assemelhassem ao robô proposto. Começa com uma revisão da utilização de robôs na indústria do petróleo (2.1) e continua com a análise de robôs em dutos (2.2).

2.1. Utilização de robôs na indústria do petróleo

Robôs estão começando a ser utilizados em diversas situações na indústria do petróleo. Nessa seção, serão analisadas algumas dessas aplicações: sistemas robóticos submarinos (2.1.1), robôs para inspeção de plataformas de produção (2.1.2) e robôs para inspeção e manutenção de tubulações (2.1.3).

2.1.1. Veículos robóticos submarinos

Recentemente, tem havido crescente demanda por robôs em aplicações submarinas. A principal delas é a utilização de veículos submarinos autônomos, os chamados *Autonomous Underwater Vehicles* ou *AUV*. Tais veículos podem ter diferentes objetivos, tais como levantamentos costeiros (TSUKIOKA, 2007), inspeção de equipamentos submarinos e inspeção de linhas (WILSON, 2012).

Em um desses projetos, é utilizado um braço robótico de 7 graus de liberdade e uma câmara atmosférica para os componentes eletrônicos (HANAI, 2008). O deslocamento é feito por oito impelidores, quatro de maior porte nas direções longitudinal e transversal e quatro de menor porte na vertical (Figura 5).

Outra aplicação é a utilização de robôs para a soldagem de linhas submarinas (BERGE, 2015). Esses reparos eram realizados por mergulhadores até 200 m ou através da suspensão da linha até a superfície. Como alternativa, estão sendo desenvolvidos sistemas remotamente operados. Um deles utiliza

três módulos: uma câmara hiperbárica de soldagem, que provê um ambiente seco; um conjunto de potência e controle e uma ferramenta de soldagem.

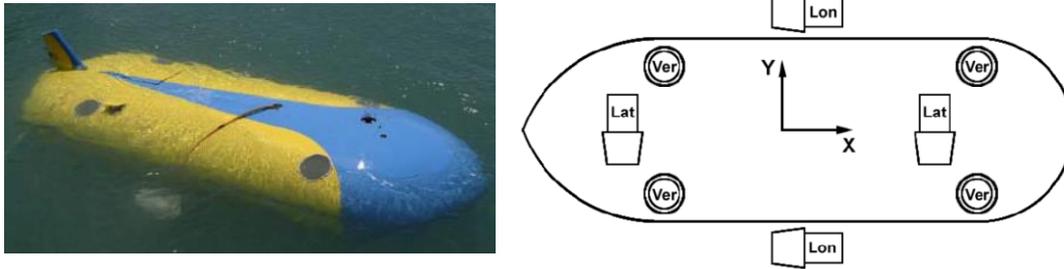


Figura 5 - Modelo de veículo submarino autônomo (HANA, 2008).

2.1.2. Robôs para inspeção de plataformas de produção

As unidades de produção também apresentam custos elevados de operação e diversos pontos de atenção em relação à segurança e ao meio ambiente. Nessas condições, a viabilidade da extração de petróleo reside fortemente em novas tecnologias para otimizar a eficiência produtiva. Uma possível abordagem para tal é o aumento do nível de automação em unidades produtivas. Outra abordagem é a utilização de unidades robóticas nesses cenários (CARVALHO, 2013).

Um deles é o projeto DORIS, que tem como objetivo a implementação de robôs móveis para supervisão remota, diagnóstico e aquisição de dados em unidades offshore (CARVALHO, 2013). Ele é composto de um robô guiado por um trilho, capaz de carregar diferentes sensores através do ambiente de inspeção (Figura 6). Ele utiliza uma arquitetura eletrônica baseada em CAN BUS para os drivers e protocolo Ethernet para câmeras, microfones e placas de aquisição. O suprimento de energia desse robô é baseado em um conjunto de baterias monitorado e com sistema de regulação de tensão.



Figura 6 - Robô DORIS (CARVALHO, 2013).

Um projeto anterior propõe a utilização de uma plataforma com rodas andando apenas sobre regiões planas da plataforma (GRAF, 2007). Essa plataforma utiliza um scanner laser, sensor de gás, sensor de fogo, microfone estéreo, câmera e um robô com seis graus de liberdade. Sua comunicação com a base é feita através de rede local sem fio.

2.1.3. Robôs para inspeção e manutenção de tubulações

A utilização de robôs para inspeção e manutenção de tubulações, especialmente tubulações de gás tem sido proposta e testada em diversos artigos. Um exemplo é o robô MRINSPECT VI, projetado para inspeção de linhas de gás de 150 mm (KIM, 2013). Esse robô utiliza rodas pressionadas contra a parede e uma engrenagem diferencial de múltiplas saídas para o acionamento.

Outro exemplo é o robô peristáltico para inspeção de linhas de gás de uma polegada (KISHI, 2013). Essas tubulações são utilizadas normalmente em residências e entre medidores de gás e uma tubulação principal e requerem inspeção periódica.

Há ainda o sistema MFL (KIM, 2013), desenvolvido pela Korea Gas Cooperation, KOGAS. Esse sistema foi projetado para tubulações de 14 pol a 16 pol e foi testado, sob pressão de 5 MPa, em uma linha simulada de 300 m de comprimento.

Um trabalho que tem como objetivo não apenas a inspeção da linha, mas também uma eventual remoção de bloqueios é o robô G.I.R.I.N.O. (REIS, 2000). Ele foi proposto para dissolução de parafina (Figura 7) e quebra de incrustações em tubulações de petróleo e gás (PANTA, 2005). Também foi utilizado como porta-ferramentas (REIS, 2002). Um exemplo de ferramenta é aquela para medição do diâmetro interno das tubulações (COSTA, 2003).



(a)



(b)

Figura 7 - Robô G.I.R.I.N.O. (a) fora do tubo e (b) desentupindo uma linha de acrílico com parafina sólida. (PANTA, 2005).

2.2. Sistemas de deslocamento de robôs em dutos

Nessa seção, foram avaliadas diversas formas de deslocamento de robôs em tubulações. Há centenas de estratégias possíveis para tal; contudo, elas podem ser classificadas em alguns poucos grupos (Figura 8): (a) PIG, (b) rodas, (c) lagartas, (d) pressão contra a parede, (e) patas, (f) minhoca, (g) movimento helicoidal, (h) cobra (KAKOGAWA, 2010).

Robôs tipo PIG (Figura 8a) são impulsionados pelo diferencial de pressão em seus lados. Robôs com rodas (Figura 8b) são amplamente utilizados, devido à sua habilidade em ramificações. Robôs com lagarta (Figura 8c) têm a vantagem de se locomover em superfícies não uniformes e de transpor obstáculos na tubulação. Robôs com pressão contra a parede (Figura 8d) possuem grande vantagem, especialmente em tubulações verticais. Os robôs com patas (Figura 8e) são capazes de gerar movimentos complexos. Movimentação tipo minhoca (Figura 8f) tem vantagem em tubulações curvas. Robôs com movimentação tipo parafuso (Figura 8g) normalmente têm estruturas simples, fáceis de controlar. Movimentação tipo cobra (Figura 8h) é normalmente utilizada para tubos com muitas ramificações. (ROH, 2005).

Essas configurações podem ser unidas para a geração de robôs híbridos (ROSLIN, 2012). Exemplos disso são robôs com lagartas pressionadas contra a parede, robôs com rodas pressionadas contra a parede e robôs com rodas girando em movimento helicoidal.

Nas seções a seguir, serão apresentadas diferentes configurações de robô classificadas nos oito grupos apresentados na Figura 8. Os eventuais robôs híbridos serão apresentados dentro do mecanismo predominante. Por exemplo, um robô com lagartas pressionadas contra a parede será classificado como lagarta.

2.2.1. PIG

A utilização de um diferencial de pressão é relativamente comum para o deslocamento no interior de tubulações, seja para limpeza de linhas, seja para inspeção. Nos dois casos, já há produtos disponíveis comercialmente.

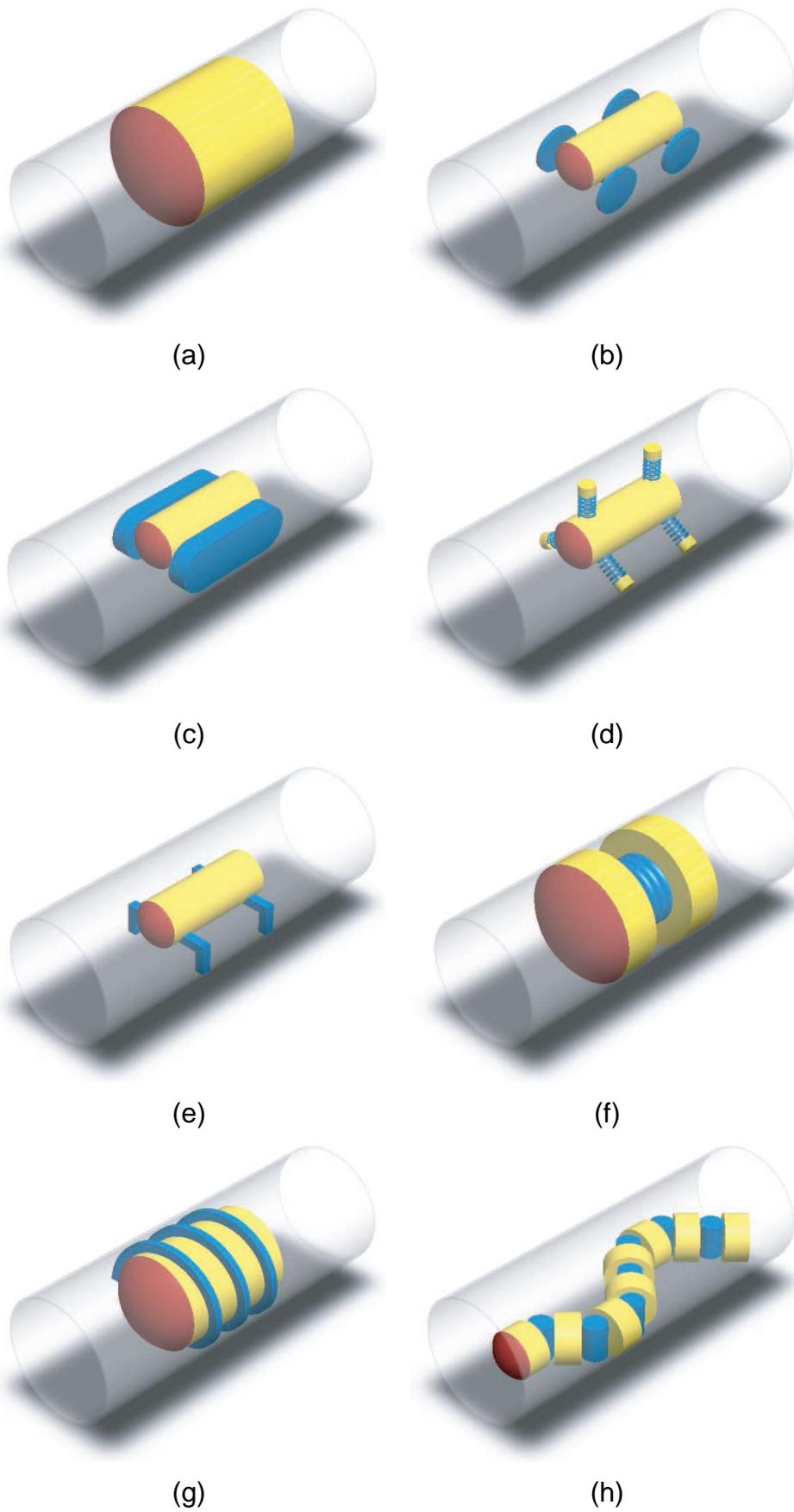


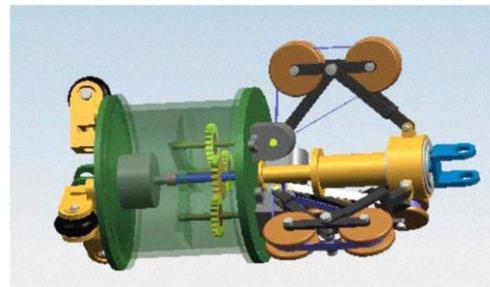
Figura 8 - Diferentes tipos de robô para movimentação no interior de tubos (KAKOGAWA, 2010).

Há diferentes tipos de PIG para limpeza de dutos, dependendo do tipo de tubulação, do trajeto e do que será removido (4PIPE, 2015). Exemplos são o PIG espuma, fabricado com espuma de poliuretano; o PIG mandril, fabricado com corpo rígido no qual são montados os elementos de suporte e vedação, e o PIG monolítico, fabricado em elastômero de poliuretano (HIDROPIG, 2015). A Figura 9a apresenta um PIG mandril sendo inserido no lançador de PIG.

Além do deslocamento, o diferencial de pressão gerado nos PIG pode ser utilizado para geração de energia. Isso pode ser feito, por exemplo, pela utilização de rodas unidas à parede para movimentação de um gerador (JIAN, 2010). A Figura 9b apresenta uma ilustração desse sistema. Eventualmente, podem ser utilizados mecanismos para controle de velocidade, como bolsas de gás pressionadas contra o duto (JIAN, 2010).



(a)



(b)

Figura 9 - (a) inserção de um PIG de limpeza no lançador de PIG (HIDROPIG, 2015) e (b) Sistema para coleta de energia em fluxo (JIAN, 2010).

Essa energia gerada pode alimentar, por exemplo, os sistemas eletrônicos de um PIG de inspeção. PIG de inspeção são robôs que utilizam o diferencial de pressão para se deslocar no interior de tubulações e que realizam atividades como análise geométrica do interior da tubulação, avaliação de corrosão e comissionamento de dutos (PIPEWAY, 2015).

2.2.2. Rodas

A utilização de robôs com rodas tem sido amplamente proposta para inspeção de tubulações. Um exemplo é o robô MRINSPECT IV (KIM, 2013), que apresenta um conjunto de três rodas trativas e três rodas passivas; todas elas pressionadas contra a parede (Figura 10). Esse robô possui um conjunto de rodas trativas acionadas individualmente por diferenciais axiais, projetados com o objetivo de permitir que as rodas girem com velocidades diferentes e se

mantenham sob tração. Esses diferenciais são posicionados axialmente para permitir sua utilização no interior de uma tubulação.

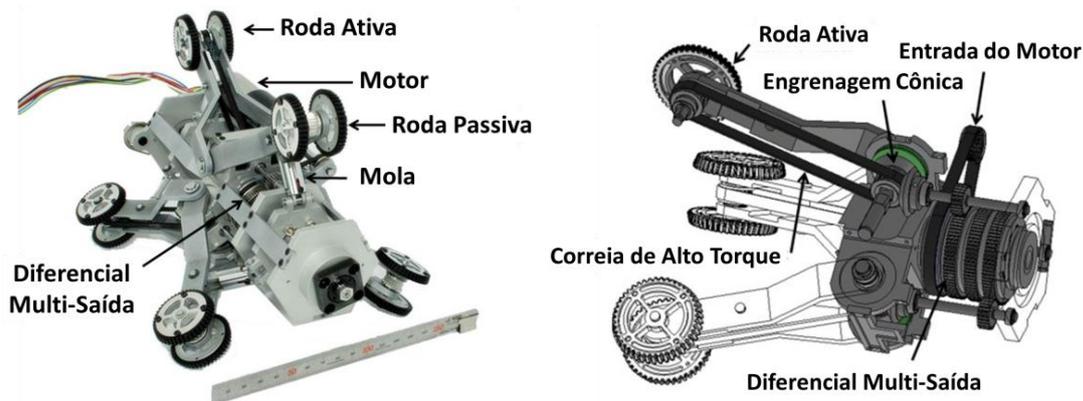


Figura 10 - Robô com diferenciais axiais (KIM, 2013).

Outra forma possível de acionamento das rodas é a utilização de engrenagens planetárias (MIYAGAWA, 2007). Nesse sistema, um motor acoplado a um parafuso sem fim aciona uma engrenagem solar. Essa solar está acoplada a duas planetárias. De acordo com o diâmetro interno da tubulação e a carga sobre o robô, as planetárias rotacionam e ajustam a força sobre a parede. Pode-se ainda posicionar os motores próximo às rodas (SIBAI, 2013), e utilizar um mecanismo de quatro barras pressionado por uma mola para mantê-las unidas à parede (ROH, 2008).

Uma alternativa às molas é a utilização de sistemas ativos, como cilindros de ar comprimido, para pressionar as patas contra a parede (PARK, 2013). A fim de aumentar a faixa de diâmetros de utilização, podem ser utilizados, por exemplo, mecanismos de seis barras (JUNG, 2011). Além disso, para possibilitar uma melhor adaptação a diferentes diâmetros, os mecanismos de pressão contra a parede podem utilizar duas rodas com uma articulação entre elas (XIANGLIN, 2010). Esse procedimento faz com que as rodas consigam se movimentar de modo similar a uma suspensão bumerangue.

Uma alternativa a tais mecanismos é a utilização de rodas magnéticas (ZIN, 2012). Outra possibilidade é o uso de um sistema multiarticulado com diversos pares de roda (CORDES, 1997). No caso de um robô multiarticulado, pode haver módulos de direção, sensoriamento e potência. Esses módulos são independentes e são adicionados de acordo com a missão a ser executada (CORDES, 1997). O conceito de modularidade é explorado em outros trabalhos com robôs autônomos. Em um deles, são utilizados módulos de tração, potência, controle, localização e inspeção ultrassônica (JUN, 2011). Tais módulos são unidos através de juntas articuladas.

Para o sistema de controle, pode ser utilizado, por exemplo, um microcomputador embarcado enviando sinais PWM para os motores e servos (LIM; OHKI, 2009). Para o algoritmo de controle, podem ser utilizados, por exemplo, sistemas de inferência Fuzzy para controlar o esterçamento das rodas (LU, 2007). A comunicação entre módulos, quando houver, pode ser realizada por barramento CAN (JUN, 2011). Em robôs de superfície, a comunicação entre a base e o robô pode ser feita, por exemplo, através de uma WLAN (*Wireless Local Area Network*), com protocolo TCP/IP (PARK, 2013).

Eventualmente, mecanismos de liberação podem ser necessários. Em um deles (GHADEI, 2008), foi desenvolvido um sistema com rodas trativas na parte anterior. Na parte posterior, um sistema de rodas normalmente passivas, mas que podem ser ativadas caso o robô encontre algum obstáculo. Tais rodas, quando ativadas, assumem perfil assimétrico para facilitar a liberação.

Robôs com roda apresentam desempenho razoável mesmo em tubulações retangulares, como dutos de ar condicionado (YE, 2010) ou em tubulações com grande variação de diâmetro.

2.2.3. Lagartas

Lagartas possuem boa capacidade de deslocamento em terrenos acidentados. É por esse motivo que muitos robôs utilizam lagarta para o deslocamento. Um exemplo é o robô para limpeza de tubulações (LI, 2009). Ele utiliza seu peso próprio para aderência ao tubo e uma lagarta para deslocamento. Além disso, possui um sistema para ajuste da altura e para abertura dos braços de limpeza.

Outro exemplo similar utiliza uma broca para remover detritos aderidos à tubulação e uma lagarta com leve inclinação para melhor aderência com o tubo (TRUONG-THINH, 2011). Esse robô foi testado em tubulações de esgoto de 300 mm, mas sua capacidade de deslocamento ainda está limitada a cerca de 100 m (Figura 11a).

Em um terceiro exemplo, um robô com lagartas é utilizado para levar uma câmera no interior de aquecedores, com o objetivo de ampliar a capacidade de inspeção (BAHARUDDIN, 2012).

A utilização de lagartas pressionadas contra a parede (Figura 11b) também é possível e aumenta consideravelmente a capacidade de tração do robô, bem como sua capacidade de transposição de obstáculos e de atuação em diferentes diâmetros (KAKOGAWA, 2014). Uma alternativa comum para tal é a utilização

de mecanismos de três barras. Tais mecanismos podem ser acionados por mola (KAKOGAWA, 2013) ou por atuadores lineares (KIM, 2011).

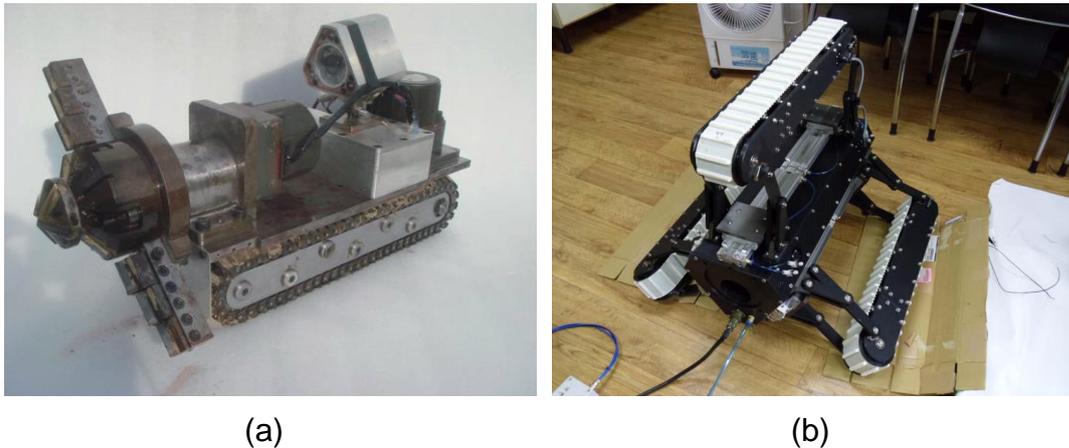


Figura 11 - Robô com lagartas (a) simples (LI, 2009) e (b) pressionadas contra a parede (KIM, 2011).

Eventualmente, as lagartas podem assumir configurações articuladas, com melhor capacidade de adaptação à tubulação (PARK, 2009). Uma configuração estudada nessa linha utiliza três lagartas unidas, sendo a do meio articulável em relação às demais (PARK, 2011). Essa configuração pode ser utilizada, inclusive, para prever a posição do robô a partir do raio de curvatura do duto (PARK, 2009).

Outra possibilidade é a utilização de articulações entre lagartas para permitir o deslocamento em faixas mais amplas de diâmetro, bem como para permitir a entrada em ramificações. Essa configuração também reduz a seção transversal do robô (SATO, 2011).

2.2.4. Pressão na parede

Grande número de robôs utiliza algum tipo de mecanismo pressionado contra a parede. Há, por exemplo, rodas, lagartas e patas com diferentes mecanismos para empurrar esses elementos e ajudar a manter sua capacidade de tração. Alguns desses robôs estão apresentados em 2.2.2, 2.2.3 e 2.2.5.

Contudo, há robôs que utilizam exclusivamente esse sistema para seu deslocamento como, por exemplo, o sistema MFL (KIM, 2013). Esse sistema utiliza patas telescópicas magnéticas que se prendem à parede, possibilitando redução de até 64% no diâmetro (Figura 12).

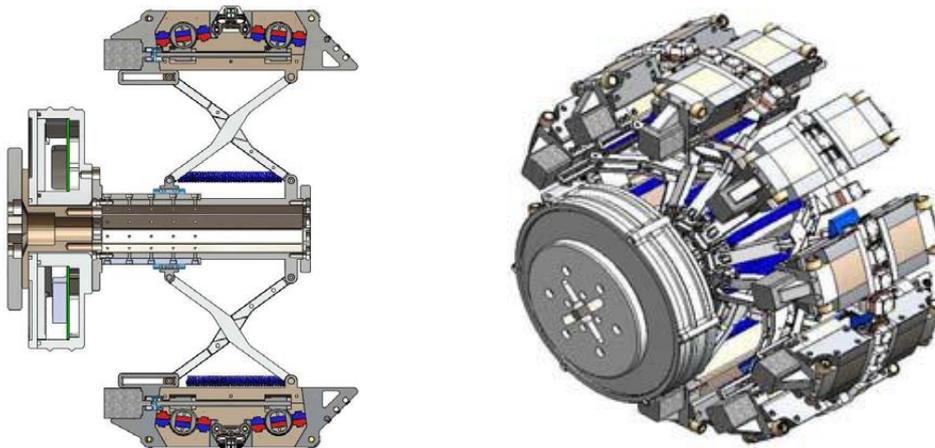


Figura 12 - Sistema MFL (KIM, 2013).

No projeto do sistema de pressão contra a parede, há diferentes abordagens possíveis. A mais comum é a utilização de mecanismos de quatro barras associados a uma mola ou atuador (CHEN, 2010). Tais mecanismos apresentam bom desempenho, bem como ligeiras variações em torno deles.

2.2.5. Patas

Uma alternativa proposta para movimentação no interior de dutos é a utilização de patas. Essa técnica apresenta flexibilidade para atuar em diferentes diâmetros, para realizar curvas com raio pequeno e passar por ramificações em “T” e em “Y”.

Em um desses trabalhos, foram avaliadas diferentes configurações, com 4, 6 e 8 patas, em tubulações 2-D (NEUBAUER, 1993). Nele, foi simulado o deslocamento de robôs com pata em diferentes tubulações, com curvas de pequeno e de grande raio de curvatura, obstáculos, irregularidades na tubulação e ramificações. Também foi mostrado que uma arquitetura de controle hierárquica com uma unidade de controle dedicada para cada pata apresentou bons resultados, com comportamento reflexo e capacidade de controlar grande número de graus de liberdade de forma robusta e segura.

Uma alternativa que foi investigada para locomoção em tubulações de 10 mm a 15 mm de diâmetro é a utilização atuadores helicoidais baseados em memória de forma (VIRGALA, 2013). Esses atuadores estendem significativamente ao serem aquecidos e contraem ao serem resfriados. Para evitar o retorno são utilizadas patas inclinadas (Figura 13). Essa abordagem foi testada e o deslocamento foi alcançado. Contudo, foram observadas algumas

dificuldades, como a elevada potência, 8 W para deslocamentos de 8 mm; o tempo necessário para aquecer e resfriar e a baixa velocidade resultante, em torno de 2 mm/s.

A utilização de patas inclinadas pressionadas contra a parede é recorrente e já foi utilizada, por exemplo, no robô G.I.R.I.N.O., em associação a um atuador hidráulico movimentando-se alternadamente para frente e para trás (REIS, 2000). Esse mecanismo foi proposto ainda para locomoção em tubulações e em áreas de terremoto (WANG, 2002).

Uma variação utiliza um sistema similar com mais conjuntos de atuadores lineares (KELEMENOVÁ, 2012). Esses atuadores adicionais regulam a força normal que as patas exercem. Tal sistema tem como foco a utilização de robôs para inspeção de tubulações sujas com diâmetro inferior a 12 mm.

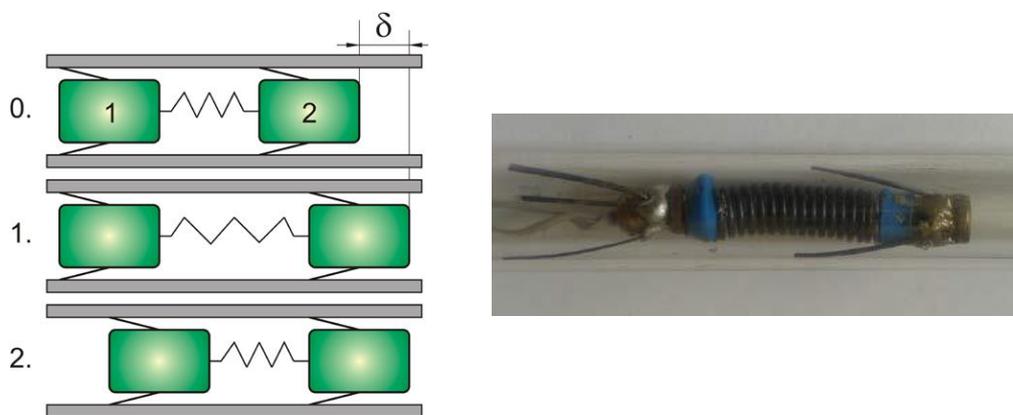


Figura 13 - Robô com atuador com memória de forma (VIRGALA, 2013).

Outra proposta é a utilização de uma massa oscilante vibrando a partir de um campo eletromagnético alternado, ao invés de um atuador linear ou térmico, (IZUMIKAWA, 2012).

2.2.6. Minhoca

Robôs tipo minhoca utilizam uma região para se prender à parede enquanto movem outra região (TANAKA, 2014). Esse movimento terá ondas de contração que se propagam da cabeça para a cauda (IKEUCHI, 2012). Um exemplo é o robô peristáltico para inspeção de linhas de gás, já mencionado anteriormente (KISHI, 2013). Esse robô possui músculos artificiais pressurizados com ar que se expandem, unindo o robô à parede (Figura 14). Os músculos artificiais devem possuir resistência e boa aderência à tubulação. Para tal, uma possibilidade é utilizar uma camada de fibra de carbono envolvida por duas camadas de borracha (HARIGAYA, 2013).

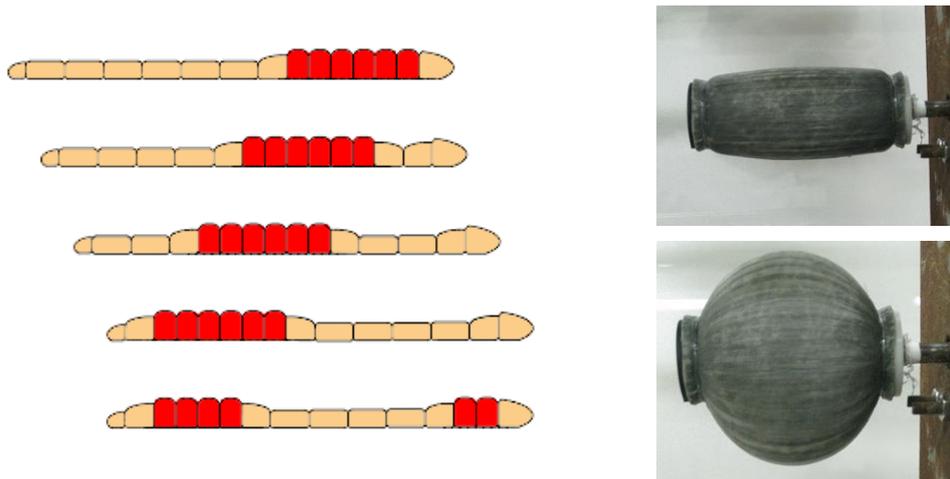


Figura 14 - Movimentos peristálticos e atuador (KISHI; IKEUCHI; NAKAMURA, 2013).

Os músculos podem ser ativados individualmente ou, se for necessário trabalhar com apenas uma linha pneumática, pode-se utilizar um corpo extensível e uma geometria em formato de H (LIM, 2008). Nesse caso, durante a pressurização, a parte de trás expande; a seguir, o corpo expande e a parte da frente expande. Na despressurização, a parte de trás retrai; a seguir, o corpo retrai e a parte da frente retrai. O movimento, então, se repete.

Outro exemplo desse tipo de robô utiliza dois conjuntos de atuadores (JEON, 2011). Enquanto um deles se prende à parede, o outro é deslocado axialmente ou lateralmente. Após o deslocamento, o processo se inverte e a pata que acabou de se mover se prende à parede, enquanto a outra pata é relaxada e deslocada (Figura 15a). Alternativamente, podem ser utilizados mecanismos de auto-travamento no lugar de atuadores (Figura 15b). Tais mecanismos aumentam a capacidade de tração desse tipo de robô (QIAO, 2013). Uma terceira possibilidade é a utilização de materiais com memória de forma para se prender à parede, com consequente redução de peso e volume ocupado (YU-XIA, 2009).

Uma forma de facilitar o deslocamento em trechos curvos e até mesmo direcionar o robô em ramificações é a utilização de um prolongamento flexível similar a um nariz de tamanduá (YANHENG, 2010). Esse prolongamento é responsável por direcionar o robô na direção desejada.

Devido a suas vantagens, o movimento tipo minhoca pode ser combinado com outros. Em alguns casos, o robô desenvolvido é capaz de realizar movimentos tipo minhoca ou tipo cobra, dependendo da situação (BRUNETE, 2012). Em outros, possui um movimento predominante e assume um movimento tipo cobra para melhorar sua capacidade de tração (QINGYOU, 2013).

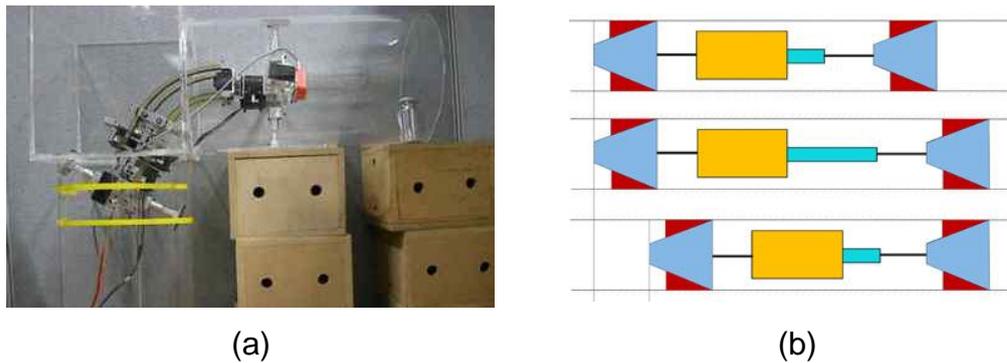


Figura 15 - (a) Deslocamento em uma ramificação (JEON, 2011) (b) tração com cones (QIAO, 2013).

2.2.7. Helicoidal

A utilização de robôs com movimento helicoidal vem sendo utilizada para movimentação de robôs em tubulações há algum tempo, por exemplo, para inspeção de linhas de petróleo e gás (LI, 2007). Na configuração mais usual eles possuem um conjunto de rodas alinhadas com o eixo do tubo e outro conjunto de rodas inclinado (LI, 2007). Essas rodas podem ser pressionadas contra a tubulação, por exemplo, por molas (Figura 16a). Isso permite maior aderência e variações de diâmetro (YABE, 2012).

Eventualmente, pode ser utilizado algum tipo de articulação entre os conjuntos de roda para melhorar sua movimentação em curvas ou para permitir o deslocamento em ramificações (KAKOGAWA, 2013). Alternativamente, podem ser construídos módulos trativos constituídos de um conjunto de rodas retas e outro de rodas inclinadas. Esses conjuntos podem ser unidos através de articulações com servo-motores (YABE, 2012).

Outra proposta é a utilização de molas cônicas (QINGYOU, 2013). Essas molas têm como característica rigidez crescente com a deformação. Apresentam como vantagem uma melhor capacidade de transpor curvas, especialmente aquelas mais fechadas. Além disso, se for necessário aumentar a capacidade de tração do robô, a velocidade de cada segmento pode ser variada para gerar um movimento tipo minhoca (Figura 16b).

Algumas pequenas modificações podem ser feitas para aumentar a capacidade de tração dos robôs. Uma delas é a inclusão de uma correia passando pelas rodas com o intuito de aumentar o coeficiente de atrito entre as rodas e o tubo (TAO, 2013).

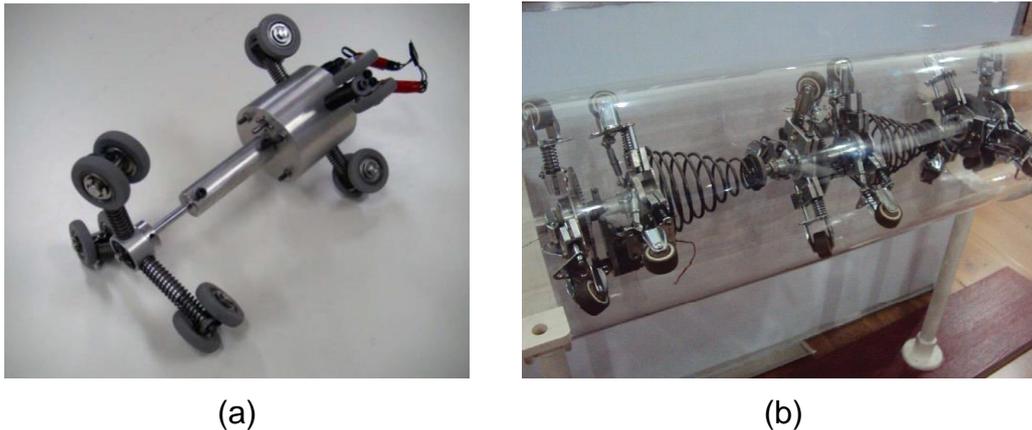


Figura 16 - (a) Robô com mecanismo helicoidal (KAKOGAWA, 2013) e (b) uso de molas cônicas (QINGYOU, 2013).

O movimento helicoidal, ou em parafuso, pode ser descrito para tubos retos a partir das equações de um helicóide (KAKOGAWA, 2010). Esse movimento pode ser utilizado também de forma complementar em robôs tipo cobra (BABA, 2010) ou em robôs com rodas (LEE, 2012). No primeiro caso, permite um movimento mais suave, contínuo e eficiente no interior da tubulação. No segundo, possibilita mudanças na orientação do robô.

2.2.8. Cobra

As configurações de robô tipo cobra foram propostas inicialmente para configurações variadas de movimento, tanto em superfícies planas quanto na água. Esses movimentos podem ser coordenados, por exemplo, por um gerador de padrões de movimento e aplicados de acordo com a forma de deslocamento desejada (WU, 2010).

Contudo, posteriormente surgiram trabalhos buscando aplicá-la no interior de tubulações. Uma delas é o robô tipo cobra da universidade de Okayama (BABA, 2010). Esse robô foi utilizado originalmente para estudos tentando imitar o movimento de cobras. Um desdobramento desse estudo foi a programação desses robôs para a realização de movimentos helicoidais no interior de tubulações (Figura 17a).

Outra forma de movimentação dos robôs tipo cobra é a pressão alternada contra as paredes da tubulação (MANEERWARN, 2009). O deslocamento nesse caso ocorre de forma ondulatória, seja através de ondas similares a senóides, ondas trapezoidais ou ondas triangulares (Figura 17b).

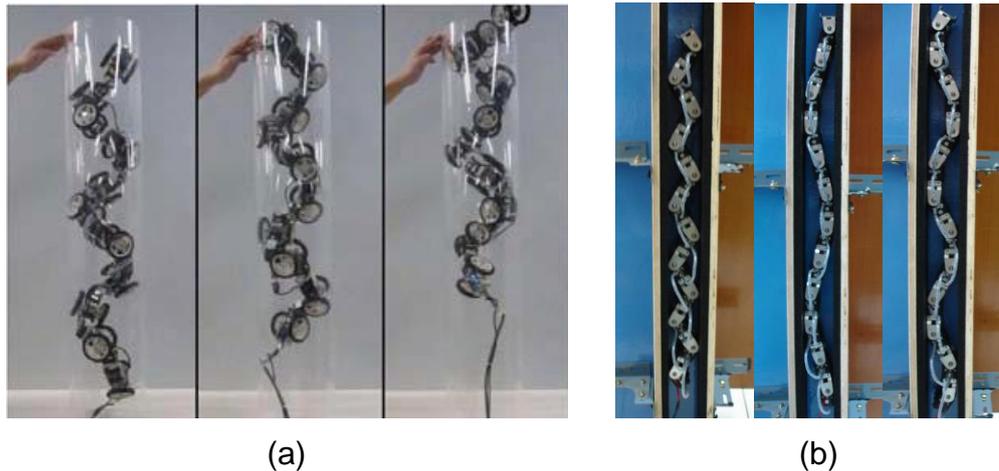


Figura 17 - Robô tipo cobra (a) subindo em um duto com movimento helicoidal e (b) com movimento senoidal.

Outro robô que utiliza apoio alternado nas paredes é o KAEROT-snake IV (SHIN, 2010). Nesse robô o conjunto de patas superior realiza o travamento enquanto a parte inferior é erguida através do movimento da parte central. Então, a parte inferior realiza o travamento e a parte superior passa a ser erguida a partir do movimento da parte central.

O MICROTUB é um microrobô semi-autônomo para inspeção e manutenção de tubulações (BRUNETE, 2012). Ele possui três estratégias possíveis de deslocamento: movimento senoidal vertical e horizontal; movimento tipo cobra e movimento de impulsão para frente. Nele, são utilizados diversos módulos conectados a um barramento I2C. Possui controle semi-distribuído, com um planejador central de controle baseado em comportamento, que toma as decisões para o robô como um todo. Dentro de cada módulo, há um controlador baseado em comportamento capaz de reagir em tempo real a eventos inesperados.

2.2.9. Sistemas de deslocamento no exterior de dutos

Em algumas situações, é necessária a utilização de robôs no exterior das tubulações. Uma alternativa para tal é a utilização de robôs escaladores, como o 3D-Climber (TAVAKOLI, 2011), que aproveita as tubulações existentes e utiliza o conceito de robô escalador para superar obstáculos como curvas a 90° e junções em T (Figura 18). Nesse projeto, foram realizadas simulações, foi construída uma pista de teste e uma implementação do conceito para validação.

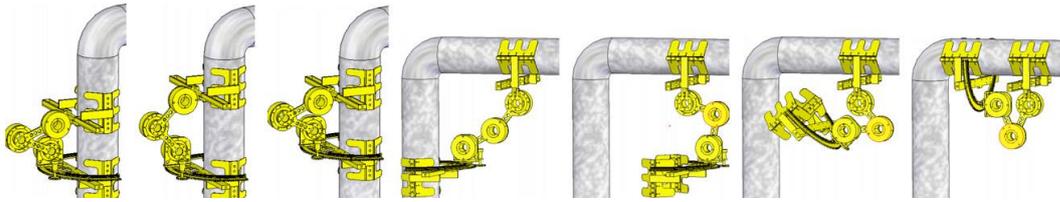


Figura 18 - Simulações de movimento do robô escalador.

A locomoção no exterior de tubos metálicos pode ser feita também pela utilização de rodas magnéticas (YUKAWA, 2006). Essas rodas são conformadas para melhor aderência com o tubo. Além disso, são revestidas com borracha para aumentar o coeficiente de atrito.

Outro exemplo é o robô DORIS, apresentado anteriormente, que se desloca sobre um tubo para inspeção de instalações do FPSO (CARVALHO, 2013). Esse robô utiliza rodas pressionadas contra a parede externa e acionadas por um motor elétrico (Figura 6).

A análise desses robôs serviu como base para seleção da configuração helicoidal para o robô de intervenção, com as rodas pressionadas contra a parede. Essa configuração foi escolhida com base em sua simplicidade e robustez, já que utiliza apenas um motor. Também apresenta elevada eficiência, o que é importante por se tratar de um robô autônomo. Esse estudo também auxiliou na determinação da utilização de uma câmara atmosférica para abrigar as baterias e os componentes eletrônicos.

Contudo, nenhum dos sistemas analisados apresentou um sistema de posicionamento autônomo compatível com o ambiente encontrado no poço. Para fazer frente a esse problema, foram estudadas técnicas de Robótica Probabilística e possíveis sensores para essa situação.

3 Robótica Probabilística

O projeto de um robô possui grande número de incertezas, geralmente associadas a cinco fatores (THRUN, 2006). O primeiro deles é o ambiente, inerentemente dinâmico e imprevisível. O segundo são os sensores, que possuem limitações em seu alcance e resolução, além de estarem sujeitos a ruídos que limitam a informação que pode ser extraída deles. O terceiro são os atuadores, sujeitos a ruídos e desgaste. O quarto é a limitação dos modelos físicos. O quinto e último é a capacidade computacional, pois, por serem sistemas em tempo real, têm que ter algoritmos suficientemente simples para conseguir resposta em tempo compatível.

Tradicionalmente, essas incertezas não são consideradas em robótica. Contudo, conforme as aplicações têm avançado para cenários menos previsíveis, o tratamento de incertezas se torna cada vez mais necessário.

O termo Robótica Probabilística se refere ao conjunto de técnicas que representam explicitamente as incertezas, utilizando cálculos de probabilidade. Em outras palavras, ao invés de considerar uma única hipótese mais provável, os algoritmos probabilísticos representam a informação através de distribuições de probabilidade ao longo de um conjunto de possíveis hipóteses.

Nessa linha, diversos algoritmos podem ser utilizados. Na presente dissertação, foram avaliados os Filtros Bayesianos e derivações dele, através de Filtros Gaussianos e de Filtros Não-Paramétricos. Mais especificamente, foram avaliados o Filtro de Kalman, o MHT, o Filtro por Histograma e o Filtro de Partículas. Todos esses filtros estão apresentados aqui em sua forma mais geral. Em 4.4, eles serão aplicados ao sistema de posicionamento no interior de poços e ilustrados.

Além deles, o presente capítulo apresenta ainda os sensores utilizados atualmente para posicionamento no interior de tubulações e no interior de poços de petróleo. Dois desses sensores, juntamente com as técnicas de Robótica

Probabilística, são a base para o desenvolvimento do sistema de posicionamento do robô. São eles o *encoder* e o localizador de luvas, ou CCL.

3.1. Filtros Bayesianos

Filtros Bayesianos são baseados na Regra de Bayes, que relaciona probabilidades condicionais do tipo $p(x|y)$ a $p(y|x)$, quando $p(y) \neq 0$. Tem-se, respectivamente, para o caso discreto e para o caso contínuo:

$$p(x|y) = \frac{p(y|x) p(x)}{p(y)} = \frac{p(y|x) p(x)}{\sum_{x'} p(y|x') p(x')} \quad (1)$$

$$p(x|y) = \frac{p(y|x) p(x)}{p(y)} = \frac{p(y|x) p(x)}{\int p(y|x') p(x') dx'} \quad (2)$$

onde $p(x|y)$ é a probabilidade de ocorrência do evento x dado que ocorreu o evento y , $p(y|x)$ é a probabilidade de ocorrência do evento y , dado que ocorreu o evento x , $p(x)$ é a probabilidade de ocorrência do evento x e $p(y)$ é a probabilidade de ocorrência do evento y .

Uma observação importante é que o denominador da regra de Bayes, $p(y)$, independe de x . Dessa forma, o fator $p(y)^{-1}$ é usualmente escrito como uma variável de normalização η :

$$p(x|y) = \eta p(y|x) p(x) \quad (3)$$

A aplicação dos Filtros Bayesianos em robótica dá origem ao algoritmo apresentado na Figura 19, onde $bel(x_t)$ corresponde à percepção (*belief*) de que o robô deve estar em um determinado estado x_t em um momento t . O estado x_t é um conjunto de aspectos do robô e de seu ambiente que podem impactá-lo no futuro. Essas distribuições de percepção representam a probabilidade de o robô estar em determinado local, dado o seu conhecimento interno em relação ao ambiente.

Além disso, u_t representa as atuações do sistema de controle, z_t são as leituras dos sensores e η é um fator de normalização. Para cada ponto, tomando como base a percepção anterior $bel(x_{t-1})$ e os comandos enviados aos atuadores u_t , obtém-se uma primeira estimativa para a nova percepção $\overline{bel}(x_t)$.

Após isso, baseado na nova estimativa $\overline{bel}(x_t)$ e nas medidas z_t , a percepção é atualizada, levando a uma nova estimativa corrigida $bel(x_t)$.

A utilização de um Filtro Bayesiano sem considerações adicionais é impraticável, já que iria requerer grande capacidade computacional e de memória. Desse modo, considerações e simplificações são usualmente feitas para tornar o problema tratável, como apresentado nas seções a seguir.

```

1: Algoritmo Filtro_de_Bayes ( $bel(x_{t-1}), u_t, z_t$ )
2:   Para todo  $x_t$  faça
3:      $\overline{bel}(x_t) = \int p(x_t|u_t, x_{t-1}) bel(x_{t-1}) dx$ 
4:      $bel(x_t) = \eta p(z_t|x_t) \overline{bel}(x_t)$ 
5:   Fim para
6:   Retorna  $bel(x_t)$ 

```

Figura 19 - Algoritmo do Filtro de Bayes.

3.2. Filtros Gaussianos

Filtros Gaussianos compartilham a ideia básica de que as percepções de posição são representadas por distribuições normais multivariadas. Sua distribuição de probabilidade em relação ao vetor de estados x possui a seguinte forma (THRUN; BURGARD; FOX, 2006):

$$p(x) = \det(2\pi\Sigma)^{-\frac{1}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(x - \mu)^T \Sigma^{-1}(x - \mu)\right\} \quad (4)$$

onde x é o vetor de estados, μ é o vetor de médias e Σ é a matriz de covariância. O vetor de estados μ possui a mesma dimensão do estado x . A matriz de covariância é uma matriz quadrada, simétrica e positiva semidefinida. Sua dimensão corresponde à de uma matriz com lado correspondendo à dimensão de x .

3.2.1. Filtro de Kalman

Uma implementação comum dos filtros Gaussianos é o Filtro de Kalman. Esse é muito utilizado para rastreamento, isto é, para seguir um veículo com posição inicial conhecida (JAULIN, 2015). Ele é utilizado para controle de aviões e veículos espaciais, assim como para navios de posicionamento dinâmico. Seu algoritmo está apresentado na Figura 20.

Ele consiste inicialmente em um passo de estimação, correspondente às linhas 2 e 3. Nesse passo de estimação, parte-se do estado anterior, x_{t-1} , e dos comandos enviados ao controlador, u_t , para gerar uma estimativa do novo estado, \bar{x}_t . Ainda, parte-se da matriz de covariância anterior, P_{t-1} para estimar a nova matriz de covariância, \bar{P}_t . A seguir, as medidas z_t dos sensores são utilizadas para corrigir as estimativas de posição e da matriz de covariância. Isso corresponde às linhas 4, 5 e 6. Inicialmente, é calculado o ganho ótimo de Kalman, K_t . A seguir, são geradas as novas estimativas de posição, x_t , e de covariância, P_t .

1:	Algoritmo Filtro de Kalman ($\mu_{t-1}, P_{t-1}, u_t, z_t$)
2:	$\bar{x}_t = F_t x_{t-1} + B_t u_t$
3:	$\bar{P}_t = F_t P_{t-1} F_t^T + Q_t$
4:	$K_t = P_t H_t^T (H_t P_t H_t^T + R_t)^{-1}$
5:	$x_t = \bar{x}_t + K_t (z_t - H_t \bar{x}_t)$
6:	$P_t = (I - K_t H_t) \bar{P}_t$
7:	retorna x_t, P_t

Figura 20 - Algoritmo com o Filtro de Kalman.

Apesar de seu amplo uso, o Filtro de Kalman e os Filtros Gaussianos de modo geral apresentam algumas limitações, particularmente ao lidar com múltiplas hipóteses. Em sua utilização, assume-se uma distribuição unimodal, ou seja, uma distribuição com um único máximo. Essa premissa é aceitável para muitos problemas em robótica, nos quais as posições estimadas se localizam em torno de determinado valor, com pequena incerteza. Contudo, não apresenta desempenho satisfatório em problemas nos quais há muitas hipóteses distintas, cada uma delas com seu próprio máximo local.

Isso é um problema para o sistema de localização proposto, já que as luvas não são elementos únicos. Em outras palavras, quando o robô detecta uma luva, ele não sabe *a priori* qual luva ele detectou ou mesmo se não se trata de um falso positivo. Desse modo, não é esperado que o Filtro de Kalman apresente bom desempenho.

Há outras implementações similares de Filtros Gaussianos puros, tais como os Filtros de Kalman Extendidos (*Extended Kalman Filters – EKF*), os Filtros de Informação (*Information Filters – IF*), o Filtro de Kalman Unscented (*Unscented Kalman Filter – UKF*) e o ajuste de momentos (*moments matching*), mas que também não permitem o seguimento de mais de uma hipótese em sua

forma usual. Foi buscada, então, uma abordagem alternativa, dentro dos Filtros Gaussianos.

3.2.2. Seguimento Multi-Hipótese (MHT)

A fim de utilizar um Filtro Gaussiano-derivado, capaz de seguir mais de uma hipótese, foi tomado o algoritmo de Seguimento Multi-Hipótese (*Multi-Hypothesis Tracking - MHT*). Esse algoritmo representa as estimativas posteriores como uma soma ponderada de Gaussianas:

$$p(x) = \frac{1}{\sum_l \psi_{t,l}} \sum_l \psi_{t,l} \det(2\pi\Sigma_{t,l})^{-\frac{1}{2}} \cdot \exp\left\{-\frac{1}{2}(x_t - \mu_{t,l})^T \Sigma_{t,l}^{-1}(x_t - \mu_{t,l})\right\} \quad (5)$$

onde l é o índice de cada componente na composição da distribuição. Cada componente é uma gaussiana com média $\mu_{t,l}$ e covariância $\Sigma_{t,l}$. O escalar $\psi_{t,l}$ é o peso do componente correspondente na composição. Como a distribuição é normalizada através de $\sum_l \psi_{t,l}$, cada $\psi_{t,l}$ é um peso relativo e a contribuição do l -ésimo componente depende da magnitude dos demais.

A diferença em relação ao Filtro de Kalman é que, ao invés de seguir apenas um ponto, o Seguimento Multi-Hipótese (Multi-Hypothesis Tracking - MHT) permite seguir mais pontos, cada um com índice l e um peso $\psi_{t,l}$ associado. Um limite pode ser imposto a fim de evitar a necessidade de seguir grande quantidade de pontos. Esse processo se chama poda e elimina aqueles componentes cujo peso relativo $\psi_{t,l}/\sum_m \psi_{t,m}$ é inferior a determinado valor ψ_{\min} . Desse modo, o número de hipóteses sendo seguidas será sempre inferior a ψ_{\min}^{-1} . Além disso, componentes próximos, ou seja, componentes com distância inferior a determinada distância de referência Δx_{ref} podem ser fundidos.

O MHT consegue contornar muitas das limitações do Filtro de Kalman e de outros Filtros Gaussianos. A partir do momento em que permite o seguimento de diferentes hipóteses, torna possível avaliar a proximidade de diferentes luvas. Contudo, mesmo esse método ainda apresenta limitações e pode falhar do mesmo modo que os demais Filtros Gaussianos, caso a distribuição correta não esteja representada por nenhuma das hipóteses. De fato, o MHT também apresenta desempenho insatisfatório. Por esse motivo, são analisadas outras opções.

3.3. Filtros Não Paramétricos

Uma alternativa às técnicas Gaussianas é a utilização de Filtros Não Paramétricos. Tais filtros não assumem uma distribuição para os novos estados. Ao invés disso, aproximam esses novos estados a partir de um número finito de valores. Cada um deles corresponderá, de forma aproximada, a uma região do espaço de estados.

Há diversas implementações possíveis para esse tipo de filtro. Algumas delas utilizam uma decomposição do espaço de estados. Outras aproximam o espaço de estados por amostras aleatórias obtidas a partir da distribuição posterior. Duas técnicas foram implementadas: o Filtro por Histograma (*Histogram Filter*), do primeiro tipo, e o Filtro de Partículas (*Particle Filter*), do segundo. Em qualquer um dos casos, a qualidade da aproximação depende do número de parâmetros utilizado para representar a distribuição.

3.3.1. Filtros por Histograma

Os Filtros por Histograma são uma aplicação do Filtro Discreto de Bayes ao espaço de estados contínuos, como uma aproximação. O algoritmo geral do Filtro Discreto de Bayes está apresentado na Figura 21. Ele também é conhecido como Modelo Oculto de Markov (*Hidden Markov Model – HDD*). Ele se assemelha ao Filtro de Bayes, porém com as integrais substituídas por somatórios finitos. De fato, o Filtro Discreto de Bayes é aplicado a problemas com um número finito de espaços de estado, com as variáveis x_i e x_k correspondendo a cada um deles. Nesse caso, a percepção em um instante t corresponde a associar uma probabilidade $p_{k,t}$ a cada estado x_t .

Desse modo, as entradas do algoritmo são uma distribuição discreta de probabilidade $\{p_{k,t}\}$, juntamente com os comandos mais recentes dos atuadores u_t e com as medidas realizadas z_t . A linha 3 realiza a previsão do novo estado $\{\bar{p}_{k,t}\}$ com base no estado anterior $\{p_{k,t-1}\}$ e nas atuações do sistema de controle u_t . Essa previsão é, então, atualizada na linha 4, a fim de incorporar as informações da medida z_t realizada.

Nesse trabalho, há particular interesse na aplicação do Filtro Discreto de Bayes como uma ferramenta aproximada para espaços de estado contínuos. Tais filtros são denominados Filtros por Histograma. Na implementação desses filtros, podem ser utilizadas células multidimensionais, nas quais cada $x_{k,t}$ é uma

célula. A escolha com menores dimensões melhora a precisão da aproximação, mas com maior custo computacional. Ao contrário, a utilização de células com maiores dimensões reduz o custo computacional, mas com maiores erros de aproximação.

1:	Algoritmo Filtro_Discreto_de_Bayes ($\{p_{k,t-1}\}, u_t, z_t$)
2:	Para todo k faça
3:	$\bar{p}_{k,t} = \sum_i p(X_t = x_k u_t, X_{t-1} = x_i) p_{i,t-1}$
4:	$p_{k,t} = \eta \cdot p(z_t X_t = x_t) \cdot \bar{p}_{k,t}$
5:	Fim para
6:	retorne $\{p_{k,t}\}$

Figura 21 - Algoritmo com o Filtro Discreto de Bayes.

3.3.2. Filtro de Partículas

Uma implementação alternativa do Filtro de Bayes é o Filtro de Partículas. A ideia básica do Filtro de Partículas é representar a nova distribuição $bel(x_t)$, do Filtro de Bayes, por um conjunto de amostras aleatórias χ_t dentro dessa distribuição. A distribuição gerada com essas partículas também é aproximada, mas é não paramétrica, de modo que consegue representar um espaço muito mais amplo de distribuições do que, por exemplo, os Filtros Gaussianos. Outra vantagem da representação baseada em amostras é sua habilidade de representar transformações não lineares.

O Algoritmo do Filtro de Partículas está apresentado na Figura 22. Nele, as amostras de uma distribuição são denominadas *partículas* e são escritas como $\chi_t = x_t^{[1]}, x_t^{[2]}, \dots, x_t^{[M]}$. Cada partícula $x_t^{[m]}$, com $1 \leq m \leq M$, corresponde a uma posição na qual o robô pode se encontrar no instante t . O valor M corresponde ao número de partículas no conjunto χ_t , normalmente um número grande, como, por exemplo, $M = 1000$. Quanto maior o número de partículas, melhor a representação da distribuição real.

A probabilidade de cada partícula ser incluída no conjunto é proporcional à nova distribuição $bel(x_t)$. Em outras palavras, $x_t^{[m]} \sim p(x_t | z_{1:t}, u_{1:t})$. Como consequência, quanto maior o número de partículas em determinada região do espaço, maior a probabilidade de que o estado real esteja naquela região. Para um número infinito de partículas, a distribuição assume uma forma ligeiramente diferente. Contudo, essa diferença é desprezível, desde que o número de partículas seja suficientemente grande, como $M \geq 100$.

O Algoritmo recebe como entradas o conjunto de partículas χ_{t-1} , juntamente com a atuação mais recentes u_t e a medida mais recente z_t . É gerado, nas linhas 4 a 6, um conjunto de partículas $\bar{\chi}_t$. Cada nova partícula $x_t^{[m]}$ é gerada aleatoriamente com base na partícula anterior $x_{t-1}^{[m]}$ e na atuação u_t . Essa geração é feita a partir da distribuição de transição de estado $p(x_t|u_t, x_{t-1}^{[m]})$. Para cada partícula gerada, um componente de ponderação $w_t^{[m]}$ é calculado, baseado na leitura dos sensores z_t . Esse peso representa a probabilidade de que o robô esteja nessa posição, dada a leitura z_t . Após a atribuição dos pesos, é realizada a reamostragem nas linhas 8 a 11, um dos passos mais importantes do Filtro de Partículas. Neles, um novo conjunto χ_t com M partículas é gerado. Essa geração é feita de forma aleatória, com probabilidade proporcional aos pesos $w_t^{[m]}$ e com repetição. Antes da reamostragem, as partículas possuíam distribuição de acordo com $\overline{bel}(x_t)$. Após a reamostragem, passam a ter distribuição de acordo com $bel(x_t) = \eta p(z_t|x_t^{[m]})\overline{bel}(x_t)$. De fato, o conjunto gerado irá ter diversas duplicadas, já que as amostras foram geradas com repetição. Mas, mais importante que isso, é o fato de que as partículas com menor peso não estarão incluídas em χ_t .

```

1: Algoritmo Filtro_De_Partículas ( $\chi_{t-1}, u_t, z_t$ )
2:    $\bar{\chi}_t = \chi_t = \emptyset$ 
3:   Para  $m = 1$  a  $M$  faça
4:     amostre  $x_t^{[m]} \sim p(x_t|u_t, x_{t-1}^{[m]})$ 
5:      $w_t^{[m]} = p(z_t|x_t^{[m]})$ 
6:      $\bar{\chi}_t = \bar{\chi}_t + \langle x_t^{[m]}, w_t^{[m]} \rangle$ 
7:   Fim para
8:   Para  $m = 1$  a  $M$  faça
9:     escreva  $i$  com probabilidade  $\propto w_t^{[i]}$ 
10:    adicione  $x_t^{[i]}$  a  $\chi_t$ 
11:  Fim para
12:  retorne  $\chi_t$ 

```

Figura 22 - Algoritmo do Filtro de Partículas

Um aspecto importante em relação ao Filtro de Partículas é que, por utilizar amostras aleatórias no passo de estimação, a média e variância irão mudar em relação à distribuição original. Assim, para amostras pequenas, $M < 100$, a distribuição pode variar de forma significativa. Outro ponto importante é que a realização de reamostragens sucessivas pode reduzir a diversidade da

população, o que se manifesta como um erro de aproximação ou como um viés da amostra. Uma estratégia para contornar isso é controlar a taxa de reamostragem. Outro ponto de atenção é que, mesmo com um número grande de partículas, pode acontecer de não haver partículas próximas ao estado correto. Isso também costuma estar associado a um número pequeno de amostras.

Esses algoritmos de robótica probabilística são aplicados a um conjunto de sensores para o posicionamento do robô. Para melhor compreensão, a próxima seção fala um pouco sobre os sensores utilizados para posicionamento em tubulações e no interior de poços. Fala ainda sobre os sensores magnéticos que serão utilizados no presente trabalho.

3.4. Sistemas de posicionamento de robôs no interior de dutos

Há algumas técnicas para posicionamento de robôs no interior de tubulações e de poços de petróleo. O posicionamento a cabo ou utilizando outros tipos de elemento rígido é uma das formas mais comuns, tanto em poços quanto em tubulações. Nela, o robô está preso a um cabo e a posição é estimada a partir do número de voltas dado pelo tambor, com eventuais correções referentes ao alongamento do cabo. O posicionamento do robô G.I.R.I.N.O. (REIS, 2000), em sua versão original é realizado essencialmente dessa forma. Outros robôs similares também são posicionados assim (QI, 2010).

Em robôs que operam a pequena profundidade, pode-se utilizar telemetria. Um exemplo é o sistema sem fio de rastreamento e posicionamento de robôs em tubulação, que utiliza ondas eletromagnéticas de frequência extremamente baixa (QI, 2010). Ele é constituído de um emissor posicionado no robô e um conjunto de sensores, que recebem o sinal (QI, 2009).

Outro exemplo é a utilização de ondas eletromagnéticas de alta frequência (WU, 2009). Tais ondas têm como vantagem uma maior taxa de transmissão. Podem ser utilizadas em tubulações, tanto metálicas quanto cerâmicas, com comprimento de até 300 m. Outras formas de transmissão sem fio no interior de tubos já foram tentadas, como raios X e Co-60, mas que não foram muito utilizadas devido aos riscos inerentes (QI, 2010).

A localização utilizando imagens tem sido alvo de diversos trabalhos. Em um deles é utilizado um conjunto de LED para iluminar a tubulação e uma câmera capturando imagens (LEE, 2009). Isso é enviado a um algoritmo para

identificação do tipo de junção encontrado, seja ela uma curva ou uma ramificação. Essas junções são utilizadas como referência para o posicionamento.

Contudo, como mencionado anteriormente, nenhuma dessas técnicas isoladamente permite o correto posicionamento de robôs autônomos no interior de poços.

Em geologia de petróleo, uma forma utilizada para posicionamento é a leitura de radiação gama. Os raios gama são radiação eletromagnética cujos fótons possuem energia entre 0,1 e 100 MeV. Sua detecção era realizada originalmente através de um tubo de Geiger-Müller, da mesma forma que no contador Geiger. Recentemente, os detectores têm utilizado a cintilação de cristais em estado sólido. Quando a radiação gama atinge o cristal, é eventualmente absorvida e emite um pulso de luz. Essa luz é identificada por um fotomultiplicador ligado ao cristal.

Diversos elementos presentes nas rochas emitem radiação, tais como isótopos do urânio, tório, potássio, rádio e radônio. Essa radioatividade emitida pode ser utilizada para ajudar na identificação das litologias. Embora não haja uma correlação fundamental entre os diferentes tipos de rocha e a intensidade medida dos raios gama, existe uma forte correlação entre a quantidade de isótopos e a mineralogia (SPE INTERNATIONAL, 2015).

No entanto, tais sensores também não podem ser utilizados de forma prática para o posicionamento do robô, uma vez que exigiriam a presença de um mapa de radiação gama para todo o poço. Esses dados normalmente só estão disponíveis para uma pequena parte do poço.

Em engenharia de poço, mais especificamente em completação e *workover*, é comum ainda a utilização de sensores magnéticos para a correlação de profundidade entre diferentes sensores. Esses sensores são denominados Localizadores de Luva, *Casing Collar Locators*, ou *CCL* (SPE INTERNATIONAL, 2014). Normalmente, sua leitura é combinada ao *Gamma Ray*, para permitir a correlação entre uma corrida a poço aberto e a poço revestido e, portanto, de outras unidades ou zonas do reservatório. Isso é essencial para as operações subsequentes em fundo de poço, tais como o canhoneio. Como é utilizado no controle primário de profundidade, o CCL é corrido em praticamente todos os poços.

A ferramenta é constituída de uma bobina com magneto, juntamente com um amplificador de fundo de poço. O arranjo mais sensível é composto de dois pólos magnéticos posicionados de cada lado de uma bobina central com pólos opostos (Figura 24). As linhas magnéticas de fluxo são distorcidas quando a ferramenta passa em uma posição na qual o revestimento é mais espesso; ou seja, nas conexões (Figura 23). Essa distorção leva a uma mudança do campo magnético próximo à bobina, dentro da qual é induzida corrente. O sinal é amplificado e registrado na superfície na forma de um pico de tensão.



Figura 23 - Juntas de revestimento unidas pelo conector: (a) esquemático e (b) foto.

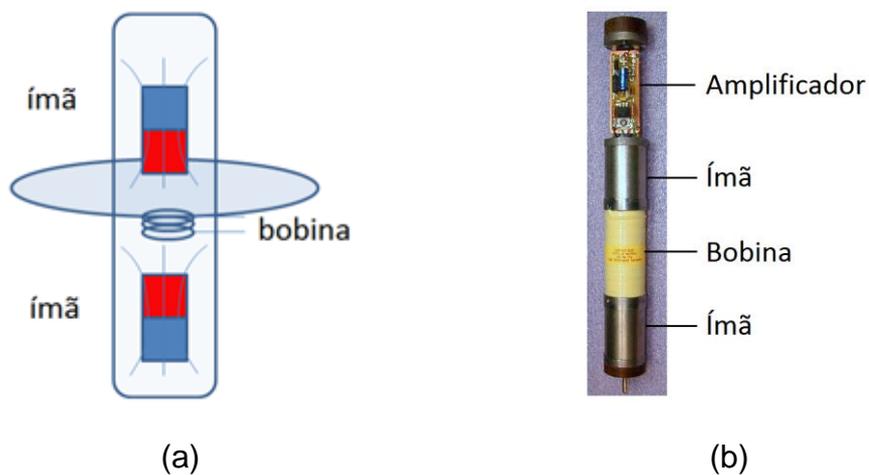


Figura 24 - CCL com dois ímãs e uma bobina: (a) esquemático e (b) foto.

Os robôs analisados, bem como os filtros e o sensor CCL, são aplicados no próximo capítulo para modelagem de cada um dos sistemas e para a concepção dos algoritmos de posicionamento do robô no interior do poço.

4 Projeto, Modelagem e Localização do Robô de Intervenção

O robô de intervenção é composto pelos seguintes sistemas: deslocamento, armazenamento de energia, estrutural, sensoriamento e controle e ferramentas. O sistema de deslocamento é responsável por permitir seu deslocamento ascendente ou descendente (4.1). O de armazenamento de energia contém as baterias que alimentarão o motor e, eventualmente, ferramentas elétricas (4.1). O sistema estrutural é responsável, entre outros, por garantir que os componentes eletrônicos sejam mantidos à pressão atmosférica e que as molas funcionem adequadamente (4.2). O sistema de controle coordena as atividades de deslocamento e intervenção (4.3) e realiza o posicionamento (4.4). As ferramentas em si são inicialmente aquelas já utilizadas em operações de *workover*, tais como ferramentas de arame, cabo e flexitubo. No caso das ferramentas de arame, as ferramentas em questão podem ser utilizadas diretamente para realização das operações, sem alteração em sua configuração atual. Nos demais casos, podem ser necessárias ligeiras adaptações.

4.1. Sistemas de deslocamento e de armazenamento de energia

Para o deslocamento, optou-se por um sistema híbrido, que combina rodas pressionadas contra a parede com um giro helicoidal. Trata-se de um sistema similar ao apresentado na Figura 25. Nesse sistema, há uma parte com as rodas inclinadas, ligada diretamente ao eixo do motor, e outra parte com rodas retas, ligada à carcaça do motor. A parte com as rodas inclinadas é responsável pela tração do robô.

Para dimensionamento desse sistema, foi construído um modelo do sistema de tração do robô (4.1.1). A partir dele, são determinados os requisitos de potência, torque e rotação para o motor (4.1.2). Também a partir desse

modelo, são determinadas a eficiência do sistema de rodas e a energia necessária para o deslocamento (4.1.3).

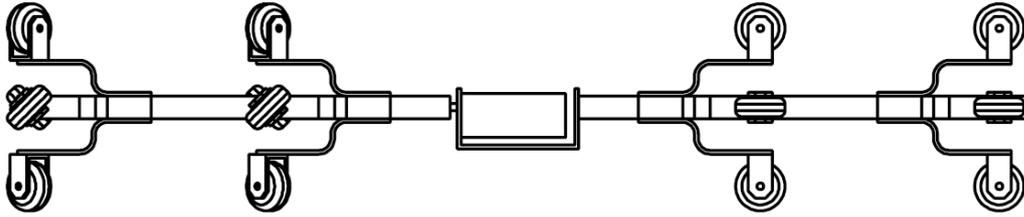


Figura 25 - Configuração proposta para o sistema de deslocamento.

4.1.1. Modelagem do Conjunto de Tração

Para a modelagem do conjunto de tração durante a subida, partiu-se das forças atuando sobre uma única roda e das componentes de velocidade dessa roda (Figura 26). Nesse modelo, foi considerada uma força na roda atuando na direção tangencial, $\vec{F}_{r,t}$, associada ao torque do motor; uma força na roda atuando na direção longitudinal do tubo $\vec{F}_{r,l}$, associada ao peso; a força de atrito atuando longitudinalmente à roda $\vec{F}_{at,L}$, associada ao atrito do rolamento, e a força de atrito atuando transversalmente à roda, $\vec{F}_{at,T}$, que a impede de escorregar lateralmente. Além disso, a roda faz um ângulo α com o eixo do tubo. Desse modo, a partir do diagrama de forças (Figura 26a), tem-se:

$$F_{r,t} = F_{at,T} \cdot \cos \alpha + F_{at,L} \cdot \sin \alpha \quad (6)$$

$$F_{r,l} = F_{at,T} \cdot \sin \alpha - F_{at,L} \cdot \cos \alpha \quad (7)$$

Desse modo, eliminando $F_{at,T}$:

$$F_{r,t} = \frac{F_{r,l}}{\tan \alpha} + \frac{F_{at,L}}{\sin \alpha} \quad (8)$$

Assim, o torque do motor T_M pode ser obtido por:

$$T_M = \frac{N_r \cdot D_i \cdot F_{r,t}}{2} = \frac{N_r \cdot D_i}{2} \cdot \left(\frac{F_{r,l}}{\tan \alpha} + \frac{F_{at,L}}{\sin \alpha} \right) \quad (9)$$

onde N_r é o número de rodas na parte superior ou inferior e D_i é o diâmetro interno da tubulação.

Para obtenção da capacidade de tração do robô, deve-se considerar a força longitudinal $F_{r,l}$ exercida por cada conjunto de rodas. Considerado que o robô está apenas se deslocando e que o número de rodas N_r é igual nas duas partes, tem-se:

$$P_r = F_{r,l,incl} \cdot N_r + F_{r,l,ret} \cdot N_r \quad (10)$$

onde $F_{r,l,incl}$ é a força longitudinal na parte inclinada, $F_{r,l,ret}$ é a força longitudinal na parte reta e P_r é o peso do robô.

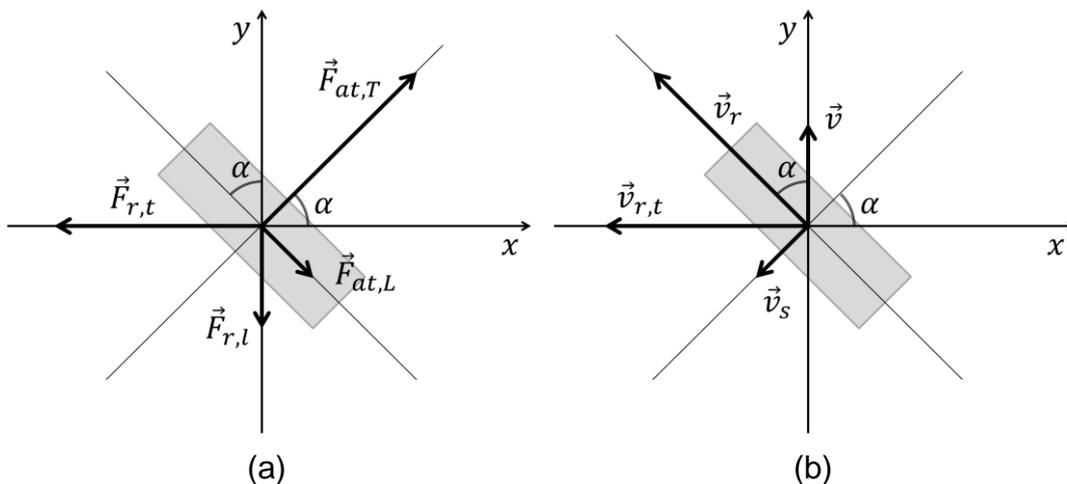


Figura 26 - Diagrama (a) de forças e (b) de velocidades sobre a roda.

Como as rodas traseiras estão alinhadas com o eixo do tubo, tem-se $\alpha_{tras} = 0^\circ$. Portanto, considerando que a força de atrito longitudinal nas rodas traseiras é igual à das rodas dianteiras, tem-se, de (7), que a força sobre elas é igual a $-F_{at,L}$. Desse modo, substituindo $F_{r,l,ret}$ por $-F_{at,L}$ em (10), explicitando $F_{r,l,incl}$ e substituindo o valor obtido em (9), tem-se:

$$T_M = \frac{N_r \cdot D_i}{2} \cdot \left[\frac{P_r}{N_r} \cdot \frac{1}{\tan \alpha} + F_{at,L} \cdot \frac{1 + \cos \alpha}{\sin \alpha} \right] \quad (11)$$

Para determinação das componentes de velocidade, partiu-se do diagrama de velocidades (Figura 26b). Nele, \vec{v} é a velocidade do robô, \vec{v}_r é a velocidade

da roda na direção de rolamento, $\vec{v}_{r,t}$ é a velocidade da roda na direção tangencial e \vec{v}_s é o deslizamento lateral da roda. Tem-se, portanto:

$$v = v_r \cdot \cos \alpha - v_s \cdot \operatorname{sen} \alpha \quad (12)$$

$$v_{r,t} = v_r \cdot \operatorname{sen} \alpha + v_s \cdot \cos \alpha \quad (13)$$

onde v_s é a velocidade de deslizamento lateral da roda. Eliminando v_r :

$$v_{r,t} = v \cdot \tan \alpha + v_s \cdot \frac{1}{\cos \alpha} \quad (14)$$

Desse modo, a rotação necessária para o moto-reductor será:

$$\omega_M = 2 \frac{v_{r,t}}{D_i} = \frac{2 \cdot v}{D_i} \cdot \tan \alpha + \frac{2 \cdot v_s}{D_i} \cdot \frac{1}{\cos \alpha} \quad (15)$$

Assim, pode-se calcular a potência efetiva necessária para o motor a partir de (11) e (15):

$$Pot_M = T_M \cdot \omega_M = P_r \cdot v \cdot \left[1 + \frac{F_{at,L} \cdot N_r}{P_r} \frac{1 + \cos \alpha}{\cos \alpha} \right] \cdot \left[1 + \frac{v_s}{v} \cdot \frac{1}{\operatorname{sen} \alpha} \right] \quad (16)$$

Pode-se observar a presença de termos associados à perda de energia decorrente do atrito do rolamento e de eventuais deslizamentos laterais. Além disso, quando $F_{at,L} = 0$ e $v_s = 0$, a equação reduz-se a $Pot_M = P_r \cdot v$, que é a potência necessária para levantar um peso P_r com velocidade v .

A configuração apresentada para o diagrama de velocidades considera que o robô está se movimentando na direção positiva do eixo y . Para movimentações na direção negativa do eixo y , têm-se v e $F_{at,L}$ negativos e os demais parâmetros com os mesmos valores. Dependendo da magnitude da força de atrito e do deslizamento, pode-se ter uma potência negativa. Isso significa que o sistema está transformando a energia potencial gravitacional em energia mecânica, disponibilizada para o motor.

Por outro lado, caso seja necessário que o robô realize uma determinada força para inserção ou retirada de componentes, pode-se substituir P_r por $P_r + F_f$.

Essas equações podem ser utilizadas de forma inversa para determinar a força máxima que o robô é capaz de realizar, $P_{r,max}$ em função do torque máximo do motor. Partindo da equação (11), tem-se:

$$P_{r,max} = \frac{2 \cdot T_{M,max}}{D_i} \cdot \tan \alpha - F_{at,L} \cdot N_r \frac{1 + \cos \alpha}{\cos \alpha} \quad (17)$$

Para a limitação referente ao deslizamento, considerando que a força de atrito lateral máxima é dada por $F_{at,T,max}$ e utilizando as equações (7) e (10), tem-se que:

$$P_{r,max} < N_r [F_{at,T,max} \cdot \text{sen } \alpha - F_{at,L} \cdot (1 + \cos \alpha)] \quad (18)$$

Essas equações estão apresentadas Figura 27, na Figura 28 e na Figura 29 para diferentes valores de $2 \cdot T_{M,max}/D_i$, de $F_{at,max} \cdot N_r$ e de $F_{at,L} \cdot N_r$. As figuras apresentam a força máxima em função dos parâmetros $2 \cdot T_{M,max}/D_i$ e $F_{at,max} \cdot N_r$. Os valores apresentados estão em unidades arbitrárias de força.

Observa-se inicialmente, nessas figuras, um deslocamento das curvas para baixo com o aumento de $F_{at,L} \cdot N_r$. É necessário, portanto, atingir um torque mínimo e uma força transversal mínima para o robô começar a se mover. Dependendo dos valores de $F_{at,L} \cdot N_r$, o próprio movimento pode ser inviável.

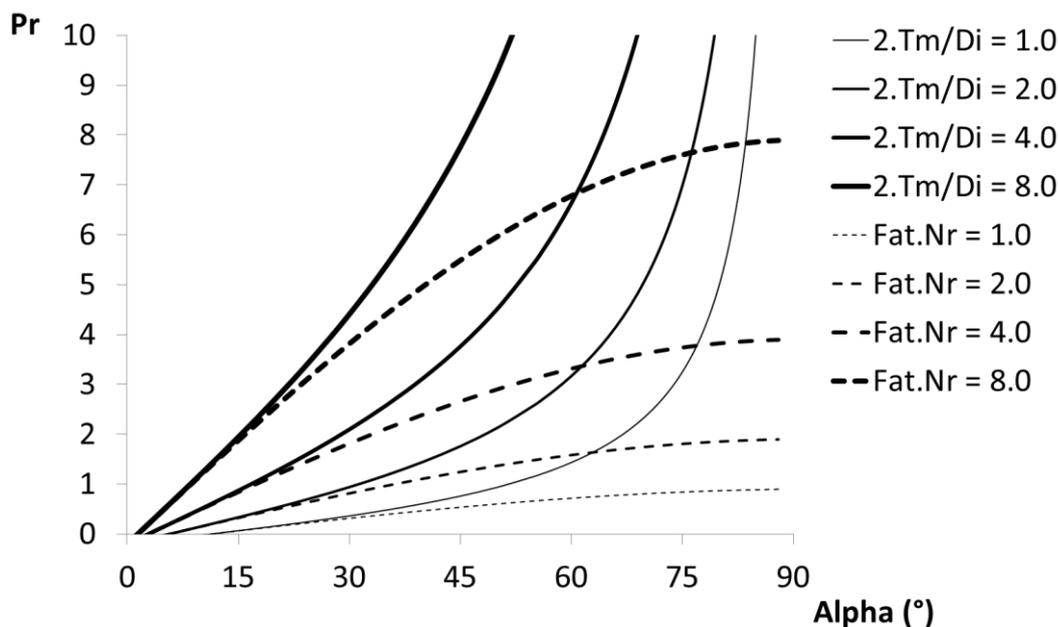


Figura 27 - Força de tração em função do ângulo para $F_{at,L} \cdot N_r = 0,1$.

A partir da figura e das equações (17) e (18) e considerando $F_{at,L} \cong 0$, tem-se que a força máxima é proporcional ao torque e inversamente proporcional ao diâmetro interno. Também varia de forma proporcional à tangente de α . Contudo, essa força está limitada pela capacidade do sistema de exercer forças laterais, algo que ocorre de forma proporcional à força de atrito transversal máxima, ao número de rodas e ao seno do ângulo.

Ainda considerando $F_{at,L} \cong 0$, se tivermos $2 \cdot T_{M,max} / (D_i \cdot \cos \alpha) < F_{at,max} \cdot N_r$, o motor irá chegar ao seu torque máximo sem deslizar. Ao contrário, se $2 \cdot T_{M,max} / (D_i \cdot \cos \alpha) > F_{at,max} \cdot N_r$, irá deslizar antes de atingir o torque máximo. A escolha de quem irá falhar primeiro é, portanto, decisão de projeto.

Ao trabalharmos com valores pequenos de α , os parâmetros $P_R / (2 \cdot T_{M,max} / D_i)$ e $P_R / (F_{at,max} \cdot N_r)$ assumem valores semelhantes. Isso é esperado, já que $\tan \alpha \cong \sin \alpha \cong \alpha$ para pequenos ângulos. Para valores maiores de α , o parâmetro $P_R / (2 \cdot T_M / D_i)$ cresce mais rapidamente que $P_R / (F_{at,max} \cdot N_r)$. Desse modo, são necessários valores progressivamente maiores de $P_R / (F_{at,max} \cdot N_r)$ para que o motor não deslize. Passa a ser necessário ter $(F_{at,max} \cdot N_r) / (2 \cdot T_M / D_i) > 1 / \cos \alpha$.

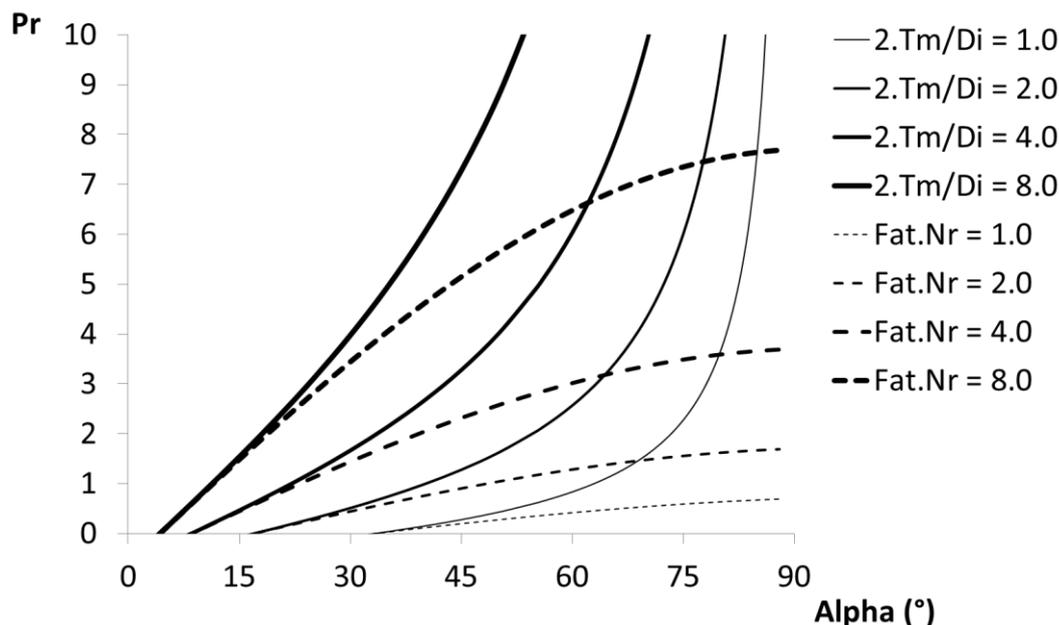


Figura 28 - Força de tração em função do ângulo para $F_{at,L} \cdot N_r = 0,3$.

As equações (17) e (18) podem ser escritas também em função da força exercida pelas molas na direção radial, $F_{r,r}$, e dos coeficientes de atrito:

$$P_{r,max} = \frac{2 \cdot T_{M,max}}{D_i} \cdot \tan \alpha - F_{r,r} \cdot N_r \cdot \mu_r \cdot \frac{1 + \cos \alpha}{\cos \alpha} \quad (19)$$

$$P_{r,max} < F_{r,r} \cdot N_r \cdot [\mu_e \cdot \sin \alpha - \mu_r \cdot (1 + \cos \alpha)] \quad (20)$$

onde μ_e é o coeficiente de atrito estático das rodas com o tubo e μ_r é o coeficiente de atrito equivalente do rolamento, ou mancal.

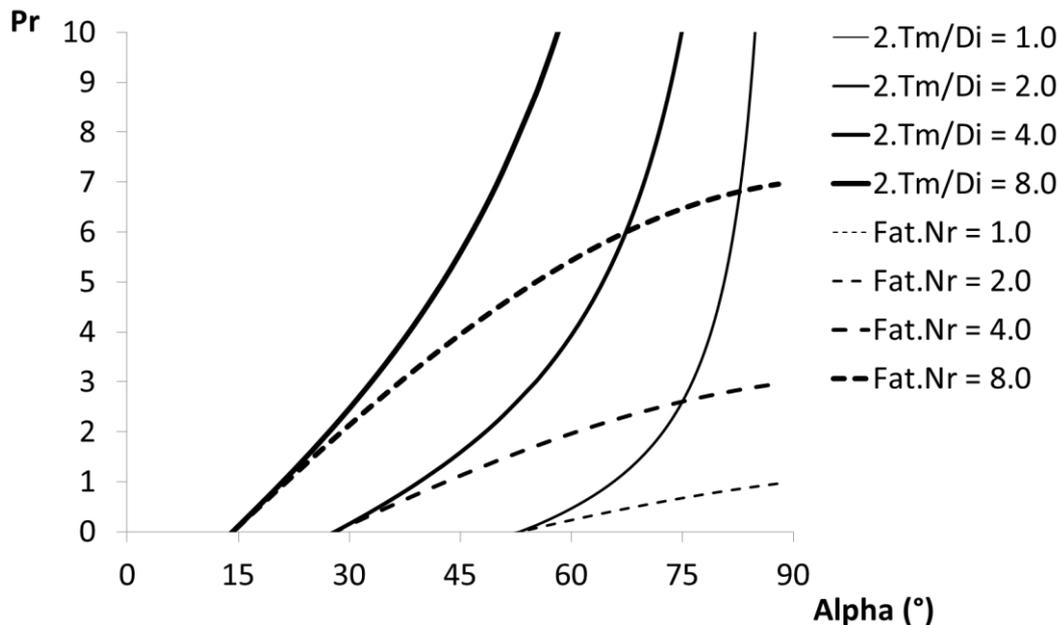


Figura 29 - Força de tração em função do ângulo para $F_{at,L} \cdot N_r = 1$.

4.1.2. Dimensionamento do Motor, das Rodas e das Molas

Para o dimensionamento do conjunto motor-redutor, deve ser verificada inicialmente a potência necessária, a partir da equação (16). Então, calcula-se o torque e a rotação necessários a partir das equações (11) e (15). Em particular importante analisar o torque no maior diâmetro e a velocidade final no menor.

Com esses valores, determina-se a redução necessária e, portanto, o conjunto motor-redutor que atende à especificação. É importante notar que as reduções mecânicas em geral possuem baixa eficiência e, de modo geral, quanto menor a redução, menor a perda de energia por aquecimento no motor. No caso em questão, quanto maior o ângulo α , menor a redução necessária e, portanto, maior a eficiência mecânica do conjunto moto-redutor necessário. Contudo, como será apresentado em 4.1.3, valores mais altos de α possuem

maior perda de eficiência associada ao atrito longitudinal e ao deslizamento. É necessária, portanto, uma relação de compromisso.

Para calcular a força normal necessária para evitar escorregamento, pode-se explicitar $F_{r,r}$ a partir da manipulação de (20):

$$F_{r,r} \geq \frac{P_r}{\mu_e \cdot N_r \cdot \sin \alpha} \left[1 - \frac{\mu_r}{\mu_e} \cdot \frac{1 + \cos \alpha}{\sin \alpha} \right]^{-1} \quad (21)$$

De modo geral, a força exercida pela mola será compatível com a resistência estrutural do tubo. Contudo, caso a força normal esteja acima da força máxima que pode ser exercida sobre o tubo ou caso as molas utilizadas não sejam capazes de exercer tal força, pode-se fazer o procedimento contrário. Ou seja, determinar o número de patas necessário para que o robô seja capaz de exercer a força especificada. Nesse caso, tem-se:

$$N_r > \frac{P_r}{\mu_e \cdot F_{r,r,max} \cdot \sin \alpha} \left[1 - \frac{\mu_r}{\mu_e} \cdot \frac{1 + \cos \alpha}{\sin \alpha} \right]^{-1} \quad (22)$$

4.1.3. Dimensionamento das baterias

Para calcular a eficiência mecânica sistema, pode-se utilizar a equação (16) para calcular a eficiência mecânica do sistema η_s como:

$$\eta_s = \frac{Pot_R}{Pot_M} = \frac{P_r \cdot v}{T_M \cdot \omega_M} = \left[1 + \frac{N_r \cdot F_{at,L}}{P_r} \cdot \frac{1 + \cos \alpha}{\cos \alpha} \right]^{-1} \cdot \left[1 + \frac{v_s}{v} \cdot \frac{1}{\cos \alpha} \right]^{-1} \quad (23)$$

Dividindo a eficiência mecânica em duas partes, η_{s1} e η_{s2} , pode-se separar a influência do atrito longitudinal e do deslizamento:

$$\eta_s = \eta_{s1} \cdot \eta_{s2} \quad (24)$$

$$\eta_{s1} = \left[1 + \frac{N_r \cdot F_{at,L}}{P_r} \cdot \frac{1 + \cos \alpha}{\cos \alpha} \right]^{-1} = \left[1 + \gamma_1 \cdot \frac{1 + \cos \alpha}{\cos \alpha} \right]^{-1} \quad (25)$$

$$\eta_{s2} = \left[1 + \frac{v_s}{v} \cdot \frac{1}{\cos \alpha} \right]^{-1} = \left[1 + \gamma_2 \cdot \frac{1}{\cos \alpha} \right]^{-1} \quad (26)$$

Representando essas duas componentes graficamente, chega-se ao resultado apresentado na Figura 30 para η_{s1} e na Figura 31 para η_{s2} em função de α e dos parâmetros $\gamma_1 = N_r \cdot F_{at,L} / P_r$ e $\gamma_2 = v_s / v$. A partir delas, pode-se ver que, para valores de α próximos de 90° , a eficiência diminui de forma significativa. Por outro lado, quanto maior o ângulo α , menor a redução necessária no conjunto motor-redutor. Em geral isso também está associado a uma maior eficiência desse conjunto. Há, portanto, uma relação de compromisso entre a redução nas rodas e a redução no conjunto motor-redutor.

A partir da eficiência mecânica do sistema de tração e das demais eficiências do sistema, pode ser calculada a energia que deve ser armazenada nas baterias:

$$E_a = \frac{P_r \cdot v \cdot \Delta t_s}{\eta_b \cdot \eta_M \cdot \eta_s} = \frac{P_r \cdot L_s}{\eta_b \cdot \eta_M \cdot \eta_s} \quad (27)$$

onde η_b é a eficiência de armazenamento nas baterias, η_M é a eficiência eletromecânica do conjunto moto-redutor, η_s é a eficiência mecânica do conjunto de tração, Δt_s é o tempo necessário para subida do robô e L_s é a distância percorrida pelo robô durante a subida.

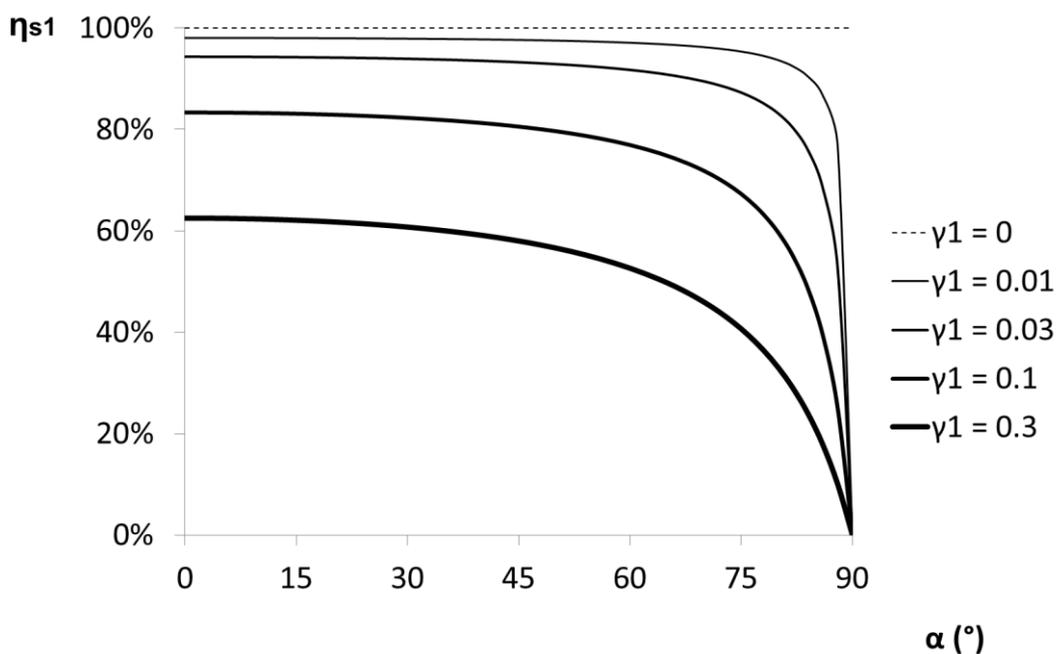


Figura 30 - Valores de η_{s1} em função de α e de γ_1 .

Além da energia total armazenada, as baterias em conjunto devem ter tensão compatível com a tensão de acionamento do motor e corrente de descarga compatível com a corrente de partida do motor. Essas baterias podem ser ligadas em série para aumentar a tensão ou em paralelo para aumentar a capacidade de descarga.

As baterias devem ainda ser capazes de suportar as condições ambientais nas quais serão utilizadas, especialmente a temperatura. No caso de baterias recarregáveis, devem poder ser recarregadas uma quantidade de vezes suficiente sem perda significativa de sua capacidade.

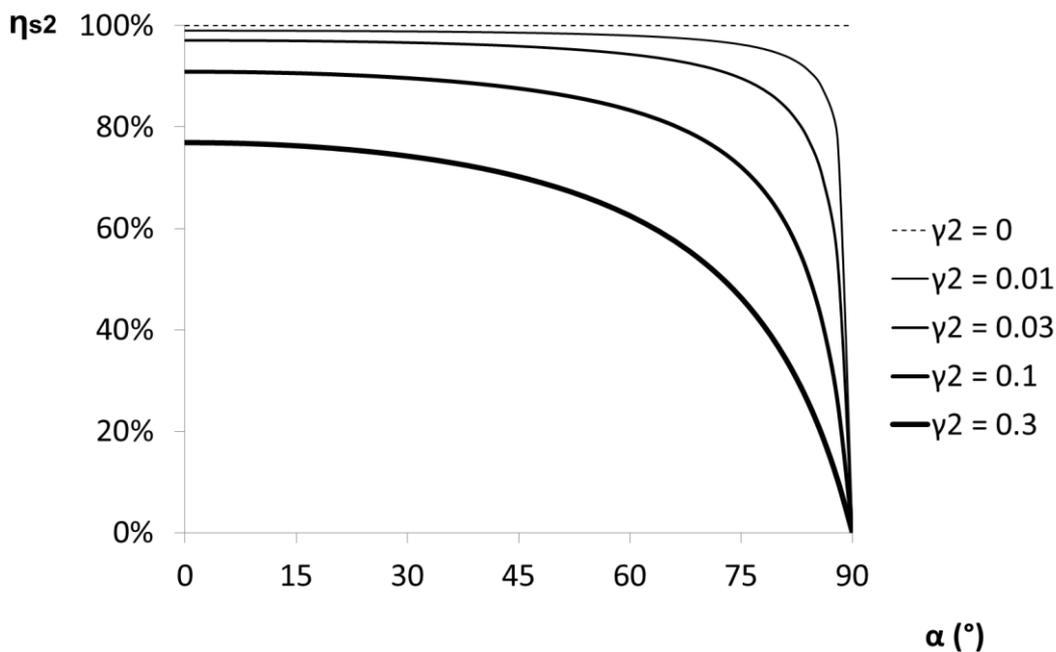


Figura 31 - Valores de η_{s2} em função de α e de γ_2 .

4.2. Sistema estrutural

Em termos estruturais, o robô é constituído de dois conjuntos de mola. Um deles com as rodas retas e o outro com as rodas inclinadas. Esses conjuntos são unidos por uma câmara atmosférica que contém o motor, os componentes eletrônicos e as baterias.

Para o dimensionamento da câmara atmosférica, uma alternativa é utilizar as equações do API Bull 5C3 (AMERICAN PETROLEUM INSTITUTE, 1999). Essas equações determinam a pressão de colapso, em *psi*, em função do limite de escoamento Y_p do material e da razão entre a espessura e o diâmetro.

Um ponto de atenção é que essas equações foram geradas para alguns tipos específicos de aço, conforme fabricado e considerando implicitamente

alguns fatores de segurança. Desse modo, para outros materiais e processos de fabricação, devem ser tratadas apenas como uma primeira aproximação.

Para o dimensionamento da mola, podem ser utilizados modelos de viga engastada em balanço ou de vigas biapoçadas, dependendo da configuração (HIBBELER, 2004). A partir desses modelos, dimensiona-se a viga para obter a rigidez desejada e para evitar o escoamento do material.

Alternativamente, nos dois casos, podem ser utilizados modelos em elementos finitos (BATHE, 2006). Nesse caso, para o dimensionamento da câmara atmosférica, deve-se desenhar a câmara considerando a situação mais crítica dentro dos limites de fabricação determinados. Deve-se considerar especialmente a excentricidade e a ovalização admissíveis, conforme as tolerâncias de fabricação. Esses dois fatores afetam de forma significativa a resistência ao colapso.

A partir da câmara desenhada, pode-se avaliar a falha do material. Para verificar a pressão mínima de colapso e, assim, determinar o fator de segurança, pode ser utilizado o método de Rikz com não linearidade geométrica (ZHAO, 2008). Ele consiste essencialmente na adição da carga como uma variável adicional a ser resolvida no método de Newton (DS SIMULIA, 2014). Uma abordagem alternativa é elevar gradualmente a pressão até deixar de haver convergência do sistema de equações.

Para o dimensionamento da mola, pode-se fazer uma simulação com deslocamento prescrito e verificar a força necessária. Alternativamente, pode-se prescrever a carga e avaliar os deslocamentos obtidos. Dependendo do formato, a mola pode apresentar rigidez variável. Nesse caso, é importante verificar a força exercida dentro da faixa de diâmetros em que ela será utilizada.

4.3. Sistema de Sensoriamento e Controle

Para o sistema de controle, deve ser utilizada uma arquitetura de controle com resposta multi-camada. Essa é considerada a arquitetura mais adequada para sistemas autônomos (NAKHAEINIA, 2011). Nessa arquitetura, são utilizadas duas camadas de controle: uma deliberativa e outra reativa.

A camada deliberativa é responsável pela localização do robô, pelo deslocamento da superfície até o ponto em que irá efetuar sua missão, pelo planejamento da missão, por sua execução e pelo retorno ao ponto de partida.

A camada reativa é responsável pelo controle de tensão da bateria, impedindo a sobrecarga; pelo controle de corrente sobre o motor, evitando o superaquecimento; pelo controle de torque sobre o motor, prevenindo danos mecânicos ao eixo e pelo controle de rotação do motor durante a subida e a descida, mantendo a rotação determinada pela camada deliberativa. Eventualmente, um ou mais desses controles podem ser realizados fisicamente através da utilização de componentes elétricos ou mecânicos.

Especificamente para a determinação da posição e para o controle do robô, diversos sensores devem ser utilizados. Os sensores necessários para o deslocamento e localização do robô estão apresentados a seguir. Outros sensores podem ser adicionados dependendo da missão a ser realizada. Exemplo disso são os sensores de pressão e temperatura para realizar o registro em posições determinadas do poço.

4.3.1. Medição de tensão e corrente no motor

A determinação da corrente e, conseqüentemente, do torque é importante para evitar que o motor opere fora de sua especificação, limitando o tempo em que o motor opera com correntes próximas à corrente de partida e prevenindo esforços excessivos.

Por outro lado, a rotação, juntamente com a corrente, é importante para o posicionamento, isoladamente ou junto com o *encoder*. Os motores possuem comportamento linear do torque em relação à corrente e da rotação em relação à tensão (RIZZONI, 2013). Desse modo, a medição de tensão e corrente de alimentação do motor pode ser utilizada para determinação do torque e da velocidade de rotação. Para tal, podem ser utilizadas as seguintes equações (MEGGIOLARO, 2009):

$$\tau = k_t (I - I_0) \quad (28)$$

$$\omega_M = k_v (V - R.I) \quad (29)$$

onde τ é o torque do motor, k_t é a constante de torque do motor, I é a corrente passando pelo motor, I_0 é a corrente necessária para vencer o atrito do motor, ω_M é a velocidade angular do motor, k_v é a constante de velocidade, V é a tensão nos terminais do motor e R é a resistência interna do motor.

A partir da rotação, pode ser determinada a velocidade do robô, utilizando-se uma das seguintes equações, obtida pela manipulação de (15) e utilizadas, respectivamente quando a velocidade lateral de deslizamento v_s é conhecida, quando a fração de deslizamento v_s/v é conhecida ou quando o deslizamento lateral é nulo, pequeno, ou desconhecido:

$$v = \frac{\omega_M \cdot D_i}{2 \cdot \tan \alpha} - v_s \cdot \frac{1}{\sin \alpha} \quad (30)$$

$$v = \frac{D_i}{2 \tan \alpha} \cdot \omega_M \cdot \left[1 + \frac{v_s}{v} \cdot \frac{1}{\sin \alpha} \right]^{-1} \quad (31)$$

$$v = \frac{D_i}{2 \cdot \tan \alpha} \cdot \omega_M \quad (32)$$

No presente trabalho, foi considerado que o deslizamento lateral ou a fração de deslizamento eram pequenos, de modo que foi utilizada a equação (32). Assim, o deslizamento lateral foi tratado como um ruído.

Por outro lado, caso se deseje a distância percorrida em determinado intervalo de tempo, pode-se integrar as equações, considerando a velocidade aproximadamente constante no intervalo de tempo considerado. Nesse caso, tem-se $\Delta x = v \cdot \Delta t$.

4.3.2. Encoder

Para maior precisão na determinação da posição, pode ser utilizado um *encoder*. Esse *encoder* pode ser acoplado ao motor, indicando com precisão o número de rotações dado pelo motor, ou a alguma roda, marcando a quantidade de voltas dada.

Há dois tipos de *encoder*: os *encoders* absolutos e os *encoders* relativos. Os *encoders* absolutos possuem suas ranhuras em formato de código binário. Com isso, é possível determinar exatamente a posição angular do motor ou da roda, através da leitura desse código. A partir disso, pode-se determinar também a variação $\Delta\theta$ do ângulo da roda.

Encoders relativos geram dois ou mais pulsos de onda quadrados, ligeiramente defasados. A partir da variação desses pulsos, é possível determinar o número de passos dado pelo *encoder* e, conseqüentemente, a

variação $\Delta\theta$ do ângulo. Esses encoders são mais simples e, geralmente, mais baratos. São esses *encoders* que estão sendo considerados no presente projeto.

A partir da variação $\Delta\theta$, pode-se determinar a variação de posição. No caso em que o *encoder* se encontra acoplado ao motor, isso pode ser feito a partir da integração das equações (30), (31) e (32):

$$\Delta x = \frac{D_i}{2 \cdot \tan \alpha} \Delta\theta - v_s \cdot \Delta t \cdot \frac{1}{\sin \alpha} \quad (33)$$

$$\Delta x = \frac{D_i}{2 \tan \alpha} \cdot \Delta\theta \cdot \left[1 + \frac{v_s}{v} \cdot \frac{1}{\sin \alpha} \right]^{-1} \quad (34)$$

$$\Delta x = \frac{D_i}{2 \cdot \tan \alpha} \cdot \Delta\theta \quad (35)$$

Caso o *encoder* esteja acoplado a uma das rodas inclinadas, pode ser utilizada uma das equações a seguir, obtidas a partir da integração de (12):

$$\Delta x = \Delta\theta \cdot \frac{d_r}{2} \cdot \cos \alpha - v_s \cdot \Delta t \cdot \sin \alpha \quad (36)$$

$$\Delta x = \Delta\theta \cdot \frac{d_r}{2} \cdot \cos \alpha \left[1 + \frac{v_s}{v} \cdot \sin \alpha \right]^{-1} \quad (37)$$

$$\Delta x = \Delta\theta \cdot \frac{d_r}{2} \cdot \cos \alpha \quad (38)$$

onde Δx é a distância percorrida, d_r é o diâmetro da roda à qual o *encoder* está acoplado e $\Delta\theta$ é a variação de ângulo medida pelo *encoder*.

Caso o *encoder* esteja acoplado a uma das rodas sem inclinação, pode-se utilizar simplesmente $\Delta x = \Delta\theta \cdot d_r/2$. Novamente, a escolha da equação a ser utilizada depende do conhecimento referente ao deslizamento lateral. Caso o deslizamento lateral não seja conhecido, ou seja, desprezível, podem ser utilizadas a equação (35) para o *encoder* acoplado ao motor ou (38) para o *encoder* acoplado a uma das rodas inclinadas. Caso se conheça a velocidade de deslizamento, v_s , pode ser utilizada (33) ou (36). Caso se conheça a fração de deslizamento, v_s/v , pode ser utilizada (34) ou (37). No caso do *encoder* acoplado a uma das rodas sem inclinação, não há influência significativa do

deslizamento lateral para o cálculo de Δx . Caso se deseje saber a velocidade ao invés da posição, pode-se considerar a velocidade média $v = \Delta x / \Delta t$.

4.3.3. Sensor Localizador de Luvas ou CCL

O Sensor Localizador de Luvas, usualmente denominado CCL (*Casing Collar Locator*), está apresentado na Figura 32 durante a passagem por uma luva. Inicialmente, as linhas de fluxo estão equilibradas (Figura 32a). Com a passagem da luva (Figura 32b-d), as linhas de fluxo são deslocadas em sua direção. Desse modo, as linhas de fluxo são inicialmente deslocadas para a parte superior do desenho e, em seguida, para a parte inferior. Isso induz um pico alternado de tensão (Figura 33).

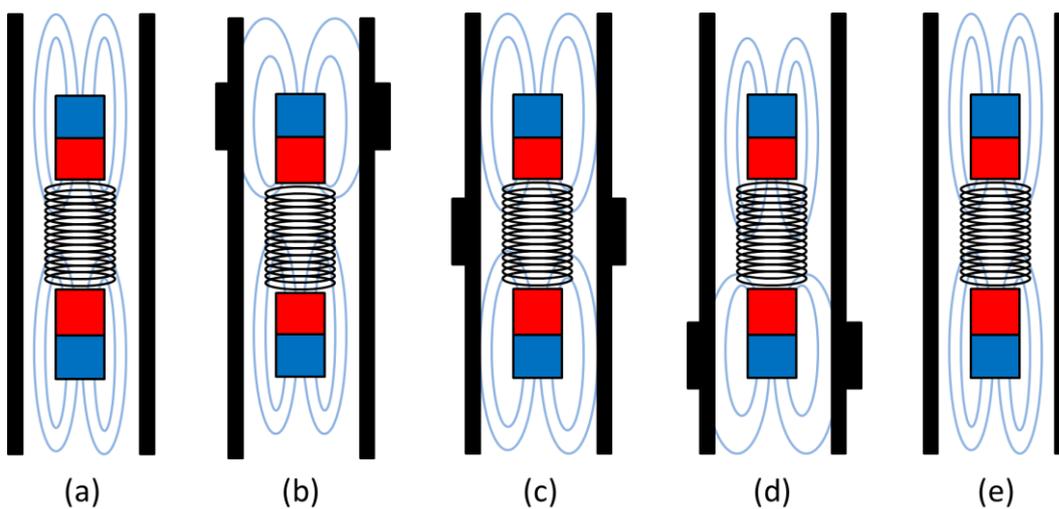


Figura 32 - Ilustração do sensor durante a passagem por uma luva.

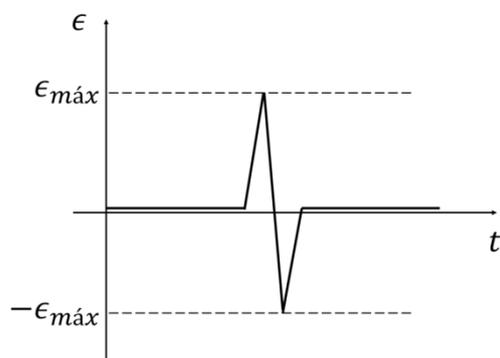


Figura 33 - Tensão lida no sensor CCL durante a passagem de uma luva.

Pela Lei de Faraday-Newmann-Lenz (RIZZONI, 2013):

$$\epsilon = -\frac{d}{dt} \sum_i \Phi_{B,i} = -\frac{d}{dt} \sum_i \int_{S_i} \vec{B} \cdot \vec{n} dS_i \quad (39)$$

onde $\Phi_{B,i}$ é o fluxo magnético na espira i , \vec{B} é o campo magnético, \vec{n} é o vetor unitário normal à espira e S_i é a área da espira.

Aproximando a área da espira como um disco de diâmetro d , considerando um campo magnético médio \bar{B} e aproximando a derivada por intervalos, tem-se:

$$\epsilon_{m\acute{a}x} = -\frac{N}{2} \frac{d\Phi_B}{dt} \cong -\frac{N}{2} \frac{\Delta\Phi_B}{\Delta t} \cong -\frac{\pi N d^2}{8} \frac{d\bar{B}}{dt} \cong -\frac{\pi N d^2}{8} \frac{\Delta\bar{B}}{\Delta t} \quad (40)$$

Alternativamente, os valores podem ser obtidos a partir de uma análise em elementos finitos. Caso a tensão obtida em (40), ou pelo modelo em elementos finitos, seja baixa para detecção, pode ser utilizado um circuito amplificador (RIZZONI, 2013).

4.4. Sistema de posicionamento proposto

O sistema de posicionamento proposto consiste na utilização de dois sensores: um *encoder* associado ao motor e um sensor magnético. Na avaliação experimental (Capítulo 6), ao invés do *encoder* associado ao motor, foram utilizadas leituras de corrente e tensão.

Para o projeto do sistema de posicionamento, foi desenvolvido inicialmente um sistema para identificação automática de luvas. A seguir, foram avaliados quatro filtros: o filtro de Kalman, o Multi-Hypothesis Tracking (MHT), o Filtro por Histograma e o Filtro de Partículas.

4.4.1. Algoritmo para identificação automática de luvas

Para permitir uma identificação automática de luvas, foi utilizado um procedimento baseado na regra de Bayes. Nesse procedimento, a probabilidade $p(c|V_{ccl})$ de haver uma luva e a probabilidade $p(\bar{c}|V_{ccl})$ de não haver uma luva em determinada posição, dada a leitura V_{ccl} do perfil CCL, é calculada como:

$$p(c|V_{ccl}) = \frac{p(V_{ccl}|c) p(c)}{p(V_{ccl}|c) p(c) + p(V_{ccl}|\bar{c}) p(\bar{c})} \quad (41)$$

$$\begin{aligned}
&= \frac{f(V_{ccl}, \mu_c, \sigma_c) p(c)}{f(V_{ccl}, \mu_c, \sigma_c) p(c) + f(V_{ccl}, \mu_{\bar{c}}, \sigma_{\bar{c}}) p(\bar{c})} \\
p(\bar{c}|V_{ccl}) &= \frac{p(V_{ccl}|\bar{c}) p(\bar{c})}{p(V_{ccl}|c) p(c) + p(V_{ccl}|\bar{c}) p(\bar{c})} \\
&= \frac{f(V_{ccl}, \mu_{\bar{c}}, \sigma_{\bar{c}}) p(\bar{c})}{f(V_{ccl}, \mu_c, \sigma_c) p(c) + f(V_{ccl}, \mu_{\bar{c}}, \sigma_{\bar{c}}) p(\bar{c})}
\end{aligned} \tag{42}$$

onde $p(V_{ccl}|c)$ é a probabilidade de ser realizada a leitura V_{ccl} dado que há uma luva naquela posição, $p(V_{ccl}|\bar{c})$ é a probabilidade de ser realizada a leitura V_{ccl} dado que não há uma luva naquela posição, $p(c)$ é a probabilidade de haver uma luva na posição em que a leitura foi realizada, $p(\bar{c})$ é a probabilidade de não haver uma luva, $f(V_{ccl}, \mu_c, \sigma_c)$ é a função distribuição de probabilidade da leitura da luva e $f(V_{ccl}, \mu_{\bar{c}}, \sigma_{\bar{c}})$ é a função distribuição de probabilidade das leituras do ruído. Essas distribuições foram assumidas como normais, com média μ_c e $\mu_{\bar{c}}$ e com variância σ_c e $\sigma_{\bar{c}}$.

Como se trata de um sistema em tempo real, a média e o desvio-padrão do conjunto de leituras não estão disponíveis, uma vez que tais dados são obtidos durante a operação. Por esse motivo, é inserida uma primeira estimativa dos valores e, a partir daí, os resultados são calculados novamente utilizando médias móveis exponenciais (FINCH, 2009):

$$\mu_n = \mu_{n-1} + \alpha_p (x_n - \mu_{n-1}) \tag{43}$$

$$\sigma_n^2 = (1 - \alpha) (\sigma_{n-1}^2 + \alpha_p (x_n - \mu_{n-1})^2) \tag{44}$$

onde μ_n e σ_n^2 representam a média e a variância na iteração n e α_p representa um fator de ponderação. Quanto menor o valor de α , mais estável o sistema. Porém, mais lenta a resposta a uma variação no valor médio das leituras e no desvio-padrão.

Desse modo, o diagrama de blocos para a rotina de identificação automática de luvas assume a forma apresentada na Figura 34. Nele, a tensão V_{ccl} é recebida, as probabilidades $p(c|V_{ccl})$ e $p(\bar{c}|V_{ccl})$ são calculadas a partir das equações (41) e (42). A partir daí, a média e desvio-padrão do ruído são atualizados pelas equações (43) e (44).

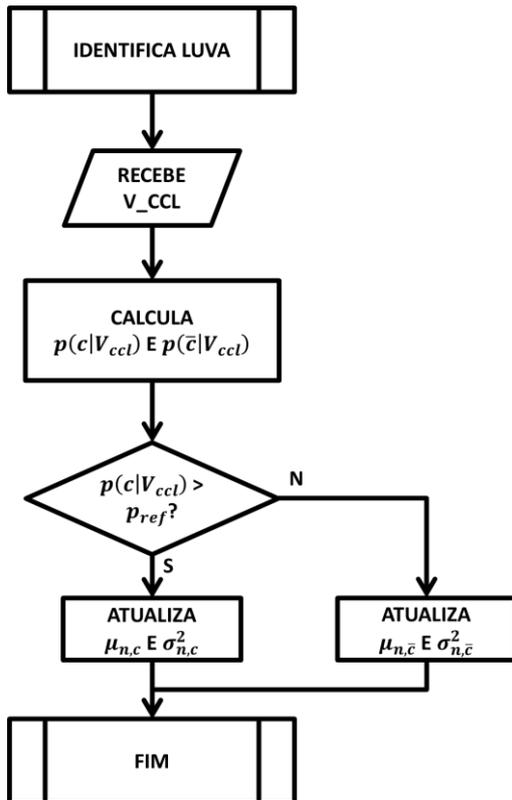


Figura 34 - Diagrama de blocos para a rotina de identificação automática de luvas.

Para exemplificar numericamente esse algoritmo, será considerada uma situação em que $\mu_c = 2,0$; $\mu_{\bar{c}} = 1,0$; $\sigma_c = \sigma_{\bar{c}} = 0,5$; $p(c) = 0,03$; $p(\bar{c}) = 0,97$ e $\alpha = 0,05$. Nessa situação, é lida uma tensão $V_{ccl} = 1,2$. Tem-se, da distribuição normal, $f(V_{ccl}, \mu_c, \sigma_c) = 0,222$ e $f(V_{ccl}, \mu_{\bar{c}}, \sigma_{\bar{c}}) = 0,737$. Ao utilizar (41) e (42), chega-se a $p(c|V_{ccl}) = 0,009$ e $p(\bar{c}|V_{ccl}) = 0,991$; ou seja, há uma probabilidade de mais de 99% de não haver uma luva naquele ponto. Esse resultado é esperado, já que o valor lido ($V_{ccl} = 1,2$) está muito próximo da média do ruído ($\mu_{\bar{c}} = 1,0$) e relativamente longe da média do sinal ($\mu_c = 2,0$). Esses valores serão utilizados nos exemplos das próximas seções. Como a probabilidade de ser um ruído $p(\bar{c}|V_{ccl})$ é maior que a probabilidade de ser uma luva $p(c|V_{ccl})$, a média do ruído é atualizada para $\mu_{\bar{c}} = 1,01$ e o desvio-padrão para $\sigma_n = 0,489$.

4.4.2.

Filtro de Kalman aplicado ao sistema de localização do robô

Para implementação do Filtro de Kalman, o vetor de estados x_t , a matriz de covariância P_t , o vetor de entradas u_t foram definidos como:

$$x_t = \begin{bmatrix} \hat{x}_r \\ \dot{\hat{x}}_r \end{bmatrix} \quad (45)$$

$$P_t = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & \sigma_{x\dot{x}}^2 \\ \sigma_{x\dot{x}}^2 & \sigma_{\dot{x}}^2 \end{bmatrix} \quad (46)$$

$$u_t = [\Delta u] \quad (47)$$

onde x_r é a posição estimada do robô, \dot{x}_r é a velocidade estimada do robô, σ_x^2 é a variância da posição $\sigma_{\dot{x}}^2$ é a variância das velocidades, $\sigma_{x\dot{x}}^2$ é a covariância posição-velocidade e Δu é a variação de velocidade comandada para o robô no intervalo.

Para estimativa de posição utilizando o Filtro de Kalman, foi utilizado o diagrama de blocos apresentado na Figura 35a. Essa rotina é executada em intervalos de tempo iguais Δt . Inicialmente são estimados \bar{x}_t e \bar{P}_t , a partir dos valores de x_t e P_t , utilizando as seguintes equações:

$$\bar{x}_t = F_t x_{t-1} + B_t u_t \quad (48)$$

$$\bar{P}_t = F_t P_{t-1} F_t^T + Q_t \quad (49)$$

onde a matriz de transição de estado F_t , a matriz de entrada de controle B_t e a matriz de covariância da transição de estado Q_t são dadas por:

$$F_t = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (50)$$

$$B_t = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (51)$$

$$Q_t = \begin{bmatrix} S_{x,\Delta t} & 0 \\ 0 & S_{\dot{x},\Delta t} \end{bmatrix} \quad (52)$$

onde Δt é o intervalo de tempo transcorrido entre medições, $S_{x,\Delta t}$ é o aumento na variância da posição causado pelo deslocamento e $S_{\dot{x},\Delta t}$ é o aumento na variância da velocidade causado pelo deslocamento.

O Filtro de Kalman pressupõe que se saiba qual luva foi identificada pelo CCL. Contudo, como as luvas não possuem identificação individual, isso não é

possível. Para que sua utilização ocorra, é necessário que seja feita alguma hipótese. Uma hipótese possível, e que foi adotada nesse trabalho, é que a luva identificada é a luva mais próxima da posição estimada.

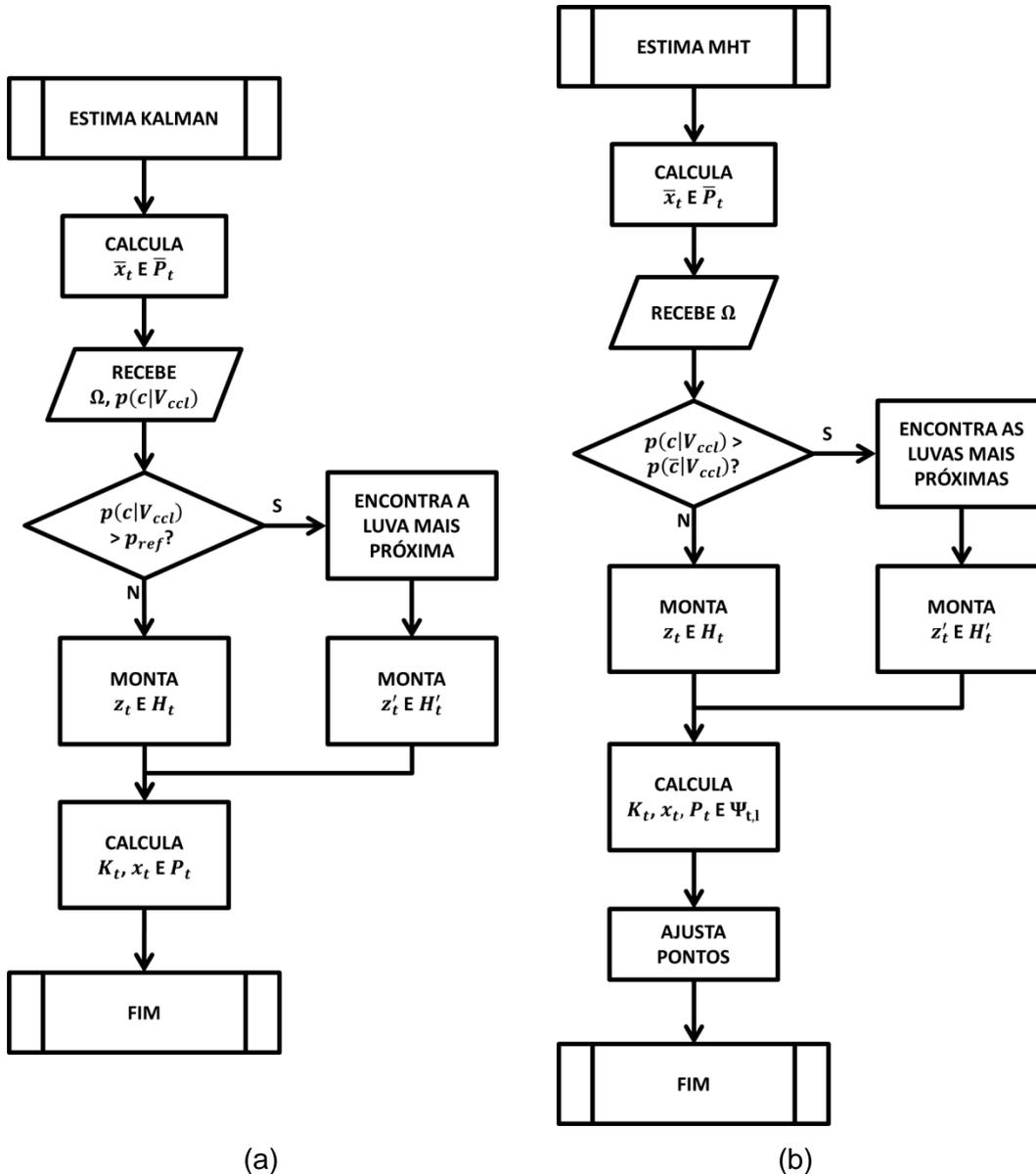


Figura 35 - Diagrama de blocos para cálculo de posição utilizando (a) o Filtro de Kalman e (b) o MHT.

Após essa identificação, são montadas as matrizes z_t , H_t e R_t . Caso não tenha sido identificada nenhuma luva, ou seja, se $p(c|V_{ccl}) < p_{ref}$, serão utilizadas as seguintes equações:

$$z'_t = [v_m] \quad (53)$$

$$H'_t = [0 \ 1] \quad (54)$$

$$R'_t = [S_{\dot{x}_m}] \quad (55)$$

onde v_m é a velocidade medida em função da rotação do motor ou do *encoder* e $S_{\dot{x}_m}$ é a variância em relação a essa velocidade. A velocidade v_m pode ser calculada a partir da equação (32), no caso em que a velocidade é estimada a partir da rotação do motor, ou a partir da equação (37), no caso em que a velocidade é estimada a partir de um *encoder*.

Por outro lado, caso tenha sido identificada alguma luva, são utilizadas as seguintes equações:

$$z''_t = \begin{bmatrix} x_m \\ \dot{x}_m \end{bmatrix} \quad (56)$$

$$H''_t = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (57)$$

$$R''_t = \begin{bmatrix} S_{x_m} \\ S_{\dot{x}_m} \end{bmatrix} \quad (58)$$

onde x_m é a posição da luva mais próxima e S_{x_m} é a variância em relação à posição da luva.

Finalmente, são calculados K_t , x_t e P_t a partir das seguintes equações:

$$K_t = \bar{P}_t H_t^T (H_t \bar{P}_t H_t^T + R_t)^{-1} \quad (59)$$

$$x_t = \bar{x}_t + K_t (z_t - H_t \bar{x}_t) \quad (60)$$

$$P_t = (I - K_t H_t) \bar{P}_t \quad (61)$$

Para ilustrar numericamente a aplicação do Filtro de Kalman, será utilizada a Tabela 1. A partir de x_{t-1} e de P_{t-1} , são calculados \bar{x}_t e \bar{P}_t utilizando as equações (48) e (49), $\Delta t = 4 \text{ s}$, $S_{x,\Delta t} = 0,10$, $S_{\dot{x},\Delta t} = 0,015$ e $S_{x,m} = 0,015$. A seguir, é lido $V_{ccl} = 1,2$, o que leva a $p(c|V_{ccl}) = 0,009$ e $p(\bar{c}|V_{ccl}) = 0,991$. Com isso, é considerada apenas a leitura da velocidade para composição do z_t . É

calculado, então, o ganho ótimo de Kalman, K_t , a posição corrigida x_t e a matriz de covariância corrigida, P_t .

Tabela 1 - Aplicação numérica das equações do Filtro de Kalman.

x_{t-1}	P_{t-1}	\bar{x}_t	\bar{P}_t	z_t	K_t	x_t	P_t
$\begin{bmatrix} 1,24 \\ 0,24 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0,30 & 0,01 \\ 0,01 & 0,01 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 2,20 \\ 0,24 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0,64 & 0,05 \\ 0,05 & 0,02 \end{bmatrix}$	$[0,23]$	$\begin{bmatrix} 1,23 \\ 0,62 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 2,19 \\ 0,23 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0,58 & 0,02 \\ 0,02 & 0,01 \end{bmatrix}$

Para ilustrar graficamente essa aplicação, a Figura 36 será utilizada. Nessa figura, o robô possui uma percepção inicial de sua posição. Conforme se move para cima, a média e a matriz de covariância são atualizadas para gerar a nova estimativa de percepção $\bar{bel}(x_{t+1})$. Após, as leituras do sensor são utilizadas para atualizar a distribuição de percepção $bel(x_{t+1})$. Em todos os casos, a distribuição é representada por uma Gaussiana.

4.4.3.

MHT aplicado ao sistema de localização do robô

Para implementação do MHT, foi utilizada a sequência apresentada na Figura 35b. Ela é bastante similar ao Filtro de Kalman. O único ponto é que admite mais de uma hipótese. Para cada partícula, com peso $w_{i,t-1}$ são calculadas inicialmente as novas estimativas de posição e covariância, \bar{x}_t e \bar{P}_t , a partir das equações (48) e (49). Para cada hipótese, são construídas as matrizes z_t e H_t . Além disso, são construídas as matrizes z'_t e H'_t para cada uma das luvas do poço. Para cada um desses valores, é calculado o ganho ótimo de Kalman, K_t , a nova estimativa do estado x_t e a nova estimativa da matriz de covariância P_t . O peso das hipóteses associadas ao ruído é dado pelo produto da hipótese que a originou $w_{i,t-1}$ multiplicado pela probabilidade de não haver luva, dada a leitura do CCL, $p(\bar{c}|V_{ccl})$. O peso das hipóteses associadas às luvas é dado a partir da distância entre a posição estimada e a luva. Novamente, é utilizada uma distribuição normal e calculada a probabilidade de o robô estar próximo àquela luva, dada a posição estimada. Para cada luva é calculado $f(\bar{x}_t, x_{luva}, \sigma_{luva})$. A soma desses valores é normalizada e multiplicada por $w_{i,t-1}$ e por $p(c|V_{ccl})$. Finalmente, aquelas hipóteses com peso $\bar{w}_{i,t}$ inferior a determinado limite w_{ref} são descartadas e hipóteses que se encontrem a uma

distância inferior a uma distância de referência Δx_{ref} entre si são unidas. Essa união é ponderada pelos pesos de cada partícula.

Para exemplificar numericamente esse método, será utilizada a Tabela 2, com $\Delta t = 4 s$, $S_{x,\Delta t} = 0,10$, $S_{\dot{x},\Delta t} = 0,015$, $S_{\dot{x},m} = 0,015$ e $S_{x,m} = 0,1$. Nesse exemplo, é considerado um trecho de 25 m, com uma luva em 4,0 m e outra luva em 16,0 m. Parte-se de uma única hipótese, a hipótese 1, no estado x_{t-1} com peso $w_{i,t-1}$ e matriz de covariância P_{t-1} . A partir daí, é estimada a nova posição \bar{x}_t e a nova matriz de covariância \bar{P}_{t-1} . Com base nessas estimativas, são geradas outras três hipóteses. A primeira delas considera que o robô não passou por nenhuma luva. A segunda delas considera que o robô passou pela luva localizada em 4,0 m e a terceira considera que o robô passou pela luva localizada em 16,0 m. Mas $V_{ccl} = 1,2$, o que leva a $p(c|V_{ccl}) = 0,009$ e $p(\bar{c}|V_{ccl}) = 0,991$. Desse modo, a primeira hipótese recebe valor igual a 0,991. A segunda e a terceira hipótese dividirão o valor 0,009. Como a luva de 4,0 m está bem mais perto de \bar{x}_t essa hipótese assume quase integralmente o valor de 0,009. Considerando um valor de referência $w_{ref} = 0,03$, as duas últimas hipóteses são descartadas, restando apenas a primeira.

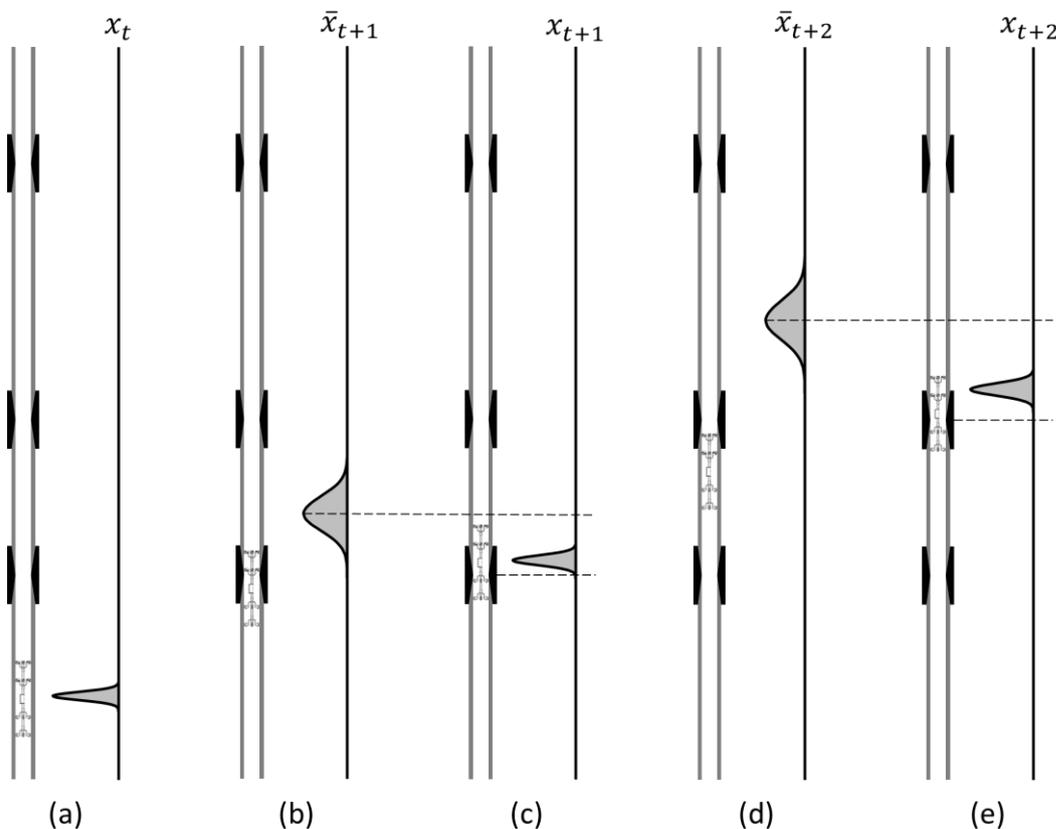


Figura 36 - Aplicação ilustrativa do Filtro de Kalman.

Tabela 2 - Aplicação numérica do MHT.

Hip	$w_{i,t-1}$	x_{t-1}	\bar{x}_t	$\bar{w}_{i,t}$	x_t	$w_{i,t-1}$	x_t
1	1	$\begin{bmatrix} 1,24 \\ 0,24 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 2,20 \\ 0,24 \end{bmatrix}$	0,991	$\begin{bmatrix} 2,19 \\ 0,23 \end{bmatrix}$	1	$\begin{bmatrix} 2,19 \\ 0,23 \end{bmatrix}$
				0,009	$\begin{bmatrix} 3,73 \\ 0,28 \end{bmatrix}$		
				0,000	$\begin{bmatrix} 13,96 \\ 0,62 \end{bmatrix}$		

Em uma ilustração gráfica, apresentada na Figura 37, parte-se de uma única hipótese (Figura 37a). Com o deslocamento, a incerteza em relação a essa hipótese aumenta (Figura 37b). Ao detectar uma luva, surgem duas novas hipóteses (Figura 37c). A hipótese apresentada na parte inferior considera que a luva foi identificada corretamente e que o robô andou menos que estimado. A hipótese apresentada na parte superior considera que a luva foi identificada corretamente e que o robô andou mais que estimado. A hipótese apresentada no meio considera que a luva foi identificada incorretamente. Após, é realizado novo deslocamento com conseqüente aumento de incerteza (Figura 37d), seguido de nova medida. Nessa nova medida, é detectada uma nova luva. Contudo, há apenas uma hipótese próxima a ela. Com isso, as demais hipóteses são descartadas e apenas aquela hipótese é mantida.

4.4.4.

Histograma aplicado ao sistema de localização do robô

Conforme apresentado na seção 3.3.1, o Histograma gera uma malha discreta para representar o poço. Essa malha possui determinado espaçamento, por exemplo, 1 m. Para cada célula dessa malha, é calculada a probabilidade de o robô estar dentro dela. Quando o robô se move, as probabilidades são atualizadas para considerar a possibilidade de deslizamento para frente ou para trás. Após, quando é realizada a leitura de uma luva, as probabilidades são novamente atualizadas para considerar essa leitura.

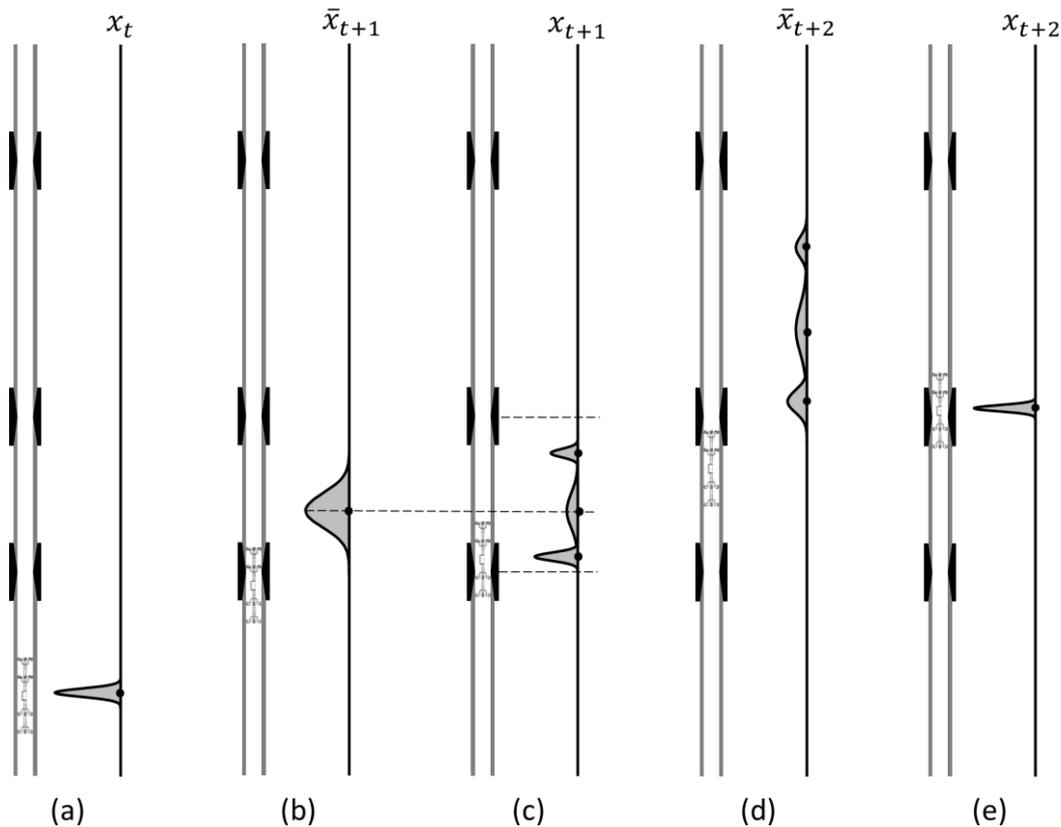


Figura 37 - Aplicação ilustrativa do MHT.

O diagrama de blocos para cálculo da posição utilizando o Histograma está apresentado na Figura 39a. Esse diagrama é executado toda vez que o robô percorre uma distância igual ou maior que o intervalo entre as malhas, segundo sua medição de distância.

Inicialmente, o robô estima a distância percorrida a partir das medidas de velocidade. Para tal, considerando que o robô avançou uma casa, a estimativa $\bar{p}_{k,t}$ é feita a partir da seguinte equação:

$$\bar{p}_{k,t} = p_{k-2,t-1} \cdot \alpha_{k-2} + p_{k-1,t-1} \cdot \alpha_{k-1} + p_{k,t-1} \cdot \alpha_k \quad (62)$$

onde α_{k-2} , α_{k-1} e α_k representam a probabilidade de o robô avançar, respectivamente, um intervalo a mais do que foi medido, o intervalo medido de não avançar. Os valores $p_{k-2,t-1}$, $p_{k-1,t-1}$ e $p_{k,t-1}$ representam as probabilidades no instante anterior de o robô estar respectivamente duas posições atrás, uma posição atrás e na posição atual.

A seguir, com base na leitura da luva, corrige essas estimativas com base na leitura do sensor magnético. Para tal, se houver uma luva na posição em questão, faz:

$$p_{k,t} = \frac{1}{\eta} p(c|V_{ccl}) \bar{p}_{k,t} \quad (63)$$

Se não houver uma luva na posição em questão, faz:

$$p_{k,t} = \frac{1}{\eta} p(\bar{c}|V_{ccl}) \bar{p}_{k,t} \quad (64)$$

O valor η é um normalizador para garantir que a soma de todas as probabilidades seja igual a 1,0.

Para exemplificar numericamente, vamos considerar a Tabela 3. Nela, há um conjunto de 5 posições, com uma luva na posição 4. As probabilidades $p_{k,t-1}$ são conhecidas do passo anterior. Essas probabilidades são representadas graficamente, em escala de cinza, com as cores mais escuras correspondendo a probabilidades maiores e as cores mais claras correspondendo a probabilidades menores. Além disso, tem-se que a probabilidade de ter avançado mais do que registrado é $\alpha_{k-2} = 0,1$; a probabilidade de ter andado conforme registrado pelo *encoder* é $\alpha_{k-1} = 0,8$ e a probabilidade de ter andado menos que registrado pelo *encoder* é $\alpha_k = 0,1$.

Após ser medido um deslocamento correspondente à distância entre as células de malha, é realizada uma estimativa da nova posição $\bar{p}_{k,t}$, utilizando a equação (48). A seguir, com base na leitura do sensor magnético, calcula-se $\eta \cdot p_{k,t}$. Esse produto é dado por $p(c|V_{ccl}) \bar{p}_{k,t}$ se houver uma luva naquela posição e $p(\bar{c}|V_{ccl}) \bar{p}_{k,t}$, se não houver. A leitura $V_{ccl} = 1,2$ levou a $p(c|V_{ccl}) = 0,009$ e $p(\bar{c}|V_{ccl}) = 0,991$. Com base nesses valores, foi calculada a sétima coluna da tabela. A partir da soma desses valores, calcula-se o normalizador η , obtendo-se 0.83388. Esse normalizador é aplicado, chegando-se a $p_{k,t}$. Novamente, os valores de $p_{k,t}$ podem ser representados graficamente, como apresentado na última linha tabela, com as cores mais escuras correspondendo a maior probabilidade e as cores mais claras correspondendo a menores probabilidades.

Tabela 3 - Exemplo numérico de aplicação das equações do Histograma.

k	Luva?	$p_{k,t-1}$	$p_{k,t-1}$	$\bar{p}_{k,t}$	$\bar{p}_{k,t}$	$\eta \cdot p_{k,t}$	$p_{k,t}$	$p_{k,t}$
1	Não	0.1		0.01		0.00999	0.011902	
2	Não	0.8		0.16		0.15984	0.19044	
3	Não	0.1		0.66		0.65934	0.785565	
4	Sim	0		0.16		0.00016	0.000191	
5	Não	0		0.01		0.00999	0.011902	

Para ilustrar graficamente o movimento do robô ao longo de um pequeno trecho, será utilizada a Figura 38. Nessa figura, conforme o robô se movimentava para a parte superior do poço, são realizadas novas estimativas de posição, representadas graficamente pelas cores nos quadrados da malha. Inicialmente, as probabilidades $p_{k,t}$ são relativamente bem conhecidas. Após o robô se movimentar, as probabilidades mudam de forma correspondente ao movimento realizado levando a uma nova distribuição estimada $\bar{p}_{k,t+1}$. Sobre essa distribuição é aplicada a leitura de identificação da luva dando origem a $p_{k,t+1}$. A seguir, ocorre novo deslocamento com a nova distribuição estimada $\bar{p}_{k,t+2}$ e, após nova leitura do CCL, a nova distribuição corrigida $p_{k,t+2}$.

4.4.5.

Filtro de Partículas aplicado ao sistema de localização do robô

Conforme apresentado na seção 3.3.2, o Filtro de Partículas se baseia na geração e destruição de partículas; cada uma delas correspondendo a uma estimativa de posição. Para posicionamento no interior do poço, é utilizada a rotina apresentada na Figura 39b. Tomando como base as partículas da iteração anterior e a leitura de movimento, é gerado um novo conjunto de partículas. Para tal, é utilizada a seguinte equação:

$$\bar{x}_t^{[m]} = x_{t-1}^{[m]} + g(\Delta x) \quad (65)$$

onde $x_{t-1}^{[m]}$ é a estimativa anterior de posição da partícula m , $x_t^{[m]}$ é a nova estimativa de posição da partícula m e $g(\Delta x)$ é a variação de posição associada ao movimento registrado. Na presente dissertação, essa variação de posição está sendo tratada como uma função aleatória de distribuição normal, com média Δx e desvio-padrão $\sigma_{\Delta x}$.

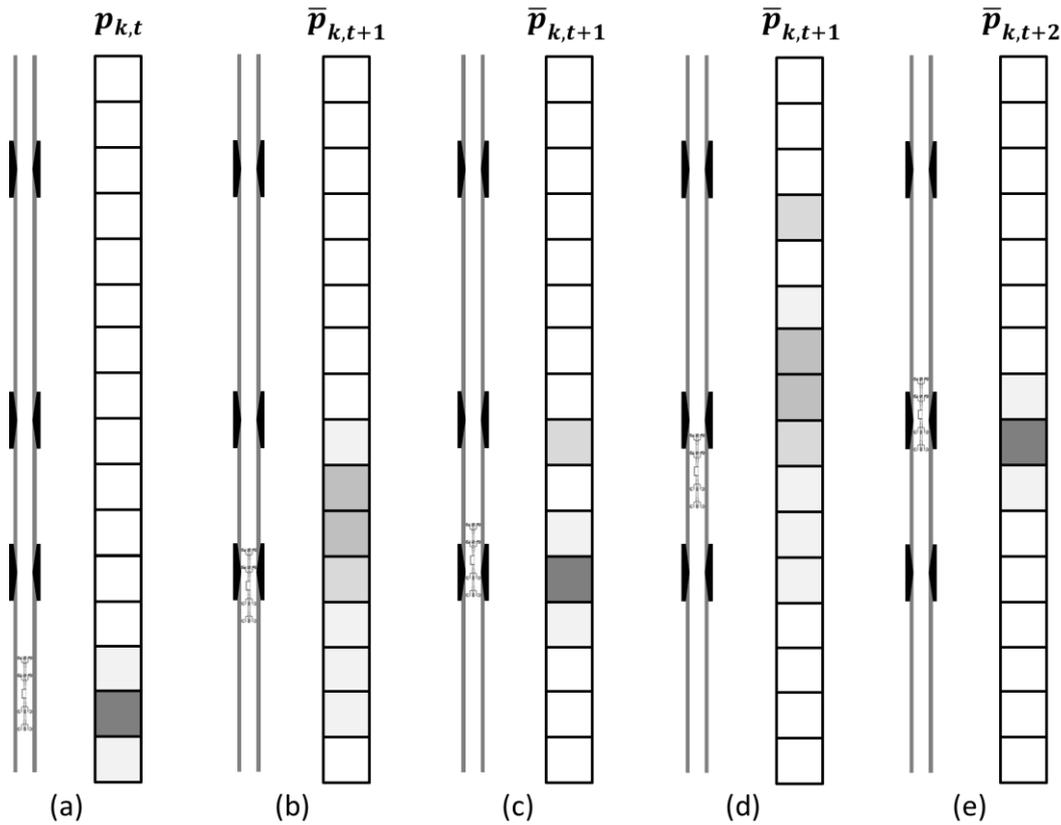


Figura 38 - Aplicação Ilustrativa do Filtro por Histograma.

A seguir, cada uma das partículas recebe um peso $w_t^{[m]}$. Caso a partícula esteja a uma distância inferior a Δx_{ref} de uma luva é atribuída ao peso a probabilidade da leitura corresponder a uma luva. Caso contrário, é atribuída ao peso a probabilidade da leitura corresponder a um ruído. A partir dos pesos $w_t^{[m]}$, as partículas são sorteadas e mantidas ou descartadas, proporcionalmente ao seu peso. Em outras palavras, se o valor de $w_t^{[m]}$ é alto, a partícula tende a ser mantida. Se é baixo, tende a ser descartada.

Para exemplificar numericamente a aplicação desse filtro, será utilizada a Tabela 4, com 5 partículas e posição no instante anterior dada por $x_{t-1}^{[m]}$. Essa posição do instante anterior está ilustrada graficamente, com cada pondo correspondendo a uma partícula. Pode-se observar que há três partículas próximas a 1,0 m e duas partículas próximas a 3,0 m. Além disso, para esse exemplo, será considerado $\Delta x = 1,0$, $\sigma_{\Delta x} = 0,1$, $\Delta x_{ref} = 1,0$ e que há uma luva na posição 4,0 m.

Inicialmente, é utilizada a equação (48) para calcular $\bar{x}_t^{[m]}$. Esse parâmetro também está ilustrado graficamente na Tabela 4. As partículas que se

encontravam próximo a 1,0 m geram novas partículas próximo a 2,0 m e as partículas que se encontravam próximo a 3,0 m geram novas partículas próximo a 4,0 m. A seguir, é utilizada a leitura do CCL para atribuição dos pesos. A leitura $V_{ccl} = 1,2$ levou a $p(c|V_{ccl}) = 0,009$ e $p(\bar{c}|V_{ccl}) = 0,991$. Desse modo, as partículas próximas a 4,0 recebem peso 0,009 e aquelas longe de 4,0 recebem peso 0,991. Assim, ao realizar o sorteio, aquelas partículas com maior peso tendem a sobreviver e aquelas com menor peso tendem a ser destruídas. Sobram, portanto, as partículas próximas a 2,0 m.

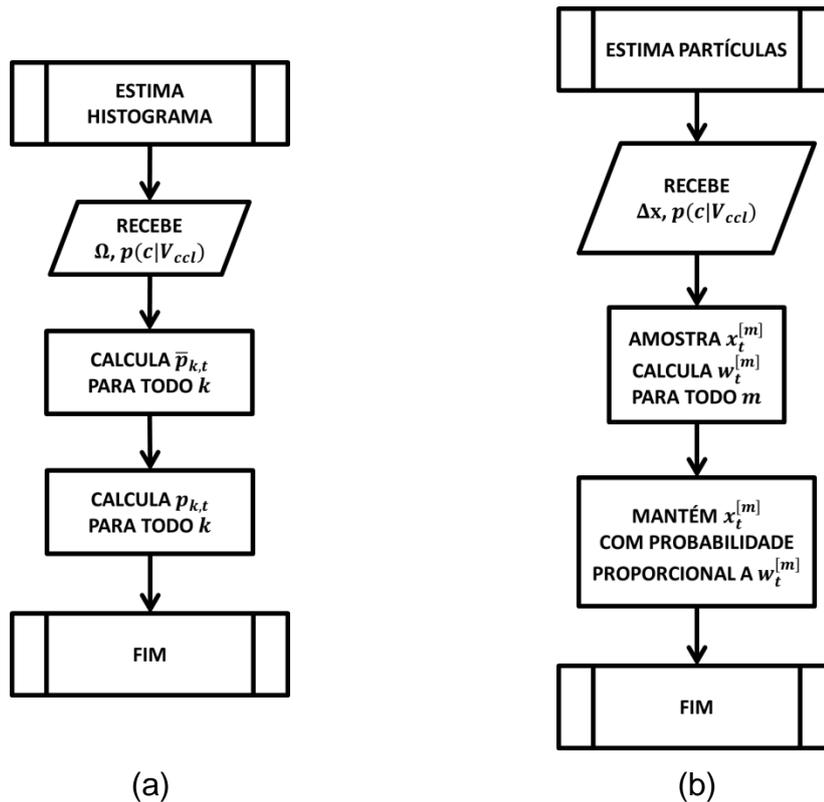


Figura 39 - Diagrama de blocos para estimativa de posição com o (a) Histograma e (b) Filtro de Partículas.

A seguir, será considerado um exemplo um pouco mais longo de deslocamento (Figura 40). Nessa figura, inicialmente, o robô se encontra em uma posição bem conhecida (Figura 40a), com as partículas $x_t^{[m]}$ bem próximas. Quando o robô se move (Figura 40b), essas partículas passam a assumir novas posições estimadas $\bar{x}_{t+1}^{[m]}$. De acordo com a leitura do CCL, essas partículas recebem determinado peso e sobrevivem ou não (Figura 40c). No exemplo em questão, foi identificada uma luva com alta probabilidade. Desse modo, sobrevivem apenas aquelas partículas $x_{t+1}^{[m]}$ próximas às luvas (Figura 40c).

Conforme o robô se move novamente, outras partículas $\bar{x}_{t+2}^{[m]}$ são geradas (Figura 40d) e, quando é identificada uma nova luva ou um novo ruído, essas partículas sobrevivem ou não (Figura 40e) dando origem a um novo conjunto $x_{t+1}^{[m]}$.

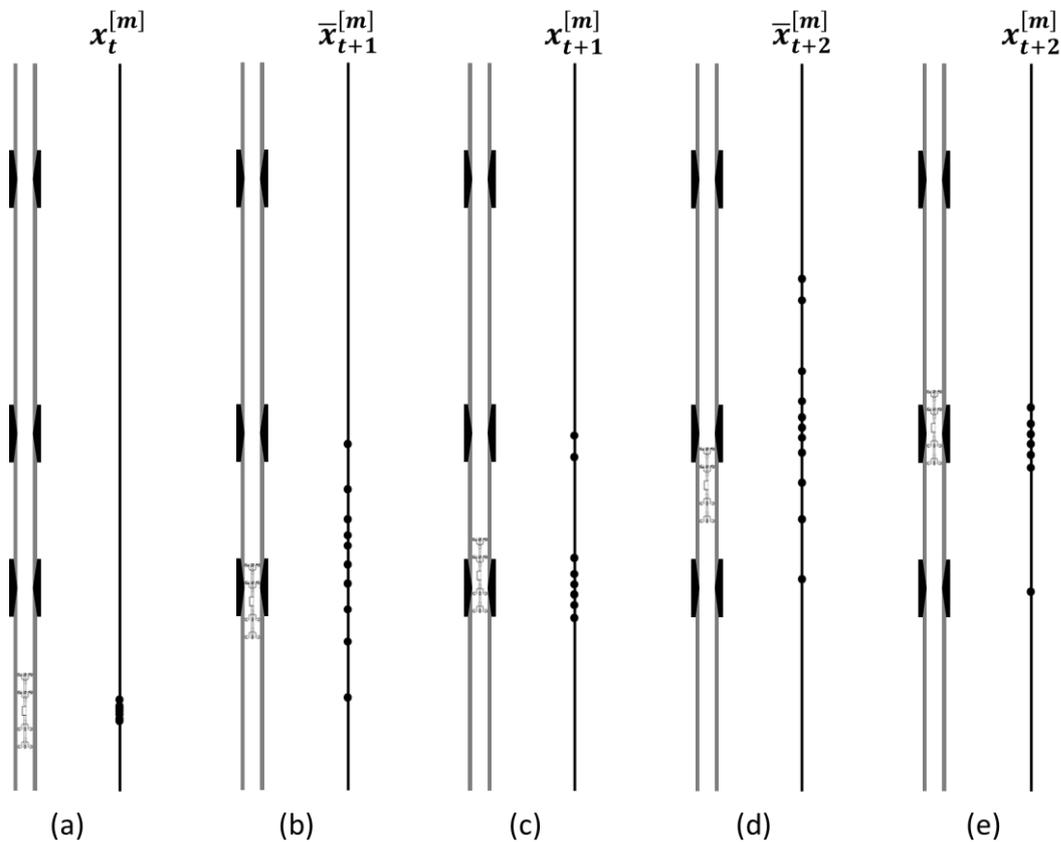


Figura 40 - Aplicação ilustrativa do Filtro de Partículas.

Tabela 4 - Exemplo de aplicação numérica do Filtro de Partículas.

M	$x_{t-1}^{[m]}$	$x_{t-1}^{[m]}$	$\bar{x}_t^{[m]}$	$\bar{x}_t^{[m]}$	$w_t^{[m]}$	$x_t^{[m]}$	$x_t^{[m]}$
1	0.966881	...	1.928820	...	0.991	1.928820
2	0.897146	..	1.981538		0.991	1.981538	
3	1.119341		2.215203	0.991	2.215203		
4	2.965353		3.968021	0.009	1.928820		
5	2.976419	4.061704	0.009	2.215203			

Os modelos e algoritmos desenvolvidos serão aplicados no próximo capítulo a dados de campo, para verificar a viabilidade ou não de um robô com a configuração proposta.

5 Simulações com dados de campo

Para avaliar os conceitos propostos, foi realizado inicialmente o projeto de um robô para intervenção em poços de 5 1/2" a 6 5/8". Nesse projeto, foram adotadas as seguintes premissas:

- Carga total do robô (peso + força exercida): $P_r + F_f = 600$ N;
- Força máxima na parede: $F_{r,r,max} = 1000$ N;
- Coeficiente de atrito do mancal: $\mu_r = 0,002$;
- Coeficiente de atrito estático da roda com o tubo: $\mu_e = 0,60$;
- Velocidade de movimentação: $v = 0,20$ m/s;
- Fração de deslizamento: $v_s/v = 0,010$
- Número de rodas em cada parte: $N_r = 8$;
- Distância percorrida: $L_s = 3.000$ m;
- Ângulo das rodas com o eixo do tubo α : 45° ;
- Faixa de diâmetro interno D_i : 95 mm a 155 mm;
- Raio mínimo de curvatura: 200 m.

Esse robô deverá ter a configuração apresentada na Figura 41.

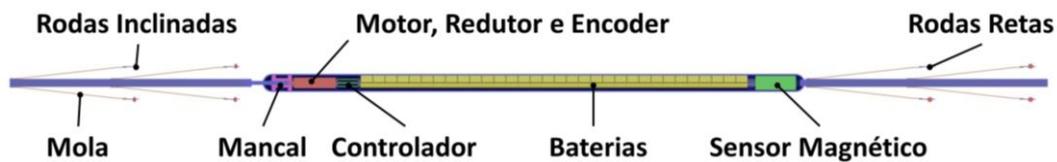


Figura 41 - Configuração utilizada na avaliação do robô.

A partir dos requisitos e dos modelos desenvolvidos no capítulo 4, puderam ser escolhidos o motor e o redutor. A partir da eficiência desse conjunto, do controlador e das rodas, pôde ser determinado o requisito de energia para o deslocamento do veículo por uma distância determinada. Com base nesse requisito, pôde ser montado um banco de baterias que atendesse

simultaneamente aos requisitos de corrente máxima e de armazenamento de energia (Seção 5.1).

Após essas determinações, o robô foi desenhado e suas partes principais foram projetadas, a fim de garantir a funcionalidade e a integridade estrutural. As patas do robô foram dimensionadas para garantir que sejam capazes de realizar a força de contato necessária entre a roda e o tubo. O vaso atmosférico foi dimensionado para evitar que ele colapse durante as operações.

5.1. Dimensionamento do Sistema de Tração com Requisitos de Campo

Para o dimensionamento do sistema de tração, foram utilizadas as equações (11), (15), (16), (21), (23) e (27) e foram calculados iterativamente os seguintes requisitos:

- Potência mínima do conjunto motor-redutor: $Pot_M = 123 \text{ W}$
- Torque mínimo no eixo: $T_M = 27,2 \text{ N.m}$
- Rotação mínima no eixo: $\omega_M = 4,5 \text{ rad/s}$
- Força mínima na parede: $F_{r,r} = 145 \text{ N}$
- Eficiência mecânica do sistema de rodas: $\eta_s = 0,98$
- Energia necessária: $E_a = 2,9 \text{ MJ}$

Com base nas especificações, foi selecionado como exemplo o motor Maxon RE-50 com o redutor Maxon GP 52C, 113:1 (MAXON MOTOR, 2012). Foi selecionada ainda a bateria Saft VL34570 (SAFT BATTERIES, 2015). A potência nominal do conjunto no eixo é de 150 W, o torque nominal é de 34,3 N.m e a rotação nominal do conjunto é de 5,3 rad/s. É importante notar que, o robô irá se deslocar com velocidade menor nos trechos da coluna com menor diâmetro. Nos trechos com diâmetro interno de 95 mm, a velocidade será de 0,15 m/s. Contudo, trata-se de uma opção de projeto para garantir que o conjunto terá o torque necessário em toda a faixa de diâmetros.

Cada bateria possui tensão nominal de 3,7 V, energia nominal de 20,0 W.h, ou 72 kJ, diâmetro de 34,20 mm, corrente máxima contínua de descarga de 11 A e corrente máxima em pulso de descarga de 21 A. O conjunto será utilizado em uma tubulação com diâmetro mínimo de 95 mm, de acordo com as premissas apresentadas anteriormente. É possível, portanto, colocar três baterias em paralelo, mantendo espaço para o vaso de pressão. Além disso, conforme calculado, é necessária uma energia armazenada de 2,9 MJ. Desse modo, são necessárias pelo menos 41 baterias. Finalmente, o motor trabalha

com tensão nominal de 24 V, corrente nominal de 10,8 A e corrente de partida de 232 A. Desse modo, são necessárias, pelo menos, 7 baterias em série para gerar a tensão necessária e 11 baterias em paralelo para gerar a corrente de partida necessária.

Com base nisso, serão utilizados 8 conjuntos em série, cada conjunto com 3 baterias em paralelo, formando módulos. Cada módulo tem, portanto, capacidade contínua de descarga de 33 A, tensão de 29,6 V, capacidade de descarga em pulso de 63 A, energia armazenada de 1,7 MJ e comprimento de aproximadamente 480 mm. Serão utilizados 4 módulos em paralelo, formando um sistema com capacidade contínua de descarga de 132 A, tensão de 29,6 V, capacidade de descarga em pulso de 252 A e energia armazenada de 6,8 MJ. Além disso, pela configuração, o sistema possui energia para realizar sua missão com apenas dois dos três módulos e tem condições de operar dentro dos valores nominais com apenas um módulo. Cada bateria possui comprimento de aproximadamente 60 mm. Desse modo, o comprimento total de cada módulo é igual a 480 mm. O comprimento dos 4 módulos será igual, portanto, a 1,92 m.

5.2. Projeto Estrutural com Dados de Campo

Para o dimensionamento do vaso de pressão, foi utilizado um modelo em elementos finitos, para um vaso de alumínio 7075-T6, com resistência ao escoamento de 500 MPa (ALCOA, 2010) e diâmetro externo de 90 mm (Figura 42). A partir daquele modelo, foi determinada a espessura de 7 mm para o vaso de pressão. Esse valor leva a um diâmetro interno de 76 mm, permitindo a inserção das três baterias em paralelo, do motor e do redutor.

Para o dimensionamento das patas do robô, foi utilizado um modelo de viga engastada, com molas de aço SAE 5160. Por esse modelo, para obter uma força superior a 145 N em todo o curso, sem que o material escoe, foi dimensionada uma mola com espessura de 4 mm e comprimento de 0,50 m.

Para verificação do peso do conjunto, foram utilizados os dados dos respectivos fabricantes e os volumes obtidos a partir do modelo tridimensional. Esses resultados estão apresentados na Tabela 5.



Figura 42 - Análise em elementos finitos da câmara atmosférica.

Tabela 5 - Distribuição de peso do robô.

Item	Quant.	Descrição	Peso ind. (kg)	Peso tot. (kg)
1	1	Vaso de Pressão	13,20	13,20
2	1	Motor e redutor	1,87	1,87
3	16	Mola	0,73	11,68
4	2	Suporte para Molas	1,76	3,52
5	16	Suporte para Rodas	0,03	0,48
6	16	Rodas	0,01	0,16
7	128	Bateria	0,13	16,64
8	1	Eixo motor, rolamentos.	2,02	2,02
9	1	Controlador, ponte H	0,20	0,20
10	1	Ferramenta	10,00	10,00
Total				59,77

5.3.

Sistema de posicionamento aplicado aos dados de campo

Para avaliação numérica dos sistemas propostos, foram utilizadas quatro leituras de campo de perfis CCL, descritas na Tabela 6. Essas leituras foram duplicadas, simulando uma subida e uma descida. As subidas simuladas deram origem às leituras de 01 a 04 e as descidas simuladas, às leituras de 05 a 08.

Tabela 6 - Característica dos perfis de campo utilizados.

	Número de Luvas	Número de leituras	Distância Percorrida	Tensão Máxima	Tensão Mínima	Tensão Média
Leitura 01	560	9	85,2	1,8	-1,9	0,14
Leitura 02	5265	69	802,2	25,2	-9,7	0,59
Leitura 03	665	9	101,2	1,9	-1,3	0,03
Leitura 04	4054	50	617,7	8,5	-8,4	0,00
Leitura 05	560	9	85,2	1,8	-1,9	0,14
Leitura 06	5265	69	802,2	25,2	-9,7	0,59
Leitura 07	665	9	101,2	1,9	-1,3	0,03
Leitura 08	4054	50	617,7	8,5	-8,4	0,00

Para ilustrar tais leituras, a oitava delas está apresentada na Figura 43. Nessa figura, há 50 oscilações bruscas na tensão lida. Tais oscilações na leitura do sensor ocorrem durante a passagem pelas luvas, conforme analisado na seção 4.3.3. Para dar maior clareza, os primeiros 60 m desse gráfico estão apresentados na Figura 44. Nessa figura, a posição real das luvas está apresentada pelas linhas verticais tracejadas.

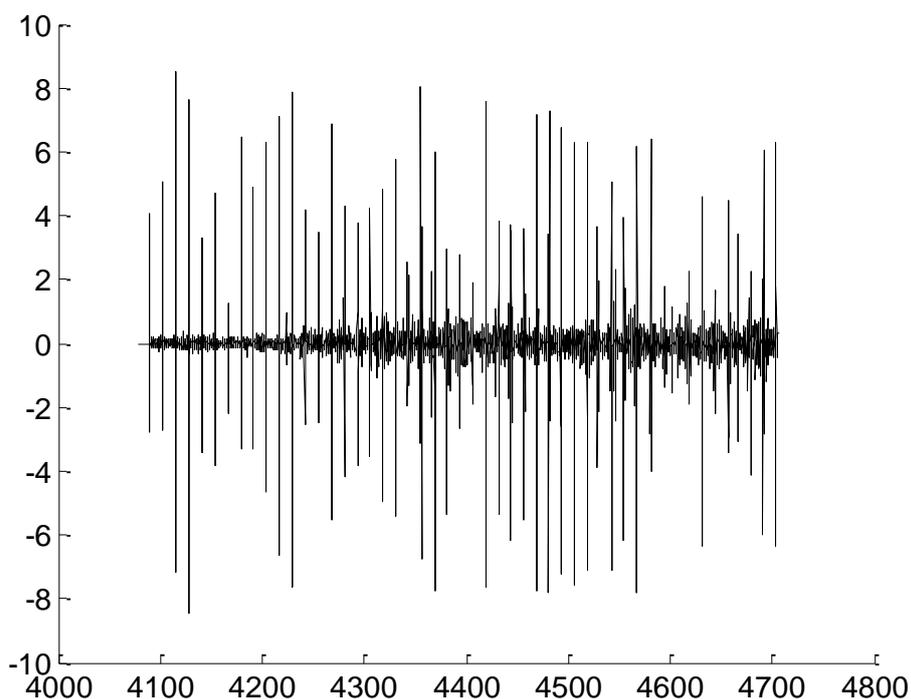


Figura 43 - Exemplo de leitura do sensor CCL.

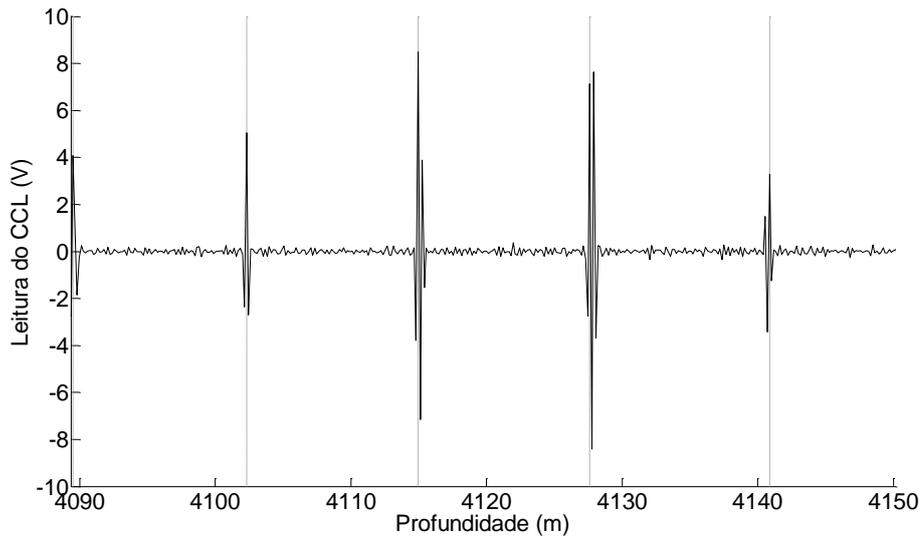


Figura 44 - Trecho da leitura do sensor CCL, com a posição real das luvas indicada pelos tracejados.

5.3.1. Identificação de luvas simulada

Utilizando as equações (41) e (42) para cálculo da probabilidade de haver uma luva, as equações (43) e (44) para atualização da média e do desvio padrão e os parâmetros apresentados na Tabela 7, são obtidos os resultados da Tabela 8. Nessa tabela, quanto maiores os valores de sensibilidade e especificidade, melhor o algoritmo. Quanto maiores as taxas de falso positivo e de falso negativo, pior o algoritmo. Pode ser observado que as equações apresentam sensibilidade superior a 88%, especificidade superior a 96%, taxa de falsos negativos inferior a 12% e taxa de falsos positivos inferior a 4,0%. Portanto, o algoritmo apresenta bom desempenho. Outro ponto que pode ser observado é que as duas leituras com pior desempenho apresentavam pequeno número de leituras, apenas 560, e de luvas, apenas 9. Isso influencia no desempenho, já que o algoritmo passa a ter pouco tempo para se adaptar às leituras no poço em questão, com a atualização da média e do desvio-padrão.

Tabela 7 - Parâmetros de entrada.

μ_c	σ_c	$\mu_{\bar{c}}$	$\sigma_{\bar{c}}$	α	p
1,5	0,4	0,0	0,2	0,05	0,03

A Figura 45 apresenta graficamente os resultados obtidos quando as equações são aplicadas às leituras do sensor apresentadas na Figura 44. Pode-

se observar que o sensor indica corretamente uma alta probabilidade de haver uma luva quando realmente há e uma baixa probabilidade de haver uma luva quando não há.

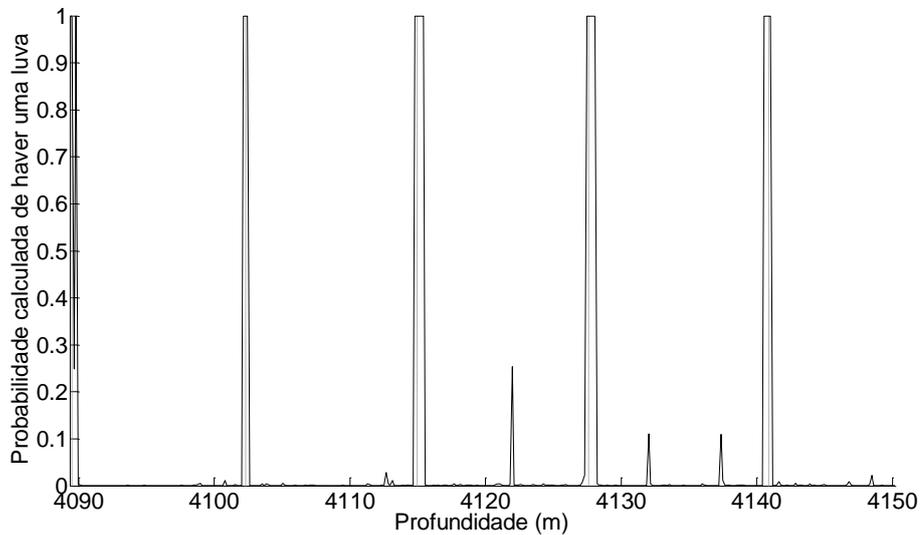


Figura 45 - Trecho ilustrativo, com a probabilidade calculada de haver uma luva em função da profundidade e a posição correta das luvas.

Tabela 8 - Parâmetros de desempenho do sistema da identificação.

	Sensibilidade (%)	Especificidade (%)	Taxa de Falsos Positivos (%)	Taxa de Falsos Negativos (%)
Leitura 01	88,9	99,3	0,7	11,1
Leitura 02	98,6	96,5	3,5	1,4
Leitura 03	100,0	98,9	1,1	0,0
Leitura 04	98,0	97,9	2,1	2,0
Leitura 05	100,0	99,5	0,5	0,0
Leitura 06	97,1	97,0	3,0	2,9
Leitura 07	88,9	99,2	0,8	11,1
Leitura 08	100,0	97,9	2,1	0,0

5.3.2.

Estimativa de posição com os dados de campo sem a fusão de sensores

A título de comparação, foi avaliada a possibilidade de estimar a posição sem realizar a fusão de sensores. Os resultados estão apresentados na Figura 46, para o caso em que é utilizada apenas a leitura de velocidade, e na Figura 47, para o caso em que é realizada apenas a contagem de luvas. Nas duas, estão apresentados os primeiros instantes de deslocamento na simulação 08.

Nessa última figura, as setas indicam a posição real das luvas. Pode-se observar que ocorre erro significativo nas leituras caso não haja fusão de sensores. No caso da leitura de velocidade, esse erro está relacionado ao deslizamento ou a eventuais erros nos parâmetros medidos. No caso da leitura de luvas, está relacionado à contagem de falsos positivos como luvas.

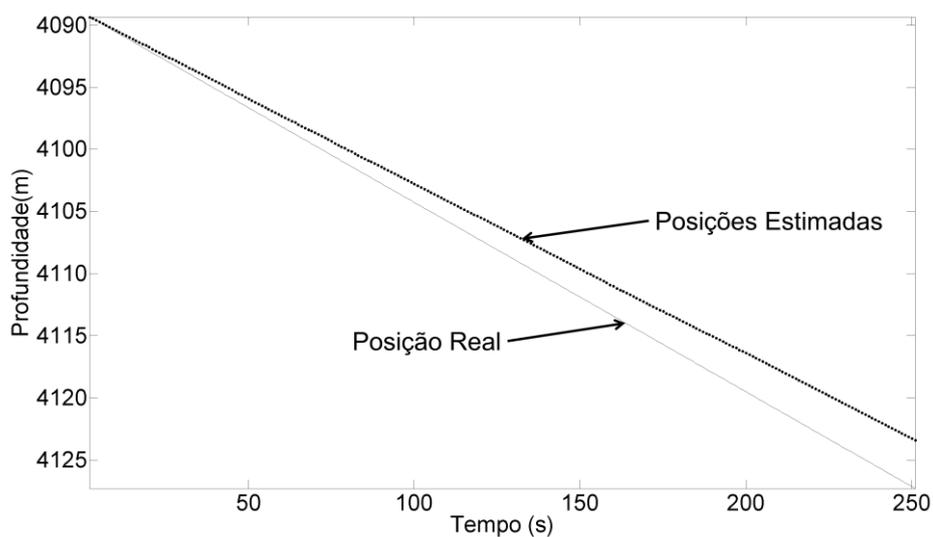


Figura 46 - Estimativa de posição utilizando apenas a leitura de velocidade e posição real.

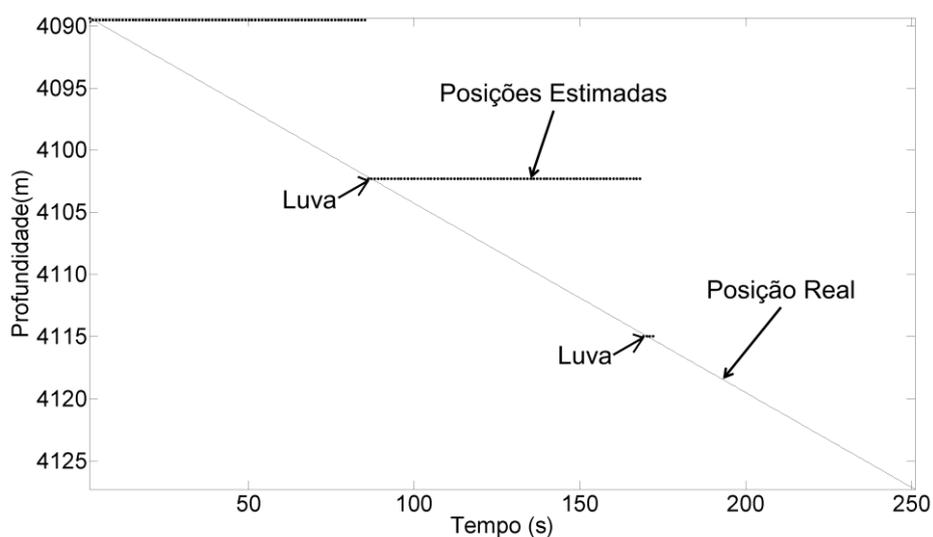


Figura 47 - Estimativa de posição utilizando apenas a leitura da luva e posição real.

A Tabela 9 apresenta os erros obtidos ao utilizar apenas a leitura de velocidade. Pode-se observar que o erro está associado ao deslizamento considerado nessas simulações, de 10% em média. Isso faz com que o erro médio dessa estimativa esteja próximo de 10% da distância percorrida. Por outro lado, a Tabela 10 apresenta os erros obtidos ao realizar a contagem do número de luvas, apenas. Nesse caso, o erro é ainda maior, já que, a cada falso positivo, ocorre um aumento de aproximadamente 12 m na estimativa de posição. A métrica utilizada nesse trabalho para comparação dos algoritmos é o erro máximo. Um algoritmo é considerado aceitável se apresenta erro máximo inferior ao comprimento de um tubo, aproximadamente 12 m.

Tabela 9 - Erro observado utilizando apenas a leitura de velocidade

	Erro Máximo (m)	Erro Médio (m)
Leitura 01	8.5	4.3
Leitura 02	79.4	39.7
Leitura 03	10.0	5.0
Leitura 04	60.9	30.5
Leitura 05	8.5	4.2
Leitura 06	79.6	39.8
Leitura 07	10.0	5.0
Leitura 08	61.0	30.6

Tabela 10 - Erro observado utilizando apenas a leitura das luvas

	Erro Máximo (m)	Erro Médio (m)
Leitura 01	34.6	11.5
Leitura 02	398.1	199.2
Leitura 03	30.5	14.5
Leitura 04	351.7	167.2
Leitura 05	35.8	15.5
Leitura 06	454.2	255.7
Leitura 07	25.0	10.0
Leitura 08	274.6	118.2

5.3.3.

Filtro de Kalman aplicado às leituras de campo

Os resultados obtidos com a aplicação do Filtro de Kalman às leituras de campo estão apresentados ilustrativamente na Figura 48 para os primeiros instantes de simulação da leitura 08. Novamente, as setas indicam a posição real das luvas. Pode-se observar que, inicialmente, os erros na leitura de

velocidade fazem com que a estimativa comece a divergir em relação à posição real. Com a identificação de uma luva, essa estimativa é deslocada para perto da luva mais próxima.

A Tabela 11 apresenta os parâmetros de desempenho do Filtro de Kalman durante a descida e subida simulados. Pode-se observar que o Filtro de Kalman apresenta desempenho superior às estimativas de posição sem fusão de sensores. Contudo, o resultado obtido com a aplicação desse filtro ainda está aquém do necessário, com erros de até 10% da distância percorrida em um dos casos.

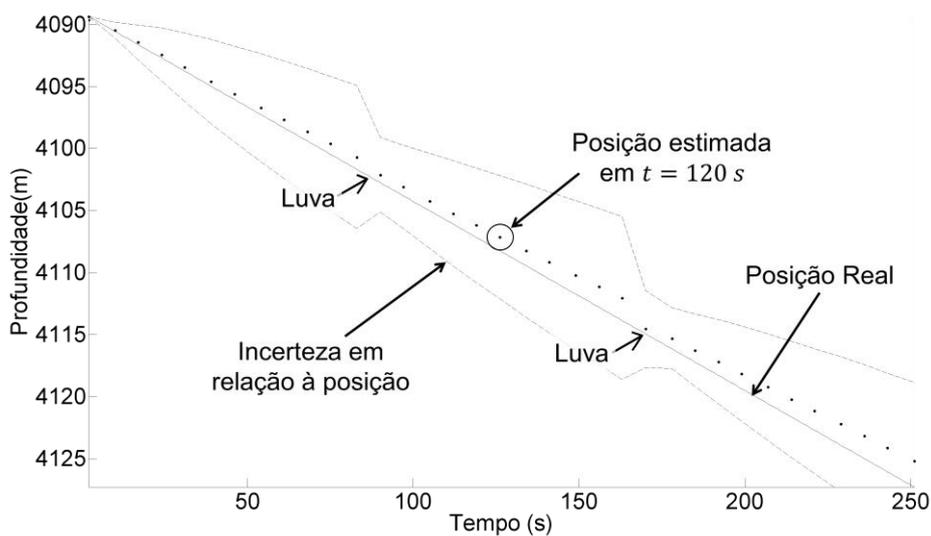


Figura 48 - Resultados obtidos com aplicação do Filtro de Kalman às leituras de campo durante os primeiros segundos de um dos movimentos simulados.

Tabela 11 - Desempenho do Filtro de Kalman com as leituras de campo.

	Dispersão Máxima (m)	Erro Máximo (m)	Dispersão Média (m)	Erro Médio (m)
Leitura 01	12.2	4.8	12.2	1.3
Leitura 02	5.7	17.0	5.7	1.8
Leitura 03	3.2	20.9	3.2	3.5
Leitura 04	1.8	17.0	1.8	10.0
Leitura 05	3.3	13.7	3.3	8.1
Leitura 06	16.2	103.3	16.2	59.5
Leitura 07	3.6	5.9	3.6	1.8
Leitura 08	5.7	51.9	5.7	21.5

5.3.4. MHT aplicado às leituras de campo

Os resultados obtidos com a aplicação do MHT às leituras de campo estão apresentados ilustrativamente na Figura 49 para os primeiros instantes de simulação 08. Pode-se observar que, inicialmente, os erros na leitura de velocidade fazem com que a estimativa comece a divergir em relação à posição real. Com a identificação de uma luva, essa estimativa é deslocada para perto da luva mais próxima. Eventualmente, podem surgir hipóteses adicionais, como ocorre próximo a 220 s.

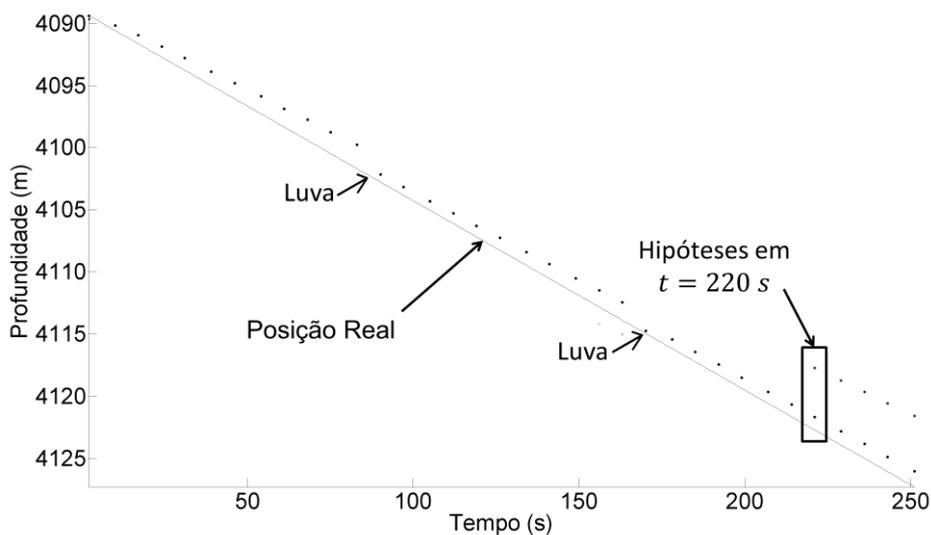


Figura 49 - Resultados obtidos com aplicação do MHT às leituras de campo durante os primeiros segundos de um dos movimentos simulados.

A Tabela 12 apresenta os parâmetros de desempenho do MHT durante a descida e subida simulados. Pode-se observar que o MHT apresenta desempenho superior às estimativas de posição sem fusão de sensores. Contudo, o resultado obtido com a aplicação desse filtro ainda está aquém do necessário, uma vez que o erro máximo ainda é superior a 100 m

Tabela 12 - Desempenho do MHT com as leituras de campo.

	Dispersão Máxima (m)	Erro Máximo (m)	Dispersão Média (m)	Erro Médio (m)
Leitura 01	16.0	7.4	6.9	3.0
Leitura 02	26.9	20.0	8.7	2.3
Leitura 03	21.7	14.0	5.2	2.6
Leitura 04	19.9	17.7	7.8	9.4
Leitura 05	28.0	19.1	14.0	9.3
Leitura 06	39.9	131.2	22.4	57.2
Leitura 07	19.2	5.7	3.8	1.4
Leitura 08	48.8	65.1	14.0	26.7

5.3.5. Histograma aplicado às leituras de campo

Os resultados obtidos com a aplicação do Histograma às leituras de campo estão apresentados ilustrativamente na Figura 50 para os primeiros instantes de simulação. Pode-se observar que, inicialmente, os erros na leitura de velocidade fazem com que a estimativa comece a divergir em relação à posição real. Com a identificação de uma luva, essa estimativa é deslocada para perto da luva mais próxima.

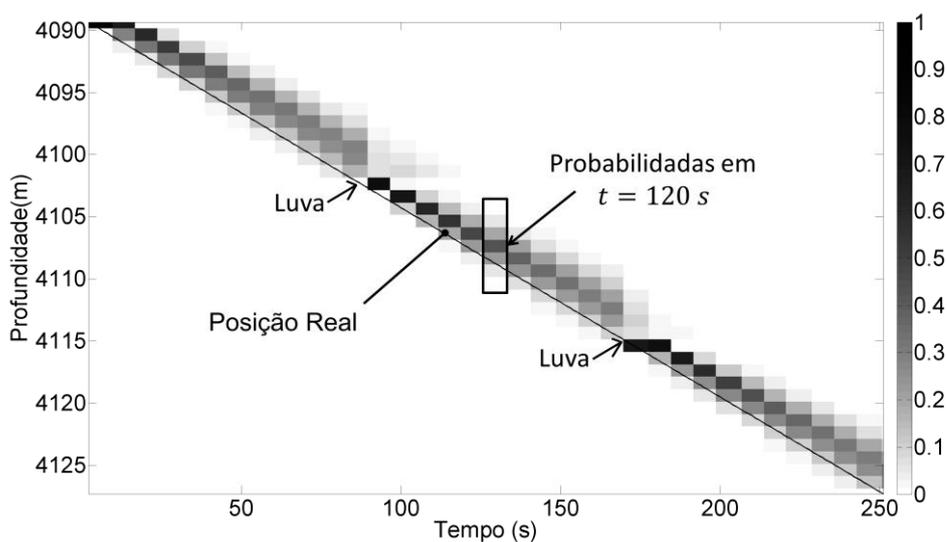


Figura 50 - Trecho ilustrativo com as probabilidades calculadas pelo Histograma.

A Tabela 13 apresenta os parâmetros de desempenho do Histograma durante os movimentos simulados. Pode-se observar que o Histograma apresenta desempenho superior às estimativas de posição sem fusão de

sensores. Esse filtro apresentou o melhor desempenho, com erro máximo sempre inferior ao comprimento de um tubo (12 m).

Tabela 13 - Desempenho do Histograma aplicado às leituras de campo.

	Dispersão Máxima (m)	Erro Máximo (m)	Dispersão Média (m)	Erro Médio (m)
Leitura 01	7.0	1.5	3.5	0.4
Leitura 02	17.0	7.3	4.2	0.8
Leitura 03	7.0	1.5	3.8	0.5
Leitura 04	9.0	2.8	3.8	0.5
Leitura 05	6.0	3.1	3.4	1.5
Leitura 06	19.0	9.7	10.8	3.8
Leitura 07	7.0	3.2	4.0	1.7
Leitura 08	12.0	5.4	4.0	1.9

5.3.6.

Filtro de Partículas aplicado às leituras de campo

Os resultados obtidos com a aplicação do Filtro de Partículas às leituras de campo estão apresentados ilustrativamente na Figura 51 para os primeiros instantes de simulação. Nessa figura, cada ponto representa uma hipótese. A partir dela, pode ser observado que são geradas diversas hipóteses, algumas delas bem próximas à posição real. Com a identificação de uma luva, apenas as partículas próximas à luva tendem a sobreviver, eliminando as demais.

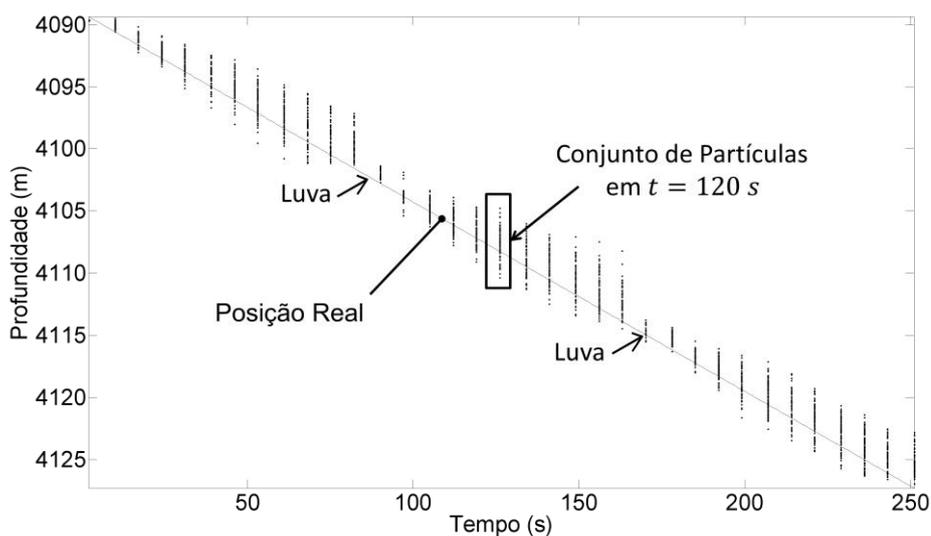


Figura 51 - Filtro de Partículas aplicado ao CCL 03

A Tabela 14 apresenta os parâmetros de desempenho do Filtro de Partículas durante a descida e subida simulados. Pode-se observar que o Filtro de Partículas apresenta desempenho superior às estimativas de posição sem fusão de sensores e possui um dos melhores desempenhos entre os filtros analisados, com erro máximo inferior ao comprimento de dois tubos ($2 \times 12 \text{ m} = 24 \text{ m}$).

Tabela 14 - Desempenho do Filtro de Partículas com as leituras de campo.

	Dispersão Máxima (m)	Erro Máximo (m)	Dispersão Média (m)	Erro Médio (m)
Leitura 01	7.6	1.7	3.0	0.6
Leitura 02	8.0	21.2	3.0	1.6
Leitura 03	7.4	1.9	3.1	0.4
Leitura 04	8.8	17.3	3.1	10.6
Leitura 05	5.3	2.0	3.0	0.6
Leitura 06	11.3	5.1	3.1	0.8
Leitura 07	7.4	3.1	3.4	1.0
Leitura 08	7.4	2.8	3.2	0.9

As análises numéricas com dados de campo mostraram que é possível construir um robô com a configuração proposta. A utilização de um sistema de tração helicoidal e de um feixe de molas para garantir o contato com a parede é suficiente para gerar a tração necessária. Além disso, a utilização de um vaso de pressão com espessura de 7 mm é suficiente para garantir que a câmara atmosférica resista a uma pressão de 5.000 psi. Isso tudo leva ao dimensionamento de um robô de aproximadamente 60 kg, que pode se deslocar mais de 3.000 m para baixo e para cima com a energia contida em um conjunto de 96 baterias.

Finalmente, a aplicação dos algoritmos desenvolvidos aos dados de campo, mostrou que é possível realizar o posicionamento do robô utilizando o Histograma, com erros inferiores a um comprimento de tubo (12 m). Entre os filtros utilizados, o Histograma foi o que apresentou melhor desempenho, com erro máximo de 9,7 m nas leituras utilizadas. O segundo melhor foi o Filtro de Partículas, com 21,2 m. Os demais apresentaram erro máximo superior a 100 m nas leituras avaliadas, o que inviabiliza seu uso. O próximo passo foi a validação experimental dessas análises.

6 Resultados experimentais

Para avaliar experimentalmente os conceitos propostos e os modelos desenvolvidos, foi utilizada uma versão simplificada do robô, apresentada na Figura 52.



Figura 52 - Robô utilizado nos testes dos sistemas de deslocamento e posicionamento

Essa versão foi utilizada para verificar experimentalmente os principais pontos da análise teórica. Esses pontos são a validação do modelo de tração desenvolvido e dos algoritmos de posicionamento.

6.1. Detalhamento do Robô de Teste

Para a avaliação, foi considerado um robô para realização de testes simulando pequenas intervenções em poços com diâmetro de 6 5/8". Foram adotadas as seguintes premissas:

- Carga total do robô: $P_r + F_f = 35$ N;
- Força máxima na parede: $F_{r,r,max} = 200$ N;
- Diâmetro interno do tubo: $D_i = 0,142$ m;
- Coeficiente de atrito do mancal: $\mu_r = 0,064$;
- Coeficiente de atrito lateral da roda com o tubo: $\mu_e = 0,295$;
- Velocidade de movimentação: $v = 0,1$ m/s;
- Fração de deslizamento: $v_s/v = 0,010$
- Número de rodas em cada parte: $N_r = 4$;

- Comprimento considerado: $L_s = 800\text{m}$;
- Ângulo das rodas com o eixo do tubo α : 60° .

Utilizando as equações (11), (15), (16), (21), (23) e (27) foram calculados os seguintes valores:

- Potência do motor: $Pot_M = 7,9\text{ W}$;
- Torque mínimo do motor no eixo: $T_M = 3,2\text{ N.m}$;
- Rotação mínima do motor: $\omega_M = 2,5\text{ rad/s}$;
- Força mínima na parede: $F_{r,r} = 26\text{ N}$;
- Eficiência mecânica do sistema de rodas: $\eta_s = 0,44$;
- Energia necessária: $E_a = 140\text{ kJ}$.

Com base nisso e na disponibilidade de motores desse tipo no mercado nacional, foi selecionado o micro-motor com redução Akyama 12 V 83 RPM (NEOYAMA, 2015). Esse motor é capaz de trabalhar com potência de aproximadamente 7,5 W, torque de 3,4 N.m e rotação de 2,2 rad/s. O motor em questão não possui *encoder* e não há eixo ou espaço para inserção de um. Desse modo, e também para avaliar a robustez do sistema de posicionamento, optou-se por utilizar as leituras de torque e rotação para uma das estimativas de posição. O detalhamento do modelo utilizado está apresentado na seção 6.2.

No CCL, foram utilizados dois ímãs permanentes de neodímio com um campo B estimado em 1.300 Gauss (0,13 T) a 10 mm de sua face. Entre eles, foi colocada uma bobina com 800 espiras e diâmetro interno de aproximadamente 10 mm. Considerando um tempo de passagem de 1 s e uma variação no campo magnético $\Delta\Phi_B$ de magnitude correspondente a 10 % da intensidade do campo, tem-se, da equação (40), $\epsilon_{m\acute{a}x} = 0,32\text{ mV}$.

Esse valor de tensão deve sofrer amplificação para leitura pelo microcontrolador. Para tal, foi utilizado o amplificador operacional LF356, com um resistor de entrada $R_{in} = 220\ \Omega$ e uma resistência de amplificação $R_F = 820\text{ k}\Omega$. Isso gera uma amplificação $A = -R_F/R_{in} = -3727$ (RIZZONI, 2013).

O conjunto proposto possui, por esse modelo, amplificação capaz de levar a tensão a aproximadamente 1,2 V para mais e para menos. Isso corresponde a uma amplitude de aproximadamente 2,4 V, ou cerca de 50% do fundo de escala das portas analógicas do microcontrolador. O valor obtido através desse modelo estimado está coerente com as leituras obtidas, com diferenças em torno de 3,0 V.

Para controle do robô, foi utilizado o microcontrolador ATmega328P (ATMEL, 2009) montado em uma placa Arduino.

6.2. Calibração do modelo do motor

Para calibração do modelo do motor, partiu-se inicialmente das informações fornecidas pelo fabricante. A partir delas, foram estimadas as constantes de torque e velocidade. A seguir, essas mesmas constantes foram obtidas experimentalmente e os valores experimentais foram comparados com os valores anteriores.

6.2.1. Modelagem com dados do fabricante

Para modelagem do motor, foram tomados como base os dados do fabricante e as equações (28) e (29). Os dados do motor indicados pelo fabricante estão reproduzidos na Tabela 15, convertidos para o Sistema Internacional de Unidades. A partir desses dados e das equações (28) e (29), foram calculados os parâmetros do motor. Esses parâmetros estão apresentados na Tabela 16.

Tabela 15 - Dados do Motor em unidades do Sistema Internacional

Tensão de Operação	6 V - 24 V	Corrente nominal	1,6 A
Tensão Nominal	12 V	Torque nominal	1,09 N.m
Rotação sem carga	8,69 rad/s	Potência nominal	5 W
Corrente sem carga	0,430 A	Corrente de partida	6 A
Rotação nominal	6,85 rad/s	Torque de partida	5,19 N.m

Tabela 16 - Parâmetros do motor calculados a partir das informações do fabricante

Constante de torque	k_t	0,932 N.m/A
Constante de velocidade	k_v	0,781 rad/s/V
Resistência interna	R	2,02 Ohm
Corrente livre	i_0	0,430 A

6.2.2. Validação Experimental

Para validação experimental, foi utilizado o aparato apresentado na Figura 53.

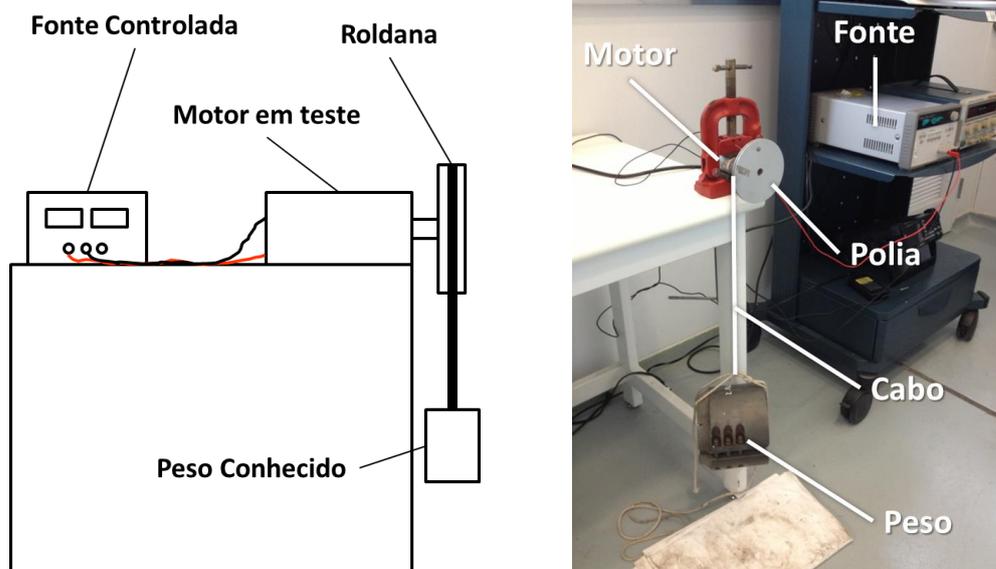


Figura 53 – (a) Esquema e (b) foto do aparato utilizado para teste.

Nesse sistema, foi adotado o seguinte procedimento experimental:

1. Montagem do aparato e registro do torque;
2. Aplicação da diferença de potencial do teste;
3. Registro em vídeo da movimentação;
4. Identificação da velocidade de rotação e da corrente em regime permanente a partir do vídeo.

Os valores de torque e corrente obtidos estão apresentados na Tabela 17 e os valores de rotação, estão apresentados na Tabela 18.

Tabela 17 - Corrente (A) em função do torque para os valores de tensão aplicada.

T (N.m)	6 V	9 V	12 V	15 V	18 V
0	0.4	0.4	0.4	0.5	0.5
0.5	1.0	1.0	1.1	1.1	1.1
1.0	1.6	1.7	1.7	1.7	1.8
1.5	2.3	2.4	2.4	2.4	2.5
2.1	3.0				

Tabela 18 - Rotação (rad/s) em função do torque e da tensão aplicada.

T (N.m)	6 V	9 V	12 V	15 V	18 V
0.0	3.9	6.1	8.2	10.5	12.5
0.5	2.9	5.1	7.2	9.4	11.5
1.0	2.2	4.4	6.4	8.6	10.5
1.5	1.3	3.2	5.4	7.6	9.7
2.1	0.0				

Com base nesses valores, foi realizado um ajuste dos parâmetros i_0 e k_t através dos dados de corrente obtidos. A seguir, foi realizado um ajuste dos parâmetros R e k_v através dos dados de rotação obtidos. Tais ajustes foram realizados utilizando-se o método dos mínimos quadrados. Os resultados obtidos estão apresentados na Tabela 19. Pode-se observar que os parâmetros estão próximos dos valores calculados anteriormente e apresentados na Tabela 16.

Tabela 19 - Parâmetros do motor obtidos a partir dos dados experimentais.

Constante de torque	k_t	0,784 N.m/A
Constante de velocidade	k_v	0,723 rad/s/V
Resistência interna	R	1,87 Ohm
Corrente livre	i_0	0,421 A

A Figura 54 e a Figura 55 apresentam os dados experimentais de corrente e rotação, respectivamente, juntamente com as curvas ajustadas.

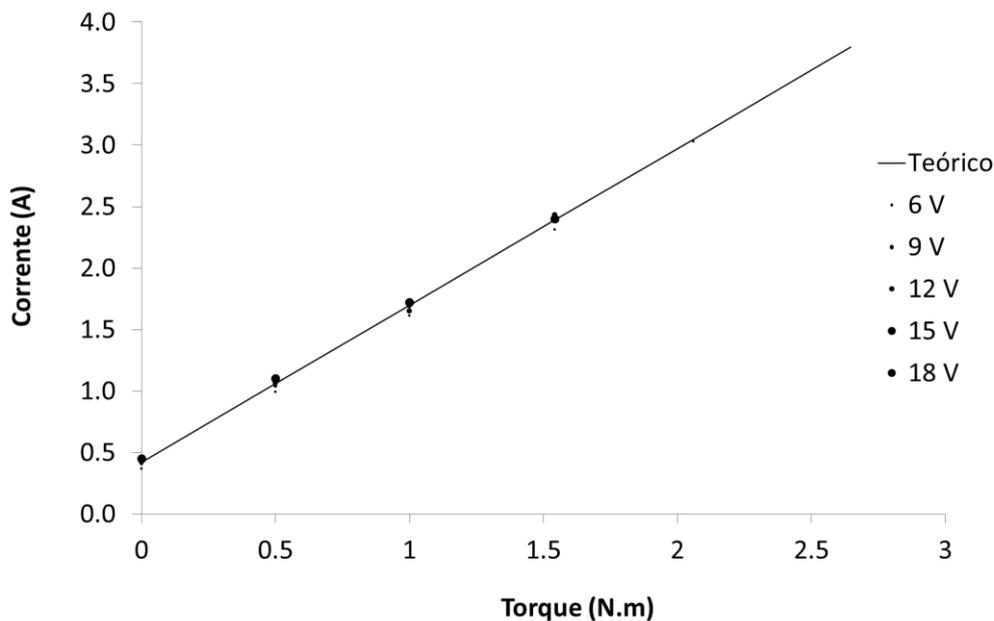


Figura 54 - Ajuste experimental dos dados de corrente obtidos.

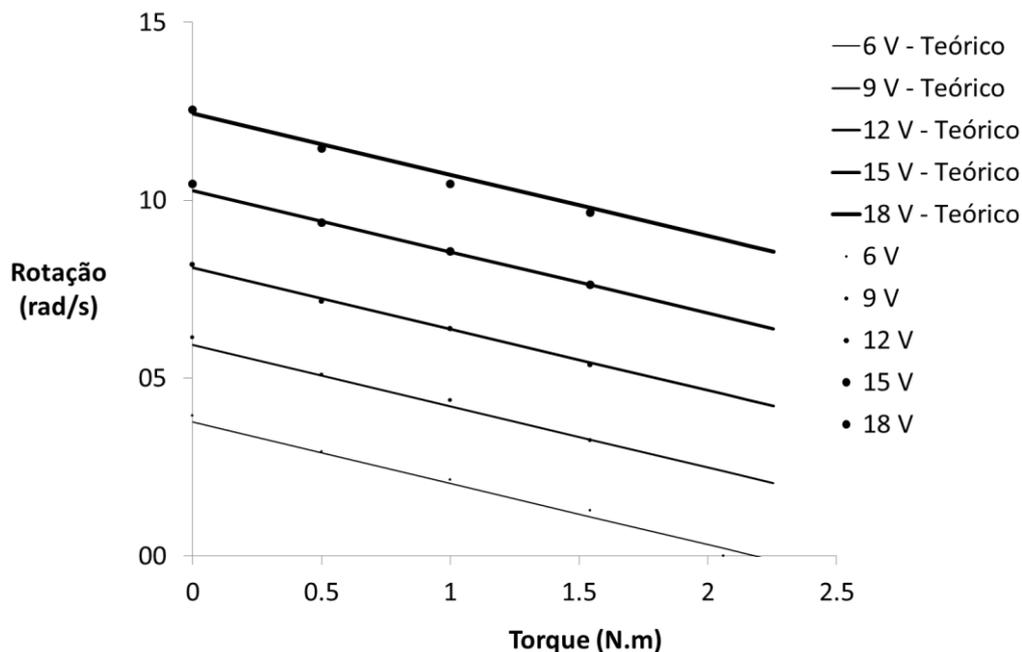


Figura 55 - Ajuste experimental dos dados de rotação obtidos.

6.3. Validação do modelo de tração

Para validação do modelo de tração desenvolvido, foram medidas e avaliadas experimentalmente as principais premissas, como os coeficientes de atrito a rigidez das molas (seção 6.3.1). A partir delas, foi prevista a tração que deve ser gerada pelo robô em função da força radial nas rodas e do torque do motor. Essa tração foi então medida e esses valores foram comparados com aqueles do modelo (seção 6.3.2).

6.3.1. Levantamento e validação dos dados básicos

A primeira etapa para validação do modelo de tração foi o levantamento e validação dos dados básicos. Inicialmente, foram determinados os coeficientes de atrito lateral e longitudinal, estático e dinâmico, entre as rodas e o tubo. A seguir, foi verificada a rigidez das molas e comparada com o valor teórico. Finalmente, o robô foi inserido no tubo com as rodas na posição longitudinal e na posição transversal e foi puxado. Esse procedimento serviu para validar o modelo de deslizamento estático e dinâmico.

Para medição do atrito estático lateral, três rodas foram unidas rigidamente a um eixo e posicionadas lateralmente no interior de um pedaço de tubo com comprimento de 3,0 m (Figura 56). Então, esse tubo foi inclinado até as rodas começarem a deslizar. Para medição do atrito dinâmico lateral, foi adotado procedimento semelhante. Contudo, para cada ângulo, foi dado um pequeno impulso ao invés de aguardar o início do deslizamento.

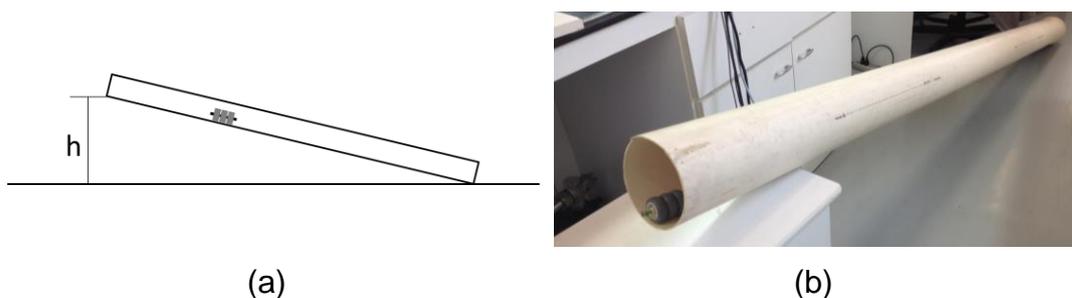


Figura 56 - Sistema para medição do atrito lateral (a) esquemático e (b) foto.

A Tabela 20 apresenta os resultados obtidos para medição do atrito lateral estático. A partir dela, foi obtido o valor médio do atrito estático lateral de 0,358 e o desvio-padrão de 0,009. Por outro lado, a Tabela 21 apresenta os resultados obtidos para medição do atrito lateral dinâmico. A partir dela, foi obtido o valor médio do atrito estático lateral de 0,295 e o desvio-padrão de 0,012.

Tabela 20 - Resultados obtidos na determinação do atrito lateral estático.

Medição	01	02	03	04	05	Média	Desv Pad
Altura (cm)	98	102	100	103	103	-	-
Coefficiente	0,346	0,362	0,354	0,366	0,366	0,358	0,009

Tabela 21 - Resultados obtidos na determinação do atrito lateral dinâmico.

Medição	01	02	03	04	05	Média	Desv Pad
Altura (cm)	83	88	88	85	81	-	-
Coefficiente	0,288	0,307	0,307	0,295	0,280	0,288	0,012

Para medição do atrito longitudinal equivalente, foi montado um carrinho com as rodas do robô. Para medição do atrito longitudinal dinâmico equivalente, a rampa em que esse carrinho se encontrava foi inclinada com ângulos crescentes até ele começar a deslizar (Figura 57). A partir daí, foi medida a altura. Como o comprimento da rampa é conhecido e igual a 710 mm, o

coeficiente de atrito pode ser calculado a partir da tangente do ângulo. Os resultados estão apresentados na Tabela 22. A partir dela, foi obtido o valor médio de 0,064 com desvio-padrão de 0,002. Nessas medições, não foi observada diferença entre o atrito estático e o atrito dinâmico. Desse modo, foi considerado um valor único.

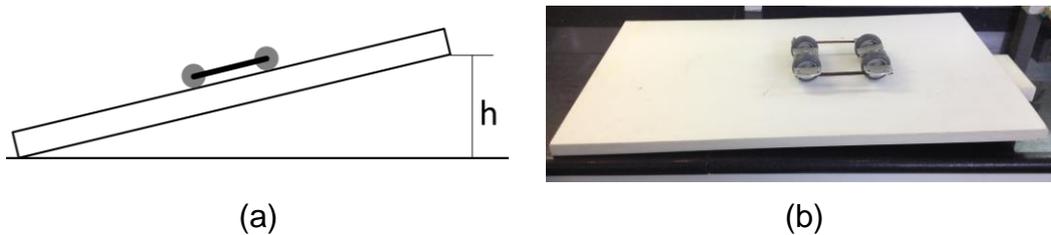


Figura 57 - Aparato para Medição do atrito longitudinal equivalente (a) esquemático e (b) foto.

Tabela 22 - Resultados obtidos na determinação do atrito longitudinal equivalente.

Medição	01	02	03	04	05	Média	Desv Pad
Altura (mm)	45	46	45	46	43	-	-
Coeficiente	0,064	0,065	0,064	0,065	0,061	0,064	0,002

A próxima etapa foi verificar a rigidez das molas. Nesse processo, foram tomados como base os dados nominais das molas utilizadas. A partir deles, a rigidez teórica das molas foi calculada utilizando-se a seguinte equação, para as molas helicoidais (SHIGLEY, 2005):

$$k_M = \frac{G \cdot d_a^4}{8 \cdot D_M^3 \cdot N_e} = \frac{G \cdot d_a^4}{8 \cdot (D_{e,M} - d_a)^3 \cdot N_e} \quad (66)$$

onde G é o módulo de cisalhamento do aço, d_a é o diâmetro do arame, D_M é o diâmetro da mola, $D_{e,M}$ é o diâmetro externo da mola e N_e é o número de espiras ativas.

Por outro lado, a rigidez do braço do robô k_0 pode ser calculada a partir de um modelo de viga engastada ou de um modelo em elementos finitos. Partindo de uma espessura de viga $t_m = 1/4" = 0,0254 \text{ m}$, largura de viga de $b_m = 3/4" = 0,0192 \text{ m}$, comprimento livre $L_m = 0,480 \text{ m}$ e rigidez do alumínio $E = 69 \text{ MPa}$, chega-se a uma rigidez $k_0 = 3EI/L^3 = Ebt^3/4L^3 = 763 \text{ N/m}$ (HIBBELER, 2004).

Os dados nominais e a rigidez calculada das molas estão apresentados na Tabela 23.

Tabela 23 - Dados nominais das molas utilizadas.

Número da Mola	Comp. Livre	Diâmetro do arame	Diâmetro externo	Espiras ativas	Rigidez teórica
	L_0 (mm)	d_a (mm)	$D_{e,M}$ (mm)	N_e	k_M (N/m)
s/ mola	42,0	-	-	-	763
40001	51,8	1,3	09,4	20,0	2546
40002	49,0	1,2	12,5	7,0	1945
40003	45,2	1,6	12,7	8,0	5675
40004	46,2	1,2	12,7	15,5	833
40006	54,0	1,2	11,0	15,0	1392

Para verificar a rigidez das molas, foi utilizada parte do robô fabricado, com uma mola na posição prevista (Figura 58). A seguir, o comprimento da mola foi medido antes (L_1) e depois (L_2) da inserção de um peso conhecido (W). Com isso, foi calculada a rigidez do conjunto $k_c = W/(L_2 - L_1)$.

Como o próprio braço do robô também atua como uma mola, sua rigidez k_0 foi medida inicialmente e descontada posteriormente da rigidez do conjunto para obtenção da rigidez das molas k_M :

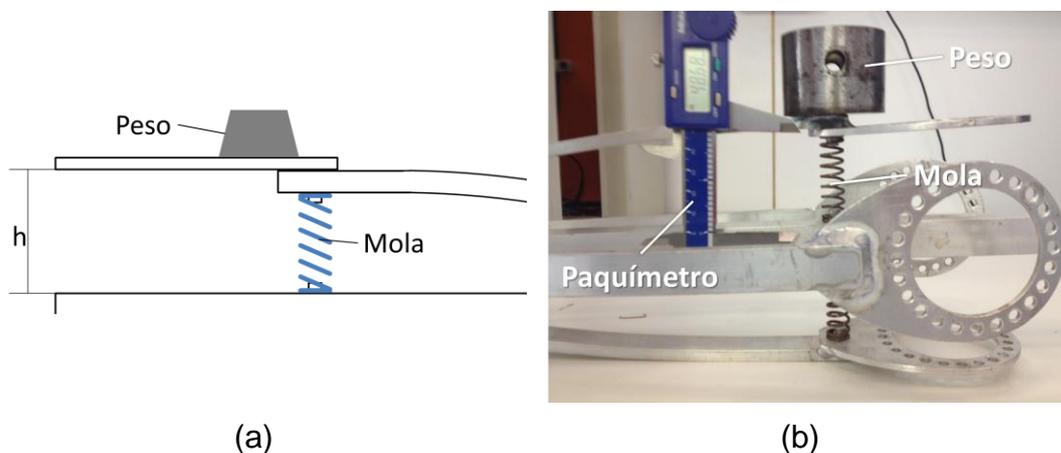


Figura 58 - Procedimento para verificar a rigidez das molas (a) esquemático e (b) foto.

Os valores medidos experimentalmente estão apresentados na Tabela 24. Pode-se observar que os valores medidos estão próximos dos valores calculados, com erros inferiores a 5%, de modo que os modelos utilizados podem ser considerados adequados.

Tabela 24 - Resultados obtidos experimentalmente.

Número da Mola	Comp. s/ carga	Comp c/ carga	Carga	Rigidez do conjunto	Rigidez da mola
	L_1 (mm)	L_2 (mm)	W (kgf)	k_c (N/m)	k_M (N/m)
s/ mola	46.85	41.63	0.410	770	770
40001	59.69	52.69	2.400	3360	2590
40002	55.14	46.65	2.400	2770	2001
40003	54.90	51.11	2.400	6206	5436
40004	52.10	47.75	0.718	1618	848
40006	57.58	46.60	2.400	2142	1372

A partir dos valores de rigidez, pode ser determinada a força exercida por cada uma das molas, F_M , quando o robô se encontra no interior do tubo. Esse valor pode ser calculado a partir de seu comprimento livre L_0 e do comprimento final L_f como $F_M = k_c \cdot (L_0 - L_f)$. O valor de L_f é igual a 39 mm e pode ser obtido a partir do desenho em CAD, ou medido diretamente com o robô no interior do tubo.

A partir daí, foram calculados os valores de força radial exercidos por cada uma das molas. Esses valores estão apresentados na Tabela 25.

Tabela 25 - Força exercida por cada mola sobre as rodas.

Número da Mola	Força exercida pela mola
	F_M (N)
Braço do robô	2,3
40001	33,2
40002	20,0
40003	33,7
40004	6,1
40006	31,1

A próxima etapa foi a verificação da força lateral exercida pelas rodas. Para tal, todas as rodas do robô foram posicionadas com $\alpha = 90^\circ$ e foram tracionadas. A força de tração necessária foi medida com um dinamômetro de precisão $\pm 1\text{N}$ (Figura 59).

A força exercida pelas rodas posicionadas a 90° pode ser prevista teoricamente a partir da força exercida pela roda na direção radial $F_{r,r}$ como $F_{at,L} = N_r \cdot \mu_r \cdot F_{r,r}$. Foi observada boa proximidade entre os valores calculados e medidos, com exceção da mola 40002 (Tabela 26).

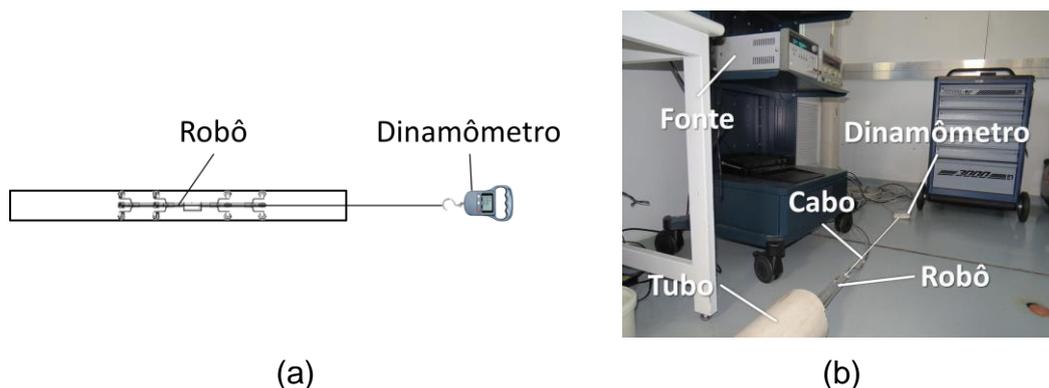


Figura 59 - Medição da força lateral e longitudinal (a) esquemático e (b) foto.

Tabela 26 - Força lateral medida e teórica.

Número da Mola	Força calculada (N)	Força medida (N)
Sem mola	5,5	3±1
40001	41,9	39±1
40002	23,3	20±1
40003	42,6	42±1
40004	9,9	10±1
40006	27,1	25±1

Para medição da força longitudinal, foi adotado um procedimento semelhante. Todas as rodas do robô foram posicionadas com $\alpha = 0^\circ$ e o robô foi traçado. A força de tração necessária foi novamente medida com um dinamômetro (Figura 59). Os resultados obtidos estão apresentados na Tabela 27. Pode-se observar que os valores obtidos estão coerentes com os valores teóricos previstos, considerando o erro do instrumento.

Tabela 27 - Força longitudinal medida e teórica.

Mola	Força calculada (N)	Força medida (N)
0	1,2	1±1
40001	9,0	8±1
40002	5,0	6±1
40003	9,1	11±1
40004	2,0	2±1
40006	4,6	5±1

6.3.2. Verificação do modelo de tração

Para verificação do modelo de tração, foram tomadas como base as equações (19) e (20). No experimento, as rodas da parte de trás do robô foram

posicionadas com $\alpha = 0^\circ$ e as rodas da parte da frente do robô foram posicionadas com ângulos α variando de 45° a 75° . Foram utilizados diferentes conjuntos de mola para verificar a influência da força exercida pelas patas. A força de tração gerada pelo robô foi medida com um dinamômetro (Figura 59). Os resultados dessas medidas estão apresentados da Figura 60 à Figura 64. Pode-se considerar que o modelo está bem ajustado aos dados experimentais.

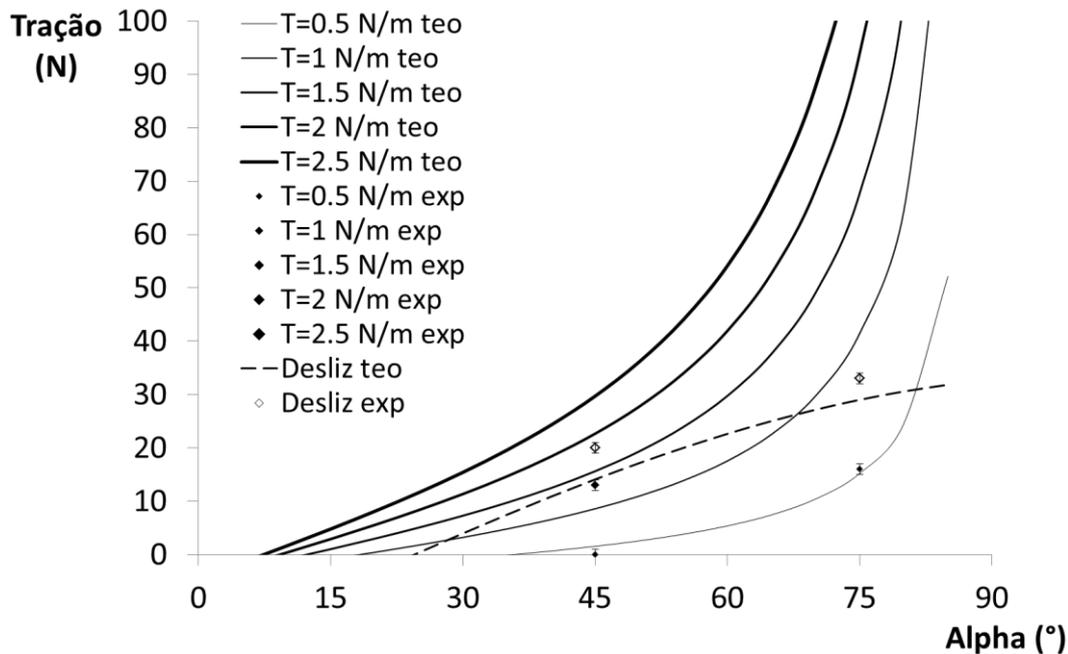


Figura 60 - Resultados de tração obtidos com a mola 40001.

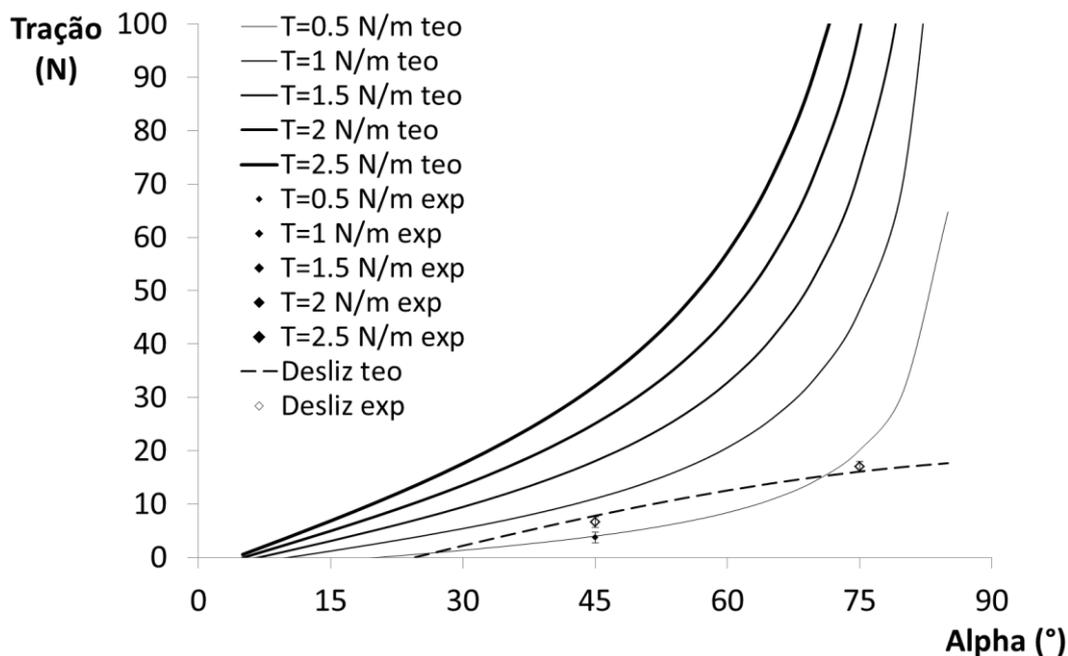


Figura 61 - Resultados de tração obtidos com a mola 40002.

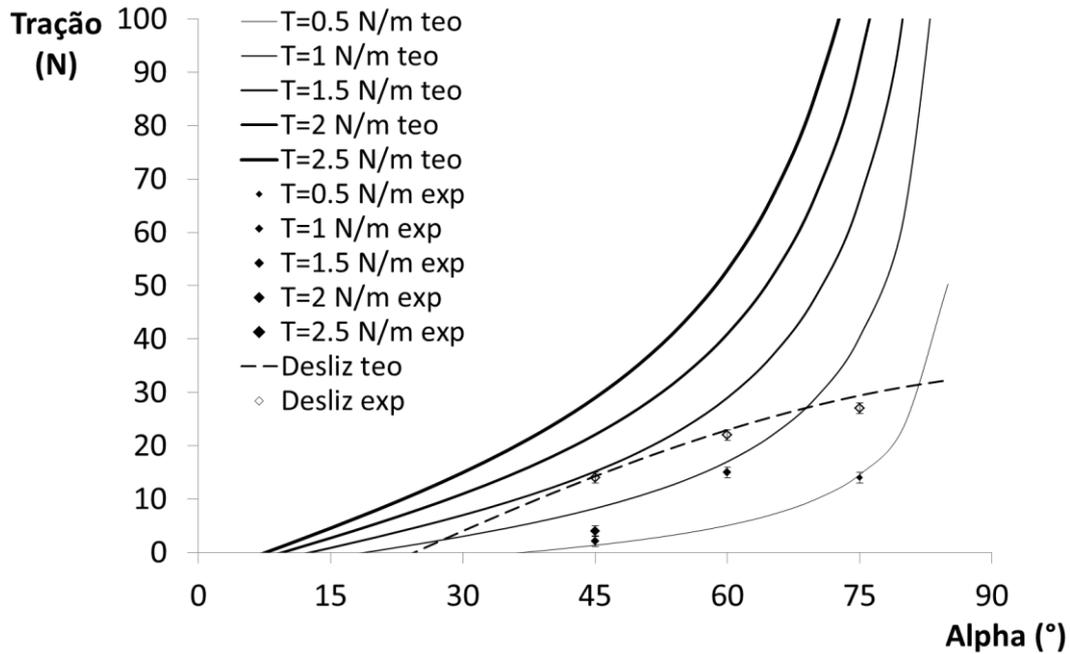


Figura 62 - Resultados de tração obtidos com a mola 40003.

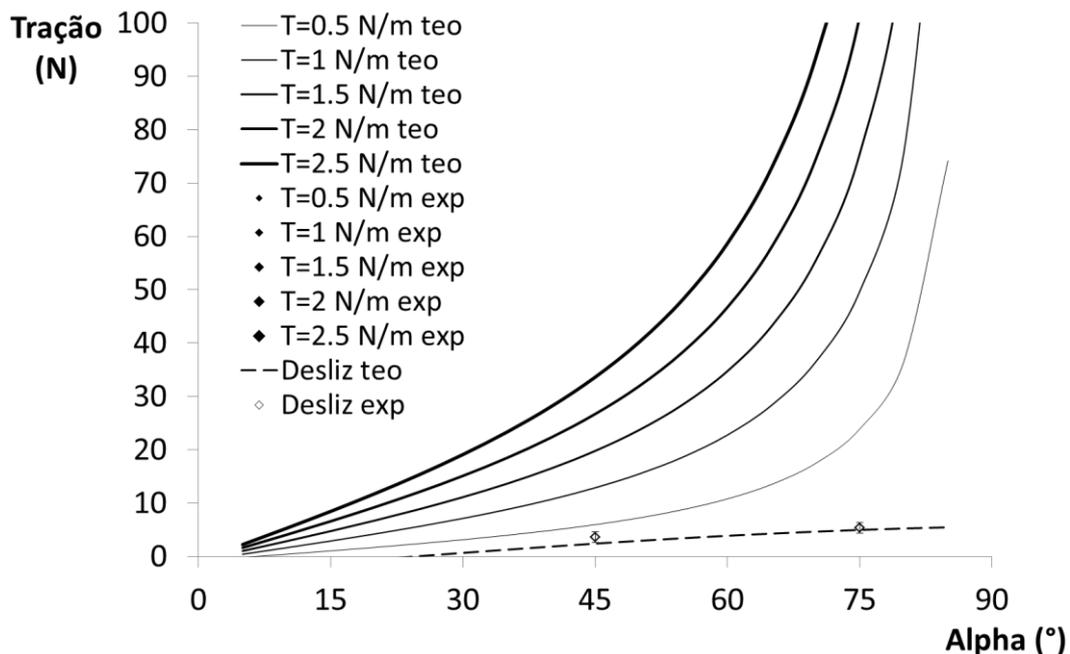


Figura 63 - Resultados de tração obtidos com a mola 40004.

6.4. Análise do sistema de posicionamento

Para análise do sistema de posicionamento, foi montado um trecho de 15 m de tubos, com uma luva simulada no meio deles. O aparato experimental e o procedimento de teste estão apresentados na seção 6.4.1 e os resultados, na seção 6.4.2. Da seção 6.4.3 à seção 6.4.8, os resultados obtidos são aplicados a cada um dos algoritmos desenvolvidos.

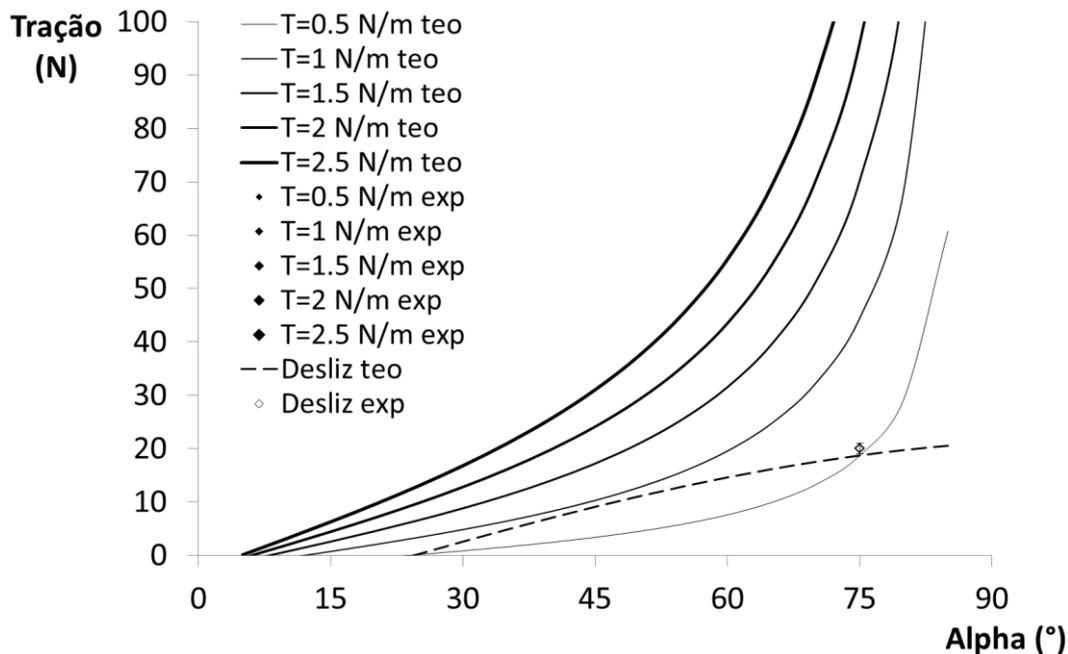


Figura 64 - Resultados de tração obtidos com a mola 40006.

6.4.1. Aparato experimental

Para os testes realizados, foi utilizado aparato experimental apresentado esquematicamente na Figura 65 e nas fotos da Figura 66.

Nesse aparato, foram utilizados os seguintes equipamentos:

- Fonte controlada ou bateria para alimentação do motor;
- Computador para registro dos dados recebidos;
- Cabos elétricos para alimentação do robô e para recebimento dos dados do CCL;
- *Encoder* associado a um cabo fino para medição exata da posição, com contrapeso para manter o cabo esticado;
- Controlador Arduino UNO para leitura da posição a partir do *encoder*, controle da rotação do motor, aquisição da tensão e corrente do motor, leitura do CCL e envio desses dados ao computador segundo a segundo;
- Robô que está sendo avaliado;
- Tubo em que o robô deve andar;
- Luva para identificação da posição.

O controlador foi programado para identificar a posição do robô e enviar a tensão para o motor em função disso, controlando sua velocidade de rotação. Além disso, foi programado para desligar o motor no caso de correntes excessivas.

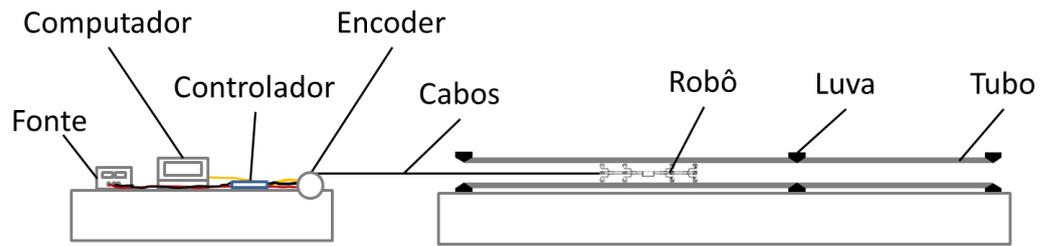


Figura 65 - Esquema do aparato experimental utilizado

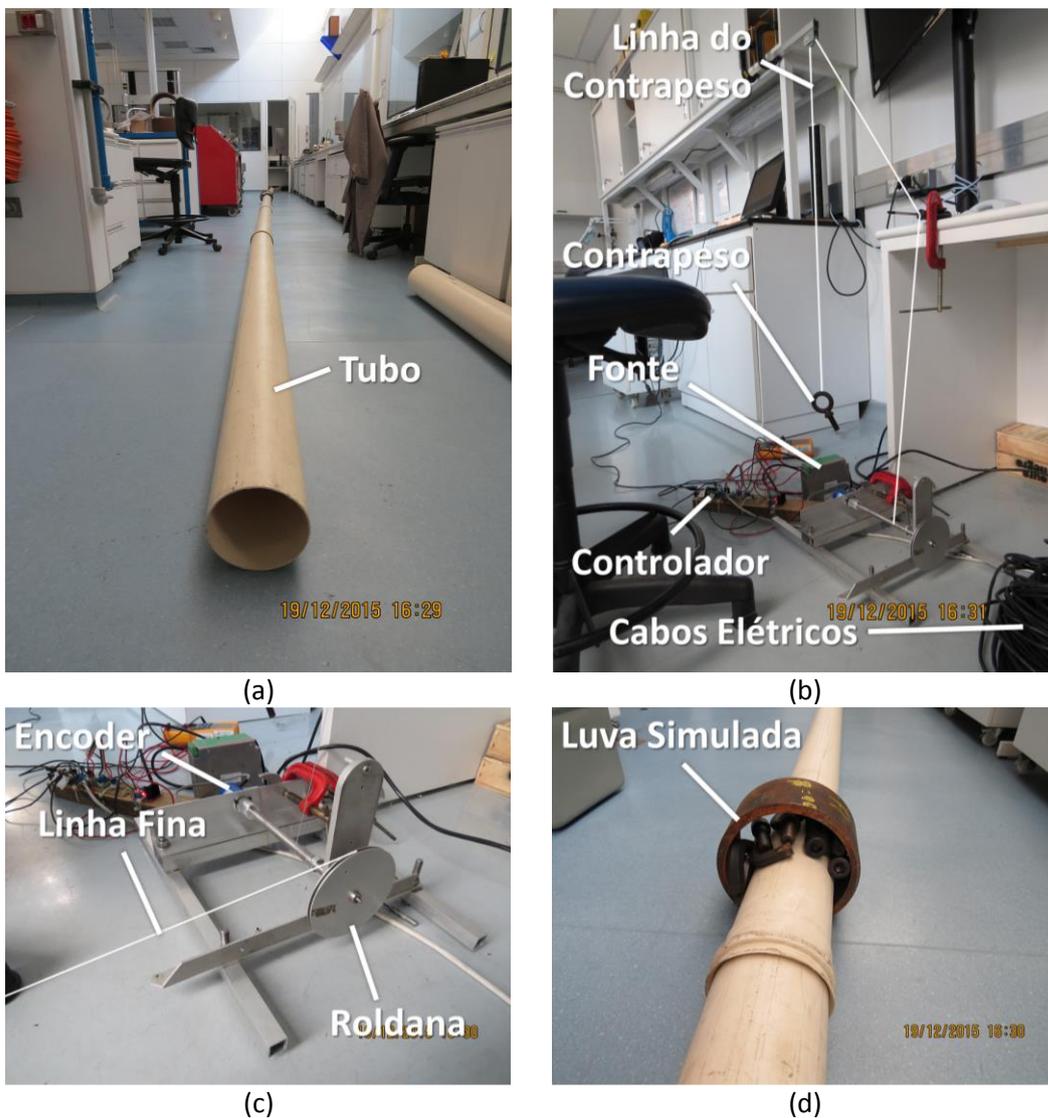


Figura 66 - Fotos do aparato experimental utilizado: (a) tubos; (b) contrapeso, controlador e cabos elétricos; (c) roldana com encoder e linha fina; (d) luva simulada.

Foi adotado o seguinte procedimento de teste:

1. Inserção do robô na posição inicial;
2. Inicialização do controlador e verificação de sua conexão com o computador;
3. Acompanhamento da realização das voltas;
4. Registro e armazenamento dos dados no computador;

O detalhamento dos circuitos eletrônicos está apresentado no Apêndice C e o programa utilizado no microcontrolador está apresentado no apêndice D.

6.4.2. Resultados experimentais

A partir dos experimentos foram obtidos dados de tensão e corrente no motor, tensão na fonte, tensão máxima e mínima do CCL, tempo e posição real. A Figura 67 apresenta a posição típica do robô em função do tempo ao longo de uma ida e volta. Pode-se observar que o robô se desloca aproximadamente 9 metros e retorna em um intervalo de aproximadamente 80 s. Isso corresponde a uma velocidade média de deslocamento de aproximadamente 0,23 m/s.

A Figura 68 apresenta a tensão enviada do controlador para o motor em função do tempo. Pode-se observar que tensão se inverte ao atingir a posição final, o que faz com que o robô retorne.

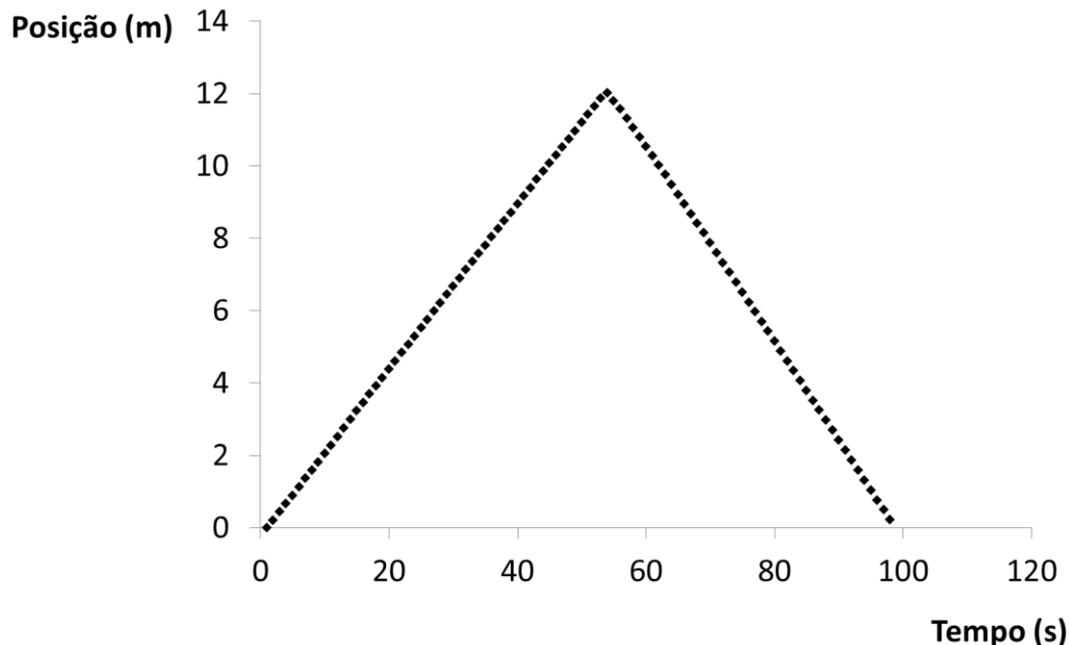


Figura 67 - Resultado típico da posição do robô em função do tempo ao longo de uma ida e volta

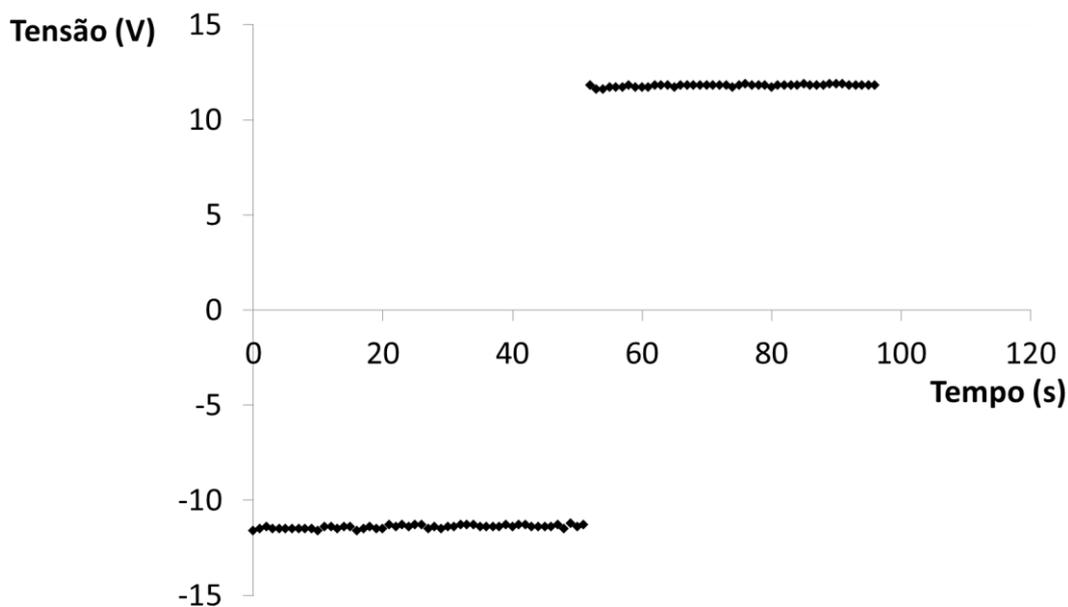


Figura 68 - Resultado típico de tensão em função do tempo durante uma ida e volta

A Figura 69 apresenta a corrente enviada em função do tempo. Uma observação importante é que a corrente assume valores ligeiramente maiores durante a ida. Isso ocorre, pois a linha que une o motor ao *encoder* possui um sistema de tensionamento, que faz com que o robô tenha que realizar um esforço de aproximadamente 2 N. Além disso, na ida, o robô está puxando os cabos de potência e do CCL. Na volta, esses cabos estão sendo recolhidos externamente. Desse modo, há uma ligeira variação na carga, o que causa a variação de corrente entre a ida e a volta.

A Figura 70 apresenta a diferença entre os valores máximo e mínimo lidos no CCL no intervalo de 1 s. Nela, é possível observar dois picos bem marcados, próximo de 20 s e de 80 s. Esses picos correspondentes à passagem pela luva, tanto na ida quanto na volta.

Com base nesses experimentos, foi montada uma descida simulada do robô seguida de uma subida simulada (Tabela 28). Cada uma das etapas correspondeu a um deslocamento de pouco mais de 1000 m. Nesse processo, foram tomados como base os valores lidos ao longo da realização de diversas idas e voltas do robô. Como exemplo, a Figura 71 apresenta a leitura do CCL durante a descida simulada.

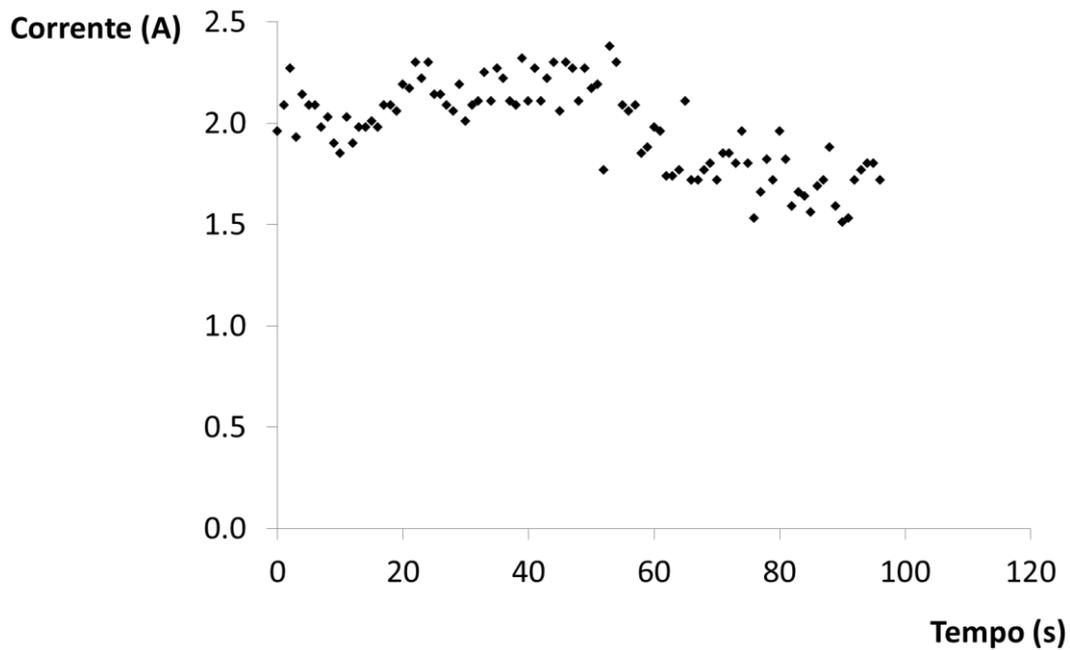


Figura 69 - Resultado típico de corrente em função do tempo durante uma ida e volta

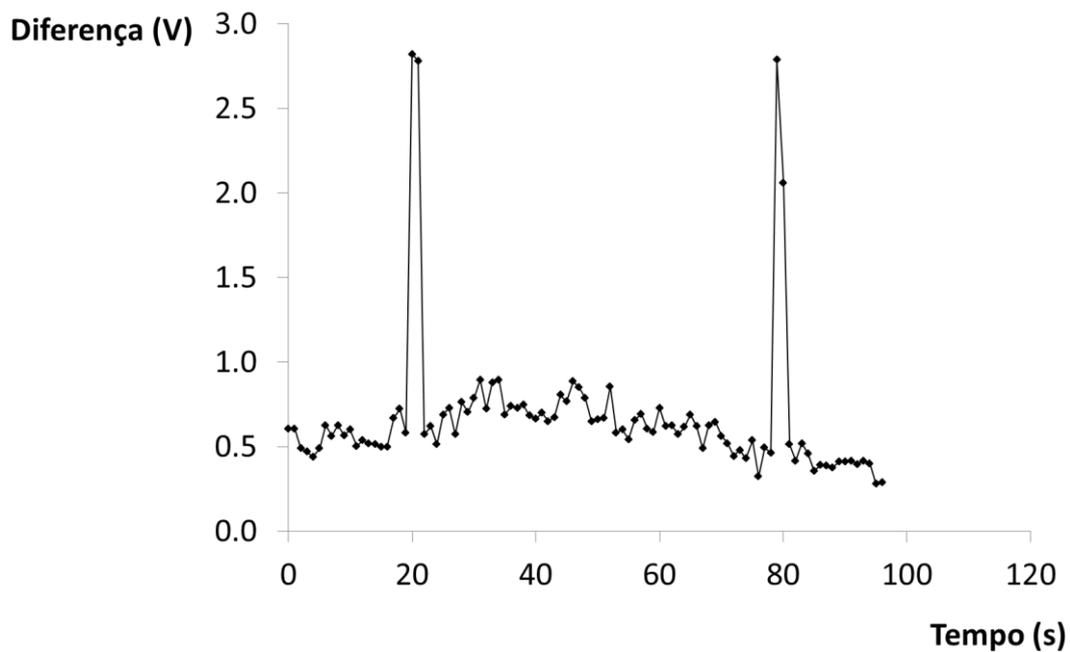


Figura 70 - Resultado típico da diferença de leitura máxima e mínima no CCL no intervalo de um segundo.

Cabe mencionar que, além da validação do modelo de tração e do teste de posicionamento, foi realizada também uma análise de deslocamento vertical. Nessa análise, o robô foi capaz de se deslocar adequadamente.

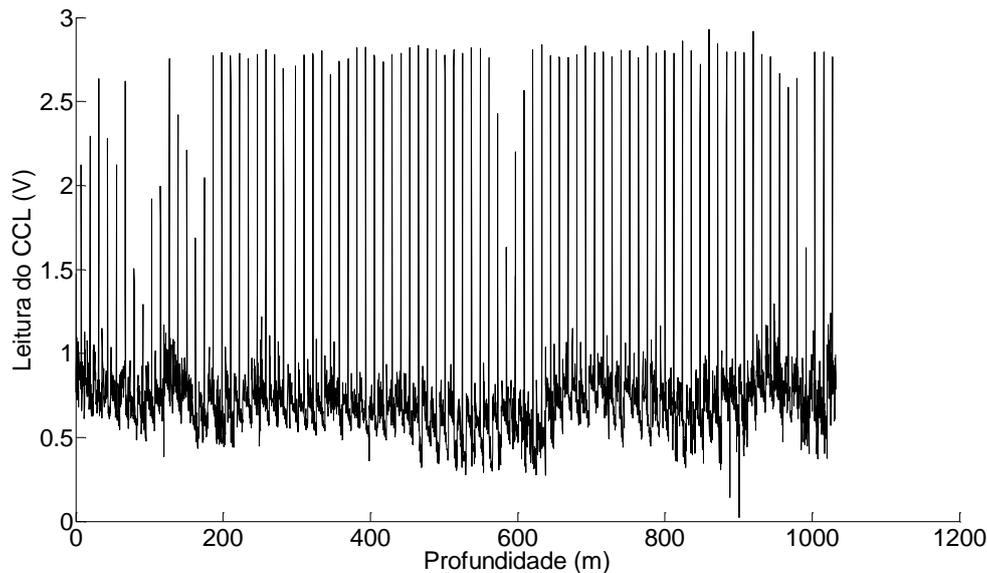


Figura 71 - Leitura do CCL durante a descida simulada.

Tabela 28 - Parâmetros da descida e da subida simulados.

	Número de Luvas	Número de leituras	Distância Percorrida	Tensão Máxima	Tensão Mínima	Tensão Média
Subida	87	5083	-1025	3,0	0,00	0,87
Descida	86	4110	1020	2,9	0,03	0,75

6.4.3. Identificação de Luvas com dados experimentais

Para avaliar a capacidade do algoritmo de identificar as luvas, foram utilizadas novamente as equações (41) e (42) para cálculo da probabilidade de haver uma luva e as equações (43) e (44) para atualização da média e do desvio padrão. Foram utilizados como parâmetros de entrada os valores apresentados na Tabela 29.

Tabela 29 - Parâmetros de entrada.

α_p	$p(c)$	μ_c (V)	σ_c (V)	$\mu_{\bar{c}}$ (V)	$\sigma_{\bar{c}}$ (V)
0,05	0,03	1,0	0,5	3,0	2,0

A partir dos resultados experimentais, foram obtidos os resultados apresentados na Tabela 30. Esses resultados estão coerentes com aqueles obtidos na seção 5.3.1. Novamente, a Figura 72 apresenta de forma ilustrativa

os primeiros instantes da descida e a Figura 73 apresenta de forma ilustrativa os resultados obtidos.

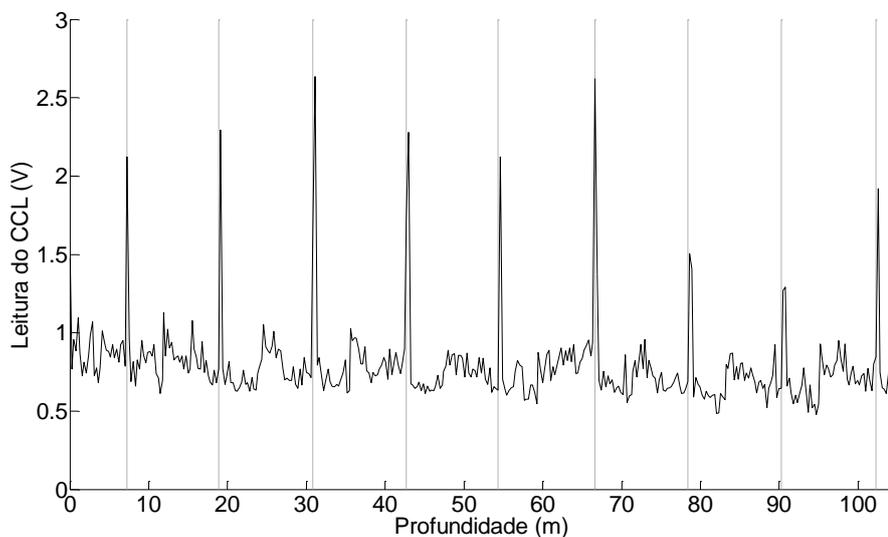


Figura 72 - Trecho da leitura do CCL nos primeiros segundos com dados experimentais.

Tabela 30 - Desempenho do sistema de identificação de luvas com os dados de campo.

	Sensibilidade (%)	Especificidade (%)	Taxa de Falsos Positivos (%)	Taxa de Falsos Negativos (%)
Subida	98.9	98.5	1.5	1.1
Descida	100.0	99.4	0.6	0.0

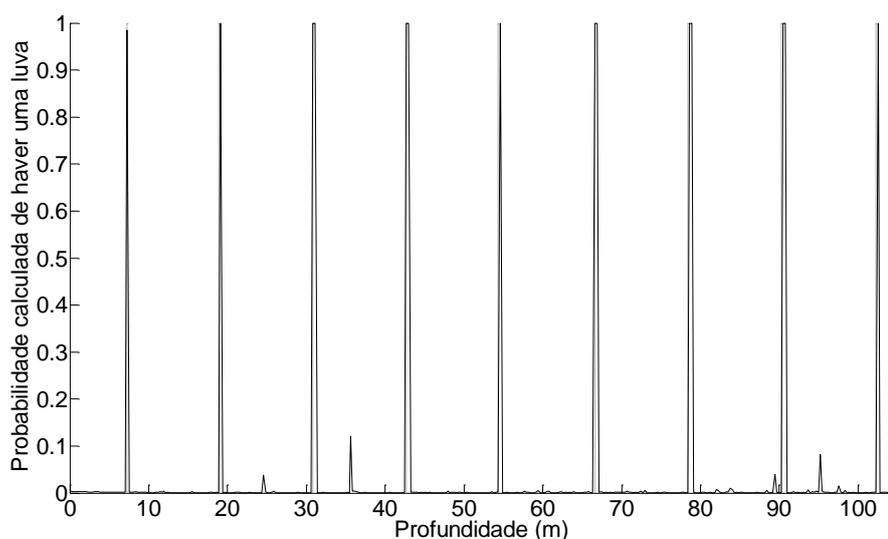


Figura 73 - Probabilidade calculada de haver uma luva em função da profundidade para o trecho de exemplo com a posição real na linha tracejada.

6.4.4. Estimativa de posição com os dados experimentais sem fusão de sensores

A título de comparação, foi avaliada a possibilidade de estimar a posição sem realizar a fusão de sensores. Os resultados estão apresentados na Figura 74 para o caso em que é utilizada apenas a leitura de velocidade e na Figura 75 para o caso em que é realizada apenas a contagem de luvas. Pode-se observar que ocorre erro significativo nas leituras caso não haja fusão de sensores. No caso da velocidade, esse erro está relacionado ao deslizamento ou a eventuais erros nos parâmetros medidos. No caso da leitura de luvas, está relacionado à contagem de falsos positivos como luvas.

A Tabela 31 apresenta os erros obtidos ao utilizar apenas a leitura de velocidade. Pode-se observar que o erro está associado ao deslizamento observado experimentalmente, de 5% em média. Isso faz com que o erro dessa estimativa esteja próximo de 5% da distância percorrida. Por outro lado, a Tabela 32 apresenta os erros obtidos ao realizar a contagem do número de luvas, apenas. Nesse caso, o erro é novamente maior, em torno de 20% da distância percorrida.

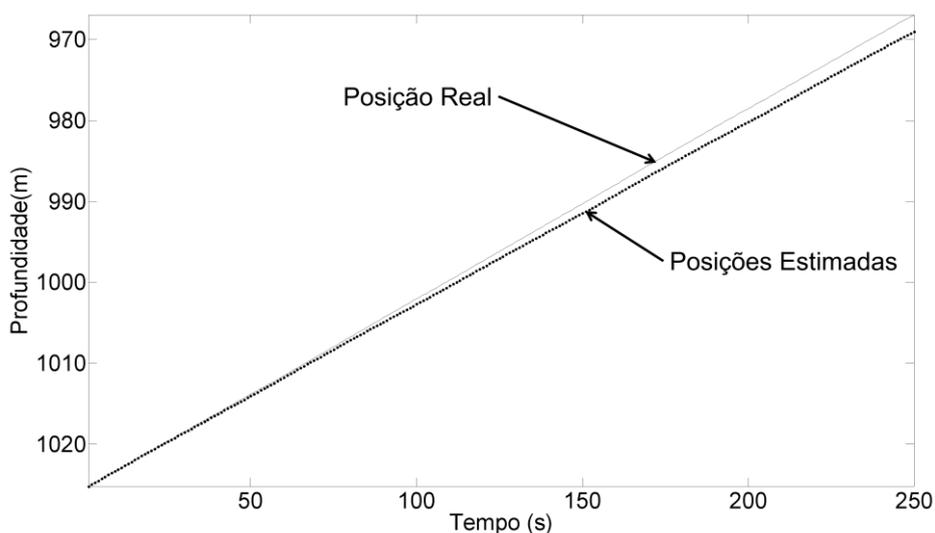


Figura 74 - Estimativa de posição utilizando apenas a leitura de velocidade e posição real nos primeiros instantes da subida simulada.

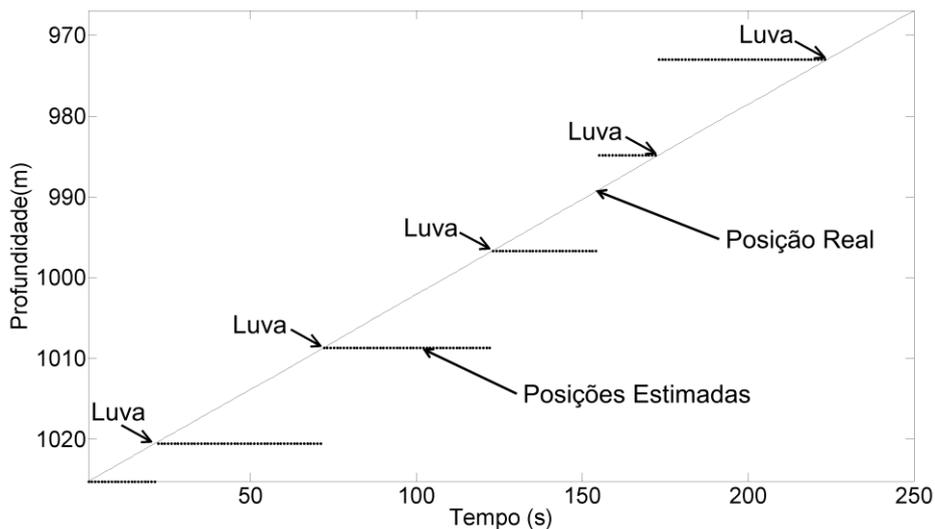


Figura 75 - Estimativa de posição utilizando apenas a leitura da luva e posição real nos primeiros instantes da subida simulada.

Tabela 31 – Erro observado utilizando apenas a leitura de velocidade.

	Erro Máximo (m)	Erro Médio (m)
Subida	49.8	26.3
Descida	73.2	35.4

Tabela 32 - Erro observado utilizando apenas a leitura das luvas.

	Erro Máximo (m)	Erro Médio (m)
Subida	190.8	99.2
Descida	201.6	92.0

6.4.5.

Filtro de Kalman aplicado aos dados experimentais

Os resultados obtidos com a aplicação do Filtro de Kalman aos dados experimentais estão apresentados ilustrativamente na Figura 76 para os primeiros instantes de simulação. Pode-se observar que, inicialmente, os erros na leitura de velocidade fazem com que a estimativa comece a divergir em relação à posição real. Com a identificação de uma luva, essa estimativa é deslocada para perto da luva mais próxima.

A Tabela 33 apresenta os parâmetros de desempenho do Filtro de Kalman durante a descida e subida simulados. Pode-se observar que o Filtro de Kalman

apresenta desempenho superior às estimativas de posição sem fusão de sensores. Contudo, o resultado obtido com a aplicação desse filtro ainda está aquém do necessário, com erro superior a um tubo na descida simulada.

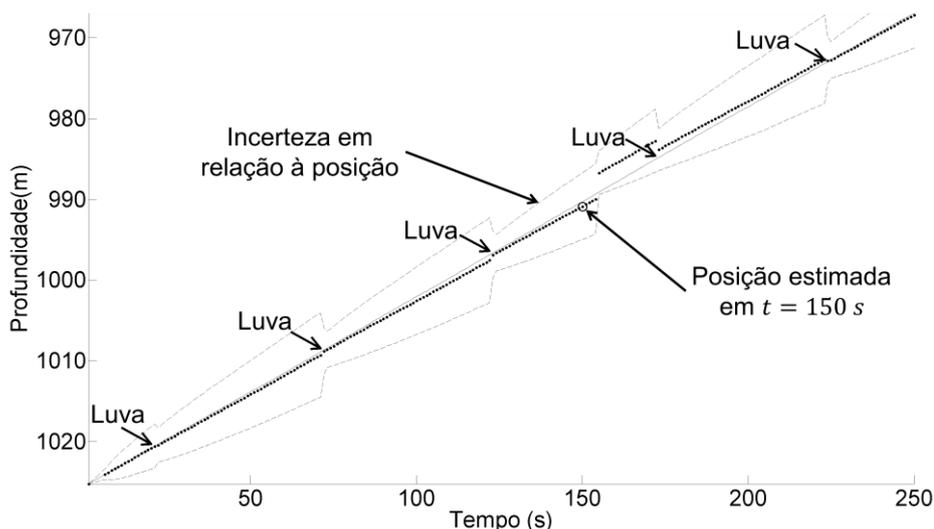


Figura 76 - Resultados obtidos com aplicação do Filtro de Kalman durante os primeiros minutos da subida simulada.

Tabela 33 - Desempenho do Filtro de Kalman aplicado aos dados experimentais

	Dispersão Máxima (m)	Erro Máximo (m)	Dispersão Média (m)	Erro Médio (m)
Subida	12.7	10.4	12.7	0.9
Descida	6.7	16.9	6.7	6.0

6.4.6. MHT aplicado aos dados experimentais

Os resultados obtidos com a aplicação do MHT aos dados experimentais estão apresentados ilustrativamente na Figura 77 para os primeiros instantes de simulação. Pode-se observar que, inicialmente, os erros na leitura de velocidade fazem com que a estimativa comece a divergir em relação à posição real, assim como no Filtro de Kalman. Com a identificação de uma luva, a leitura que está sendo seguida se desloca em direção à posição real. Eventualmente, podem surgir outras hipóteses, correspondentes às luvas próximas.

A Tabela 34 apresenta os parâmetros de desempenho do MHT durante a descida e subida simulados. Pode-se observar que o MHT apresenta

desempenho bem superior às estimativas de posição sem fusão de sensores. Essa técnica já atinge bons resultados.

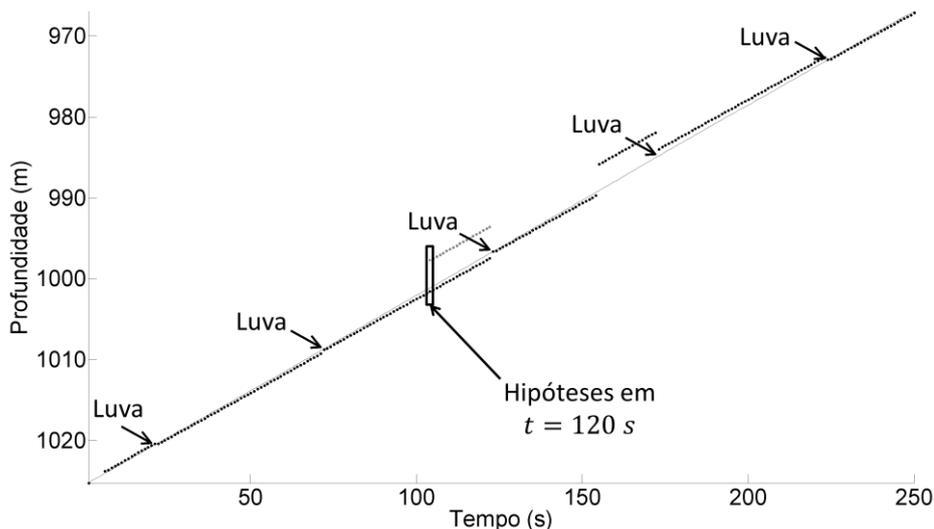


Figura 77 - Resultados obtidos com aplicação do MHT durante os primeiros minutos da subida simulada.

Tabela 34 - Desempenho do MHT aplicado aos dados experimentais.

	Dispersão Máxima (m)	Erro Máximo (m)	Dispersão Média (m)	Erro Médio (m)
Subida	14.0	7.6	2.3	1.2
Descida	11.2	4.7	1.3	1.4

6.4.7. Histograma aplicado aos dados experimentais

Os resultados obtidos com a aplicação do Histograma aos dados experimentais estão apresentados ilustrativamente na Figura 78 para os primeiros instantes de simulação. Pode-se observar que, inicialmente, os erros na leitura de velocidade fazem com que a estimativa comece a divergir em relação à posição real. Com a identificação de uma luva, podem surgir outras hipóteses, referentes às luvas mais próximas. Contudo, a hipótese mais provável é aquela mais próxima à posição correta.

A Tabela 35 apresenta os parâmetros de desempenho do Histograma durante a descida e subida simulados. Pode-se observar que Histograma também apresenta desempenho bem superior às estimativas de posição sem

fusão de sensores. Novamente, esse foi o método que atingiu os melhores resultados.

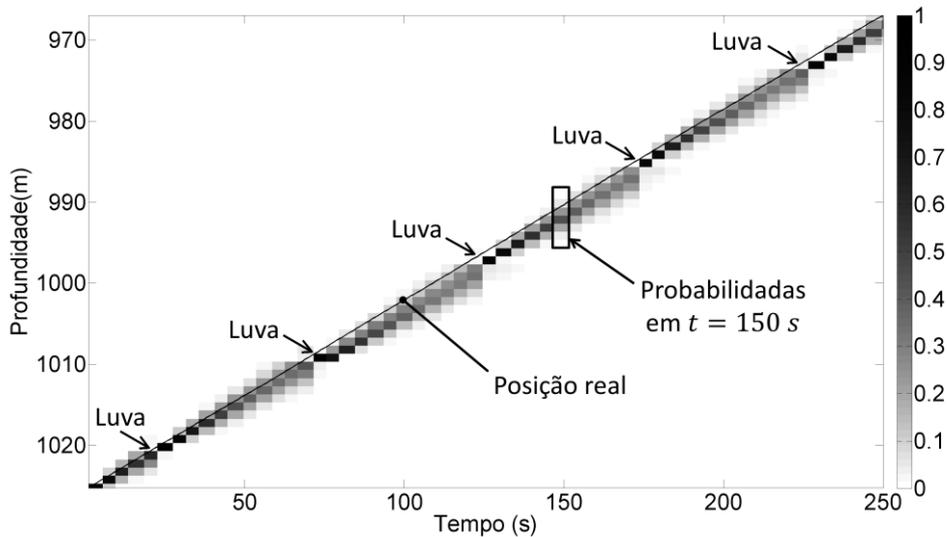


Figura 78 - Resultados obtidos com aplicação do Histograma durante os primeiros minutos da subida simulada.

Tabela 35 - Desempenho do Histograma aplicado aos dados experimentais.

	Dispersão Máxima (m)	Erro Máximo (m)	Dispersão Média (m)	Erro Médio (m)
Subida	16.0	5.5	4.8	1.3
Descida	7.0	3.1	3.2	1.3

6.4.8.

Filtro de Partículas aplicado aos dados experimentais

Os resultados obtidos com a aplicação do Filtro de Partículas aos dados experimentais estão apresentados ilustrativamente na Figura 79 para os primeiros instantes de simulação. Pode-se observar que, inicialmente, os erros na leitura de velocidade fazem com que a estimativa comece a divergir em relação à posição real. Com a identificação de uma luva uma, podem surgir outras hipóteses, referentes às luvas mais próximas. Contudo, a hipótese mais provável é aquela mais próxima à posição correta.

A Tabela 36 apresenta os parâmetros de desempenho do Filtro de Partículas durante a descida e subida simulados. Pode-se observar que o Filtro

de Partículas apresenta desempenho bem superior às estimativas de posição sem fusão de sensores. Essa técnica também atinge bons resultados.

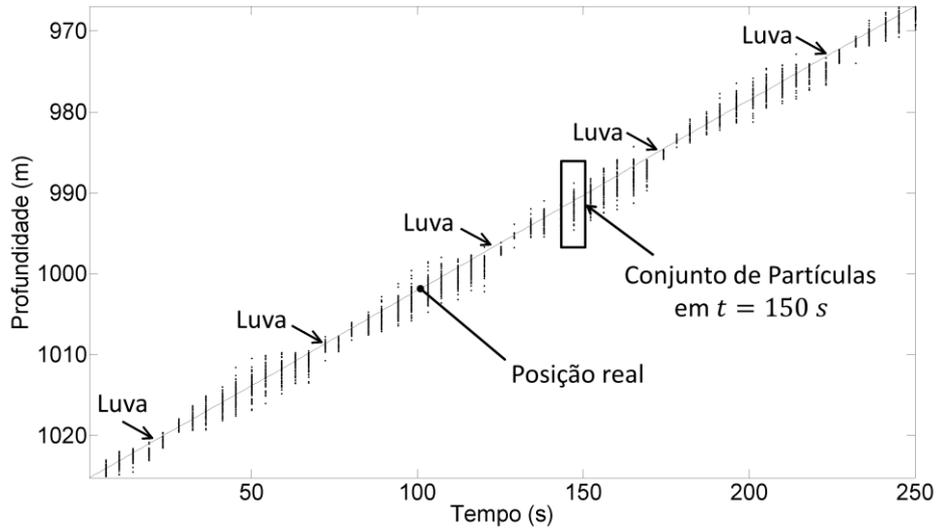


Figura 79 - Resultados obtidos com aplicação do Filtro de Partículas durante os primeiros segundos da subida simulada.

Tabela 36 - Desempenho do Filtro de Partículas aplicado aos dados experimentais.

	Dispersão Máxima (m)	Erro Máximo (m)	Dispersão Média (m)	Erro Médio (m)
Subida	7.6	5.3	3.0	0.9
Descida	7.0	2.4	2.9	0.6

Desse modo, a análise experimental validou o modelo de tração desenvolvido e o modelo de posicionamento. Nessa análise, o Histograma apresentou erro máximo inferior a 5,5 m e o Filtro de Partículas apresentou erro inferior a 5,3 m. Novamente, esses resultados são suficientes para o posicionamento inicial de ferramentas de arame.

7 Conclusões e trabalhos futuros

A utilização de robôs para a realização de operações de manutenção em poços possui grande potencial de economia. Na presente dissertação, foi proposta a utilização de um robô autônomo para realização de algumas intervenções em poços, no lugar das atuais sondas (capítulo 1).

Essa configuração foi inicialmente modelada de forma analítica para avaliação do sistema de tração e dos requisitos das baterias (seção 4.1). Além disso, foram determinados os aspectos mais importantes do projeto estrutural, tais como o projeto das molas e o dimensionamento do vaso de pressão (seção 4.2).

Além disso, foi desenvolvido o sistema de localização. Nesse sistema, foi proposta a utilização de dois sensores, um *encoder* e um sensor magnético (seção 4.3). Esses sensores têm suas leituras fundidas para determinação da posição do robô. Os algoritmos utilizados para identificação automática de luvas e para fusão das leituras dos sensores tiveram como base técnicas de Robótica Probabilística (seção 4.4).

Os modelos e algoritmos desenvolvidos foram aplicados a dados de campo e mostraram que é possível construir um robô autônomo capaz de se deslocar 3.000 m descendo e subindo apenas com a energia presente nas baterias (seção 5.1) e de resistir a pressões superiores a 5.000 psi (seção 5.2).

A seguir, os algoritmos de posicionamento foram aplicados a dados de campo contendo perfis CCL, a fim de avaliar sua capacidade de determinação da posição real do robô. O Filtro de Kalman e o MHT apresentaram resultados insatisfatórios, com o erro máximo em uma das leituras superando 100 m. Por outro lado, o Histograma apresentou ótimos resultados, com erro máximo sempre inferior a 10 m (seção 5.3.5). O Filtro de Partículas também apresentou bons resultados, com erros inferiores a 22 m. Desse modo, o Histograma pode ser utilizado de modo satisfatório para posicionamento do robô no interior do poço.

Finalmente, foi construída uma versão simplificada do robô de intervenção. Essa versão simplificada foi utilizada para validação do conceito proposto e do modelo de tração desenvolvido (seção 6.3). Foi utilizada ainda para validação laboratorial do sistema de posicionamento desenvolvido (seção 6.4). Com base nisso tudo, pode-se dizer que a utilização de robôs autônomos para a realização de intervenções em poços de petróleo é uma alternativa tecnicamente viável.

De forma resumida, as **contribuições** do presente trabalho foram:

- Proposta de um robô autônomo para realização de intervenções em poços de petróleo (capítulo 1);
- Determinação da viabilidade técnica dessa proposta (capítulos 4, 5 e 6) e construção de um protótipo simplificado (seção 6.1);
- Desenvolvimento de um modelo para o sistema de deslocamento (seção 4.1);
- Validação do modelo de deslocamento com dados experimentais (seção 6.4);
- Desenvolvimento de algoritmos baseados em Robótica Probabilística para localização do robô no interior do poço (seção 4.4);
- Validação dos algoritmos desenvolvidos com dados de campo (seção 5.3) e com resultados experimentais (seção 6.4).

Para **trabalhos futuros** são sugeridas as seguintes atividades:

- Projeto e construção de um protótipo totalmente funcional, capaz de deslocar-se a distância necessária e de resistir às pressões existentes no interior do poço;
- Realização de testes de laboratório com esse protótipo, a fim de confirmar sua capacidade de tração e sua resistência às condições de poço;
- Implementação dos algoritmos de posicionamento e controle e validação desses algoritmos em ambiente de laboratório;
- Desenvolvimento de um indicador de sucesso da missão;
- Aplicação desse protótipo em um poço de teste, estudando sua capacidade de deslocamento e a influência de elementos externos na leitura do CCL, como outros revestimentos;
- Avaliar a capacidade para realizar atividades como registro de pressão, levantamento de perfis de temperatura, inserção e retirada de *plugs* e acionamento de válvulas.

4PIPE. **Catálogo de Produtos e Serviços**. Pindamonhangaba, Brasil: 4Pipe, 2015.

ALCOA. **Ligas e Têmperas de Extrusão**. São Paulo, Brasil, p. 48-50. 2010.

AMERICAN PETROLEUM INSTITUTE. **API Bull. 5C3, Formulas and Calculations for Casing, Tubing, Drillpipe, and Line Pipe Properties**. Washington, United States: API, 1999.

ATMEL. **8-bit AVR Microcontroller with 4/8/16/32k Bytes In-System Programmable Flash**. San Jose, United States. 2009.

BABA, T. et al. **A snake robot propelling inside of a pipe with helical rolling motion**. SICE Annual Conference. Taipei, Taiwan: SICE. 2010. p. 2319-2325.

BAHARUDDIN, M. Z. et al. **Robot for Boiler Header Inspection “LS-01”**. International Symposium on Robotics and Intelligent Sensors. Kuching, Malaysia: Elsevier. 2012. p. 1483-1489.

BATHE, K. J. **Finite Element Procedures**. Massashusetts, United States: Prentice Hall, 2006.

BELLARBY, J. **Well Completion Design**. Amsterdam, Netherlands: Elsevier, 2012.

BERGE, J.; ARMSTRONG, M.; WOOKWARD, N. **Welding Robot Repairing Subsea Pipelines**. Offshore Technology Conference. Houston, United States: OTC. 2015. p. OTC-25969-MS.

BRASIL, N. I.; ARAÚJO, M. A. S.; SOUZA, E. C. M. **Processamento de Petróleo e Gás**. 1a. ed. Rio de Janeiro: LTC, 2012.

BRUNETE, A. et al. A behaviour-based control architecture for heterogeneous modular, multi-configurable, chained micro-robots. **Robotics and Autonomous Systems**, n. 60, p. 1607-1624, 2012.

BRUNETE, A. et al. Heterogeneous multi-configurable chained microrobot for the exploration of small cavities. **Automation in Construction**, 2012. 184-198.

CARVALHO, G. P. S. et al. **DORIS - Monitoring Robot for Offshore Facilities**. Offshore Technology Conference. Rio de Janeiro: OTC. 2013.

CHEN, J.; CHEN, T.; DENG, Z. **Configuration Design Method for in-Pipe Robot Locomotion Mechanism**. International Conference on Digital Manufacturing & Automation. Changcha, China: IEEE. 2010. p. 426-429.

CORDES, S. et al. Autonomous sewer inspection with a wheeled, multiarticulated robot. **Robotics and Autonomous Systems**, 1997. 123-135.

COSTA, R. R. et al. **Robotized system for in-pipe inspection**. IEEE International Symposium on Industrial Electronics. Rio de Janeiro, Brazil: IEEE. 2003. p. 1021-1025.

DS SIMULIA. **Abaqus 6.14 Theory Guide**. Providence, United States. 2014.

FINCH, T. **Incremental calculation of weighted mean and variance**. Cambridge. 2009.

GHADEI, A.; NASSIRAEI, A. A. F.; ISHII, K. **A Pipe Inspection Robot System for Underground Infrastructure with an Emergency Release Mechanism**. 34th Annual Conference of IEEE Industrial Electronics, 2008. IECON 2008. Orlando, United States: IEEE. 2008. p. 1566-1571.

GRAF, B. et al. **Mobile Robots for Offshore Inspection and Manipulation**. International Petroleum Technology Conference. Dubai, United Arab Emirates: IPTC. 2007. p. 11542.

HANAI, A. M. et al. **A Practical Approach to the Development of Thruster Models for Underwater Robots**. Proceedings of the Eighteenth (2008) International Offshore and Polar Engineering Conference. Vancouver, Canada: The International Society of Offshore and Polar Engineers (ISOPE). 2008. p. 382 a 388.

HARIGAYA, K. **Development of a peristaltic crawling robot for sewer pipe inspection**. International Conference on Mechatronics. Vicenza, Italy: IEEE. 2013. p. 267-272.

HIBBELER, R. C. **Resistência dos Materiais**. 5^a. ed. São Paulo: Pearson - Prentice Hall, 2004.

HIDROPIG. **Catálogo do Sistema de Limpeza Interna de Tubulações**. São Bernardo do Campo, Brasil: Hidropig, 2015.

IKEUCHI, M. **Development of an In-pipe Inspection Robot for Narrow Pipes and Elbows using Pneumatic Artificial Muscles**. International Conference on Intelligent Robots and Systems. Vilamoura, Portugal: IEEE. 2012. p. 926-931.

IZUMIKAWA, T.; YAGUCHI, H. **Novel Cableless Magnetic Actuator Capable of High-speed Locomotion in a Thin Pipe by Combination of Mechanical Vibration and Electromagnetic Force**. The 2012 International Workshop on Information and Electronics Engineering. Tagajo, Japan: Elsevier. 2012. p. 144-149.

JAULIN, L. **Mobile Robotics**. 1st. ed. Londres: Elsevier, 2015.

JEON, W. et al. Development of a high mobility in-pipe inspection robot. **SI International**, Seoul, p. 479-484, 2011.

JIAN, C. **Fluid drive and structural velocity-design of new type of pipe robot**. 2010 International Conference on Computer, Mechatronics, Control and Electronic Engineering (CMCE). Changchun, China: IEEE. 2010. p. 572-576.

JIAN, C. et al. **Design of Pipe Robot driven by fluid for Collecting Energy Unit on-line**. International Conference on Computer, Mechatronics, Control and Electronic Engineering (CMCE). Changchun, China: IEEE. 2010. p. 567-571.

JUN, C.; TAO, C.; ZONGQUAN, D. **Design method of Modular Units for Articulated in-Pipe Robot Inspecting System**. Second International Conference on Digital Manufacturing & Automation. Zhangjiajie, China: IEEE. 2011. p. 389-392.

JUNG, C. D. et al. **Optimal Mechanism Design of In-pipe Cleaning Robot**. International Conference on Mechatronics and Automation. Beijing, China: IEEE. 2011. p. 1327-1332.

KAKOGAWA, A. **Design of an Underactuated Parallelogram Crawler Module for an In-pipe Robot**. International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO). Shenzhen, China: IEEE. 2013. p. 1324-1329.

KAKOGAWA, A.; MA, S. **Mobility of an In-pipe Robot with Screw Drive Mechanism inside Curved Pipes**. Proceedings of the 2010 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics. Tianjin, China: IEEE. 2010. p. 1530-1535.

KAKOGAWA, A.; MA, S.; HIROSE, S. **An In-pipe Robot with Underactuated Parallelogram Crawler Modules**. International Conference on Robotics & Automation (ICRA). Hong Kong, China: IEEE. 2014. p. 1687-1692.

KAKOGAWA, A.; NISHIMURA, T.; MA, S. **Development of a Screw Drive In-pipe Robot for Passing through Bent and Branch Pipes**. 44th International Symposium on. Seoul, South Korea: IEEE. 2013. p. 1-6.

KELEMENOVÁ. **Bristled In-pipe Machine Inside Pipe With Geometric Deviations**. *Procedia Engineering*, Košice, v. 48, p. 287-294, 2012. ISSN ISSN: 1877-7058.

KIM, D. K. et al. **Development of MFL System for In-Pipe Robot for Unpiggable Natural Gas Pipelines**. 10th International Conference on Ubiquitous Robots and Ambient Intelligence (URAI). Jeju, South Korea: IEEE. 2013. p. 51-54.

KIM, H. M. et al. **An In-pipe Robot with Multi-axial Differential Gear Mechanism**. 2013 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Tokyo, Japan: IEEE. 2013. p. 252-257.

KIM, Y. G. et al. **Design and Implementation of an Optimal In-pipe Navigation Mechanism for a Steel Pipe Cleaning Robot**. International Conference on Ubiquitous Robots and Ambient Intelligence (URAI). Incheon, Korea: IEEE. 2011. p. 772-773.

KISHI, T.; IKEUCHI, M.; NAKAMURA, T. **Development of a Peristaltic Crawling Inspection Robot for 1-inch Gas Pipes with Continuous**

Elbows. International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Tokyo, Japan: IEEE/RSJ. 2013. p. 3297-3302.

LEE, D. et al. Novel mechanisms and simple locomotion strategies for an in-pipe robot that can inspect various pipe types. **Mechanism and Machine Theory**, 2012. 52-68.

LEE, J. S. **In-pipe Robot Navigation Based on the Landmark Recognition System Using Shadow Images.** International Conference on Robotics and Automation. Kobe, Japan: IEEE. 2009. p. 1857-1862.

LI, P. et al. **An In-pipe Inspection Robot based on Adaptive Mobile Mechanism: Mechanical Design and Basic Experiments.** International Conference on Intelligent Robots and Systems. San Diego, USA.: IEEE. 2007. p. 2576-2581.

LI, P. et al. **Development of an Adaptive Mobile Robot for In-Pipe Inspection Task.** International Conference on Mechatronics and Automation. Harbin, China: IEEE. 2007. p. 3622-3627.

LI, Z. et al. **A New Pipe Cleaning and Inspection Robot with Active Pipe-diameter Adaptability Based on ATmega64.** The Ninth International Conference on Electronic Measurement & Instruments. [S.I.]: IEEE. 2009. p. 2.616-2.619.

LIM, H.; OHKI, T. **Development of Pipe Inspection Robot.** ICROS-SICE International Joint Conference. Fukuoka, Japan: SICE. 2009. p. 5717-5721.

LIM, J. et al. One pneumatic line based inchworm-like micro robot for half-inch pipe inspection. **Mechatronics**, p. 315-322, 2008.

LU, C. et al. **Development of a Pipe Inspection Robot.** The 33rd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society. Taipei, Taiwan: IEEE. 2007. p. 626-631.

MANEERARN, K. . M. B. **Design of Pipe Crawling Gaits for a Snake Robot.** International Conference on Robotics and Biomimetics. Bangkok, Thailand: [s.n.]. 2009. p. Design of Pipe Crawling Gaits for a Snake Robot.

MAXON MOTOR. **Program 2012/13 High Precision Drives and Systems.** Munich, Germany, p. 83; 245. 2012.

MEGGIOLARO, M. A. **RioBotz Combot Tutorial.** PUC-Rio. Rio de Janeiro, Brasil. 2009.

MIYAGAWA, T.; IWATSUKI, N. **Characteristics of In-pipe Mobile Robot with Wheel Drive Mechanism using Planetary Gears.** International Conference on Mechatronics and Automation. Harbin, China: IEEE. 2007. p. 3646-3651.

NAKHAEINIA, D. . T. S. H. . N. S. B. et al. A review of control architectures for autonomous navigation of mobile robots. **International Journal of the Physical Sciences**, 2011. 169-174.

NEOYAMA. **MICRO MOTOR DC C/ CX. REDUÇÃO P/N: AK555/11.1PF12R83CE-V2.** Joinville, Brasil. 2015.

- NEUBAUER, W. **Locomotion with articulated legs in pipes or ducts**. Robotics and Autonomous Systems. Munich: Elsevier. 1993. p. 163-169.
- PANTA, P. E. G. **Monitoramento de Robô de Inspeção Interna de Oleodutos - Girino**. Universidade Federal do Rio de Janeiro. Rio de Janeiro. 2005.
- PARK, J. **Prediction Method of an In-pipe robot's Orientation to pass in a Curved Pipe**. ICROS-SICE International Joint Conference. Fukuoka, Japão.: SICE. 2009. p. 5707-5711.
- PARK, J. et al. **Instantaneous Kinematic Analysis for a Crawler Type In-pipe robot**. International Conference on Mechatronics. Istanbul, Turkey: IEEE. 2011. p. 381-385.
- PARK, J. et al. **Development of the Untethered In-pipe Inspection Robot for Natural Gas Pipelines**. 10th International Conference on Ubiquitous Robots and Ambient Intelligence. Jeju, Korea: IEEE. 2013. p. 55-58.
- PARK, J.; KIM, T.; YANG, H. **Development of an actively adaptable in-pipe robot**. International Conference on Mechatronics. Malaga, Spain: IEEE. 2009.
- PIPEWAY. Produtos e Serviços. **PipeWay**, 2015. Disponível em: <<http://www.pipeway.com.br/cgi/cgilua.exe/sys/start.htm?op=pt&sid=22>>. Acesso em: 07 janeiro 2016.
- QI, H. . Y. J. . Z. X. . C. H. **Wireless tracking and locating system for in-pipe robot**. **Sensors and Actuators**, 2010.
- QI, H. . Z. X. C. H. . Y. J. **Tracing and localization system for pipeline robot**. **Mechatronics**, 2009.
- QIAO, J.; SHANG, J.; GOLDENBERG, A. **Development of Inchworm In-Pipe Robot Based on Self-Locking Mechanism**. **IEEE/ASME Transactions on Mechatronics**, Istanbul, Turkey, v. 18, p. 799-806, January 2013. ISSN ISSN 1083-4435.
- QINGYOU, L.; TAO, R.; CHEN, Y. **Characteristic analysis of a novel in-pipe driving robot**. **Mechatronics**, Texas, United States, v. 23, p. 419–428, 2013. ISSN ISSN 0957-4158.
- REIS, N. R. S. **Gabarito Interno Robótico com Incidência Normal ao Oleoduto**. Rio Oil & Gas Expo and Conference. Rio de Janeiro, Brasil: SPE. 2000.
- REIS, N. R. S. **G.I.R.I.N.O.: A Pipeline Robot - Get Inside Robot to Impel Normal Operation**. 4th International Pipeline Conference. Calgary, Canada: ASME. 2002. p. 165-173.
- RIGZONE. Offshore Rig Day Rates. **Rigzone**, 2014. Disponível em: <<https://www.rigzone.com/data/dayrates>>. Acesso em: 28 março 2014.
- RIZZONI, G. **Fundamentos de Engenharia Elétrica**. 1a. ed. Porto Alegre, Brasil: Bookman, 2013.

ROH, S. et al. **Modularized In-pipe Robot Capable of Selective Navigation Inside of Pipelines**. IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. Nice, France: IEEE. 2008. p. 1724-1729.

ROH, S.; CHOI, H. R. **Differential-Drive In-Pipe Robot for Moving Inside Urban Gas Pipelines**. IEEE TRANSACTIONS ON ROBOTICS. Seoul, Korea: IEEE. Fevereiro 2005.

ROSA, A. J.; CARVALHO, R. S.; XAVIER, J. A. D. **Engenharia de Reservatórios de Petróleo**. 1a. ed. Rio de Janeiro, Brasil: Interciência, 2006.

ROSLIN, N. S. et al. **A Review Hybrid Locomotion of In-pipe Inspection Robot**. 2012 International Symposium on Robotics and Intelligent Sensors. [S.l.]: Elsevier. 2012. p. 1456-1462.

SAFT BATTERIES. **Saft lithium batteries Selector Guide**. Bagnolet, France, p. 11. 2015.

SATO, K.; OHKI, K.; LIM, H. **Development of In-Pipe Robot Capable of Coping with Various Diameters**. International Conference on Control, Automation and Systems. Gyeonggi-do, Korea: ICROS. 2011. p. 1076-1081.

SHIGLEY, J. E.; MISCHKE, C. R.; BUDYNAS, R. G. **Projeto de Engenharia Mecânica**. 7a. ed. Porto Alegre: Bookman, 2005.

SHIN, H. . J. K. M. . K. J. J. **Development of a Snake Robot Moving in a Small Diameter Pipe**. International Conference on Control, Automation and Systems 2010. Gyeonggi-do, Korea: IEEE. 2010. p. 1826-1829.

SIBAI, F. N.; SAYEGH, M.; AL-TAIE, I. **Design And Construction of An In-pipe Robot for Inspection and Maintenance**. 2012 International Conference on Computer Systems and Industrial Informatics (ICCSII). Sharjah, United Arab Emirates: IEEE. 2013. p. 1-6.

SPE INTERNATIONAL. Casing Collar Locator. **PetroWiki**, 18 novembro 2014. Disponível em: <http://petrowiki.org/Casing_collar_locator>. Acesso em: 02 dezembro 2014.

SPE INTERNATIONAL. Gamma ray logs. **PetroWiki**, 2015. Disponível em: <http://petrowiki.org/Gamma_ray_logs>. Acesso em: 21 dezembro 2015.

TANAKA, T. et al. **Development of a peristaltic crawling robot for long-distance inspection of sewer pipes**. International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics. Besançon, France: IEEE. 2014. p. 1552-1557.

TAO, R. et al. **Mobility and Eccentricity Analysis of A Helical Belt Drive In-pipe Robot**. International Conference on Mechatronics and Automation. Takamatsu, Japan: IEEE. 2013. p. 1507-1512.

TAVAKOLI, M.; MARQUES, L.; ALMEIDA, A. T. 3DCLIMBER: Climbing and manipulation over 3D structures. **Mechatronics**, 28 setembro 2011. 48-62.

THOMAS, J. E. et al. **Fundamentos de Engenharia de Petróleo**. Rio de Janeiro: Interciência, 2004.

THRUN, S.; BURGARD, F.; FOX, D. **Probabilistic Robotics**. Massachusetts, United States: MIT Press, 2006.

TRUONG-THINH, N.; NGOC-PHUONG, N.; PHUOC-THO, T. **A study of pipe-cleaning and inspection robot**. 2011 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics (ROBIO). Phuket, Thailand: IEEE. 2011. p. 2593-2598.

TSUKIOKA, S. et al. **One method for deep sea detailed survey with an autonomous underwater vehicle**. Sixteenth (2007) International Offshore and Polar Engineering Conference. Lisbon, Portugal: ISOPE. 2007. p. 1110-1114.

UNIVERSITY OF TEXAS AT AUSTIN. **Well Servicing and Workover**. 2nd. ed. Austin, United States: Petroleum Extension Service, v. 1-12, 1991.

VALOR ECONÔMICO. Petrobras bate recorde de produção no pré-sal e abre novo poço na área. **Valor Econômico**, 2014. Disponível em: <<http://www.valor.com.br/empresas/3506666/petrobras-bate-recorde-de-producao-no-pre-sal-e-abre-novo-poco-na-area>>. Acesso em: 28 maio 2014.

VIRGALA, I.; GMITERKO, A.; KELEMEN, M. Motion Analysis of In-pipe Robot Based on SMA Spring Actuator. **Journal of Automation and Control**, 2013. 21-25.

WANG, Z.; APPLETON, E. **The Simulation and Concept of a Pipe Crawling Robot for Earthquake Rescue**. International Conference on Control Applications. Glasgow, United Kingdom: IEEE. 2002. p. 339-344.

WILSON, A. Autonomous Underwater Vehicles Ease Deepwater-Field Integrity Management. **Journal of Petroleum Technology**, August 2012. 87-88.

WU, D. et al. **Drain Pipe Inspection Robot using Wireless Communication System**. ICROS-SICE International Joint Conference. Fukuoka, Japan: SICE. 2009. p. 3667-3671.

WU, X. . M. S. CPG-based control of serpentine locomotion of a snake-like robot. **Mechatronics**, 2010. 326–334.

XIANGLIN, B. . H. L. . F. L. Dynamic simulation of auto-centralizer for horizontal well traction robot based on ADAMS. **PETROLEUM EXPLORATION AND DEVELOPMENT**, February 2010. 104-110.

YABE, S. . M. H. . L. H. **New In-Pipe Robot Capable of Coping with Various Diameters**. International Conference on Control, Automation and Systems. Jeju Island, South Korea: [s.n.]. 2012. p. 151-156.

YANHENG, Z. et al. **Design and Motion Analysis of a Flexible Squirm Pipe Robot**. International Conference on Intelligent System Design and Engineering Application. [S.I.]: IEEE. 2010. p. 527-531.

YE, C. et al. **Development of a Pipe Cleaning Robot for Air Conditioning System**. International Conference on Robotics and Biomimetics. Tianjin, China: IEEE. 2010. p. 1525-1529.

YUKAWA, T. et al. **Design of Magnetic Wheels in Pipe Inspection Robot**. International Conference on Systems, Man, and Cybernetics. Taipei, Taiwan: IEEE. 2006. p. 235-240.

YU-XIA, Z. et al. **Micro In-pipe Robot Mechanical Structure Design of Shape Memory Alloy Driving**. International Conference on Robotics and Biomimetics. Guilin, China: IEEE. 2009. p. 360-365.

ZHAO, M. **On Nonlinear Buckling and Collapse Analysis using Riks Method**. Abaqus Users' Conference. [S.l.]: Simulia. 2008. p. 1-9.

ZIN, Z. et al. **Development of a Low Cost Small Sized In-Pipe Robot**. International Symposium on Robotics and Intelligent Sensors 2012. [S.l.]: Elsevier. 2012. p. 1469-1475.

Apêndice A

Códigos em Matlab

MovimentaRobo.m

```
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% ROTINA PARA SIMULAR A MOVIMENTAÇÃO DO ROBÔ EM UM POÇO %
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

% REMOVE AS VARIÁVEIS EXISTENTES
clear;
rand('seed',12345);

% NOME DO ARQUIVO QUE CONTÉM OS DADOS
filename='MovimentoExperimental_01.txt';

% CASO EXISTA, IMPORTA O ARQUIVO SELECIONADO
if exist(filename,'file')
    CarregaArquivo;
else
    CarregaDadosSinteticos;
end

% INICIALIZA AS VARIÁVEIS DE SIMULAÇÃO
InicializaVariaveis;

t_ini=cputime;
while chegou==false

    % ATUALIZA PARÂMETROS E PROFUNDIDADE
    i=i+1;
    if i>=numel(t)
        chegou=true;
    end

    % CALCULA A PROBABILIDADE DE HAVER UMA LUVA
    IdentificaLuva;

    % REALIZA A ESTIMATIVA DE POSIÇÃO UTILIZANDO OS MÉTODOS EM TESTE
    EstPosSemFusao;
    EstPosKalman;
    EstPosMHT;
    EstPosHist;
    EstPosPart;
end
fprintf('\nTempo computacional: %f\n',cputime-t_ini);

% PLOTA OS GRÁFICOS COM O RESULTADO DAS SIMULAÇÕES
PlotaGraficos;

% AVALIA O DESEMPENHO DOS MÉTODOS
AvaliaMetodos;
```

CarregaArquivo.m

```
% CARREGA OS DADOS QUE SERÃO UTILIZADOS NA SIMULAÇÃO DE SUBIDA DO ROBÔ.
% A VARIÁVEL "filename" INDICA O ARQUIVO USADO
% O ARQUIVO PODE SER DO TIPO <TEMPO, PROFUNDIDADE, CCL, PRESENÇA DE LUVA>
% OU <TEMPO, PROFUNDIDADE, CCL, PRESENÇA DE LUVA, VELOCIDADE ESTIMADA>

delimiterIn='\t';
headerlinesIn=1;
File=importdata(filename,delimiterIn,headerlinesIn);
```

```

% ARMAZENA OS DADOS NOS VETORES CORRESPONDENTES
t=File.data(:,1);
Prof=File.data(:,2);
Vccl=File.data(:,3);
PresencaLuva=File.data(:,4);

% ARMAZENA OU ESTIMA AS LEITURAS DE VELOCIDADE
if size(File.data,2)>4
    Vel=File.data(:,5);
end
j=1;
for i=1:numel(PresencaLuva)
    if PresencaLuva(i)==1
        ProfLuvas(j)=Prof(i);
        j=j+1;
    end
end
i=1;
chegou=false;

```

CarregaDadosSinteticos.m

```

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% INICIALIZA O PROBLEMA COM DADOS SINTÉTICOS %
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

% PROFUNDIDADE INICIAL E FINAL DO POÇO
dxDadosSint=.2; profIni=5000; profFin=2500;
velMedia=.2; desvPadVel=.02; erroVel=.1; desvPadLeit=.02;

% TAMANHO DOS TUBOS-PADRÃO E DOS TUBOS CURTOS E NÚMERO DE TUBOS CURTOS
tamTubo=12; tamTuboCurto=6; desvPadTamTubo=1.5; numTubosCurtos=3;

% DADOS DE RUÍDO E SINAL DO PERFIL CCL SIMULADO
zeroDadosReais=0.; mediaRuidoReal=.2; desvPadRuidoReal=.1;
mediaSinalReal=1.3; desvPadSinalReal=.1;

% INICIALIZA VETOR COM A POSIÇÃO DAS LUVAS
i=1;
ProfLuvas(i)=profIni+sign(dxDadosSint)*normrnd(tamTubo,desvPadTamTubo);
while abs(ProfLuvas(numel(ProfLuvas))-profFin)>abs(tamTubo)
    i=i+1;
    if rand()<abs(numTubosCurtos*tamTubo/(profFin-profIni))
        ProfLuvas(i)=ProfLuvas(i-1)+...
            sign(dxDadosSint)*normrnd(tamTuboCurto,desvPadTamTubo);
    else
        ProfLuvas(i)=ProfLuvas(i-1)+...
            sign(dxDadosSint)*normrnd(tamTubo,desvPadTamTubo);
    end
end
end

% INICIALIZA VETOR COM A LEITURA DO CCL
for i=1:numel(Prof)
    Vccl(i)=zeroDadosReais+normrnd(mediaRuidoReal,desvPadRuidoReal);
    for j=1:numel(ProfLuvas)
        if abs(Prof(i)-ProfLuvas(j))<abs(dxDadosSint)
            Vccl(i)=zeroDadosReais+sign(rand()-.5)*...
                normrnd(mediaSinalReal,desvPadSinalReal);
        end
    end
end
end

```

InicializaVariaveis.m

```

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% INICIALIZA AS VARIÁVEIS QUE SERÃO UTILIZADAS NOS ALGORITMOS %
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

% DISTÂNCIA NA QUAL É REALIZADO O PROCESSAMENTO DOS DADOS
dx=1.;
erroVel=.1;
direcao=sign(Prof(5)-Prof(1));
% SE NÃO HOUEVER ESTIMATIVA DE VELOCIDADE, REALIZA A ESTIMATIVA
if exist('Vel')==0
    VelMedia=mean((Prof(1:numel(Prof)-1)-Prof(2:numel(Prof)))/...
        (t(1:numel(t)-1)-t(2:numel(t))))*(1-direcao*erroVel);
    DesvPadVel=.05*abs(VelMedia);
    Vel=norminv(rand(numel(t),1),VelMedia,DesvPadVel);
end
ProfLeituraVel(1)=Prof(1);
ProfLeituraLuvas(1)=Prof(1);
LuvaAtual(i)=0;
luvaLeitAnt=3;

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% INICIALIZA AS VARIÁVEIS QUE SERÃO UTILIZADAS NO FILTRO DE KALMAN %
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
dxKalman=dx;
% DESVIOS-PADRÃO ESTIMADOS
varMovKalman=0.1;
varVelKalman=0.015;
varLuvaKalman=3;
probLuvaKalmanRef=0.5;

% VETORES DE TRABALHO
iKalman=1;
ProfKalman=[Prof(1);Vel(1)];
tKalman=t(1);
tAntKalman = t(1);
PKalman=zeros(2);
distKalman=0;
probLuvaKalman=0;
probRuidoKalman=1;
ProfKalmanReg(:,iKalman)=ProfKalman;
PKalmanReg(:,iKalman)=PKalman;

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% INICIALIZA AS VARIÁVEIS QUE SERÃO UTILIZADAS NO MHT %
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
dxMht=dx;
% DESVIOS-PADRÃO ESTIMADOS
varMovMht=0.01;
varVelMht=0.0015;
varLuvaMht=0.1;

% PROBABILIDADE MÍNIMA PARA CONTINUAR SEGUINDO O PONTO
ProbMinMHT=.03;
% CONTADORES
iMht=1;
jMht=1;
kMht=1;
fMht=1;
numHip=1;
% VETOR DE PRODUNDIDADE
xMht(:,iMht)=[Prof(1); Vel(1)];
tMht(1)=t(1);
tAntMht = 0;

PMht(:,iMht)=[varMovMht 0; 0 varVelMht];

wMht(numHip)=1;

```

```

distMht=0;
probLuvaMht=0;
probRuidoMht=1;

ProfMhtReg(1:size(xMht(1,:))',iMht)=xMht(1,:);
PMhtReg(1:numel(PMht(:,iMht)),iMht)=PMht(1,1,iMht);
wMhtReg(1:size(wMht'),iMht)=wMht;
numHipReg(iMht)=numHip;

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% INICIALIZA AS VARIÁVEIS QUE SERÃO UTILIZADAS NO HISTOGRAM FILTER %
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
dxHist=dx;
% PROBABILIDADE DE ADIANTAR OU DE ATRASAR
probAvanco=.1;
probDesl=.8;
probAtr=.1;

% INICIALIZA O VETOR DE PROBABILIDADES E DE POSIÇÃO DAS LUVAS
iHist=1;
tEst(iHist)=0;
ProfHist=[min(Prof)-3*dxHist:dxHist:max(Prof)+3*dxHist];
nHist=numel(ProfHist);
probRuidoHist=1;
probLuvaHist=0;
ProbHist=zeros(1,nHist);
LuvaHist=zeros(1,nHist);
for k=1:nHist
    for j=1:numel(ProfLuvas)
        if abs(ProfHist(k)-ProfLuvas(j))<abs(dx/2)
            LuvaHist(k)=1;
        end
        if abs(ProfHist(k)-Prof(1))<abs(dx/2)
            ProbHist(k)=1;
        end
    end
end
distHist=0;
ProbParaGraf(:,i)=ProbHist;

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% INICIALIZA AS VARIÁVEIS QUE SERÃO UTILIZADAS NO PARTICLE FILTER %
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
dxPart=dx;
% NÚMERO DE PARTÍCULAS
N_part = 100;

% DESVIO-PADRÃO ESTIMADO DA MOVIMENTAÇÃO
desvPadMov =.5;

% VETOR COM A POSIÇÃO DAS PARTÍCULAS
Particulas = Prof(1)*ones(1,N_part);
w = zeros(1, N_part);
part_aux = zeros(1,N_part);

% VARIÁVEIS DE TRABALHO
iPart=1;
tPart(iPart)=0;
distPart=0;
probRuidoPart=1.;
probLuvaPart=0.;
ProfPart(iPart,:)=transpose(Particulas);

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%
% INICIALIZA AS VARIÁVEIS QUE SERÃO UTILIZADAS PARA IDENTIFICAÇÃO DE LUVAS
%

```

```

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
%
% LEITURAS DE CAMPO
% mediaRuido=0.0;
% desvPadRuido=0.2;
% mediaSinal=1.5;
% desvPadSinal=.4;
% cclRelax=.05;
% probHaverLuva=.03;
%
% EXPERIMENTAL
mediaRuido=1.0;
desvPadRuido=0.5;
mediaSinal=3.0;
desvPadSinal=2.0;
cclRelax=.05;
probHaverLuva=.03;

```

IdentificaLuva.m

```
%ROTINA PARA IDENTIFICAÇÃO DAS LUVAS
```

```

probLuva=normpdf(abs(Vccl(i)-mediaRuido),mediaSinal,desvPadSinal);
probRuido=normpdf(abs(Vccl(i)-mediaRuido),0,desvPadRuido);

%Se os dois valores forem muito pequenos e numericamente nulos,
%escolhe o valor mais próximo da média
if (probLuva+probRuido)==0;
    if (abs(Vccl(i))>(mediaRuido+(mediaSinal-mediaRuido)*...
        desvPadRuido/(desvPadRuido+desvPadSinal)))
        probLuva=1;
    else
        probRuido=1;
    end
end

%Calcula a probabilidade de haver uma luva ou um ruído
%utilizando o teorema de Bayes (melhor desempenho)
somaProbsLuvaNao=probLuva*probHaverLuva+probRuido*(1-probHaverLuva);
probLuva=probLuva*probHaverLuva/somaProbsLuvaNao;
probRuido=probRuido*(1-probHaverLuva)/somaProbsLuvaNao;

if probRuido>probLuva
    diff=Vccl(i)-mediaRuido;
    incr=cclRelax*diff;
    mediaRuido=mediaRuido+incr;
    % desvPadRuido=sqrt((1-cclRelax)*desvPadRuido^2+diff^2*cclRelax);
    desvPadRuido=sqrt((1-cclRelax)*(desvPadRuido^2+diff*incr));
else
    diff=abs(Vccl(i)-mediaRuido)-mediaSinal;
    incr=cclRelax*diff;
    mediaSinal=mediaSinal+incr;
    % desvPadSinal=sqrt((1-cclRelax)*desvPadRuido^2+diff^2*cclRelax);
    desvPadSinal=sqrt((1-cclRelax)*(desvPadSinal^2+diff*incr));
end

```

EstPosSemFusao.m

```
% REALIZA A ESTIMATIVA DE POSIÇÃO SEM FUSÃO DE SENSORES
```

```

% ESTIMA A POSIÇÃO A PARTIR DA LEITURA DE VELOCIDADE
ProfLeituraVel(i)=ProfLeituraVel(i-1)+(t(i)-t(i-1))*Vel(i-1);

```

```

% ESTIMA A POSIÇÃO A PARTIR DA LEITURA DAS LUVAS
if (probLuva>probRuido & LuvaAtual < numel(ProfLuvas) & luvaLeitAnt>2)
    LuvaAtual=LuvaAtual+1;
    luvaLeitAnt=0;
    ProfLeituraLuvas(i)=ProfLuvas(LuvaAtual);
else
    ProfLeituraLuvas(i)=ProfLeituraLuvas(i-1);
    luvaLeitAnt=luvaLeitAnt+1;
end

```

EstPosKalman.m

```

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% REALIZA A ESTIMATIVA DE POSIÇÃO UTILIZANDO O FILTRO DE KALMAN %
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

% AJUSTA AS ESTIMATIVAS DE POSIÇÃO E DE PROBABILIDADE DA LUVAS
distKalman=distKalman+(t(i)-t(i-1))*Vel(i);
probRuidoKalman=probRuidoKalman*probRuido;
probLuvaKalman=1-probRuidoKalman;

% QUANDO A ESTIMATIVA É SUPERIOR A DETERMINADO VALOR, PROCESSA
if abs(distKalman)>=abs(dxKalman)
    iKalman=iKalman+1;
    tKalman(iKalman)=t(i);
    dtKalman=t(i)-tAntKalman;
    % ENTRA COM OS PARÂMETROS DO FILTRO DE KALMAN

    u=[0];
    F=[1 dtKalman; 0 1];
    G=[0 0];
    Sa=1;
    Q=[varMovKalman 0; 0 varVelKalman];
    B=[0];

    if(probLuvaKalman<probLuvaKalmanRef)
        H=[0 1];
        z=[Vel(i)];
        R=[varVelKalman];
    else
        jKalman=1;
        distMin=abs(ProfKalman(1)-ProfLuvas(jKalman));
        for kKalman=2:numel(ProfLuvas)
            if abs(ProfKalman(1)-ProfLuvas(kKalman))<distMin
                jKalman=kKalman;
                distMin=abs(ProfKalman(1)-ProfLuvas(kKalman));
            end
        end
        H=[1 0; 0 1];
        z=[ProfLuvas(jKalman); Vel(i)];
        R=[varLuvaKalman 0; 0 varVelKalman];
    end

    % CALCULA AS NOVAS PROFUNDIDADES E PESOS E REGISTRA
    [ProfKalman PKalman]=...
        KalmanFilter(ProfKalman, PKalman, H, u, z, F, B, Q, R);

    ProfKalmanReg(:,iKalman)=ProfKalman;
    PKalmanReg(:,iKalman)=PKalman;
    distKalman=distKalman-dx;
    probLuvaKalman=0;
    probRuidoKalman=1;
    tAntKalman=t(i);
end

```

EstPosMHT.m

```

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% REALIZA A ESTIMATIVA DE POSIÇÃO UTILIZANDO O MHT %
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

% ATUALIZA AS ESTIMATIVAS DE POSIÇÃO
distMht=distMht+(t(i)-t(i-1))*Vel(i);
probRuidoMht=probRuidoMht*probRuido;
probLuvaMht=1-probRuidoMht;

% QUANDO A ESTIMATIVA É SUPERIOR A DETERMINADO VALOR, PROCESSA
if abs(distMht)>=abs(dxMht)
    iMht=iMht+1;
    tMht(iMht)=t(i);
    dtMht=t(i)-tAntMht;
    % ENTRA COM OS PARÂMETROS DO FILTRO DE KALMAN
    u=[0];
    F=[1 dtMht; 0 1];
    G=[0 0];
    Sa=1;
    Q=[varMovMht 0; 0 0];
    B=[0; 0];
    jMht=0;
    %GERA UM NOVO CONJUNTO DE PONTOS
    xMht_old=xMht;
    PMht_old=PMht;
    w0=wMht;
    for fMht=1:numHip
        jMht=jMht+1;
        % ESTIMA A NOVA POSIÇÃO DO PONTO CASO NÃO HAJA LEITURA DA LUVA
        H=[0 1];
        z=[Vel(i)];
        R=[varVelMht];
        [xMht(:,jMht) PMht(:,jMht)]=KalmanFilter(...
            xMht_old(:,fMht), PMht_old(:,fMht), H, u, z, F, B, Q, R);
        wMht(jMht)=(1-probLuvaMht)*w0(fMht);
        % ESTIMA A NOVA POSIÇÃO DO PONTO CASO HAJA LUVA

wAux=normpdf(ProfLuvas,xMht_old(1,fMht),sqrt(PMht_old(1,1,fMht)));
        if sum(wAux)>0

wMht(jMht+1:jMht+numel(wAux))=probLuvaMht*w0(fMht)*wAux/sum(wAux);
            jAux=jMht;
            for kMht=1:numel(ProfLuvas)
                jMht=jMht+1;
                H=[1 0; 0 1];
                z=[ProfLuvas(kMht); Vel(i)];
                R=[varLuvaMht 0; 0 varVelMht];
                [xMht(:,jMht)
PMht(:,jMht)]=KalmanFilter(xMht_old(:,fMht), ...
                    PMht_old(:,fMht), H, u, z, F, B, Q, R);
            end
        end
    end
end
% ELIMINA DUPLICATAS CONSIDERA COMO DUPLICADAS DISTÂNCIA < dx_Mht
for fMht=1:jMht
    for kMht=fMht+1:jMht
        if abs(xMht(1,fMht)-xMht(1,kMht))<abs(dxMht)
            xMht(:,fMht)=(wMht(fMht)*xMht(:,fMht)+wMht(kMht)* ...
                xMht(:,kMht))/(wMht(fMht)+wMht(kMht)+1e-10);
            PMht(:,fMht)=(wMht(fMht)*PMht(:,fMht)+wMht(kMht)* ...
                PMht(:,kMht))/(wMht(fMht)+wMht(kMht)+1e-10);
            wMht(fMht)=wMht(fMht)+wMht(kMht);
            wMht(kMht)=0;
        end
    end
end

```

```

        end
    end
    numHip=0;
    % ELIMINA AS HIPÓTESES QUE ESTÃO ABAIXO DA PROBABILIDADE MÍNIMA
    if max(wMht)>ProbMinMHT
        for fMht=1:jMht
            if wMht(fMht)>ProbMinMHT
                numHip=numHip+1;
                xMht(:,numHip)=xMht(:,fMht);
                PMht(:, :, numHip)=PMht(:, :, fMht);
                wMht(numHip)=wMht(fMht);
            end
        end
    else
        [wMht,I]=sort(wMht,'descend');
        xMht=xMht(:,I);
        PMht=PMht(:, :, I);
        numHip=min(round(1/ProbMinMHT), numel(wMht));
        fprintf('Probs Baixas\n');
    end
    xMht=xMht(:,1:numHip);
    PMht=PMht(:, :, 1:numHip);
    wMht=wMht(1:numHip);
    % NORMALIZA NOVAMENTE
    if sum(wMht)~=0
        wMht=wMht/sum(wMht);
    else
        xMht=xMht_old;
        PMht=PMht_old;
        wMht=w0;
        fprintf('Prob Nula\n');
    end
    ProfMhtReg(1:size(xMht(1, :)), iMht)=xMht(1, :);
    PMhtReg(1: numel(PMht(1, 1, :)), iMht)=PMht(1, 1, :);
    numHipReg(iMht)=numHip;
    wMhtReg(1:size(wMht), iMht)=wMht;
    distMht=distMht-dx;
    probLuvaMht=0;
    probRuidoMht=1;
    tAntMht=t(i);
end

```

EstPosHist.m

```

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% REALIZA A ESTIMATIVA DE POSIÇÃO UTILIZANDO O HISTOGRAMA %
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

% Soma as estimativas de posição
distHist=distHist+(t(i)-t(i-1))*Vel(i-1);
probRuidoHist=probRuidoHist*probRuido;
probLuvaHist=1-probRuidoHist;

%Quando a estimativa é superior à distância entre trechos, processa
if abs(distHist)>abs(dxHist)
    probLuvaHist=probLuvaHist*.95+probRuidoHist*.05;
    probRuidoHist=1-probLuvaHist;

    iHist=iHist+1;
    tHist(iHist)=t(i);
    ProbHistOld=ProbHist;
    ProbHist=zeros(1, numel(ProbHist));
    for j=3: numel(ProbHist)-3
        ProbHist(j)=ProbHist(j)+ProbHistOld(j-direcao*2)*probAvanco+...
            ProbHistOld(j-direcao*1)*probDesl+...
            ProbHistOld(j)*probAtr;
    end
end

```

```

distHist=distHist-direcao*abs(dx);
somaProbs=0;
for j=1:nHist
    if LuvaHist(j)==1
        ProbHist(j)=ProbHist(j)*probLuvaHist;
    else
        ProbHist(j)=ProbHist(j)*probRuidoHist;
    end
    somaProbs=somaProbs+ProbHist(j);
end
if somaProbs==0
    warning('Soma 0');
    pause;
end
ProbHist=ProbHist/somaProbs;
probRuidoHist=1;
probLuvaHist=0;
end
ProbParaGraf(:,i)=ProbHist;

```

EstPosPart.m

```

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% REALIZA A ESTIMATIVA DE POSIÇÃO UTILIZANDO O FILTRO DE PARTÍCULAS %
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

% ATUALIZA AS ESTIMATIVAS DE POSIÇÃO
distPart=distPart+(t(i)-t(i-1))*Vel(i-1);
probRuidoPart=probRuidoPart*probRuido+1e-10;
probLuvaPart=1-probRuidoPart;

% QUANDO A ESTIMATIVA É SUPERIOR A dx, PROCESSA
if abs(distPart)>=abs(dxPart)
    probLuvaHist=probLuvaHist*.95+probRuidoHist*.05;
    probRuidoHist=1-probLuvaHist;

    iPart=iPart+1;
    tPart(iPart)=t(i);
    soma_w=0;
    % GERA NOVAS PARTÍCULAS E ATRIBUI PESO CORRESPONDENTE AO CCL
    for jPart=1:N_part
        Particulas(jPart)=Particulas(jPart)+...
            norminv(rand(),direcao*dxPart,desvPadMov);
        w(jPart)=probRuidoPart;
        for ip=1:numel(ProfLuvras)
            if(abs(Particulas(jPart)-ProfLuvras(ip))<=abs(dxPart))
                w(jPart)=probLuvaPart;
            end
        end
    end
    w=w/sum(w);

    % MANTÉM OU ELIMINA AS PARTÍCULAS PROPORCIONALMENTE AO SEU PESO
    maior = 1;
    for jPart=2:N_part
        if (w(jPart)>w(maior))
            maior = jPart;
        end
    end
    pos=rand()*soma_w;
    for jPart=1:N_part
        ip = 1;
        pos_aux = pos;
        while(pos_aux>=0)
            ip = ip + 1;
            if ip > N_part
                ip = 1;
            end
        end
    end
end

```

```

        end
        pos_aux = pos_aux - w(ip);
    end
    part_aux(jPart) = Particulas(ip);
    pos = mod(pos + rand()*2*w(maior), soma_w);
end
Particulas = part_aux;
ProfPart(iPart,:)=transpose(Particulas);

distPart=distPart-direcao*abs(dxPart);
probRuidoPart=1.;
probLuvaPart=0.;
end

```

PlotaGraficos.m

```

% ROTINA PARA PLOTAR OS GRÁFICOS COM O RESULTADO DAS SIMULAÇÕES

set(0,'DefaultAxesFontSize',30);
numLeituras=250;
dtA=t(2)-t(1); dxA=Prof(2)-Prof(1);

% PLOTA O RESULTADO DAS SIMULAÇÕES SEM FUSÃO DE SENSORES
plot(t,ProfLeituraVel, '.', 'MarkerSize',10,'Color','black');
xlabel('Tempo (s)'); ylabel('Profundidade(m)'); hold;
xlim([t(1) t(numLeituras)]); ylim(sort([Prof(1) Prof(numLeituras)]));
plot(t,Prof,'Color','black'); set(gca,'Ydir','reverse'); pause; close;
plot(t,ProfLeituraLuvas, '.', 'MarkerSize',10,'Color','black');
xlabel('Tempo (s)'); ylabel('Profundidade(m)'); hold;
for i=1:numel(Prof)
    if PresencaLuva(i)>0
        quiver(t(i)-10*dtA, Prof(i)+10*dxA, 10*dtA, -10*dxA, ...
            'MaxHeadSize',50,'Color','black','LineWidth',3);
    end
end
xlim([t(1) t(numLeituras)]); ylim(sort([Prof(1) Prof(numLeituras)]));
plot(t,Prof,'Color','black'); set(gca,'Ydir','reverse'); pause; close;

% PLOTA O RESULTADO DAS SIMULAÇÕES COM O FILTRO DE KALMAN
hold;
for i=1:numel(Prof)
    if PresencaLuva(i)>0
        quiver(t(i)-10*dtA, Prof(i)+10*dxA, 10*dtA, -10*dxA, ...
            'MaxHeadSize',50,'Color','black','LineWidth',3);
    end
end
plot(tKalman,ProfKalmanReg(1,:), '.', 'MarkerSize',10,'Color','black');
plot(tKalman,ProfKalmanReg(1,:)+2*PKalman(1,1,:), ...
    '--', 'MarkerSize',1,'Color','black');
plot(tKalman,ProfKalmanReg(1,:)-2*PKalman(1,1,:), ...
    '--', 'MarkerSize',1,'Color','black');
plot(t,Prof,'Color','black');
xlabel('Tempo (s)'); ylabel('Profundidade(m)');
xlim([t(1) t(numLeituras)]); ylim(sort([Prof(1) Prof(numLeituras)]));
set(gca,'Ydir','reverse'); pause; close;

% PLOTA O RESULTADO DAS SIMULAÇÕES COM O MHT
hold;
for i=1:size(ProfMhtReg,2)
    for j=1:numHipReg(i)
        plot(tMht(i),ProfMhtReg(j,i), '.', ...
            'MarkerSize',10,'Color',ones(3,1)*(1-wMhtReg(j,i))^5);
    end
end
xlabel('Tempo (s)'); ylabel('Profundidade (m)');
plot(t,Prof,'k','LineWidth',1);
for i=1:numel(Prof)

```

```

    if PresencaLuva(i)>0
        quiver(t(i)-10*dtA, Prof(i)+10*dxA, 10*dtA, -10*dxA, ...
            'MaxHeadSize',50,'Color','black','LineWidth',3);
    end
end
xlim([t(1) t(numLeituras)]); ylim(sort([Prof(1) Prof(numLeituras)]));
set(gca,'Ydir','reverse'); pause; close;

% PLOTA O RESULTADO DAS SIMULAÇÕES COM HISTOGRAM FILTER
imagesc(t,ProfHist,(ones(size(ProbParaGraf))-ProbParaGraf));
imagesc(t,ProfHist,ProbParaGraf);
imagesc(t(1:numLeituras),ProfHist(1:numLeituras), ...
    ProbParaGraf(1:numLeituras,1:numLeituras));
imagesc(t,ProfHist,ProbParaGraf);
colormap((ones(size(gray))-gray).^2);
colorbar;
hold;
plot(t,Prof,'k','LineWidth',2);
xlabel('Tempo (s)');
ylabel('Profundidade(m)');
xlim([t(1) t(numLeituras)]); ylim(sort([Prof(1) Prof(numLeituras)]));
for i=1:numel(Prof)
    if PresencaLuva(i)>0
        quiver(t(i)-10*dtA, Prof(i)+10*dxA, 10*dtA, -10*dxA, ...
            'MaxHeadSize',50,'Color','black','LineWidth',3);
    end
end
set(gca,'Ydir','reverse'); pause; close;

% PLOTA O RESULTADO DAS SIMULAÇÕES COM O PARTICLE FILTER
plot(tPart, ProfPart,'.',...
    'MarkerSize',1,...
    'Color','black')
xlabel('Tempo (s)'); ylabel('Profundidade (m)'); hold;
plot(t,Prof,'k','LineWidth',1);
xlim([t(1) t(numLeituras)]); ylim(sort([Prof(1) Prof(numLeituras)]));
for i=1:numel(Prof)
    if PresencaLuva(i)>0
        quiver(t(i)-10*dtA, Prof(i)+10*dxA, 10*dtA, -10*dxA, ...
            'MaxHeadSize',50,'Color','black','LineWidth',3);
    end
end
set(gca,'Ydir','reverse'); pause; close;

```

AvaliaMetodos.m

```

%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%
% ROTINA PARA AVALIAÇÃO DA PERFORMACE DOS ALGORITMOS %
%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%%

% AVALIAÇÃO SEM FUSÃO DE SENSORES
fprintf('ApenasVel\n\tErrMax\tErrMed\n');
fprintf('\t%.1f\t%.1f\n',...
    max(abs(ProfLeituraVel'-Prof)), mean(abs(ProfLeituraVel'-Prof)));
fprintf('ApenasLuvas\n\tErrMax\tErrMed\n');
fprintf('\t%.1f\t%.1f\n',...
    max(abs(ProfLeituraLuvas'-Prof)), mean(abs(ProfLeituraLuvas'-Prof)));

% AVALIAÇÃO DO FILTRO DE KALMAN
for i=1:numel(tKalman)
    DispKalman=2*(PKalmanReg(1,1,i));
    ExatKalman(i)=ProfKalmanReg(1,i)-Prof(find(t==tKalman(i)));
end
fprintf('Kalman\n\tDispMax\tErrMax\tDispMed\tErrMed\n');
fprintf('\t%.1f\t%.1f\t%.1f\t%.1f\n', max(abs(DispKalman)),...

```

```

    max(abs(ExatKalman)), mean(abs(DispKalman)), mean(abs(ExatKalman)));
plot(tKalman,DispKalman); pause; close;
plot(tKalman,ExatKalman); pause; close;

% AVALIAÇÃO DO MULTI-HYPOTHESIS TRACKING
k=1;
for i=1:numel(tMht)
    Aux=sortrows([ProfMhtReg(1:numHipReg(i),i)
wMhtReg(1:numHipReg(i),i)...
    PMhtReg(1:numHipReg(i),i)], 1);
    j=1;
    ProbAux=0;
    while ProbAux+Aux(j,2)<.05 & j<size(Aux,1)
        ProbAux=ProbAux+Aux(j,2);
        j=j+1;
    end
    prof5oPercentil=norminv(.05-ProbAux,Aux(j,1),Aux(j,3));
    while ProbAux+Aux(j,2)<.95 & j<size(Aux,1)
        ProbAux=ProbAux+Aux(j,2);
        j=j+1;
    end
    prof95oPercentil=norminv(.95-ProbAux,Aux(j,1),Aux(j,3));
    DispMht(i)=abs(prof95oPercentil-prof5oPercentil);
    while t(k)<tMht(i) & k<numel(t)
        k=k+1;
    end
    ExatMht(i)=sum(Aux(:,1).*Aux(:,2))-Prof(k);
end
fprintf('MHT\n\tDispMax\tErrMax\tDispMed\tErrMed\n');
fprintf('\t%.1f\t%.1f\t%.1f\t%.1f\n', max(abs(DispMht)),...
    max(abs(ExatMht)), mean(abs(DispMht)), mean(abs(ExatMht)));
plot(DispMht); pause; close;
plot(ExatMht); pause; close;

% AVALIAÇÃO DO HISTOGRAM FILTER
for i=1:numel(t)
    prof5oPercentil=0;
    prob5oPercentil=0;
    prof95oPercentil=0;
    j=1;
    while prob5oPercentil<.05 & j<numel(ProfHist)
        prob5oPercentil=prob5oPercentil+ProbParaGraf(j,i);
        j=j+1;
    end
    prof5oPercentil=ProfHist(j);
    prob95oPercentil=prob5oPercentil;
    while prob95oPercentil<.95 & j<numel(ProfHist)
        prob95oPercentil=prob95oPercentil+ProbParaGraf(j,i);
        j=j+1;
    end
    prof95oPercentil=ProfHist(j);
    DispHist(i)=prof95oPercentil-prof5oPercentil;
    ExatHist(i)=sum(ProfHist'.*ProbParaGraf(:,i))-Prof(i);
end
fprintf('Filtro por Histograma\n\tDispMax\tErrMax\tDispMed\tErrMed\n');
fprintf('\t%.1f\t%.1f\t%.1f\t%.1f\n', max(abs(DispHist)),...
    max(abs(ExatHist)), mean(abs(DispHist)), mean(abs(ExatHist)));
plot(DispHist); pause; close;
plot(ExatHist); pause; close;

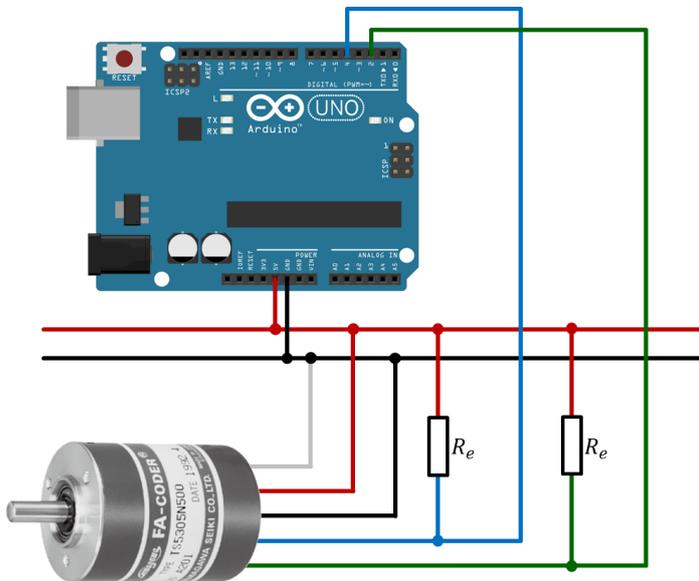
% AVALIAÇÃO DO PARTICLE FILTER
k=1;
for i=1:numel(tPart)
    while t(k)<tPart(i) & k<numel(t)
        k=k+1;
    end
    Aux=sort(ProfPart(i,:), 'descend');
    prob5oPercentil=Aux(round(numel(Aux)*0.05));

```

```
prob95oPercentil=Aux(round(numel(Aux)*0.95));
DispPart(i)=prob95oPercentil-prob5oPercentil;
ExatPart(i)=mean(Aux)-Prof(k);
end
fprintf('Filtro por Particulas\n\tDispMax\tErrMax\tDispMed\tErrMed\n');
fprintf('\t%.1f\t%.1f\t%.1f\t%.1f\n', max(abs(DispPart)), ...
        max(abs(ExatPart)), mean(abs(DispPart)), mean(abs(ExatPart)));
plot(DispPart); pause; close;
plot(ExatPart); pause; close;
```

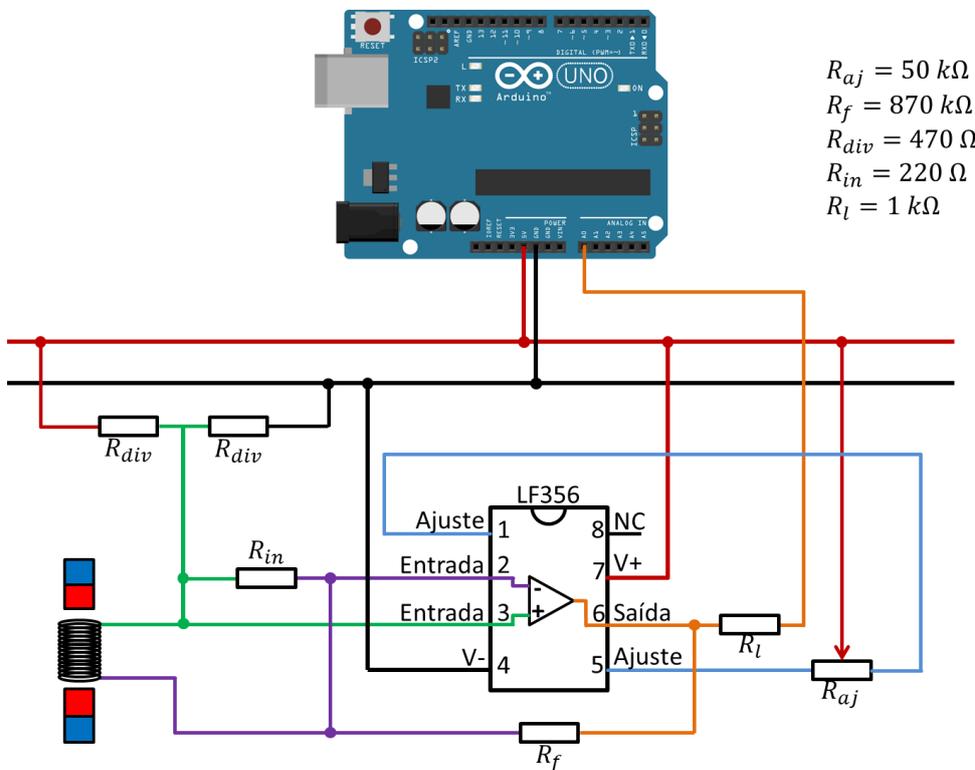
Apêndice B Circuitos eletrônicos utilizados no teste

Para registro da posição real do robô, foi utilizado o encoder Tamagawa, Fa-Coder TS-5314-N510-2500C/T ligado ao microcontrolador conforme o circuito a seguir.



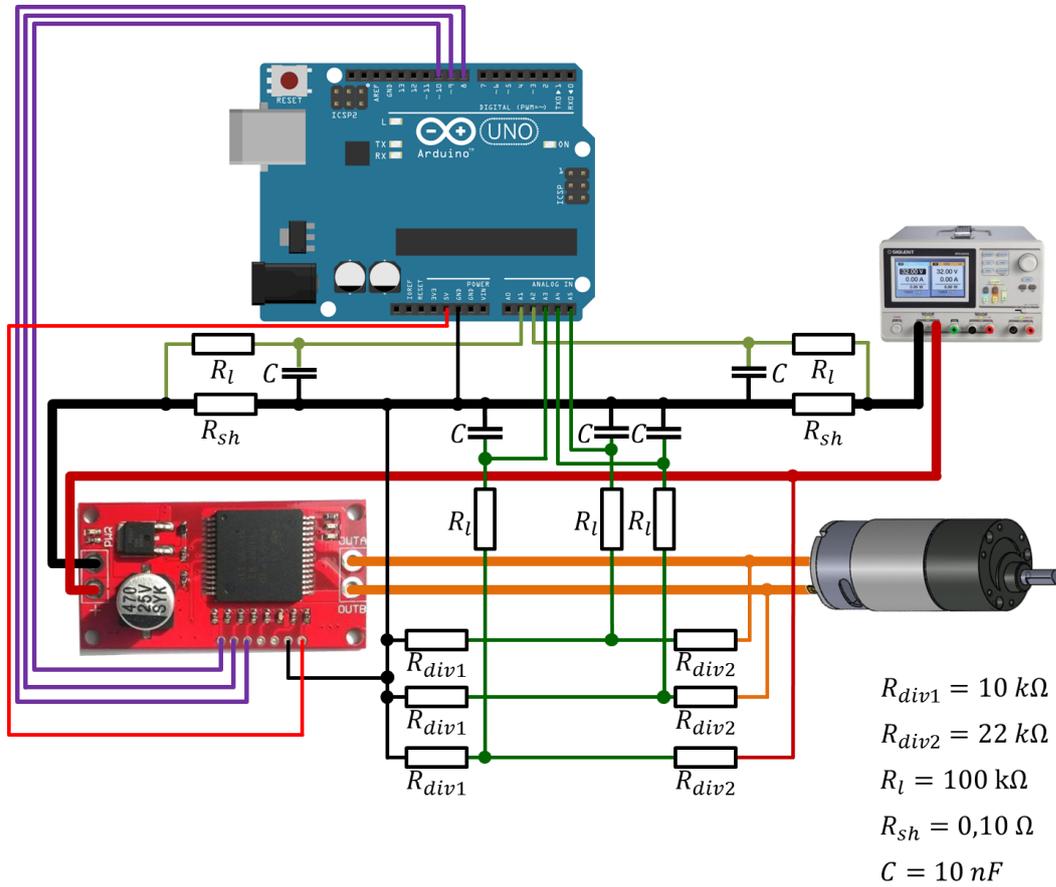
$$R_e = 220 \Omega$$

Para amplificação e registro do sinal gerado no sensor CCL, foi utilizado um circuito baseado no amplificador operacional TI-LF356, apresentado a seguir.



$$\begin{aligned} R_{aj} &= 50 \text{ k}\Omega \\ R_f &= 870 \text{ k}\Omega \\ R_{div} &= 470 \Omega \\ R_{in} &= 220 \Omega \\ R_l &= 1 \text{ k}\Omega \end{aligned}$$

Para o controle do motor e medição de corrente e tensão, foi utilizada uma ponte H baseada no Circuito Integrado ST-VNH2SP30, um divisor de tensão seguido de um filtro RC e dois resistores *shunt*, em série com a saída para a bateria, conforme apresentado a seguir.



Apêndice C

Código em C para o microcontrolador

```
//posição dos pinos
int pinoCcl=A0;
int pinoEncoderA=2;
int pinoEncoderB=4;
int pinoMotorA=5;
int pinoMotorB=6;
int pinoBat=A3;
int pinoVmotA=A4;
int pinoVmotB=A5;
int pinolmotA=A1;
int pinolmotB=A2;
int Vel=183;

//Variáveis de registro
int CclMax,CclMin;
int EncA_Ant;
long Pos, PosMin, PosMax;
float C1,C2,C3;
unsigned long tAnt, dT;
float Vbat, Vmot, Imot;

//Variáveis de controle
bool Termina, ChegouMax;
int Voltas, VoltasMax;
float l_max=2.0;

void setup() {
  // put your setup code here, to run once:
  InicializaVariaveis();
  //Inicia a Leitura do Encoder
  attachInterrupt(digitalPinToInterrupt(pinoEncoderA), LeituraEncoder, RISING);
  do{
    //Realiza Leitura do CCL
    LeituraCcl();
    //Realiza leitura dos dados do motor e envia para o computador
    if (millis()-tAnt>dT){
      EnviaDados();
      tAnt+=dT;
    }
    ControlaMotor();
  }while (Termina==false);
  detachInterrupt(digitalPinToInterrupt(pinoEncoderA));
}

void loop() {
}

//Rotina para inicialização das variáveis de trabalho
void InicializaVariaveis(){
  //Determina o tipo de informação nos pinos
  pinMode(pinoEncoderA, INPUT);
  pinMode(pinoEncoderB, INPUT);
  pinMode(pinoMotorA, OUTPUT);
  pinMode(pinoMotorB, OUTPUT);
  //Realiza a Leitura do CCL
  int Ccl=analogRead(pinoCcl);
  //Inicializa as leituras de máximo e mínimo com o valor lido
  CclMax=Ccl;
  CclMin=Ccl;
}
```

```

//inicializa o dT e o contador de tempo
dT=1000;
tAnt=0;
//lê e armazena o status do pino A do encoder
EncA_Ant=digitalRead(pinoEncoderA);
//Escreve as constantes para conversão dos valores lidos
//em tensão e corrente
C1=5./1023.*12.2/2.2;
C2=5./1023.*12.2/2.2;
C3=5./1023./105 ;
Serial.begin(9600);
ImprimeCabecalho();

//Indica a posição inicial, mínima e máxima e os parâmetros de posicionamento
Pos=0*2500/(3.14*.104);
PosMin=0;
PosMax=9*2500/(3.14*.104);
Termina=false;
ChegouMax=false;
Voltas=1;
VoltasMax=1;
//Inicia a rotação do motor
analogWrite(pinoMotorA,0);
analogWrite(pinoMotorB,Vel);
}

```

```

void ImprimeCabecalho(){
  Serial.print("Tempo"); Serial.print('\t');
  Serial.print("Pos"); Serial.print('\t');
  Serial.print("Vbat"); Serial.print('\t');
  Serial.print("Vmot"); Serial.print('\t');
  Serial.print("Imot"); Serial.print('\t');
  Serial.print("CclMin"); Serial.print('\t');
  Serial.print("CclMax"); Serial.print('\t');
  Serial.print("Dif"); Serial.print('\t');
  Serial.print("Voltas"); Serial.print('\t');
  Serial.print("A0"); Serial.print('\t');
  Serial.print("A1"); Serial.print('\t');
  Serial.print("A2"); Serial.print('\t');
  Serial.print("A3"); Serial.print('\t');
  Serial.print("A4"); Serial.print('\t');
  Serial.print("A5"); Serial.println();
}

```

```

//Função para leitura do CCL e registro dos valores máximo e mínimo
void LeituraCcl() {
  //Realiza a Leitura do CCL
  int Ccl=analogRead(pinoCcl);
  //Se for maior ou menor que o registrado, atualiza
  if (Ccl>CclMax)CclMax=Ccl;
  else if (Ccl<CclMin)CclMin=Ccl;
}

```

```

//Função para incremento de posição quando ocorre subida na leitura
void LeituraEncoder() {
  //realiza a contagem de acordo com a direção detectada
  if (digitalRead(pinoEncoderB)==1) Pos--;
  else Pos++;
}

```

```

//Função para envio dos dados para o computador
void EnviaDados(){
  //Realiza a leitura dos dados do motor

```

```

Vbat=C1*analogRead(pinoBat);
Vmot=C2*(analogRead(pinoVmotA)-analogRead(pinoVmotB));
Imot=C3*(analogRead(pinoImotA)-analogRead(pinoImotB));
//Envia os dados pela porta serial
Serial.print((float)tAnt/1000,1); Serial.print('\t');
Serial.print(Pos); Serial.print('\t');
Serial.print(Vbat,1); Serial.print('\t');
Serial.print(Vmot,1); Serial.print('\t');
Serial.print(Imot,2); Serial.print('\t');
Serial.print(CclMin); Serial.print('\t');
Serial.print(CclMax); Serial.print('\t');
Serial.print(CclMax-CclMin); Serial.print('\t');
Serial.print(Voltas); Serial.print('\t');
Serial.print(analogRead(A0)); Serial.print('\t');
Serial.print(analogRead(A1)); Serial.print('\t');
Serial.print(analogRead(A2)); Serial.print('\t');
Serial.print(analogRead(A3)); Serial.print('\t');
Serial.print(analogRead(A4)); Serial.print('\t');
Serial.print(analogRead(A5)); Serial.println();
//Realiza a Leitura do CCL
int Ccl=analogRead(pinoCcl);
//Inicializa as leituras de máximo e mínimo com o valor lido
CclMax=Ccl;
CclMin=Ccl;
}

```

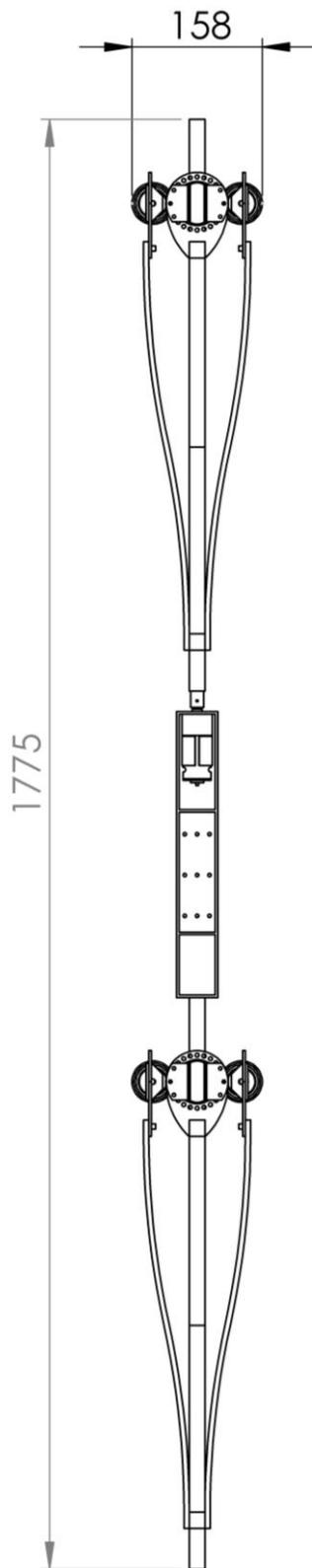
```

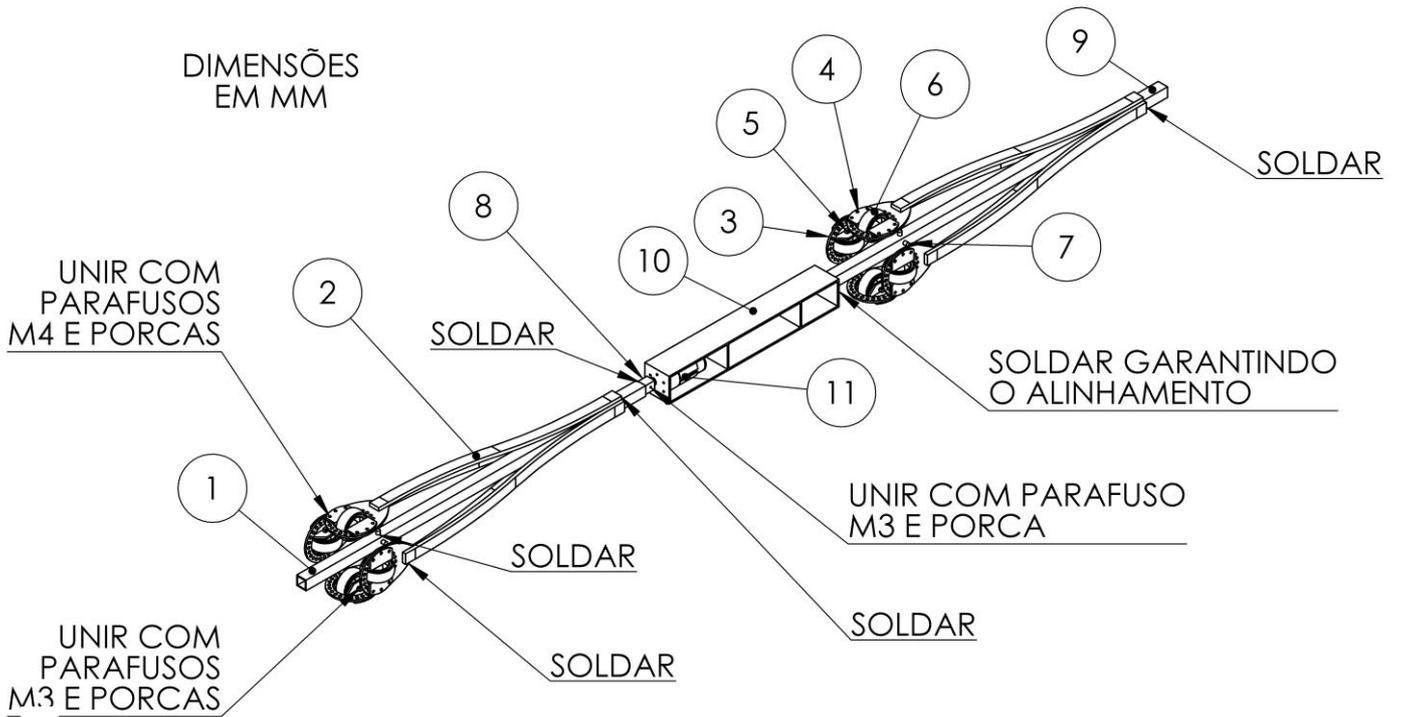
//Rotina para controle da direção de rotação do motor
void ControlaMotor(){
//Se chegou ao início ou ao final, inverte o motor
if (Pos>PosMax){
    analogWrite(pinoMotorA,Vel);
    analogWrite(pinoMotorB,0);
    ChegouMax=true;
}
else if (Pos<PosMin && ChegouMax){
    ChegouMax=false;
    Voltas++;
//Se já realizou as voltas previstas, desliga o motor e encerra
if (Voltas>VoltasMax){
    Termina=true;
    analogWrite(pinoMotorA,0);
    analogWrite(pinoMotorB,0);
    Serial.println("FIM DAS VOLTAS PROGRAMADAS");
}
else{
    analogWrite(pinoMotorA,0);
    analogWrite(pinoMotorB,Vel);
}
}
if (Imot>I_max){
    Termina=true;
    analogWrite(pinoMotorA,0);
    analogWrite(pinoMotorB,0);
    Serial.println("ERRO: EXCESSO DE CORRENTE");
}
}
}

```

Apêndice D Desenhos e Foto do Robô de Teste

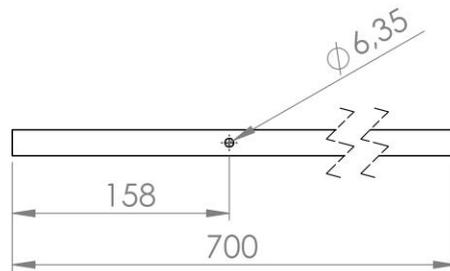
PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321760/CA



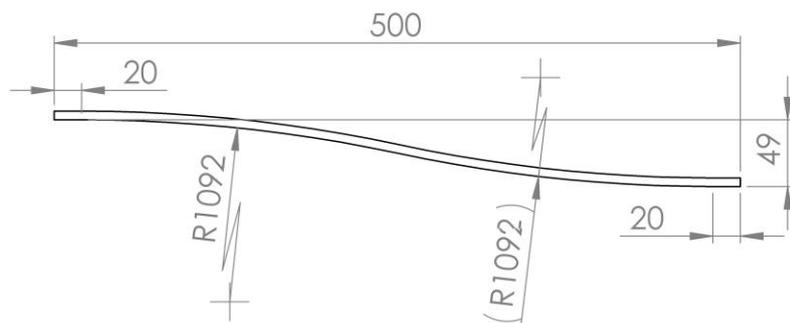


PUC-Rio - Certificação Digital Nº 1321760/CA

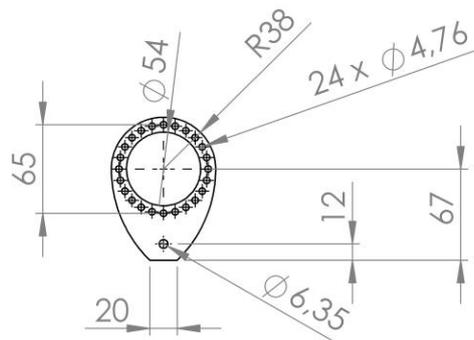
PEÇA 01 (1X):
FABRICADA A PARTIR DE TUBO QUADRADO DE ALUMÍNIO DE 3/4" X 3/4" X 1/16"



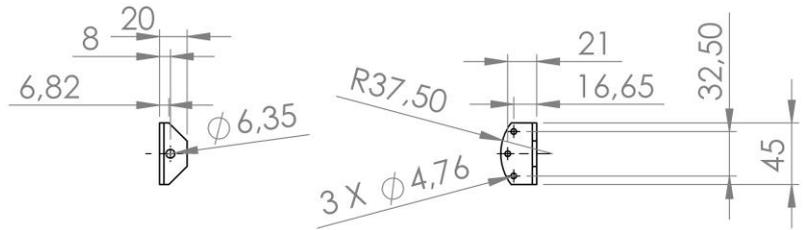
PEÇA 02 (8X):
FABRICADA A PARTIR DE PERFIL RETANGULAR DE ALUMÍNIO DE 3/4" X 1/4"



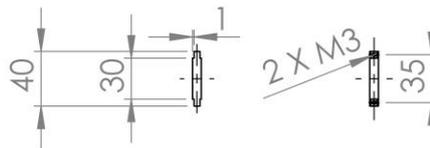
PEÇA 03 (8X):
FABRICADA A PARTIR DE CHAPA DE ALUMÍNIO DE 1/8"



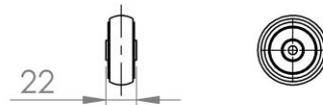
PEÇA 04 (16X):
FABRICADA A PARTIR DE
CANTONEIRA DE ALUMÍNIO
DE 1" X 1" X 1/8"



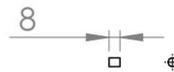
PEÇA 05 (8X):
FABRICADA A PARTIR DE PERFIL
CIRCULAR DE ALUMÍNIO DE 1/4"



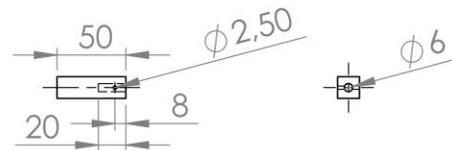
PEÇA 06 (8X):
RODÍZIO RODLINE R210 MODIFICADO



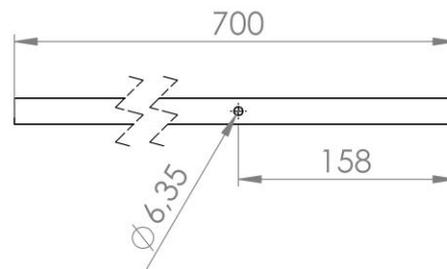
PEÇA 07 (16X):
FABRICADA A PARTIR DE PERFIL
CIRCULAR DE ALUMÍNIO DE 1/4"



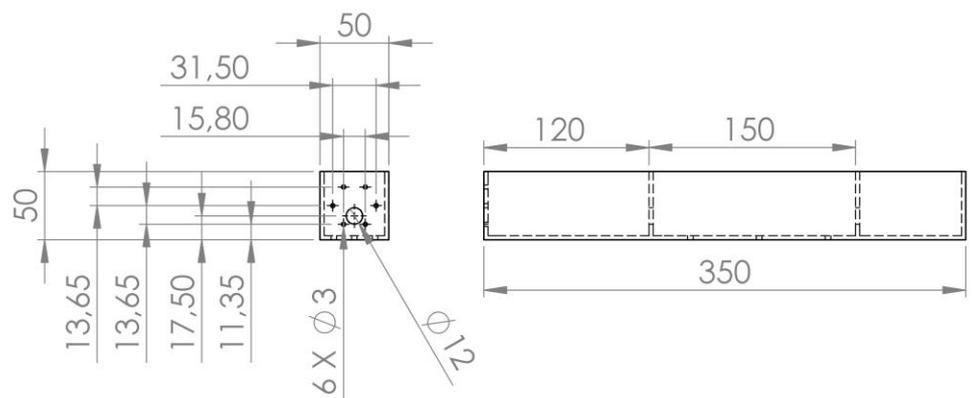
PEÇA 08 (1X):
FABRICADA A PARTIR DE PERFIL
QUADRADO DE ALUMÍNIO DE 5/8"



PEÇA 09 (1X):
FABRICADA A PARTIR DE TUBO
DE ALUMÍNIO DE 3/4" X 1/16"



PEÇA 10 (1X):
FABRICADA A
PARTIR DE
CHAPAS DE
ALUMÍNIO
DE 1/8"
SOLDADAS



PEÇA 11 (1X):
MOTOR AKYIAMA C/ CAIXA DE REDUÇÃO
12 V D.C., 5 W, 83 RPM, 11KGF.CM

