

Geovany Araújo Borges

Um Sistema Óptico de Reconhecimento de Trajetórias para Veículos Automáticos

Dissertação de Mestrado submetida à Coordenação dos Cursos de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal da Paraíba - Campus II como parte dos requisitos necessários para obtenção do grau de Mestre em Ciências no Domínio da Engenharia Elétrica.

Área de Concentração: Processamento da Informação

Antonio Marcus Nogueira Lima, Dr.
Orientador

Campina Grande, Paraíba, Brasil

©Geovany Araújo Borges, 1998

Um Sistema Óptico de Reconhecimento de Trajetórias para Veículos Automáticos

Geovany Araújo Borges

Dissertação de Mestrado apresentada em 19/06/1998

Antonio Marcus Nogueira Lima, Dr.
Orientador

Gurdip Singh Deep, PhD. - UFPB
Componente da Banca

Péricles Rezende Barros, PhD. - UFPB
Componente da Banca

Aldayr Dantas de Araújo, Dr. - UFRN
Componente da Banca

Campina Grande, Paraíba, Brasil, junho/1998

Dedicatória

Aos meus pais Rogério e Avany, pelo incansável esforço em manter meus estudos e educação.

Ao meu tio Norberto (*in memoriam*), que por ter feito de sua vida um sinônimo de dedicação ao aprendizado, sempre foi referência em minha jornada.

À minha avó materna e segunda mãe, Rita.

À minha futura esposa, Germana, pelo amor sincero e compreensão.

Agradecimentos

Agradeço ao professor Antonio Marcus Nogueira Lima pela incansável orientação, pela amizade e pela referência de sucesso e dedicação acadêmica. Ao professor Gurdip Singh Deep, pela sinceridade e objetividade em seus conselhos. Aos professores José Sérgio, Freire e Péricles pelo auxílio no esclarecimento de dúvidas. Ao professor Edison Roberto pelo auxílio no projeto dos circuitos de potência.

Agradecimentos também aos colegas do LIEC, em ordem alfabética: Alberto, Bernadete, Elizabeth, Franciraldo, Gláucio, Gustavo, Gustavo Gibson, José Alexandre, Mábia, Sérgio Daher e Washington Luiz, e aos colegas de outros laboratórios: Alexandre Oliveira, Bione, Edgar, Fabiano Salvadori, Francisco Madeiro, Marcelo, Marcos Moraes, Marta, Maurício Beltrão, Ricardo, Rui, Talvanes e Vanderley. Agradeço também a todos aqueles que contribuíram direta ou indiretamente para a realização deste trabalho.

Ao CNPq que proporcionou o suporte financeiro para viabilizar a realização deste trabalho.

Resumo

Esta dissertação apresenta um sistema óptico de reconhecimento de guias de trajetórias para veículos automáticos. Este sistema apresenta como principais vantagens um baixo custo, simplicidade e uma alta taxa de amostragem. Seu uso é indicado para o reconhecimento de guias de trajetória ópticas não-refletoras, pintadas sobre um solo plano e nivelado, em um sistema de guiagem de veículos automáticos. A detecção da trajetória de referência é feita pela Unidade de Aquisição de Imagens (UAI), que adquire imagens de baixa resolução do chão onde está pintada a guia de trajetória. Cada imagem é organizada na forma de um vetor. O vetor de imagens é quantizado e processado pela Unidade de Processamento de Imagens (UPI), que estima variáveis que caracterizam o erro de trajetória. É apresentada também uma proposta de controlador de trajetória para um veículo protótipo, que foi implementada na Unidade de Controle de Trajetória (UCT). A UCT atua sobre o sistema de tração do veículo de forma a mantê-lo se deslocando a velocidade constante e seguindo a guia de trajetória. Todos os elementos deste sistema foram avaliados em uma plataforma de testes, por simulação em computador ou em experimentos com o veículo protótipo. Resultados experimentais com o veículo protótipo demonstraram o funcionamento satisfatório do sistema proposto.

Abstract

This dissertation presents a trajectory recognition optical system for automated vehicles, whose main characteristics are low cost, simplicity and high sampling rate. The main application for this system is in the recognition of nonreflective optical guides painted on even floors, for guiding automated vehicles. The detection of the reference trajectory is done by the Image Acquisition Unit (IAU), which acquires low-resolution images from the floor. These images are quantized and arranged in a vector. The image vector is processed and trajectory error variables are estimated by the Image Processing Unit (IPU). A trajectory controller architecture for a prototype vehicle is also presented. It consists of the Trajectory Control Unit (TCU), which commands the vehicle drive system to make it track the nonreflective optical guide with a constant speed. The components of this system were evaluated using a test platform, simulation or by experiments with the prototype vehicle. The experimental results with the prototype vehicle demonstrated the satisfactory functioning of the proposed system.

Lista de Símbolos e Abreviaturas

Símbolos

- $A_m(s)$: Polinômio característico desejado para os sistemas de propulsão;
- $A_o(s)$: Polinômio observador dos controladores de velocidade polinomiais;
- b_w : Distância entre as rodas de tração, em centímetros;
- D : Metade do comprimento de uma coluna de sensores da UAI, em milímetros;
- \mathbf{e} : Vetor de entrada das redes neuronais da UPI;
- F : Saída dos modelos neuronais;
- F_c : Frequência da base de tempo usada na geração dos sinais PWM de acionamento dos motores de propulsão;
- $F_\Gamma(\mathbf{z})$: Função que representa relação entre Γ e o vetor de imagem quantizado \mathbf{z} ;
- $F_\Theta(\mathbf{z})$: Função que representa relação entre Θ e o vetor de imagem quantizado \mathbf{z} ;
- $\hat{F}_\Gamma(\mathbf{z})$: Estimativa de $F_\Gamma(\mathbf{z})$;
- $\hat{F}_\Theta(\mathbf{z})$: Estimativa de $F_\Theta(\mathbf{z})$;
- $G_d^1(s)$: Função de transferência de primeira ordem estimada para o sistema de propulsão da direita;
- $G_e^1(s)$: Função de transferência de primeira ordem estimada para o sistema de propulsão da esquerda;
- $G_d^2(s)$: Função de transferência de segunda ordem estimada para o sistema de propulsão da direita;
- $G_e^2(s)$: Função de transferência de segunda ordem estimada para o sistema de propulsão da esquerda;
- $H(s)$: Função de transferência dos sistemas de propulsão em malha fechada;
- $H_m(s)$: Função de transferência desejada dos sistemas de propulsão em malha fechada;

I	: Corrente reversa de um fotodiodo;
I_a	: Parcela de corrente em um fotodiodo provocada pela iluminação ambiente;
I_{LEDs}	: Parcela de corrente em um fotodiodo proporcional à energia luminosa refletida pelo chão em consequência do acionamento dos LEDs infravermelhos da UAI;
I_o	: Corrente de saturação reversa de um fotodiodo;
I_s	: Corrente em um fotodiodo devido à incidência de energia luminosa;
i_1	: Índice do sensor da coluna 1 da UAI de menor resposta;
i_2	: Índice do sensor da coluna 2 da UAI de menor resposta;
J_Γ	: Função de custo que representa o erro médio quadrático de estimação do deslocamento ortogonal;
J_Θ	: Função de custo que representa o erro médio quadrático de estimação do ângulo de desvio;
K	: Ganho da camada de saída dos modelos neuronais;
K_c	: Ganho proporcionado pelo amplificador dos circuitos dos fotodiodos;
K_i	: Ganho integral dos controladores PI de velocidade dos sistemas de propulsão;
K_p	: Ganho proporcional dos controladores PI de velocidade dos sistemas de propulsão;
K_Γ	: Ganho proporcional relacionado a Γ no controlador de trajetória;
K_Θ	: Ganho proporcional relacionado a Θ no controlador de trajetória;
L	: Distância entre as duas colunas de sensores da UAI, em milímetros;
N_e	: Número de épocas empregadas pelo algoritmo de ajuste das redes neuronais;
N_o	: Número de neurônios da camada oculta das redes neuronais;
N_t	: Número de pares de pontos entrada-saída utilizados no ajuste das redes neuronais;
N_v	: Número máximo de posições válidas que podem ser geradas com a plataforma de testes;
p	: Passo do eixo sem-fim da plataforma de testes, utilizado como unidade de posicionamento da UAI;

P	: Ponto de referência de posicionamento do veículo;
P^*	: Ponto de referência de posicionamento desejado do veículo sobre a guia de trajetória;
$p_1(i_1)$: Função de normalização de índices da coluna 1 de sensores da UAI;
$p_2(i_2)$: Função de normalização de índices da coluna 2 de sensores da UAI;
\mathbf{r}	: Vetor de imagem normalizado utilizado pelos algoritmos geométricos;
R	: Resistor utilizado na polarização reversa dos fotodiodos da UAI;
r_d, r_e	: Raios das rodas de tração da direita e da esquerda, respectivamente, em cm;
T_c	: Inverso de F_c ($T_c = 1/F_c$);
T_d, T_e	: Períodos dos sinais dos codificadores incrementais de medição de velocidade das rodas de tração da direita e da esquerda, respectivamente;
T_s	: Período de amostragem utilizado na identificação dos sistemas de propulsão do veículo protótipo;
T_v	: Período de amostragem utilizado no controle de velocidade do veículo protótipo;
u_d, u_e	: Entradas dos sistemas de propulsão da direita e da esquerda, respectivamente;
\mathbf{v}	: Vetor de imagem adquirido pela UAI;
V_A, V_B	: Tensões nos terminais dos motores de tração;
v_d, v_e	: Velocidades lineares das rodas de tração da direita e da esquerda, respectivamente, em cm/s;
v_d^*, v_e^*	: Velocidades lineares de referência das rodas de tração da direita e da esquerda, respectivamente, em cm/s;
\hat{V}_i	: Tensão de saída do i-ésimo circuito de condicionamento da UAI;
v_j	: Nível de ativação do j-ésimo neurônio da camada oculta;
v_m	: Velocidade de navegação do veículo em cm/s;
V_m	: $V_A - V_B$;
V_o	: Tensão de saída da fonte chaveada dos sistemas de propulsão;
V_R	: Tensão sobre o resistor R de polarização reversa dos fotodiodos da UAI;
\mathbf{w}_2	: Vetor de pesos de polarização da camada oculta das redes neuronais;

\mathbf{W}_{21}	:	Matrix de dimensão $N_o \times 14$ das conexões sinápticas da camada oculta das redes neuronais;
w_3	:	Escalar correspondente à polarização do neurônio da camada de saída das redes neuronais;
\mathbf{w}_{32}	:	Vetor de dimensão $N_o \times 1$ das conexões sinápticas da camada de saída das redes neuronais;
(x, α)	:	Coordenadas de posicionamento da UAI na plataforma de testes;
(x^*, y^*)	:	Coordenadas do ponto P^* no plano cartesiano;
(x_p, y_p)	:	Coordenadas do ponto P no plano cartesiano;
$T(x, y)$:	A transformação T resulta em uma translação do eixo cartesiano xy para o eixo $x'y'$, centralizado no ponto (x_p, y_p) e rotacionado de ϕ_p em relação ao eixo x ;
y_j	:	Saída do j -ésimo neurônio da camada oculta das redes neuronais;
\mathbf{z}	:	Vetor de imagem \mathbf{v} quantizado em 8 <i>bits</i> ;
$\alpha_j, \beta_j, \sigma_j$:	Parâmetros ajustáveis da função de ativação do j -ésimo neurônio da camada oculta das redes neuronais;
$\alpha_{v \max}$:	Ângulo máximo de posicionamento do disco da plataforma de testes para um determinado Γ ;
$\Delta v(\Gamma, \Theta)$:	Função das variáveis de erro de trajetória utilizada no controlador de trajetória;
$\Delta x_p(k)$:	Incremento de x_p utilizado pelo sistema de odometria;
$\Delta y_p(k)$:	Incremento de y_p utilizado pelo sistema de odometria;
$\Delta \phi_p(k)$:	Incremento de ϕ_p utilizado pelo sistema de odometria;
ϕ_p	:	Ângulo de orientação do veículo tomado em relação ao eixo x ;
ϕ^*	:	Ângulo de orientação desejado para o veículo;
γ	:	Ganho de adaptação dos controladores adaptativos;
Γ	:	Deslocamento ortogonal;
$\hat{\Gamma}$:	Estimativa de Γ ;
Γ_q	:	q -ésimo deslocamento ortogonal obtido na plataforma de testes;

η	: Ganho que corresponde à taxa de treinamento das redes neuronais;
η_s	: Ganho que corresponde à taxa de treinamento dos parâmetros α_j , β_j e σ_j das redes neuronais;
τ_d, τ_e	: Ciclos de trabalho dos sinais PWM de acionamento dos motores de propulsão da direita e da esquerda, respectivamente;
ω_d, ω_e	: Velocidades angulares das rodas de tração da direita e da esquerda, respectivamente, em rad/s;
ω_d^*, ω_e^*	: Velocidades angulares de referência das rodas de tração da direita e da esquerda, respectivamente, em rad/s;
ω_{df}, ω_{ef}	: Velocidades angulares das rodas de tração da direita e da esquerda, respectivamente, filtradas por um filtro passa-baixa de segunda ordem;
θ_1, θ_2	: Ganhos dos controladores adaptativos de velocidade;
Θ	: Ângulo de desvio;
$\hat{\Theta}$: Estimativa de Θ ;
Θ_q	: q-ésimo ângulo de desvio obtido na plataforma de testes;
$\varphi_j(v_j)$: Função de ativação do j-ésimo neurônio da camada oculta dos modelos neuronais;

Abreviaturas

A/D	: Analógico/Digital;
CP	: Central de Processamento;
GPS	: Sistema de Posicionamento Global (<i>Global Positioning System</i>);
MRAC	: Controlador adaptativo por modelo de referência (<i>Model Reference Adaptive Controller</i>);
PWM	: Modulação em largura de pulso (<i>Pulse Width Modulation</i>);
UAI	: Unidade de Aquisição de Imagens;
SMF	: Sistemas de Manufatura Flexível;
UPI	: Unidade de Processamento de Imagens;
UCT	: Unidade de Controle de Trajetória;

Sumário

1	Introdução	1
1.1	Veículos Automáticos e Veículos Autônomos	2
1.2	Modelos de Rotas	3
1.3	Sistemas de Guiagem de Veículos Automáticos por Rotas Fixas	7
1.3.1	Guias Magnéticos	7
1.3.2	Guias Ópticos	9
1.3.3	Guia de Odor	11
1.4	Proposta e Organização do Trabalho	12
1.5	Notação	13
2	Deteccão da Guia de Trajetória	14
2.1	Caracterização do Erro de Trajetória	15
2.2	A Unidade de Aquisição de Imagens	17
2.3	Plataforma de Testes	23
2.3.1	Características Físicas	24
2.3.2	Diagrama Elétrico	27
2.3.3	Programa de Controle da Plataforma de Testes	29
2.4	Conclusões	32

3	Estimação do Erro de Trajetória	34
3.1	Algoritmos Geométricos	35
3.1.1	Algoritmo A	37
3.1.2	Algoritmo B	37
3.2	Algoritmos Neurais	39
3.2.1	Estrutura das Redes Neurais	40
3.2.2	Procedimento de Ajuste das Redes Neurais	44
3.2.3	Experimento de Treinamento das Redes Neurais	49
3.3	Experimento de Avaliação dos Algoritmos	59
3.4	Algoritmos da UPI	63
3.5	Conclusões	64
4	Controle de Trajetória	65
4.1	Descrição do Problema	65
4.2	Controladores de Velocidade	69
4.2.1	Acionamento dos Sistemas de Propulsão	70
4.2.2	Identificação dos Sistemas de Propulsão	71
4.2.3	Discretização e Discretização Inversa	76
4.2.4	Projeto dos Controladores de Velocidade	78
4.2.5	Avaliação Experimental	87
4.3	Controlador de Trajetória	96
4.3.1	Sintonia do Controlador de Trajetória	98
4.3.2	Odometria	101
4.3.3	Avaliação Experimental	103
4.4	Conclusões	106

5	Conclusões	108
5.1	Propostas de Trabalhos Futuros	109
A	O Veículo Protótipo	111
A.1	Estrutura Mecânica	111
A.1.1	Principais Medidas	111
A.1.2	Modelo de Tração	113
A.1.3	Medição de Velocidade	114
A.2	Estrutura Elétrica	117
A.2.1	Alimentação	118
A.2.2	Central de Processamento	121
A.2.3	Transceptor de Dados por RF	122
A.2.4	Cartão de Interface	123
A.2.5	Acionamento dos Motores de Tração	129
A.3	Aspectos de Programação	132
A.3.1	O Programa de Controle de Trajetória	134
	Referências	138

Lista de Figuras

1.1	Modelos de rotas: (a) rotas fixas, (b) rotas semi-fixas e (c) rotas indefinidas.	4
1.2	Métodos de detecção de guias de trajetória: (a) bobinas para detecção de um guia magnético, (b) fotodiodos e (c) câmera de vídeo para a detecção de um guia óptico e (d) sensor de cristal de quartzo para a detecção de um guia de odor.	8
2.1	Variáveis que caracterizam o erro de trajetória.	15
2.2	(a) Sensor da UAI formado por LEDs infravermelhos e fotodiodos arranjados em duas colunas, (b) seu posicionamento em relação à guia de trajetória e (c) variáveis de erro tomadas sobre o sensor.	18
2.3	Diagrama em blocos do circuito condicionador de cada fotodiodo da UAI.	19
2.4	Diagrama elétrico do circuito condicionador de cada fotodiodo da UAI.	21
2.5	Diagrama elétrico do multiplexador analógico da UAI.	22
2.6	Esboço da plataforma de testes que permitiu a caracterização da UAI. .	24
2.7	Disco da mesa de testes. (a) Na posição (0,0). (b) Na posição (x, α) . .	25
2.8	Diagrama elétrico da interface da plataforma de testes.	28
3.1	Relação entre a UPI e a UAI.	34
3.2	Detalhes da geometria do sensor da UAI.	35
3.3	Algoritmos Geométricos na UPI.	36

3.4	Algoritmos Neurais na UPI.	40
3.5	Estrutura de um neurônio do tipo perceptron.	41
3.6	Estrutura das redes neuronais.	42
3.7	Gráficos da progressão da função de custo de treinamento das redes neuronais ($N_o = 2$) de acordo com o número de épocas. (a) Deslocamento Ortogonal. (b) Ângulo de Desvio.	52
3.8	Gráficos da progressão da função de custo de treinamento das redes neuronais ($N_o = 4$) de acordo com o número de épocas. (a) Deslocamento Ortogonal. (b) Ângulo de Desvio.	53
3.9	Gráficos da progressão da função de custo de treinamento das redes neuronais ($N_o = 7$) de acordo com o número de épocas. (a) Deslocamento Ortogonal. (b) Ângulo de Desvio.	54
3.10	Gráficos da progressão da função de custo de treinamento das redes neuronais ($N_o = 14$) de acordo com o número de épocas. (a) Deslocamento Ortogonal. (b) Ângulo de Desvio.	55
3.11	Gráficos da progressão da função de custo de treinamento das redes neuronais ($N_o = 28$) de acordo com o número de épocas. (a) Deslocamento Ortogonal. (b) Ângulo de Desvio.	56
3.12	Resultados do experimento de avaliação para o Algoritmo A. Curva (a): variável imposta. Curva (b): variável estimada.	60
3.13	Resultados do experimento de avaliação para o Algoritmo B. Curva (a): variável imposta. Curva (b): variável estimada.	61
3.14	Resultados do experimento de avaliação para as redes neuronais. Curva (a): variável imposta. Curva (b): variável estimada.	62
4.1	Diagrama das variáveis de erro trajetória e o sistema de propulsão do veículo protótipo.	66
4.2	Diagrama de blocos da planta a ser controlada pelo controlador de trajetória.	68

4.3	Diagrama de blocos da UCT integrada ao veículo com o objetivo de realizar a correção de trajetória.	69
4.4	Entradas de excitação utilizadas no experimento de identificação do sistema de propulsão da direita (gráfico (a)) e do sistema de propulsão da esquerda (gráfico (b)).	74
4.5	Respostas dos sistemas de propulsão da direita e da esquerda para o experimento de identificação de primeira ordem nos gráficos (a) e (b). Nos gráficos (c) e (d) estão as respostas dos sistemas de propulsão da direita e da esquerda para o experimento de identificação de segunda ordem. As curvas pontilhadas correspondem às respostas dos sistemas e as curvas contínuas correspondem às respostas dos modelos estimados.	75
4.6	Diagrama em blocos do controlador de velocidade LSPG.	81
4.7	Diagrama em blocos do controlador de velocidade PI.	82
4.8	Diagrama em blocos do controlador de velocidade MRAC.	84
4.9	Referências de velocidade utilizadas no experimento de avaliação dos controladores de velocidade. Gráfico (a): $\omega_d^*(t)$. Gráfico (b): $\omega_e^*(t)$	90
4.10	Gráficos experimentais dos controladores LSPG dos sistemas de propulsão: saídas $\omega_{df}(t)$ (gráfico (a)) e $\omega_{ef}(t)$ (gráfico (b)) representadas por curvas contínuas e as respectivas referências $\omega_d^*(t)$ e $\omega_e^*(t)$ nas curvas tracejadas. Entradas $u_d(t)$ e $u_e(t)$, apresentadas nos gráficos (c) e (d), respectivamente.	91
4.11	Gráficos experimentais dos controladores PI dos sistemas de propulsão: saídas $\omega_{df}(t)$ (gráfico (a)) e $\omega_{ef}(t)$ (gráfico (b)) representadas por curvas contínuas e as respectivas referências $\omega_d^*(t)$ e $\omega_e^*(t)$ nas curvas tracejadas. Entradas $u_d(t)$ e $u_e(t)$, apresentadas nos gráficos (c) e (d), respectivamente.	92

4.12	Gráficos experimentais do controlador MRAC do sistema de propulsão da direita. Gráfico (a): saída $\omega_{df}(t)$ em traçado contínuo e referência de velocidade $\omega_m(t)$ calculada pelo modelo de referência na curva pontilhada. Gráfico (b): sinal de controle $u_d(t)$. Gráficos (c) e (d): parâmetros θ_1 e θ_2 , respectivamente.	93
4.13	Gráficos experimentais do controlador MRAC do sistema de propulsão da esquerda. Gráfico (a): saída $\omega_{ef}(t)$ em traçado contínuo e referência de velocidade $\omega_m(t)$ calculada pelo modelo de referência na curva pontilhada. Gráfico (b): sinal de controle $u_e(t)$. Gráficos (c) e (d): parâmetros θ_1 e θ_2 , respectivamente.	94
4.14	Resultados do experimento de simulação dos controladores de trajetória. Gráficos (a), (b) e (c): controlador de trajetória com $K_\Theta = 5r$ e $K_\Gamma = r$. Gráficos (d), (e) e (f): controlador de trajetória com $K_\Theta = 2,5r$ e $K_\Gamma = 0,5r$. Gráficos (g), (h) e (i): controlador de trajetória com $K_\Theta = 15r$ e $K_\Gamma = 3r$. $r = 3,25$ cm.	100
4.15	Esboço do experimento de avaliação do sistema de controle de trajetória.	104
4.16	Resultados do experimento de avaliação com o veículo protótipo e o sistema de controle de trajetória. Gráfico (a): trajetória de referência (curva contínua) e trajetória do veículo obtida via odometria (curva tracejada). Gráficos (b) e (c): variáveis de erro de trajetória e pontos de referência da trajetória. Gráfico (d): velocidade de navegação v_m (curva pontilhada) e seu valor desejado (reta tracejada).	105
A.1	Esboço do veículo protótipo em vista frontal (a), vista da lateral direita (b), vista por baixo (c) e vista por cima (d).	112
A.2	Posicionamento do veículo em função do modelo de tração diferencial. .	113
A.3	Disco perfurado utilizado na medição de velocidade das rodas de tração e as formas de onda geradas na detecção dos furos.	115
A.4	Gráficos da filtragem das medidas de velocidade das rodas de tração. .	116

A.5	Organização dos subsistemas do veículo protótipo.	117
A.6	Diagrama elétrico da fonte chaveada do sistema de tração.	119
A.7	Diagrama elétrico do transceptor de dados por RF.	122
A.8	Diagrama elétrico do cartão de interface	124
A.9	Diagrama elétrico dos circuitos de acionamento dos motores de tração.	129
A.10	Curvas características dos circuitos de acionamento dos motores de tração. (a) $u_d \times V_{md}$. (b) $u_e \times V_{me}$. As curvas contínuas representam a resposta ideal enquanto que os pontos marcados por 'o' foram medidos nos cir- cuitos.	131
A.11	Diagrama de estados do programa de controle de trajetória.	134
A.12	Seqüência de execução de tarefas pelo escalonador.	137

Lista de Tabelas

2.1	Tabela da verdade do multiplexador da UAI.	23
3.1	Distribuição por intervalo de Γ dos 750 pontos de treinamento.	51
3.2	Parâmetros de treinamento das redes neuronais para o deslocamento ortogonal.	57
3.3	Parâmetros de treinamento das redes neuronais para o ângulo de desvio.	57
3.4	Tempos de processamento para diferentes redes neuronais.	58
3.5	Valores das funções de custo no experimento de validação.	63
3.6	Tempos de processamento para os diferentes algoritmos candidatos da UPI.	63
4.1	Modelos discretos estimados para os sistemas de propulsão.	77
4.2	Modelos contínuos estimados para os sistemas de propulsão.	79
A.1	Determinação do endereço base de acesso da placa de interface a partir de S0, S1 e S2.	125
A.2	Endereços relativos de acesso dos dispositivos do cartão de interface em hexadecimal.	126
A.3	Estado das chaves dos drivers de acionamento dos motores de tração de acordo com os sinais de comando.	130

Capítulo 1

Introdução

A robótica é uma linha de pesquisa fascinante que envolve grupos de trabalho multidisciplinares. Uma de suas vertentes é a robótica móvel, que lida com a concepção de robôs capazes de se locomover seja no solo, na água ou no ar. Neste trabalho, será dada ênfase a robôs projetados para deslocamento no solo. Nesta classe de robôs, os modelos de tração mais utilizados são baseados em rodas. Entretanto, algumas pesquisas são dedicadas ao estudo do movimento de animais para a concepção de modelos bípedes, quadrúpedes e hexapedes [1, 2]. Estes modelos podem ser empregados em plataformas de deslocamento em terrenos bastante irregulares, inacessíveis para robôs com rodas. Todavia, para terrenos planos, o modelo de rodas ainda é o mais utilizado. As aplicações de veículos (ou robôs) com modelos de tração baseados em rodas são as mais distintas possíveis, dentre elas pode-se citar:

- *Exploração de ambientes desconhecidos ou hostis para o ser humano.* Nesta linha de aplicação existem robôs especialmente projetados para a exploração de vulcões ou para viagens de exploração planetária, como foi o caso do robô *Sojourner*, utilizado recentemente em uma missão de exploração de Marte pela NASA. Tais ambientes apresentam terrenos bastante irregulares, o que exige o emprego de modelos de tração especiais baseados em rodas com suspensão ativa. Outra aplicação importante é a manutenção de plantas nucleares, onde o veículo pode

transitar em locais de elevados níveis de radiação para realizar limpeza, inspeção ou reparos em casos de acidente [3].

- *Sistemas de Manufatura Flexível (SMF)*. O grau de automação das fábricas tem avançado a passos largos e o principal uso de robôs móveis tem sido no transporte de peças e produtos entre máquinas, células de manufatura ou setores de produção. As esteiras rolantes, apropriadas para linhas de produção contínua nas quais a sequência de máquinas é sempre a mesma, têm sido substituídas por veículos automáticos, permitindo assim uma rápida resposta do meio de produção a mudanças na sequência de montagem, resultando em uma maior flexibilidade.
- *Sistemas automáticos de transporte*. Veículos automáticos ainda são objetos de pesquisa nesta área, mas se apresentam como uma alternativa de melhoria tanto para o tráfego caótico das grandes cidades como também para a redução dos índices acidentes de trânsito. Estão em funcionamento sistemas de informação de tráfego nos Estados Unidos que permitem que o motorista obtenha a rota com menor tráfego e que o leva ao seu destino em menor tempo, através de um computador de bordo embutido no painel do veículo. E, paralelamente ao desenvolvimento de veículos elétricos, tem-se investido em pesquisas de técnicas de guiagem automática [4, 5]. Tais sistemas estão se detendo ao uso de marcas artificiais na estrada ou em suas laterais, utilizadas como referência pelo veículo para se manter na pista, GPS (*Global Positioning System*) para a determinação da posição e instrumentos para a detecção de obstáculos.

1.1 Veículos Automáticos e Veículos Autônomos

Dois termos têm sido bastante empregados na classificação de robôs móveis: veículos automáticos e veículos autônomos. Grande parte dos trabalhos sobre veículos automáticos ou veículos autônomos é realizada por grupos pertencentes às áreas de Controle Automático [6, 7] ou de Inteligência Artificial [8, 9, 10].

De acordo com estes trabalhos, as seguintes definições podem ser formuladas:

- *Veículos Automáticos* são veículos que utilizam algum método de guiagem que altera o ambiente de trabalho tais como guias, marcadores artificiais implantados no ambiente (códigos de barra, figuras geométricas incomuns ao ambiente, etc...), sendo incapazes de tomar decisões sobre rotas que não tenham sido previamente planejadas. O ambiente de operação do veículo deve ser modificado de acordo com o tipo de guia ou marcador empregado.
- *Veículos Autônomos* são capazes de realizar o planejamento de sua rota com base em análises de dados provenientes de seus sistemas sensoriais. Possuem uma arquitetura hierárquica de controle, e na maioria das vezes são projetados seguindo conceitos da teoria de agentes autônomos. Entretanto, outras ferramentas como redes neurais, lógica nebulosa e algoritmos evolutivos têm sido aplicadas também em sua arquitetura, principalmente no auxílio à tomada de decisões, fusão de dados multisensoriais, aquisição de conhecimento e planejamento de navegação autônoma.

1.2 Modelos de Rotas

Os modelos de rotas empregados para veículos que se deslocam no solo podem ser classificados em três tipos: rotas fixas, rotas semi-fixas e rotas indefinidas; ilustradas de forma simplificada na Figura 1.1. Rotas fixas e semi-fixas são empregadas em veículos automáticos, enquanto que veículos autônomos utilizam um modelo de rotas indefinidas. Estes modelos rotas e os métodos de guiagem mais empregados são apresentados abaixo [11]:

- *Rotas fixas* são determinadas por guias contínuos ativos ou passivos que são implantados no solo. O guia contínuo ativo mais utilizado por veículos automáticos em aplicações industriais é formado por cabos percorridos por uma corrente alternada que são enterrados no solo. Neste caso, o veículo é guiado pelo campo magnético gerado no cabo. O guia contínuo passivo mais utilizado é formado por uma fita magnética colocada sobre o chão.

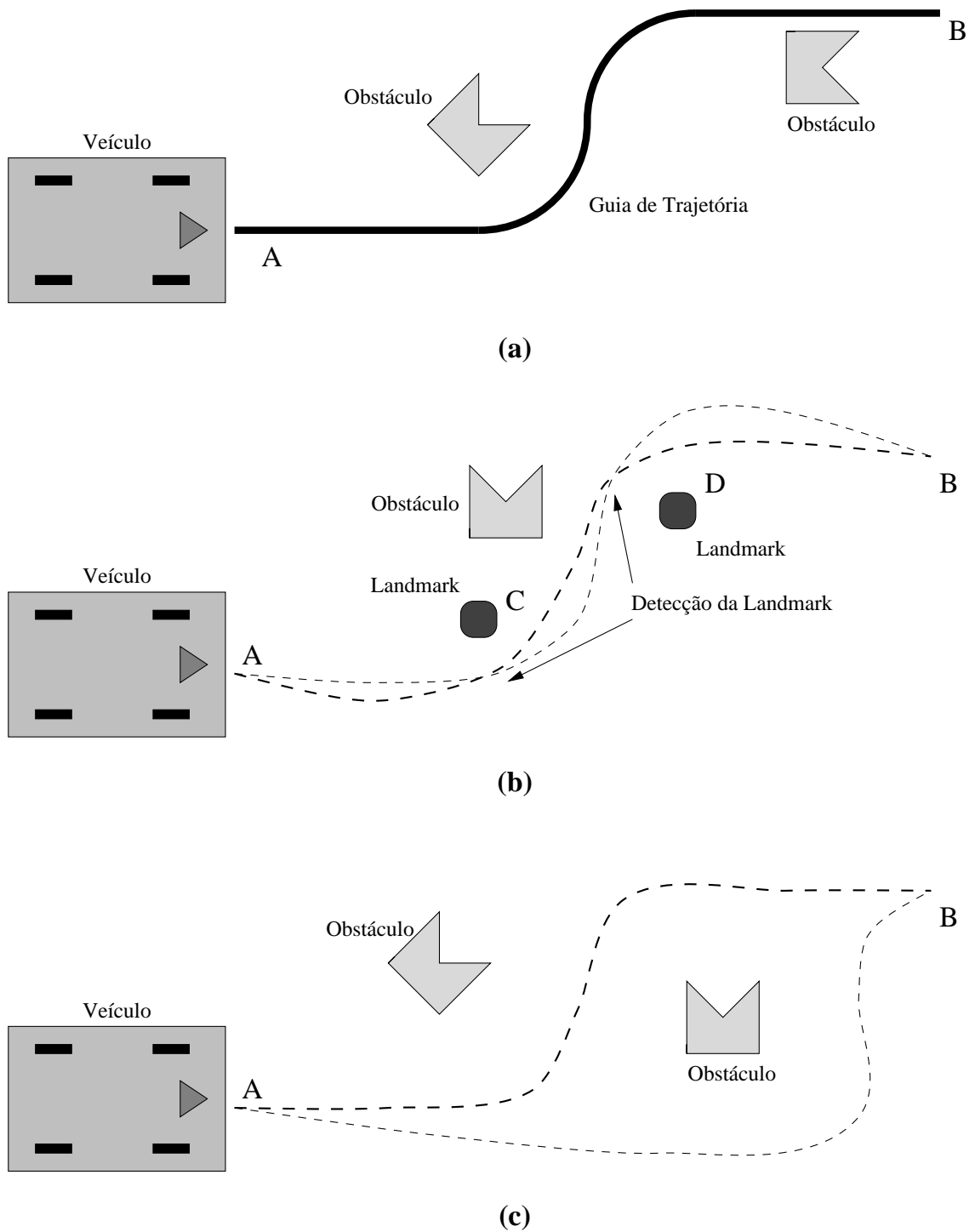


Figura 1.1: Modelos de rotas: (a) rotas fixas, (b) rotas semi-fixas e (c) rotas indefinidas.

Um exemplo da utilização de um sistema de guiagem por rotas fixas é mostrado na Figura 1.1(a). O veículo inicialmente localizado no ponto A deve chegar ao ponto B seguindo a rota determinada por uma guia de trajetória. Tal veículo não pode seguir outra rota senão a determinada pela guia pois o instrumental embarcado foi projetado especificamente para aquele tipo de guia. Entretanto, é bastante comum que estes veículos utilizem sensores para a detecção de obstáculos, principalmente se estes estão sobre a guia de trajetória. Do ponto de vista de controle, o controlador de trajetória deve manter o veículo se deslocando a velocidade constante e seguindo a guia de trajetória. Entretanto, alguma metodologia pode ainda empregar velocidades distintas para as retas e para as curvas. Para manter o veículo sobre a trajetória desejada, o controlador atua sobre o sistema de propulsão em função de medidas do erro de trajetória obtidas a partir do sistema de detecção da guia de trajetória. O veículo não precisa da informação de posição durante o trajeto, bastando apenas ser dotado de sensores que detectem a chegada aos pontos de destino.

- *Rotas semi-fixas* são caracterizadas pelo uso de marcadores descontínuos, implantados no solo, nas paredes ou no teto (*landmarks*, ou marcas artificiais). Como exemplo de marcadores pode-se citar os códigos de barra, figuras geométricas e magnetos. O sistema de navegação dos veículos utiliza sensores para detectar estes marcadores, distingui-los e determinar a sua posição absoluta. Como mostrado pela Figura 1.1(b), um veículo que parte do ponto A tem como destino o ponto B, mas deve passar pelas marcas artificiais nos pontos intermediários C e D. A rota realizada pelo veículo entre dois marcadores consecutivos pode não ser única e deve ser planejada previamente por um sistema navegador. Sem uma guia de referência, a informação de posição desempenha um papel muito importante. Veículos projetados para rotas semi-fixas empregam geralmente técnicas de localização não-confiáveis para longas distâncias. A informação de posição é atualizada pela técnica não-confiável entre as marcas artificiais e corrigida quando uma delas é detectada. Para tanto, as posições absolutas das marcas artificiais são conhecidas. Sem uma guia de trajetória fixa, o desvio de trajetória é obtido

comparando-se a posição do veículo e a posição desejada a cada instante. Além de realizar o planejamento de rotas entre marcas artificiais, o sistema navegador também possui um controlador de trajetória que mantém o veículo se deslocando de acordo com a trajetória planificada.

- *Rotas indefinidas* são as que necessitam de um aparato instrumental mais sofisticado, bem como de um sistema de navegação mais complexo. Neste modelo de rota, o objetivo do veículo é chegar a determinado lugar, seguindo algum trajeto ótimo ou não, sem a presença de marcadores artificiais no ambiente. Este é um problema de auto-navegação, onde lança-se mão de técnicas de reconhecimento de imagens, localização por GPS (*Global Positioning System*), *rangefinders*, odometria, dados de giroscópio e ultra-som. Quando o ambiente é conhecido, a técnica de localização absoluta mais empregada é a de comparação de mapas. Com esta técnica, o sistema de navegação possui um mapa do ambiente armazenado na memória e o compara com o mapa montado a partir dos dados do sistema sensorial. No exemplo da Figura 1.1(c), um veículo que parte do ponto A em direção ao ponto B pode desenvolver qualquer trajetória guiado pelo sistema navegador. Para tanto, a posição é determinada por técnicas de localização confiáveis ou por fusão de dados multisensoriais. O navegador, embora mais complexo, opera de forma semelhante ao navegador de rotas semi-fixas. Entretanto, o planejamento da rota a ser seguida pode levar em conta a existência de obstáculos fixos e conhecidos por mapas pré-programados e ainda empregar algum critério de otimização.

Continuamente novas técnicas têm sido apresentadas para guiar de veículos automáticos e veículos autônomos. Entretanto não existe uma solução genérica, de forma que para cada tipo de ambiente e aplicação algumas delas são mais indicadas.

Uma das mais importantes informações que o veículo deve possuir, senão a mais importante, é a sua posição atual, seja relativa ou absoluta. Diversas são as metodologias disponíveis para a determinação da posição de robôs móveis, e a maioria é apresentada por Borenstein et al. [12]. Para rotas fixas, a estimativa de posição é

mais utilizada na monitoração do veículo através de uma estação base e sendo geralmente construída a partir de odometria (metodologia de determinação da posição relativa e orientação do veículo a partir de sinais gerados por codificadores incrementais acoplados às rodas). Entretanto, a estimativa de posição obtida por odometria está sujeita a erros sistemáticos e não-sistemáticos [13]. Os erros sistemáticos são causados por informações imprecisas acerca das dimensões das rodas, da distância entre elas, por desalinhamento e de deficiências do próprio codificador incremental empregado, como baixa resolução e imprecisão. Os erros não-sistemáticos são decorrentes de características do próprio ambiente, como o deslocamento em um solo não-nivelado ou sobre pequenos objetos e derrapagem das rodas. Em outro trabalho de Borenstein et al. [13] são apresentadas algumas formas de correção de erros sistemáticos, que são acumulativos e contribuem mais fortemente para o cálculo impreciso de posição em solos regulares e suaves do que os erros não-sistemáticos. De forma geral, a informação de posição obtida por odometria não deve ser utilizada por grandes distâncias, uma vez está sujeita a erros acumulativos.

1.3 Sistemas de Guiagem de Veículos Automáticos por Rotas Fixas

Sistemas de guiagem de veículos automáticos por rotas fixas são bastante empregados em linhas de produção na indústria. Neste trabalho é desenvolvido um veículo automático e emprega-se um sistema de guiagem por rotas fixas. Os sistemas de navegação por rotas fixas empregam guias de trajetória, sendo mais comuns as guias magnéticas e guias ópticas. A utilização de guias de trajetória baseadas no odor característico de certas substâncias é menos comum.

1.3.1 Guias Magnéticos

Veículos comerciais projetados para o transporte de materiais em ambientes fabris devem ser robustos, possuir um sistema de auto-diagnose, autonomia energética, detetores

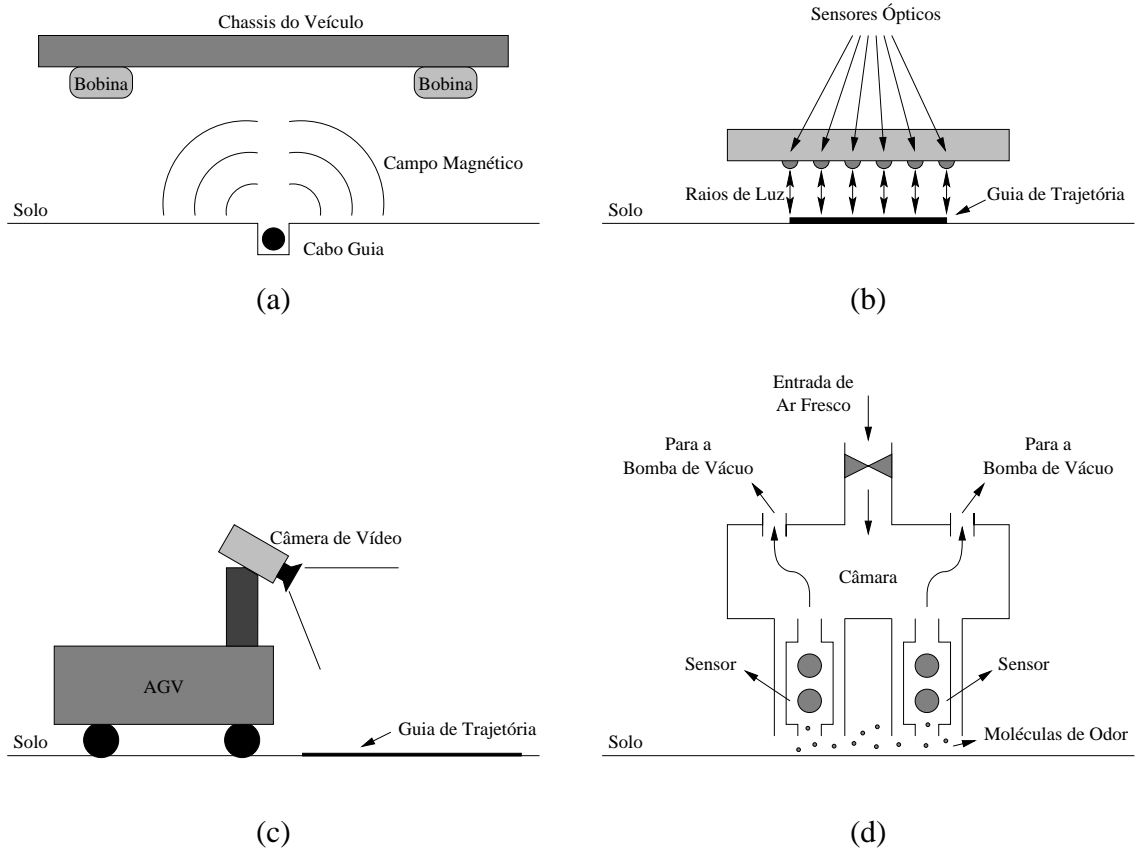


Figura 1.2: Métodos de detecção de guias de trajetória: (a) bobinas para detecção de um guia magnético, (b) fotodiodos e (c) câmera de vídeo para a detecção de um guia óptico e (d) sensor de cristal de quartzo para a detecção de um guia de odor.

de obstáculos, proteção contra falhas e facilidade de mudança do tipo de compartimento de carga.

Como guia de trajetória (ou marcação guia), são utilizados cabos implantados no chão percorridos por uma corrente alternada de frequência que pode variar de 2000 a 6000Hz (ver ilustração da Figura 1.2(a)). No veículo, o sistema de detecção é composto por duas bobinas, filtros passa-faixa e amplificadores. As bobinas são utilizadas para captar o campo magnético gerado pelo cabo. Os sinais das bobinas são filtrados e amplificados por amplificadores de ganhos programáveis. A diferença de amplitude dos sinais nas saídas dos amplificadores é utilizada como medida de desvio de trajetória. Os ganhos dos amplificadores são ajustados de forma que, quando o veículo estiver exatamente sobre o cabo guia, a medida de desvio de trajetória seja nula. Com apenas duas bobinas, o sistema de controle tem como objetivo principal manter o veículo sobre a guia de trajetória sem levar em consideração a sua orientação.

Em alguns sistemas a velocidade de deslocamento do veículo pode ser determinada pela frequência da corrente alternada que percorre os cabos. Isto permite que sejam aplicadas velocidades diferentes para curvas e retas, otimizando o tempo de deslocamento.

1.3.2 Guias Ópticos

Sung et al. [7] apresentam um sistema de controle de trajetória de um veículo automático. A trajetória é dada por uma fita refletora fixada sobre o chão e sua detecção é feita por seis fotodiodos arranjados em uma coluna (ver Figura 1.2(b)). O desvio do veículo em relação à trajetória desejada é uma medida discreta, dada pelo número de sensores que não estão sobre a fita. Com apenas uma coluna de sensores, a medida de desvio indica apenas o afastamento do veículo, não sendo possível obter alguma informação sobre sua orientação em relação à guia de trajetória. A largura da fita é suficiente para que todos os sensores estejam sobre ela quando não houver desvio de trajetória.

O modelo de tração do veículo é composto por duas rodas acionadas por um motor

de corrente contínua e posicionadas no meio do veículo. Duas rodas de direção, uma na frente e outra atrás, com ligação paralela, determinam o ângulo de curvatura do veículo e são controladas por um motor de passo. O sistema de ligação paralela garante o mesmo ângulo de curvatura para as duas rodas de direção. O controlador de trajetória atua sobre o ângulo de direção através do motor de passo de forma que o veículo sempre siga a fita guia. A velocidade de deslocamento é imposta pelo motor de tração.

Os limites do sistema são dados pela máxima velocidade de deslocamento \dot{x}_{\max} e o número máximo de passos do motor de passo, que corresponde ao máximo ângulo de desvio das rodas de direção. Estes limites são parametrizados pelo raio r da curva imposta pela fita refletora. Para $r = 0,5 \text{ m}$, a velocidade máxima obtida por simulação é $\dot{x}_{\max} = 0,25 \text{ m/s}$ e uma liberdade de três passos do motor de direção (no caso utilizou-se um motor de 9° por passo). Mas, em uma reta ($r = \infty$), o veículo pode navegar com velocidade de $\dot{x} = 1 \text{ m/s}$. Desta forma, os autores do projeto propõem que nas retas a velocidade de tração seja de $\dot{x} = 1 \text{ m/s}$ e que, quando detectada uma curva, esta velocidade mude para $\dot{x} = 0,25 \text{ m/s}$.

Hemerly et al. [14] descrevem um sistema mais complexo, que utiliza uma câmera de vídeo e uma placa de aquisição de imagens na detecção da guia de trajetória para a determinação de duas variáveis que caracterizam o erro de trajetória (Figura 1.2(c)). Estas variáveis representam o afastamento e a orientação do veículo em relação à guia de trajetória. A determinação destas variáveis é realizada empiricamente utilizando a geometria da imagem adquirida, com cálculos baseados em números de *pixels*. Como a câmera de vídeo empregada possuía uma resolução razoável, as estimativas das variáveis de erro de trajetória eram satisfatórias. Um controlador de trajetória utiliza estas variáveis na correção da rota do veículo atuando sobre os motores de um modelo de tração diferencial. As principais características deste sistema são um custo relativamente alto e uma baixa taxa de amostragem devida a limitações tecnológicas de aquisição e de processamento de imagens, mas que provê maior flexibilidade na escolha do tipo de controlador a partir das variáveis de erro de trajetória.

1.3.3 Guia de Odor

A natureza é uma das maiores fontes de inspiração para o desenvolvimento de robôs móveis. O estudo das habilidades de alguns insetos tem contribuído para o desenvolvimento de técnicas de navegação. Uma destas habilidades é o uso de células olfativas na captação de substâncias que exalam algum tipo de odor específico.

As formigas e as abelhas são exemplos de insetos que utilizam de alguma forma o seu senso olfativo no auxílio à navegação [15]. As abelhas, diante da necessidade de extrair o néctar das flores, vasculham várias delas diariamente na busca desta substância essencial. Quando uma flor é visitada e tem seu néctar extraído, ou mesmo que esta flor não o possua, a abelha deixa uma marca química que exala um odor específico para indicar que aquela flor já foi visitada. Assim as outras abelhas não perdem tempo investigando flores que já tenham sido exploradas. No caso das formigas, elas deixam uma trilha de odor entre o seu ninho e a fonte de alimentos que é seguida por todos os membros da comunidade.

Estes exemplos da natureza serviram de base para algumas aplicações em robótica móvel:

- Robôs de limpeza podem ser dotados de um sistema que deixa marcas de odor pelos locais nos quais a limpeza já tenha sido realizada. Assim, evita-se que um robô tente realizar um procedimento de limpeza em áreas que já foram limpas. Neste caso, é essencial que o odor desapareça com o passar do tempo de forma que, em outro dia, quando uma nova limpeza tiver que ser realizada, odores do dia anterior não interfiram nos sensores dos veículos.
- Baseada na estratégia utilizada pelas formigas, uma técnica de determinação de trajetória pode ser utilizada por veículos para navegação em ambientes parcialmente ou totalmente desconhecidos. Dentre um conjunto de veículos de exploração, apenas um deles seria dotado de um instrumental mais complexo de navegação e de sensores, e teria como principal tarefa explorar o ambiente e determinar através de marcações ou rotas de odor os caminhos seguros. Os outros veículos apenas seguiriam estas rotas.

Russell [15] apresenta um sistema de detecção de odor para ser empregado em robôs móveis. A substância de marcação era a cânfora, de fácil manejo, barata e não danifica a maioria dos materiais utilizados no solo. A cânfora foi misturada com álcool e aplicada no solo para indicar o caminho desejado. O sensor utilizado nos experimentos é composto por um cristal de quartzo revestido por uma substância química que tem afinidade específica com as moléculas de odor exaladas pela substância de marcação. Quando o ar contendo as moléculas de odor incide sobre o cristal, algumas moléculas ficam temporariamente presas no cristal, aumentando sua massa e diminuindo assim sua frequência de ressonância. O cristal é colocado entre dois eletrodos de prata que o conecta a um circuito de excitação e condicionamento com a finalidade de detectar a variação na frequência de ressonância. São utilizados dois sensores de odor para medição diferencial em uma estrutura como mostrada na Figura 1.2(d). Uma bomba de vácuo e uma entrada de ar forçam a diminuição do tempo de resposta do sensor. Nos experimentos são utilizados dois sensores para a percepção diferencial do odor, distantes 50 mm um do outro e a 5 mm do chão.

De acordo com os Russel, existem várias outras técnicas de detecção de odor de substâncias químicas voláteis. Entretanto, o sensor com cristal de quartzo foi selecionado devido à sua robustez, tempo de resposta da ordem de 1 segundo, baixo consumo e pequeno custo. Entretanto, esta técnica é susceptível a perturbações como fluxos de ar provocados pelos movimentos das portas e de pessoas, bem como de turbulências do sistema de ventilação.

1.4 Proposta e Organização do Trabalho

Como explicado anteriormente, os modelos de trajetórias fixas e semi-fixas são empregados apenas por veículos automáticos. Entretanto, todas as metodologias de determinação de trajetória apresentam alguma limitação no que diz respeito ao custo ou à flexibilidade, ou seja, sobre a facilidade de se modificar a rota desejada e nos efeitos provocados no ambiente. Uma das limitações do emprego de veículos automáticos em SMF é a pouca flexibilidade de seu modelo de trajetória, principalmente se são utiliza-

das rotas fixas. Neste caso, as trajetórias constituídas por linhas pintadas no chão são mais facilmente modificadas.

A proposta de dissertação consiste na concepção, projeto e implementação de um veículo automático com tração diferencial baseado em rodas, para o qual utiliza-se um sistema de guiagem por rotas fixas com guia óptico não-refletor. Este sistema possui características observadas em outros sistemas propostos por Sung et al. [7] e Hemerly et al. [14], como a simplicidade e o baixo custo do primeiro, e a flexibilidade na escolha do controlador de trajetória do segundo. Outra característica importante é a alta taxa de amostragem, da ordem de 4000 Hz.

Esta dissertação está organizada em cinco capítulos e um apêndice. O Capítulo 2 descreve um sistema óptico utilizado na captura de imagens de baixa resolução do solo na presença da guia de trajetória. As imagens adquiridas pelo sistema óptico são processadas por algoritmos descritos no Capítulo 3, de onde se obtém estimativas de variáveis de erro de trajetória. O Capítulo 4 apresenta um sistema de controle de trajetória utilizando as estimativas de erro de trajetória obtidas a partir do processamento de imagens obtidas pelo sensor óptico. O sistema de controle de trajetória foi avaliado experimentalmente em um veículo protótipo. No Capítulo 5 são apresentadas as conclusões deste trabalho e propostas de trabalhos futuros. O veículo protótipo utilizado nos experimentos do Capítulo 4 é apresentado no Apêndice A.

1.5 Notação

Algumas variáveis podem estar representadas nos domínios do tempo contínuo, do tempo discreto ou de Laplace. Assim, $x(t)$ representa x no domínio do tempo contínuo, $x(k)$ no tempo discreto no qual k representa o índice da k -ésima amostra de $x(t)$ e $X(s)$ é a representação de $x(t)$ no domínio de Laplace obtida através da transformação $\mathcal{L}(x(t))$. \mathcal{L} representa a transformada de Laplace.

Variáveis escalares são representadas por letras minúsculas ou maiúsculas em largura normal. Vetores são representados por letras minúsculas em negrito. Por fim, matrizes são indicadas por letras maiúsculas também em negrito.

Capítulo 2

Detecção da Guia de Trajetória

Algumas metodologias de detecção de guias de trajetórias para veículos automáticos foram propostas por Hemerly et al. [14] e Sung et al. [7], e apresentadas na seção 1.3.2 deste trabalho. Entretanto, pelo pequeno número de publicações e suas datas, este problema parece estar superado com soluções já conhecidas e aplicações sem grandes inovações na indústria.

Sung et al. propõem um veículo automático que se desloca seguindo uma guia de trajetória refletora, detectada por seis sensores ópticos alinhados. A guia de trajetória possui largura igual ao comprimento da coluna de sensores. O número de detectores que não estão sobre a linha óptica é usado em uma malha de controle de trajetória não-linear que atua sobre a posição do motor de direção para manter o veículo sobre a guia de trajetória. As principais características deste sistema são o seu baixo custo e simplicidade. Um sistema mais complexo, que utiliza uma câmera de vídeo e uma placa de aquisição de imagens na detecção da guia de trajetória para a determinação direta de variáveis que caracterizam o erro de trajetória, foi proposto por Hemerly et al. A determinação destas variáveis é feita empiricamente utilizando a geometria da imagem adquirida, com cálculos baseados em números de *pixels*. Sendo a câmera de vídeo de uma resolução razoável, as estimativas das variáveis de erro de trajetória são satisfatórias. Um controlador de trajetória utiliza estas variáveis na correção da rota do veículo, atuando sobre a velocidade dos motores de um sistema de tração diferencial.

Pode-se apontar como principais características deste sistema um custo relativamente alto e uma baixa taxa de amostragem devida ao tempo necessário para a aquisição e processamento das imagens, mas que provê uma certa flexibilidade na escolha do tipo de controlador de trajetória a partir das variáveis de erro de trajetória.

A metodologia de detecção de trajetórias proposta por este trabalho é indicada para guias não-refletores. Sua finalidade é a aquisição de imagens de baixa resolução utilizadas na determinação do erro de trajetória de um veículo automático.

Nas seções seguintes são apresentadas as variáveis que caracterizam o erro de trajetória para este sistema, bem como o detector de trajetórias não-refletores e uma plataforma de testes que permitiu a automação de experimentos de caracterização e avaliação.

2.1 Caracterização do Erro de Trajetória

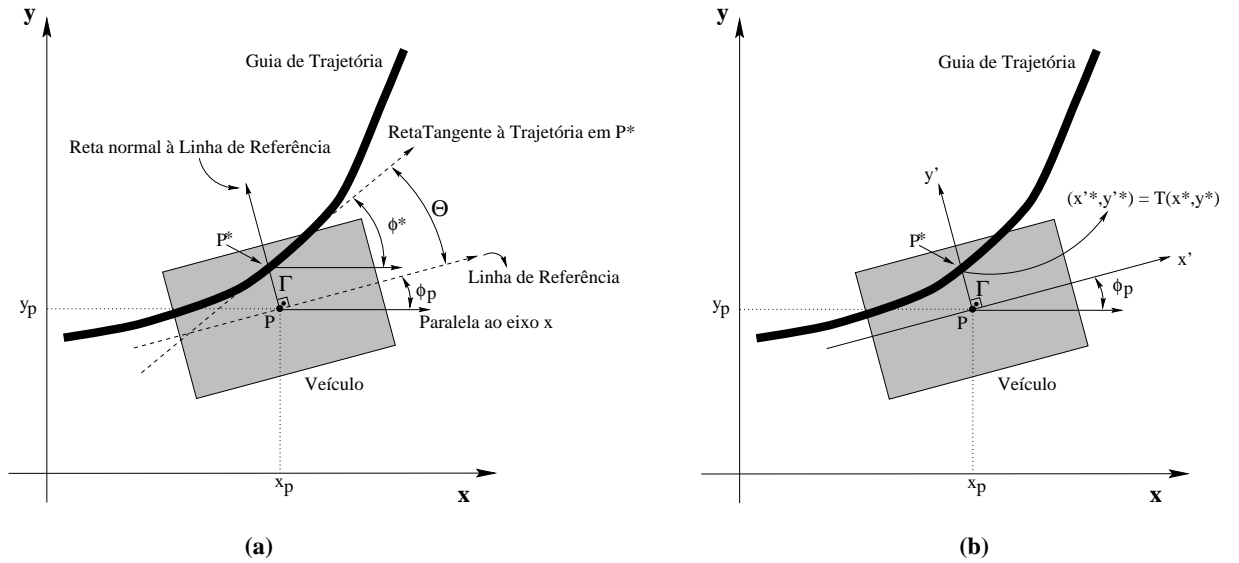


Figura 2.1: Variáveis que caracterizam o erro de trajetória.

A Figura 2.1(a) ilustra um veículo posicionado no eixo cartesiano xy e uma guia de trajetória. Na posição em que o veículo se encontra, existe um erro de trajetória.

Para caracterizar este erro são utilizadas duas variáveis: o deslocamento ortogonal (Γ) e ângulo de desvio (Θ). Estas variáveis são medidas em relação a uma linha de referência tomada no veículo e que passa por um ponto de referência de posição, chamado de ponto P. A localização do veículo é dada por (x_p, y_p, ϕ_p) , com x_p e y_p correspondendo às coordenadas do ponto P no sistema de coordenadas cartesiano e ϕ_p é o ângulo de orientação do veículo medido entre a linha de referência e o eixo x . A posição desejada para o veículo sobre a guia de trajetória é o ponto P*, e dada por (x^*, y^*, ϕ^*) . O ponto P* é a interseção entre a guia de trajetória e uma reta ortogonal à linha de referência do veículo que parte do ponto P. Portanto, a determinação do ponto P* depende da posição do veículo.

A relação entre o ângulo de orientação do veículo ϕ_p e a sua posição (x_p, y_p) depende do modelo de tração empregado, que será discutido mais adiante quando for apresentado o veículo protótipo utilizado nos experimentos. Entretanto, a seguinte relação pode ser obtida para o ângulo de orientação de referência ϕ^* :

$$\tan(\phi^*) = \frac{dy^*}{dx^*}. \quad (2.1)$$

A relação entre o deslocamento ortogonal Γ e as coordenadas dos pontos P e P* é encontrada a partir de uma transformação de coordenadas $(x', y') = T(x, y)$ envolvendo uma translação do eixo cartesiano xy para o eixo $x'y'$, centralizado no ponto (x_p, y_p) e rotacionado de ϕ_p em relação ao eixo x (ver Figura 2.1(b)). Esta transformação é dada por:

$$x' = (y - y_p) \sin(\phi_p) + (x - x_p) \cos(\phi_p), \quad (2.2)$$

$$y' = (y - y_p) \cos(\phi_p) - (x - x_p) \sin(\phi_p). \quad (2.3)$$

O deslocamento ortogonal é a distância entre os pontos P e P*, medida por uma reta ortogonal à linha de referência e que parte do ponto P. Esta reta é na verdade o eixo y' , e o ponto de interseção do eixo y' e a guia de trajetória é o ponto P*. Assim, o deslocamento ortogonal pode ser obtido analiticamente a partir das equações (2.2) e (2.3):

$$0 = (y^* - y_p) \sin(\phi_p) + (x^* - x_p) \cos(\phi_p), \quad (2.4)$$

$$\Gamma = (y^* - y_p) \cos(\phi_p) - (x^* - x_p) \sin(\phi_p), \quad (2.5)$$

ou seja

$$(0, \Gamma) = T(x^*, y^*). \quad (2.6)$$

O ângulo de desvio Θ corresponde ao ângulo entre a reta tangente à guia de trajetória no ponto P^* e o sentido de deslocamento de veículo. Esta relação é descrita por

$$\Theta = \phi^* - \phi_p. \quad (2.7)$$

A partir das equações (2.5) e (2.7), é fácil verificar que quando o veículo estiver seguindo corretamente a guia de trajetória, ou seja, $(x_p, y_p, \phi_p) \equiv (x^*, y^*, \phi^*)$, as variáveis de erro de trajetória são nulas.

2.2 A Unidade de Aquisição de Imagens

Os dispositivos ópticos utilizados na detecção da guia de trajetória e os circuitos de condicionamento de sinal formam a Unidade de Aquisição de Imagens (UAI). A UAI foi projetada para ser empregada com guias de trajetória não-refletoras, no caso uma linha de cor preta pintada sobre um solo de cor branca. Entretanto, o seu uso para guias refletoras também é indicado.

Os dispositivos ópticos são 12 emissores (LEDs) e 14 detectores (fotodiodos) sensíveis à radiação infravermelha, arrançados alternadamente em duas colunas como mostrado na Figura 2.2(a). A distância entre dois fotodiodos consecutivos em cada coluna é 15,95 mm e a largura da guia de trajetória é 16 mm. Sendo a largura da guia de trajetória maior que a distância entre dois fotodiodos consecutivos de uma mesma coluna, não existe risco de não se detectar a presença da guia de trajetória abaixo de cada coluna de dispositivos.

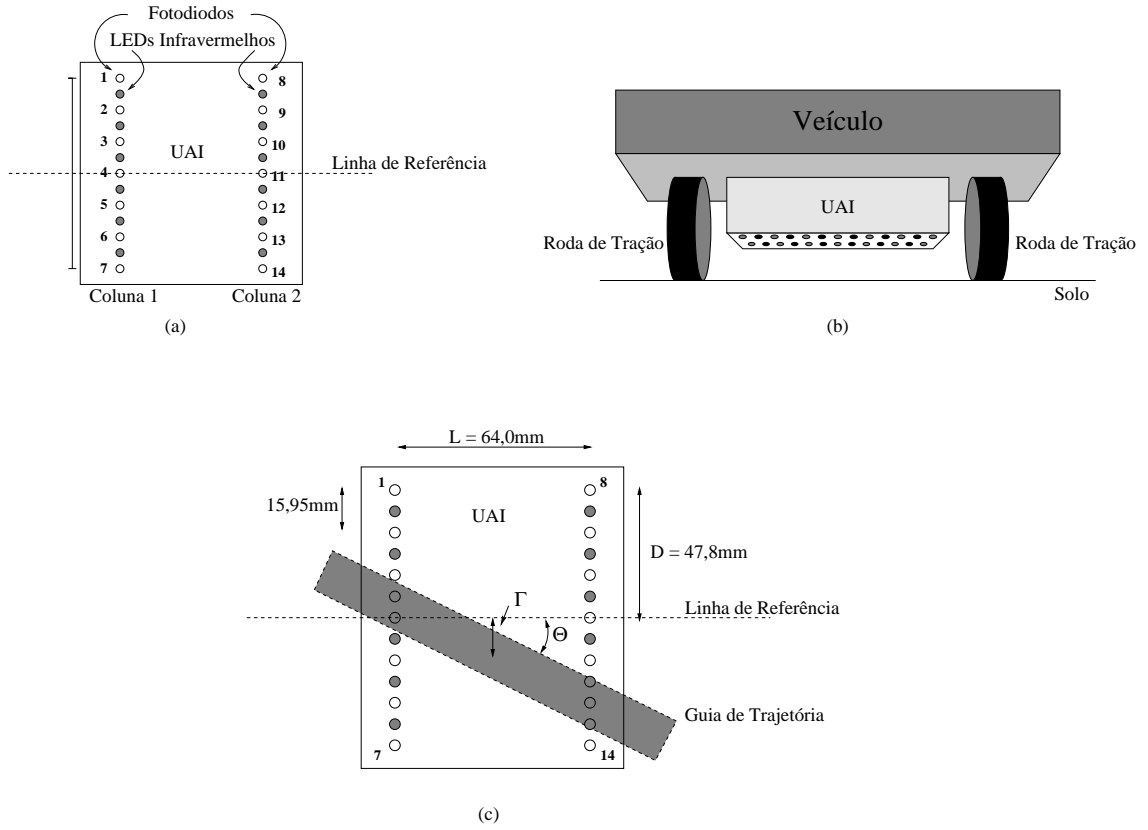


Figura 2.2: (a) Sensor da UAI formado por LEDs infravermelhos e fotodiodos arranjados em duas colunas, (b) seu posicionamento em relação à guia de trajetória e (c) variáveis de erro tomadas sobre o sensor.

A UAI deve ser acoplada na parte debaixo do chassis de um veículo, direcionada para o solo e alinhada com a linha de referência do (ver Figura 2.2(b)). Na Figura 2.2(c) é mostrado um esboço das variáveis de erro de trajetória tomadas em relação à UAI. A UAI pode ser comparada a uma câmera de vídeo de baixa resolução e, como tal, também apresenta como saída uma imagem no formato de um vetor. Apesar da baixa resolução, o vetor de imagem contém informação suficiente para os propósitos deste trabalho e que reduz o custo e a carga computacional.

A aquisição de uma imagem começa pela ativação de todos os LEDs durante um pequeno intervalo de tempo ($100\mu s$). Com os LEDs direcionados para baixo, toda energia luminosa emitida por eles vai de encontro ao chão. Parte desta energia é

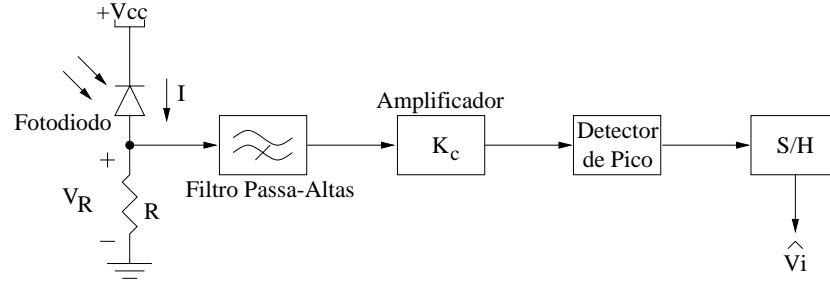


Figura 2.3: Diagrama em blocos do circuito condicionador de cada fotodiodo da UAI.

absorvida pelo chão, enquanto que outra parte é refletida de volta para os fotodiodos. A parcela de energia refletida será ainda menor se a incidência for sobre a guia de trajetória não-refletora, por conta da maior absorção de energia pela guia. Portanto, a energia captada por um determinado fotodiodo será menor com a presença da guia de trajetória logo à sua frente. De acordo com [16], a corrente em polarização reversa de um fotodiodo é dada por

$$I = I_s + I_o(1 - \exp(\frac{V}{\eta V_T})), \quad (2.8)$$

na qual I_o é a corrente de saturação reversa, I_s é a corrente de curto-circuito proporcional à energia luminosa incidente, V é a tensão direta nos terminais do fotodiodo, $V_T = 0,026$ volts para a temperatura ambiente, e η é igual a 1 para fotodiodos de germânio ou 2 para fotodiodos de silício. Um diagrama em blocos do circuito de condicionamento de cada fotodiodo é mostrado pela Figura 2.3. Este diagrama mostra que os fotodiodos estão polarizados reversamente. De acordo com Lang [17], o termo exponencial da equação (2.8) pode ser negligenciado para polarização reversa. Assim, a corrente reversa no fotodiodo pode ser aproximada por

$$I = I_s + I_o. \quad (2.9)$$

A parcela de corrente I_s devida à incidência de energia luminosa pode ainda ser dividida em duas partes:

$$I_s = I_{LEDs} + I_a, \quad (2.10)$$

na qual I_{LEDs} é a parcela de corrente proporcional à energia luminosa refletida pelo chão em consequência do acionamento dos LEDs e I_a é uma parcela provocada pela

iluminação ambiente. Considerando-se que este sistema opere em um ambiente sem variações consideráveis no nível de luminosidade durante o intervalo de acionamento dos LEDs e sem a presença de lâmpadas fluorescentes de alta economia (que podem operar em frequências de até 80 KHz), o termo I_a pode ser considerado constante. Assim,

$$I = I_{LEDs} + I_a + I_o = I_{LEDs} + I_c, \quad (2.11)$$

com $I_c = I_a + I_o$ constante. No diagrama da Figura 2.3, a tensão sobre o resistor R é dada por

$$V_R = RI = RI_{LEDs} + RI_c. \quad (2.12)$$

A corrente I_{LEDs} possui a forma de um pulso de largura $100\mu s$ e de amplitude proporcional à energia luminosa captada pelo fotodiodo. Desta forma, a tensão V_R tem uma componente constante (RI_c) e uma componente devida ao acionamento dos LEDs proporcional a I_{LEDs} (RI_{LEDs}). Um filtro passa-altas de primeira ordem com frequência de corte em 482,29 Hz é utilizado para eliminar a componente constante de V_R provocada pela iluminação natural, mantendo portanto RI_{LEDs} . Em seguida este sinal é amplificado de um ganho K_c e um detector de pico extrai o máximo valor de $K_c RI_{LEDs}$. Este valor máximo é proporcional à máxima energia luminosa captada pelo fotodiodo. A seguir esta grandeza é amostrada por um circuito de amostragem/retenção no final do período de $100\mu s$, e chamada de \hat{V}_i . Como para cada fotodiodo existe um circuito condicionador semelhante, $i = 1 \dots 14$.

O vetor de imagem é então formado por

$$\mathbf{v} = \begin{bmatrix} \hat{V}_1 & \hat{V}_2 & \dots & \hat{V}_{14} \end{bmatrix}^T. \quad (2.13)$$

Um vetor de imagem específico é o vetor normalizador \mathbf{v}_n . Este vetor de imagem é adquirido sem a presença da guia de trajetória em frente à UAI. Nesta condição, a energia luminosa captada por cada fotodiodo é máxima, ou pelo menos próxima disto uma vez que o índice de reflexão do solo pode variar de um ponto a outro.

O arranjo dos dispositivos ópticos em duas colunas permite a determinação das variáveis de erro de trajetória tal como foram definidas na seção anterior, o que não

seria possível com apenas uma coluna (pelo menos para Θ). Quando a guia de trajetória não está à frente das duas colunas de sensores, o vetor de imagem é dito inconsistente, uma vez que não é possível detectar a guia de trajetória pelas respostas dos fotodiodos. Da forma como as variáveis de erro de trajetória foram definidas, é necessário que a guia de trajetória esteja abaixo das duas colunas de sensores.

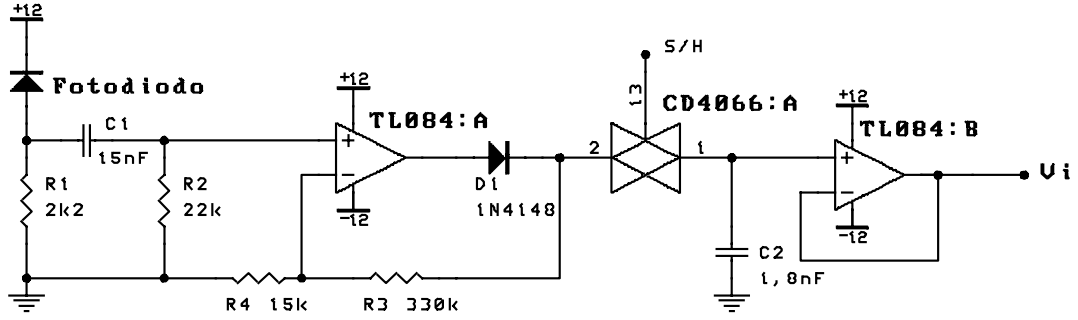


Figura 2.4: Diagrama elétrico do circuito condicionador de cada fotodiodo da UAI.

A Figura 2.4 apresenta o diagrama elétrico do circuito condicionador de cada fotodiodo. Como são 14 fotodiodos, houve uma maior preocupação com o espaço a ser ocupado por este circuito na UAI. De acordo com esta figura, o fotodiodo é polarizado reversamente por uma fonte de tensão de 12 volts e um resistor R1. O capacitor C1 e o resistor R2 formam o filtro passa-altas. A configuração do restante do circuito depende do estado da linha de controle S/H, que comanda o circuito de amostragem/retenção. Com S/H em alto, o que ocorre durante o acionamento dos LEDs infravermelhos, a chave analógica CD4066:A está fechada. O amplificador operacional TL084:A tem dupla função: como amplificador de ganho $K_c = 1 + \frac{R_3}{R_4}$ e como detector de pico. A tensão de pico fica armazenada em C2. Quando a chave analógica CD4066:A abre (S/H vai a nível lógico baixo e os LEDs são desativados), a tensão de pico fica retida em C2 e o amplificador de ganho unitário formado por TL084:B evita que esta tensão seja alterada pela carga do circuito de leitura que vem a seguir. Todo este processo ocorre durante o acionamento dos LEDs. Assim, em $100\mu s$ a UAI pode apresentar em suas saídas um vetor de imagem atualizado. Supondo que a velocidade máxima em linha reta de um veículo fosse de 2,0 m/s, em $100\mu s$ o espaço percorrido por ele seria de 0,2 mm. Isto implica que a cena à frente da UAI varia muito pouco neste

intervalo de tempo e que o vetor de imagem contém uma informação não-deteriorada pelo movimento do veículo.

Cada circuito de condicionamento emprega 2 amplificadores operacionais (metade de um TL084), uma chave analógica (1/4 de um CD4066), 4 resistores, 2 capacitores e um diodo de sinal 1N4148. Assim, para os 14 circuitos de condicionamento foram utilizados 7 circuitos integrados TL084, 4 circuitos integrados CD4066, 56 resistores, 28 capacitores e 14 diodos de sinal.

Todos estes dispositivos são de fácil aquisição e de baixo custo.

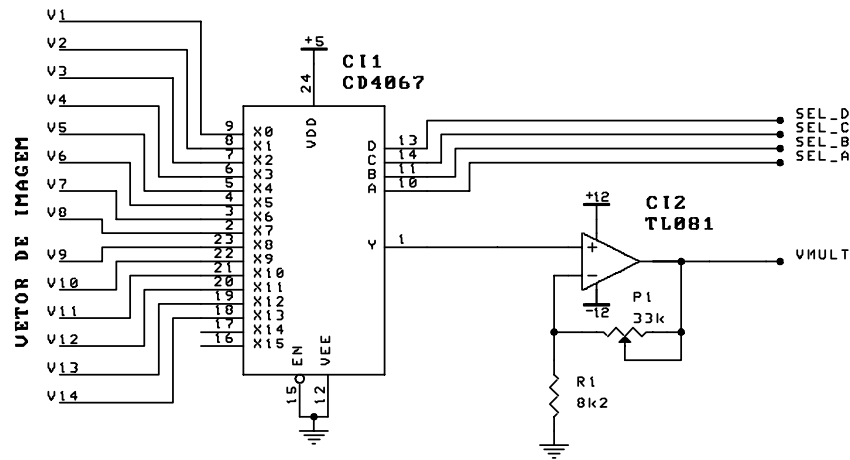


Figura 2.5: Diagrama elétrico do multiplexador analógico da UAI.

Por fim, um multiplexador analógico de 16 canais é utilizado para multiplexar no tempo em uma só linha os 14 elementos do vetor de imagem. A Figura 2.5 mostra este circuito. A Tabela 2.1 mostra a tabela da verdade que relaciona a saída Y do multiplexador às entradas correspondentes aos elementos do vetor de imagem de acordo com o estado lógico das linhas de seleção. Assim, a aquisição dos elementos do vetor de imagem é feita de forma serial e controlada pelas linhas de seleção. Um amplificador de ganho variável permite um ajuste de escala do sinal analógico de saída.

Tabela 2.1: Tabela da verdade do multiplexador da UAI.

Canal	Linhas de Seleção				Saída Y
	SEL_D	SEL_C	SEL_B	SEL_A	
0	0	0	0	0	\hat{V}_1
1	0	0	0	1	\hat{V}_2
2	0	0	1	0	\hat{V}_3
3	0	0	1	1	\hat{V}_4
4	0	1	0	0	\hat{V}_5
5	0	1	0	1	\hat{V}_6
6	0	1	1	0	\hat{V}_7
7	0	1	1	1	\hat{V}_8
8	1	0	0	0	\hat{V}_9
9	1	0	0	1	\hat{V}_{10}
10	1	0	1	0	\hat{V}_{11}
11	1	0	1	1	\hat{V}_{12}
12	1	1	0	0	\hat{V}_{13}
13	1	1	0	1	\hat{V}_{14}
14	1	1	1	0	Inválido
15	1	1	1	1	Inválido

2.3 Plataforma de Testes

Para automatizar os experimentos de caracterização da UAI, foi construída uma plataforma de testes. Esta plataforma possibilita a simulação do ambiente de trabalho da UAI através do posicionamento da UAI em relação a uma guia de trajetória pintada em um disco. Desta forma, adquire-se imagens pela UAI e as variáveis de erro de trajetória correspondentes, utilizados na caracterização da UAI e na concepção e avaliação de algoritmos de estimação do erro de trajetória. Esta tarefa seria bastante penosa se tivesse que ser realizada com um veículo real na aquisição de centenas ou milhares de pontos, e com o posicionamento do veículo sendo feito manualmente.

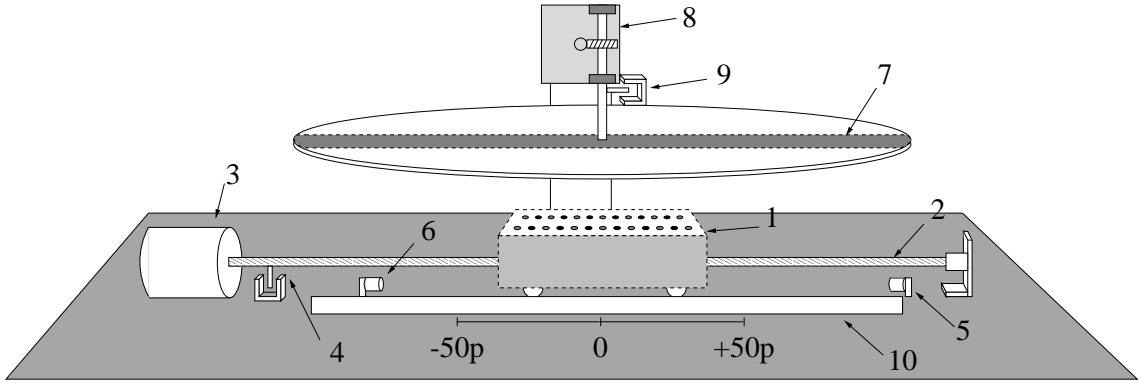


Figura 2.6: Esboço da plataforma de testes que permitiu a caracterização da UAI.

Sendo ligada diretamente a um microcomputador PC através da porta paralela, é possível simular com esta plataforma diferentes situações reais, gerando variáveis de erro de trajetória Γ e Θ e adquirindo vetores de imagem \mathbf{v} quantizados em 8 *bits*.

2.3.1 Características Físicas

A Figura 2.6 mostra um esboço da plataforma de testes. A plataforma possui dois motores de passo: um (3) com acoplamento direto a um eixo sem fim (2) e outro (8) para rotacionar um disco de 330 mm de diâmetro (7). Acoplada ao eixo (2) está a UAI, que é posicionada pelo motor (3) em uma escala de $-50p$ a $+50p$. $p = 1,56$ mm é o passo do eixo sem-fim, correspondente a uma volta completa do motor de passo (3) e utilizado como unidade de posicionamento da UAI. O motor de posicionamento da UAI é acionado por um trem de 24 pulsos, o que corresponde a uma revolução completa de seu eixo. Em consequência disto, ocorre um deslocamento da UAI de $1p$ para a esquerda (sentido negativo) ou para a direita (sentido positivo). Dois sensores de fim-de-curso, as chaves de contato (6) e (5), são utilizados como referência para detectar as posições $-50p$ e $+50p$, respectivamente. O sensor óptico de passagem (4) detecta a presença de um pequeno eixo acoplado ortogonalmente ao eixo de posicionamento da UAI. Este sensor é utilizado para gerar um pulso correspondente a uma revolução do motor (3). A posição da UAI em p unidades é dada pela variável x (limitada portanto ao intervalo $[-50, +50]$).

O disco (7) é de cor branca, e uma linha reta de 16,0 mm de largura foi pintada sobre ele e passando pelo centro. Este disco representa o solo logo à frente da UAI com a guia de trajetória. A posição angular do disco, chamada de α , corresponde ao ângulo entre a linha de referência da UAI e a guia de trajetória. Um sensor óptico de passagem (9) é utilizado para detectar a posição $\alpha = 90^\circ$ do disco. A resolução de posicionamento do disco é de $0,75^\circ$ por passo do motor (8), o que corresponde a 480 passos por revolução do disco. O ângulo α é limitado ao intervalo $[-180^\circ, +180^\circ]$.

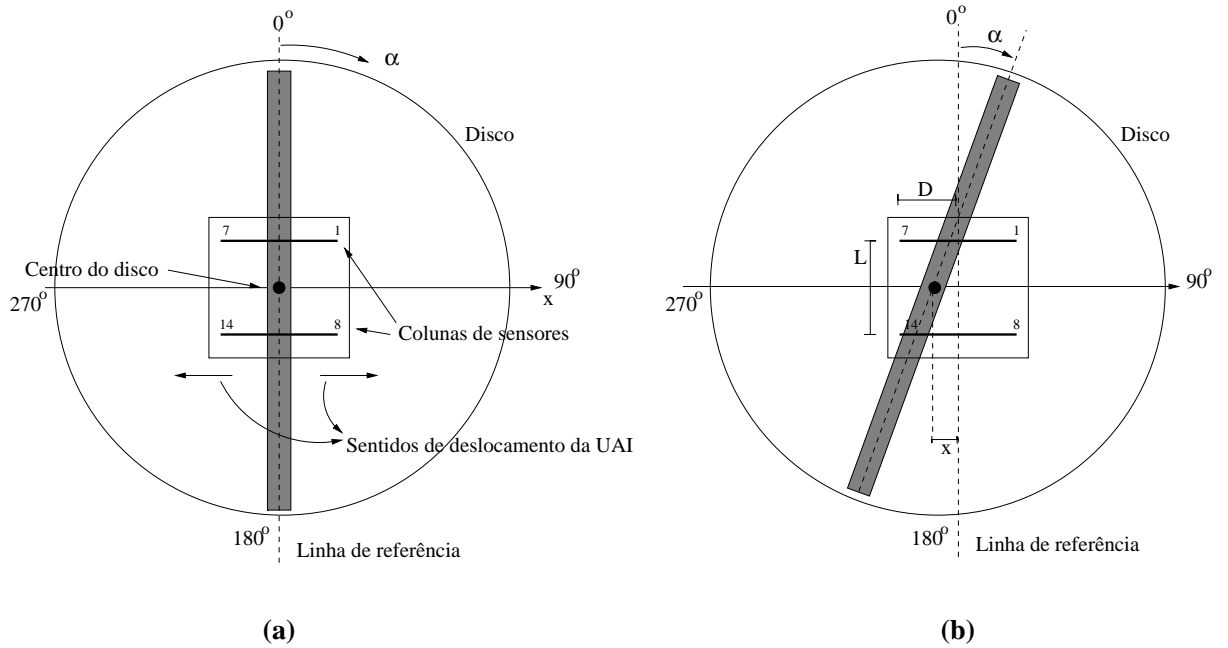


Figura 2.7: Disco da mesa de testes. (a) Na posição (0,0). (b) Na posição (x, α) .

Ao contrário da instalação da UAI em um veículo, na plataforma de testes ela está direcionada para cima, na direção do disco. A Figura 2.7 apresenta o posicionamento do disco visto de cima. Em 2.7(a) é ilustrado o posicionamento da UAI no ponto $(x, \alpha) = (0, 0)$. Neste ponto a linha de referência da UAI está alinhada com a guia de trajetória e posicionada no centro do disco. Na Figura 2.7(b) verifica-se a UAI em uma posição (x, α) qualquer. Comparando-se a Figura 2.7(b) com a Figura 2.2(c), verifica-se que

$$\Gamma = x, \quad (2.14)$$

$$\Theta = \alpha. \quad (2.15)$$

Entretanto, nem todos os pontos de posicionamento (x, α) implicam em vetores de imagem consistentes, ou seja, a guia de trajetória deveria estar sobre as duas colunas de sensores da UAI. Pontos (x, α) correspondentes a vetores de imagem consistentes são chamados de pontos válidos. Para a guia de trajetória estar sobre as duas colunas de sensores, o seguinte raciocínio baseado nas dimensões D e L da UAI (ver Figura 2.7(b)) deve ser seguido: x deve estar limitado ao intervalo $[-fix(D/p), +fix(D/p)]$, com $fix(v)$ sendo uma função que retorna apenas a parte inteira do número real v , e D/p é a medida de D em p unidades. Com x fora deste intervalo, todos os pontos são inválidos. Sendo $D = 47,8 \text{ mm}$ e $p = 1,56 \text{ mm}$, x deve estar no intervalo $-30 \leq x \leq 30$. No intervalo de validade de x , o ângulo α possui um pequeno intervalo de liberdade, dado por $-\alpha_{\max} \leq \alpha \leq \alpha_{\max}$, no qual α_{\max} é obtido pela equação:

$$\alpha_{\max}(x) = \frac{180}{\pi} \cdot \tan^{-1} \left(\frac{\frac{D}{p} - |x|}{\frac{L}{2p}} \right), \quad (2.16)$$

com $L = 64,0 \text{ mm}$. Mas alguns valores de α_{\max} não podem ser empregados para o posicionamento do disco devido à resolução de $0,75^\circ$ de rotação. Por exemplo, se $\alpha_{\max} = 56,20^\circ$, com uma resolução de $0,75^\circ$ as posições do disco mais próximas são $55,5^\circ$ ou $56,25^\circ$. Neste caso deveria ser escolhido $\alpha_{\max} = 55,5^\circ$, pois com $\alpha_{\max} = 56,25^\circ$ a guia de trajetória pode não ser detectada. De forma geral, considerando-se a resolução de giro do disco, o intervalo permitido para α é $-\alpha_{v\max} \leq \alpha \leq \alpha_{v\max}$, com $\alpha_{v\max}$ dado por

$$\alpha_{v\max} = 0,75 \cdot fix\left(\frac{\alpha_{\max}(x)}{0,75}\right). \quad (2.17)$$

$\alpha_{v\max}$ representa no arredondamento de α_{\max} para a posição válida que garanta a consistência do vetor de imagem e de acordo com a resolução de $0,75^\circ$. O máximo valor de $\alpha_{v\max}$ é $55,5^\circ$, obtido quando $x = 0$. O mínimo é $\alpha_{\max} = 0^\circ$, para $x = 30$ ou $x = -30$.

O número máximo de pontos válidos que podem ser gerados pela plataforma de testes é dado por:

$$N_v = \sum_{x=-30}^{30} N(\alpha_{v\max}(x)), \quad (2.18)$$

com $N(\alpha_{v\max}(x))$ sendo o número de posições válidas do disco para cada $\alpha_{v\max}(x)$. $N(\alpha_{v\max}(x))$ é dado por

$$N(\alpha_{v\max}(x)) = 2 \cdot \frac{\alpha_{v\max}(x)}{0,75} + 1. \quad (2.19)$$

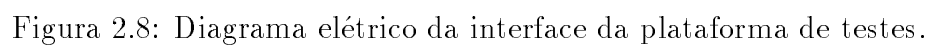
O número de pontos válidos que podem ser gerados pela plataforma de testes é $N_v = 5509$.

2.3.2 Diagrama Elétrico

A plataforma de testes possui um circuito de interface com um microcomputador PC através da porta paralela. Por este circuito de interface são enviados os pulsos de comando dos motores de passo, são realizadas leituras nos sensores de posicionamento da plataforma de testes e feita a aquisição do vetor de imagem \mathbf{v} quantizado em 8 *bits*. O diagrama elétrico desta interface é mostrado na Figura 2.8.

A porta paralela padrão do PC possui 8 *bits* de saída de dados e 9 *bits* de sinais de controle, sendo 4 *bits* de saída e 5 *bits* de entrada. A interface da plataforma de testes possui duas portas de saída e duas de entrada de 8 *bits*. As saídas de sinais de controle da porta paralela são utilizadas para o controle de fluxo das portas da interface.

As portas de saída da interface são provenientes dos 8 *bits* de dados da porta paralela, enquanto que as portas de entrada de 8 *bits* utilizam quatro multiplexadores 2:1 para quatro dos cinco *bits* de entrada de controle. Desta forma, uma leitura em qualquer porta de entrada da interface deve ser feita em duas operações, lendo-se 4 *bits* por vez. As portas de saída são providas pelos circuitos integrados U3 e U5, que são compostos por oito *flip-flops* tipo D, gatilhados por duas saídas de controle da porta paralela. As portas de entrada são providas pelos circuitos integrados U1 e U2, que são amplificadores de linhas de 8 *bits*, utilizados como multiplexadores 2:1. Assim, cada porta de entrada de 8 *bits* é multiplexada em uma linha de 4 *bits*.



A porta de saída provida por U3 é utilizada para gerar os pulsos de acionamento dos motores de passo que atuam no posicionamento da UAI e do disco. Uma interface de potência serve para ativar cada bobina dos motores de passo de acordo com o estado dos *bits* da porta de U3. U5 proporciona uma porta de saída para ativar os LEDs da UAI através da linha S/H. Com S/H em nível lógico alto, todos os LEDs da UAI são ativados. As linhas SEL_D, SEL_C, SEL_B e SEL_A da UAI são providas pelas saídas Q4, Q3, Q2 e Q1 de U5, respectivamente. U5 também comanda os sinais de escrita e leitura de um conversor A/D de 8 *bits* (U8), utilizado para realizar a quantização em 8 *bits* dos elementos do vetor de imagem \mathbf{v} adquirido pela UAI. Os elementos de \mathbf{v} que foram quantizados por U8 são lidos pela porta de entrada provida por U1. Os estados dos sensores de final-de-curso e dos sensores acoplados aos eixos de posicionamento da UAI e do disco são lidos pela porta U2. O pino 17 deste mesmo dispositivo também é usado para a verificação do final de conversão do conversor A/D (U8).

2.3.3 Programa de Controle da Plataforma de Testes

Posicionamento da UAI

No microcomputador PC (baseado em um microprocessador Pentium com 100 MHz de relógio), o posicionamento da UAI é feito por uma rotina que recebe como argumento o ponto (x, α) . Entretanto, devido a resolução de posicionamento ser de p para x e de $0,75^\circ$ para α , o argumento é primeiramente arredondado para a posição mais próxima possível. Por exemplo, se a rotina de posicionamento do disco receber como argumento a posição $x = 12,3$ e $\alpha = 32,1^\circ$, a posição efetiva da UAI será $x = 12,0$ e $\alpha = 32,25^\circ$. Esta posição efetiva é retornada pela função de posicionamento para ser utilizada como posição do disco em vez de $x = 12,3$ e $\alpha = 32,1^\circ$.

Quando iniciado, o programa de controle realiza uma rotina que, através dos sensores de final-de-curso e dos sensores acoplados aos eixos dos motores de passo, posiciona a UAI em $(x, \alpha) = (-50, 0)$. A partir deste ponto a rotina de posicionamento utiliza informações provenientes dos sensores de final-de-curso e dos eixos dos motores durante o acionamento dos motores. Uma nova posição (x, α) é convertida em números de pas-

dos motores a partir da posição corrente (x_o, α_o) conhecendo-se as relações entre o número de passos dos motores e o deslocamento provocado. Um erro de posicionamento é detectado quando ocorre a falha de alguma das seguintes regras:

1. O sensor acoplado ao eixo do motor de posicionamento da UAI deve gerar um pulso a cada 24 pulsos de comando do motor;
2. O sensor acoplado ao eixo do motor de posicionamento do disco deve gerar um pulso sempre que o disco passar pela posição $\alpha = 90^\circ$. Cada nova posição do disco é referenciada ao ponto $\alpha = 90^\circ$. Isto quer dizer que quando for necessário mudar a posição do disco, o motor deve girar no sentido horário até que seja ativado o sensor de $\alpha = 90^\circ$. A partir daí é calculado o número de pulsos necessários para o disco ficar na nova posição α . Se o motor do disco for acionado para a busca do ponto $\alpha = 90^\circ$ por mais de $\frac{1,1 \cdot 360,0}{0,75} = 528$ pulsos, então admite-se que ocorreu alguma falha no sistema, seja mecânica ou elétrica;
3. O sensor de final-de-curso de $x = -50$ deve ser ativado, logicamente, sempre que x for igual a -50 . O mesmo deve acontecer com o outro sensor de final-de-curso em $x = +50$.

Quando uma falha de posicionamento é detectada, o sistema é reiniciado para a posição $(-50, 0^\circ)$.

Aquisição do Vetor de Imagem

O procedimento de aquisição do vetor de imagem segue os seguintes passos:

1. Ativar os LEDs infravermelhos durante $100\mu s$, mantendo a linha S/H ativa durante este mesmo período de tempo;
2. Adquirir cada elemento do vetor de imagem quantizado em 8 *bits* da seguinte forma:

- (a) Selecionar o canal do elemento do vetor de imagem de acordo com a Tabela 2.1;
- (b) Iniciar uma conversão pelo conversor A/D através de um pulso de escrita em U8;
- (c) Aguardar o final de conversão lendo o estado do pino 17 de U2;
- (d) Ler o resultado da conversão colocando o pino 2 de U8 em baixo e lendo a porta provida por U1.

3. Montar o vetor de imagem quantizado.

O vetor de imagem quantizado em 8 *bits* é chamado \mathbf{z} . Seu formato é

$$\mathbf{z} = \begin{bmatrix} z_1 & z_2 & \dots & z_i & \dots & z_{14} \end{bmatrix}^T, \quad (2.20)$$

no qual cada elemento z_i é o resultado da conversão de \hat{V}_i .

O tempo de aquisição de uma imagem no microcomputador da plataforma de testes foi estimado em 3,0 ms. Nesta medida estão incluídos o período de acionamento dos LEDs e o tempo de quantização de todos os 14 elementos do vetor de imagem. O tempo de conversão de cada elemento do vetor de imagem é da ordem de 200 μs , de acordo com o conversor A/D empregado (ADC0804).

Modos de Operação

O programa de controle da plataforma de testes possui dois modos de operação: o modo de aquisição de dados e modo de verificação.

No modo de aquisição de dados, o programa recebe como entrada uma matriz de duas colunas no seguinte formato:

$$\begin{bmatrix} x_1 & \alpha_1 \\ x_2 & \alpha_2 \\ x_2 & \alpha_2 \\ \vdots & \vdots \\ x_{N_a} & \alpha_{N_a} \end{bmatrix}. \quad (2.21)$$

Cada linha desta matriz representa um posicionamento desejado da UAI (pares (x_i, α_i)). Como $\Gamma = x$ e $\Theta = \alpha$, o modo de aquisição de dados permite a simulação das variáveis de erro de trajetória para N_a condições de posicionamento. Como saída, o modo de aquisição de dados apresenta uma matriz de dimensão $N_a \times 14$ na qual cada linha contém a transposta do vetor de imagem correspondente a cada posição (x_i, α_i) :

$$\begin{bmatrix} \mathbf{z}_1^T \\ \mathbf{z}_2^T \\ \mathbf{z}_3^T \\ \vdots \\ \mathbf{z}_{N_a}^T \end{bmatrix}. \quad (2.22)$$

Neste modo de operação também é gerado automaticamente o vetor normalizador quantizado, \mathbf{z}_n , obtido na posição $(x, \alpha) = (0, 90^\circ)$. Nesta posição nenhuma coluna de sensores da UAI é coberta pela guia de trajetória.

O modo de verificação é utilizado para a avaliação da performance dos algoritmos de estimação das variáveis de erro de trajetória a partir do vetor de imagem quantizado \mathbf{z} . São fornecidos N_v pares de pontos de posicionamento tal como no modo de aquisição de dados, e os algoritmos são avaliados graficamente na tela do microcomputador. Este modo também permite que as estimativas obtidas pelos algoritmos sejam salvas em arquivos para análise posterior.

2.4 Conclusões

A caracterização de variáveis de erro de trajetória para veículos em rotas fixas foi feita no início deste Capítulo. Estas variáveis são o deslocamento ortogonal Γ e o ângulo de desvio Θ . O deslocamento ortogonal é uma medida do quanto o veículo se afasta da trajetória desejada. O ângulo de desvio representa o erro de orientação do veículo.

Logo após foi apresentada a Unidade de Aquisição de Imagens (UAI), responsável pela detecção de guias de trajetórias não-refletoras. A UAI é composta por LEDs

infravermelhos e fotodiodos arrançados em duas colunas e circuitos de condicionamento de sinal. A UAI pode ser comparada a uma câmara de vídeo de baixa resolução, que no caso apresenta como saída um vetor de imagem de 14 elementos.

Os circuitos da UAI foram implementados com componentes discretos, o que de início preocupava pelo espaço que poderia ser ocupado. Entretanto isto não ocorreu uma vez que houve um aproveitamento máximo das funções dos dispositivos empregados. A UAI apresenta um vetor de imagem em apenas $100\ \mu s$. Entretanto, o tempo de aquisição do vetor de imagem para processamento posterior depende do conversor A/D empregado. Com o uso de um conversor A/D rápido de 8 *bits* como o ADC0820, um microprocessador poderia adquirir o vetor de imagem em apenas $28\ \mu s$, entretanto em condições ideais (desconsiderando-se os tempos de chaveamento do multiplexador analógico, de processamento do microprocessador e os atrasos de propagação por cabos longos).

Também foi apresentada uma plataforma de testes que permite automatizar os experimentos de caracterização da UAI. Ligada a um microcomputador PC através da porta paralela, esta plataforma simula situações de erro de trajetória e os vetores de imagem da UAI são adquiridos por um programa de controle.

Capítulo 3

Estimação do Erro de Trajetória

A Unidade de Aquisição de Imagens (UAI) apresentada no capítulo anterior é empregada na obtenção de uma imagem de baixa resolução do chão logo abaixo de um veículo. Supondo que abaixo da UAI também esteja a guia de trajetória e que a imagem adquirida seja consistente, é possível obter estimativas das variáveis de erro de trajetória. Esta tarefa é atribuída à Unidade de Processamento de Imagens (UPI).

A Figura 3.1 ilustra a relação entre a UPI e a UAI. A UPI é responsável pela obtenção de estimativas das variáveis de erro de trajetória a partir do vetor de imagem quantizado, chamadas de $\hat{\Gamma}$ e $\hat{\Theta}$. Para tal finalidade, a UPI emprega um algoritmo que processa o vetor de imagem quantizado. São apresentados neste Capítulo algoritmos candidatos que são classificados em dois grupos: algoritmos geométricos e algoritmos neuronais. Estes algoritmos são formalizados e avaliados experimentalmente com a plataforma de testes. Os algoritmos que apresentarem melhores resultados nos experimentos de avaliação serão utilizados pela UPI.

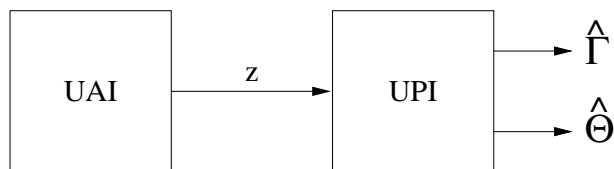


Figura 3.1: Relação entre a UPI e a UAI.

3.1 Algoritmos Geométricos

A Figura 3.2 mostra os detalhes geométricos da UAI em visão ampliada.

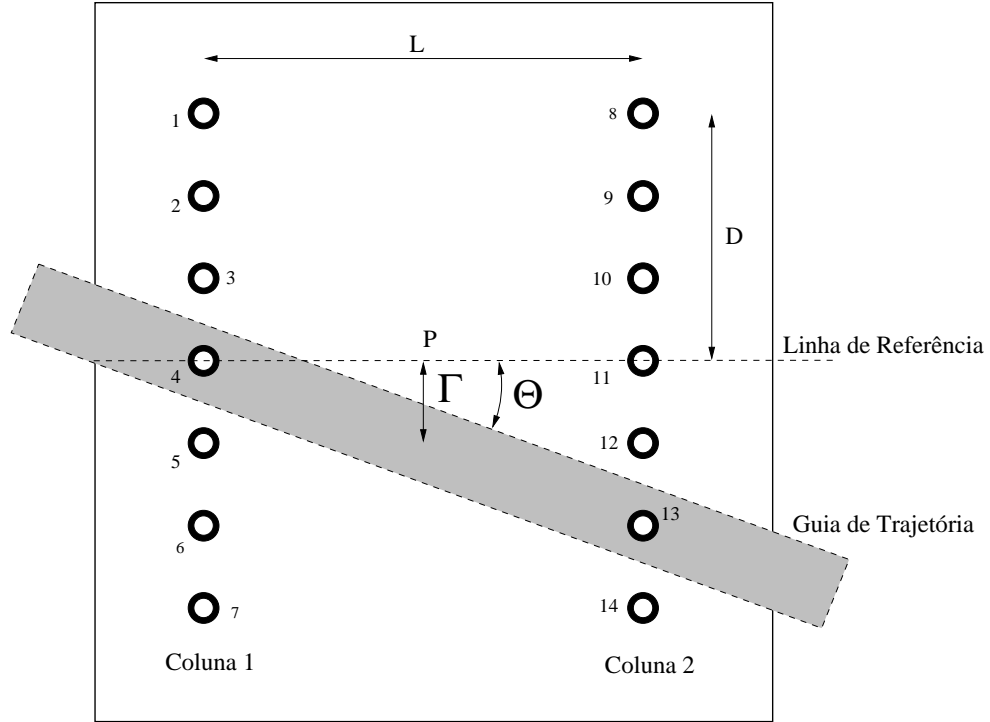


Figura 3.2: Detalhes da geometria do sensor da UAI.

Os fotodiodos das colunas 1 e 2 são identificados por índices numéricos. Os índices de 1 a 7 são relacionados a sensores da coluna 1, e de 8 a 14 para os da coluna 2. O nível de ativação de cada fotodiodo é armazenado no vetor de imagem quantizado

$$\mathbf{z} = \begin{bmatrix} z_1 & z_2 & \dots & z_{14} \end{bmatrix}^T, \quad (3.1)$$

adquirido pela plataforma de testes. É possível determinar qual sensor em cada coluna está menos ativo devido à presença da guia de trajetória não-refletora, que está pintada sobre um solo de cor branca. Para isto, um vetor de imagem normalizador é utilizado. Este vetor é adquirido sem a presença da guia de trajetória abaixo da UAI, implicando que, sendo o solo de cor branca (máxima reflexão nas condições de operação), seus

elementos representam a máxima resposta que cada sensor pode fornecer. O vetor normalizador quantizado possui a seguinte forma

$$\mathbf{z}_n = \begin{bmatrix} z_{n1} & z_{n2} & \dots & z_{n14} \end{bmatrix}^T. \quad (3.2)$$

Definindo-se um vetor \mathbf{r} formado pelas razões entre cada elemento do vetor \mathbf{z} e o seu correspondente do vetor \mathbf{z}_n , ou seja,

$$\mathbf{r} = \begin{bmatrix} r_1 = \frac{z_1}{z_{n1}} \\ r_2 = \frac{z_2}{z_{n2}} \\ \vdots \\ r_{14} = \frac{z_{14}}{z_{n14}} \end{bmatrix}, \quad (3.3)$$

os seus elementos variam bastante de valor de acordo com a presença ou não da guia de trajetória. Sem a presença da guia de trajetória em frente ao fotodiodo i , sua resposta quantizada z_i é próxima de z_{ni} , implicando em um valor de r_i em torno de 1,0. Com a guia de trajetória presente, a energia luminosa captada pelo sensor i e quantizada em z_i é menor, implicando em um r_i próximo de zero.

São apresentados dois algoritmos de estimação de Γ e Θ obtidos empiricamente a partir da geometria do sensor da UAI. Eles são chamados de algoritmo A e algoritmo B. Estes algoritmos são formalizados a partir de uma análise dos elementos do vetor \mathbf{r} , como ilustrado na Figura 3.3. O procedimento de obtenção do vetor \mathbf{r} a partir dos vetores \mathbf{z} e \mathbf{z}_n é chamado de normalização.

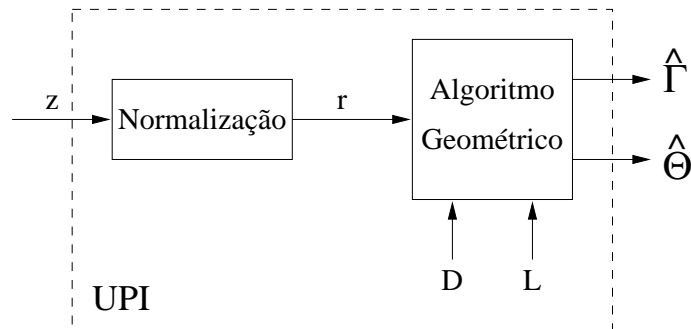


Figura 3.3: Algoritmos Geométricos na UPI.

3.1.1 Algoritmo A

O algoritmo A utiliza os índices dos sensores de menor magnitude em cada coluna da UAI para obter estimativas de Γ e Θ . Estes índices correspondem aos sensores de cada coluna que estão sobre a guia de trajetória. Os índices que correspondem aos elementos do vetor \mathbf{r} de menor magnitude para as colunas 1 e 2 são chamados de i_1 e i_2 , respectivamente. As distâncias ortogonais entre os sensores i_1 e i_2 e a linha de referência da UAI são dadas por $p_1(i_1) \cdot D/p$ e $p_2(i_2) \cdot D/p$, respectivamente. Com $D = 47,8$ mm e $p = 1,56$ mm, estas medidas estão em p unidades e as funções $p_1(i_1)$ e $p_2(i_2)$ são definidas como

$$p_1(i_1) = \frac{i_1 - 4}{3}, \text{ para } i_1 = 1, \dots, 7, \quad (3.4)$$

$$p_2(i_2) = \frac{i_2 - 11}{3}, \text{ para } i_2 = 8, \dots, 14. \quad (3.5)$$

No caso ilustrado pela Figura 3.2, $i_1 = 4$ e $i_2 = 13$. Como o ponto de referência P está sobre a linha de referência e na metade da distância entre as duas colunas de sensores, mostra-se por triangulação que as estimativas de Γ e Θ são dadas por

$$\hat{\Gamma} = \frac{p_1(i_1) + p_2(i_2)}{2} \cdot \frac{D}{p}, \quad (3.6)$$

$$\hat{\Theta} = \tan^{-1} \left(\frac{p_2(i_2) - p_1(i_1)}{L} \cdot D \right), \quad (3.7)$$

nas quais $L = 64,0$ mm é a distância entre as colunas 1 e 2.

3.1.2 Algoritmo B

No algoritmo A, as distâncias entre os sensores de menor resposta e a linha de referência foram obtidas em função os índices de tais sensores. Se a guia de trajetória estiver exatamente abaixo de apenas um sensor de cada coluna, o algoritmo pode funcionar muito bem. Entretanto, na maioria das situações reais isto pode não ocorrer, ou seja, a guia de trajetória pode estar entre dois sensores vizinhos em uma mesma coluna. A

largura nominal da guia de trajetória, 1,6 cm, é ligeiramente maior do que a distância que separa dois fotodiodos vizinhos, 1,593 cm (ou $D/3$). Desta forma, nunca a guia de trajetória pode ficar entre dois fotodiodos sem ser detectada por no mínimo um deles. Com a guia de trajetória posicionada entre dois sensores vizinhos de uma mesma coluna, as respostas destes sensores ainda será menor que as respostas dos outros que não estão sobre a guia de trajetória.

No algoritmo A, os índices i_1 e i_2 são sempre números inteiros, resultado da escolha de apenas um sensor em cada coluna. Uma forma de melhorar os resultados do algoritmo A quando a guia de trajetória está parcialmente abaixo de dois sensores vizinhos é utilizar uma média ponderada dos índices de tais sensores. Os pesos da média ponderada são determinados a partir das intensidade captadas por cada sensor, representadas por elementos do vetor de imagem quantizado \mathbf{z} . O algoritmo B utiliza este recurso.

Considera-se i_{1a} e i_{1b} os índices dos sensores de menor resposta obtidos a partir de uma análise do vetor \mathbf{r} para a coluna 1. i_{2a} e i_{2b} possuem o mesmo significado para a coluna 2. No algoritmo B os índices i_1 e i_2 utilizados por $p_1(i_1)$ e $p_2(i_2)$ das equações (3.4) e (3.5) são obtidos a partir das seguintes médias ponderadas:

$$i_1 = \frac{i_{1a}(\mathbf{z}_n(i_{1a}) - \mathbf{z}(i_{1a})) + i_{1b}(\mathbf{z}_n(i_{1b}) - \mathbf{z}(i_{1b}))}{(\mathbf{z}_n(i_{1a}) - \mathbf{z}(i_{1a})) + (\mathbf{z}_n(i_{1b}) - \mathbf{z}(i_{1b}))}, \quad (3.8)$$

$$i_2 = \frac{i_{2a}(\mathbf{z}_n(i_{2a}) - \mathbf{z}(i_{2a})) + i_{2b}(\mathbf{z}_n(i_{2b}) - \mathbf{z}(i_{2b}))}{(\mathbf{z}_n(i_{2a}) - \mathbf{z}(i_{2a})) + (\mathbf{z}_n(i_{2b}) - \mathbf{z}(i_{2b}))}. \quad (3.9)$$

Nestas equações, $\mathbf{z}_n(k)$ e $\mathbf{z}(k)$, com $k = i_{1a}, i_{1b}, i_{2a}$ ou i_{2b} , são os elementos correspondentes dos índices k nos vetores \mathbf{z}_n e \mathbf{z} . No caso de i_1 , se a guia de trajetória estiver mais próxima do sensor dado por i_{1a} do que por i_{1b} , é natural que o peso $(\mathbf{z}_n(i_{1a}) - \mathbf{z}(i_{1a}))$ seja maior do que $(\mathbf{z}_n(i_{1b}) - \mathbf{z}(i_{1b}))$. E assim o índice i_1 será mais próximo de i_{1a} do que de i_{1b} . O mesmo raciocínio pode ser seguido para a obtenção de i_2 a partir de i_{2a} e i_{2b} na coluna 2.

O Algoritmo B pode também empregar os índices dos três sensores de menor resposta em cada coluna ao invés de apenas dois. Desta forma, as equações (3.8) e (3.9)

podem ser escritas como

$$i_1 = \frac{i_{1a}(\mathbf{z}_n(i_{1a}) - \mathbf{z}(i_{1a})) + i_{1b}(\mathbf{z}_n(i_{1b}) - \mathbf{z}(i_{1b})) + i_{1c}(\mathbf{z}_n(i_{1c}) - \mathbf{z}(i_{1c}))}{(\mathbf{z}_n(i_{1a}) - \mathbf{z}(i_{1a})) + (\mathbf{z}_n(i_{1b}) - \mathbf{z}(i_{1b})) + (\mathbf{z}_n(i_{1c}) - \mathbf{z}(i_{1c}))}, \quad (3.10)$$

$$i_2 = \frac{i_{2a}(\mathbf{z}_n(i_{2a}) - \mathbf{z}(i_{2a})) + i_{2b}(\mathbf{z}_n(i_{2b}) - \mathbf{z}(i_{2b})) + i_{2c}(\mathbf{z}_n(i_{2c}) - \mathbf{z}(i_{2c}))}{(\mathbf{z}_n(i_{2a}) - \mathbf{z}(i_{2a})) + (\mathbf{z}_n(i_{2b}) - \mathbf{z}(i_{2b})) + (\mathbf{z}_n(i_{2c}) - \mathbf{z}(i_{2c}))}, \quad (3.11)$$

nas quais i_{1c} e i_{2c} são os índices do terceiro sensor de menor resposta para as colunas 1 e 2, respectivamente. As equações (3.10) e (3.11) podem apresentar bons resultados tanto para a aguia de trajetória posicionada entre dois sensores de cada coluna como também para a guia posicionada abaixo de apenas um sensor. O primeiro caso é uma situação na qual o terceiro sensor praticamente não influenciaria nas estimativas pois seu peso correspondente $\mathbf{z}_n(i_{1c}) - \mathbf{z}(i_{1c})$ seria aproximadamente nulo. Já para o segundo caso, os pesos dos sensores vizinhos ao sensor de menor resposta que está sobre a guia de trajetória seriam também muito próximos de zero. Com as equações (3.8) e (3.9), um dos sensores vizinhos deveria ser escolhido e, se houver alguma alternância na escolha, as estimativas podem apresentar sobressaltos.

Entretanto, o algoritmo B emprega os resultados obtidos das equações (3.8) e (3.9) aplicados às equações (3.4) e (3.5). As estimativas de Γ e Θ são obtidas das equações (3.6) e (3.7).

3.2 Algoritmos Neurais

O problema de estimação das variáveis de erro de trajetória a partir do vetor de imagem quantizado \mathbf{z} pode ser abordado do ponto de vista de identificação de sistemas. Inicialmente admite-se que existam funções reais $F_\Gamma(\mathbf{z})$ e $F_\Theta(\mathbf{z})$ tais que

$$\Gamma = F_\Gamma(\mathbf{z}), \quad (3.12)$$

$$\Theta = F_\Theta(\mathbf{z}). \quad (3.13)$$

$F_\Gamma(\mathbf{z})$ e $F_\Theta(\mathbf{z})$ realizam um mapeamento do espaço \mathcal{R}^{14} no espaço \mathcal{R} . Ao fazer $\Gamma = F_\Gamma(\mathbf{z})$ e $\Theta = F_\Theta(\mathbf{z})$, assume-se que o vetor de imagem quantizado \mathbf{z} possua informação suficiente sobre o desvio do veículo em relação à guia de trajetória.

O problema de estimação de Γ e Θ consiste em encontrar estimativas das funções $F_\Gamma(\mathbf{z})$ e $F_\Theta(\mathbf{z})$, chamadas respectivamente de $\hat{F}_\Gamma(\mathbf{z})$ e $\hat{F}_\Theta(\mathbf{z})$, tais que

$$\hat{\Gamma} = \hat{F}_\Gamma(\mathbf{z}), \quad (3.14)$$

$$\hat{\Theta} = \hat{F}_\Theta(\mathbf{z}), \quad (3.15)$$

sejam boas estimativas de Γ e Θ , respectivamente. O emprego de redes neuronais como aproximadores universais de funções tem mostrado bons resultados [18, 19, 20, 21, 22]. A partir da leitura destes trabalhos, resolveu-se avaliar o uso duas redes neuronais para obter as estimativas $\hat{\Gamma} = \hat{F}_\Gamma(\mathbf{z})$ e $\hat{\Theta} = \hat{F}_\Theta(\mathbf{z})$ na UPI. A Figura 3.4 ilustra a estrutura da UPI com as redes neuronais.

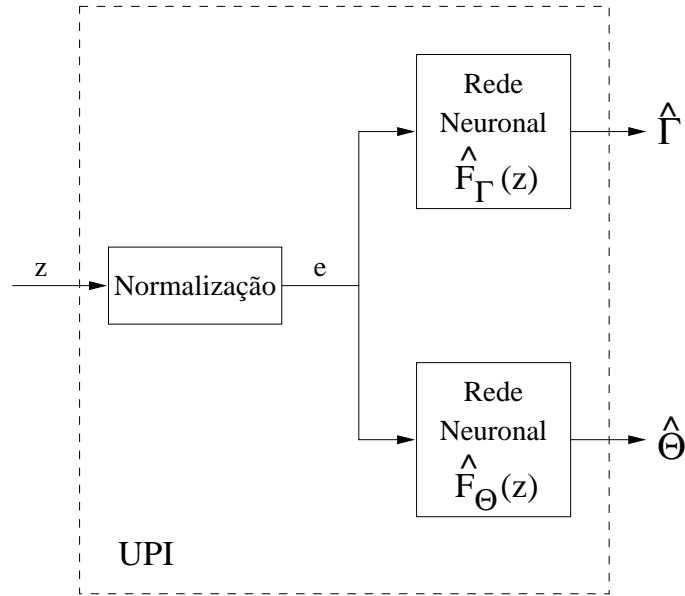


Figura 3.4: Algoritmos Neuronais na UPI.

3.2.1 Estrutura das Redes Neuronais

Redes neuronais artificiais diretas do tipo perceptron multicamadas são empregadas como algoritmos neuronais. Estas redes neuronais possuem parâmetros que devem ser

ajustados em um experimento de ajuste, comumente chamado de fase de treinamento. Na fase de treinamento são apresentadas seqüencialmente variáveis de entrada \mathbf{z} e os parâmetros são ajustados de forma que a saída da rede neuronal se aproxime de um valor desejado, que no caso pode ser $\hat{\Gamma}$ ou $\hat{\Theta}$. Em geral, após a fase de treinamento, as redes neurais conseguem apresentar bons resultados de interpolação ou extrapolação em regiões do espaço de entrada pouco representadas durante a fase de treinamento [23]. Neste caso diz-se que a rede neuronal conseguiu realizar generalizações que vão além do espaço de treinamento. No contexto deste trabalho, deseja-se tais generalizações um vez que o número de pontos entrada-saída possíveis de serem obtidos pela plataforma de testes é limitado.

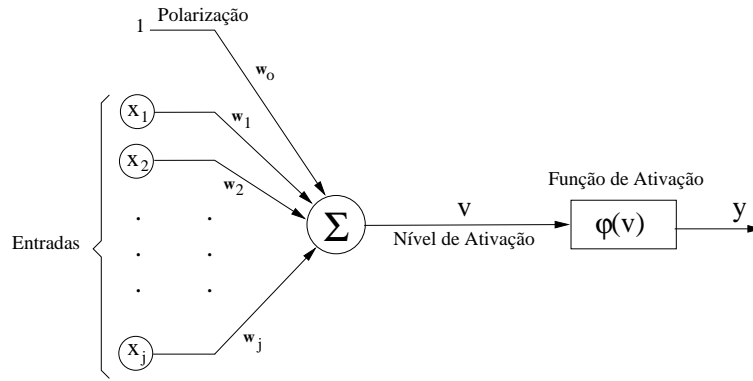


Figura 3.5: Estrutura de um neurônio do tipo perceptron.

A partir de estudos em redes neurais biológicas, várias representações matemáticas foram obtidas com o objetivo de se reproduzir o comportamento de tais sistemas. Tal como no modelo biológico, as células básicas de uma rede neuronal artificial são chamadas de neurônios. No caso de uma rede perceptron multicamadas, cada neurônio, chamado de perceptron, possui o seguinte equacionamento matemático (ver Figura 3.5):

$$y = \varphi(v), \quad (3.16)$$

$$v = w_0 + \sum_{i=1}^j w_i x_i. \quad (3.17)$$

Nestas equações, y é a saída do neurônio, que é função de v , chamado de nível

de ativação. A função $\varphi(v)$ é chamada de função de ativação. O nível de ativação v é a soma do produto de cada elemento de entrada x_i por um peso w_i . Geralmente é também somado a este produto uma constante w_0 , chamada de polarização. j é o número de entradas do neurônio. Os pesos w_i são chamados de pesos das conexões sinápticas entre cada elemento de entrada x_i e o núcleo do neurônio.

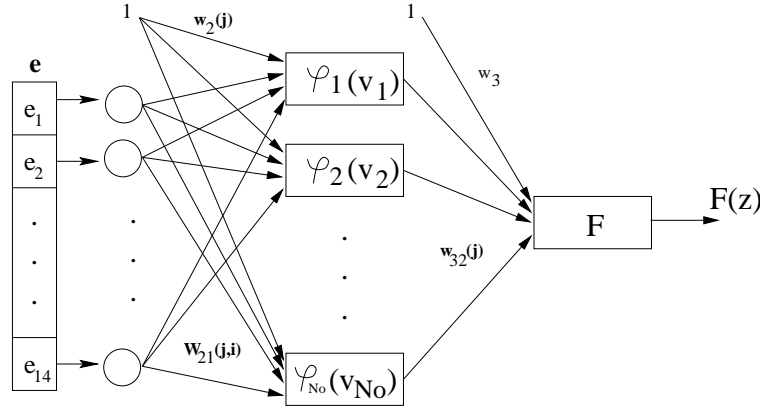


Figura 3.6: Estrutura das redes neuronais.

A estrutura das redes neuronais é mostrada na Figura 3.6. As redes neuronais são divididas em três camadas: a camada de entrada, a camada oculta e a camada de saída. Em algumas aplicações, o número de camadas ocultas pode ser ainda maior.

A camada de entrada é composta por 14 elementos de entrada, correspondentes aos elementos do vetor de entrada \mathbf{e} da forma

$$\mathbf{e} = \begin{bmatrix} e_1 & e_2 & \dots & e_{14} \end{bmatrix}^T. \quad (3.18)$$

Pode-se observar que o vetor de entrada possui a mesma dimensão do vetor de imagem quantizado \mathbf{z} . Entretanto, o vetor de imagem quantizado \mathbf{z} não é apresentado diretamente à rede neuronal. Ele é primeiramente normalizado. Cada elemento do vetor de entrada \mathbf{e} é dado por

$$e_i = \frac{z_i}{z_{ni}} - 0,5 = r_i - 0,5. \quad (3.19)$$

Como cada elemento de r_i deve variar entre 0 e 1, e_i deve assumir valores negativos e positivos entre $-0,5$ e $+0,5$.

A camada oculta possui N_o neurônios. N_o é de modo geral escolhido para a aplicação considerada. Os níveis de ativação v_j do j -ésimo neurônio da camada oculta são dados por

$$v_j = \mathbf{w}_2(j) + \sum_{i=1}^{14} \mathbf{e}(i) \mathbf{W}_{21}(j, i), \text{ para } j = 1 \dots N_o. \quad (3.20)$$

\mathbf{W}_{21} é uma matriz ($\dim \mathbf{W}_{21} = N_o \times 14$) contendo os pesos das conexões sinápticas entre os elementos do vetor de entrada \mathbf{e} e os neurônios da camada oculta, e \mathbf{w}_2 é o vetor de polarização. A função de ativação do j -ésimo neurônio da camada oculta é a tangente hiperbólica. Esta função é dada por

$$y_j = \varphi_j(v_j) = \sigma_j \frac{1 - \exp(-\beta_j v_j + \alpha_j)}{1 + \exp(-\beta_j v_j + \alpha_j)}. \quad (3.21)$$

Outros tipos de função de ativação são também utilizados em neurônios do tipo perceptron, tais como a função sigmóide e a função degrau. De acordo com Haykin [23], redes neuronais que utilizam como função de ativação a tangente hiperbólica apresentam geralmente melhores resultados. Os parâmetros σ_j , β_j e α_j são específicos para cada j -ésimo neurônio da camada oculta. A função de ativação dada pela equação (3.21) é contínua e diferenciável para todos os valores de v_j . As derivadas parciais de $\varphi_j(v_j)$ em relação a v_j e os parâmetros σ_j , β_j e α_j serão utilizadas pelo algoritmo de ajuste da rede neuronal. Elas são

$$\frac{\partial \varphi_j(v_j)}{\partial v_j} = \frac{\sigma_j \beta_j}{2} [1 - (\varphi_j(v_j))^2], \quad (3.22)$$

$$\frac{\partial \varphi_j(v_j)}{\partial \sigma_j} = \frac{1 - \exp(-\beta_j v_j + \alpha_j)}{1 + \exp(-\beta_j v_j + \alpha_j)}, \quad (3.23)$$

$$\frac{\partial \varphi_j(v_j)}{\partial \beta_j} = \frac{v_j \sigma_j}{2} [1 - (\varphi_j(v_j))^2], \quad (3.24)$$

$$\frac{\partial \varphi_j(v_j)}{\partial \alpha_j} = -\frac{\sigma_j}{2} [1 - (\varphi_j(v_j))^2]. \quad (3.25)$$

A camada de saída é composta de apenas um neurônio com função de ativação linear. A saída deste neurônio é da forma

$$F = K \left[w_3 + \sum_{j=1}^{N_o} y_j \mathbf{w}_{32}(j) \right], \quad (3.26)$$

com y_j sendo a saída do j -ésimo neurônio da camada oculta, \mathbf{w}_{32} ($\dim \mathbf{w}_{32} = N_o \times 1$) é um vetor que contém os pesos das conexões que ligam cada saída da camada oculta e as entradas do neurônio de saída, w_3 é a polarização do neurônio de saída e K é uma constante. Para as redes neuronais utilizadas, $K = 100$.

A partir das equações (3.20), (3.21) e (3.26), verifica-se que a saída F da rede neuronal é função do vetor de entrada \mathbf{e} , que por sua vez é função do vetor de imagem quantizado \mathbf{z} . A forma como é feita a normalização para se obter o vetor de entrada \mathbf{e} a partir do vetor de imagem \mathbf{z} está relacionada à estrutura da rede neuronal. As saídas dos neurônios podem apresentar valores positivos ou negativos. Para aumentar a velocidade de convergência da rede neuronal na fase de ajuste, é interessante que as saídas dos neurônios da camada oculta não estejam saturadas, o que pode ocorrer com valores sempre positivos dos elementos do vetor \mathbf{e} . Neurônios com as saídas saturadas apresentam uma pequena variação nas saídas para grandes variações nos parâmetros, ou seja, um pequeno gradiente de suas saídas em relação aos parâmetros internos. Isto implica em mais iterações no procedimento de ajuste para que os parâmetros cheguem a seus valores ideais [23]. A normalização do vetor de imagem é apenas uma estratégia para tornar mais rápida a convergência da rede neuronal, o que não implica que sem uma normalização o procedimento de ajuste não obtenha sucesso.

3.2.2 Procedimento de Ajuste das Redes Neuronais

O grau de ajuste das redes neuronais a um determinado número N_t de pares de pontos (\mathbf{z}, Γ) e (\mathbf{z}, Θ) é expressado pelas funções de custo

$$J_\Gamma = \frac{1}{2N_t} \sum_{q=1}^{N_t} (\Gamma_q - \hat{F}_\Gamma(\mathbf{z}_q))^2, \quad (3.27)$$

$$J_\Theta = \frac{1}{2N_t} \sum_{q=1}^{N_t} (\Theta_q - \hat{F}_\Theta(\mathbf{z}_q))^2, \quad (3.28)$$

com q sendo o índice do q -ésimo par de pontos (\mathbf{z}_q, Γ_q) e (\mathbf{z}_q, Θ_q) , $q = 1 \dots N_t$. Estas funções representam o erro médio quadrático entre as saídas das redes neurais correspondentes aos vetores de imagem \mathbf{z}_q ($\hat{F}_\Gamma(\mathbf{z}_q)$ ou $\hat{F}_\Theta(\mathbf{z}_q)$) e as suas saídas desejadas (Γ_q ou Θ_q , respectivamente), e são calculadas para os N_t pares de pontos.

As redes neurais empregadas neste trabalho são modelos não-lineares. Alguns métodos de ajuste de modelos não-lineares são apresentados por Ljung em [24]. Estas ferramentas empregam técnicas numéricas iterativas baseadas em busca por gradiente. A técnica mais famosa é um método newtoniano chamado de *steepest descent*. Com este método, um determinado parâmetro θ do modelo não-linear é ajustado recursivamente. A regra de ajuste na i -ésima iteração é da forma

$$\theta_i = \theta_{i-1} - \eta \frac{\partial \xi}{\partial \theta}, \quad (3.29)$$

com ξ sendo uma função do erro de ajuste da rede neuronal, θ_{i-1} é o parâmetro obtido na iteração anterior e η é o ganho de ajuste. Com esta regra de ajuste, a trajetória de θ é em direção contrária ao crescimento da função de custo ξ , ou seja, o objetivo é obter um mínimo para ξ . Valores muito grandes de η podem levar à instabilidade do algoritmo e valores muito pequenos implicam em reduzida velocidade de convergência.

No contexto de redes neurais, o ganho η é chamado de taxa de treinamento (ou taxa de aprendizagem). O método *steepest descent* foi aplicado em um algoritmo de ajuste chamado de *back-propagation*. Neste algoritmo, cada iteração é chamada de ciclo de treinamento. Da mesma forma, o procedimento de ajuste da rede neuronal a um conjunto de pontos entrada/saída é chamado de treinamento da rede neuronal. Quando a rede neuronal tem seus parâmetros ajustados uma única vez para todos os pontos de treinamento, isto é, (\mathbf{z}_q, Γ_q) ou (\mathbf{z}_q, Θ_q) , $q = 1 \dots N_t$, então diz-se que ocorreu uma época de treinamento. A cada época, ocorre apenas um único ajuste dos parâmetros da rede neuronal para cada ponto de treinamento.

É necessário obter regras de adaptação de todos os parâmetros ajustáveis da rede neuronal. A rede neuronal recebe como entrada um vetor de imagem \mathbf{z}_q e deve apresentar em sua saída um valor desejado Y_q (Y_q pode representar Γ_q ou Θ_q). As regras de adaptação podem ser ainda aplicadas em lote, no qual são avaliados todos os pontos

de treinamento para então o ajuste ser realizado, ou ser aplicada a cada amostra dos pontos de treinamento. Neste trabalho, o ajuste dos parâmetros será realizado a cada apresentação de uma amostra dos pontos de treinamento. A função do erro de ajuste da rede neuronal é escrita como

$$\xi = \frac{1}{2}(Y_q - F(\mathbf{z}_q))^2, \quad (3.30)$$

com $F(\mathbf{z}_q)$ sendo a resposta da rede neuronal para o q -ésimo vetor de imagem, de acordo com a equação (3.26). Esta função é uma medida do quanto a rede neuronal está ajustada para a amostra (\mathbf{z}_q, Y_q) .

O procedimento de obtenção das regras de ajuste dos parâmetros consiste em avaliar os gradientes da camada de saída e depois os da camada oculta. Para uma rede neuronal com mais de uma camada oculta, o procedimento de ajuste tem início na camada de saída e em direção à primeira camada oculta. Por isto o método é chamado de *back-propagation*, ou ainda, propagação retroativa. Sendo θ um parâmetro da rede neuronal, de acordo com a camada deste parâmetro, as seguintes derivadas parciais da função ξ em relação a θ são obtidas pela regra da cadeia para derivadas parciais:

$$\frac{\partial \xi}{\partial \theta} = \frac{\partial \xi}{\partial F} \cdot \frac{\partial F}{\partial \theta}, \text{ para } \theta \text{ sendo } \mathbf{w}_{32}(j) \text{ ou } w_3, \quad (3.31)$$

$$\frac{\partial \xi}{\partial \theta} = \frac{\partial \xi}{\partial F} \cdot \frac{\partial F}{\partial y_j} \cdot \frac{\partial y_j}{\partial \theta}, \text{ para } \theta \text{ sendo } \sigma_j, \beta_j \text{ ou } \alpha_j, \quad (3.32)$$

$$\frac{\partial \xi}{\partial \theta} = \frac{\partial \xi}{\partial F} \cdot \frac{\partial F}{\partial y_j} \cdot \frac{\partial y_j}{\partial v_j} \cdot \frac{\partial v_j}{\partial \theta}, \text{ para } \theta \text{ sendo } \mathbf{W}_{21}(j, i) \text{ ou } \mathbf{w}_2(j). \quad (3.33)$$

A partir da equação (3.30), obtém-se

$$\frac{\partial \xi}{\partial F} = -(Y_q - F(\mathbf{z}_q)). \quad (3.34)$$

Iniciando-se pela camada de saída, os parâmetros ajustáveis são os elementos do vetor \mathbf{w}_{32} e a polarização w_3 . O ganho $K = 100$ do neurônio de saída é mantido constante. Da equação (3.26), obtém-se:

$$\frac{\partial F}{\partial w_3} = K, \quad (3.35)$$

$$\frac{\partial F}{\partial \mathbf{w}_{32}(j)} = Ky_j. \quad (3.36)$$

Na camada oculta são ajustados os parâmetros σ_j , β_j ou α_j das funções de ativação e os elementos da matriz \mathbf{W}_{21} e do vetor \mathbf{w}_2 . Usualmente não se realiza ajustes nos parâmetros da função de ativação, que são mantidos constantes. Entretanto, alguns trabalhos mostram que melhores resultados podem ser obtidos ajustando também os parâmetros da função de ativação [25, 18, 22]. Ainda da equação (3.26), têm-se que

$$\frac{\partial F}{\partial y_j} = K \mathbf{w}_{32}(j). \quad (3.37)$$

Como $y_j = \varphi_j(v_j)$, as equações (3.23), (3.24) e (3.25) são as expresões para $\partial y_j / \partial \theta$, com θ sendo substituído por σ_j , β_j e α_j , respectivamente. Da mesma forma, a equação (3.22) é equivalente a $\partial y_j / \partial v_j$. Para a obtenção das regras de ajuste dos elementos da matriz \mathbf{W}_{21} e do vetor \mathbf{w}_2 , obtém-se da equação (3.20) as seguintes derivadas parciais:

$$\frac{\partial v_j}{\partial \mathbf{W}_{21}(j, i)} = \mathbf{e}(i), \quad (3.38)$$

$$\frac{\partial v_j}{\partial \mathbf{w}_2(j)} = 1. \quad (3.39)$$

Assim, aplicando-se os últimos resultados às fórmulas dadas pela equações (3.31), (3.32) e (3.33), as seguintes derivadas parciais são obtidas:

$$\frac{\partial \xi}{\partial w_3} = -(Y_q - F(\mathbf{z}_q)) \cdot K, \quad (3.40)$$

$$\frac{\partial \xi}{\partial \mathbf{w}_{32}(j)} = -(Y_q - F(\mathbf{z}_q)) \cdot Ky_j, \quad (3.41)$$

$$\frac{\partial \xi}{\partial \sigma_j} = -(Y_q - F(\mathbf{z}_q)) \cdot K \mathbf{w}_{32}(j) \cdot \frac{1 - \exp(-\beta_j v_j + \alpha_j)}{1 + \exp(-\beta_j v_j + \alpha_j)}, \quad (3.42)$$

$$\frac{\partial \xi}{\partial \beta_j} = -(Y_q - F(\mathbf{z}_q)) \cdot K \mathbf{w}_{32}(j) \cdot \frac{v_j \sigma_j}{2} [1 - (\varphi_j(v_j))^2], \quad (3.43)$$

$$\frac{\partial \xi}{\partial \alpha_j} = +(Y_q - F(\mathbf{z}_q)) \cdot K \mathbf{w}_{32}(j) \cdot \frac{\sigma_j}{2} [1 - (\varphi_j(v_j))^2], \quad (3.44)$$

$$\frac{\partial \xi}{\partial \mathbf{w}_2(j)} = -(Y_q - F(\mathbf{z}_q)) \cdot K \mathbf{w}_{32}(j) \cdot \frac{\sigma_j \beta_j}{2} [1 - (\varphi_j(v_j))^2] \cdot 1, \quad (3.45)$$

$$\frac{\partial \xi}{\partial \mathbf{W}_{21}(j, i)} = -(Y_q - F(\mathbf{z}_q)) \cdot K \mathbf{w}_{32}(j) \cdot \frac{\sigma_j \beta_j}{2} [1 - (\varphi_j(v_j))^2] \cdot \mathbf{e}(i). \quad (3.46)$$

Aplicando-se estas equações à regra geral de ajuste dada pela equação (3.29), as seguintes regras de ajuste são obtidas:

$$w_3 = w_3 - \eta \frac{\partial \xi}{\partial w_3}, \quad (3.47)$$

$$\mathbf{w}_{32}(j) = \mathbf{w}_{32}(j) - \eta \frac{\partial \xi}{\partial \mathbf{w}_{32}(j)}, \quad (3.48)$$

$$\sigma_j = \sigma_j - \eta_s \frac{\partial \xi}{\partial \sigma_j}, \quad (3.49)$$

$$\beta_j = \beta_j - \eta_s \frac{\partial \xi}{\partial \beta_j}, \quad (3.50)$$

$$\alpha_j = \alpha_j - \eta_s \frac{\partial \xi}{\partial \alpha_j}, \quad (3.51)$$

$$\mathbf{w}_2(j) = \mathbf{w}_2(j) - \eta \frac{\partial \xi}{\partial \mathbf{w}_2(j)}, \quad (3.52)$$

$$\mathbf{W}_{21}(j, i) = \mathbf{W}_{21}(j, i) - \eta \frac{\partial \xi}{\partial \mathbf{W}_{21}(j, i)}. \quad (3.53)$$

Verifica-se nestas equações que o ganho de ajuste é η para as conexões sinápticas e η_s para os parâmetros das funções de ativação da camada oculta. Desta forma é possível aplicar diferentes taxas de ajuste para estes dois tipos de parâmetros.

O algoritmo de ajuste das redes neurais é formulado como:

1. Adquirir N_t pares de pontos de treinamento (\mathbf{z}_q, Y_q) , com $q = 1 \dots N_t$, pela plataforma de testes. Y_q pode ser Γ_q ou Θ_q de acordo com a rede neuronal a ser ajustada.
2. Determine o número de épocas de treinamento N_e . A condição de parada do algoritmo é o número de épocas.
3. Início de uma época de treinamento. Faça:
 - (a) Escolha aleatoriamente um par de pontos de treinamento (\mathbf{z}_q, Y_q) . Realize uma única vez os seguintes passos:
 - i. Obtenha o vetor de entrada \mathbf{e} da rede neuronal através da normalização do vetor de imagem \mathbf{z}_q (equação (3.19));
 - ii. Obtenha a resposta $F(\mathbf{z}_q)$ da rede neuronal;
 - iii. Aplique as regras de ajuste dos parâmetros da rede neuronal dadas pelas equações (3.47), (3.48), (3.49), (3.50), (3.51), (3.52) e (3.53);
 - (b) Repita este laço até que todos os pontos de treinamento tenham sido utilizados.
4. Enquanto o número de épocas de treinamento não chegar a N_e , volte ao ponto 3.

A apresentação aleatória dos pontos de treinamento durante uma época torna mais eficiente o ajuste da rede neuronal [23]. A condição de parada deste algoritmo é o número de épocas de treinamento.

3.2.3 Experimento de Treinamento das Redes Neurais

O treinamento das redes neurais foi realizado a partir de dados experimentais obtidos com a UAI montada na plataforma de testes, de onde foram adquiridos $N_t = 750$ pontos de treinamento. Os pontos consistem de pares ordenados da forma (\mathbf{z}_q, Γ_q) ou (\mathbf{z}_q, Θ_q) , $q = 1, 2, \dots, 750$. Em experimentos anteriores, o ajuste das redes neurais foi realizado com pontos de treinamento gerados aleatoriamente [26, 27]. Isto significa que pares

de posicionamento (Γ_q, Θ_q) da UAI na plataforma de testes eram escolhidos de forma aleatória e adquirido o vetor de imagem \mathbf{z}_q correspondente. Entretanto, resultados posteriores mostraram que a melhor forma de gerar os pontos de treinamento das redes neuronais era escolher uniformemente tais pontos, resultando em pontos que melhor representam o espaço das variáveis de erro de trajetória. Ainda assim foi mantida a apresentação aleatória dos pontos de treinamento no algoritmo de ajuste das redes neuronais.

A escolha dos pontos de treinamento é baseada na função que determina o ângulo máximo de posicionamento da UAI pela plataforma de testes para um determinado deslocamento ortogonal (ver equação (2.16)). Esta equação é reescrita aqui da seguinte forma

$$\alpha_{\max}(\Gamma) = \frac{180}{\pi} \cdot \tan^{-1} \left(\frac{\frac{D}{p} - |\Gamma|}{\frac{L}{2p}} \right). \quad (3.54)$$

O deslocamento ortogonal Γ deve estar no intervalo $[-30, 30]$, e o vetor de imagem \mathbf{z} será consistente se o ângulo de desvio Θ estiver no intervalo $[-\alpha_{\max}(\Gamma), \alpha_{\max}(\Gamma)]$. Como na plataforma de testes as resoluções de posicionamento para Γ e Θ são p e $0,75^\circ$, respectivamente, para cada valor de Γ existe também um número limitado de possíveis posições. Este número de possíveis posições será maior quanto maior for α_{\max} .

Para um determinado valor de Γ , são geradas m posições da UAI na plataforma de testes: $(\Gamma, \Theta_1), (\Gamma, \Theta_2), \dots, (\Gamma, \Theta_m)$. Os m valores de Θ são escolhidos uniformemente no intervalo $[-\alpha_{\max}, \alpha_{\max}]$. O número m de pontos para Γ variando de -25 a $+25$ (o que corresponde ao intervalo de $-39,0mm$ a $+39,0mm$), é dado pela Tabela 3.1. Por exemplo, para $\Gamma = -25$, os valores válidos de Θ estão no intervalo de $-17,25^\circ$ a $17,25^\circ$. Assim, foram gerados os seguintes pares: $(\Gamma = 6, \Theta = -17,25^\circ)$, $(\Gamma = 6, \Theta = -10,35^\circ)$, $(\Gamma = 6, \Theta = -3,45^\circ)$, $(\Gamma = 6, \Theta = 3,45^\circ)$, $(\Gamma = 6, \Theta = 10,35^\circ)$ e $(\Gamma = 6, \Theta = 17,25^\circ)$. Na Tabela 3.1 são também mostrados o número de pares de pontos para cada intervalo de Γ . A soma destes números é $N_t = 750$.

O experimento de treinamento visa obter duas redes neuronais, uma para a estimativa do deslocamento ortogonal Γ e outra para a estimativa do ângulo de desvio Θ a

Tabela 3.1: Distribuição por intervalo de Γ dos 750 pontos de treinamento.

Γ	m	Total no intervalo
Para Γ de -25 a -20	7	$7 \times 6 = 42$
Para Γ de -19 a -10	15	$15 \times 10 = 150$
Para Γ de -9 a -1	18	$18 \times 9 = 162$
Para $\Gamma = 0$	42	$42 \times 1 = 42$
Para Γ de 1 a 9	18	$18 \times 9 = 162$
Para Γ de 10 a 19	15	$15 \times 10 = 150$
Para Γ de 20 a 25	7	$7 \times 6 = 42$

partir do vetor de imagem quantizado \mathbf{z} . No total foram treinadas 10 redes neuronais, 5 para a estimativa de Γ e 5 para a estimativa de Θ . Os experimentos de treino foram aplicados a redes neuronais com diferentes números de neurônios na camada oculta ($N_o = 2, 4, 7, 14$ ou 28 neurônios). O critério de parada do algoritmo de ajuste foi baseado no número de épocas de treinamento, no caso em $N_e = 400$ épocas. Com este número de épocas, as funções de custo de treinamento não reduziam mais. Se o critério de parada do algoritmo fosse baseado em algum valor mínimo aceitável para a função de custo, poderia acontecer que o algoritmo finalizasse sua execução mesmo que a função de custo continuasse a decrescer. O critério de parada poderia também ser baseado na variação mínima aceitável da função de custo em determinado número de épocas passadas.

O grau de ajuste das redes neuronais ao conjunto de pontos de treino foi medido pelas funções de custo expressas nas equações (3.27) ou (3.28), de acordo com a estimativa desejada (Γ ou Θ). Os programas de treino foram implementados em linguagem C.

Os gráficos das Figuras 3.7, 3.8, 3.9, 3.10 e 3.11 mostram a progressão das funções de custo de acordo com as épocas de treino para as diferentes redes neuronais. Verificase em todos os casos que em até 50 épocas de treino as funções de custo já estavam próximas de um valor mínimo. Os valores iniciais dos parâmetros das redes neuronais contribuíram para acelerar a convergência. Todas as conexões sinápticas foram inicia-

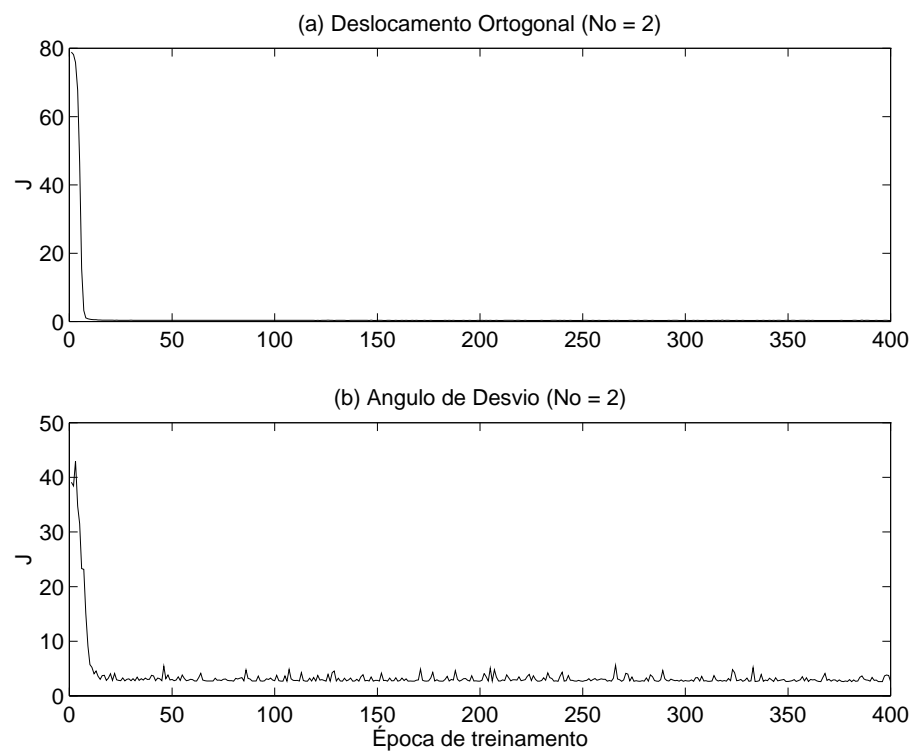


Figura 3.7: Gráficos da progressão da função de custo de treinamento das redes neurais ($N_o = 2$) de acordo com o número de épocas. (a) Deslocamento Ortogonal. (b) Ângulo de Desvio.

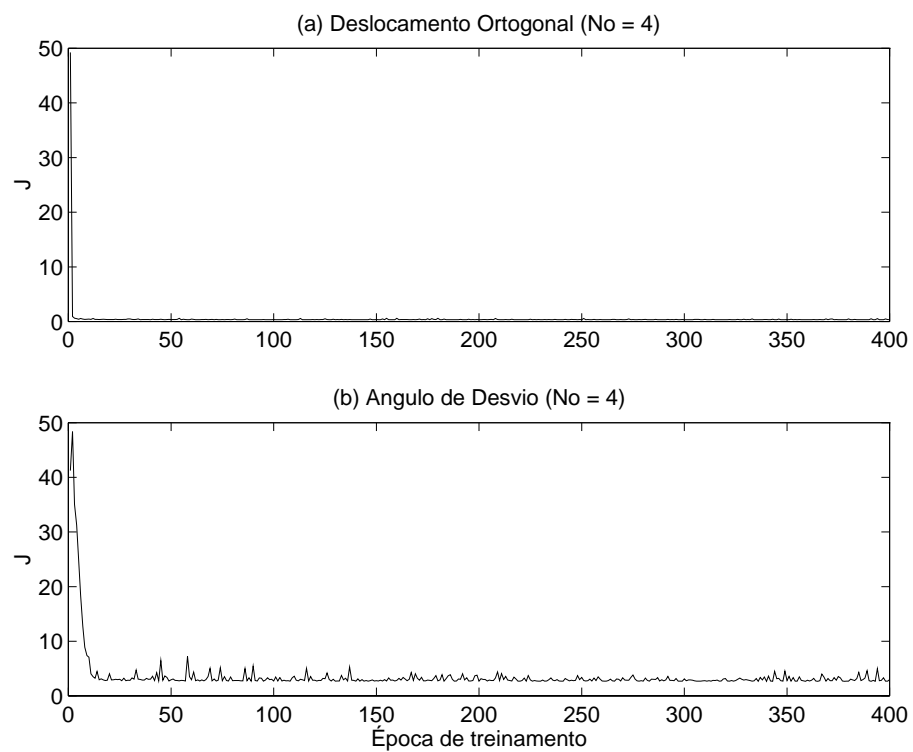


Figura 3.8: Gráficos da progressão da função de custo de treinamento das redes neurais ($N_o = 4$) de acordo com o número de épocas. (a) Deslocamento Ortogonal. (b) Ângulo de Desvio.

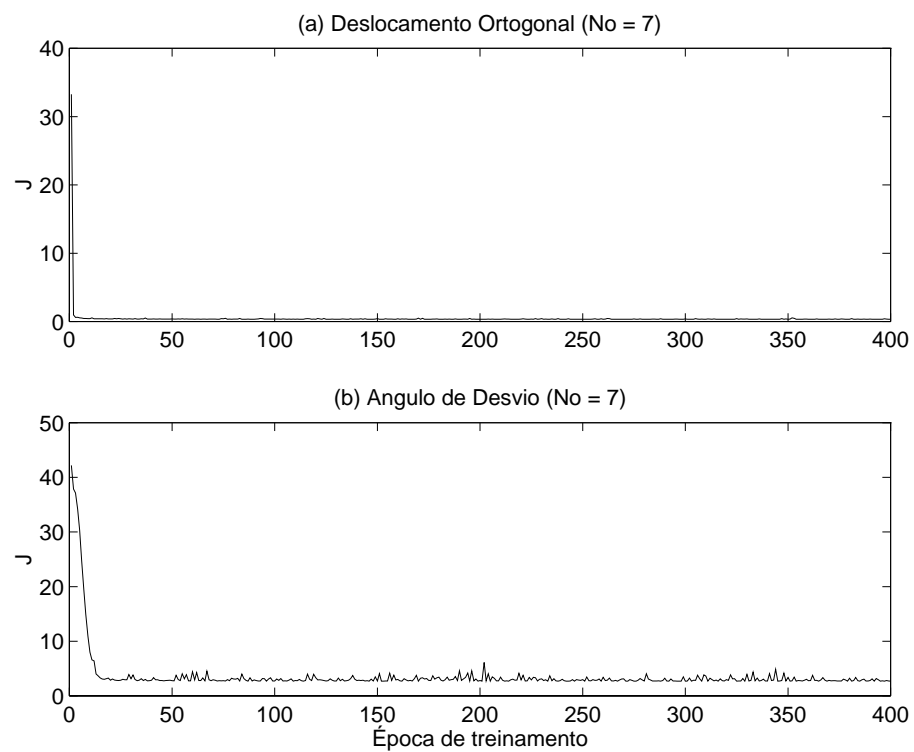


Figura 3.9: Gráficos da progressão da função de custo de treinamento das redes neurais ($N_o = 7$) de acordo com o número de épocas. (a) Deslocamento Ortogonal. (b) Ângulo de Desvio.

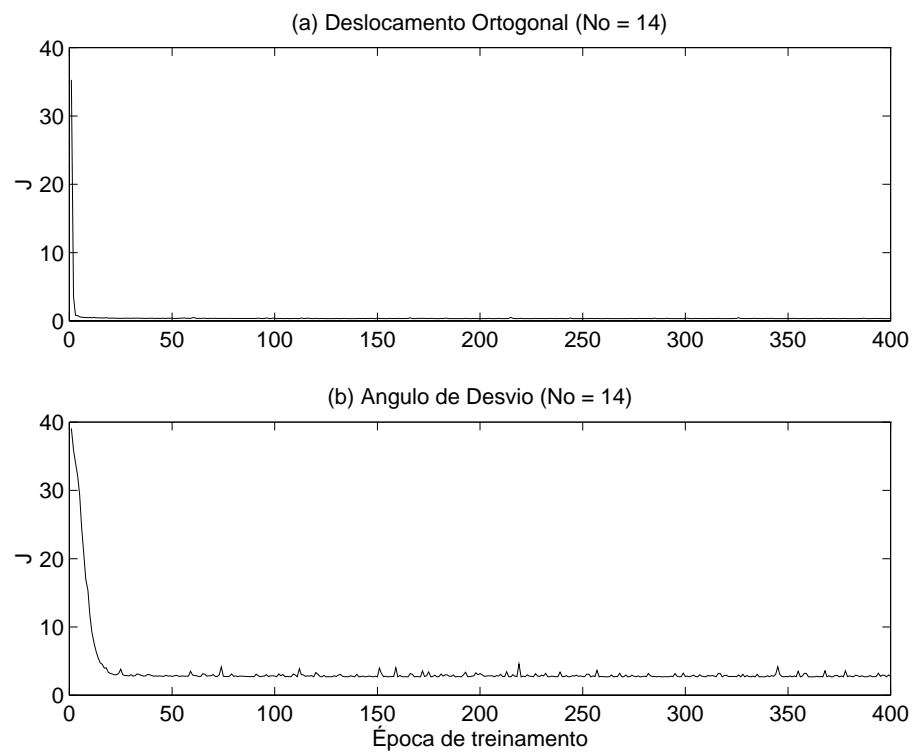


Figura 3.10: Gráficos da progressão da função de custo de treinamento das redes neurais ($N_o = 14$) de acordo com o número de épocas. (a) Deslocamento Ortogonal. (b) Ângulo de Desvio.

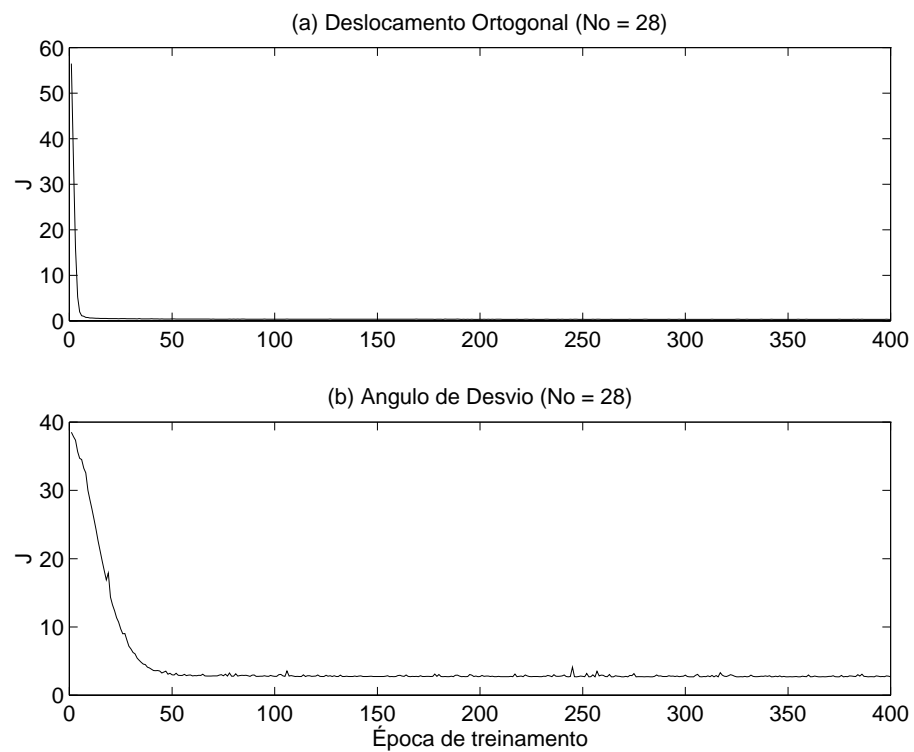


Figura 3.11: Gráficos da progressão da função de custo de treinamento das redes neurais ($N_o = 28$) de acordo com o número de épocas. (a) Deslocamento Ortogonal. (b) Ângulo de Desvio.

Tabela 3.2: Parâmetros de treinamento das redes neuronais para o deslocamento ortogonal.

Rede Neuronal	η	η_s	J_Γ
$N_o = 2$	0,000003	0,000002	0,329118
$N_o = 4$	0,00001	0,000002	0,333244
$N_o = 7$	0,000008	0,000002	0,343200
$N_o = 14$	0,000005	0,000002	0,365171
$N_o = 28$	0,000002	0,000002	0,337202

Tabela 3.3: Parâmetros de treinamento das redes neuronais para o ângulo de desvio.

Rede Neuronal	η	η_s	J_Θ
$N_o = 2$	0,00001	0,000002	2,599172
$N_o = 4$	0,00001	0,000002	2,987561
$N_o = 7$	0,000008	0,000002	2,706097
$N_o = 14$	0,000005	0,000002	2,748786
$N_o = 28$	0,000002	0,000002	2,688231

das com valores aleatórios entre -0,1 e 0,1 (matriz \mathbf{W}_{21} , vetores \mathbf{w}_2 e \mathbf{w}_{32} , e o escalar w_3). Seguindo sugestão de Haykin [23], os parâmetros β_j e σ_j ($j = 1 \dots N_o$) das funções de ativação da camada oculta foram iniciados em $2/3$ e $1,716$, respectivamente. α_j foi iniciado em 0 para todos os neurônios da camada oculta.

A Tabela 3.2 mostra parâmetros e resultados de treinamento de diferentes redes neuronais para a estimativa de Γ , classificadas de acordo com o número de neurônios na camada oculta. O mesmo mostra a Tabela 3.3, mas para a estimativa de Θ .

Observa-se que os resultados da função de custo para a estimativa de uma mesma variável de erro de trajetória são bastante próximos (em torno de 0,34 para J_Γ e 2,70 para J_Θ). Entretanto, as redes neuronais com $N_o = 2$ apresentaram resultados um pouco melhores. Estes resultados foram obtidos com os pontos distribuídos.

Em treinamentos realizados anteriormente com pontos de treinamento gerados alea-

Tabela 3.4: Tempos de processamento para diferentes redes neuronais.

Rede Neuronal	Tempo de Processamento	
	Estimativa de Γ	Estimativa de Θ
$N_o = 2$	$58\mu s$	$58\mu s$
$N_o = 4$	$103\mu s$	$103\mu s$
$N_o = 7$	$171\mu s$	$171\mu s$
$N_o = 14$	$344\mu s$	$344\mu s$
$N_o = 28$	$680\mu s$	$680\mu s$

toriamente, os melhores resultados foram $J_\Gamma = 1,77$ e $J_\Theta = 3,23$. Isto era esperado pois, como explicado no começo desta seção, com a geração aleatória de pontos de treinamento pode-se obter um conjunto não-representativo do espaço de aplicação da rede neuronal e ainda existir agrupamentos e regiões pouco exploradas. E assim, a rede neuronal pode não ser capaz de realizar generalizações (interpolações ou extrapolações).

O emprego dos algoritmos que deverão compor a UAI será na estimação em tempo real de Γ e Θ . Portanto, o tempo de processamento de cada algoritmo deve ser também levado em consideração. A Tabela 3.4 apresenta as parcelas de tempo de processamento para cada rede neuronal correspondentes à estimação de Γ e Θ . Está computado apenas o tempo de cálculo da estimativa a partir do vetor de entrada \mathbf{e} , não fazendo parte portanto o tempo de aquisição de uma imagem e o tempo de normalização. Os experimentos de medição destes tempos foram realizados na mesma base computacional em que está ligada a plataforma de testes: um microcomputador Pentium - 100 MHz.

As redes neuronais com $N_o = 2$ são portanto os representantes desta classe de algoritmos de estimação. Eles apresentaram melhores resultados no treinamento com um conjunto de pontos que representam bem o espaço de estimação ao qual serão empregados em uma aplicação em tempo real. Devido à sua simplicidade, estas redes também são rápidas se comparadas com as outras redes neuronais.

3.3 Experimento de Avaliação dos Algoritmos

Neste ponto do trabalho dispõe-se de 3 algoritmos diferentes para as estimativas de Γ e Θ a partir do vetor de imagem quantizado \mathbf{z} adquirido pela UAI. A UPI deverá ser composta da melhor abordagem a ser determinada após um experimento de avaliação. Entretanto, a UPI pode ainda ser formada por uma arquitetura híbrida algoritmo geométrico-neuronal se, por exemplo, o algoritmo A e a rede neuronal forem melhor qualificados para as estimativas de Γ e Θ , respectivamente.

O experimento de avaliação consiste em comparar as estimativas dos diferentes algoritmos para 400 pares de pontos (\mathbf{z}_q, Γ_q) e (\mathbf{z}_q, Θ_q) . Na plataforma de testes, a UAI foi posicionada obedecendo as seguintes equações:

$$\Gamma_q = 20 \sin\left(\frac{2\pi q}{400}\right), \quad (3.55)$$

$$\Theta_q = 30 \cos\left(\frac{2\pi q}{400}\right). \quad (3.56)$$

Assim, cada posição (Γ_q, Θ_q) foi gerada por funções ortogonais e o vetor de imagem quantizado correspondente \mathbf{z}_q foi utilizado pelos algoritmos geométricos e pelas redes neurais. Estes pontos são chamados de pontos de validação.

Os resultados para as estimativas de Γ_q e Θ_q para o algoritmo A, o algoritmo B e as redes neurais são mostrados pelas Figuras 3.12, 3.13 e 3.14, respectivamente. As curvas associadas à letra 'a' são os valores reais das variáveis de erro de trajetória, e as curvas em 'b' são as suas estimativas. Da mesma forma que no treinamento das redes neurais, funções de custo similares às equações (3.27) ou (3.28) foram utilizadas como medida de performance. Os gráficos mostram que os algoritmos geométricos apresentam descontinuidade em alguns pontos de validação. Se um veículo estiver, por exemplo, realizando correção de trajetória e em determinado instante a estimativa de alguma variável de erro de trajetória mudar bruscamente, um controlador de trajetória com característica proporcional ou derivativa pode apresentar algum comportamento não-desejado. Tais comportamentos podem ser mudanças bruscas na velocidade do

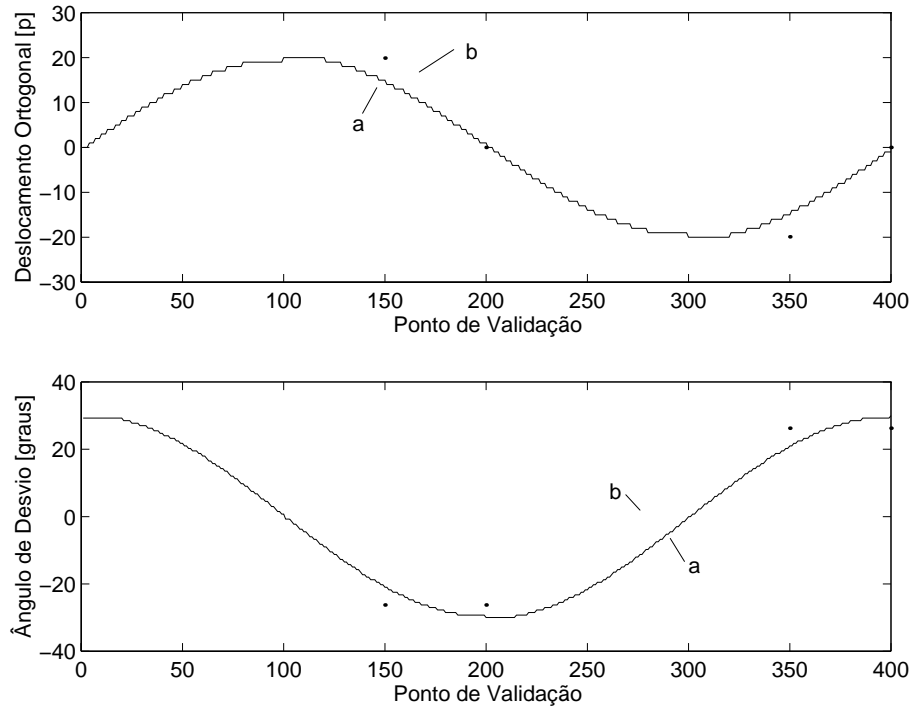


Figura 3.12: Resultados do experimento de avaliação para o Algoritmo A. Curva (a): variável imposta. Curva (b): variável estimada.

veículo, que podem levá-lo a sair da trajetória desejada, ou ainda o sistema torna-se oscilatório. As estimativas obtidas com os algoritmos neurais não apresentaram tal descontinuidade, e ainda com pontos de validação diferentes dos utilizados no treinamento, pelo menos na sua grande maioria, as redes neurais conseguiram realizar interpolações aceitáveis (generalização).

Os valores de J_Γ and J_Θ obtidos no experimento de avaliação são mostrados pela Tabela 3.5. As funções de custo de validação mostram que o algoritmo geométrico A não apresentou resultados satisfatórios se comparados com os outros algoritmos. O algoritmo geométrico B e a rede neuronal apresentaram resultados semelhantes para a estimativa de Γ , e a rede neuronal teve performance superior para a estimativa de Θ .

A Tabela 3.6 apresenta os tempos de processamento de cada algoritmo para as estimativas das variáveis de erro de trajetória. Observa-se que para as redes neurais

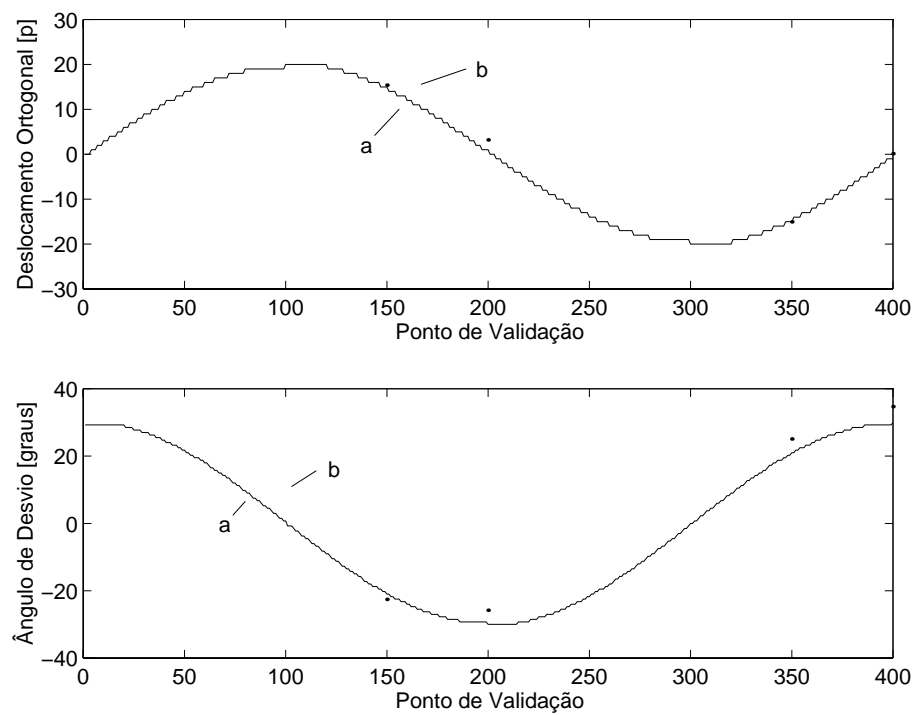


Figura 3.13: Resultados do experimento de avaliação para o Algoritmo B. Curva (a): variável imposta. Curva (b): variável estimada.

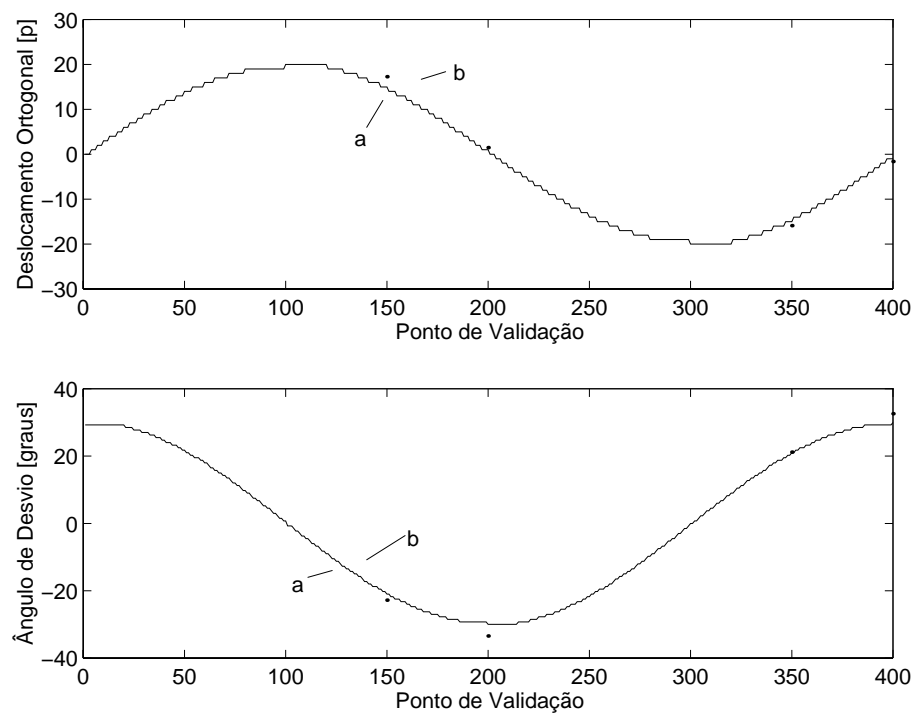


Figura 3.14: Resultados do experimento de avaliação para as redes neurais. Curva (a): variável imposta. Curva (b): variável estimada.

Tabela 3.5: Valores das funções de custo no experimento de validação.

Algoritmo	J_Γ	J_Θ
Algoritmo Geométrico A	4,37992	31,50135
Algoritmo Geométrico B	0,84054	8,53959
Rede Neuronal ($N_o = 2$)	0,84350	3,37102

Tabela 3.6: Tempos de processamento para os diferentes algoritmos candidatos da UPI.

Algoritmo	Tempo de processamento
Algoritmo Geométrico A	24,5 μs
Algoritmo Geométrico B	40,7 μs
Rede Neuronal ($N_o = 2$)	58 μs + 58 μs = 116 μs

este tempo corresponde à soma das parcelas de tempo de processamento das duas redes neurais (58 μs + 58 μs). Devido à sua simplicidade, os algoritmos geométricos são bem mais rápidos em relação à rede neuronal.

3.4 Algoritmos da UPI

De acordo com resultados do experimento de avaliação, pode-se utilizar duas possíveis arquiteturas para a UPI:

- Uma estrutura híbrida composta pelo Algoritmo Geométrico B para a estimação de Γ a rede neuronal para a estimativa de Θ , mas que não é indicada para controladores de trajetória sensíveis a mudanças bruscas na estimativa de Γ . Neste caso, o tempo de processamento deve ficar em torno de 100 μs (em um sistema baseado em um microprocessador Pentium - 100 MHz).
- Uma estrutura formada apenas pelas redes neurais, sem discontinuidades na estimativas e com tempo de processamento de 116 μs (em um sistema baseado em um microprocessador Pentium - 100 MHz).

Para estimação em tempo real das variáveis de erro de trajetória, não há superioridade de uma arquitetura em relação à outra, uma vez que elas possuem aproximadamente o mesmo tempo de processamento. Entretanto, uma UPI formada apenas pelas redes neuronais é melhor indicada uma vez que não existem restrições em relação ao controlador de trajetória, pelo menos no que diz respeito à sensibilidade do controlador a variações bruscas nas estimativas $\hat{\Gamma}$ e $\hat{\Theta}$.

Considerando-se a soma do tempo mínimo de quantização de um vetor de imagem em condições ideais com um conversor A/D rápido ($\approx 100 \mu s + 28 \mu s$) e o tempo de estimação das variáveis de erro de trajetória, a taxa de amostragem máxima permitida é da ordem de 4000 Hz.

3.5 Conclusões

Neste Capítulo foi apresentado o projeto da Unidade de Processamento de Imagens (UPI). Sua finalidade é obter estimativas para as variáveis de erro de trajetória Γ e Θ a partir do vetor de imagem quantizado obtido pela UAI. Para a UPI foram avaliados algoritmos candidatos em um experimento com a plataforma de testes. Os algoritmos baseados na geometria da UAI, chamados de algoritmo A e algoritmo B, são simples e rápidos. Entretanto estes algoritmos não são indicados para aplicações nas quais mudanças bruscas nas estimativas possam levar instabilidade ao controle de trajetória. Outro algoritmo verificado era baseado em duas redes neuronais independentes. Com resultados superiores aos algoritmos geométricos e tempo de processamento um pouco maior, este algoritmo não apresenta restrições ao controlador de trajetória. Desta forma, a UPI é formada por duas redes neuronais com tempo de processamento de 116 μs para uma plataforma baseada em um microprocessador Pentium - 100 MHz.

Capítulo 4

Controle de Trajetória

O controle de trajetória de um veículo utilizando o sistema de detecção de rotas fixas não-refletoras é abordado neste Capítulo. Experimentos reais foram realizados em um veículo protótipo, apresentado no Anexo A. No veículo, a correção de trajetória é realizado pela Unidade de Controle de Trajetória (UCT), que utiliza controladores de velocidade das rodas de tração e um controlador de trajetória.

4.1 Descrição do Problema

O controle de trajetória de veículos automáticos por rotas fixas requer uma abordagem não-linear do problema, seja por alguma metodologia de controle clássico [7] ou pelo uso de técnicas de computação flexível [28]. Para o sistema proposto, é feita uma descrição comportamental por meio das equações de movimento do veículo e de sua posição relativa à trajetória desejada (abordagem cinemática).

O veículo protótipo possui um modelo de tração diferencial. De acordo com a Figura 4.1, o veículo possui duas rodas de tração distantes b_w uma da outra. Elas são chamadas de rodas de tração da direita e roda de tração da esquerda e possuem sistemas de acionamento distintos. A localização do veículo no eixo cartesiano é tomada no ponto P , que fica sobre o ponto médio do eixo das rodas de tração, e descrita por (x_p, y_p, ϕ_p) .

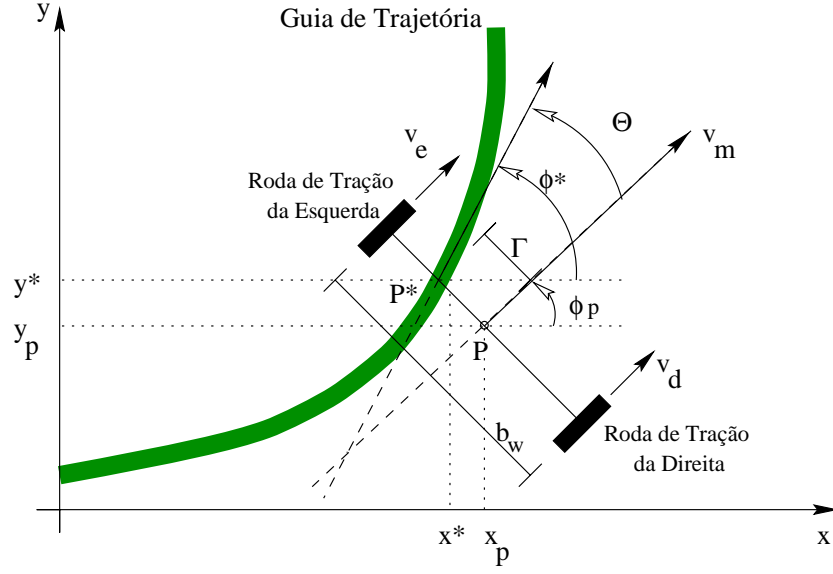


Figura 4.1: Diagrama das variáveis de erro trajetória e o sistema de propulsão do veículo protótipo.

As equações que descrevem o movimento do veículo em função das velocidades lineares v_d e v_e das rodas de tração da direita e da esquerda, respectivamente, são [12]:

$$\dot{x}_p = v_m \cos \phi_p, \quad (4.1)$$

$$\dot{y}_p = v_m \sin \phi_p, \quad (4.2)$$

$$\dot{\phi}_p = \frac{v_d - v_e}{b_w}, \quad (4.3)$$

nas quais x_p e y_p são as coordenadas do ponto P , ϕ_p é o ângulo de orientação do veículo tomado em relação o eixo x e \dot{x}_p e \dot{y}_p representam as componentes de v_m nos eixos de coordenadas x e y , respectivamente. v_m é o módulo da velocidade de deslocamento do ponto P , e dado por

$$v_m = \frac{v_d + v_e}{2} = \frac{\omega_d r_d + \omega_e r_e}{2}, \quad (4.4)$$

na qual ω_d e ω_e são as velocidades angulares das rodas de tração da direita e da esquerda, respectivamente, e r_d e r_e são os respectivos raios.

O erro de trajetória é caracterizado pelas variáveis deslocamento ortogonal (Γ) e

ângulo de desvio (Θ), apresentadas no Capítulo 2. A Figura 4.1 também ilustra estas variáveis tomadas em relação ao veículo e a trajetória desejada. A posição desejada para o veículo sobre a guia de trajetória é tomada no ponto P^* , e dada por (x^*, y^*, ϕ^*) . O ponto P^* é a interseção entre a guia de trajetória e uma reta ortogonal à linha de referência do veículo que parte do ponto P . Portanto, a determinação do ponto P^* depende da posição do veículo.

As equações que relacionam as variáveis de erro de trajetória à localização do veículo no ambiente e à localização desejada sobre a guia de trajetória são

$$\Gamma = (y^* - y_p) \cos(\phi_p) - (x^* - x_p) \sin(\phi_p), \quad (4.5)$$

$$\Theta = \phi^* - \phi_p, \quad (4.6)$$

e ainda são válidas as seguintes igualdades

$$(y^* - y_p) \sin(\phi_p) + (x^* - x_p) \cos(\phi_p) = 0, \quad (4.7)$$

$$\tan(\phi_p) = \frac{\sin(\phi_p)}{\cos(\phi_p)} = -\frac{x^* - x_p}{y^* - y_p} = \frac{\dot{y}_p}{\dot{x}_p}, \quad (4.8)$$

$$\tan(\phi^*) = \frac{dy^*}{dx^*}. \quad (4.9)$$

Com o veículo seguindo corretamente a guia de trajetória, ou seja, $(x_p, y_p, \phi_p) \equiv (x^*, y^*, \phi^*)$, as variáveis de erro de trajetória Γ e Θ são nulas.

Diferenciando-se as equações (4.5) e (4.6) e juntamente com as equações (4.1), (4.2) e (4.3), o comportamento deste sistema pode ser descrito pelas equações:

$$\dot{\Gamma} = (\dot{y}^* - \dot{y}_p) \cos(\phi_p) - (\dot{x}^* - \dot{x}_p) \sin(\phi_p) \quad (4.10)$$

$$- \dot{\phi}_p [(y^* - y_p) \sin(\phi_p) + (x^* - x_p) \cos(\phi_p)], \quad (4.11)$$

$$\dot{\Theta} = \dot{\phi}^* - \dot{\phi}_p, \quad (4.12)$$

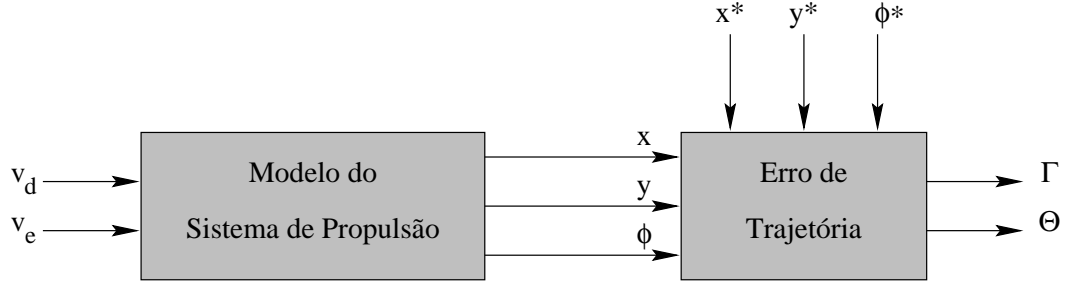


Figura 4.2: Diagrama de blocos da planta a ser controlada pelo controlador de trajetória.

$$\dot{x}_p = \frac{v_d + v_e}{2} \cos \phi_p, \quad (4.13)$$

$$\dot{y}_p = \frac{v_d + v_e}{2} \sin \phi_p, \quad (4.14)$$

$$\dot{\phi}_p = \frac{v_d - v_e}{b_w}. \quad (4.15)$$

A partir destes resultados, pode-se apresentar como planta a ser controlada o sistema MIMO (*Multi-Input, Multi-Output*) não-linear representado pelo diagrama de blocos da Figura 4.2. O que se deseja de um controlador de trajetória é que ele atue nas velocidades das rodas de tração do veículo de forma a manter o veículo seguindo a guia de trajetória com velocidade v_m , que representa a velocidade de navegação medida sobre o ponto P.

A Figura 4.3 ilustra a proposta de um sistema de correção de trajetória para o veículo protótipo, onde a UCT é o elo de integração entre os subsistemas do veículo. A UCT é composta por três controladores de finalidades distintas ligados em cascata: um controlador de trajetória e dois controladores de velocidade das rodas de tração. O controlador de trajetória calcula referências de velocidade $v_d^*(t)$ e $v_e^*(t)$ para as rodas de tração a partir da velocidade de navegação desejada v_m e das estimativas do erro de trajetória $\hat{\Gamma}$ e $\hat{\Theta}$. Os controladores de velocidade das rodas de tração são independentes e buscam fazer as velocidades lineares das rodas de tração $v_d(t)$ e $v_e(t)$ iguais às velocidades de referência $v_d^*(t)$ e $v_e^*(t)$, respectivamente. Ao utilizar controladores de velocidade independentes, despreza-se o acoplamento dinâmico entre as rodas de tração.

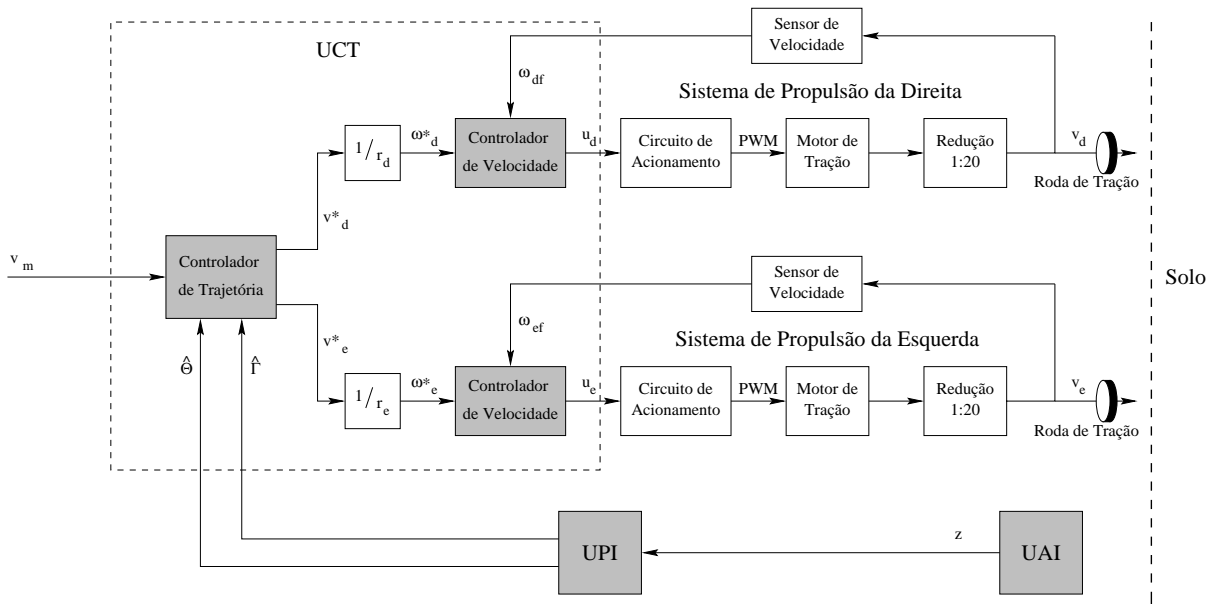


Figura 4.3: Diagrama de blocos da UCT integrada ao veículo com o objetivo de realizar a correção de trajetória.

As velocidades das rodas de tração interferem no posicionamento do veículo em relação à guia de trajetória. As estimativas das variáveis de erro de trajetória são fornecidas pela UPI através de processamento no vetor de imagem quantizado \mathbf{z} , adquirido pela UAI. Portanto, a seguinte restrição deve ser observada: para o vetor de imagem quantizado \mathbf{z} ser consistente, as duas colunas de sensores da UAI devem estar sobre a guia de trajetória.

4.2 Controladores de Velocidade

Os controladores de velocidade atuam nos motores das rodas de tração através de circuitos de acionamento. Como mostrado na Figura 4.3, a função dos controladores de velocidade na UCT é receber do controlador de trajetória as referências de velocidade das rodas de tração e fazê-las girar nestas velocidades. Para tanto, os controladores de velocidade atuam nos conjuntos formados pelos circuitos de acionamento, os motores

de tração, as caixas de redução e as rodas de tração, dos lados da direita e da esquerda. Estes conjuntos são chamados de sistema de propulsão da direita e sistema de propulsão da esquerda.

4.2.1 Acionamento dos Sistemas de Propulsão

Os circuitos de acionamento dos sistemas de propulsão recebem comandos na forma de sinais modulados em PWM¹ e sinais de polaridade, tratam estes sinais e os aplicam aos motores de tração que são de corrente contínua. A tensão média na armadura dos motores de corrente contínua depende em módulo do ciclo de trabalho dos sinais PWM e os sinais de polaridade determinam o sentido de giro dos motores. As variáveis de controle das rodas de tração da direita e da esquerda são chamadas de u_d e u_e , respectivamente. Sendo $-1,0 \leq u_d \leq 1,0$ e $-1,0 \leq u_e \leq 1,0$, os ciclos de trabalho τ_d e τ_e dos sinais PWM aplicados nos motores pelos circuitos de acionamento são

$$\tau_d = |u_d|, \quad (4.16)$$

$$\tau_e = |u_e|. \quad (4.17)$$

Nos ciclos de trabalho, 0,0 corresponde a 0 %, e 1,0 corresponde a 100%. Entretanto, os circuitos de acionamento apresentam uma curva característica não-linear. Esta não-linearidade dos circuitos de acionamento é observada na tensão média aplicada nos terminais dos motores de tração, que deveria ser proporcional ao ciclo de trabalho dos sinais PWM. Entretanto, devido a quedas de tensão nos dispositivos semicondutores dos circuitos de acionamento, observa-se uma tensão média nos terminais dos motores maior que zero em módulo apenas para ciclos de trabalho maiores que 0,25.

O movimento dos motores de tração é transferido às rodas por meio de caixas de redução, cujas razões de redução são 1:20. Os controladores de velocidade convertem as velocidades lineares de referência v_d^* e v_e^* nas correspondentes velocidades angulares

¹*Pulse Width Modulation* é um tipo de modulação muito utilizado no acionamento de motores elétricos. As tensões médias sobre os elementos dos motores são determinadas por sinais digitais de largura de pulso variável.

de referência ω_d^* e ω_e^* através do seguinte cálculo:

$$\omega_d^* = \frac{v_d^*}{r_d}, \quad (4.18)$$

$$\omega_e^* = \frac{v_e^*}{r_e}, \quad (4.19)$$

nas quais r_d e r_e são os raios das rodas de tração da direita e da esquerda, respectivamente.

4.2.2 Identificação dos Sistemas de Propulsão

O projeto dos controladores de velocidade requer o conhecimento dos modelos dos sistemas de propulsão. Sabe-se que, devido às características intrínsecas dos semicondutores dos circuitos de acionamento dos motores de tração e ao alto coeficiente de atrito estático das caixas de redução e do contato das rodas de tração com o solo, os sistemas de propulsão são não-lineares, mesmo considerados como sistemas independentes. Entretanto, estes sistemas foram aproximados por modelos lineares para o projeto dos controladores de velocidade. Para tanto, técnicas de Identificação de Sistemas foram empregadas. Identificação de Sistemas lida com o problema da construção de modelos matemáticos de sistemas estáticos ou dinâmicos, lineares ou não, baseados em dados observados de tais sistemas [24].

Neste caso não é feita modelagem física, entretanto o sentimento da ordem e da classe dos modelos a serem estimados é baseada nas leis de física que descrevem o comportamento dinâmico dos sistemas de propulsão. Técnicas de identificação de sistemas são utilizadas na obtenção de modelos dinâmicos dos sistemas de propulsão para posterior uso no projeto dos controladores de velocidade. Os modelos são ajustados por regressão linear a partir de pares de pontos entrada-saída $(u(k), \omega(k))$ amostrados em um experimento com o veículo.

Os pontos adquiridos em tempo discreto são ajustados para o seguinte modelo na forma de operador de deslocamento à frente q :

$$A(q)\omega(k) = B(q)u(k) + e(k). \quad (4.20)$$

Este modelo é chamado de modelo ARX, onde o termo AR vem da parte autoregressiva $A(q)\omega(k)$ e o termo X representa a entrada $B(q)u(k)$. O termo $e(k)$ representa um ruído branco. Os polinômios $A(q)$ e $B(q)$ são da seguinte forma:

$$B(q) = b_1q^{-1} + b_2q^{-2} + \dots + b_{n_b}q^{-n_b}, \quad (4.21)$$

$$A(q) = 1 + a_1q^{-1} + a_2q^{-2} + \dots + a_{n_a}q^{-n_a}, \quad (4.22)$$

A ordem do modelo é n_a . A relação entrada-saída é obtida escrevendo a equação (4.20) na forma de equação de diferenças:

$$\begin{aligned} \omega(k) = & -a_1\omega(k-1) - a_2\omega(k-2) - \dots - a_{n_a}\omega(k-n_a) \\ & + b_1u(k-1) + b_2u(k-2) + \dots + b_{n_b}u(k-n_b) + e(k). \end{aligned} \quad (4.23)$$

O preditor para este modelo é da forma:

$$\hat{\omega}(k|\theta) = \varphi^T(k)\theta = B(q)u(k) + [1 - A(q)]\omega(k), \quad (4.24)$$

com $\varphi^T(k)$ sendo o vetor de regressores e θ é o vetor de parâmetros ajustáveis:

$$\varphi^T(k) = \begin{bmatrix} -\omega(k-1) & \dots & -\omega(k-n_a) & u(k-1) & \dots & u(k-n_b) \end{bmatrix}, \quad (4.25)$$

$$\theta = \begin{bmatrix} a_1 & \dots & a_{n_a} & b_1 & \dots & b_{n_b} \end{bmatrix}^T. \quad (4.26)$$

Os N pares de pontos de ajuste são adquiridos a taxa constante em um experimento com os sistemas de propulsão. Eles são representados por

$$Z^N = \begin{bmatrix} u(1) & \omega(1) \\ u(2) & \omega(2) \\ \vdots & \vdots \\ u(N) & \omega(N) \end{bmatrix}. \quad (4.27)$$

O ajuste do preditor ao conjunto de pontos Z^N é medido pela seguinte função de custo:

$$V_N(\theta, Z^N) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \frac{1}{2} \varepsilon^2(k, \theta), \quad (4.28)$$

na qual $\varepsilon(k, \theta)$ é o erro de predição dado por $\varepsilon(k, \theta) = \omega(k) - \hat{\omega}(k|\theta)$. $V_N(\theta, Z^N)$ é uma função de custo (também chamada de critério de mínimos quadrados) sendo uma função real positiva que representa a média quadrática do erro de predição.

O modelo estimado será tão melhor quanto menor for o erro de predição $\varepsilon(k, \theta)$, e, por consequência, a função de custo $V_N(\theta, Z^N)$. Fazem parte do erro de predição o erro de modelo e a componente ruidosa $e(k)$. O que se procura com o experimento de identificação é obter um vetor de parâmetros $\hat{\theta}$ tal que $V_N(\hat{\theta}, Z^N)$ seja o mínimo possível, ou seja,

$$\hat{\theta} = \arg \min V_N(\theta, Z^N). \quad (4.29)$$

O vetor de parâmetros estimados $\hat{\theta}$ que minimiza $V_N(\theta, Z^N)$ é dado por [24]

$$\hat{\theta} = \left[\frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \varphi(k) \varphi^T(k) \right]^{-1} \cdot \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \omega(k) \varphi^T(k). \quad (4.30)$$

Estes parâmetros estimados são utilizados para representar os sistemas de propulsão na forma da seguinte função de transferência em tempo discreto:

$$G(q) = \frac{B(q)}{A(q)} = \frac{\omega(k)}{u(k)}. \quad (4.31)$$

Experimento de Identificação

Um experimento foi realizado com o veículo protótipo para aquisição do conjunto de pontos Z^N para cada sistema de propulsão. Este experimento consistiu em excitar os sistemas com sinais $u_d(k)$ e $u_e(k)$ e obter suas saídas correspondentes, ou seja, $\omega_{df}(k)$ e $\omega_{ef}(k)$, respectivamente, com k representando o tempo discreto. O período de amostragem utilizado foi de $T_s = 3,90625$ ms. Com o uso de rotinas de identificação de sistemas

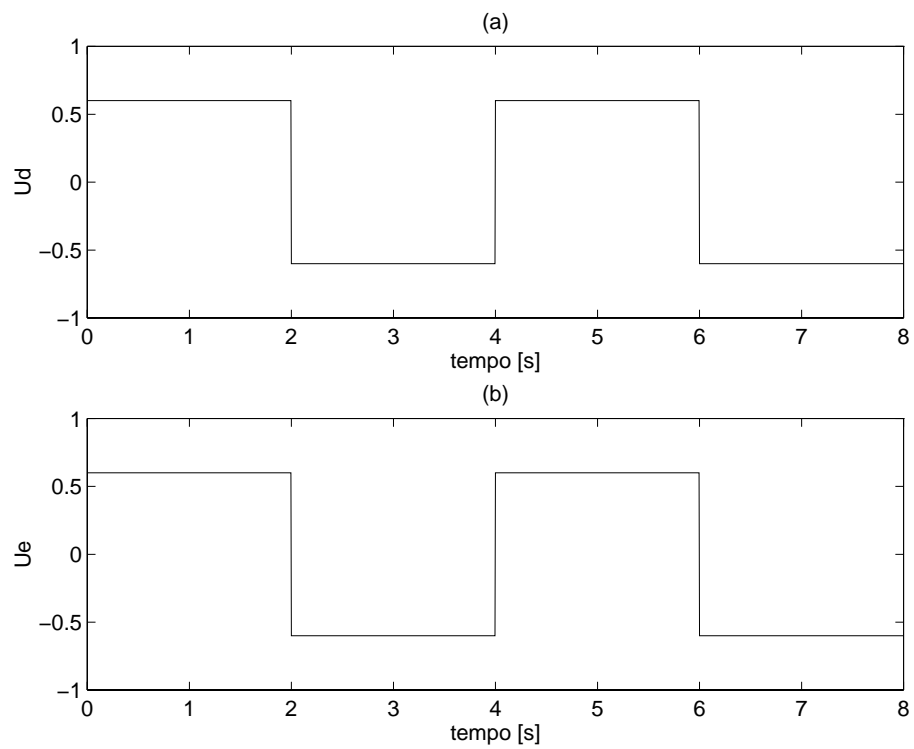


Figura 4.4: Entradas de excitação utilizadas no experimento de identificação do sistema de propulsão da direita (gráfico (a)) e do sistema de propulsão da esquerda (gráfico (b)).

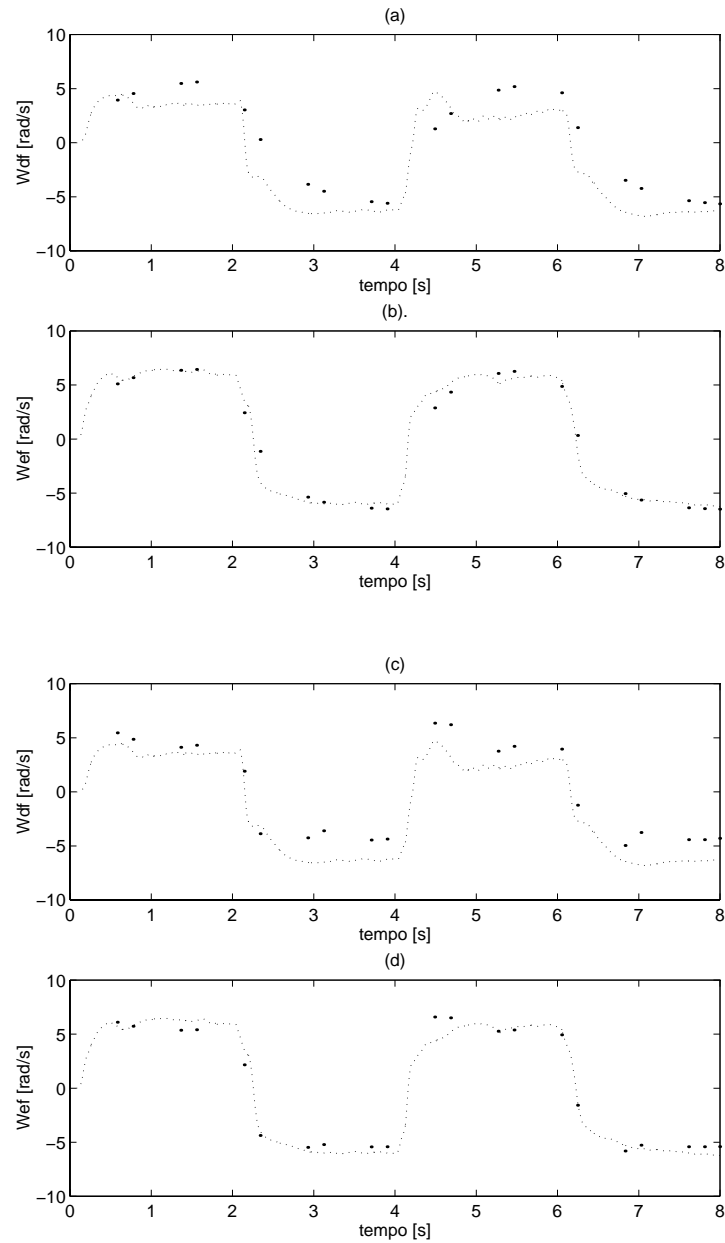


Figura 4.5: Respostas dos sistemas de propulsão da direita e da esquerda para o experimento de identificação de primeira ordem nos gráficos (a) e (b). Nos gráficos (c) e (d) estão as respostas dos sistemas de propulsão da direita e da esquerda para o experimento de identificação de segunda ordem. As curvas pontilhadas correspondem às respostas dos sistemas e as curvas contínuas correspondem às respostas dos modelos estimados.

do MATLAB, os modelos foram estimados em tempo discreto utilizando regressão linear e depois convertidos para o tempo contínuo. Obteve-se com este experimento modelos de primeira e segunda ordem.

Na Figura 4.4, os gráficos (a) e (b) mostram as entradas de excitação $u_d(t)$ e $u_e(t)$, respectivamente, onde t representa a escala de tempo contínuo ($t = k \cdot T_s$, com $T_s = 3,90625$ ms). Os ciclos de trabalho dos sinais PWM de acionamento foram fixados em 0,6 (60 %), mas com a polaridade sendo invertida a cada 2 segundos. As respostas dos sistemas de propulsão e dos modelos estimados são mostradas nos gráficos da Figura 4.5. Os gráficos (a) e (b) mostram as respostas dos sistemas de propulsão da direita e da esquerda, respectivamente. Da mesma forma, o gráfico (c) mostra a resposta do sistema de propulsão da direita e o gráfico (d) mostra a resposta do sistema de propulsão da esquerda. As curvas pontilhadas são as respostas à excitação $u_d(k)$ ou $u_e(k)$ e as curvas contínuas representam as respostas dos modelos estimados, ou seja, $\omega_{df}(k)$ ou $\omega_{ef}(k)$. ω_{df} e ω_{ef} são as velocidades angulares medidas ω_d e ω_e dos sistemas de propulsão, filtradas por filtros de *Butterworth de segunda ordem*. O objetivo de tal filtragem é reduzir a grande variância das velocidades medidas ocasionadas pelo fenômeno *jitter* (ver seção A.1.3).

Os parâmetros dos modelos em tempo discreto de primeira e segunda ordem foram estimados com a aplicação da equação (4.30). A Tabela 4.1 mostra os modelos estimados de primeira ordem $G_d^1(q)$ e $G_e^1(q)$ e de segunda ordem $G_d^2(q)$ e $G_e^2(q)$, para os sistemas de propulsão da direita e da esquerda, respectivamente, juntamente com os pólos e zeros correspondentes. Observa-se que, embora os sistemas de propulsão estejam posicionados de forma simétrica no veículo protótipo, os modelos estimados são assimétricos. Isto é devido à forma assimétrica como está distribuído o peso do veículo protótipo.

4.2.3 Discretização e Discretização Inversa

Nesta seção são apresentados os procedimentos de discretização e de discretização inversa utilizados tanto para a obtenção das representações em tempo contínuo dos mo-

Tabela 4.1: Modelos discretos estimados para os sistemas de propulsão.

Modelo	Pólos	Zeros
$G_d^1(q) = \frac{\omega_{df}(k)}{u_d(k)} = \frac{0,07186q^{-1}}{1-0,99274q^{-1}}$	$q = 0,99274$	-
$G_e^1(q) = \frac{\omega_{ef}(k)}{u_e(k)} = \frac{0,11014q^{-1}}{1-0,989914q^{-1}}$	$q = 0,98991$	-
$G_d^2(q) = \frac{\omega_{df}(k)}{u_d(k)} = \frac{-0,00138q^{-1}+0,00520q^{-2}}{1-1,98213q^{-1}+0,98267q^{-2}}$	$q = 0,99106 \pm j0,02140$	$q = 3,77519$
$G_e^2(q) = \frac{\omega_{ef}(k)}{u_e(k)} = \frac{-0,00204q^{-1}+0,00798q^{-2}}{1-1,97159q^{-1}+0,97225q^{-2}}$	$q = 0,98580 \pm j0,02143$	$q = 3,92096$

delos estimados como para a implementação dos controladores de velocidade na forma digital.

A metodologia de discretização assume que as entradas e saídas de uma planta não variam durante o período de amostragem T_s . Isto caracteriza o uso de amostradores de ordem zero (ZOH) por um sistema digital na leitura das entradas e saídas da planta. Considera-se a seguinte representação em espaço de estados da planta:

$$\dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{J}\mathbf{x}(t) + \mathbf{K}u(t), \quad (4.32)$$

$$\omega(t) = \mathbf{L}\mathbf{x}(t) + \mathbf{M}u(t), \quad (4.33)$$

Nesta representação, $\mathbf{x}(t)$ corresponde aos estados da planta, $u(t)$ é a entrada e $\omega(t)$ é a saída. A forma discretizada correspondente é

$$\mathbf{x}(k+1) = \mathbf{\Phi}\mathbf{x}(k) + \mathbf{\Psi}u(k), \quad (4.34)$$

$$\omega(k) = \mathbf{L}\mathbf{x}(k) + \mathbf{M}u(k), \quad (4.35)$$

com $\mathbf{\Phi}$ e $\mathbf{\Psi}$ obtidos a partir de [29]:

$$\begin{pmatrix} \mathbf{\Phi} & \mathbf{\Psi} \\ 0 & 1 \end{pmatrix} = \exp \left\{ \begin{pmatrix} \mathbf{J} & \mathbf{K} \\ 0 & 0 \end{pmatrix} T_s \right\}. \quad (4.36)$$

Este procedimento é chamado de discretização, ou seja, a obtenção de uma representação em tempo discreto de um sistema apresentado em tempo contínuo. O

procedimento da discretização inversa, ou seja, obtenção das matrizes \mathbf{J} e \mathbf{K} a partir das matrizes Φ e Ψ é então dada pela solução da seguinte equação:

$$\begin{pmatrix} \mathbf{J} & \mathbf{K} \\ 0 & 0 \end{pmatrix} = \frac{1}{T_s} \ln \begin{pmatrix} \Phi & \Psi \\ 0 & 1 \end{pmatrix}. \quad (4.37)$$

Assim, o procedimento de discretização ou de discretização inversa é realizado sobre a representação em espaço de estados de uma planta. Se inicialmente dispõe-se apenas da função de transferência, é necessário obter uma representação em espaço de estados e aplicar as equações (4.36) ou (4.37), conforme o caso. Então, com a nova representação em espaço de estados, as funções de transferência são obtidas a partir de

$$G(s) = \mathbf{L}(s\mathbf{I} - \mathbf{J})^{-1}\mathbf{K} + \mathbf{M},$$

para o tempo contínuo, ou de

$$H(q) = \mathbf{L}(q\mathbf{I} - \Phi)^{-1}\Psi + \mathbf{M},$$

para o tempo discreto.

4.2.4 Projeto dos Controladores de Velocidade

Devido às características não-lineares dos sistemas de propulsão e ao fato de considerá-los independentes (o que na realidade não é verdade), não é esperado que todos os tipos de controladores de velocidade apresentem um bom desempenho. Assim, foram projetados três tipos de controladores de velocidade para os sistemas de propulsão, e a partir de uma avaliação experimental foi escolhido aquele que apresentou melhor performance.

O primeiro controlador é um controlador polinomial que foi projetado para os sistemas correspondentes aos modelos estimados de segunda ordem dos sistemas de propulsão. Este controlador emprega a técnica de alocação de pólos utilizando o princípio do modelo interno [30], sendo chamado aqui de controlador LSPG. Foi também projetado um controlador PI, que é bastante comum em aplicações de controle de velocidade

Tabela 4.2: Modelos contínuos estimados para os sistemas de propulsão.

Modelo	Pólos	Zeros
$G_d^1(s) = \frac{\Omega_{df}(s)}{U_d(s)} = \frac{18,4655}{s+1,8647}$	$s = -1,8647$	-
$G_e^1(s) = \frac{\Omega_{ef}(s)}{U_e(s)} = \frac{28,3402}{s+2,5943}$	$s = -2,5943$	-
$G_d^2(s) = \frac{\Omega_{df}(s)}{U_d(s)} = \frac{-0,8511s+252,8299}{s^2+4,4761s+35,5683}$	$s = -2,2380 \pm j5,5280$	$s = 297,04$
$G_e^2(s) = \frac{\Omega_{ef}(s)}{U_e(s)} = \frac{-1,3051s+395,5167}{s^2+7,2021s+43,9267}$	$s = -3,6010 \pm j5,5641$	$s = 303,05$

de motores de corrente contínua. O terceiro é controlador foi concebido como um sistema adaptativo por modelo de referência de acordo com a teoria de estabilidade de Lyapunov [31]. Este controlador foi projetado para os modelos estimados de primeira ordem.

O projeto dos controladores foi realizado com os modelos estimados em tempo contínuo, ou seja, os modelos da Tabela 4.1 passaram por um procedimento de discretização inversa. A Tabela 4.2 apresenta os modelos em tempo contínuo correspondentes a um período de amostragem $T_v = 19,53125$ ms, com $\Omega_{df}(s) = \mathcal{L}(\omega_{df}(t))$, $\Omega_{ef}(s) = \mathcal{L}(\omega_{ef}(t))$, $U_e(s) = \mathcal{L}(u_e(t))$ e $U_d(s) = \mathcal{L}(u_d(t))$. Este período de amostragem é diferente do período de amostragem $T_s = 3,90625$ ms utilizado nos experimentos de identificação, de onde obteve-se os modelos da Tabela 4.1. T_v é o período de amostragem utilizado no controle de velocidade.

Percebe-se ainda que as estimativas de segunda ordem em tempo contínuo são de fase não-mínima (zeros positivos).

A metodologia de projeto dos controladores de velocidade é descrita a seguir para modelos genéricos. Na avaliação experimental os modelos genéricos foram substituídos pelos modelos da Tabela 4.2, conforme o caso. As referências de velocidade angular no domínio de Laplace são representadas de forma genérica por $\Omega^*(s) = \mathcal{L}(\omega^*(t))$, as velocidades medidas são indicadas por $\Omega(s) = \mathcal{L}(\omega(t))$ e as entradas de excitação dos sistemas de propulsão são representadas por $U(s) = \mathcal{L}(u(t))$.

Controlador LSPG

Admite-se um modelo mais genérico de uma planta dado por

$$A(s)\Omega(s) = B(s)U(s) + C(s)\Psi(s) + D(s)\Phi(s) \quad (4.38)$$

onde $\Omega(s)$ é a velocidade angular medida, $U(s)$ é a entrada de excitação, $\Psi(s)$ as perturbações não-mensuráveis e $\Phi(s)$ as perturbações mensuráveis[30]. No caso do controle de velocidade do veículo, não existem perturbações mensuráveis ($D(s) = 0$).

Com a lei de controle

$$U(s) = -\frac{P(s)}{L(s)S(s)}\Omega(s) + \frac{G(s)}{L(s)S(s)}\Omega^*(s), \quad (4.39)$$

o sistema em malha fechada torna-se

$$\Omega(s) = \frac{B(s)G(s)}{A(s)S(s)L(s) + B(s)P(s)}\Omega^*(s) + \frac{L(s)S(s)C(s)}{A(s)S(s)L(s) + B(s)P(s)}\Psi(s). \quad (4.40)$$

Sendo $A(s)S(s)L(s) + B(s)P(s)$ um polinômio estável, o princípio do modelo interno diz que com $S(s) = s$, o sistema em malha fechada tem garantido o erro nulo em regime permanente para perturbações constantes ($\Psi(s) = \psi_0/s$). Com $S(s) = s^2$, obtém-se erro nulo em regime permanente se a perturbação $\Psi(s)$ for uma rampa ($\Psi(s) = \psi_0/s^2$). O diagrama em blocos do controlador LSPG é mostrado pela Figura 4.6.

No caso do veículo, as perturbações não mensuráveis $\Psi(s)$ podem representar a interferência de um sistema de propulsão no outro ou o aumento de peso do veículo. Assim, o controlador denominado aqui de controlador LSPG utiliza o princípio do modelo interno no seu projeto com o objetivo de combater o efeito destas perturbações nos sistemas controlados. Entretanto, dificilmente estas perturbações são bem comportadas, agindo como um degrau ou um rampa.

Considerando-se uma planta de segunda ordem, ao se aplicar a lei de controle dada pela equação (4.39), com

$$L(s) = l_1s + l_0, \quad (4.41)$$

$$S(s) = s, \quad (4.42)$$

$$P(s) = p_2s^2 + p_1s + p_0, \quad (4.43)$$

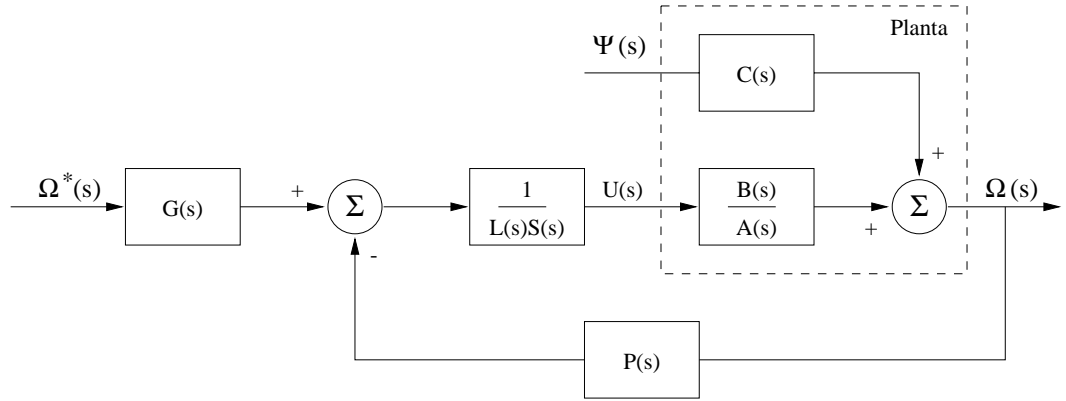


Figura 4.6: Diagrama em blocos do controlador de velocidade LSPG.

o seguinte sistema em malha fechada é obtido:

$$H(s) = \frac{B(s)G(s)}{A(s)S(s)L(s) + B(s)P(s)} = \frac{\Omega(s)}{\Omega^*(s)}. \quad (4.44)$$

Observa-se que com $S(s) = s$, a lei de controle dada pela equação (4.39) possui uma ação integral.

A equação característica deste sistema é

$$\begin{aligned} A(s)S(s)L(s) + B(s)P(s) &= l_1 s^4 + (l_0 + a_1 l_1 + b_1 p_2) s^3 \\ &+ (a_1 l_0 + a_0 l_1 + b_1 p_1 + b_0 p_2) s^2 \\ &+ (a_0 l_0 + b_1 p_0 + b_0 p_1) s + b_0 p_0. \end{aligned} \quad (4.45)$$

Desejando-se um sistema em malha fechada com a seguinte equação característica

$$A_m(s) = s^4 + a_{m3}s^3 + a_{m2}s^2 + a_{m1}s + a_{m0}, \quad (4.46)$$

deve-se obter os parâmetros dos polinômios $L(s)$ e $P(s)$ a partir da solução da seguinte equação matricial:

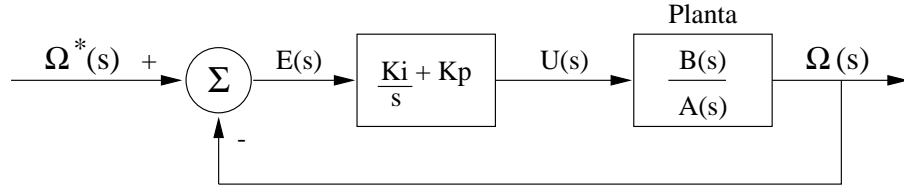


Figura 4.7: Diagrama em blocos do controlador de velocidade PI.

$$\begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ a_1 & 1 & b_1 & 0 & 0 \\ a_0 & a_1 & b_0 & b_1 & 0 \\ 0 & a_0 & 0 & b_0 & b_1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & b_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} l_1 \\ l_0 \\ p_2 \\ p_1 \\ p_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ a_{m3} \\ a_{m2} \\ a_{m1} \\ a_{m0} \end{bmatrix}. \quad (4.47)$$

Desta forma, o sistema em malha fechada torna-se

$$H(s) = \frac{B(s)G(s)}{A_m(s)} = \frac{\Omega(s)}{\Omega^*(s)}. \quad (4.48)$$

Sendo os modelos de segunda ordem dos sistemas de propulsão de fase não-mínima, os zeros do sistema não serão cancelados. Deseja-se que a resposta em regime permanente a um degrau em $\omega^*(t)$ seja

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \omega(t) = 1. \quad (4.49)$$

Mantendo-se os zeros do sistema em malha fechada iguais aos zeros dos modelos estimados, faz-se $G(s) = g_0$. Assim, com

$$g_0 = \frac{a_{m0}}{b_0}, \quad (4.50)$$

a equação (4.49) é satisfeita para $\omega^*(t)$ sendo um degrau unitário.

Controlador PI

O diagrama em blocos do controlador PI é mostrado na Figura 4.7. É comum na indústria o uso de controladores PI no controle de velocidade de motores de corrente

contínua. O projeto deste controlador é baseado na representação em segunda ordem dos sistemas de propulsão, que de forma genérica pode ser escrita como

$$G(s) = \frac{B(s)}{A(s)} = \frac{b_1 s + b_0}{s^2 + a_1 s + a_0} = \frac{\Omega(s)}{U(s)}. \quad (4.51)$$

O controlador PI apresenta uma ação proporcional-mais-integral do erro entre a referência $\Omega^*(s)$ e a saída $\Omega(s)$ aplicado na entrada de excitação do sistema. Sendo a lei de controle dada por

$$u(t) = u(0) + K_i \int_0^t e(\tau) d\tau + K_p e(t) \quad (4.52)$$

com $e(t) = \omega^*(t) - \omega(t)$, sua correspondente forma no domínio de Laplace com $u(0) = 0$ é

$$U(s) = \left(\frac{K_i}{s} + K_p \right) E(s) \quad (4.53)$$

$$E(s) = \omega^*(s) - \omega(s). \quad (4.54)$$

Aplicando a lei de controle do controlador PI ao sistema dado pela equação 4.51, obtém-se o seguinte sistema em malha fechada

$$\frac{\Omega(s)}{\Omega^*(s)} = \frac{b_1 K_p s^2 + (b_1 K_i + K_p b_0)s + b_0 K_i}{s^3 + (a_1 + b_1 K_p)s^2 + (a_0 + b_1 K_i + K_p b_0)s + b_0 K_i}. \quad (4.55)$$

Este sistema possui ganho unitário em regime permanente na resposta ao degrau, ou seja, $\lim_{t \rightarrow \infty} \omega(t) = 1$ quando $\omega^*(t) = 1$. Isto implica que, se este sistema for estável, a saída $\omega(t)$ segue a entrada $\omega^*(t)$. Desta forma, basta determinar K_p e K_i para se obter um sistema em malha fechada estável. Entretanto, como o número de variáveis de ajuste (K_p e K_i) é menor que o número de parâmetros a ajustar, ou seja, os três pólos do sistema, o ajuste do controlador é conseguido com ajuda do método lugar das raízes.

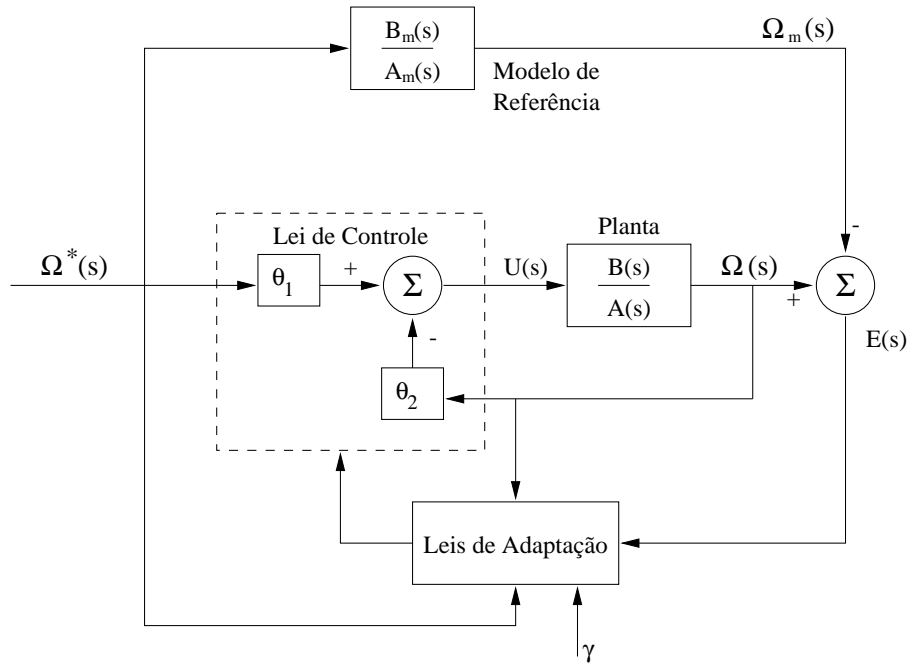


Figura 4.8: Diagrama em blocos do controlador de velocidade MRAC.

Controlador Adaptativo

O controlador adaptativo possui regras de adaptação dos parâmetros baseadas na teoria de estabilidade de Lyapunov. Por tentar impor ao sistema controlado um comportamento entrada-saída igual ao de um modelo de referência, este controlador é chamado de controlador adaptativo por modelo de referência (MRAC, de *Model Reference Adaptive Controller*). Seu diagrama em blocos é mostrado na Figura 4.8.

Considera-se para este projeto um sistema de primeira ordem dado pela seguinte função de transferência:

$$G(s) = \frac{B(s)}{A(s)} = \frac{b_0}{a_1 s + a_0} = \frac{\Omega(s)}{U(s)}. \quad (4.56)$$

Este sistema corresponde à seguinte equação diferencial:

$$\dot{\omega}(t) = -a\omega(t) + bu(t). \quad (4.57)$$

É desejado que, com a seguinte lei de controle:

$$U(s) = \theta_1 \Omega^*(s) - \theta_2 \Omega(s), \quad (4.58)$$

o sistema em malha fechada apresente a seguinte forma:

$$H_m(s) = \frac{b_m}{s + a_m} = \frac{\Omega(s)}{\Omega^*(s)}. \quad (4.59)$$

$H_m(s)$ é chamado de modelo de referência.

Os parâmetros do controlador que levam o sistema em malha fechada a apresentar comportamento idêntico ao modelo de referência são

$$\theta_1 = \frac{b_m}{b}, \quad (4.60)$$

$$\theta_2 = \frac{a_m - a}{b}. \quad (4.61)$$

No controlador adaptativo por modelo de referência, dispõe-se apenas de estimativas iniciais do modelo da planta na forma dos parâmetros a e b . Entretanto, se o modelo da planta variar ou se o modelo inicial não é exato, o controlador deve ser ainda capaz de fazer o sistema se comportar tal como $H_m(s)$. Para tanto, o controlador MRAC utiliza a saída $\omega_m(t)$ do modelo de referência, que é excitado pela mesma entrada do sistema em malha fechada, ou seja, $\omega^*(t)$, no cálculo do erro de modelo. O projeto do controlador MRAC para um sistema de primeira ordem apresentado pode ser encontrado em [31].

A partir de $H_m(s)$ obtém-se a seguinte equação diferencial que descreve o comportamento do modelo de referência:

$$\dot{\omega}_m(t) = -a_m \omega_m(t) + b_m \omega^*(t). \quad (4.62)$$

Define-se o erro $e(t)$ por $e(t) = \omega(t) - \omega_m(t)$, com $\omega(t)$ sendo a saída do sistema em malha fechada regido pela lei de controle dada pela equação (4.58). Introduce-se a seguinte função quadrática

$$V(e, \theta_1, \theta_2) = \frac{1}{2} \left(e^2 + \frac{1}{b\gamma} (b\theta_2 + a - a_m)^2 + \frac{1}{b\gamma} (b\theta_1 - b_m)^2 \right). \quad (4.63)$$

Esta função é real positiva definida, e tem seu valor igual a zero se o erro $e(t)$ for nulo e se os parâmetros do controlador forem iguais às equações (4.60) e (4.61). Para $V(e, \theta_1, \theta_2)$ ser qualificada como uma função de Lyapunov, deve-se ter $dV/dt < 0$. Assim,

$$\frac{dV}{dt} = e(t) \frac{de(t)}{dt} + \frac{1}{\gamma} (b\theta_2 + a - a_m) \frac{d\theta_2}{dt} + \frac{1}{\gamma} (b\theta_1 - b_m) \frac{d\theta_1}{dt}. \quad (4.64)$$

Com

$$\frac{de(t)}{dt} = -a_m e(t) - (b\theta_2 + a - a_m) \omega(t) + (b\theta_1 - b_m) \omega^*(t), \quad (4.65)$$

obtém-se

$$\begin{aligned} \frac{dV}{dt} = & -a_m e^2(t) + \frac{1}{\gamma} (b\theta_2 + a - a_m) \left(\frac{d\theta_2}{dt} - \gamma \omega(t) e(t) \right) \\ & + \frac{1}{\gamma} (b\theta_1 - b_m) \left(\frac{d\theta_1}{dt} + \gamma \omega^*(t) e(t) \right), \end{aligned} \quad (4.66)$$

na qual γ é o ganho de adaptação dos parâmetros dos controladores.

Assim, com as regras de adaptação dos parâmetros dos controladores dadas por

$$\frac{d\theta_1}{dt} = -\gamma \omega^*(t) e(t), \quad (4.67)$$

$$\frac{d\theta_2}{dt} = \gamma \omega(t) e(t), \quad (4.68)$$

obtém-se

$$\frac{dV}{dt} = -a_m e^2(t) < 0. \quad (4.69)$$

Isto implica que, sendo V uma função sempre real positiva, $V(t) < V(0)$ para $t > 0$. Em [31] é ainda mostrado que $\lim_{t \rightarrow \infty} e(t) = 0$. Mas isto não implica que houve convergência dos parâmetros do controlador para os seus valores corretos. A convergência de parâmetros é somente garantida com excitação persistente.

4.2.5 Avaliação Experimental

A avaliação experimental consiste em apresentar velocidades angulares de referência ω_d^* e ω_e^* para os controladores de velocidade dos sistemas de propulsão da direita e da esquerda, respectivamente, e verificar o comportamento das saídas ω_{df} e ω_{ef} . As maiores dificuldades que os controladores devem enfrentar são as não-linearidades inerentes aos circuitos de acionamento dos motores e às caixas de redução e as perturbações provocadas pelo movimento do veículo.

Devido às diferentes formas dos controladores, cada tipo seguiu um projeto específico como é descrito a seguir:

- Controlador LSPG: com as plantas sendo representas pelos modelos estimados $G_d^2(s)$ e $G_e^2(s)$ da Tabela 4.2, o polinômio $A_m(s)$ foi escolhido como

$$A_m(s) = s^4 + 24s^3 + 216s^2 + 864s + 1296, \quad (4.70)$$

que possui quatro raízes em $s = -6$. Com os pólos do sistema em malha fechada iguais às raízes de $A_m(s)$, os sistemas de propulsão passariam a apresentar uma resposta um pouco mais rápida, entretanto sem *overshoot*.

1. Sintonia: inicialmente os controladores foram testados com outras raízes de $A_m(s)$, entretanto a melhor sintonia foi obtida para as raízes em $s = -6$.
2. Implementação digital: com $T_v = 19,53125$ ms, a lei de controle dada pela equação (4.39) foi discretizada segundo o método da seção 4.2.3, e obteve-se

$$\begin{aligned} u_d(k) = & -(-1,92496q^{-1} + 0,92496q^{-2})u_d(k) \\ & -(0,27767 - 0,55559q^{-1} + 0,27798q^{-2})\omega_{df}(k) \\ & + 10^{-5}(3,16261q^{-1} + 3,08144q^{-2})\omega_d^*(k), \end{aligned} \quad (4.71)$$

para o sistema de propulsão da direita, e

$$\begin{aligned} u_e(k) = & -(-1,93591q^{-1} + 0,93591q^{-2})u_e(k) \\ & -(0,11794 - 0,23497q^{-1} + 0,11708q^{-2})\omega_{ef}(k) \\ & + 10^{-5}(2,34147q^{-1} + 2,290347q^{-2})\omega_e^*(k), \end{aligned} \quad (4.72)$$

para o sistema de propulsão da esquerda.

- Controlador PI: utiliza os mesmos modelos estimados dos sistemas de propulsão que o controlador LSPG, mas foi empregado o método do lugar das raízes para uma escolha inicial das constantes K_p e K_i .

1. Sintonia: apesar da escolha inicial das constantes K_p e K_i , estes parâmetros foram novamente ajustados no veículo protótipo de forma a se obter um controle suave e uma rápida resposta dos sistemas de propulsão. O controlador da direita foi escolhido com $K_i = 0,3$ e $K_p = 0,04$, e o da esquerda com $K_i = 0,2$ e $K_p = 0,03$.
2. Implementação digital: com $T_v = 19,53125$ ms, a lei de controle dada pela equação (4.53) foi discretizada segundo o método da seção 4.2.3, e obteve-se

$$u_d(k) = u_d(k-1) + 10^{-2}(4,0 - 3,88281q^{-1})(\omega_d^*(k) - \omega_{df}(k)), \quad (4.73)$$

para o sistema de propulsão da direita, e

$$u_e(k) = u_e(k-1) + 10^{-2}(3,0 - 2,92187q^{-1})(\omega_e^*(k) - \omega_{ef}(k)), \quad (4.74)$$

para o sistema de propulsão da esquerda.

- Controlador MRAC: o seguinte modelo de referência foi utilizado para ambos os controladores:

$$H_m(s) = \frac{-p_0}{s - p_0}, \quad (4.75)$$

com $p_0 = -4$ ($a_m = b_m = -p_0$).

1. Sintonia: inicialmente os controladores foram testados com outras raízes de $H_m(s)$, entretanto um melhor comportamento nos transitórios para o MRAC foi obtido para as raízes em $p_0 = -4$. O ganho de adaptação γ também foi sintonizado em experimentos com o veículo.
2. Implementação digital: as regras de adaptação dos parâmetros dos controladores MRAC dadas pelas equações (4.67) e (4.68) foram discretizadas por

meio da aproximação de Euler de primeira ordem para derivadas. Desta forma obteve-se

$$\theta_1(k) = \theta_1(k-1) - T_v \gamma \omega^*(k)(\omega(k) - \omega_m(k)), \quad (4.76)$$

$$\theta_2(k) = \theta_2(k-1) + T_v \gamma \omega(k)(\omega(k) - \omega_m(k)), \quad (4.77)$$

com as variáveis $\omega^*(k)$, $\omega(k)$ e $\omega_m(k)$ sendo devidamente substituídas pela velocidade de referência, a velocidade medida filtrada das rodas de tração e as velocidades calculadas pelos modelos de referência, de acordo com o sistema de propulsão. O ganho de adaptação γ obedece à seguinte relação: $\gamma T_v = 0,000005$.

As leis de controle mantiveram-se como na equação (4.58). Assim, para o sistema de propulsão da direita têm-se

$$u_d(k) = \theta_1(k)\omega_d^*(k) - \theta_2(k)\omega_{df}(k), \quad (4.78)$$

com $\theta_1(0) = 0,20795$ e $\theta_2(0) = 0,10636$. Para o sistema de propulsão da esquerda obteve-se

$$u_e(k) = \theta_1(k)\omega_e^*(k) - \theta_2(k)\omega_{ef}(k), \quad (4.79)$$

com $\theta_1(0) = 0,13571$ e $\theta_2(0) = 0,04554$. A forma discretizada do modelo de referência dado pela equação (4.75) para o período de amostragem T_s foi

$$\omega_m(k) = 0,984496\omega_m(k-1) + 0,0155035\omega^*(k-1), \quad (4.80)$$

com $\omega^*(k)$ podendo ser $\omega_d^*(k)$ ou $\omega_e^*(k)$, conforme o sistema de propulsão.

Como pode ser verificado no projeto final dos controladores, uma sintonia mais refinada foi realizada em experimentos com o veículo protótipo.

As leis de controle foram discretizadas para a implementação em um programa de controle a um período de amostragem $T_v = 19,53125$ ms. Este período de amostragem é apropriado tanto para os pólos dos modelos estimados como para os pólos dos sistemas

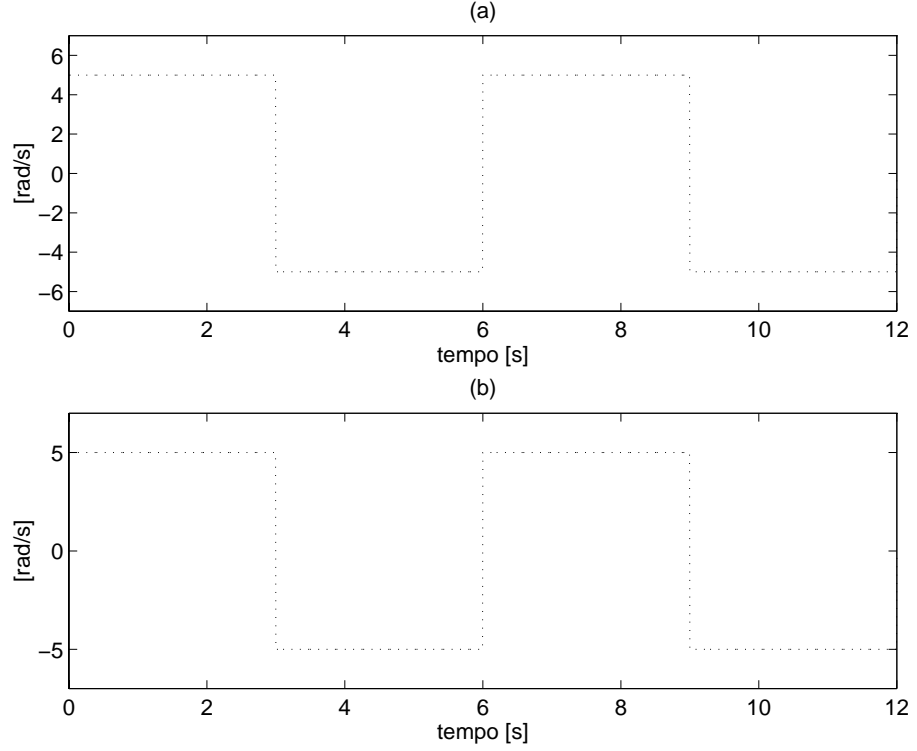


Figura 4.9: Referências de velocidade utilizadas no experimento de avaliação dos controladores de velocidade. Gráfico (a): $\omega_d^*(t)$. Gráfico (b): $\omega_e^*(t)$.

em malha fechada. Observa-se que o período de amostragem T_v dos controladores de velocidade é cinco vezes maior que o período de amostragem T_s dos experimentos de identificação. Isto é devido ao fato de os filtros de velocidade que calculam ω_{df} e ω_{ef} ocorrem a um período igual a T_s (ver seção A.1.3), e após 5 períodos de execução ($T_v = 5T_s$) dos filtros espera-se que as medidas ω_{df} e ω_{ef} já estejam estáveis para serem utilizadas pelos controladores de velocidade.

Com o veículo sobre o chão, as referências de velocidade $\omega_d^*(t)$ e $\omega_e^*(t)$ foram geradas como mostrado na Figura 4.9. Estas referências comandam no veículo movimentos em linha reta para a frente e para trás durante 12 segundos. Assim, espera-se que o veículo se locomova a $v_m = 16,25$ cm/s (equação (4.4) com $\omega_d = \omega_e = 5$ rad/s e $r_d = r_e = 3,25$ cm). A escolha destas referências de velocidade permite avaliar o comportamento dos controladores de velocidade para inversões no sentido de giro das rodas de tração.

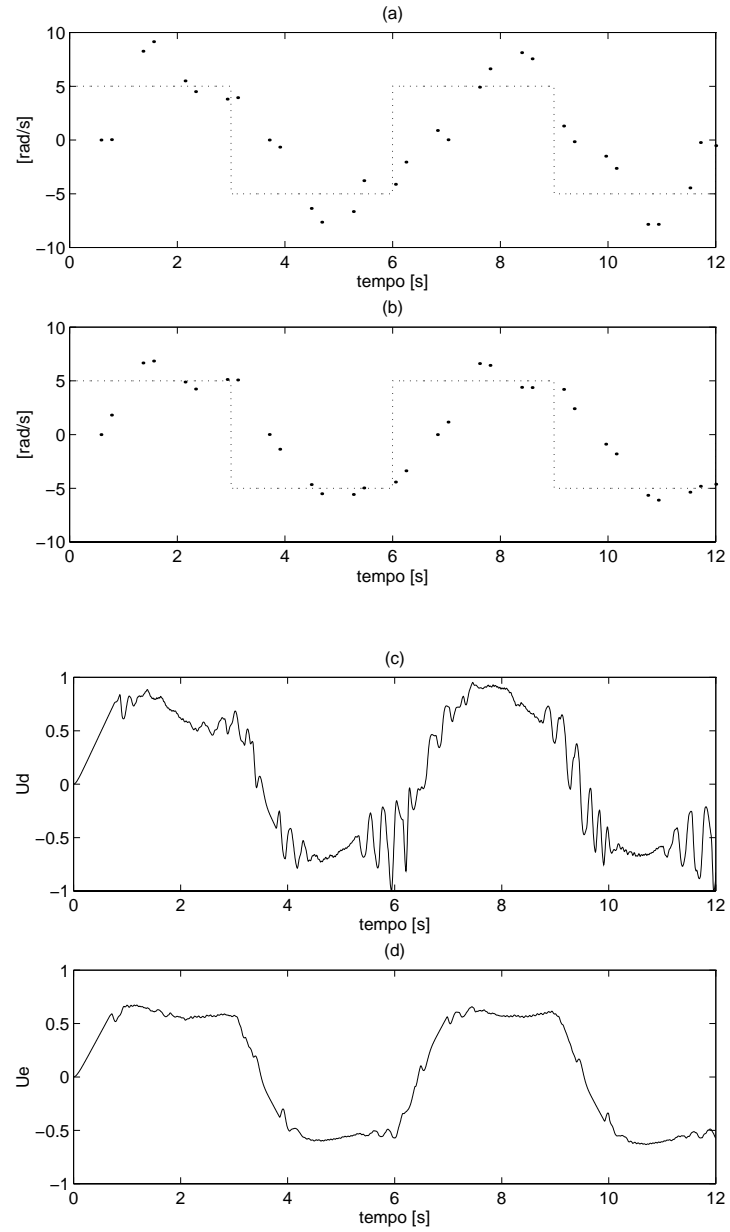


Figura 4.10: Gráficos experimentais dos controladores LSPG dos sistemas de propulsão: saídas $\omega_{df}(t)$ (gráfico (a)) e $\omega_{ef}(t)$ (gráfico (b)) representadas por curvas contínuas e as respectivas referências $\omega_d^*(t)$ e $\omega_e^*(t)$ nas curvas tracejadas. Entradas $u_d(t)$ e $u_e(t)$, apresentadas nos gráficos (c) e (d), respectivamente.

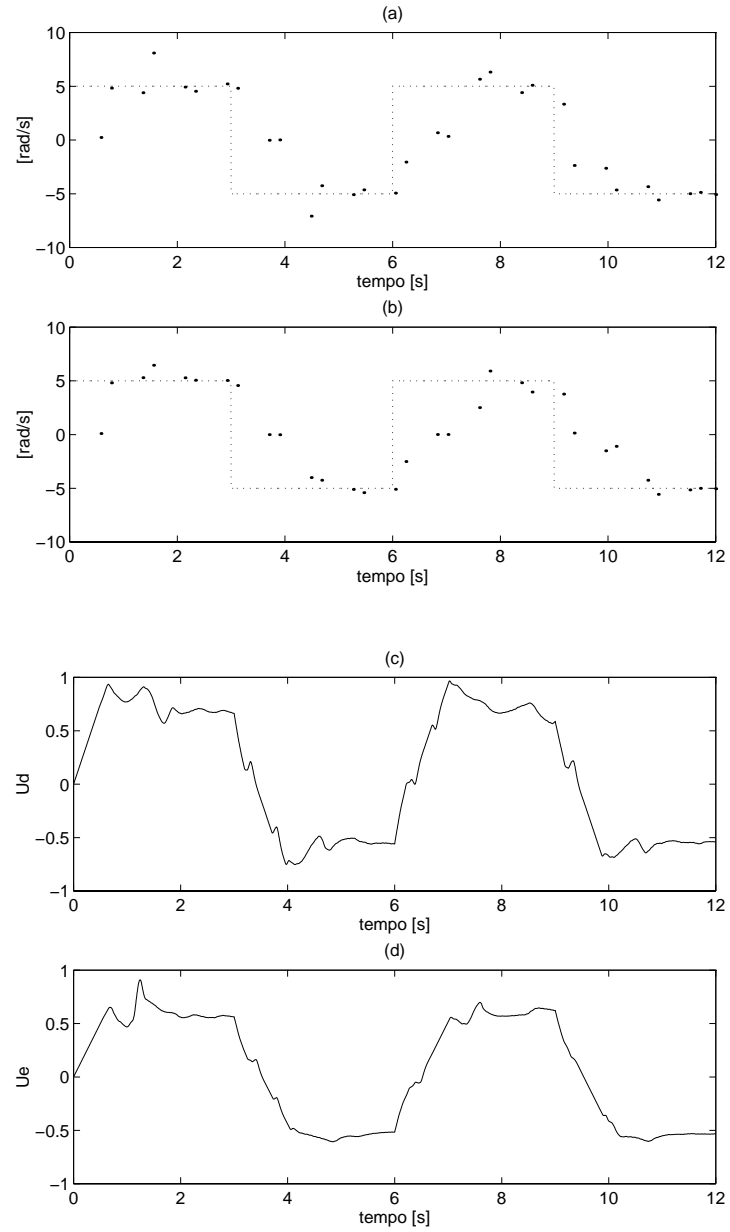


Figura 4.11: Gráficos experimentais dos controladores PI dos sistemas de propulsão: saídas $\omega_{df}(t)$ (gráfico (a)) e $\omega_{ef}(t)$ (gráfico (b)) representadas por curvas contínuas e as respectivas referências $\omega_d^*(t)$ e $\omega_e^*(t)$ nas curvas tracejadas. Entradas $u_d(t)$ e $u_e(t)$, apresentadas nos gráficos (c) e (d), respectivamente.

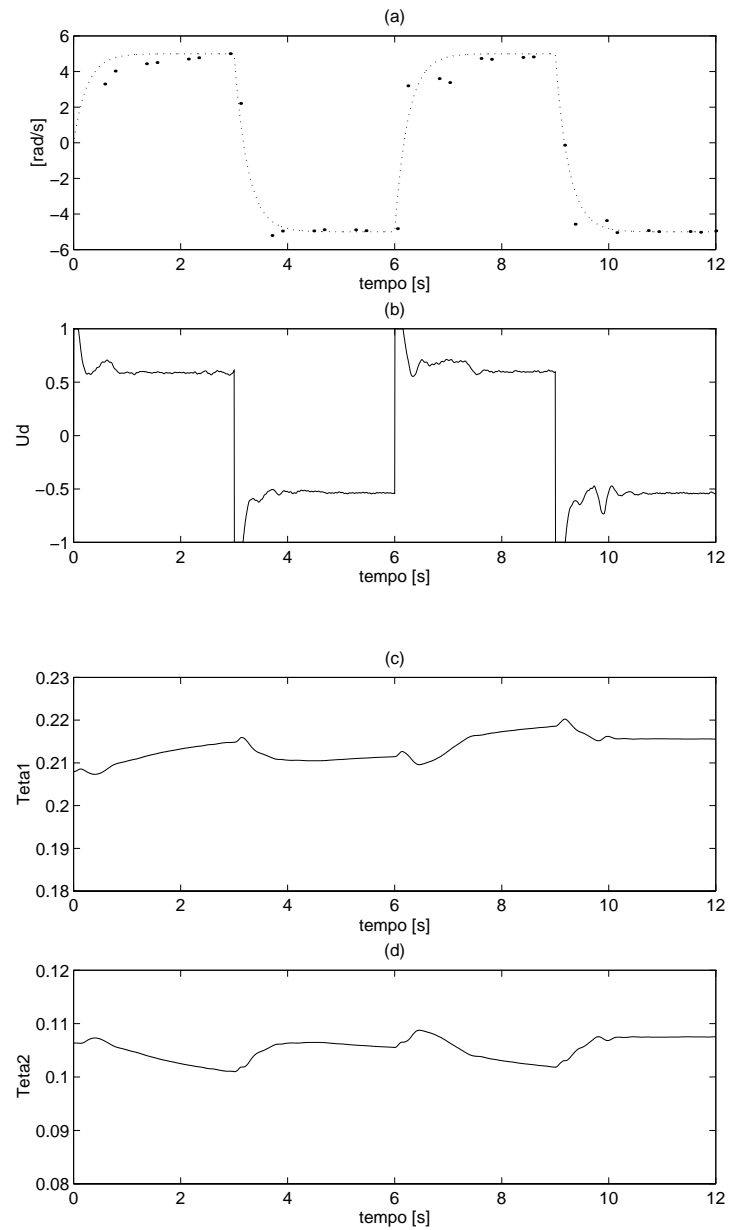


Figura 4.12: Gráficos experimentais do controlador MRAC do sistema de propulsão da direita. Gráfico (a): saída $\omega_{df}(t)$ em traçado contínuo e referência de velocidade $\omega_m(t)$ calculada pelo modelo de referência na curva pontilhada. Gráfico (b): sinal de controle $u_d(t)$. Gráficos (c) e (d): parâmetros θ_1 e θ_2 , respectivamente.

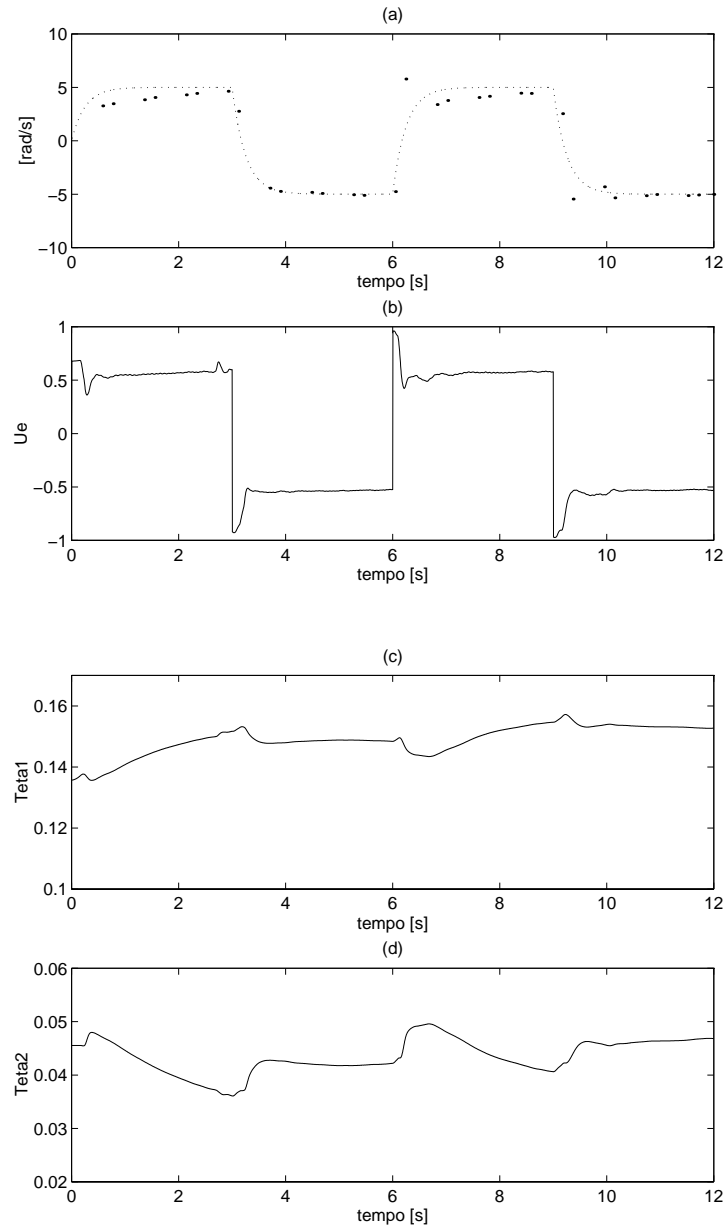


Figura 4.13: Gráficos experimentais do controlador MRAC do sistema de propulsão da esquerda. Gráfico (a): saída $\omega_{ef}(t)$ em traçado contínuo e referência de velocidade $\omega_m(t)$ calculada pelo modelo de referência na curva pontilhada. Gráfico (b): sinal de controle $u_e(t)$. Gráficos (c) e (d): parâmetros θ_1 e θ_2 , respectivamente.

As respostas dos controladores LSPG e PI são mostradas pelos gráficos das Figuras 4.10, 4.11. Os gráficos (a) e (b) as velocidades angulares em curvas contínuas e suas referências em curvas tracejadas para os sistemas de propulsão da direita e da esquerda, respectivamente. As entradas u_d e u_e dos sistemas de propulsão da direita e da esquerda são apresentadas pelos gráficos (c) e (d), respectivamente.

Os controladores LSPG, que introduzem na lei de controle uma ação integral por conta de $S(s)$, conseguiram fazer os motores partir (ver gráficos (a) e (b) da Figura 4.10). A característica integral da lei de controle é verificada nas entradas u_d e u_e na forma de uma rampa no primeiro segundo de experimento. Durante este período de tempo, os motores de tração encontram-se parados e a partida somente ocorrerá se o torque exercido pelos motores for maior que os conjugados provocados por forças de atrito estático, que são contrárias ao sentido de giro dos motores. Entretanto, o comportamento dos controladores LSPG não foi satisfatório pois o veículo em vez de se locomover em linha reta terminou desviando da rota esperada. As leis de controle dos controladores LSPG não foram rápidas o suficiente de forma que a correção das velocidades das rodas de tração fosse realizada em tempo satisfatório.

Na Figura 4.11, os gráficos (a) e (b) mostram que os controladores PI conseguiram provocar as partidas dos motores e apresentaram um comportamento melhor que os controladores LSPG. Estes controladores apresentaram uma partida suave, mas o veículo ainda desviou um pouco da trajetória desejada. Da mesma forma que os controladores LSPG, a lei de controle dos controladores PI não foi rápida o suficiente.

Os controladores MRAC apresentaram melhores resultados, conforme é mostrado nos gráficos das Figuras 4.12 e 4.13 para os sistemas de propulsão da direita e da esquerda, respectivamente. Nestas figuras, os gráficos (a) mostram as velocidades filtradas dos sistemas de propulsão em curvas contínuas e as velocidades desejadas calculadas através dos modelos de referência em curvas pontilhadas. Os gráficos (b), (c) e (d) correspondem respectivamente aos sinais de controle, ao parâmetro θ_1 e ao parâmetro θ_2 , para os controladores dos sistemas de propulsão.

As velocidades angulares das rodas de tração mostradas nos gráficos (a) das Figuras 4.12 e 4.13 indicam que os controladores MRAC conseguiram fazer os sistemas

de propulsão se comportarem de forma semelhante aos modelos de referência, apesar das imperfeições dos sistemas de propulsão. Para provocar a partida dos sistemas de propulsão, os controladores MRAC fazem com que as entradas de excitação $u_d(t)$ e $u_e(t)$ (mostradas respectivamente pelos gráficos (b) das Figuras 4.12 e 4.13) saturam logo no início do experimento, quando os motores estão parados. A partir de então, os parâmetros θ_1 e θ_2 dos controladores MRAC são ajustados de forma que seja reduzida a diferença entre as velocidades angulares das rodas de tração e as velocidades desejadas calculadas pelos modelos de referência. O comportamento dos parâmetros dos controladores, verificados nos gráficos (c) e (d) das Figuras 4.12 e 4.13, mostram que os parâmetros θ_1 e θ_2 variam muito pouco em magnitude durante todo o experimento. Maiores variações são verificadas após as transições nas velocidades de referência, pois são provocadas pelo erro de velocidade durante o regime transitório. Entretanto, em regime permanente os parâmetros permanecem estáveis com erro muito pequeno de velocidade. Assim, devido à sua característica adaptativa, os controladores MRAC apresentaram o resultado desejado neste experimento.

A partir dos resultados com este experimento de avaliação, a UCT passa a utilizar controladores MRAC no controle de velocidade dos sistemas de propulsão.

4.3 Controlador de Trajetória

Conforme discutido anteriormente, a UCT deve atuar no sistema de propulsão controlando as velocidades das rodas de tração de forma a manter o veículo seguindo a guia de trajetória com uma velocidade de navegação v_m . Conforme o diagrama em blocos mostrado na Figura 4.3, o controle de velocidade dos sistema de propulsão é feito por controladores independentes, que são os controladores MRAC escolhidos experimentalmente. Um controlador de trajetória calcula as velocidades de referência dos controladores de velocidade a partir das variáveis de erro de trajetória Γ e Θ .

Neste trabalho são propostas as seguintes leis de controle para o controlador de trajetória da UCT:

$$v_d^*(t) = v_m(t) + \Delta v(\Gamma, \Theta),$$

$$v_e^*(t) = v_m(t) - \Delta v(\Gamma, \Theta),$$

nas quais $v_m(t)$ é a velocidade de navegação desejada e $v_d^*(t)$ e $v_e^*(t)$ são as velocidades de referência das rodas de tração da direita e da esquerda, respectivamente. $\Delta v(\Gamma, \Theta)$ é uma função das variáveis de erro de trajetória. Se $\Delta v(\Gamma, \Theta) > 0$, o veículo está realizando curva à esquerda, e com $\Delta v(\Gamma, \Theta) < 0$ a curva é à direita. Mas se $\Delta v(\Gamma, \Theta) = 0$, o veículo se desloca em linha reta. Valores positivos de $v_m(t)$, $v_d^*(t)$ e $v_e^*(t)$ implicam no movimento do veículo para a frente.

A escolha da função $\Delta v(\Gamma, \Theta)$ pode ser intuitiva e baseada na observação da Figura 4.1. Para $v_m(t) > 0$, se o veículo estiver à direita da guia de trajetória, o que implica em $\Gamma > 0$, o veículo realizará uma curva na direção da guia de trajetória se $\Delta v(\Gamma, \Theta) > 0$. Caso contrário, com o veículo à esquerda da guia de trajetória ($\Gamma < 0$), deve-se fazer $\Delta v(\Gamma, \Theta) < 0$. Deste raciocínio obtém-se que se

$$\frac{\partial \Delta v(\Gamma, \Theta)}{\partial \Gamma} > 0, \quad (4.81)$$

o veículo tenderá a reduzir o deslocamento ortogonal.

Com o ângulo de direção do veículo ϕ_p menor do que ϕ^* , ou seja, $\Theta > 0$, o veículo deveria girar a roda da direita mais rápido do que a roda da esquerda, $\Delta v(\Gamma, \Theta) > 0$. Caso contrário, com $\Theta < 0$, deve-se obter $\Delta v(\Gamma, \Theta) < 0$. Então obtém-se

$$\frac{\partial \Delta v(\Gamma, \Theta)}{\partial \Theta} > 0. \quad (4.82)$$

A partir dos resultados apresentados por esta análise intuitiva, propõe-se a seguinte estrutura para a função $\Delta v(\Gamma, \Theta)$:

$$\Delta v(\Gamma, \Theta) = K_\Theta \Theta + K_\Gamma \Gamma,$$

com K_Θ e K_Γ sendo constantes reais positivas. Se estas constantes forem muito pequenas, o veículo pode não corrigir o erro de trajetória a tempo e a guia de trajetória sairá totalmente debaixo da UAI. Por outro lado, valores muito grandes de K_Θ e K_Γ podem fazer com que o veículo fique bastante sensível a erros de estimação de Θ e Γ . Os valores das constantes K_Θ e K_Γ dependem da velocidade de navegação v_m pois, se deslocar

com maior velocidade, o controlador de trajetória deve ser mais rápido também para impedir que o veículo se perca da trajetória. Entretanto, neste trabalho as constantes K_Θ e K_Γ foram sintonizadas apenas para um valor específico de v_m .

4.3.1 Sintonia do Controlador de Trajetória

Os parâmetros K_Θ e K_Γ do controlador de trajetória foram escolhidos a partir de experimentos de simulação. Nestes experimentos, o movimento do veículo foi modelado pelas equações (4.1), (4.2) e (4.3), e admitiu-se que as velocidades angulares de referência $\omega_d^*(t)$ e $\omega_e^*(t)$ fossem iguais às velocidades das rodas de tração da direita e da esquerda, respectivamente. Assim, considera-se ideais os controladores de velocidade. As velocidades angulares $\omega_d^*(t)$ e $\omega_e^*(t)$ são assim obtidas:

$$\begin{aligned}\omega_d^*(t) &= \frac{v_d^*(t)}{r_d} = \frac{v_m(t)}{r_d} + \frac{\Delta v(\Gamma, \Theta)}{r_d}, \\ \omega_e^*(t) &= \frac{v_e^*(t)}{r_e} = \frac{v_m(t)}{r_e} - \frac{\Delta v(\Gamma, \Theta)}{r_e},\end{aligned}$$

com $r_d = r_e = r = 3,25$ cm, tal como no veículo real. A distância entre as rodas de tração também é a mesma do veículo real, ou seja, $b_w = 27,5$ cm. A velocidade de navegação v_m foi de $16,25$ cm/s. As variáveis de erro de trajetória são determinadas a partir das equações (4.5) e (4.6).

Inicialmente as variáveis de erro de trajetória são $\Gamma(0) = 20$ cm e $\Theta(0) = 0$ rad. Para se verificar a rejeição do controlador de trajetória a perturbações nas variáveis de erro de trajetória, a cada medição de Γ foi acrescida uma variável aleatória gaussiana de média 0 cm e variância 10 cm². Da mesma forma, foi acrescentado uma variável aleatória gaussiana em Θ de média 0 rad e variância 2 rad².

Com parâmetros K_Θ e K_Γ obtidos em função do raio r das rodas de tração, foram avaliados os seguintes controladores de trajetória:

- Controlador 1: $K_\Theta = 5r$ e $K_\Gamma = r$;

- Controlador 2: $K_{\Theta} = 2,5r$ e $K_{\Gamma} = 0,5r$;
- Controlador 3: $K_{\Theta} = 15r$ e $K_{\Gamma} = 3r$.

Os resultados são mostrados na Figura 4.14. Os gráficos (a), (d) e (g) apresentam as trajetórias descritas pelo veículo com os controladores 1, 2 e 3, respectivamente, pelas curvas tracejadas. As curvas contínuas representam a trajetória de referência. Com o controlador 1, o veículo vai de encontro a trajetória de referência logo nos primeiros três segundos do experimento, o que se observa com os valores das variáveis de erro de trajetória mostradas nos gráficos (b) e (c). Apesar da grande variância destas variáveis, o Controlador 1 ainda manteve as variáveis de erro de trajetória próximas de zero. Como esperado, o Controlador 2 que possui ganhos K_{Θ} e K_{Γ} escolhidos como a metade dos ganhos do Controlador 1, responde mais lentamente ao erro de trajetória. Isto é verificado no gráfico (d) com uma trajetória mais oscilatória em torno da trajetória desejada. Os gráficos (e) e (f) apresentam as variáveis de erro de trajetória da simulação do Controlador 2. Devido à resposta lenta do controlador, as variáveis de erro de trajetória chegam a valores tão altos que em um experimento real podem implicar na perda da trajetória de referência pela UAI. O Controlador 3, de ganhos K_{Θ} e K_{Γ} muito grandes, perdeu a trajetória. Uma explicação plausível para a perda de trajetória do Controlador 3 é que, com ganhos de controle muito grandes, as variações nas estimativas de erro de trajetória são repassadas para as referências de velocidade das rodas de propulsão com valores bastante elevados. Desta forma o controlador de trajetória pode aplicar velocidades nas rodas de tração que não correspondem com a realidade.

Com os resultados obtidos nesta sintonia por simulação, o controlador a ser utilizado na avaliação experimental do sistema de correção de trajetória no veículo protótipo será o Controlador 1, com $K_{\Theta} = 5r$ e $K_{\Gamma} = r$, $r = 3,25$ cm e velocidade de navegação $v_m = 16,25$ cm/s. Este controlador apresenta parâmetros que garantem um aceitável tempo de resposta ao erro de trajetória. As variáveis de erro de trajetória, mesmo nas curvas do experimento de simulação, apresentam valores admissíveis de forma que é pequeno o risco de se obter um vetor de imagem quantizado \mathbf{z} inconsistente. Outra

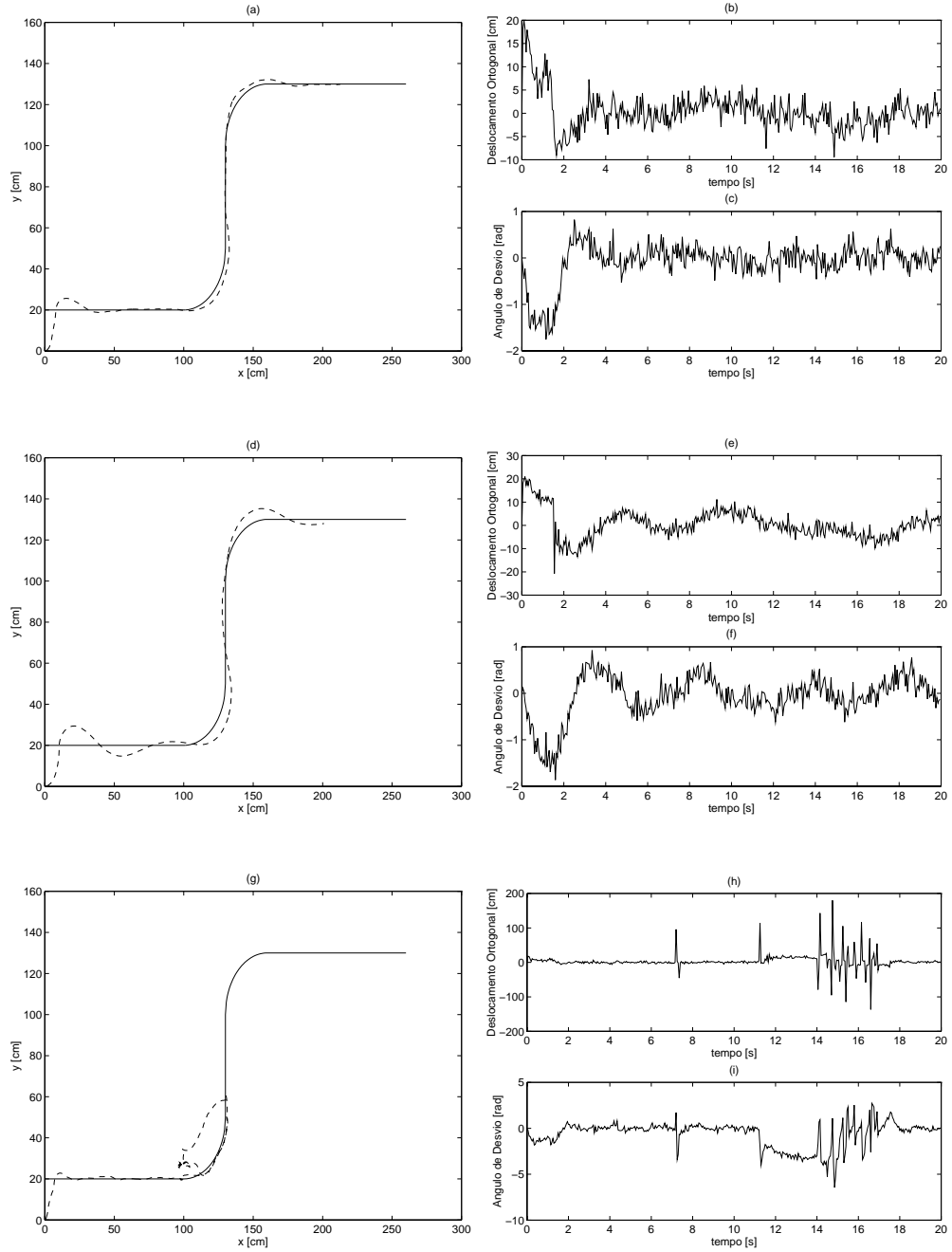


Figura 4.14: Resultados do experimento de simulação dos controladores de trajetória. Gráficos (a), (b) e (c): controlador de trajetória com $K_\Theta = 5r$ e $K_\Gamma = r$. Gráficos (d), (e) e (f): controlador de trajetória com $K_\Theta = 2,5r$ e $K_\Gamma = 0,5r$. Gráficos (g), (h) e (i): controlador de trajetória com $K_\Theta = 15r$ e $K_\Gamma = 3r$. $r = 3,25$ cm.

característica deste controlador é a sua pequena sensibilidade à variância das variáveis de erro de trajetória.

4.3.2 Odometria

Antes de partir para um experimento real com o veículo, é interessante mostrar a obtenção de estimativas da posição do veículo protótipo por técnicas de odometria. Estas estimativas são utilizadas na construção da trajetória realizada pelo veículo na análise dos resultados experimentais.

Denomina-se odometria ao conjunto de técnicas de obtenção da posição relativa de um veículo a partir de pulsos gerados por codificadores incrementais acoplados às rodas [13]. O exemplo mais comum é o odômetro de automóveis, que apresenta em um visor a velocidade e o espaço percorrido pelo veículo. Estas grandezas são determinadas a partir da leitura das rotações de uma das rodas.

As equações de odometria são obtidas através da discretização das equações (4.1), (4.2) e (4.3) pelo método de Euler de primeira ordem com um período de amostragem T_s . Assim, obtém-se

$$x_p(k) = x_p(k-1) + \Delta x_p(k), \quad (4.83)$$

$$y_p(k) = y_p(k-1) + \Delta y_p(k), \quad (4.84)$$

$$\phi_p(k) = \phi_p(k-1) + \Delta \phi_p(k), \quad (4.85)$$

com

$$\Delta x_p(k) = \frac{T_s}{2}(v_d(k) + v_e(k)) \cos \phi_p(k), \quad (4.86)$$

$$\Delta y_p(k) = \frac{T_s}{2}(v_d(k) + v_e(k)) \sin \phi_p(k), \quad (4.87)$$

$$\Delta \phi_p(k) = \frac{T_s}{b_w}(v_d(k) - v_e(k)), \quad (4.88)$$

e o índice k refere-se à k -ésima medida.

Entretanto, as medições das velocidades v_d e v_e são assíncronas e ocorrem a cada período T_d e T_e , respectivamente (T_d e T_e são os períodos dos sinais dos sensores de passagem dos discos perfurados). No veículo, os períodos de tempo T_d e T_e são medidos pelo microprocessador central por interrupções geradas a cada transição positiva de um dos sinais de velocidade gerados por cada codificador incremental, que são acoplados às rodas de tração. Os codificadores geram η pulsos por revolução de cada roda. As equações de atualização da posição do veículo devem ser escritas em função da ocorrência dos pulsos gerados pelos codificadores.

Devido à forma assíncrona da medição das velocidades e diretamente dependente da velocidade de cada roda, o período de discretização T_s não pode ser o mesmo para as duas rodas. Uma forma de resolver este problema é fazer T_s igual a T_d ou T_e para a medição da velocidade da roda da direita ou da esquerda, respectivamente. Os incrementos $\Delta x_p(k)$, $\Delta y_p(k)$ e $\Delta \phi_p(k)$ são portanto diferentes para cada roda. No caso da roda da direita, estes incrementos são:

$$\Delta x_p(k) = \frac{T_d}{2} v_d(k) \cos \phi_p(k), \quad (4.89)$$

$$= \frac{T_d}{2} r_d \omega_{df}(k) \cos \phi_p(k), \quad (4.90)$$

$$= r_d \frac{2\pi}{\eta} \cos \phi_p(k) \cdot \text{sign}(\omega_{df}(k)). \quad (4.91)$$

$$\Delta y_p(k) = \frac{T_d}{2} v_d(k) \sin \phi_p(k), \quad (4.92)$$

$$= \frac{T_d}{2} r_d \omega_{df}(k) \sin \phi_p(k), \quad (4.93)$$

$$= r_d \frac{2\pi}{\eta} \sin \phi_p(k) \cdot \text{sign}(\omega_{df}(k)). \quad (4.94)$$

$$\Delta \phi_p(k) = \frac{T_d}{b_w} v_d(k) \quad (4.95)$$

$$= \frac{T_d}{b_w} r_d \omega_{df}(k), \quad (4.96)$$

$$= \frac{2\pi r_d}{b_w \eta} \cdot \text{sign}(\omega_{df}(k)). \quad (4.97)$$

A função $\text{sign}(x)$ é da forma

$$\text{sign}(x) = \begin{cases} 1 & \text{se } x \geq 0, \\ -1 & \text{se } x < 0. \end{cases}$$

Para a roda da esquerda, a forma das equações dos incrementos $\Delta x_p(k)$ e $\Delta y_p(k)$ são as mesmas, mas substituindo-se T_d , r_d e ω_{df} por T_e , r_e e ω_{ef} , respectivamente. $\Delta \phi_p(k)$ é da forma

$$\Delta \phi_p(k) = -\frac{T_e}{b_w} v_e(k) \quad (4.98)$$

$$= -\frac{T_e}{b_w} r_e \omega_{ef}(k), \quad (4.99)$$

$$= -\frac{2\pi r_e}{b_w \eta} \cdot \text{sign}(\omega_{ef}(k)). \quad (4.100)$$

As principais fontes de erro sistemático em odometria são incertezas acerca dos valores de r_d , r_e e b_w [13]. Os raios das rodas podem variar com o peso do veículo, e mais se o contato das rodas com o solo for por meio de material deformável. No caso do veículo protótipo, as rodas são cobertas por anéis de borracha, o que justifica variações nos valores de r_d e r_e . E ainda, se a razão r_d/r_e for diferente de 1.0, os erros são ainda mais perceptíveis no ângulo de orientação ϕ_p . Incertezas acerca da distância entre os pontos de contato das rodas no solo b_w provoca erros de orientação quando o veículo realiza curvas. Esta medida é difícil de ser obtida pois o contato das rodas com o solo não é sobre pontos, mas sim sobre áreas.

4.3.3 Avaliação Experimental

A avaliação experimental do controlador de trajetória foi realizada com a estrutura da Figura 4.3 implementada no veículo protótipo. No experimento de avaliação, a trajetória que o veículo deve seguir foi montada sobre uma placa de Duratex de 270

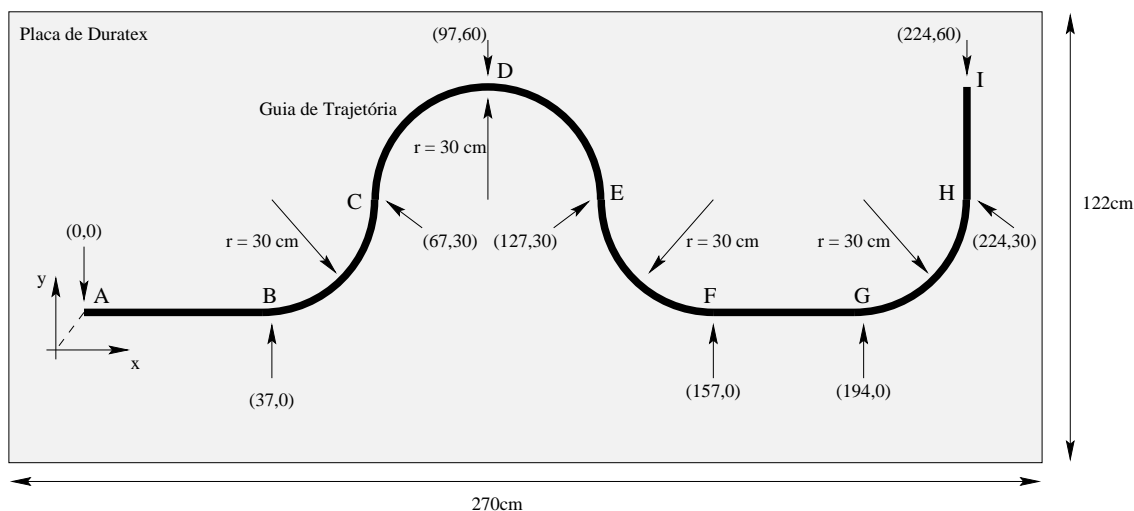


Figura 4.15: Esboço do experimento de avaliação do sistema de controle de trajetória.

cm de comprimento e 122 cm de largura, de cor branca, como mostrado pela Figura 4.15. A guia de trajetória foi confeccionada a partir de tiras de cartolina, constituindo assim uma guia não-refletora.

A escolha da trajetória mostrada na Figura 4.15 visou avaliar o comportamento do veículo nas curvas, e ainda dentro do espaço limitado da placa de Duratex. A posição inicial do veículo na guia de trajetória é o ponto A. O objetivo do controlador de trajetória é levar o veículo do ponto inicial ao ponto I. Os maiores obstáculos que devem ser superados pelo controlador de trajetória são as curvas de 30 cm de raio. Observe que, sendo a distância entre as rodas $b_w = 27,5$ cm, em algumas curvas um dos motores deve ficar com velocidade bastante reduzida e o outro com uma velocidade bastante alta. Para chegar ao ponto I, o veículo deve passar pelos pontos B, C, D, E, F, G e H, cujas coordenadas são também mostradas na Figura 4.15. O ponto A corresponde à coordenada (0,0). As coordenadas são representadas por medidas em centímetros.

Os resultados do experimento são mostrados pelos gráficos da Figura 4.16. O gráfico (a) apresenta a trajetória do veículo obtida pelo sistema de odometria (curva tracejada) e a trajetória de referência (curva contínua). Apesar da informação de posição do sistema de odometria não ser confiável, este gráfico mostra que, se o veículo derrapou

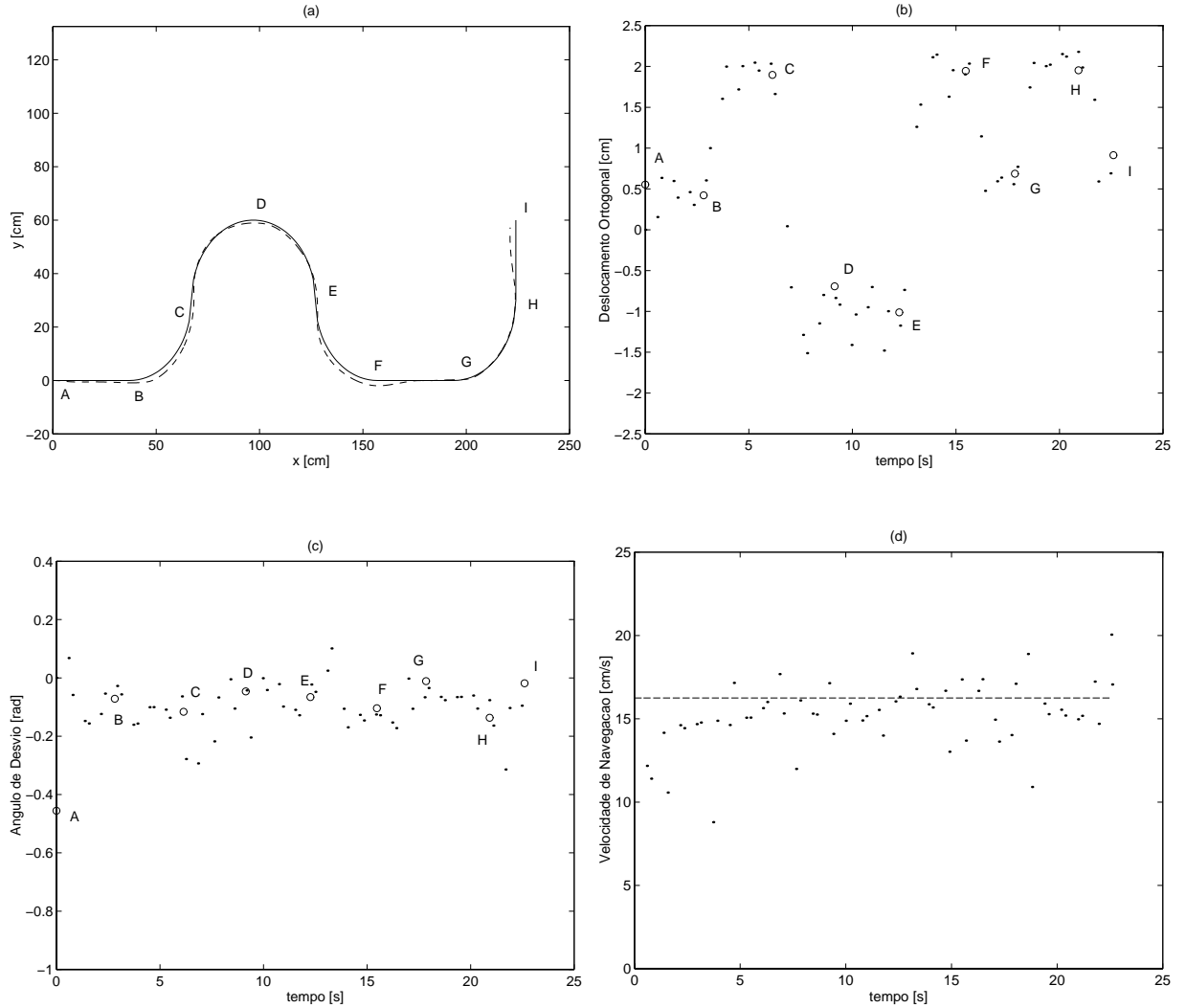


Figura 4.16: Resultados do experimento de avaliação com o veículo protótipo e o sistema de controle de trajetória. Gráfico (a): trajetória de referência (curva contínua) e trajetória do veículo obtida via odometria (curva tracejada). Gráficos (b) e (c): variáveis de erro de trajetória e pontos de referência da trajetória. Gráfico (d): velocidade de navegação v_m (curva pontilhada) e seu valor desejado (reta tracejada).

durante o percurso, a informação de posição não foi afetada de forma perceptível. Este experimento foi realizado outras duas vezes e as curvas de trajetória obtidas são muito parecidas. De acordo com o gráfico (a), percebe-se que o veículo realizou movimentos suaves e o desvio de trajetória foi mais notado nas curvas. Os pontos de A a I são também ilustrados neste gráfico.

O gráfico (b) apresenta a estimativa do deslocamento ortogonal $\hat{\Gamma}$ obtida pela UPI. Os pequenos círculos representam os pontos principais da guia de trajetória. Observa-se que os maiores valores de $\hat{\Gamma}$ ocorrem nas curvas, e se mantém constantes durante elas. Isto implica que $\Delta v(\Gamma, \Theta)$ não foi grande o suficiente para o veículo fazer a correção do erro de trajetória nas curvas. Neste caso, um maior valor de K_{Γ} poderia resolver o problema.

A estimativa do ângulo de desvio $\hat{\Theta}$ é mostrada no gráfico (c) com os pequenos círculos representando os momentos de passagem do veículo nos pontos de referência. Percebe-se que o veículo manteve um ângulo de desvio bastante pequeno durante todo o percurso, mas com pequenas acentuações quando o veículo é forçado a mudar repentinamente de ângulo de curvatura nos pontos de referência B, C, F, G e H.

A velocidade de navegação do veículo v_m é mostrada no gráfico (d). A reta tracejada indica a velocidade desejada, ou seja, $v_m = 16,25$ cm/s. A curva pontilhada e ruidosa indica a velocidade v_m do veículo. Apesar da grande variância da velocidade de navegação do veículo, não observou-se no experimento derrapagens e o percurso parecia ser realizado de forma suave. A variância da velocidade de navegação pode ter sido provocada em parte pelas estimativas $\hat{\Gamma}$ e $\hat{\Theta}$.

4.4 Conclusões

Este Capítulo apresentou a Unidade de Controle de Trajetória (UCT), que em um veículo protótipo com o sistema de detecção de guias não-refletoras realizava a correção de trajetória. O problema de controle de trajetória foi apresentado e foi lançada uma proposta de arquitetura para a UCT: um controlador de trajetória e dois controladores independentes de velocidade das rodas de tração do veículo. O controlador de trajetória

calcula as velocidades desejadas das rodas de tração do veículo e os controladores de velocidade são responsáveis por aplicá-las aos sistemas de propulsão.

Foi realizado um experimento de caracterização dos sistemas de propulsão do veículo, de onde foram obtidas estimativas dos modelos dinâmicos de propulsão. Estes modelos foram utilizados no projeto de três tipos diferentes de controladores de velocidade das rodas de tração do veículo protótipo. Em avaliação experimental, os controladores de velocidade foram testados e um controlador adaptativo por modelo de referência foi escolhido pelo seu desempenho superior.

A estrutura do controlador de trajetória foi obtida empiricamente. A função do controlador de trajetória é fazer com que o veículo se desloque com uma velocidade v_m e seguindo a guia de trajetória. Com dificuldade na determinação de valores ótimos dos parâmetros do controlador de velocidade via métodos analíticos, tais parâmetros foram sintonizados através de simulação. Com a simulação, verificou-se uma pequena sensibilidade do controlador de trajetória à variância das estimativas $\hat{\Gamma}$ e $\hat{\Theta}$. Foi construído um experimento real de avaliação da UCT no qual a guia de trajetória formava curvas. A partir de dados de posição obtidos através do sistema de odometria do veículo, foi possível comparar em computador o percurso realizado e o percurso desejado. A partir de análises nas curvas de trajetória e das estimativas $\hat{\Gamma}$ e $\hat{\Theta}$, observou-se que o veículo apresentou um comportamento suave durante todo o percurso. Entretanto, durante as curvas, a UCT não conseguia corrigir o deslocamento ortogonal, mas o mantinha constante e diferente de zero.

Capítulo 5

Conclusões

Este trabalho descreveu um sistema óptico de reconhecimento de trajetórias para guiar veículos automáticos por rotas fixas, sendo constituído de três elementos: a Unidade de Aquisição de Imagens (UAI), a Unidade de Processamento de Imagens (UPI) e a Unidade de Controle de Trajetória (UCT). Este sistema apresenta como principais características o baixo custo, a simplicidade e a alta taxa de amostragem.

Foi verificado que, apesar da pequena quantidade de sensores da UAI, é possível obter estimativas razoáveis das variáveis de erro de trajetória a partir do processamento do vetor de imagem. Com a ajuda de uma plataforma de testes, a UAI foi caracterizada para guias de trajetória não-refletoras. Entretanto, a caracterização poderia ser realizada também para guias refletoras de diferentes larguras.

O algoritmo neuronal da UPI, foi escolhido através de experimentos com a plataforma de testes. Este algoritmo apresentou nas estimativas das variáveis de erro de trajetória uma variância considerável durante um experimento com o veículo. Entretanto, sendo as redes neurais compostas por funções contínuas e com neurônios não-saturados para a faixa de operação, é esperado que pequenas variações na camada de entrada provoquem também alguma resposta na camada de saída. Portanto, as componentes ruidosas nas estimativas da UPI são esperadas pois durante o deslocamento do veículo, caracterizado por variações de contraste no solo, as imagens adquiridas pela UAI também sofrem variações.

As equações matemáticas apresentadas na descrição do problema de controle de trajetória demonstram um sistema não-linear de duas entradas e duas saídas a partir de equações de movimento cinemático. Entretanto, a complexidade das equações seria maior se fossem consideradas também as equações dinâmicas que consideram as forças provocadas pelos movimentos das rodas.

Na síntese da UCT foi empregada uma abordagem por métodos de controle clássico. Entretanto, métodos de computação flexível como redes neurais e lógica nebulosa são também indicados para este caso. Na avaliação experimental com o veículo real, foi verificado o funcionamento satisfatório do sistema proposto. A UCT conseguiu manter um pequeno erro de trajetória mesmo durante as curvas, e se mostrou pouco sensível à forma ruidosa das estimativas de erro de trajetória calculadas pela UPI. No veículo foram verificados aspectos de projeto como a medição de velocidade e a determinação de posição via odometria.

5.1 Propostas de Trabalhos Futuros

Com a construção do veículo protótipo, do sistema de guiagem e de um experimento com rotas não-refletoras, abriu-se espaço para uma vasta linha de trabalhos que teriam um aparato experimental disponível para avaliação. Dentre tais trabalhos, cita-se:

- Avaliar uma UPI híbrida, como proposto pela seção 3.4.
- Avaliação de sensibilidade das estimativas de erro de trajetória da UPI a variações no contraste entre a guia de trajetória e o chão;
- O emprego de técnicas de filtragem determinística e estocástica para a redução da variância das estimativas de erro de trajetória durante o movimento do veículo.
- O desenvolvimento de sensores e técnicas de localização absoluta;
- Avaliação de outras técnicas de controle de velocidade das rodas de tração do veículo protótipo, tal como o projeto de controladores IMC (*Internal Model Controller*);

- Projeto de controladores para sistemas TITO (*Two-Inputs, Two-Outputs*) não-lineares, que no caso é o sistema de propulsão do veículo protótipo;
- Uso de técnicas de computação flexível como redes neurais e lógica nebulosa no projeto de controladores de velocidade e de trajetória;
- Uso da teoria de agentes autônomos na concepção de um navegador autônomo.
- Com a adaptação de um manipulador mecânico no veículo pode-se estudar métodos de controle que permitam obter coordenação de movimentos do conjunto formado pelo veículo e o manipulador para a carga e descarga de materiais;
- Com a implantação de sistemas de vídeo, pode-se avaliar métodos de localização no ambiente por processamento de imagens 2D e 3D;
- Com a instalação do sistema de comunicação por RF, que foi construído mas ainda não implantado, pode-se desenvolver protocolos de comunicação de dados tolerantes a faltas. Com tais protocolos pode-se empregar um microcomputador como estação base para monitoração em tempo real do veículo;
- Pode-se verificar o comportamento de sistemas a eventos discretos com a construção de outros elementos, como uma máquina de carga e outra de descarga. A partir de então podem surgir trabalhos de modelagem com Redes de Petri.

Apêndice A

O Veículo Protótipo

Para avaliar o sistema de guiagem desenvolvido, foi projetado e montado um veículo protótipo. Este anexo apresenta o veículo protótipo sob os aspectos da estrutura mecânica, estrutura elétrica e de programação.

A.1 Estrutura Mecânica

A.1.1 Principais Medidas

A Figura A.1 apresenta um esboço do veículo protótipo em quatro vistas: vista frontal, vista da lateral direita, vista por baixo e vista por cima (subfiguras (a), (b), (c) e (d), respectivamente). De acordo com a Figura A.1(a), o veículo é dividido em três pisos: o primeiro piso, o segundo piso e o piso superior. No primeiro piso estão duas rodas de tração, juntamente com caixas de redução e sensores de velocidade, duas rodas de apoio e a UAI posicionada entre as rodas de tração. As rodas de tração são acopladas a motores de corrente contínua através de caixas de redução 1:20. As rodas de tração foram confeccionadas em nylon e cobertas por anéis de borracha. O raio nominal é $r_d = r_e = 3,25 \text{ cm}$, para as rodas de tração da direita e da esquerda, respectivamente. As rodas de apoio possuem movimento livre e são do mesmo tipo utilizado em cadeiras de escritório. As rodas de tração estão distantes $b_w = 27,5 \text{ cm}$, e as de apoio são

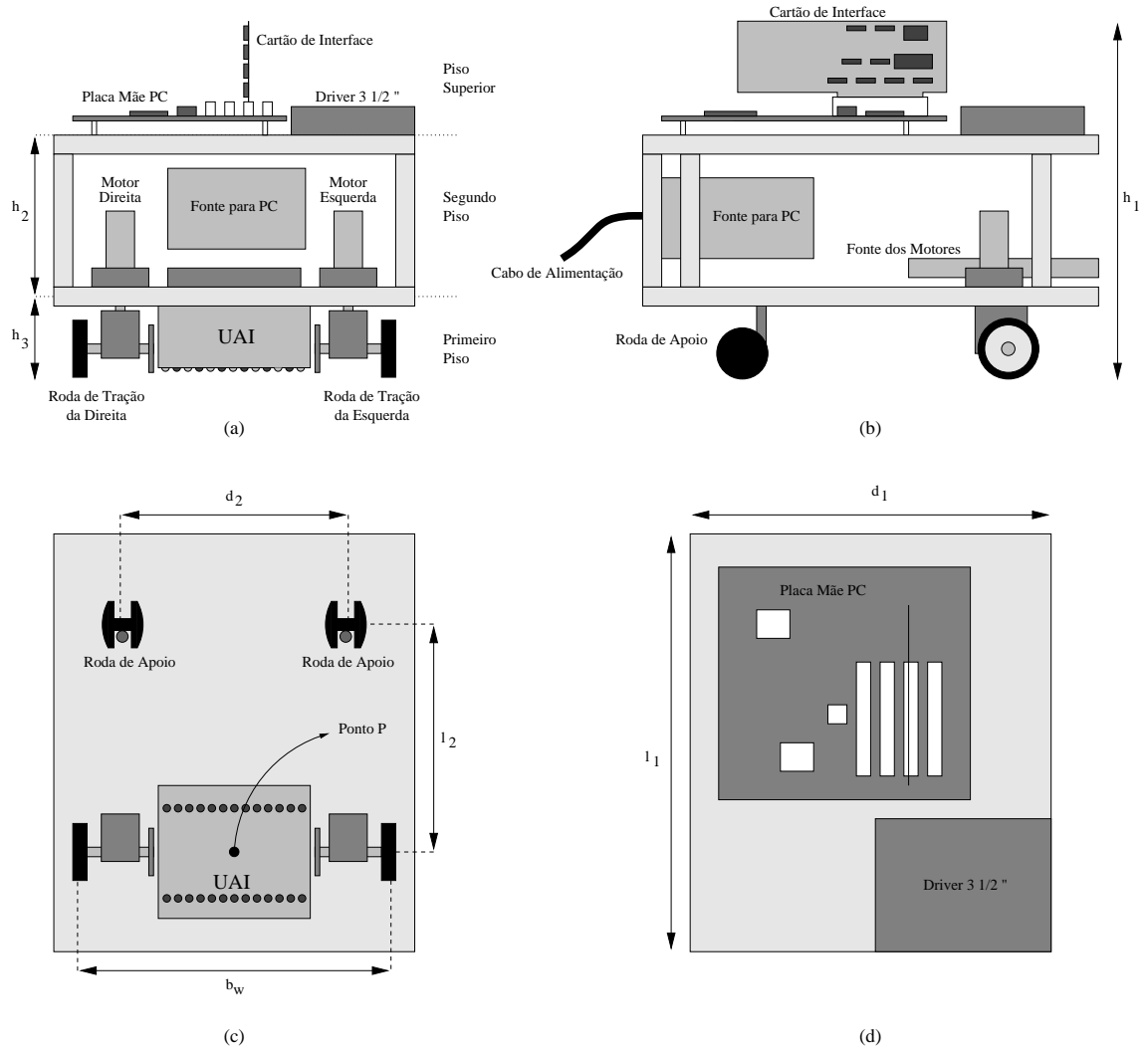


Figura A.1: Esboço do veículo protótipo em vista frontal (a), vista da lateral direita (b), vista por baixo (c) e vista por cima (d).

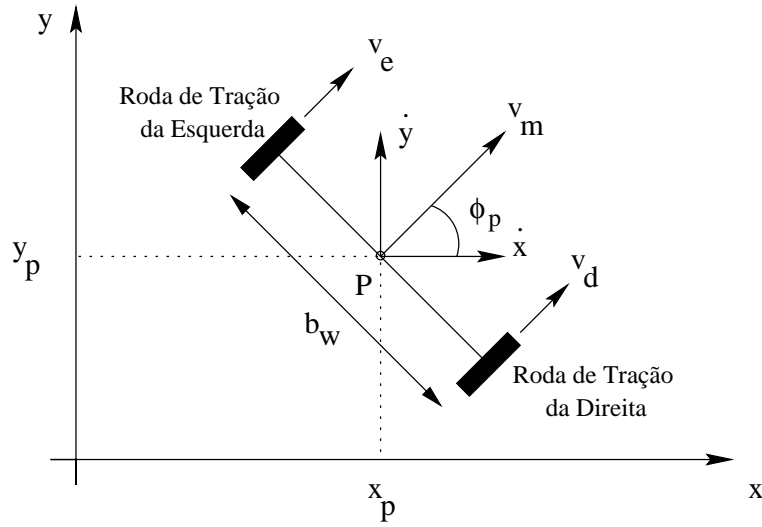


Figura A.2: Posicionamento do veículo em função do modelo de tração diferencial.

separadas por uma distância de 21 cm. Os eixos das rodas de tração e das rodas de apoio são paralelos e separados por $l_2 = 17,5$ cm.

No segundo piso estão os motores de tração juntamente com os respectivos circuitos de acionamento e as fontes de alimentação. O piso superior comporta os sistemas de processamento do veículo. Para maior segurança, toda estrutura metálica do veículo é aterrada por meio de um cabo de alimentação ligado à rede elétrica.

O veículo possui largura $d_1 = 32,5$ cm e comprimento $l_1 = 40$ cm. A altura do primeiro piso é $h_3 = 8$ cm, e do segundo piso é $h_2 = 13$ cm. A altura total do veículo é $h_1 = 35$ cm.

A.1.2 Modelo de Tração

Foi empregado no veículo protótipo um modelo de tração diferencial. Neste modelo duas rodas de acionamento independente proporcionam a tração do veículo, enquanto que as outras duas são de movimento livre. No veículo, as rodas de tração estão posicionadas na parte dianteira e acionadas por motores independentes.

As equações características do movimento de um veículo com este modelo de tração

são simples de ser obtidas. A Figura A.2 ilustra em determinado instante a posição no eixo cartesiano xy de um veículo tomada no ponto P. Embora que, fisicamente, o veículo não seja um ponto, esta representação permite obter uma referência de posição, e as coordenadas de outras partes do corpo do veículo passam a ser relativas ao ponto P. Sendo v_e e v_d as velocidades linear das rodas de tração da esquerda e da direita, respectivamente, as equações que regem o movimento do veículo são [12]:

$$\dot{x}_p = v_m \cos \phi_p, \quad (\text{A.1})$$

$$\dot{y}_p = v_m \sin \phi_p, \quad (\text{A.2})$$

$$\dot{\phi}_p = \frac{v_d - v_e}{b_w}, \quad (\text{A.3})$$

onde x_p e y_p são as coordenadas do ponto P, ϕ_p é o ângulo de orientação do veículo tomado em relação o eixo x , b_w é a distância entre os pontos de contato no chão das rodas de tração, e \dot{x}_p e \dot{y}_p representam as componentes de v_m nos eixos de coordenadas x e y , respectivamente. v_m é o módulo da velocidade de deslocamento do ponto P, posicionado na metade da distância entre as duas rodas de tração. A variável v_m é também chamada de velocidade de navegação e dada por

$$v_m = \frac{v_d + v_e}{2}. \quad (\text{A.4})$$

A.1.3 Medição de Velocidade

No veículo protótipo, discos perfurados presos ao eixo de cada roda de tração são utilizados na determinação das velocidades angulares de tais rodas. Cada disco funciona como um codificador incremental, como mostrado pela Figura A.3. Dois sensores ópticos detectam a passagem dos furos do disco e geram sinais pulsados para indicar a presença ou não de um furo entre os sensores. Os sensores de passagem estão posicionados a tal distância um do outro que os sinais elétricos por eles gerados (chamados de fase A e fase B) estão defasados de 90° , como também ilustrado pela Figura A.3. Desta forma é possível determinar em módulo e sentido a velocidade angular de giro do disco e, por consequência, a velocidade da roda.

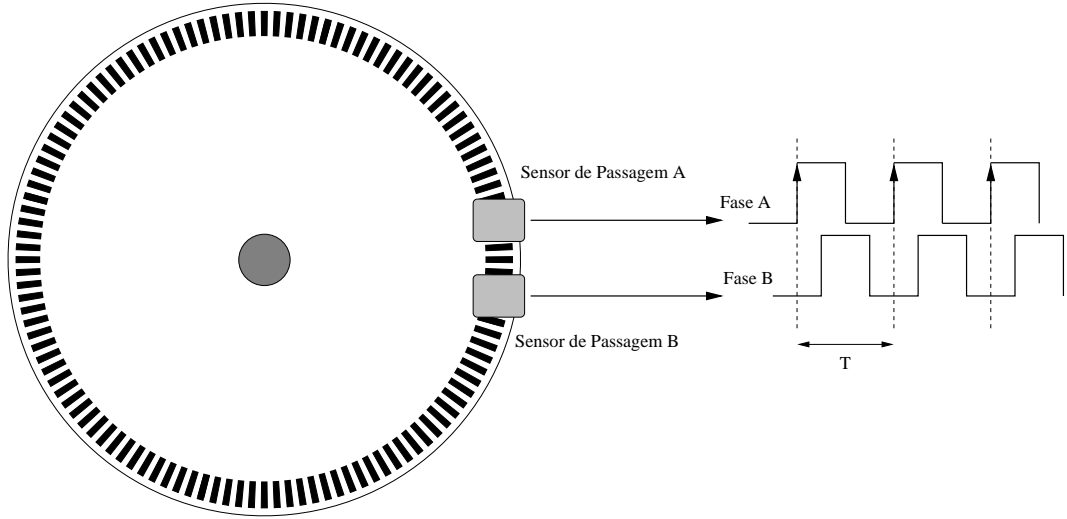


Figura A.3: Disco perfurado utilizado na medição de velocidade das rodas de tração e as formas de onda geradas na detecção dos furos.

Sendo η o número de furos do disco, o módulo da velocidade angular de giro da roda é dado por:

$$|\omega| = \frac{2\pi}{\eta T}, \quad (\text{A.5})$$

com T sendo o período dos pulsos elétricos gerados pelos sensores ópticos. Deve-se escolher o sinal gerado por apenas um sensor para realizar a medição de T . O módulo da velocidade angular é portanto calculado a cada período T . O sentido de giro é determinado tomando-se um dos sinais dos sensores como referência (ex. fase A) e verificando-se em suas transições positivas ou negativas o estado do sinal do outro sensor (fase B). Por convenção, as velocidades angulares das rodas do veículo protótipo são positivas quando o seu movimento provoca no veículo um deslocamento para a frente. Velocidades angulares negativas correspondem a movimentos para trás.

Um fenômeno comum neste tipo de sensor de velocidade é o *jitter*. Devido ao espaço entre os furos dos discos não serem uniformes, o período dos pulsos elétricos dos detectores ópticos varia em torno de um valor médio. Para controladores sensíveis a variações bruscas nas medições de velocidade, o efeito deste fenômeno pode resultar em um comportamento indesejado. A forma encontrada para reduzir o efeito do *jitter*

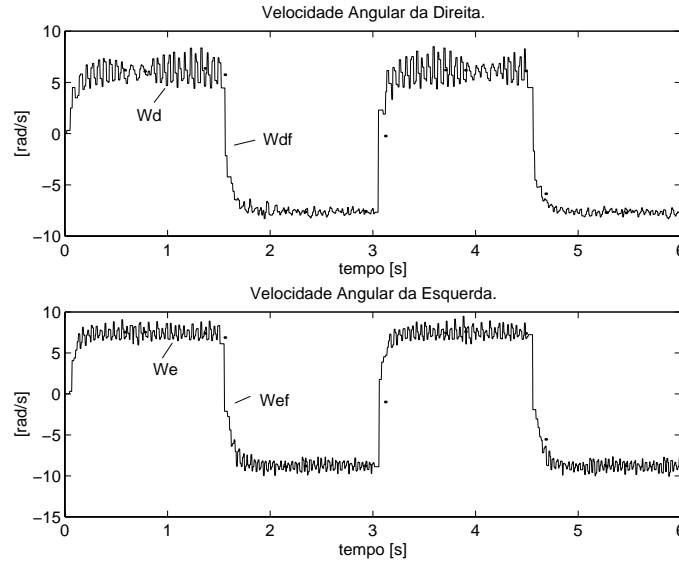


Figura A.4: Gráficos da filtragem das medidas de velocidade das rodas de tração.

foi filtrar as velocidades medidas com um filtro passa-baixa. Foi empregado um filtro de *Butterworth* de segunda ordem, com frequência de corte em 5 Hz e ganho unitário nas baixas frequências. Sua forma é

$$\Omega_f(s) = \frac{M(s)}{N(s)}\Omega(s) = \frac{986,96}{s^2 + 44,43s + 986,96}\Omega(s), \quad (\text{A.6})$$

com $\Omega_f(s) = \mathcal{L}(\omega_f(t))$ e $\Omega(s) = \mathcal{L}(\omega(t))$.

No caso, $\omega(t)$ pode representar $\omega_d(t)$ ou $\omega_e(t)$, ou seja, as velocidades angulares medidas das rodas da direita ou da esquerda, respectivamente.

No programa de controle do veículo, o algoritmo de medição de velocidade implementa este filtro na forma digital. A Figura A.4 mostra as curvas de velocidade medida e de velocidade filtrada obtidas para as rodas de tração da direita e da esquerda. As curvas rotuladas por Wd e We referem-se às velocidades medidas, e Wdf e Wef são as velocidades filtradas para as rodas da direita e da esquerda, respectivamente. Observa-se que, por causa do fenômeno *jitter*, as velocidades medidas possuem componentes oscilatórias, que são reduzidas com o uso dos filtros passa-baixa.

Sendo ω_{df} e ω_{ef} as velocidades angulares filtradas das rodas da direita e da esquerda,

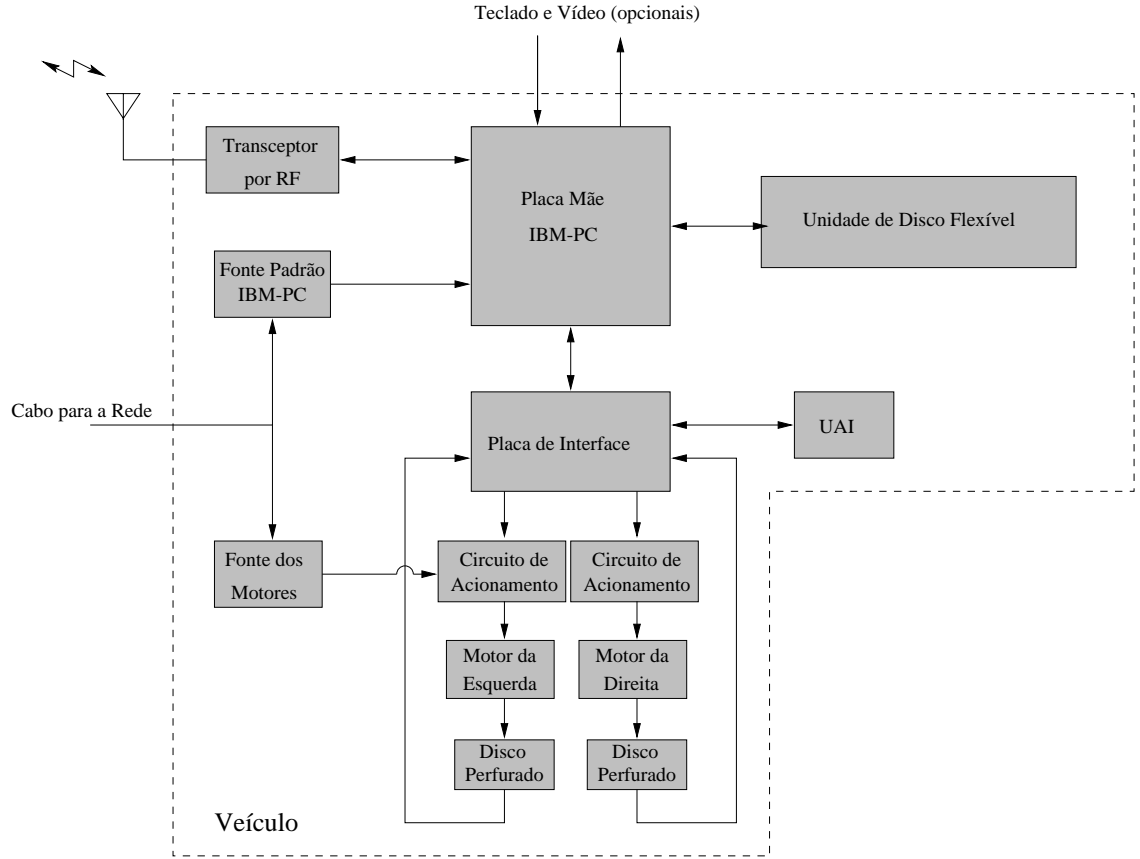


Figura A.5: Organização dos subsistemas do veículo protótipo.

respectivamente, suas velocidades lineares correspondentes são

$$v_d(t) = r_d \omega_{df}(t), \quad (\text{A.7})$$

$$v_e(t) = r_e \omega_{ef}(t), \quad (\text{A.8})$$

com r_d e r_e sendo os raios das rodas de tração da direita e da esquerda, respectivamente.

A.2 Estrutura Elétrica

A Figura A.5 apresenta os subsistemas elétricos que constituem o veículo protótipo. Estes subsistemas são descritos nesta seção.

A.2.1 Alimentação

Devido ao alto consumo de seus circuitos elétricos, o veículo não possui autonomia energética e sua alimentação vem da rede de 220V de corrente alternada através de um cabo. O cabo pode limitar o grau de liberdade do veículo para alguns movimentos. Entretanto, esta limitação não atrapalhou os experimentos de avaliação do sistema de guiagem por rotas fixas. Em veículos industriais, a autonomia energética é imprescindível.

São utilizadas duas fontes de alimentação chaveadas: uma fonte chaveada construída para o sistema de tração do veículo, com saída de +12 V, e uma fonte padrão para a linha IBM-PC, de 300 W e saídas de +12 V, +5 V, -5 V e -12 V, para alimentar os outros subsistemas do veículo.

O diagrama elétrico da fonte chaveada do sistema de tração é mostrado na Figura A.6. Inicialmente estudou-se a possibilidade de utilizar uma fonte ressonante [32, 33, 34, 35], mas devido às características da carga que seria por ela alimentada, isto é, com ponto de operação variável, esta opção foi descartada. Por fim, optou-se por uma fonte de chaveamento dissipativo, mais fácil de ser construída. Seu projeto foi baseado em [36].

Esta fonte é isolada, consistindo de um conversor AC-DC e um conversor DC-DC. O conversor AC-DC é não-controlado e formado apenas por um retificador (diodos D1 a D4) mais filtro (capacitor C2). A tensão contínua nominal sobre o capacitor é de 311 volts. Uma fonte DC de 12 volts, formada por T4, D15, C16 e U3, serve para alimentar o circuito de controle do conversor DC-DC. O conversor DC-DC é um conversor direto com isolamento, baseado na topologia *step-down* [36].

Na entrada estão um fusível de 10A para proteção contra curto-circuitos e um filtro contra interferência eletromagnética. Para diminuir a magnitude da corrente de *inrush*¹, foi usado um circuito de proteção. Quando a fonte é ligada, o triac Q1 está

¹A corrente de *inrush* ocorre no momento quando os aparelhos elétricos são ligados. Devido ao estado inicial do sistema elétrico, seu valor pode ser elevado, podendo danificar o aparelho ou a instalação elétrica.

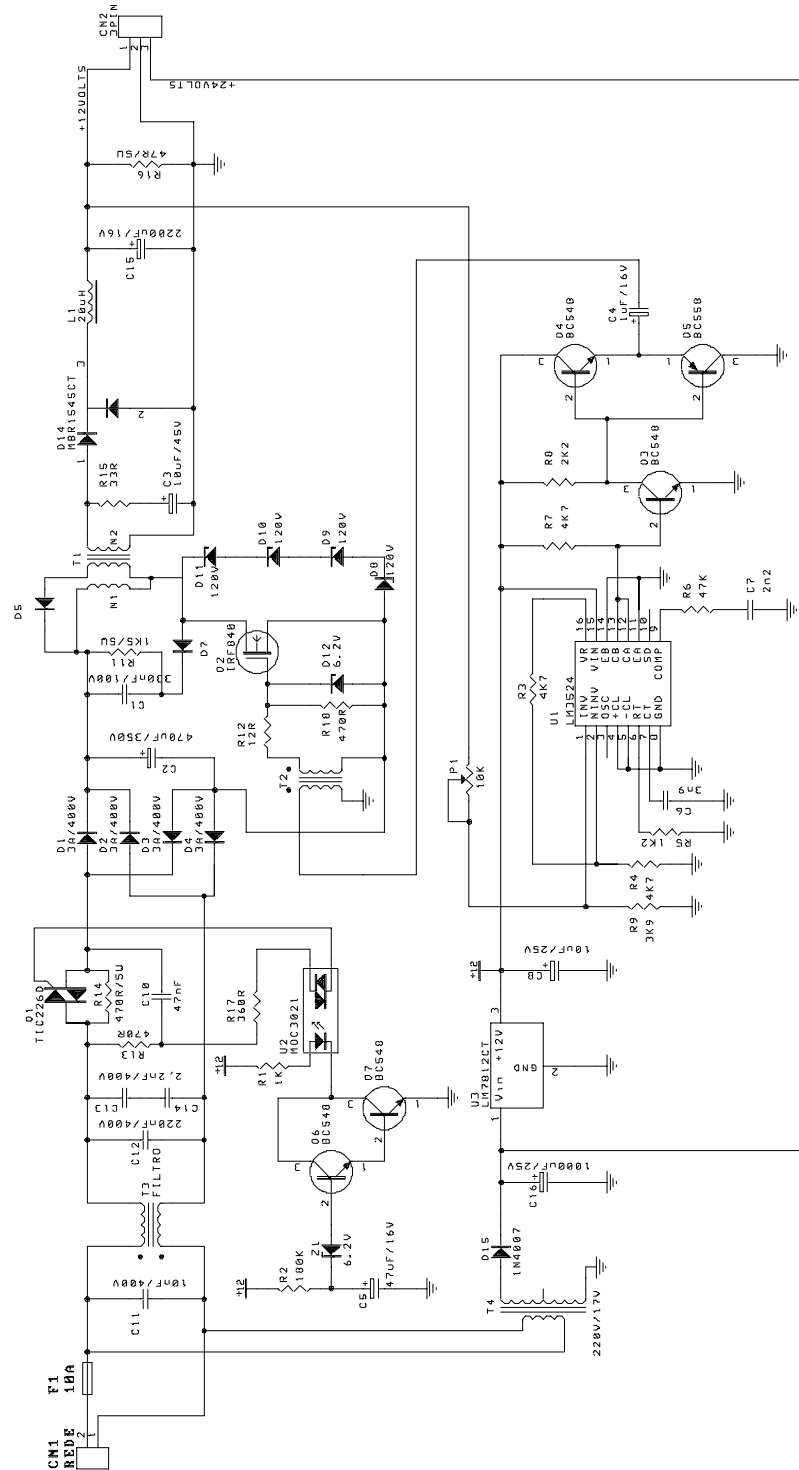


Figura A.6: Diagrama elétrico da fonte chaveada do sistema de tração.

inicialmente aberto, e o capacitor C2 é carregado pelo resistor R14. Isto faz com que a amplitude da corrente inicial de carga do capacitor C2 seja limitada por R14. Por outro lado, o capacitor C5 é carregado pela fonte DC de 12 volts através do resistor R2. Quando sua tensão passa a ser maior que 7,4 volts, os transistores Q6 e Q7, em configuração darlington, ativam o acoplador óptico U2 que fecha a chave Q1. A partir deste momento o capacitor C2 passa a ser carregado diretamente pela rede. Usualmente se emprega um termistor para tal finalidade [37]. O termistor, inicialmente frio, possui alta resistência e a corrente de carga do capacitor de filtragem é pequena. Com a passagem de corrente, embora que pequena, a resistência do termistor passa a diminuir por conta do seu aquecimento.

Um conversor DC-DC é usado para converter a tensão sobre C2 (tensão contínua não-controlada) em uma tensão contínua controlada. Para tanto, este conversor utiliza uma configuração *step-down* com o transformador T1 e a chave Q2. A chave Q1 é acionada por pulsos PWM em 100 KHz gerados pelo regulador LM3524 (U1), que é geralmente empregado em fontes chaveadas comerciais. O transformador de pulsos T2 é utilizado para isolar eletricamente o circuito de controle da parte de alta tensão. T1 foi extraído de uma fonte comercial pois não foi possível construí-lo no laboratório. O transformador T1 é desmagnetizado através do circuito formado por D7, C1 e R11 quando a chave Q2 abre. Se isto não fosse feito, o circuito não funcionaria corretamente. O enrolamento central de N_3 voltas também é utilizado na desmagnetização através do diodo D5. Os diodos zeners D8 a D11 protegem a chave Q2 contra sobre-tensão, e D12 limita a máxima tensão porta-fonte do MOSFET. O ciclo de trabalho D do sinal PWM ($0 \leq D \leq 1$) que determina a tensão V_o de saída da fonte é dado por

$$\frac{V_o}{V_d} = \frac{N_2}{N_1} D,$$

com V_d sendo a tensão sobre o capacitor C2 e N_2 e N_1 são o número de espiras nos enrolamentos do secundário e do primário do transformador T1, respectivamente. Entretanto, o ciclo de trabalho D deve ser limitado, uma vez que deve haver tempo suficiente para que o transformador T1 seja desmagnetizado quando a chave Q2 abrir.

No lado secundário do transformador T1 estão o diodo retificador, o diodo de roda-livre (encapsulados em D14) e o filtro formado por L1 e C15. A realimentação formada

por P1 e R9 determina a tensão de saída da fonte V_o de acordo com a seguinte relação:

$$V_o = \left(1 + \frac{P1}{R9}\right) 2,5.$$

O potenciômetro P1 é ajustado de forma a se obter $V_o = 12$ volts.

Esta fonte foi testada com cargas resistivas de $1,5 \Omega$, implicando em uma corrente de carga ativa de $8,0$ A. O motor de corrente contínua de cada roda de tração do veículo necessita de uma corrente em torno de $2,0$ A sem carga. Com o veículo no chão e tensão nominal sobre os motores, esta corrente chega a $4,0$ A. Apesar do alto consumo, a fonte chaveada apresentou baixo aquecimento e uma considerável regulação. O *ripple* da fonte ficou em torno de 500 mV em plena carga (12 V @ 8 A).

A.2.2 Central de Processamento

Todo o tratamento de dados do veículo é realizado na central de processamento (CP). A CP é formada por uma placa mãe compatível com a linha IBM-PC. Esta placa comporta um microprocessador Pentium, operando a 100 MHz, e 16 Mb de memória RAM. Sem utilizar alguma outra unidade de processamento externa, isto é, microprocessador ou microcontrolador, esta placa tem se mostrado eficiente nas tarefas de medição, filtragem e controle de velocidade das rodas de tração e no controle de trajetória do veículo. Devido a sua alta velocidade de processamento, ela realiza todas estas funções em um executivo em tempo real não-preemptivo.

A central de processamento possui ainda conexão com um teclado e um monitor de vídeo (opcionais), permitindo assim uma interface direta do usuário com o veículo sem movimento, em avaliações e verificação de defeitos. Uma unidade de disco flexível de $3\frac{1}{2}$ " é utilizada para a carga do sistema operacional (DOS versão 6.2), do programa de controle do veículo e para a armazenagem de dados de entrada e saída dos experimentos com o veículo.

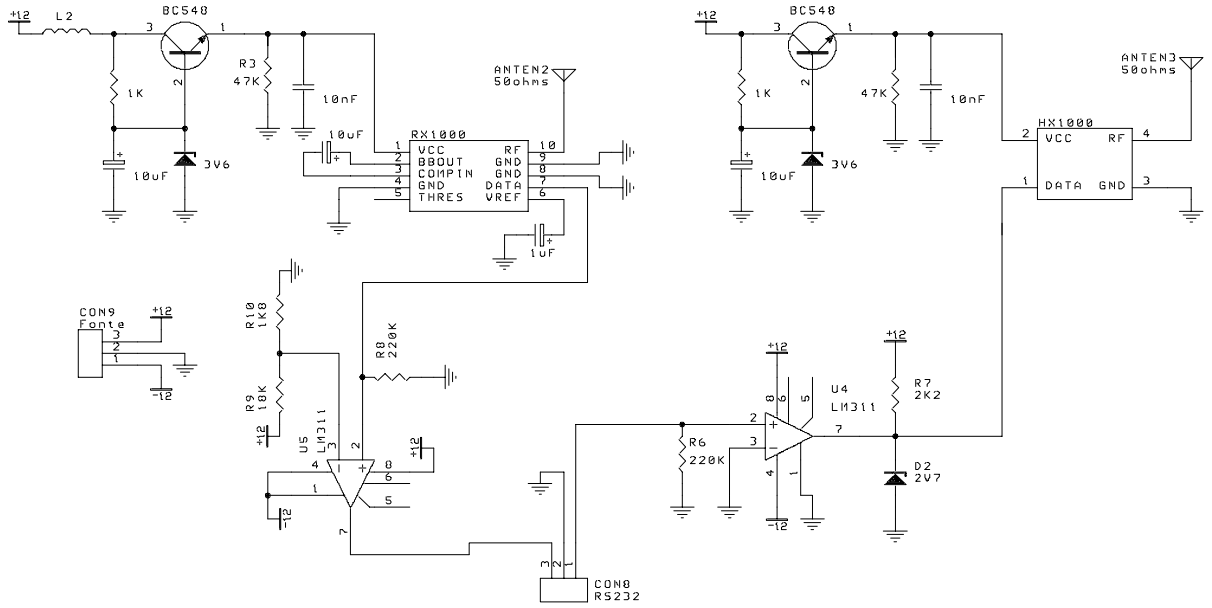


Figura A.7: Diagrama elétrico do transceptor de dados por RF.

A.2.3 Transceptor de Dados por RF

Um transceptor de comunicação de dados por RF é ligado à unidade de processamento via porta serial. Através deste dispositivo, o veículo pode transmitir ou receber dados em pleno deslocamento. Embora este transceptor não tenha sido utilizado nos experimentos apresentados neste trabalho, ele foi montado e testado.

O transceptor opera na frequência de 303.825 MHz e taxa máxima de 9600 bps². Seu diagrama elétrico é mostrado na Figura A.7. O transceptor é ligado à porta serial através de um conector DB-9. Como os níveis de tensão da porta serial são compatíveis com o padrão RS-232C, dois comparadores de tensão (U4 e U5) são utilizados na conversão de níveis. O coração do transceptor é formado pelos circuitos integrados HX1000 e RX1000, da *RF Microdevices* [38], que são um transmissor e um receptor de dados por RF com modulação OOK³, respectivamente [39]. Com poucos componentes

²bits por segundo.

³OOK (*On-Off Keying*) é um tipo de modulação AM usado em transmissões digitais. O modulador é um oscilador que opera na frequência da portadora, e é ativado ou desativado de acordo com o estado lógico da entrada de dados.

externos, estes circuitos integrados transmitem ou recebem dados digitais que devem ser compatíveis com os seus níveis de tensão de operação, ou seja, 0 volts, para nível lógico 0, e 3 volts, para nível lógico 1.

Devido à operação na mesma frequência do transmissor e do receptor, o transceptor somente pode transmitir ou receber dados ao mesmo tempo. Isto implica que o meio físico deve ser compartilhado. Se dois ou mais transceptores iniciarem uma transmissão ao mesmo tempo em um sistema de comunicação de dados multipontos, uma colisão de dados irá ocorrer. Portanto, o protocolo de comunicação empregado deve evitar tal situação, ou seja, de um ponto iniciar uma transmissão quando outro já estiver transmitindo.

Verificou-se que, por utilizar modulação OOK e operar em uma frequência bastante próxima da terceira harmônica de computadores que operam em 100 MHz, o receptor pode apresentar falhas de recepção. Isto reforça ainda mais a necessidade de um protocolo de comunicação tolerante a falhas.

Não foram realizados testes de alcance do sistema. O fabricante informa que o alcance pode chegar a 50 metros.

A.2.4 Cartão de Interface

Um cartão de interface foi projetado para interligar a CP com o sistema de tração e a UAI. A CP, através do cartão de interface, realiza medição do período dos sinais de velocidade dos codificadores incrementais e gera os pulsos PWM para os circuitos de acionamento dos motores de tração. É também através do cartão de interface que a CP comanda o acionamento dos LEDs infravermelhos da UAI e realiza a quantização do vetor de imagem. O diagrama elétrico do cartão de interface é mostrado na Figura A.8.

O cartão de interface é conectado ao barramento ISA de 16 *bits* da placa mãe da CP e está mapeado como dispositivo de E/S (Entrada/Saída). Entretanto, a transferência de dados é apenas em 8 *bits*. O endereço base de acesso do cartão de interface é dado



Tabela A.1: Determinação do endereço base de acesso da placa de interface a partir de S0, S1 e S2.

S2	S1	S0	Endereço Base (Hexadecimal)
0	0	0	0000
0	0	1	0080
0	1	0	0100
0	1	1	0180
1	0	0	0200
1	0	1	0280
1	1	0	0300
1	1	1	0380

pelas posições das chaves de CH1, que definem os estados das linhas S0, S1 e S2 (ver os pinos 9, 11 e 14 de CI5), como mostrado pela Tabela A.1.

A descrição do circuito de decodificação de endereços não é feita aqui, entretanto pode ser encontrada em [40] e [41]. A placa de interface possui um conversor A/D rápido de 8 *bits* (CI12), três portas paralelas também de 8 *bits* (CI8), um temporizador para geração de sinais PWM (CI7) e lógica de tratamento dos sinais gerados pelos codificadores incrementais das rodas de tração (CI6, CI10 e CI11).

A Tabela A.2 apresenta os endereços de acesso do conversor A/D ADC0820, da PPI 8255 e do temporizador 8254. O endereço de acesso pela CP é obtido através da soma do endereço base e o endereço relativo.

Cada dispositivo do cartão de interface ocupa uma faixa de quatro endereços consecutivos. Os endereços compreendidos entre 0Ch e 1Fh (números em hexadecimal) podem ser utilizados no futuro para novos dispositivos. Todo acesso a um dispositivo recai sobre um de seus registradores internos, com exceção do conversor A/D. Independente do tamanho de cada registrador, apenas 8 *bits* podem ser lidos ou escritos por acesso. Estes *bits* são arranjados na forma

$$\begin{bmatrix} D_7 & D_6 & D_5 & D_4 & D_3 & D_2 & D_1 & D_0 \end{bmatrix},$$

Tabela A.2: Endereços relativos de acesso dos dispositivos do cartão de interface em hexadecimal.

Endereço Relativo	Dispositivo
00h	PPI 8255 - Registro da Porta A
01h	PPI 8255 - Registro da Porta B
02h	PPI 8255 - Registro da Porta C
03h	PPI 8255 - Registro de Controle
04h	Temporizador 8254 - Registro do Contador 0
05h	Temporizador 8254 - Registro do Contador 1
06h	Temporizador 8254 - Registro do Contador 2
07h	Temporizador 8254 - Registro de Controle
08h - 0Bh	Conversor A/D ADC0820
0Ch - 1Fh	Não utilizados, disponíveis para futura expansão

com D_0 representando o *bit* menos significativo e D_7 o *bit* mais significativo.

A PPI 8255 possui três portas paralelas de 8 *bits* que podem ser programadas para operar de diferentes modos. Estas portas são chamadas de Porta A, Porta B e Porta C. No caso do cartão de interface, estas portas operam apenas no modo entrada/saída.

Os quatro *bits* menos significativos da Porta A são ligados às linhas de seleção do elemento do vetor de imagem a ser quantizado pelo conversor A/D ADC0820 (ver Tabela 2.1). Esta associação é mostrada abaixo:

$$\begin{aligned}
 D_0 & \quad - \text{SEL_A;} \\
 D_1 & \quad - \text{SEL_B;} \\
 D_2 & \quad - \text{SEL_C;} \\
 D_3 & \quad - \text{SEL_D;} \\
 D_4 - D_7 & \quad - \text{Não usados.}
 \end{aligned}$$

A Porta B é somente de leitura. O significado de seus *bits* é:

- D_0 - Sentido de giro da roda de tração do lado direito;
- D_1 - Sentido de giro da roda de tração do lado esquerdo;
- D_2 - Indicador de final de conversão pelo conversor A/D;
- D_3 - Indica o estado de *overflow* no conversor A/D;
- $D_4 - D_7$ - Não usados.

Da Porta C são utilizados apenas os 5 *bits* menos significativos, com mostrado abaixo:

- D_0 - Quando em 0, os sinais PWM são transmitidos para os circuitos de acionamento dos motores de tração;
- D_1 - Determina a polaridade do sinal PWM para o motor de tração da direita;
- D_2 - Determina a polaridade do sinal PWM para o motor de tração da esquerda;
- D_3 - Quando em 0, habilita a requisição de interrupções de leitura de velocidade;
- D_4 - Quando em 1, ativa todos os LEDs infravermelhos da UAI;
- $D_5 - D_7$ - Não usados.

O temporizador 8254 é composto de três contadores independentes de 16 *bits*: Contador 0, Contador 1 e Contador 2. O Contador 2 recebe como relógio uma onda quadrada de frequência $F_c = 10$ MHz ($T_c = 1/F_c = 10^{-7}$ s), e fornece a base de tempo dos sinais PWM gerados pelos outros contadores. Este contador é programado para gerar um pulso a cada $N_2 = 1024$ períodos da onda quadrada de 10 MHz, resultando assim em uma portadora em 9.765,625 Hz para os sinais PWM. O Contador 0 recebe um valor de contagem da CP, N_0 , e a cada pulso fornecido pelo Contador 2, sua saída fica em nível lógico 0 durante um período igual a $(N_0 - 1)T_c$. Após este período, a saída do Contador 2 retorna então ao nível lógico 1. Entretanto, o sinal de saída deste contador é invertido pela porta CI9:D para então ser enviado ao circuito de acionamento do motor de tração da direita. O ciclo de trabalho τ_d ($0 \leq \tau_d \leq 1$) do sinal PWM para o motor de tração da direita é portanto dado por

$$\tau_d = \frac{N_0}{N_2} = \frac{N_0}{1024},$$

com $1 \leq N_0 \leq 1024$. Da mesma forma, o Contador 1 gera o sinal PWM para o acionamento do motor da esquerda. Sendo N_1 o valor da contagem escrita no Contador 1 pela CP, o ciclo de trabalho do sinal PWM do motor de tração da esquerda é

$$\tau_e = \frac{N_1}{N_2} = \frac{N_1}{1024},$$

com $1 \leq N_1 \leq 1024$. Estes sinais ainda serão tratados pelos circuitos de acionamento dos motores de tração de acordo com a polaridade indicada pelos *bits* D_1 e D_2 da Porta C da PPI 8255.

O conversor A/D ADC0820 é um conversor rápido de 8 *bits*. De acordo com o fabricante, o tempo de conversão é da ordem de 2 μs . Este conversor é utilizado na quantização dos elementos do vetor de imagem adquirido pela UAI. Sua entrada é protegida contra sobretensão pelos diodos D1 e D2 e o amplificador operacional CI13.

De acordo como o procedimento de aquisição do vetor de imagem da UAI, após a ativação de todos os LEDs infravermelhos por 100 μs , as saídas \hat{V}_i , $i = 1 \dots 14$, dos circuitos de condicionamento da UAI devem ser quantizadas pelo conversor A/D. Para tanto, a CP seleciona o elemento i do vetor de imagem através da Porta A da PPI 8255 e comanda um início de conversão A/D através de um procedimento de escrita neste dispositivo. A CP passa então a aguardar o final de conversão através da verificação do estado do *bit* D_2 da Porta B da PPI. Após isto, basta realizar um procedimento de leitura no conversor A/D para ter o valor quantizado do elemento i do vetor de imagem. Entretanto, a saída do multiplexador da UAI é ligada à entrada do conversor A/D do cartão de interface através de um cabo de aproximadamente 40 cm de comprimento. Devido às características elétricas deste cabo, isto é, resistência, indutância e capacitância associadas, quando o índice do vetor de imagem é selecionado, o multiplexador apresenta \hat{V}_i em sua saída após um transitório de tensão. O tempo deste transitório está também relacionado ao tempo de resposta do amplificador CI13 e da impedância de saída do multiplexador da UAI. Portanto, deve-se aguardar algum tempo entre a seleção do índice do vetor de imagem e o comando de início de conversão A/D para que a entrada do conversor fique estável. Este tempo é da ordem de 20 μs .

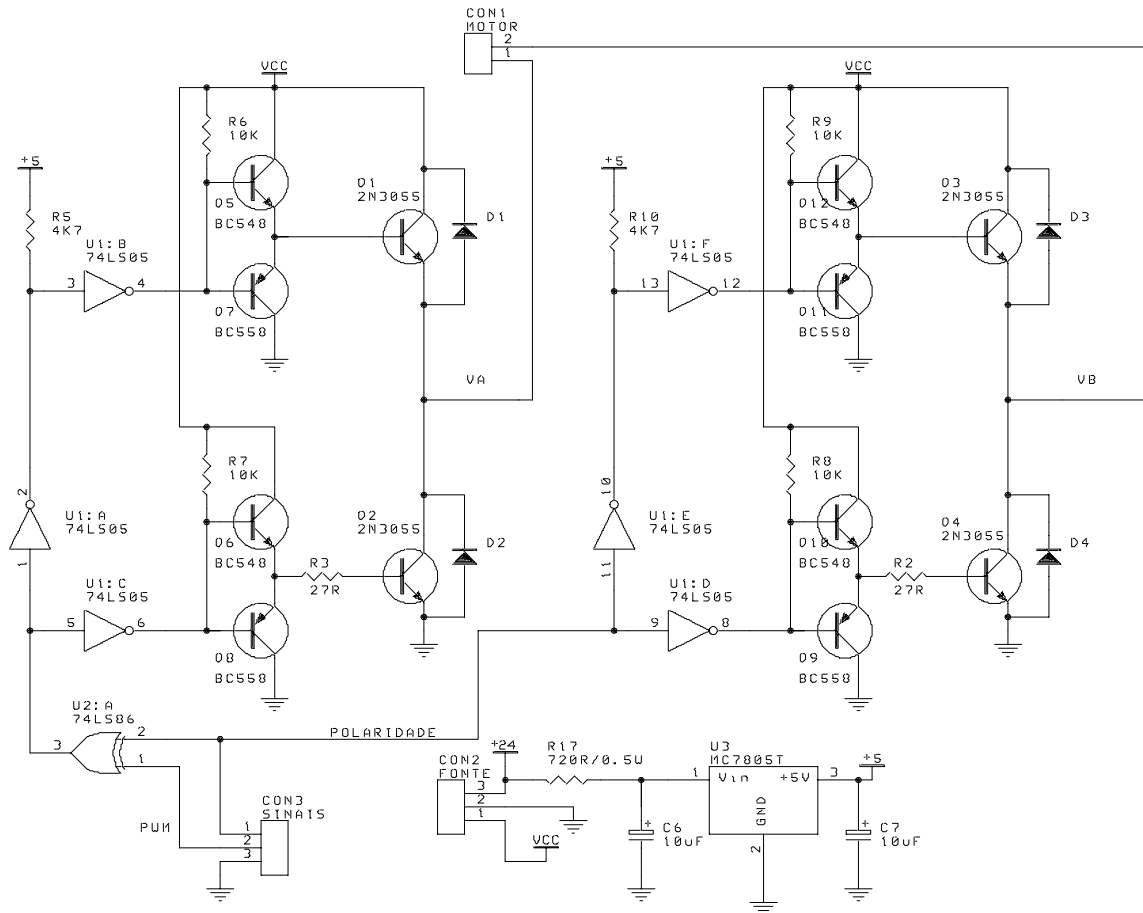


Figura A.9: Diagrama elétrico dos circuitos de acionamento dos motores de tração.

A.2.5 Acionamento dos Motores de Tração

Os sinais PWM gerados no cartão de interface pelo temporizador 8254 são repassados para os motores de tração através dos circuitos de acionamento. Entretanto, os sinais PWM determinam apenas o módulo da tensão média a ser aplicada sobre os motores. A polaridade da tensão média é determinada pelos *bits* D_1 e D_2 da Porta C da PPI 8255. O diagrama elétrico de cada circuito de acionamento é mostrado na Figura A.9.

Os circuitos de acionamento consistem de dois braços formados pelas chaves Q1, Q2, Q3 e Q4, que são transistores bipolares. De acordo com o estado lógico do sinal PWM e do sinal de polaridade, o estado das chaves é mostrado pela Tabela A.3. As chaves

Tabela A.3: Estado das chaves dos drivers de acionamento dos motores de tração de acordo com os sinais de comando.

Polaridade	Sinal PWM	Estado das Chaves			
		Q1	Q2	Q3	Q4
0	0	Fechada	Aberta	Aberta	Fechada
0	1	Aberta	Fechada	Aberta	Fechada
1	0	Aberta	Fechada	Fechada	Aberta
1	1	Fechada	Aberta	Fechada	Aberta

determinam as tensões V_A e V_B , mostradas na Figura A.9 (ver rótulos nos emissores de Q1 e Q3, respectivamente). Teoricamente, considerando-se as chaves como perfeitas, isto é, supondo-se que elas possuam resistência nula quando fechadas, a tensão média sobre o motor é obtida em função do ciclo de trabalho τ do sinal PWM e do estado b do *bit* de polaridade (*bits* D_1 ou D_2 da Porta C da PPI 8255, de acordo com o circuito de acionamento). A relação entre a tensão média V_m sobre o motor e τ e b é

$$V_m = V_A - V_B = 2(b - 1)\tau V_{cc} = uV_{cc}, \quad (\text{A.9})$$

na qual b pode ser 0 ou 1, $0 \leq \tau \leq 1$ e V_{cc} é a tensão de saída da fonte de alimentação dos circuitos de acionamento ($V_{cc} = V_o = 12$ volts). Observa-se que o termo $u = 2(b - 1)\tau$ está no intervalo $-1 \leq 2(b - 1)\tau \leq 1$. No programa de controle do AGV, $u = 2(b - 1)\tau$ é a variável de saída dos controladores de velocidade. O controle de velocidade é feito sobre o sistema formado pelo circuito de acionamento e o motor de tração, sendo u a sua entrada. Os terminais dos motores são ligados aos pontos V_A e V_B de forma que, para $b = 0$, as rodas de tração girem no sentido que corresponda ao movimento para a frente do veículo.

Se as chaves fossem ideais, o circuito de acionamento seria um elemento linear. Entretanto, como Q1, Q2, Q3 e Q4 não são ideais, a relação dada pela equação (A.9) não é válida e o circuito de acionamento possui uma característica não-linear. Foram realizados experimentos de caracterização das relações V_m/u dos circuitos de acionamento dos motores da direita e da esquerda. Os gráficos (a) e (b) da Figura A.10, que

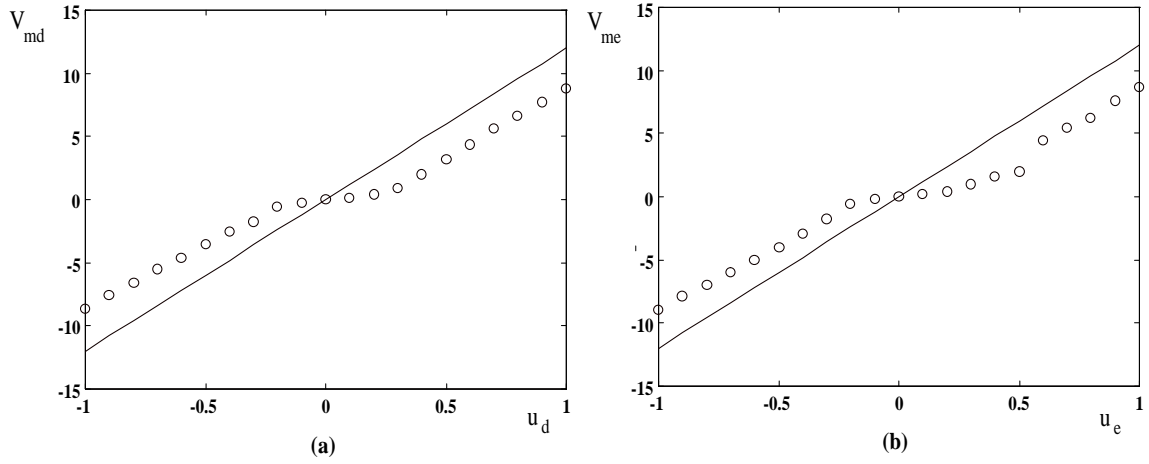


Figura A.10: Curvas características dos circuitos de acionamento dos motores de tração. (a) $u_d \times V_{md}$. (b) $u_e \times V_{me}$. As curvas contínuas representam a resposta ideal enquanto que os pontos marcados por 'o' foram medidos nos circuitos.

correspondem aos circuitos de acionamento da direita e da esquerda, respectivamente, mostram alguns pontos de V_m obtidos para diferentes valores de u . Estes pontos são identificados por 'o', e as curvas contínuas correspondem aos valores ideais, dados pela equação A.9. Os experimentos foram realizados com carga mínima nos motores de tração, ou seja, sem as rodas do veículo estarem em contato com o solo. Entretanto, verificou-se que com carga plena, ou seja, as rodas de tração em contato com o solo, as diferenças entre o valor ideal de V_m e o valor medido se acentuam.

As principais causas da não-linearidade destes circuitos são as quedas de tensão base-emissor nos transistores bipolares em configuração darlington, ou seja, os pares formados por Q5-Q1 e Q12-Q3, e as quedas de tensão nos resistores R6 e R9. Quedas de tensão da ordem de 1,4 volts nos transistores bipolares em configuração darlington são inerentes à sua estrutura física. Nos resistores R6 e R9, as quedas de tensão V_{R6} e V_{R9} para o pior caso (corrente máxima, ganhos mínimos nos transistores) são dadas por

$$V_{R6} = \frac{R6 \cdot I_m}{(\beta_{Q5} + 1)(\beta_{Q1} + 1)},$$

$$V_{R9} = \frac{R9 \cdot I_m}{(\beta_{Q12} + 1)(\beta_{Q3} + 1)},$$

com I_m sendo a corrente máxima consumida pelo motor, e β_{Q1} , β_{Q3} , β_{Q5} , β_{Q12} são os ganhos de corrente dos transistores. Em consulta realizada nos manuais de fabricante, $\beta_{Q1} = \beta_{Q3} = 300$ e $\beta_{Q5} = \beta_{Q12} = 50$. Com $I_m = 2,0$ A (motor sem carga) e $R6 = R9 = 10K\Omega$, obtém-se $V_{R6} = V_{R9} = 1,3$ volts. Uma solução para o problema da não-linearidade é utilizar estruturas realimentadas no lugar dos seguidores de tensão formados por Q5-Q1 e Q12-Q3, e os resistores R6 e R9. Entretanto, devido ao tempo de resposta exigido para o acionamento dos motores, este circuito deve ser bastante rápido.

A.3 Aspectos de Programação

Os programas de controle do AGV foram implementados como projetos em linguagem C e compilados no ambiente TURBO C++, versão 3.0 para DOS. Como projetos, estes programas são compostos de módulos primários e módulos secundários. Nos módulos primários estão as rotinas de iniciação do sistema, sendo estruturados de acordo com o que se deseja obter do veículo (dados de velocidade, posição, etc...). Os módulos secundários são compostos de rotinas de acesso à UAI, e rotinas que implementam os subsistemas UPI e UCT.

Os módulos primários são:

- Módulo AGVNORM.CPP: módulo exclusivo para a aquisição do vetor normal. Para este módulo, o veículo deve ser colocado fora da guia de trajetória de forma que abaixo da UAI esteja apenas o solo refletor;
- Módulo AGVDRIV.CPP: módulo de caracterização dos circuitos de acionamento dos motores de tração. A variável u varia entre -1 a +1 com passo de 0,1 e a tensão média sobre os motores é medida com a ajuda de um osciloscópio;
- Módulo AGVID.CPP: módulo usado para a aquisição a taxa fixa de pontos de entrada e saída dos sistemas formados pelos circuitos de acionamento e motores

de cada roda de tração. Os pontos são pares (u, ω) , com ω sendo a velocidade angular das rodas de tração, utilizados na identificação dos sistemas de propulsão;

- Módulo AGVCVEL.CPP: módulo de avaliação dos controladores de velocidade;
- Módulo AGVCTRAJ.CPP: módulo de avaliação do controlador de trajetória.

Com exceção de AGVDRIV.CPP, todos os módulos salvam dados que podem ser visualizados graficamente ou para o projeto de outros módulos com o auxílio do MATLAB. Cada módulo primário deve ser compilado juntamente com os módulos secundários, que são:

- Módulo UAI.CPP: implementa funções de acesso à UAI como a ativação dos LEDs infravermelhos e quantização do vetor de imagem;
- Módulo UPI.CPP: contém os algoritmos de estimação do erro de trajetória a partir do vetor de imagem quantizado, normalização, aquisição do vetor normal e verificação da consistência do vetor de imagem quantizado;
- Módulo UCT.CPP: neste módulo estão implementadas as rotinas de medição e controle de velocidade das rodas de tração em um executivo em tempo-real não-preemptivo. Este módulo trabalha com quatro fontes de interrupção ativas, três para auxiliar na medição de velocidade e uma para o escalonador que executa tarefas de medição, controle de velocidade e geração dos sinais PWM. As tarefas sob controle do escalonador são executadas em *round-robin* (execução seqüencial e não-preemptiva [42]), e podem ser ativadas ou desativadas de acordo com a finalidade do módulo principal.

De todos os módulos primários, o mais importante é o AGVCTRAJ.CPP, onde é realizado o controle de trajetória. Por este módulo aplicar as mesmas funções dos outros módulos e mais o controle de trajetória, sua estrutura será descrita a seguir.

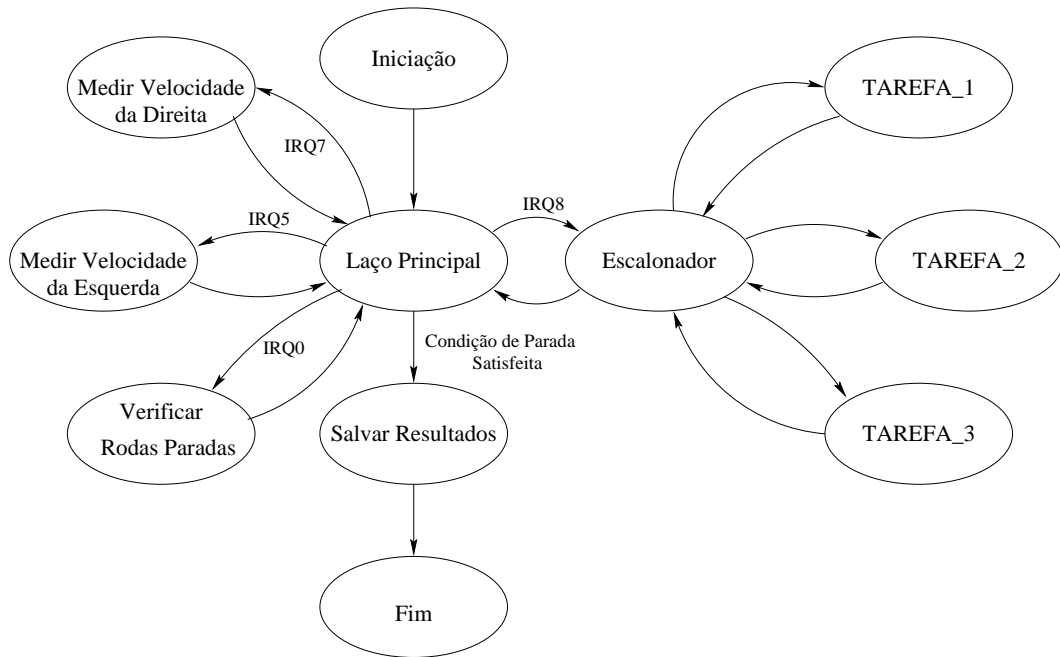


Figura A.11: Diagrama de estados do programa de controle de trajetória.

A.3.1 O Programa de Controle de Trajetória

A Figura A.11 mostra o diagrama de estados do programa de controle de trajetória, obtido a partir da compilação do projeto composto por AGVCTRAJ.CPP, UAI.CPP, UPI.CPP e UCT.CPP.

Durante a fase de iniciação, o sistema carrega sua configuração de arquivos em formato ASCII (número de pontos $Npts$ a serem adquiridos e dimensões do veículo). Também são carregados os parâmetros dos controladores e dos filtros de velocidade. Os dados do experimento de controle de trajetória são armazenados em vetores alocados dinamicamente durante a iniciação. Os vetores de interrupção do PC são desviados para as rotinas que tratam os eventos associados à interrupções no programa de controle. As interrupções utilizadas são associadas a algumas linhas IRQ disponíveis no barramento ISA, que são:

- IRQ5: Linha de requisição geralmente utilizada por impressoras conectadas à porta paralela LPT2. No cartão de interface, esta linha é conectada a um dos

sinais do codificador incremental da roda de tração da esquerda para a medição do período da onda de velocidade;

- IRQ7: Linha de requisição geralmente utilizada por impressoras conectadas à porta paralela LPT1. No cartão de interface, esta linha é conectada a um dos sinais do codificador incremental da roda de tração da direita para a medição do período da onda de velocidade;
- IRQ0: Esta linha é associada ao contador 0 de um temporizador 8254 disponível na placa mãe, e programado para gerar um pedido de interrupção a uma taxa de aproximadamente 18,2 Hz. O programa de controle utiliza esta interrupção para detectar o momento de parada dos motores de tração. Isto é verificado se em duas ocorrências consecutivas de IRQ0 não houver ocorrido uma interrupção IRQ5 ou IRQ7. A ação da rotina de interrupção associada a IRQ0 é escrever zero nas velocidades ω_d ou ω_e , de acordo com o caso;
- IRQ8: Linha de requisição utilizada pelo relógio em tempo-real que foi implementado a partir da linha AT da IBM. O relógio em tempo-real gera uma interrupção periódica por esta linha, utilizada pelo sistema operacional para a atualização do relógio (horas, minutos e segundos). No veículo, o relógio em tempo-real foi programado para gerar uma interrupção a cada 3,90625 ms, onde é executado o escalonador de tarefas.

As rotinas de interrupção associadas a IRQ5 e IRQ7 também aplicam as fórmulas de odometria para a atualização da posição relativa do veículo.

Após a iniciação, o programa fica em um laço principal. Durante este laço é calculado o erro de trajetória e a lei de controle de trajetória, e realizado o armazenamento de dados nos vetores previamente alocados, sincronizados com a ocorrência do escalonador, ou seja, a cada 3,90625 ms. Durante este laço, ocorrem as interrupções programadas na iniciação. O escalonador gerencia a execução de três tarefas em *round-robin* e não permite preempção. Associado a cada tarefa existe um contador que determina o momento de execução em números de execução do escalonador. As tarefas gerenciadas pelo escalonador são:

- TAREFA_1: trata do cálculo das velocidades das rodas de tração sendo auxiliada pelas interrupções das linhas IRQ5 e IRQ7, que medem os períodos das ondas de velocidade geradas pelos codificadores incrementais, e IRQ0 que detecta as rodas paradas. Esta tarefa realiza também a filtragem das velocidades medidas. O período de execução desta tarefa é igual ao período de execução do escalonador;
- TAREFA_2: implementa as leis de controle de velocidade angular das rodas de tração. O escalonador executa esta tarefa a cada $19,53125\text{ ms}$, ou seja, cada 5 execuções do escalonador;
- TAREFA_3: responsável por gerar os sinais PWM e os sinais de polaridade para os circuitos de acionamento dos motores de tração. Esta tarefa é executada a cada ocorrência do escalonador.

A Figura A.12 mostra a seqüência de execução das tarefas pelo escalonador. Como pode ser verificado, apenas a tarefa TAREFA_2, que implementa os controladores de velocidade angular das rodas de tração, é realizada a cada 5 execuções do escalonador. Se as tarefas não terminarem até a próxima interrupção IRQ8, o sistema entra em pane (característica de um executivo que não permite preempção). Mas isto não chega a ocorrer pois as tarefas são executadas rapidamente pelo microprocessador da central de processamento.

O laço principal pode ser finalizado se alguma tecla for pressionada no teclado (se ele estiver conectado), ou quando o veículo sai da trajetória. Então o sistema salva os últimos N_{pts} adquiridos no laço principal em um arquivo com a terminação .MAT. Desta forma, o comportamento do veículo durante experimentos de avaliação do controlador de trajetória pode ser avaliado com a ajuda do MATLAB.

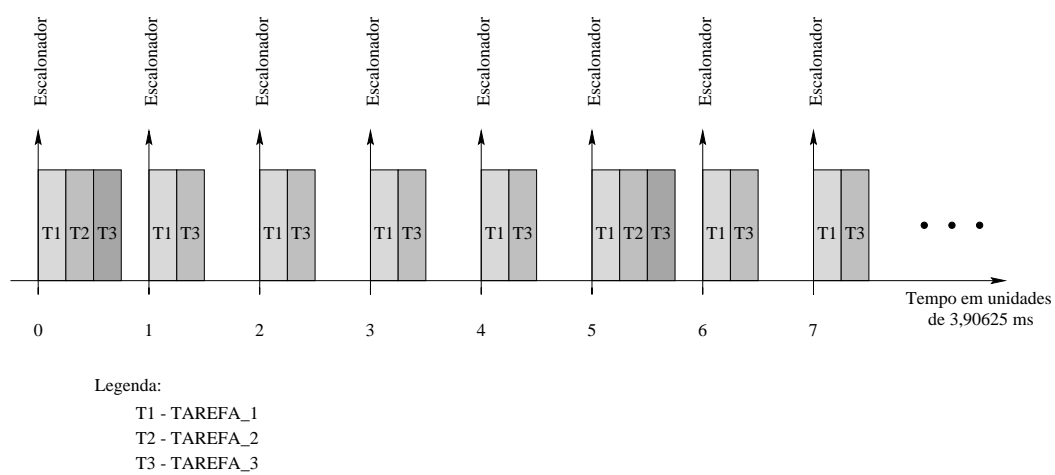


Figura A.12: Seqüência de execução de tarefas pelo escalonador.

Referências

- [1] Chiel, H. J., Beer, R. D., Quinn, R. D. e Espenschied, K. S. Robustness of a distributed neural network controller for locomotion in a hexapod robot. *IEEE Robotics and Automation Magazine*, 8, no. 3, p.293–303, June 1992.
- [2] Yamaura, S. K. N. T. e Kobayashi, A. Dynamic walking control of a biped robot along a potential energy conserving orbit. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 8, no. 4, p.431–438, August 1992.
- [3] Valavanis, K. P. e Saridis, G. N. *Intelligent Robotic Systems: Theory, Design and Applications*. Kluwer Academic Publishers, 1992.
- [4] Baluja, S. Evolution of an artificial neural network based autonomous land vehicle. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 26, no. 3, p.450–463, June 1996.
- [5] Hessburg, T. e Tomizuka, M. Fuzzy logic control for lateral vehicle guidance. *IEEE Control Systems Magazine*, p. 55–63, August 1994.
- [6] Hongo, T., Arakawa, H., Sugimoto, G., Tange, K. e Yamamoto, Y. An automatic guidance system of a self-controlled vehicle. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 34, no. 1, p.5–10, February 1987.
- [7] Sung, E., Loon, N. K. e Yin, Y. C. Parallel linkage steering for an automated guided vehicle. *IEEE Control Systems Magazine*, p. 3–8, October 1989.

- [8] Arkin, R. C. e Murphy, R. R. Autonomous navigation in a manufacturing environment. *IEEE Robotics and Automation Magazine*, 6, no. 4, p.445–454, August 1990.
- [9] Ruspini, E. H., Saffiotti, A. e Konolige, K. *Progress in Research on Autonomous Vehicle Motion*. IEEE Press, 1995.
- [10] Konolige, K., Myers, K. e Ruspini, E. The saphira architecture: A design for autonomy. *Journal of Experimental and Theoretical Artificial Intelligence*, p. 215–235, September 1997.
- [11] Miyagi, P. E., Adamowski, J. C., Moscato, L. A., Okamoto, J. e Barretto, M. R. P. Veículos autônomos de transporte e seus controles. In *III Congresso Nacional de Automação Industrial*, p. 226–233, September 1988.
- [12] Borenstein, J., Everett, H. R. e Feng, L. *Navigating Mobile Robots - Systems and Techniques*. AK Peters, 1996.
- [13] Borenstein, J. e Feng, L. Measurement and correction of systematic odometry errors in mobile robots. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, 12, no. 6, p.869–880, December 1996.
- [14] Hemerly, E. H. e Rodrigues, C. C. Guiagem de veículos autônomos utilizando sensor de visão. In *X Congresso Brasileiro de Automática*, v. 2, p. 873–878, 19 a 23 de Setembro 1994.
- [15] Russel, R. A. Laying and sensing odor markings as a strategy for assisting mobile robot navigation tasks. *Robotics and Automation Magazine*, p. 3–9, 1995.
- [16] Millman, J. e Halkias, C. C. *Eletrônica*. McGraw-Hill, 1981.
- [17] Lang, T. T. *Électronique des Systèmes de Mesures*. Masson S.A., 1992.
- [18] Sjöberg, J. *Non-Linear System Identification with Neural Networks*. Ph.D. thesis, Linköping University, 1995.

- [19] Yang, S.-S. e Tseng, C.-S. An orthogonal neural network for function approximation. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 26, no. 5, p.779–784, October 1996.
- [20] Webb, A. R. Functional approximation by feed-forward networks: A least-squares approach to generalization. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 5, no. 3, p.363–371, May 1994.
- [21] Chen, D. S. e Jain, R. C. A robust back propagation learning algorithm for function approximation. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 5, no. 3, p.467–479, May 1994.
- [22] Sjöberg, J., Hjalmarsson, H. e Ljung, L. Neural networks in system identification. Tech. rep., Linköping University, 1993.
- [23] Haykin, S. *Neural Networks - A Comprehensive Foundation*. Prentice Hall, 1994.
- [24] Ljung, L. *System Identification - Theory for the User*. Prentice-Hall, 1987.
- [25] Ljung, L. e Sjöberg, J. A system identification perspective on neural nets. Tech. rep., Linköping University, 1992.
- [26] Borges, G. A. e Lima, A. M. N. Sistema Óptico de reconhecimento de trajetória para veículos autônomos utilizando redes neurais. In *III Congresso Brasileiro de Redes Neurais*, p. 414–418, Julho 1997.
- [27] Borges, G. A., Lima, A. M. N. e Deep, G. S. Characterization of a neural network-based trajectory recognition optical sensor for an autonomous vehicle. In *IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference 1998 - IMTC98*, p. 1179–1184, May 1998.
- [28] Rivals, I., Personnaz, L., Dreyfus, G. e Canas, D. Real-time control of an autonomous vehicle: a neural network approach to the path following problem. In *Sixth International Conference on Neural Networks and Their Applications*, 1993.

- [29] Åström, K. J. e Wittenmark, B. *Computer-Controlled Systems: Theory and Design*. Prentice Hall Information and System Sciences Series, 1990.
- [30] Middleton, R. H. e Goodwin, G. C. *Digital Control and Estimation*. Prentice-Hall International Editions, 1990.
- [31] Åström, K. J. e Wittenmark, B. *Adaptive Control*. Addison Wesley, 1995.
- [32] Ninomiya, T., Nakahara, M., Higashi, T. e Harada, K. A unified analysis of resonant converters. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 6, no. 2, p.260–270, April 1991.
- [33] Raju, G. S. N. e Doradla, S. An lcl resonant converter with pwm control - analysis, simulation and implementation. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 10, no. 2, p.164–174, March 1995.
- [34] Bhat, A. K. S. Analysis and design of a modified series resonant converter. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 8, no. 4, p.423–430, October 1993.
- [35] Hua, G., Leu, C.-S., Jiang, Y. e Lee, F. C. Novel zero-voltage-transition pwm converters. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 9, no. 2, p.213–219, March 1994.
- [36] Mohan, N., Undeland, T. M. e Robbins, W. P. *Power Electronics: Converters, Applications and Design*. John Wiley & Sons, 1989.
- [37] Horowitz, P. e Hill, W. *The Art of Electronics*. Cambridge University Press, 1995.
- [38] RF Monolithics, I. *Product Data Book*. RFM, 1997.
- [39] Clarke, K. K. e Hess, D. T. *Communication Circuits: Analysis and Design*. Addison-Wesley Publishing Company, 1971.
- [40] Oliveira, A. C. *Controle Digital de Sistemas de Acionamento de Máquina Assíncrona*. Master's thesis, UFPB/CCT/DEE/COPELE, 1995.

- [41] Eggebrecht, L. C. *Interfacing to the IBM Personal Computer*. SAMS Publishing, 1995.
- [42] Laplante, P. A. *Real-Time Systems Design and Analysis - An Engineers Handbook*. IEEE Computer Society Press, 1993.