

Este exemplar corresponde a redação final da tese
defendida por Pedro Henrique Monnerat
Júnior e aprovada pela Comissão
Julgada em 22/02/2000
[Assinatura]
Orientador

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA E DE COMPUTAÇÃO

DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE COMPUTAÇÃO E
AUTOMAÇÃO INDUSTRIAL

**CONTROLE NEURAL
PARA
MARCHA LENTA DE VEÍCULOS**

Autor: Pedro Henrique Monnerat Júnior

Orientador: Prof. Dr. Márcio Luiz de Andrade Netto

Dissertação apresentada à Faculdade de Engenharia
Elétrica e de Computação da Universidade Estadual
de Campinas, como parte dos requisitos para obtenção
do Título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Banca Examinadora:
Márcio L. Andrade Netto
(FEEC/UNICAMP)
Fernando Von Zuben
(FEEC/UNICAMP)
Douglas Eduardo Zampieri
(FEM/UNICAMP)

Fevereiro de 2000

UNICAMP
BIBLIOTECA CENTRAL
SEÇÃO CIRCULANTE

UNICAMP
BIBLIOTECA CENTRAL

19807006

* CHAMADA :
T/UNICAMP
M753c
41326
278/00
C D
PREÇO R\$ 11,00
DATA 05-08-00
CPD

CM-00142771-5

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA
BIBLIOTECA DA ÁREA DE ENGENHARIA - BAE - UNICAMP

M753c Monnerat Júnior, Pedro Henrique
Controle neural para marcha lenta de veículos / Pedro Henrique
Monnerat Júnior.--Campinas, SP: [s.n.], 2000.

Orientador: Márcio Luiz de Andrade Netto.
Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual de Campinas,
Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação.

1. Redes neurais (Computação). 2. Automóveis - Motores. 3.
Motores a gasolina. I. Netto, Márcio Luiz de Andrade. II.
Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de Engenharia
Elétrica e de Computação. III. Título.

Resumo

Para o controle da marcha lenta em motores de automóveis podem ser encontrados diversos modelos matemáticos baseados em técnicas lineares. O motor é um sistema tipicamente não-linear e tais modelos são obtidos por processos de linearização que, em geral, resultam em aproximações pouco realistas para boa parte do espaço de suas variáveis de estado. O presente trabalho busca diminuir este distanciamento da realidade, utilizando um modelo neural do motor obtido por identificação e, por meio deste, treinando um controlador neural para atingir o desempenho desejado em marcha lenta. Todas as etapas são descritas e apresentam-se os resultados obtidos com a implementação do controlador na injeção eletrônica de dois veículos distintos.

Abstract

For the automotive Idle Speed Control one can find a number of mathematical models based on linear techniques. The engine is a typical non-linear system and these models are obtained by a linearization process resulting, in general, in a poor approximation for a large part of its state-space variables. This work tries to reduce the distance from reality, using a neural model of the engine obtained by identification and, based on this model, training a neural controller to attain a desired performance for Idle Speed. Every step is described and results are shown for this controller as implemented inside the electronic fuel injection system of two different vehicles.

UNICAMP
BIBLIOTECA CENTRAL
SEÇÃO CIRCULANTE

AGRADECIMENTOS

A Deus, cuja presença em minha vida me conforta e dá forças para vencer os desafios;

Aos meus pais, Pedro e Déa, que mesmo à distância estão tão próximos, sempre me apoiando e dando seu carinho;

Ao professor Márcio, que além de amigo, me fez compreender plenamente o sentido da palavra orientador;

Aos meus amigos, que prefiro não citá-los, que participaram dos estudos em conjunto, àqueles que me deram apoio e incentivo e àqueles que souberam compreender minha falta de tempo nestes anos;

Ao CNPq pelo suporte financeiro;

À Empresa Magneti Marelli e aos colegas, em especial ao Gavioli e ao Izzo, que compreenderam a importância deste mestrado e propiciaram os meios para a sua implementação prática;

Enfim, a todos aqueles que me ajudaram neste anos de mestrado,

Agradeço.

SUMÁRIO

Lista de Figuras

Lista de Tabelas

1 – Introdução	01
Características do Sistema de Injeção.....	05
2 – Controladores para Marcha Lenta	09
2.1 – Introdução.....	09
2.2 – Calibração da Marcha Lenta.....	11
2.3 – Pequena Revisão Bibliográfica.....	13
2.4 – Controladores Neurais.....	18
3 – Projeto do Controlador Neural	23
3.1 – Aquisição de Dados.....	23
3.2 – Identificação do Modelo.....	28
3.2.1 – Tratamento dos Dados.....	29
3.2.2 – Parâmetros da Rede Neural de Identificação.....	32
3.2.3 – Verificação da Rede Neural de Identificação.....	35
3.3 – Projeto do Controlador.....	41
3.3.1 – Determinação da Rede Neural de Controle.....	41
3.3.2 – Verificação da Rede Neural de Controle.....	45
3.4 – Superfícies de Controle.....	48
3.5 – Implementação no Veículo.....	54
3.5.1 – Seqüência de Operações.....	54

3.5.2 – Precisão.....	56
3.5.3 – Tempo de Processamento.....	58
3.5.4 – Validação do Software.....	59
4 – Experimentação com o Controlador Neural	61
4.1 – Análise da Eficiência do Controlador.....	62
4.1.1 – Ponto de operação.....	62
4.1.2 – Ação do controlador com cargas.....	64
4.1.3 – Ação do controlador na transição de desaceleração para marcha lenta.....	65
4.1.4 – Ação do controlador com o carro em movimento.....	67
4.1.5 – Ação do controlador a frio.....	68
4.2 – Análise da Robustez do Controlador.....	69
4.2.1 – Ponto de operação.....	73
4.2.2 – Ação do controlador com cargas.....	75
4.2.3 – Ação do controlador na transição de desaceleração para marcha lenta.....	77
4.2.4 – Ação do controlador com o carro em movimento.....	79
4.2.5 – Ação do controlador a frio.....	81
5 – Conclusão	83
Referências Bibliográficas	85
Apêndice	89

LISTA DE FIGURAS

1.1: Esquema do sistema de injeção.....	05
1.2: Curva característica Torque x Avanço.....	07
1.3: Curva característica Torque x Passos.....	07
2.1: Esquema de um controlador para Marcha Lenta	09
2.2: Estrutura da Rede Recorrente.....	14
2.3: Estrutura do PID Generalizado.....	15
2.4: Esquema de um controle direto.....	19
2.5: Esquema de um controle indireto.....	20
2.6: Esquema de um controle indireto usando redes neurais.....	21
3.1: Excitações de ar e avanço impostas pela <i>time history</i>	25
3.2: Aquisição da ação do ar.....	26
3.3: Aquisição da ação do avanço.....	27
3.4: Aquisição da ação conjunta do ar e do avanço.....	27
3.5: Aquisição da ação conjunta do ar e do avanço com AC.....	28
3.6: Estimulação de ar e avanço.....	30
3.7: Estimulação de ar e avanço em delta.....	30
3.8: Estimulação de ar e avanço normalizada.....	31
3.9: Iniciação da RN de identificação.....	33
3.10: Simulação da RN de identificação com os dados do treinamento.....	35
3.11: Simulação da RN de identificação com outros dados.....	36
3.12: Simulação da RN de identificação com dados com AC ativado.....	36
3.13: Esquema da RN de identificação implementada no Simulink.....	37
3.14: Comparativo entre RPM simulado e o adquirido.....	38

3.15: Simulação da RN de identificação com todas as entradas em zero.....	39
3.16: Simulação da RN de identificação com variação somente no avanço.....	39
3.17: Simulação da RN de identificação com variação somente no ar.....	40
3.18: Esquema de um Controlador Neural.....	41
3.19: Esquema da RN de Controle.....	43
3.20: Aquisição com cargas.....	45
3.21: Ação do Controlador Neural.....	45
3.22: Esforço de comando do avanço e do ar.....	46
3.23: Ações em conjunto normalizadas.....	47
3.24: Superfície 1 da RN de Identificação	49
3.25: Superfície 2 da RN de Identificação	49
3.26: Superfície 3 da RN de Identificação	50
3.27: Superfície 4 da RN de Identificação	50
3.28: Superfície 5 da RN de Identificação	51
3.29: Superfície 6 da RN de Identificação	51
3.30: Superfície 1 da RN de Controle	52
3.31: Superfície 2 da RN de Controle	53
3.32: Definição da representação em 1 byte.....	56
3.33: Definição da representação em 2 bytes.....	56
3.34: Erros cometidos pela precisão adotada (avanço e número de passos).....	58
4.1: Aquisições na Marcha Lenta.....	63
4.2 e 4.3: Ação do controlador sujeito a cargas.....	64
4.4 e 4.5: Ação do controlador em reentradas na Marcha Lenta.....	66
4.6 e 4.7: Ação do controlador com o carro em movimento.....	67
4.8 e 4.9: Ação do controlador a frio, sujeito a cargas.....	68
4.10: Aquisições na Marcha Lenta.....	73
4.11: Aquisições na Marcha Lenta.....	74

4.12 e 4.13: Ação do controlador sujeito a cargas.....	75
4.14 e 4.15: Ação do controlador sujeito a cargas.....	76
4.16 e 4.17: Ação do controlador em reentradas na Marcha Lenta.....	77
4.18 e 4.19: Ação do controlador em reentradas na Marcha Lenta.....	77
4.20 e 4.21: Ação do controlador em reentradas na Marcha Lenta.....	78
4.22 e 4.23: Ação do controlador com o carro em movimento.....	79
4.24 e 4.25: Ação do controlador com o carro em movimento.....	80
A.1: Desenho esquemático do cilindro.....	90
A.2: Desenho esquemático do cilindro na fase de Aspiração.....	91
A.3: Desenho esquemático do cilindro na fase de Compressão.....	91
A.4: Desenho esquemático do cilindro na fase de Combustão.....	92
A.5: Desenho esquemático do cilindro na fase de Escape.....	93
A.6: Desenho esquemático do controle da entrada de ar no coletor.....	95

LISTA DE TABELAS

3.1: Tabela representativa das fases e da ordem de explosão do motor	24
4.1: Ponto de operação da Marcha Lenta.....	62
4.2: Parâmetros da Calibração 1.8L.....	71
4.3: Parâmetros da Calibração 2.0L.....	72
4.4: Ponto de operação da Marcha Lenta.....	74

CAPÍTULO 1

INTRODUÇÃO

O motor de combustão interna é usado como o meio mais comum de fornecer energia para movimentar veículos hoje existentes. Quando o número de carros era pequeno, não havia preocupação com os resíduos tóxicos provenientes da queima do combustível. Para ilustrar, são necessários aproximadamente 10.000 litros de ar para cada litro de combustível. Os efeitos do aumento da frota mundial impulsionou a indústria automobilística em duas direções: busca de combustíveis alternativos menos poluentes e redução das emissões através da introdução de melhorias no motor convencional.

Na primeira linha começam a surgir frutos das pesquisas com fontes energéticas de nível zero de emissões como os carros com motor elétrico associados a potentes baterias e carros híbridos com célula de hidrogênio, nos quais através da reação química do H_2 e do O_2 gera-se energia elétrica para fornecer ao motor elétrico. Os rendimentos destes carros são inferiores aos carros com motor à combustão, mas eles têm evoluído bastante. Os custos destas soluções estão caindo, mas no momento o motor à combustão é o mais viável.

No outro frente exigiu-se um controle mais preciso das variáveis do motor à combustão para que a queima fosse a mais perfeita possível. Com isso determinou-se o fim do carburador, que realizava todas as operações de dosagem de combustível mecanicamente, sem possibilidade de adaptação com o passar do tempo.

Com o desenvolvimento da eletrônica embarcada, surgiram sensores e atuadores de precisão com confiabilidade e durabilidade, possibilitando o aparecimento dos sistemas de injeção atuais. Através dos sensores obtém-se informações do estado do veículo, como a

pressão no coletor, a temperatura da água e do ar, a rotação, a quantidade de ar que está sendo aspirada etc., determinando-se a quantidade de combustível a ser fornecida pelos injetores, bem como o instante da centelha para iniciar o processo de queima da mistura.

Todas as funções de leitura dos sensores e controle dos atuadores é realizada por uma Unidade de Controle Eletrônica (UCE), que possui um programa de gerenciamento do motor e tabelas que mapeiam o tempo de injeção e da fâisca para diversas condições de pressão, rotação, temperatura etc..

Na presente dissertação, espera-se que o leitor esteja familiarizado com o funcionamento básico do motor e com alguns termos técnicos relacionados com a área automotiva. Caso contrário, seria interessante consultar o Apêndice A, onde é fornecida uma breve descrição do funcionamento do motor e bibliografia para um eventual aprofundamento.

A unidade eletrônica (UCE) controla uma série de tarefas como ignição, relação ar-combustível (A/F) da mistura, as diagnoses dos sensores e ainda funções como: controle da ventoinha, transmissão eletrônica, piloto automático e a marcha lenta. Esta última é o objetivo da presente dissertação.

A condição de marcha lenta é representada pelo veículo parado, com o motor funcionando sem pressionar o pedal do acelerador e sem estar com a marcha engatada. Toda a energia produzida na queima da mistura é dissipada pelas perdas internas e por atrito. O motor então permanece em uma rotação aproximadamente constante, cuja unidade é a rotação por minuto (RPM). No texto serão feitas referências a “um valor de RPM” que, por concisão, vem descrito no masculino como “o RPM”.

O objetivo principal do controle da marcha lenta (CML) é manter o giro do motor em um valor desejado mesmo na presença de distúrbios de cargas. O problema é complexo especialmente para motores de baixa cilindrada e também baixa rotação onde a margem de torque disponível para rejeitar perturbações é pequena. O desafio é ainda maior pelo fato de que pode-se esperar uma variação grande de parâmetros sobre a faixa de condições ambientais que o motor deve operar.

O projeto do CML não está submetido somente aos requisitos de desempenho como “overshoot” e “settling time”, mas também a medidas subjetivas, como aspereza do

funcionamento do motor, expresso pelo grau de ruído e vibração comunicado aos passageiros através da estrutura do veículo.

Após pesquisa na literatura, não foi encontrado nenhum índice de desempenho que possa ser usado para classificação da qualidade da marcha lenta. Seria interessante desenvolvê-lo para se desvincular a avaliação do carro do terreno das sensações.

É importante também notar que a condição de marcha lenta é uma das mais frequentes nos veículos nas cidades. Um correto funcionamento desta interessa tanto aos motoristas (dirigibilidade), como também ao ar da cidade, pois afeta diretamente a economia de combustível e emissões de poluentes.

Em Cook *et al.* (1996) encontram-se os fatores chave a serem considerados no projeto que são:

1) Rotação de Marcha Lenta

Para maximizar a economia de combustível a rotação de referência do motor é colocada no mínimo que:

- produza uma combustão com qualidade aceitável;
- suporte as cargas dos acessórios;
- induza pouco ruído e vibração.

Diminuindo a rotação reduz-se a faixa de queda permissível de RPM frente às cargas e necessita-se de uma velocidade maior de resposta do controlador. Caso contrário, o giro pode atingir um valor crítico e o motor apagar. Exige-se portanto um controlador mais eficiente.

2) Distúrbios de Cargas dos Acessórios

As cargas típicas de hoje são : ar condicionado, direção hidráulica , vidros elétricos, faróis, ventoinha etc.. Suas características e faixas de operação determinam a complexidade do projeto de controle e o desempenho desejável.

3) Capacidade do Controle e Limitação dos Atuadores

As variáveis de controle da marcha lenta são :

- fluxo de ar - através de uma válvula de “*bypass*” ou da variação da posição da borboleta;
- avanço.

Outra variável, a relação ar-combustível (A/F), também altera o torque do motor , mas ela não é considerada pois se deve priorizar as emissões, mantendo-a em um valor fixo que propicia maior eficiência do conversor catalítico dos gases no escapamento.

O ar da válvula de “*bypass*” (ou da borboleta) e o avanço são submetidos a imposições de “*hardware*” , bem como outras considerações de projeto do motor. Por exemplo, a fim de dar margem de controle ao avanço , com possibilidades de variações de torque positivas e negativas para responder aos distúrbios, é necessário afastá-lo do valor de máximo torque (MBT). Por outro lado, há a penalização do consumo que pode ser compensada baixando-se a rotação.

O compromisso ótimo, entretanto, difere de motor para motor e precisa ser avaliado tendo em consideração a qualidade da combustão e as possibilidades do “*hardware*” de atender às variações necessárias de avanço e ar.

4) Medidas Disponíveis

Tipicamente, apenas a rotação do motor é utilizada como realimentação para o CML. A pressão no coletor (MAP), ou MAP estimado é usada em alguns projetos (Moschetti, 1992). Sensores de carga dos acessórios como interruptor do ar condicionado, sensor de pressão da direção hidráulica, são instalados para prover informações de distúrbios para controle em malha aberta.

5) Variação das Características do Motor sobre a sua Faixa de Operação

O CML deve considerar diferentes operações e condições ambientais como temperatura, altitude etc. . Para atingir os objetivos de desempenho para uma larga faixa de veículos ao longo da vida útil, o sistema de controle tem que ser robusto para incorporar mudanças na dinâmica da planta devido à idade e à dispersão existente no processo de fabricação dos motores.

Características do Sistema de Injeção

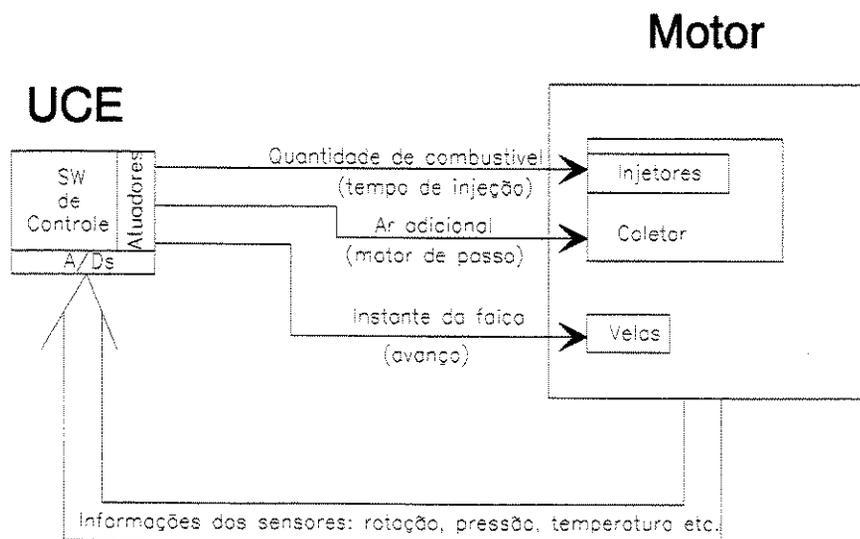


Figura 1.1: Esquema do sistema de injeção

Variáveis de Ação

Os elementos que fornecem torque ao motor são basicamente: o enchimento da mistura ar-combustível (A/F) presente na câmara antes da combustão e o avanço, ou seja, o momento que se libera a faísca para iniciar a queima da mistura. A relação A/F é mantida constante através do mapeamento da quantidade de ar aspirada e a abertura do injetor. Pequenos desvios são corrigidos pelo controle em malha fechada usando-se uma sonda lambda que, colocada no escape, mede a relação A/F. Considera-se esta como sendo fixa. Sendo assim, alterações no fluxo de ar no coletor implicam em alterações na quantidade de mistura ar-combustível disponível para o motor.

Na condição de marcha lenta o pedal do acelerador se encontra relaxado, deixando a borboleta na posição de mínima abertura, e o motor aspira uma quantidade de ar fixa. Projeta-se uma abertura de ar adicional, na qual existe um dispositivo que regula a vazão, para auxiliar o controle do motor. O sistema usado utiliza um motor de passo e esta variável será designada neste trabalho como “motor de passo” ou “ar”. Agindo na quantidade de ar que passa por este duto, altera-se o torque no motor. Alguns sistemas de injeção, por possuírem a capacidade de controlar eletronicamente a borboleta, dispensam esta passagem de ar adicional, pois o mesmo efeito é conseguido alterando-se a posição da mesma.

Em sistemas de injeção que calculam o avanço, existe a possibilidade de variá-lo instantaneamente e, por conseguinte, alterar o torque do sistema.

O sistema de injeção utilizado para desenvolver esta dissertação apresenta a dupla possibilidade de agir no ar e no avanço. Buscar-se-á, portanto, um compromisso entre as variáveis para se obter um efetivo controle do motor em condição de marcha lenta.

Ponto de Operação

Deseja-se manter o motor girando a uma certa rotação. Logo, é necessário que o torque gerado pela queima da mistura seja igual ao produzido pelas perdas do motor. O valor de RPM nominal é função do binômio ar adicional e avanço. Podem-se obter diferentes pares para uma

mesma rotação. O que determina o par são compromissos adicionais como o consumo e a faixa de excursão do torque.

Nas figuras seguintes mostram-se os comportamentos característicos das curvas de torque em função do avanço e do ar adicional (motor de passo).

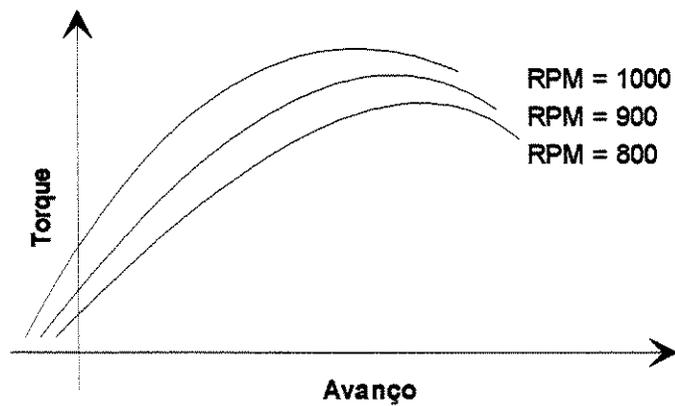


Figura 1.2: Curva característica Torque x Avanço

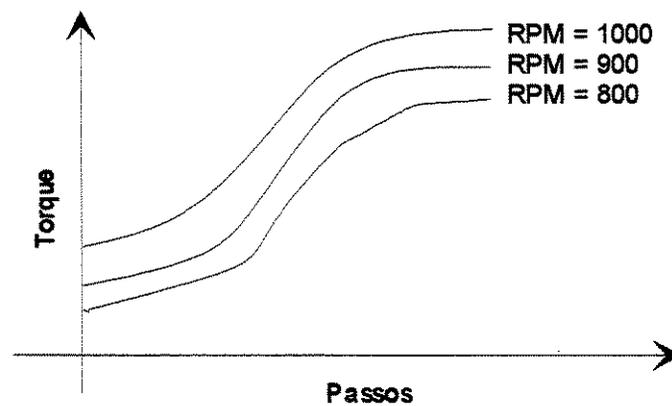


Figura 1.3: Curva característica Torque x Passos

Na figura 1.2, observa-se uma tendência de aumento do torque em função do incremento do avanço até um valor máximo (MBT) a partir do qual o torque decresce. Na figura 1.3, está descrito o comportamento do torque como função da abertura do canal do ar adicional. É interessante que a posição base do motor de passo esteja no centro da faixa de maior inclinação.

Observe-se ainda que quanto maior o número de passos, menor o estrangulamento, permitindo-se maior passagem de ar.

Medidos todos os valores de torque a serem compensados, tais como: ventilador , ar condicionado, direção hidráulica etc., chega-se à variação de torque que deve ser fornecido para evitar a queda da rotação.

O controlador deve agir no avanço e no ar para compensar o torque adicional requerido, bem como a sua retirada, para manter o RPM constante. Sendo a ação do avanço mais rápida, pode-se optar por um ponto de operação mais à esquerda na figura 1.2 para uma maior margem de contribuição do mesmo.

CAPÍTULO 2

CONTROLADORES PARA MARCHA LENTA

2.1 Introdução

A abordagem do problema de CML permite a utilização de várias modalidades de controle, que vão do clássico (PID) até o moderno (LQG, H_∞ , adaptativo etc.), passando também pelos não-convencionais como lógica “fuzzy” e redes neurais. As soluções são dependentes dos problemas encontrados, das possibilidades de implementação e da experiência do projetista.

Um sistema de CML geral pode ser visto na figura abaixo apresentando as ações em malha fechada e em malha aberta.

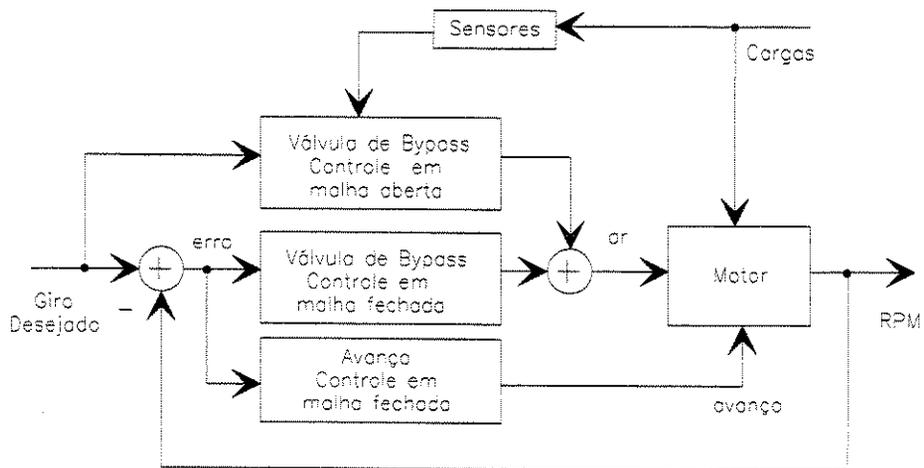


Figura 2.1: Esquema de um controlador para Marcha Lenta

Controle em malha aberta

É um mecanismo efetivo para rejeitar distúrbios, especialmente para motores de baixa cilindrada. Consiste em receber a informação de inserção de uma carga e então modificar o torque do motor para evitar a queda da rotação. Um exemplo: ao receber o sinal do interruptor do ar condicionado a unidade eletrônica aumenta a posição de base do motor de passo.

Este tipo de controle induz a um aumento do custo do projeto pois requer sensores e pinos extras na unidade eletrônica e, portanto, deve ser usado com parcimônia.

Controle em malha fechada

Podem-se utilizar duas filosofias de projeto dependendo do número de variáveis de entrada e saída:

1) SISO → Trata o ar e o avanço como entidades separadas projetando um “loop” de cada vez. No “loop” mais interno projeta-se o desempenho da variável mais veloz, no caso o avanço. Como o ar tem efeito bem mais lento, considera-se o sistema interno já projetado como parte da dinâmica da planta.

2) MIMO → No caso de se controlar também a pressão. Neste contexto, lida-se com as variáveis através de métodos de otimização do tipo LQ ou de controle robusto do tipo H_{∞} .

O controle da marcha lenta é um exemplo de um problema de rejeição de distúrbios que contém vários aspectos comuns encontrados em aplicações reais. Um motor em marcha lenta está bem distante de sua região de operação mais favorável e exhibe não-linearidades significativas.

Surge neste ponto a primeira questão: deve-se fazer uma abordagem linear ou não-linear do problema?

A favor do lado linear existe uma sólida teoria que possibilita uma correlação direta entre os parâmetros do controlador e a estabilidade do sistema, mas a qualidade da aproximação

linear depende do ponto de operação escolhido e da extensão da região a ser percorrida no espaço de estado.

A visão não-linear do sistema reduz o efeito das hipóteses restritivas, mas dificulta o estudo da estabilidade.

A experiência mostrou que alguns motores na marcha lenta exibem faixas de linearização muito estreitas. Por exemplo, em ajuste de parâmetros de um modelo linear através de aquisições em um veículo, chegava-se a valores muito diversos destes parâmetros ao se permitir variações de -70 a $+70$ RPM ou de -100 a $+100$ RPM em torno do valor de regime. Neste caso a análise teórica da estabilidade fica comprometida e é feita de modo prático no veículo.

A opção do presente trabalho recai sobre a abordagem não-linear. Assim, toda a pesquisa e implementação seguirá nesta linha.

2.2 Calibração da Marcha Lenta

Conforme coloca Cook *et al.* (1996) o desenvolvimento de sistemas de controle na indústria automotiva tem sido tradicionalmente um processo empírico com grande tempo gasto na calibração manual. Os sistemas de controle têm se tornado cada vez mais complexos e interdependentes, inviabilizando a utilização de procedimentos de tentativa e erro. A tendência no desenvolvimento de estratégias de controle é se basear em modelagem automática e na calibração sistemática.

Puskorius *et al.* (1996) complementa que o desenvolvimento de controladores para motores são largamente baseados em modelos analíticos que contêm idealizações das dinâmicas como se elas fossem bem conhecidas. Entretanto, os motores dos automóveis são sistemas complicados e muitos aspectos de seu comportamento dinâmicos não são bem entendidos, levando a uma imprecisão ou a modelos incompletos, particularmente no que se refere ao comportamento em transientes.

A dinâmica de cada classe de motor varia em detalhes de um para o outro, resultando em comportamentos que aparentemente são únicos. Além disso, o desenvolvimento de controladores baseados em modelos requer que os sensores e os atuadores sejam apropriadamente caracterizados e incluídos nos modelos a partir do qual os controladores serão sintetizados. Projetado o controlador, a estratégia implementada é calibrada ajustando-se os seus parâmetros, usualmente na forma de “*look-up tables*”, para atingir determinado desempenho. Este procedimento é feito manualmente, o que consome muito tempo.

Se o comportamento desejado não é obtido através da calibração, o modelo do motor é modificado segundo algum critério e uma nova estratégia ampliada é sintetizada e repetido o ciclo.

Os dados adquiridos do carro, neste caso, exercem papel secundário. São usados por exemplo para desenvolver o modelo do sistema dinâmico, para uma otimização manual dos parâmetros do controlador e para testá-lo.

Busca-se uma filosofia de projeto de controladores em que os dados realizem uma função mais proeminente e direta. Eles seriam usados diretamente para ajustar os parâmetros do controlador através de procedimentos de treinamento para os quais uma função objetiva de desempenho está definida. A síntese do controlador seria baseada em dados ao invés de modelos.

Este processo compreenderia 4 fases:

- Aquisição dos dados;
- Identificação do modelo;
- Projeto do controlador;
- Implementação no veículo.

É preciso ter sempre em mente a viabilidade do projeto, que deve ser implementado em uma unidade eletrônica microprocessada devendo atender dois requisitos: código de pequeno tamanho e um tempo de processamento adequado.

O presente trabalho deseja cumprir estas quatro fases abordando cada detalhe envolvido. Antes, é necessário desenvolver os conceitos teóricos que envolvem o projeto de controladores não-lineares e realizar um breve relato da literatura especializada.

2.3 Pequena Revisão Bibliográfica

Fazendo a abordagem do problema pelo lado não-linear, as principais ferramentas hoje aplicáveis à Marcha Lenta são as redes neurais e a lógica “*fuzzy*”, ou ainda pela combinação das duas, os sistemas neuro-fuzzy.

Através de pesquisas nas base de dados do INSPEC (1993 a 1996) e do COMPENDEX (1990 a 1996) extraiu-se uma série de artigos que usam as técnicas acima para controle da marcha lenta.

Ênfase maior foi dada à área de redes neurais visando desenvolver o conceito de aquisição de dados do veículo, projeto do controlador e implementação e ajustes. O projeto “*fuzzy*” geralmente envolve etapas iterativas de definição de regras e formato das funções de pertinência. Em Vachtsevanos *et al.* (1993) é sugerido um procedimento automático para geração de regras.

Nos artigos referentes a redes neurais, existe a presença constante de Feldkamp como um dos autores e do Centro de Pesquisa da Ford.

Seria interessante fazer um rápido comentário acerca dos artigos encontrados, sob a ótica da viabilidade de incorporá-los ao sistema de injeção do veículo, objetivo final da dissertação.

O trabalho de Puskorius & Feldkamp (1993) inicia colocando as dificuldades envolvidas no problema do controle da marcha lenta com suas não-linearidades, atrasos e presença de distúrbios não observáveis como a influência do ar condicionado ao ser ligado, golpes de direção hidráulica etc..

Os dados para as simulações provêm de um modelo de Cook & Powell (1988) para um motor 1.6L 4 cilindros com injeção eletrônica mais as modificações propostas por Vachtsevanos *et al.* (1993). O modelo representa um sistema com duas entradas que são a abertura da

borboleta e o avanço, e duas saídas, que são a pressão no coletor MAP e o RPM. Os distúrbios agem na forma de torque de carga T_d . A evolução do sistema é descrita por um conjunto de equações acopladas com claro comportamento não-linear.

As arquiteturas das redes neurais de controle usadas são baseadas em “*recurrent multilayer perceptron*” (RLMP). Segundo os autores, elas possibilitam representar sistemas não-lineares complicados. Podem representar facilmente atrasos, filtragens e condicionamento de sinais e também estruturas convencionais de controle, como o PID.

A especificação do comportamento desejado do controlador foi feita baseada em uma função custo quadrática empírica que penalizava o desvio da rotação de Marcha Lenta, o desvio do avanço nominal e as variações entre os instantes n e $n-1$ dos valores de avanço e da abertura da borboleta.

Para os treinamentos das redes neurais, utilizou-se um algoritmo denominado “*Decoupled Extend Kalman Filter*” (DEKF), desenvolvido pelos autores, que apresentou melhor desempenho que a descida do gradiente.

São apresentados resultados experimentais para as duas redes RLMP seguintes:

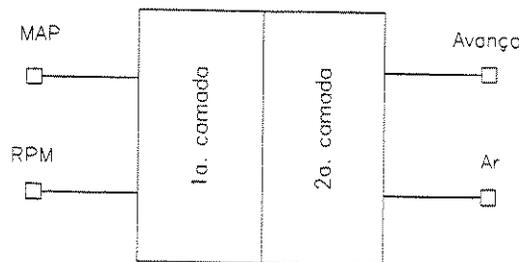


Figura 2.2: Estrutura da Rede Recorrente

A primeira consiste de 2 camadas, com 2 entradas (MAP e RPM): uma camada escondida com 8 nós recorrentes sigmoidais e de uma saída com 2 nós recorrentes também com funções sigmoidais. Estão presentes toda as conexões possíveis entre as 2 camadas. Esta rede possui 110 parâmetros.

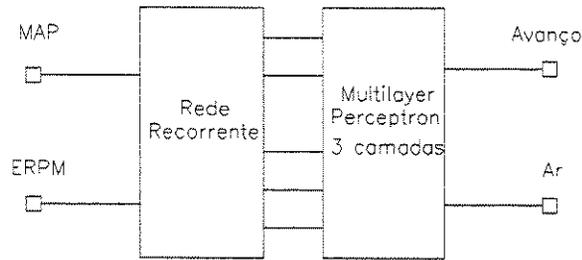


Figura 2.3: Estrutura do PID Generalizado

A segunda rede contém uma rede recorrente linear que realiza um pré-processamento dos dados, seguida de uma rede “*feedforward*” padrão. As entradas na camada de pré-processamento são o MAP e o erro de RPM. Ela possui 7 nós lineares com interconectividade limitada. Os primeiros 3 nós implementam os termos proporcional e derivativo do MAP, enquanto os outros 4 constroem o PID do erro de RPM (ERPM). O restante da rede consiste de 3 camadas “*feedforward*” padrão com 10, 6 e 2 nós sigmoidais. Apenas 5 nós da camada de pré-processamento estão conectados aos 10 nós da seguinte. Esta rede possui 150 parâmetros e é chamada de PID generalizado.

Nas simulações apresentadas, a rede recorrente apresentou um comportamento mais suavizado, frente às variações do torque T_a , que aquela que implementa o PID generalizado. Para avaliar a robustez dos controladores, variou-se alguns dos coeficientes das equações que descrevem o modelo do motor. Novamente a rede recorrente foi melhor.

Em Feldkamp & Puskorius (1993), usando o mesmo modelo do motor e função custo, compara-se o desempenho de duas redes, sendo uma baseada em um controlador PID linear e outra em lógica “*fuzzy*”. O procedimento para sintonizar ou treinar max-min “*fuzzy*” e sistemas híbridos neuro-fuzzy pode ser encontrado em Yuan *et al.* (1992). Em resumo, as funções de pertinência são parametrizadas em termos de funções analíticas e substituem operações MAX e MIN por aproximações suaves. A estrutura resultante é completamente diferenciável e pode ser treinada como uma rede neural.

As duas redes recebem os dados da mesma estrutura neural recorrente presente no PID generalizado explicitado em Puskorius & Feldkamp (1993). O controlador PID linear realiza uma combinação destes dados através de seus 2 nós lineares de saída.

Os resultados obtidos pelo sistema “fuzzy” foram superiores. Uma melhora considerável foi obtida ao se permitir a alteração, durante o treinamento, dos parâmetros da rede de pré-processamento e os da estrutura “fuzzy”. Na análise da robustez, confirmou-se novamente o desempenho superior desta estrutura em relação à estrutura PID mais a camada linear.

Nas discussões, os autores comentam que uma boa arquitetura de controle deve ser hábil para extrair a desejada informação dos dados disponíveis e ter suficiente capacidade de representação para fornecer adequadas ações de controle quando esta informação for extraída.

Argumenta-se que as estruturas fuzzy funcionaram melhor devido à sua maior capacidade de representação. O comportamento conseguido, no entanto, é inferior ao obtido pela RN recorrente descrita em Puskorius & Feldkamp (1993).

Em Puskorius & Feldkamp (1994), menciona-se que, apesar do potencial de representação das redes recorrentes, elas não são largamente utilizadas devido à ineficiência dos algoritmos baseados na descida do gradiente. Apresenta-se o algoritmo de treinamento DEKF com especial atenção aos problemas de controle. Como um dos exemplos de aplicação, cita-se a comparação entre as duas redes de Puskorius & Feldkamp (1993) já descritas anteriormente.

Encontra-se em Gorinevsky & Feldkamp (1996) a descrição de um controlador adaptativo “*feedforward*” não linear para compensar distúrbios para um veículo em Marcha Lenta. Aplica-se uma técnica de otimização paramétrica não-linear baseada em redes “*Radial Basis Function*” (RBF), usando o mesmo modelo de motor já citado. A premissa básica é que o torque do motor é conhecido. Isto exige a presença de um sensor que informe o torque instantâneo agindo no motor.

Todos os artigos verificados até o momento usam modelos matemáticos do motor. Puskorius *et al.* (1996) revelam que os resultados apresentados em seus trabalhos até o momento eram baseados exclusivamente em estudos de simulação e então, descrevem os métodos dos gradientes dinâmicos para treinar controladores com redes neurais recorrentes, aplicando-os aos problemas de marcha lenta em um veículo real. Discutem-se os requisitos de “*hardware*” e “*software*” do carro, fornecendo resultados experimentais representativos.

Alguns pontos merecem ser destacados. Sugere-se o uso de redes neurais como controladores em sistemas nos quais o controle precisa ser computado rápido e frequentemente,

como em sistemas automotivos. Enfatiza-se ainda que o trabalho está voltado para o desenvolvimento de controladores com pesos sinápticos fixos ao invés de adaptativos. Reconhece-se que algum grau de adaptabilidade é bem vinda para enfrentar todas as condições que o sistema de controle experimenta. Supõe-se, no entanto, que um controlador baseado em redes recorrentes seja suficientemente robusto para lidar com as variações ambientais bem como da planta (motor).

Opta-se também pelo uso de arquiteturas de redes com representação distribuída, como a MLP, nas quais todos os nós são ativados quando submetidas às entradas. Justifica-se que elas tendem a ser mais eficientes em uso de memória e manuseiam sistemas dinâmicos de elevada ordem melhor do que aquelas com representação local, como a RBF.

Uma observação importante feita é que os métodos de treinamento que são empregados para estratégias de sistemas de controle e calibração são computacionalmente intensivos e requerem recursos mais potentes do que aqueles encontrados nos sistemas eletrônicos presentes nos veículos de produção. Entretanto, uma vez treinada a rede de controle com recursos de computação externos, os valores de seus pesos sinápticos podem ser transferidos para o software da UCE.

A rede recorrente de controle encontrada possui 7 entradas que são: o valor do RPM atual e o desejado, as informações de flags de condição do ar condicionado (3), veículo em “Neutre” ou “Drive”, e sensor de direção hidráulica. Existem 6 neurônios na camada escondida e 2 na de saída. Todas as conexões em realimentação entre camadas estão estabelecidas, chegando-se a um número de 107 parâmetros.

Não se explora rigorosamente a questão da robustez frente às dispersões entre motores dos veículos. Foi realizado um experimento em que se substituiu a válvula de “bypass” por uma outra substancialmente diferente, mostrando resultados promissores mas não conclusivos.

Finalizada a análise dos artigos, observa-se que as redes recorrentes se mostram mais adequadas a enfrentar o problema de controlar a marcha lenta. No entanto, com os recursos disponíveis no momento, como capacidade de memória e tempo de processamento parece difícil conseguir uma resposta satisfatória de uma estrutura que contém aproximadamente 100 parâmetros. Em todas as abordagens os sistemas tiveram uma análise temporal e

experimentam atrasos variáveis dependentes da rotação. Pretende-se utilizar como base de tempo, o intervalo entre dois eventos ponto morto superior (PMS) consecutivos, método a ser explicado no próximo capítulo e que, elimina a variabilidade dos atrasos.

Na implementação de controladores ótimos lineares (Moschetti,1992) no software da UCE, adota-se a mesma linha encontrada em Puskorius *et al.* (1996), baseada em parâmetros fixos.

Por estes fatores, decidiu-se utilizar uma estrutura de rede baseada no “*Multi Layer Perceptron*” (MLP), pela sua comprovada capacidade de realizar mapeamentos não-lineares e seus potentes algoritmos de treinamento. Ela será uma rede fixa da qual espera-se que pela capacidade de generalização responda satisfatoriamente às diversas condições a que estão submetidos os veículos. Ainda, deseja-se que o número de parâmetros seja pequeno de modo a possibilitar a implementação da solução na UCE.

As características das redes MLP estão descritas em detalhes em Haykin (1996) e são de conhecimento vasto daqueles que trabalham com redes neurais. Sendo assim, por concisão, evita-se a apresentação das mesmas.

2.4 Controladores Neurais

O artigo de Narendra *et al.* (1990) é um clássico da área, pois descreve todas as etapas para o projeto de uma variedade de controladores neurais aplicados a sistemas dinâmicos. Segundo os autores, o primeiro e mais importante objetivo é sugerir estruturas de identificação e controle usando redes neurais para o controle adaptativo de sistemas não-lineares desconhecidos. [Ver também Narendra & Mukhopadhyay, (1996) para uma visão mais ampla do problema].

Como referido anteriormente, não se busca neste primeiro momento características adaptativas do controlador que será implementado no sistema de injeção do veículo. Desta forma, a visão de todo o artigo deve se basear em controladores fixos. Isto reduz drasticamente

os pontos a serem analisados. Serão citados os pontos relevantes aos problemas de controle da marcha lenta.

Existem duas possibilidades de projetar um controlador para uma planta desconhecida:

1) Controle Direto

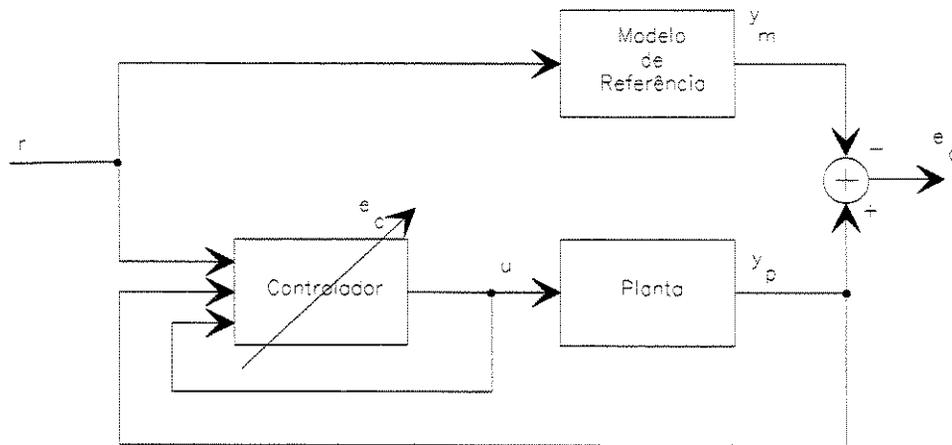


Figura 2.4: Esquema de um controle direto

O modelo de referência representa o comportamento esperado do sistema quando submetido ao valor de referência. Pode ser um sistema linear de 1^a, 2^a ou n-ésima ordem, com determinada resposta a transientes. Ou ainda pode ser pontualmente definido para descrever certo comportamento frente ao sinal de referência r .

Os parâmetros do controlador são diretamente ajustados para reduzir uma determinada norma do erro de saída e_c . Duas dificuldades surgem no presente esquema. Primeiro: é necessário usar a própria planta nas simulações para obter a saída y_p e u e então projetar o controlador. Segundo: a inexistência de método para ajustar parâmetros do controlador neural pela impossibilidade de retropropagação do erro através da planta, quando esta é assumida desconhecida, para gerar as derivadas parciais necessárias no treinamento.

2) Controle Indireto

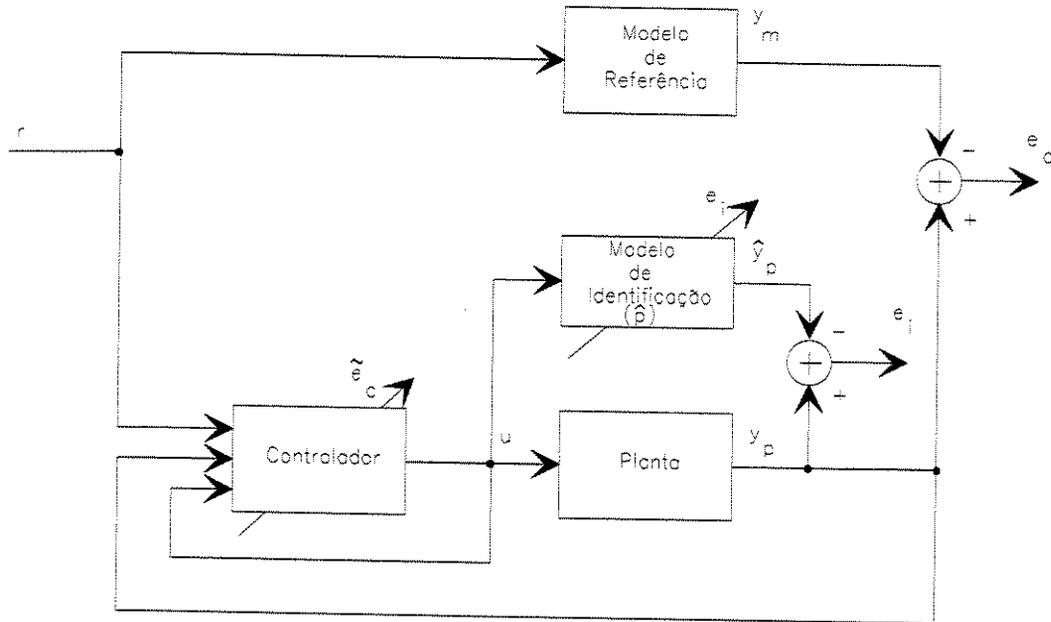


Figura 2.5: Esquema de um controle indireto

Neste caso, a planta é substituída por um modelo paramétrico de identificação adequado, que fornecerá a saída estimada \hat{y}_p da planta para uma dada entrada. Os parâmetros do controlador são ajustados pela retropropagação do erro entre o modelo de referência e o modelo de identificação, através deste último.

Substituindo tanto o controlador como o modelo de identificação por Redes Neurais chega-se ao esquema genérico de um controlador neural. Os blocos *TDL* representam sinais atrasados no tempo.

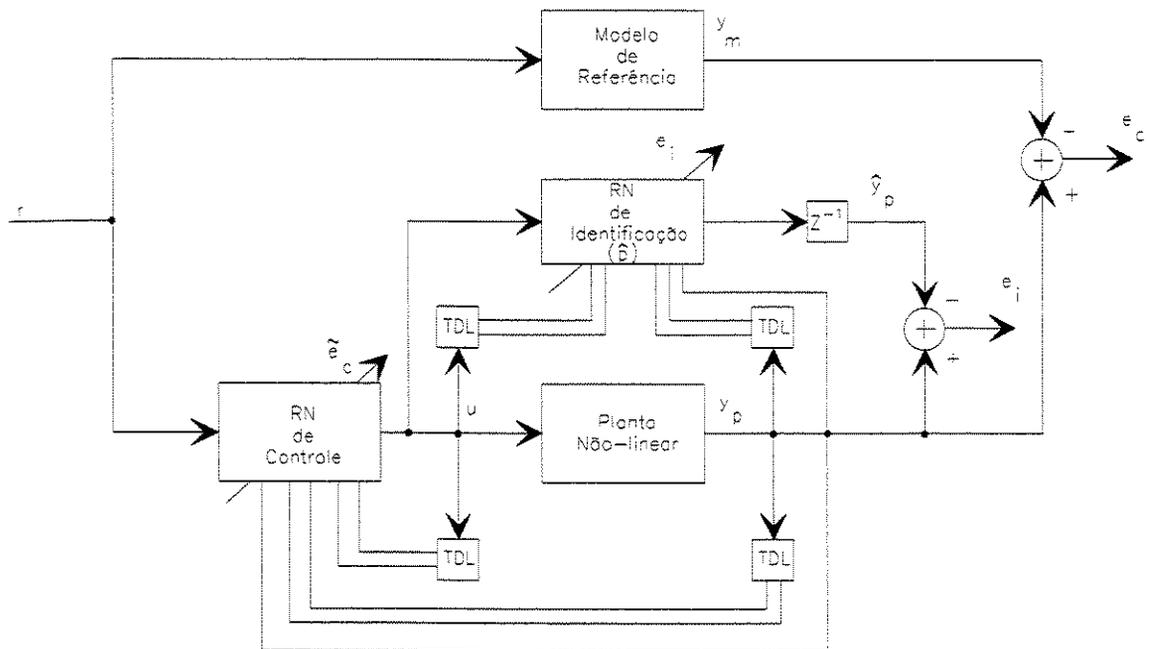


Figura 2.6: Esquema de um controle indireto usando redes neurais

A metodologia de síntese dos controladores será baseada em dados e não em modelos. Sendo assim, a aquisição das informações do motor é primordial para o sucesso do projeto. Grande atenção precisa ser devotada ao procedimento de tomada de dados no veículo para extrair o comportamento dinâmico do motor.

Ljung (1996) coloca três pontos básicos a serem observados para que o conjunto de dados seja o mais informativo possível:

- O sinal de entrada u deve expor todas as propriedades relevantes do sistema. Deve-se evitar, por exemplo, excitações em determinada frequência específica como um sinal senoidal;
- Reservar maior potência de excitação do sinal u nas bandas de frequência onde um bom modelamento é particularmente importante;
- Atenção à frequência de amostragem dos dados para não mascarar o comportamento do sistema.

Tendo justificado a estrutura neural que será utilizada e os objetivos a serem perseguidos, passa-se à parte prática da dissertação, tratando do procedimento de aquisição de dados e do projeto do controlador.

CAPÍTULO 3

PROJETO DO CONTROLADOR NEURAL

3.1 Aquisição de Dados

Na realização do projeto utilizou-se um veículo VW Santana 1.8, um laptop com programa de aquisição e o sistema de simulação e controle Matlab versão 5.2.

Para a identificação do modelo dinâmico da marcha lenta é necessário colher dados das entradas e saídas provenientes do motor. Denomina-se *time history* as seqüências a serem impostas às variáveis de controle visando excitar o motor e captar o seu comportamento característico. Elas são compostas de uma série de pulsos de larguras e amplitudes variáveis tais que:

- a amplitude e duração dos pulsos mantenham o motor na faixa de operação da marcha lenta;
- combinem pulsos largos com estreitos de modo a excitar a dinâmica do sistema em uma larga faixa de frequências;

Apesar da designação de *time history* a evolução do modelo não será descrita sobre uma base temporal, mas usando como domínio de referência o número de PMS (Moschetti, 1992). Esta decisão é justificada pelo fato de que todos os fenômenos característicos do funcionamento do motor estão ligados à seqüência de fases de cada cilindro: admissão, compressão, explosão e escape. A transição entre fases está relacionada aos pontos de inversão do movimento do pistão, conhecidos como ponto motor superior (PMS) e ponto morto inferior (PMI). Cada fase

corresponde ao deslocamento angular de 180° do volante do motor. Assim um ciclo completo corresponde a 2 voltas.

Para o motor de 4 cilindros vale o esquema de funcionamento abaixo onde a cada PMS existe uma das fases de funcionamento do motor ativa em cada cilindro.

Cilindro 1	PMS	Explosão	Escape	Admissão	Compressão
Cilindro 4	Compressão	PMS	Explosão	Escape	Admissão
Cilindro 3	Admissão	Compressão	PMS	Explosão	Escape
Cilindro 2	Escape	Admissão	Compressão	PMS	Explosão

Tabela 3.1: Tabela representativa das fases e da ordem de explosão do motor

O software da unidade eletrônica reconhece o cilindro em explosão sinalizando na variável *CNT_CIL*, usada nas gestões de ignição e injeção. As aquisições são feitas em base temporal. Adquirindo simultaneamente o valor de *CNT_CIL* é possível converter os dados obtidos “em tempo” para “número de PMS”.

As amplitudes das excitações foram determinadas verificando a faixa útil de excursão das variáveis de controle e a correspondente alteração imposta à rotação. O intervalo de variação foi de 700 a 1400 RPM, que inclui as situações mais comuns em marcha lenta. É importante frisar que as ações são induzidas em relação ao ponto de operação da marcha lenta correspondendo a um aumento ou diminuição do respectivo valor em função da variação imposta positiva ou negativa, especificada na *time history*. Abaixo, apresenta-se o diagrama da mesma, usada para excitar o ar e o avanço que já foi utilizado na Empresa Magneti Marelli para aquisições na marcha lenta:

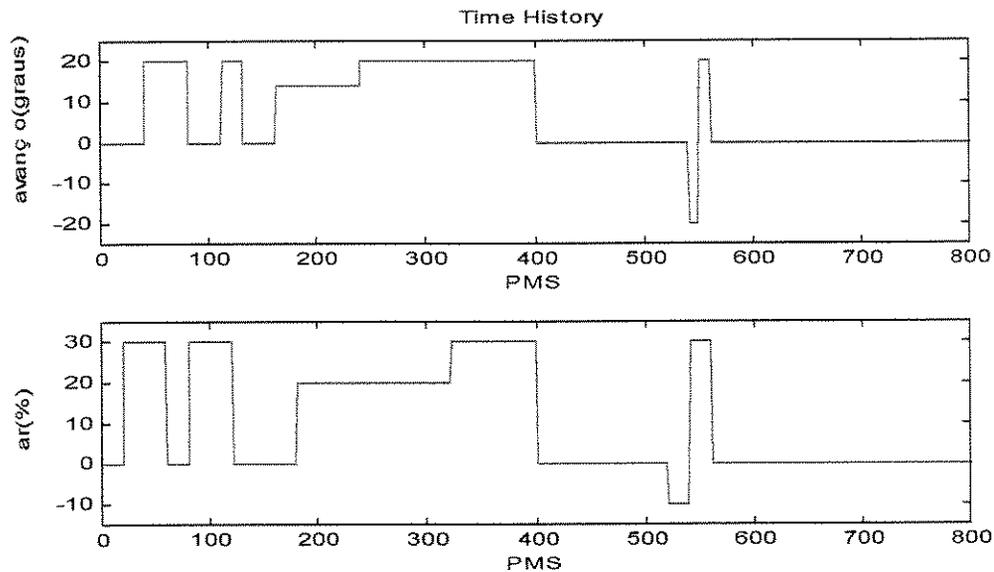


Figura 3.1: Excitações de ar e avanço impostas pela *time history*.

Foram feitos 3 tipos de aquisições com estimulações separadas e em conjunto das variáveis ar e avanço. Para caracterizar a resposta do motor frente às cargas, procedeu-se à aquisição dos dados submetendo o motor a golpes no batente da direção hidráulica, condição de grande torque de carga. Tais golpes foram aplicados de 3 formas:

- curta duração - ao se atingir o batente se liberou a direção;
- média duração - aguardando um pouco mais na posição final, aproximadamente um segundo;
- longa duração - permanecendo no fim de curso por alguns segundos.

Cada uma das aquisições acima foi realizada sem e com ar condicionado, em duplicidade e após desligar-se a ventoinha de refrigeração, indicando que o motor se encontrava na sua região de operação térmica mais comum.

Os componentes e estratégias que poderiam afetar o funcionamento do motor na marcha lenta, como sistema anti-vaporização do combustível (*canister*), autoadaptativos de posição dos atuadores e controles pré-existentes, foram desabilitados. O sistema, no entanto, possui uma

estratégia que age no avanço, corrigindo-o em função do erro de giro. Ela estava ativa durante o processo e foi considerada como parte integrante do motor.

As variáveis adquiridas foram o avanço, a posição do motor de passo, a rotação do motor e o contador de cilindro em combustão. O tempo de aquisição foi de 30 segundos e o intervalo entre aquisições de 10 ms. Através do contador de número do cilindro converteu-se todos os dados para a base número de PMS.

Nas figuras abaixo mostram-se as aquisições para cada execução da *time history*:

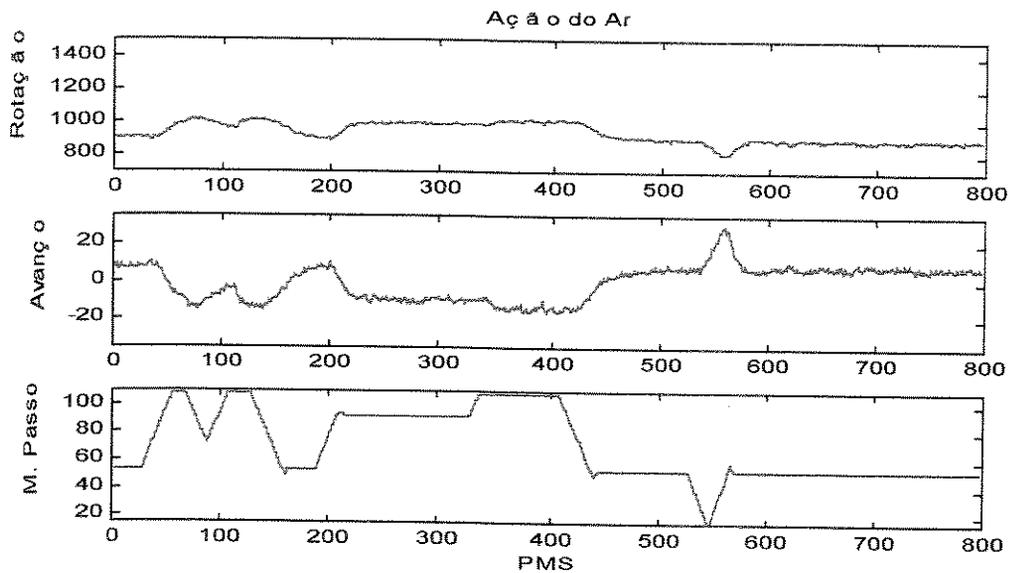


Figura 3.2: Aquisição da ação do ar.

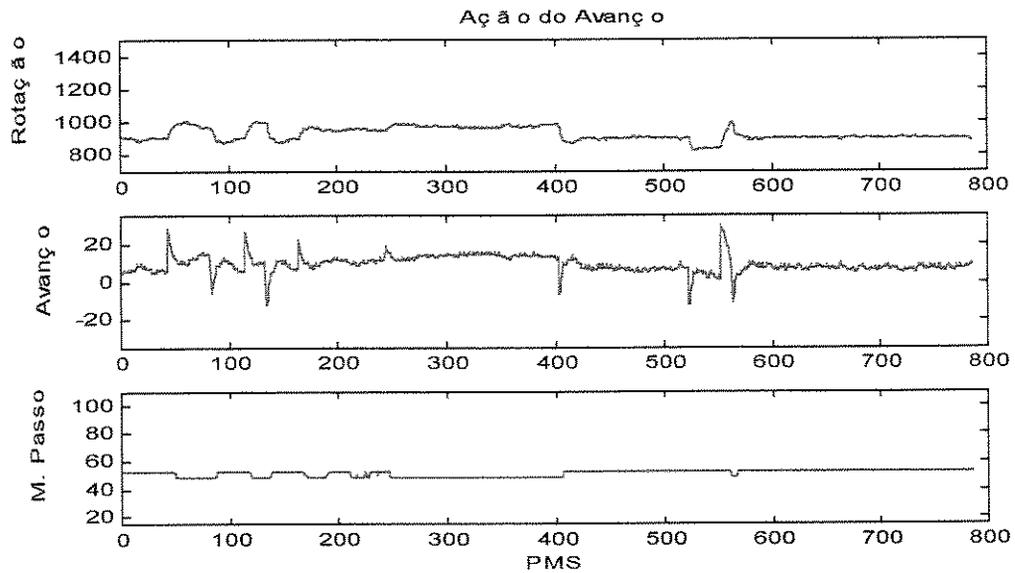


Figura 3.3: Aquisição da ação do avanço.

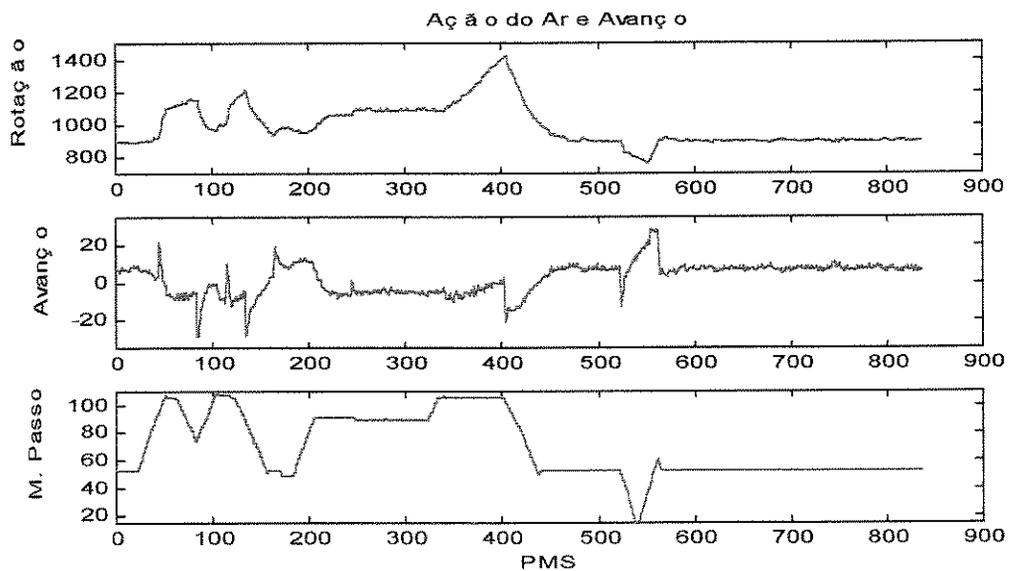


Figura 3.4: Aquisição da ação conjunta do ar e do avanço.

A figura 3.2 representa a ação exclusiva no ar. As diferenças entre as formas de onda da *time history* e o motor de passo são devidas à ação temporal do atuador. O sistema impõe uma posição desejada em passos e o motor de passo a persegue a uma frequência de 62.5Hz. Acontece também uma alteração no avanço motivada pela estratégia de compensação

proporcional ao erro de rotação explicitada antes. Percebe-se que a forma da curva do avanço segue a da rotação invertida.

A figura 3.3 apresenta a ação individual do avanço. Os pulsos da *time history* induzem uma mudança brusca do nível do avanço, o que acarreta alteração na rotação e, por conseguinte, reflete-se no avanço, conforme descrito acima.

Na figura 3.4, o efeito combinado das ações nas variáveis de controle provoca uma maior excursão da rotação. Por fim, mostra-se a aquisição com o ar e avanço agindo, mas com o ar condicionado ativado:

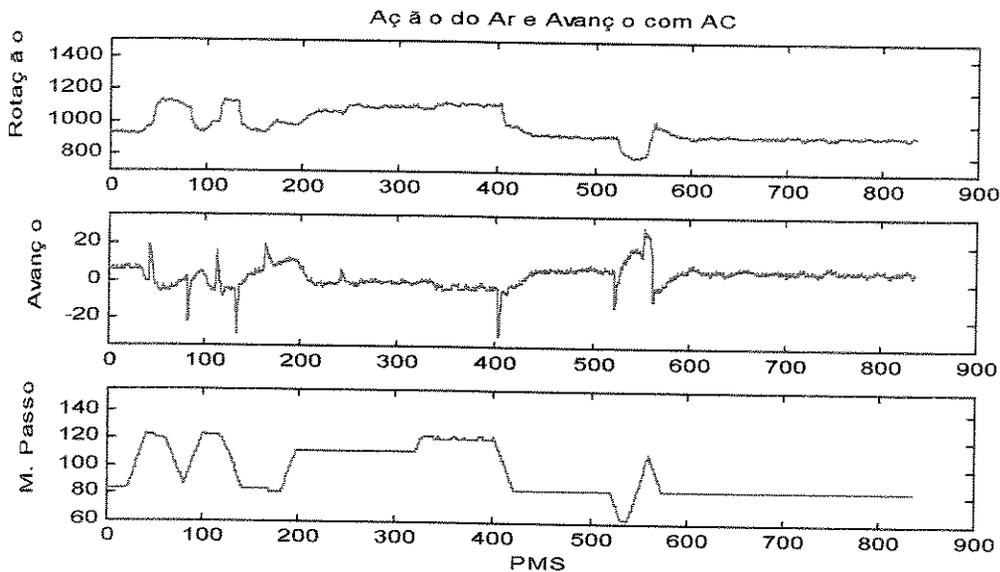


Figura 3.5: Aquisição da ação conjunta do ar e do avanço com AC.

O motor de passo mostra um comportamento similar e não idêntico pois a posição de referência é diversa e a relação fluxo de ar e torque não é necessariamente linear.

3.2 Identificação do Modelo

Buscou-se trabalhar com o conceito de identificação em delta do modelo do motor, ou seja procurou-se um modelo dinâmico que descreva as variações do motor em torno de um

ponto de operação. Os dados foram pré-processados para serem apresentados à rede neural de identificação.

3.2.1 Tratamento dos Dados

Terminadas as aquisições no veículo, partiu-se para a elaboração dos dados a serem apresentados ao treinamento. Os passos seguidos foram:

a) *Retirada do nível DC*

Dos dados retiraram-se os valores de referência das variáveis em questão: RPM, avanço e motor de passo (ar). Para evitar que pequenos desvios no valor de referência induzam erros, escolheu-se determiná-lo a partir das aquisições, fazendo-o igual à média das 10 últimas aquisições. O tempo de aquisição de 30s garante um trecho de dados sem a excitação provocada pela *time history*.

Um controle é feito de forma a alertar quando o valor médio obtido dos dados se distanciar demais daquele que deveria ser o valor real em marcha lenta, ou seja :

$$|\text{valor de marcha lenta} - \text{valor médio}| > 10\% |\text{valor de marcha lenta}|$$

b) *Normalização*

O procedimento de normalização levou os valores das variáveis sem os níveis DC a excursionar entre [-1,1]. Isto é importante para facilitar a implementação de funções e operações quando as variáveis possuem diferentes ordens de grandeza. O valor pelo qual são divididos os dados foram obtidos considerando os 3 tipos de estimulações da *time history* subtraídos os níveis de referência. Selecionou-se aquele que representa o máximo valor em módulo de acordo com:

$$Fator = \max(\max|\text{delta_aquis1}|, \max|\text{delta_aquis2}|, \max|\text{delta_aquis3}|)$$

Para ilustrar os 2 passos anteriores, mostra-se o procedimento aplicado às variáveis de entrada e saída na aquisição de ações simultâneas de ar e avanço.

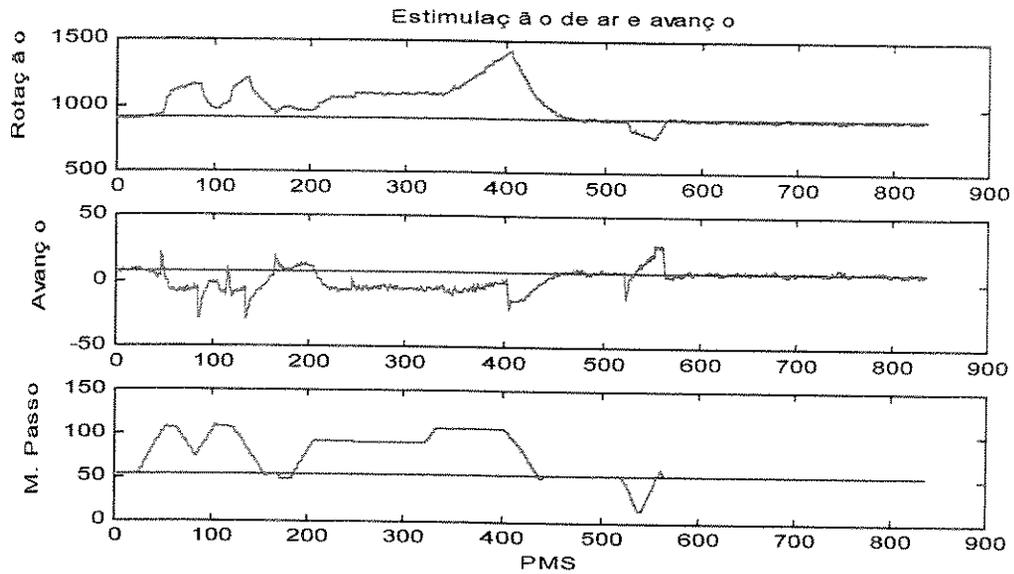


Figura 3.6: Estimulação de ar e avanço.

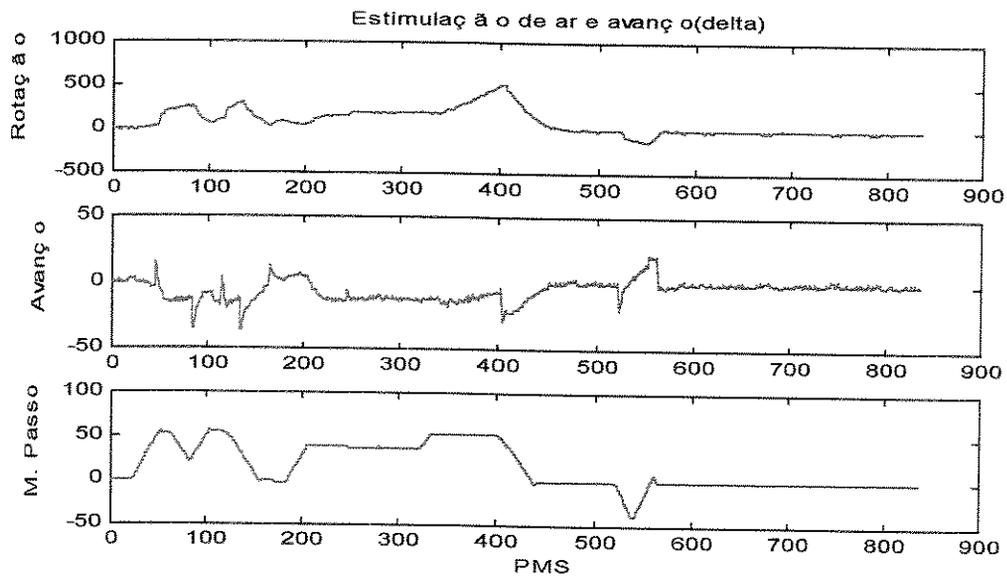


Figura 3.7: Estimulação de ar e avanço em delta.

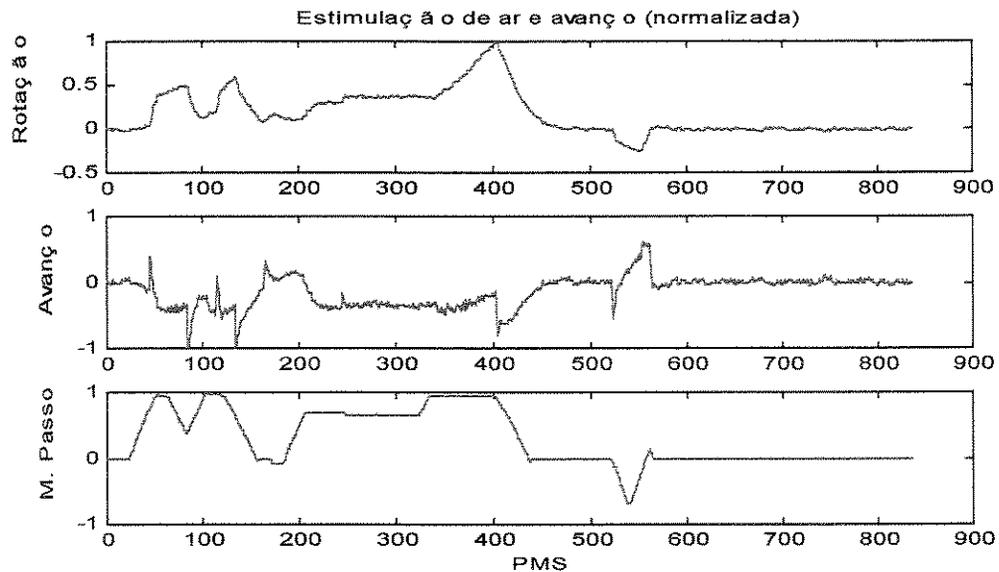


Figura 3.8: Estimulação de ar e avanço normalizada.

A figura 3.6 mostra a determinação do valor de referência, linha verde, a partir das últimas aquisições. Na figura 3.7, este valor é subtraído de cada variável e na figura 3.8 vê-se a normalização.

c) Composição dos vetores de entrada P e vetor de valores desejados T

Estando os dados normalizados construíram-se os vetores de entrada P e T de acordo com:

$$P_j = \begin{bmatrix} ava_{norm}(i) \\ ar_{norm}(i) \\ rpm_{norm}(i) \\ rpm_{norm}(i-1) \end{bmatrix} \quad e \quad T_j = [rpm_{norm}(i+1)]$$

A estratégia de treinamento foi dividida em duas partes. As aquisições realizadas excitando somente uma das variáveis de controle, ar ou avanço, foram usadas em um primeiro treinamento para “sintonizar” a rede. Foram criados então um P_{ini} e um T_{ini} que alternavam

valores das aquisições de somente ar e somente avanço. O critério de parada foi menos restritivo, no caso 50 vezes maior que aquele das aquisições feitas com ações conjuntas.

Apresentou-se à rede, em um segundo momento, dados P e T construídos a partir da aquisição de ar e avanço simultâneos. O conjunto de dados para validação foram provenientes da outra aquisição de ar e avanço agindo simultaneamente.

3.2.2 Parâmetros da Rede Neural de Identificação

Como mencionado em Haykin (1996) , o projeto de uma rede neural usando o algoritmo de “*backpropagation*” é mais uma arte que uma ciência, no sentido que inúmeros fatores afetam os valores finais dos pesos e polarizações. Não existe portanto uma linha mestra a ser seguida, apenas algumas técnicas (Zuben,1996), para obter a RN ideal, até porque não se pode garantir que se atinja um mínimo global no processo de treinamento. A heurística bem como o computador são largamente utilizados. Descreve-se cada etapa considerada para obtenção da RN de identificação:

a) *Configuração da rede*

A primeira questão que surge é a configuração da rede neural. Sabe-se da característica de aproximador universal de funções que possui uma rede com uma camada escondida seguida de uma camada linear (Hornik *et al.*, 1989). Basta determinar-se o número suficiente de neurônios para que se obtenha a aproximação desejada, bem como não perder a característica de generalização. Um número alto de neurônios pode levar ao “*overfitting*” e o contrário ao “*underfitting*” (Geman *et al.*, 1992).

Para uma dada aquisição variou-se o número de neurônios na camada escondida: 5, 10, 20, 40 e 80 neurônios. Uma boa representação e generalização foi obtida com 10 neurônios.

b) Valor inicial

A rede neural obtida no final do treinamento depende do valor inicial dos pesos sinápticos e da polarização. O toolbox de redes neurais do Matlab (Demuth & Beale, 1997) incorpora o requisito de valores aleatórios dispersos em uma pequena faixa, conforme sugerido em Haykin (1996). Ainda assim, chega-se a valores de rede diversos para diferentes condições iniciais.

Uma tentativa de tornar o treinamento da rede menos sensível à iniciação, foi acrescentar à restrição anterior que a média da saída simulada da rede neural, na iniciação, esteja próxima à média dos dados do valor desejado T , ou seja:

$$|\text{média RN}_{ini} - \text{média dos valores desejados}| < 0.1$$

Supõe-se que, gerando-se saídas próximas dos valores médios, a dispersão dos valores dos pesos e da polarização estejam menos propensos a levarem as saídas dos neurônios à região de saturação:

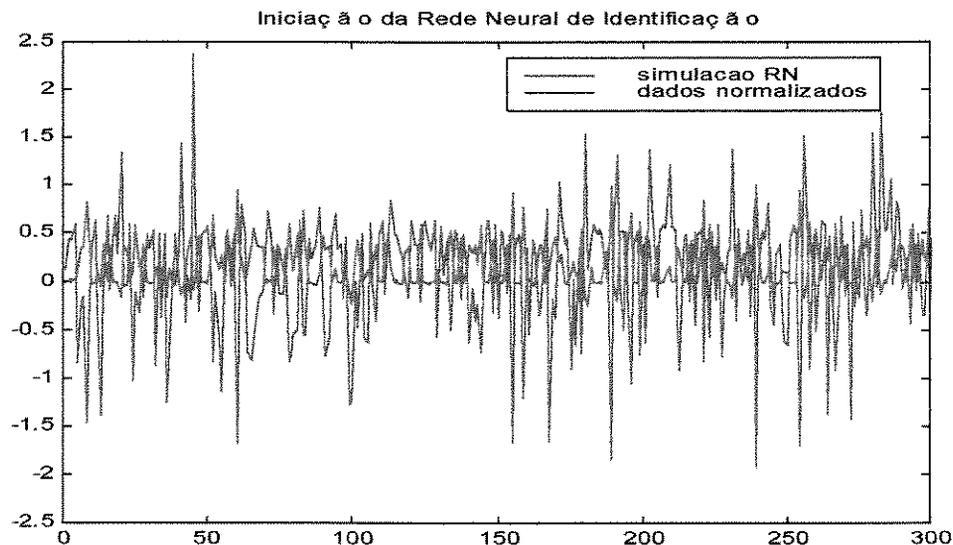


Figura 3.9: Iniciação da RN de identificação.

Não se apresenta a prova matemática da suposição anterior, mas o seu uso não acarreta contradição, por não ferir o procedimento recomendável em algoritmos de treinamento via “*backpropagation*”. Trata-se apenas de selecionar um conjunto de iniciação com uma certa característica.

A figura 3.9 apresenta os dados de RPM desejados, pré-processados e distribuídos aleatoriamente em verde. Em azul vê-se o resultado da simulação da RN, sem nenhum treinamento, estimulada com os valores iniciais atribuídos pelo toolbox, mas que atendem à restrição de proximidade dos valores médios.

c) Critério de parada

Selecionou-se o erro quadrático médio (*mse*) abaixo de certo valor para cessar o treinamento da rede. É importante frisar que o procedimento de treinamento foi em lote e somente após a apresentação de todo o conjunto de dados, o erro é calculado e os pesos atualizados. Em locais da superfície de erro com altos gradientes, podemos ter o erro final bem inferior ao erro desejado. O cálculo do *mse* no toolbox (Demuth & Beale, 1997) é dado por:

$$mse = \frac{(\text{erro_típico})^2 \times n^\circ \text{ de saídas}}{e}$$
$$\text{erro_típico} = \frac{\text{erro permitido}}{\text{valor de normalização}}$$

No caso, o erro quadrático médio permitido foi de 6 RPM e o valor de normalização foi o mesmo usado na normalização do RPM, ou seja, 516 RPM.

d) Algoritmo de treinamento

Como o treinamento é feito sem restrições de tempo e memória, optou-se pelo algoritmo de Levenberg-Marquardt, que fornece os melhores resultados em um menor número de iterações.

3.2.3 Verificação da Rede Neural de Identificação

Como verificação do aprendizado e da generalização da rede, confrontou-se a mesma com novas aquisições não apresentadas no período do treinamento. Complementou-se com simulações para observar o comportamento dinâmico da rede e a capacidade de descrever o comportamento do motor.

Na seqüência, mostram-se os resultados obtidos e o passos seguidos que levaram a escolha da rede neural de identificação:

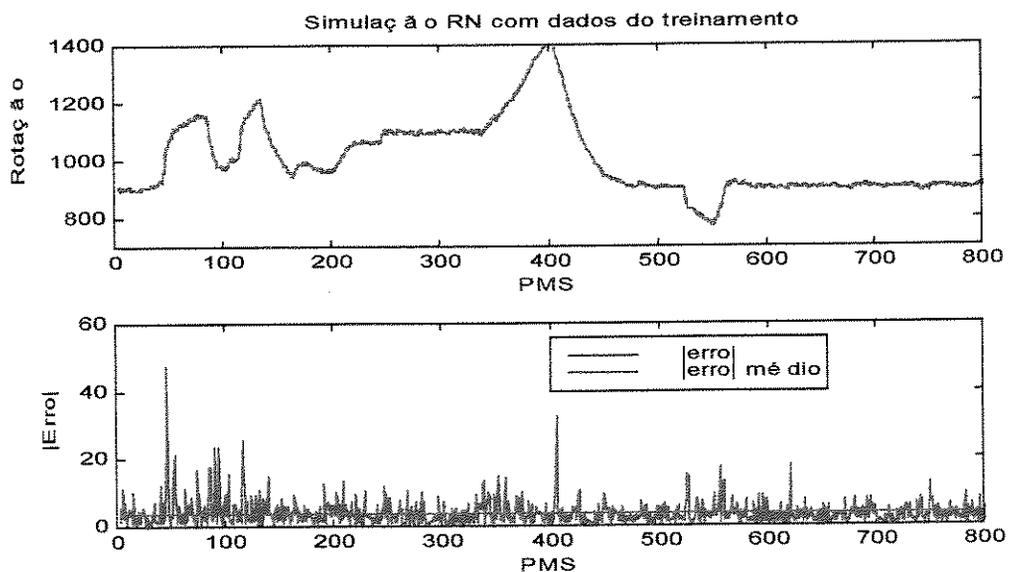


Figura 3.10: Simulação da RN de identificação com os dados do treinamento.

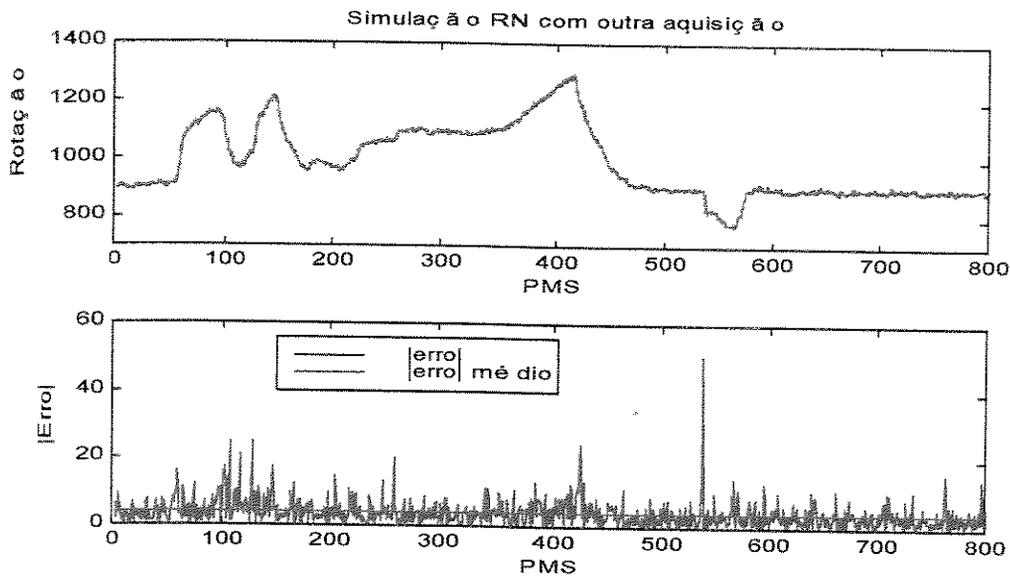


Figura 3.11: Simulação da RN de identificação com outros dados.

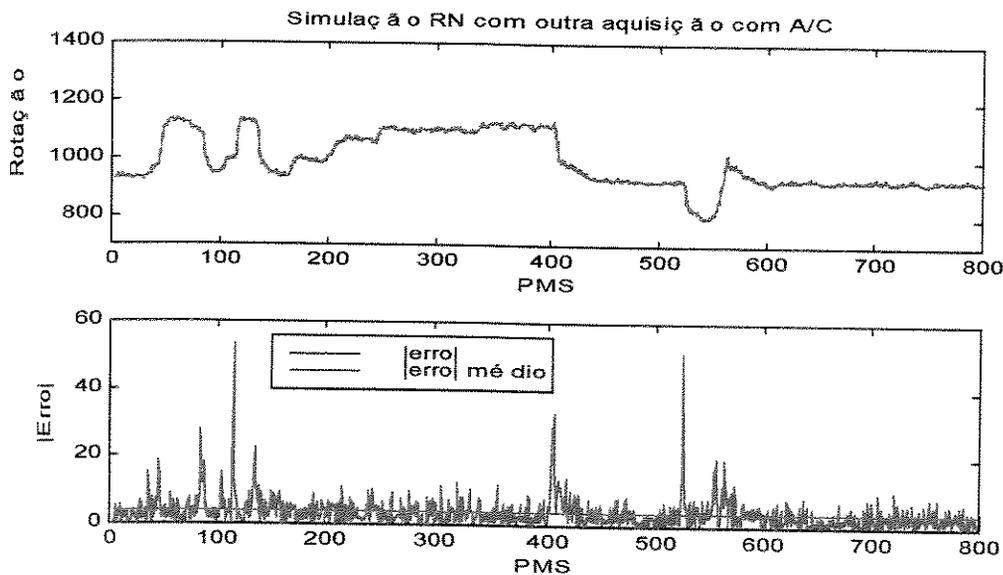


Figura 3.12: Simulação da RN de identificação com dados com AC ativado.

Na figura 3.10 visualiza-se a aproximação bastante boa da RN para os dados disponíveis para o treinamento. Na figura 3.11 certifica-se que a RN extraiu as características do motor ao apresentar bons resultados para um conjunto de dados que não pertencem ao conjunto de treinamento. A figura 3.12 mostra o resultado obtido quando dados referentes a uma aquisição com ar condicionado ativado são apresentados à RN, mais uma vez confirmando a boa

aproximação e comprovando a validade da descrição do modelo em delta, pois o ponto de operação é diferente.

Simulação da RN em malha fechada

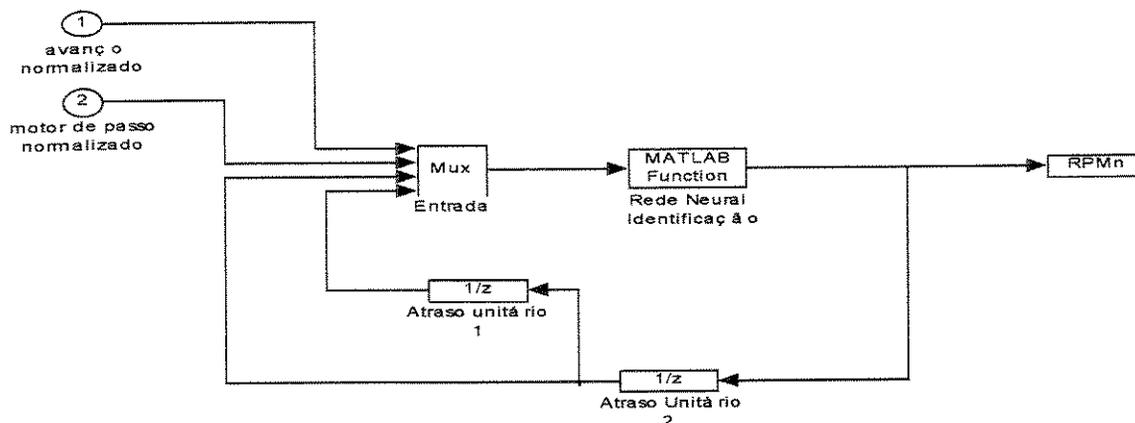


Figura 3.13: Esquema da RN de identificação implementada no Simulink.

Se houvesse uma identificação perfeita com erro zero, bastaria fornecer o estado inicial dos dados de RPM normalizados e os valores das variáveis com o PMS para que o sistema acima percorresse os mesmos valores de RPM da aquisição feita.

Mesmo não sendo possível uma identificação perfeita, seria interessante simular o modelo nesta configuração para avaliar a captura da dinâmica do sistema. Espera-se constatar uma tendência do modelo a seguir o formato da curva real.

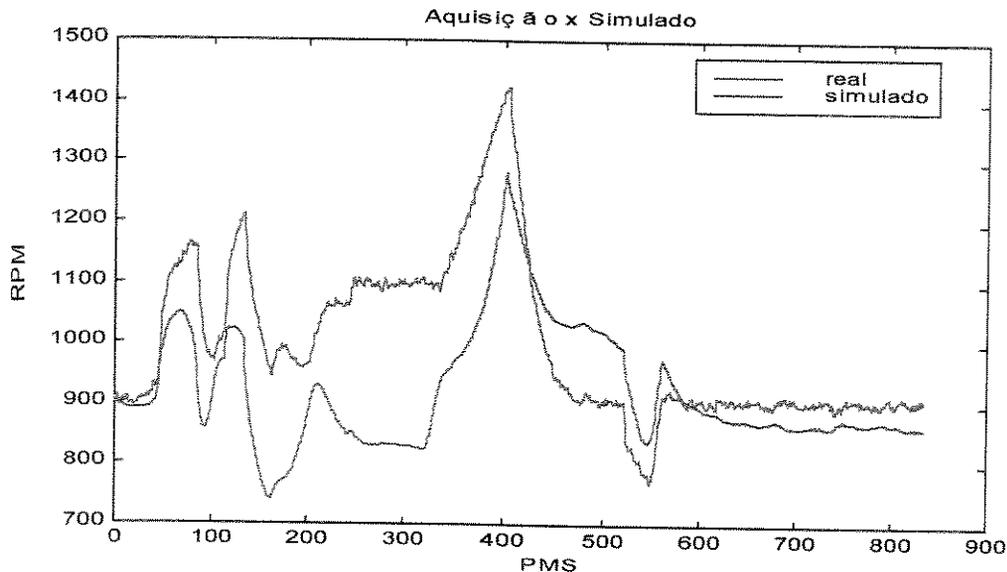


Figura 3.14: Comparativo entre RPM simulado e o adquirido.

Na figura 3.14, percebe-se que nos primeiros 50 PMS enquanto o erro é bem pequeno, conforme visto na figura 3.10, as curvas se mostraram quase coincidentes. Passando por uma região de maior erro elas se afastaram, mas a semelhança de comportamento é evidente.

Simulação da RN por rampas de ar e avanço

Como uma verificação adicional do comportamento da RN seria interessante avaliar a coerência entre a ação individual nos elementos de ação ar e avanço e a rotação do motor. É sabido que, estando o motor em marcha lenta, um aumento de avanço ou ar leva a um aumento do RPM e o contrário, a uma diminuição. Assim, manteve-se as entradas de RPM normalizadas sempre em zero e variou-se o avanço de -30 a 20° e depois o ar de -35 a 50 passos. As faixas de valores utilizadas são idênticas àquelas usadas no procedimento de identificação.

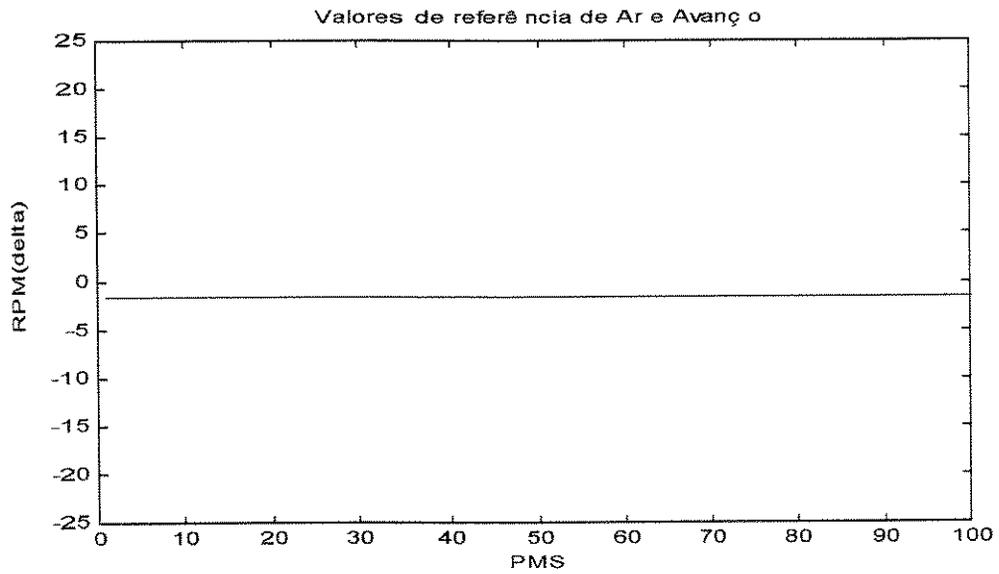


Figura 3.15: Simulação da RN de identificação com todas as entradas em zero.

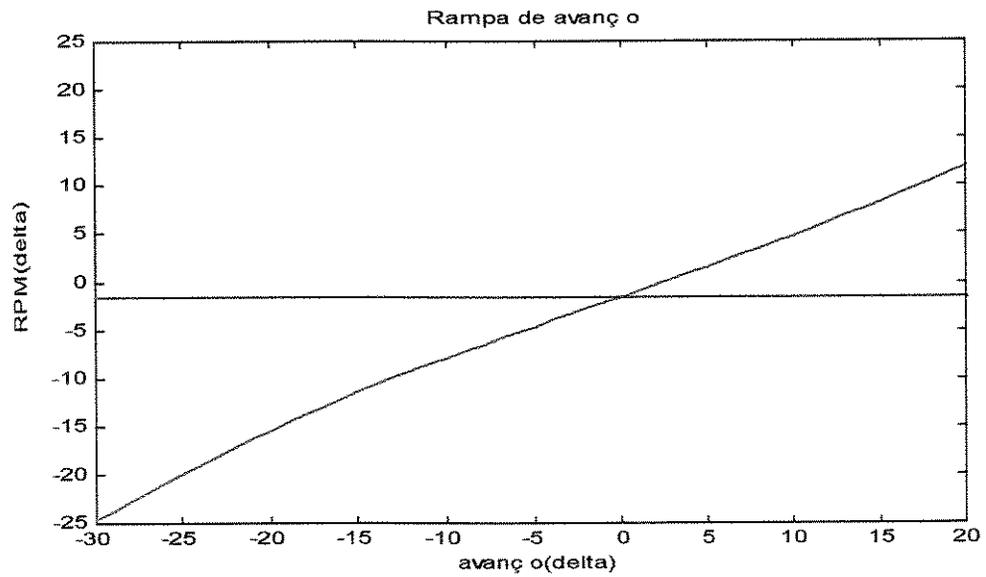


Figura 3.16: Simulação da RN de identificação com variação somente no avanço.

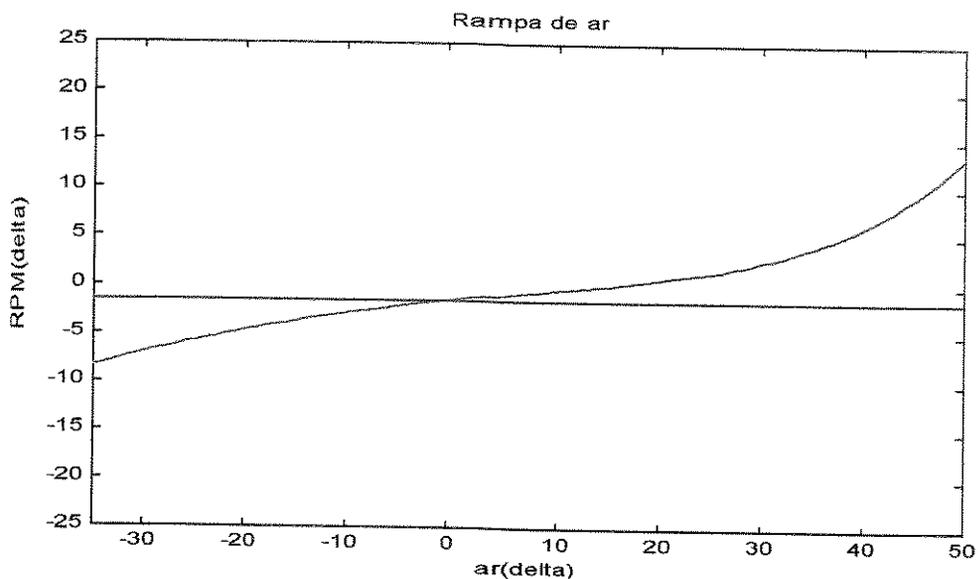


Figura 3.17: Simulação da RN de identificação com variação somente no ar.

A figura 3.15 revela um pequeno erro de aproximadamente 1 RPM da rede na condição de entradas nulas. Nas figuras 3.16 e 3.17 vê-se um comportamento compatível da rede neural. O andamento do RPM frente à variação do avanço mostra um aspecto linear. Já o ar se apresenta menos sensível próximo ao valor de referência. Este resultado era esperado, pois na modelagem do motor está incluída a estratégia de ação do avanço que se contrapõe ao erro de RPM.

Cabe ressaltar que foram obtidos valores considerados bons nas etapas anteriores e que neste item não revelaram um comportamento monotônico, provavelmente por problemas com "overfitting".

Verificadas todas as etapas, pode-se concluir que se extraiu dos dados um modelo do motor que atende aos requisitos da identificação do sistema e que representa um comportamento esperado.

3.3 Projeto do Controlador

3.3.1 Determinação da Rede Neural de Controle

Tendo definida a rede neural de identificação, passou-se à determinação da rede neural de controle que efetivamente será implementada no veículo. O esquema básico do projeto de um controlador neural pode ser resumido na figura abaixo e foi descrito no capítulo 2. O ajuste dos pesos sinápticos do controlador é feito propagando-se o erro da saída através da rede de identificação para a rede de controle, aplicando-se então as técnicas convencionais de treinamento das redes neurais “*backpropagation*”. O conjunto todo pode ser visto como uma rede contendo uma parte fixa e outra que deve ser ajustada.

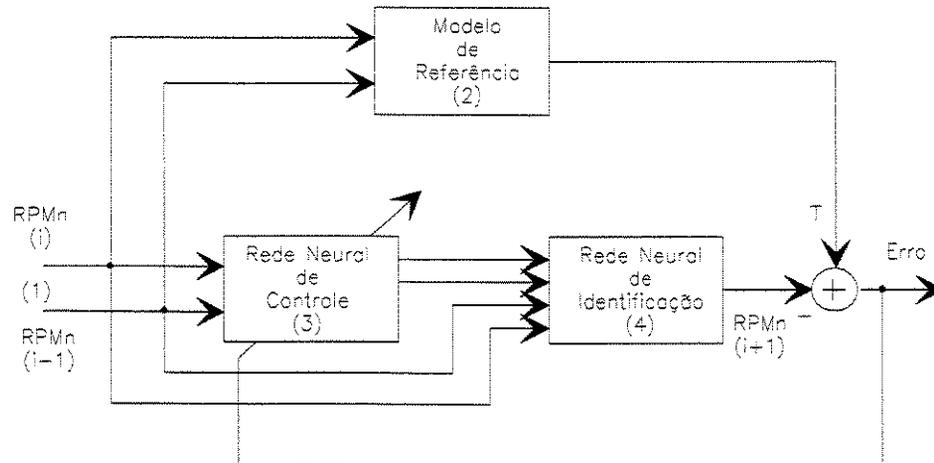


Figura 3.18: Esquema de um Controlador Neural.

Descreve-se cada parte que compõe o diagrama.

(1) Distúrbio

Como entrada sujeita a distúrbio, foi apresentada ao sistema uma aquisição de rotação feita na presença de golpes na direção hidráulica com ar condicionado inserido, situação mais exigente. Após o pré-processamento dos dados, convertendo-os em RPM normalizado, configurou-se o vetor de entrada P_c da rede de controle conforme segue:

$$P_c = \begin{bmatrix} \dots & RPM_N(i) & RPM_N(i+1) & \dots \\ \dots & RPM_N(i-1) & RPM_N(i) & \dots \end{bmatrix}$$

(2) Modelo de referência

Neste ponto, define-se o comportamento desejado do sistema frente ao distúrbio. Pode-se solicitar uma resposta de acordo com um sistema de primeira, segunda ou outra ordem, ou é até possível construir ponto a ponto o valor desejado no RPM. No controle da marcha lenta o objetivo final é que o sistema aja para fornecer uma rotação constante na presença de cargas. Como o sistema é definido por variações a partir do valor de referência, o conjunto de valores desejados T_c será um vetor de zeros de dimensão compatível com P_c :

$$T_c = [\dots \ 0 \ 0 \ \dots]$$

(3) Rede neural de controle

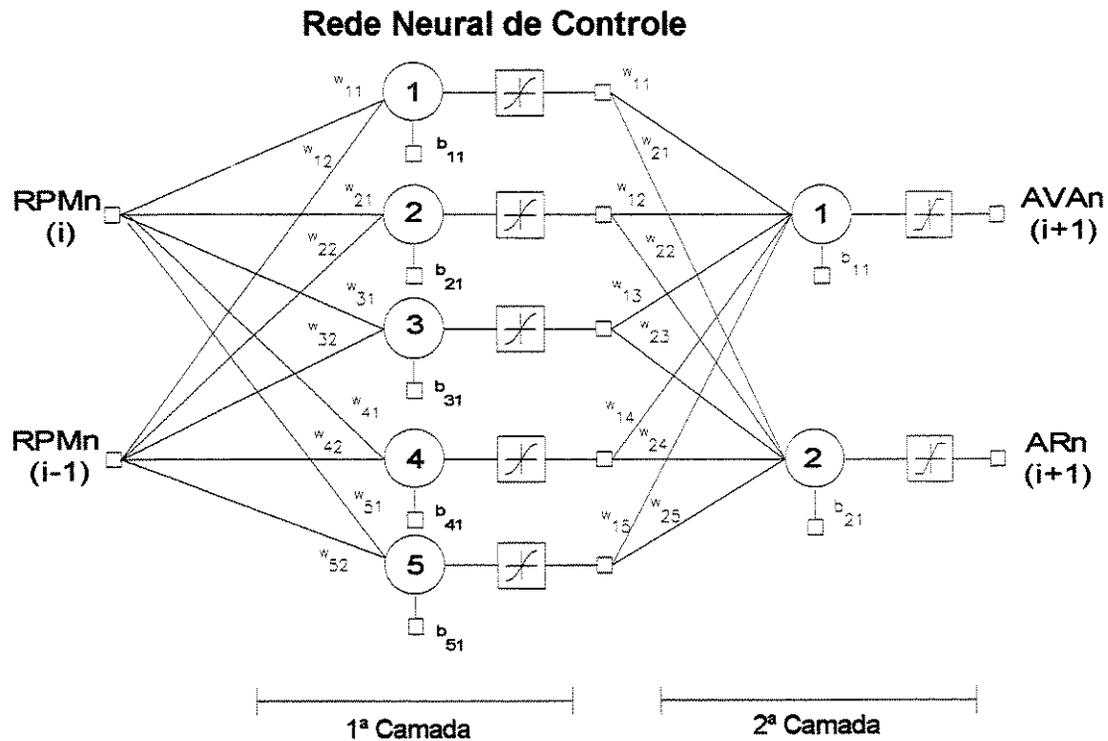


Figura 3.19: Esquema da RN de Controle.

A rede neural de controle é composta de 2 entradas para os RPM normalizados atual e o do PMS anterior; 5 neurônios na camada escondida e 2 neurônios na camada linear que fornecem as saídas ar e avanço. O número de neurônios na camada escondida foi determinado experimentalmente. Este valor é muito importante pois tem impacto direto no algoritmo a ser implementado na unidade de controle e por conseguinte na viabilidade do projeto. Pesquisou-se redes com menor número de neurônios, mas não se obteve resultados satisfatórios.

A função de transferência da camada linear é saturada entre $[-1,1]$, pois as variáveis de controle devem excursionar nos limites de validade do modelo de identificação e também por valores realizáveis. As saídas de ar e avanço estão normalizadas.

(4) Rede neural de identificação

Definida anteriormente com 10 neurônios na camada escondida e 1 na camada linear de saída.

(5) Parâmetros da rede neural do sistema

O toolbox presente na versão 5.2 do Matlab (Demuth & Beale, 1997) permite trabalhar com a rede completa, reunindo a de controle e a de identificação. Definiram-se os parâmetros da rede do sistema considerando-a composta pela rede de identificação anteriormente definida, que não deve alterar os valores dos pesos sinápticos, e por outra de controle, com a topologia da figura 3.19, cujos pesos devem ser adequados para atingir o objetivo desejado. Para diferenciar a rede fixa daquela modificável, basta definir o parâmetro de treinamento igual a zero. Usou-se o treinamento de Levenberg-Marquardt. O critério de parada novamente foi baseado no erro quadrático médio (*mse*), agora, de 20 RPM.

(6) Treinamento

No procedimento de busca da rede de controle observou-se a facilidade de saturação de uma ou outra variável de ação. Identificou-se uma tendência a minorar este efeito ao se acrescentar à iniciação já descrita no procedimento de identificação, a condição de que o valor médio normalizado do avanço esteja abaixo de 0.5 e do ar abaixo de -0.5.

O critério de uma boa rede de controle seria aquela que atingisse o *mse* desejado e ainda apresentasse valores dos atuadores em regime, ou seja sem cargas, próximos a zero. Após várias simulações não se satisfez completamente este item escolhendo-se a rede que mais se aproximou-se deste requisito.

3.3.2 Verificação da Rede Neural de Controle

Mostram-se abaixo os gráficos referentes à rede neural escolhida. A figura 3.20 mostra o procedimento de normalização da aquisição com cargas.

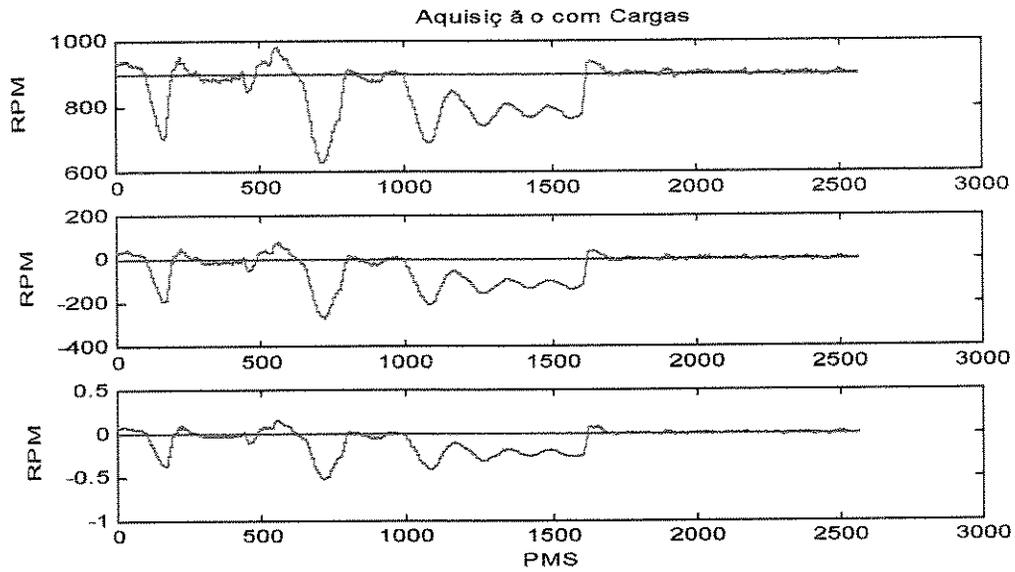


Figura 3.20: Aquisição com cargas.

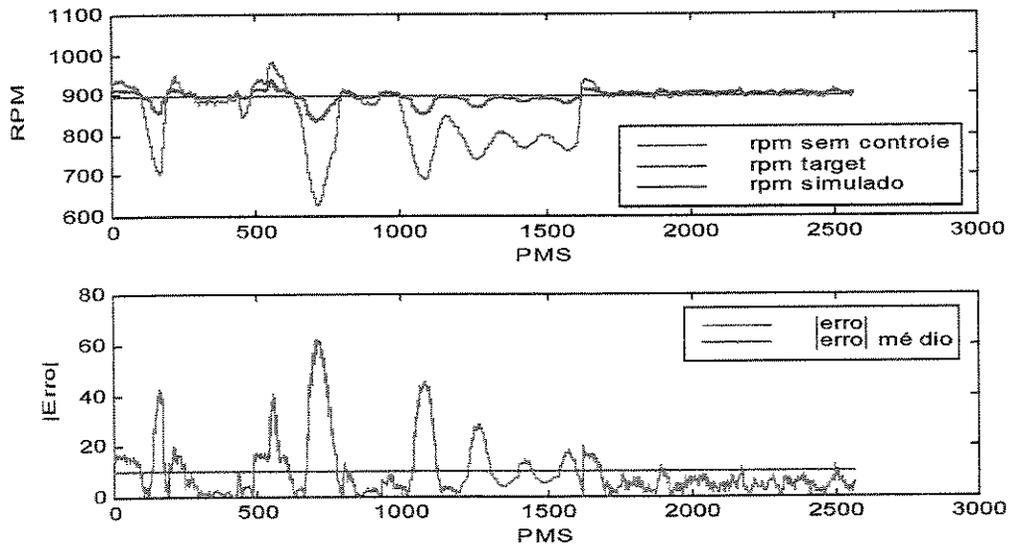


Figura 3.21: Ação do Controlador Neural.

Na figura 3.21 verifica-se o valor de RPM sem controle, o valor desejado e aquele fornecido pela ação da rede de controle. Na parte inferior plota-se o erro cometido a cada PMS e ainda o erro médio em módulo que foi de aproximadamente 10 RPM.

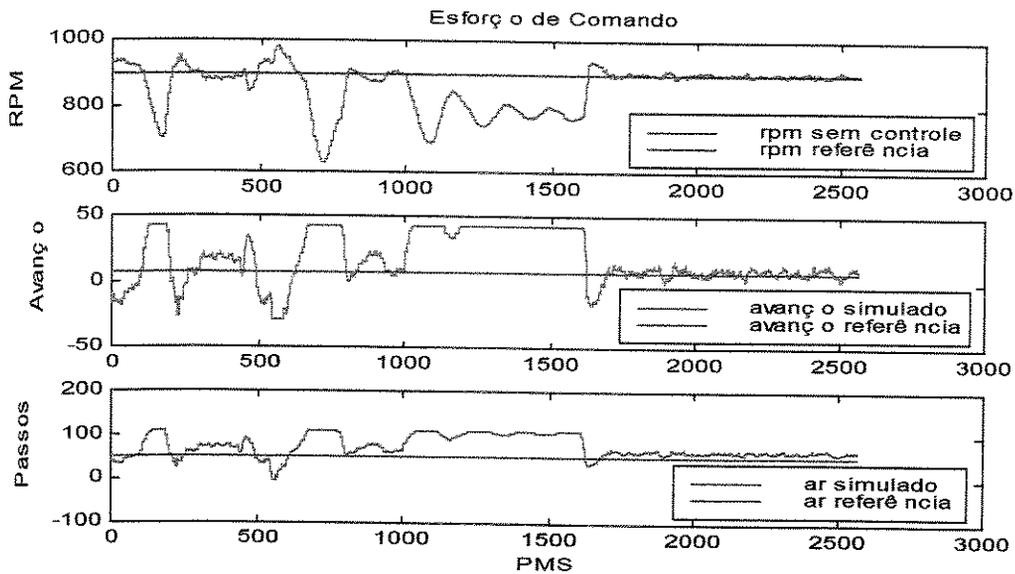


Figura 3.22: Esforço de comando do avanço e do ar.

Na figura 3.22 vê-se o avanço e o ar agindo para compensar as cargas. Nota-se uma semelhança na forma do dois gráficos. Em momentos de grande exigência de torque do motor, como por exemplo em 550 PMS, tanto o avanço quanto o ar chegam à saturação máxima. Outra observação importante é que não se obteve um valor de referência para o ar igual a zero.

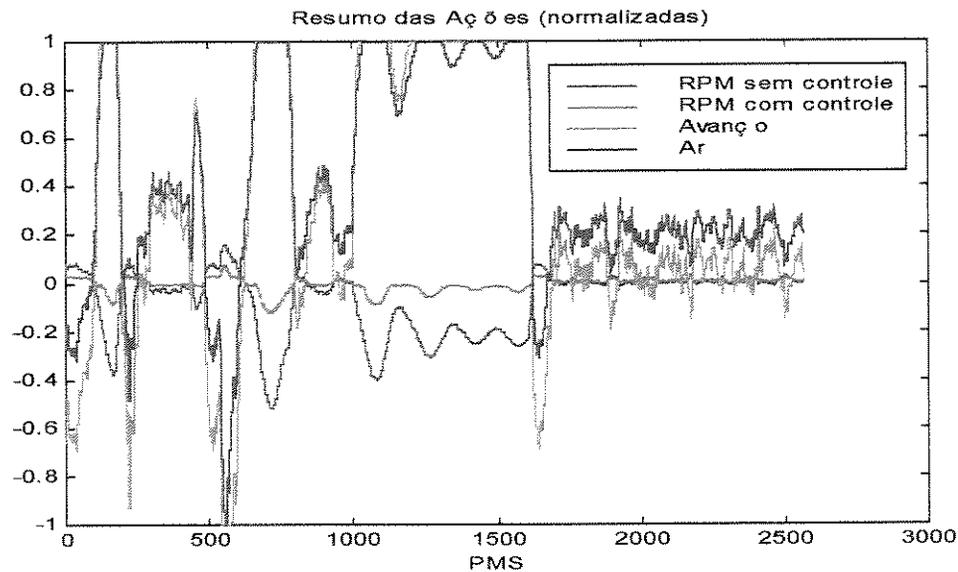


Figura 3.23: Ações em conjunto normalizadas.

Uma informação de conjunto pode ser obtida do gráfico da figura 3.23, onde todas as variáveis envolvidas no controle são plotadas normalizadas. Com isto, pode-se observar mais claramente a tendência de comportamento semelhante entre o ar e o avanço e a melhora induzida pela ação do controle.

Visando melhorar o erro em regime do ar, buscou-se alterar o cálculo do erro *mse*, entre o valor desejado e a saída da RN. Ponderou-se por um fator $K1$ para número de PMS < 1700 e por $K2$ para PMS > 1700 e fazendo $K2 > K1$ para reforçar o valor nas condições do problema. Inúmeras tentativas foram feitas e nenhuma melhora significativa foi obtida. A provável explicação reside na forma da função ar mostrada na figura 3.17 (pág. 40), próximo ao valor de referência. O deslocamento de apenas 1 RPM a partir deste valor implica em uma variação de aproximadamente 10 passos no motor de passo.

Baseado no exposto, desistiu-se de encontrar uma rede mais acurada e passou-se à implementação para avaliar suas características no veículo. O software de controle da unidade eletrônica possui estratégias adaptativas que corrigem pequenos desvios da rotação objetiva agindo na posição de base do motor de passo.

3.4 Superfícies de Controle

Uma vez executados todos os passos de um projeto de controlador neural para marcha lenta surge uma interessante questão : Será que um controlador linear não daria resultados melhores? O procedimento de linearização em torno do ponto de operação não seria mais indicado?

A resposta precisa para isto somente seria obtida a partir da implementação do controlador linear e do controlador neural no mesmo carro, sujeito às mesmas condições.

Um modo simplificado de verificar o nível de não-linearidade do problema é analisar as características do modelo de identificação encontrado bem como do controlador. São as chamadas superfícies de controle. Através de gráficos, analisa-se o efeito das entradas das RNs nas saídas, excursionando-as por toda a faixa de valores possíveis. Como a capacidade de visualização se limita ao espaço 3D confronta-se cada par de entradas com cada saída. Assim, obteve-se para o modelo de identificação de 4 entradas e 1 saída , 6 superfícies e para o controlador neural de 2 entradas e 2 saídas, 2 superfícies.

Mostra-se abaixo as superfícies geradas pela RN de identificação e pelo controlador neural:

RN de Identificação

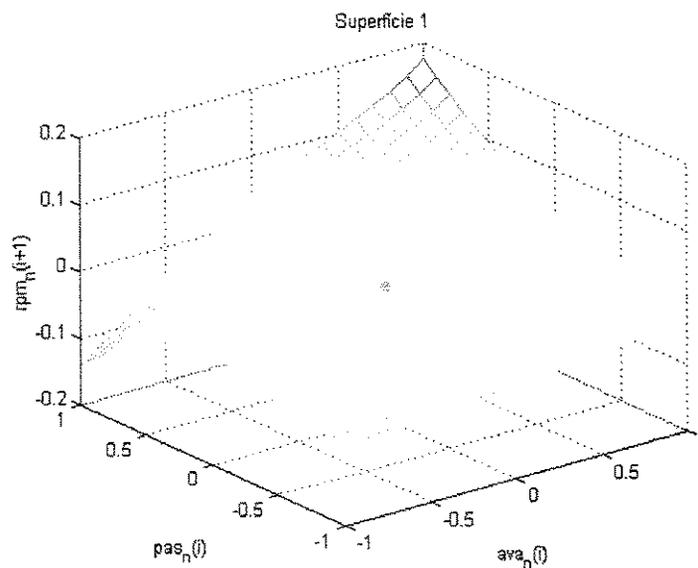


Figura 3.24: Superfície 1 da RN de Identificação

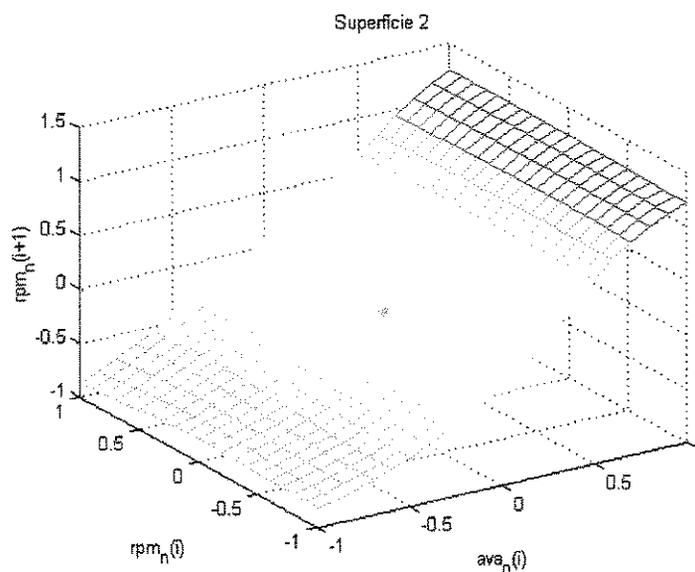


Figura 3.25: Superfície 2 da RN de Identificação

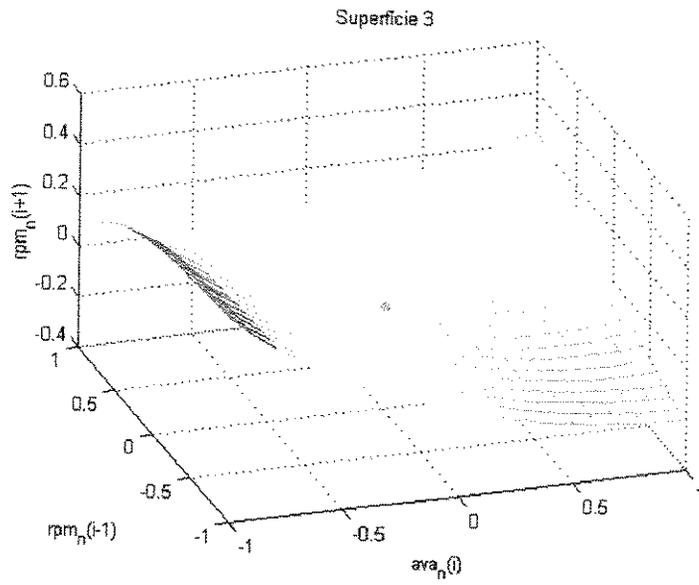


Figura 3.26: Superfície 3 da RN de Identificação

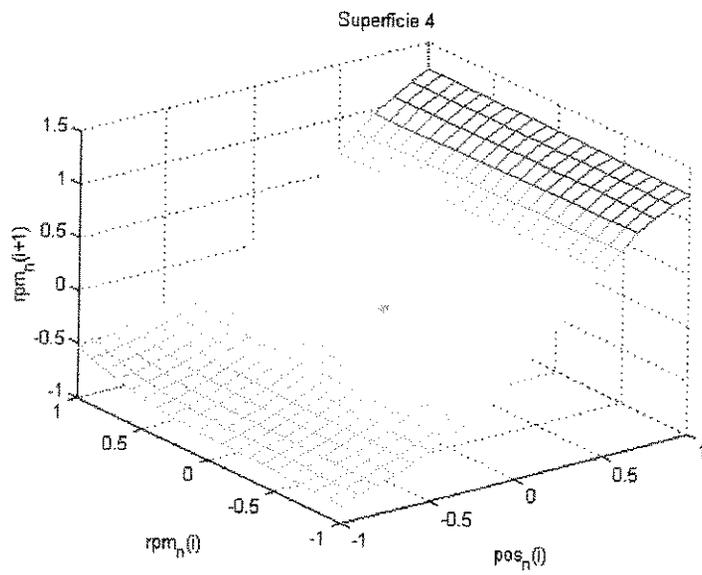


Figura 3.27: Superfície 4 da RN de Identificação

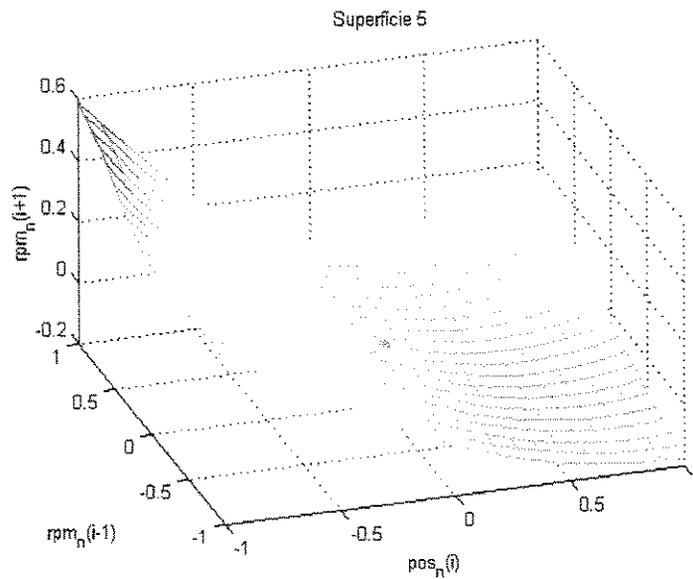


Figura 3.28: Superfície 5 da RN de Identificação

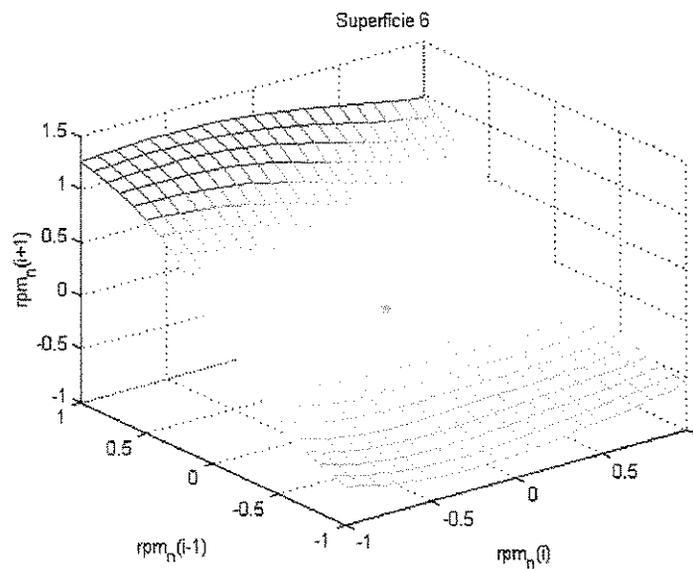


Figura 3.29: Superfície 6 da RN de Identificação

O ponto em azul revela o ponto de operação da marcha lenta. Os valores estão normalizados, o que não altera a análise. No plano inferior, plotam-se as variáveis de entrada. A

saída da RN de identificação que se encontra no eixo z é o novo RPM normalizado. As figuras 3.24, 3.26 e 3.28 mostram os comportamentos mais distantes do linear.

As figuras 3.16 e 3.17 (págs. 39 e 40) são cortes da superfície representada pela figura 3.24.

RN de Controle

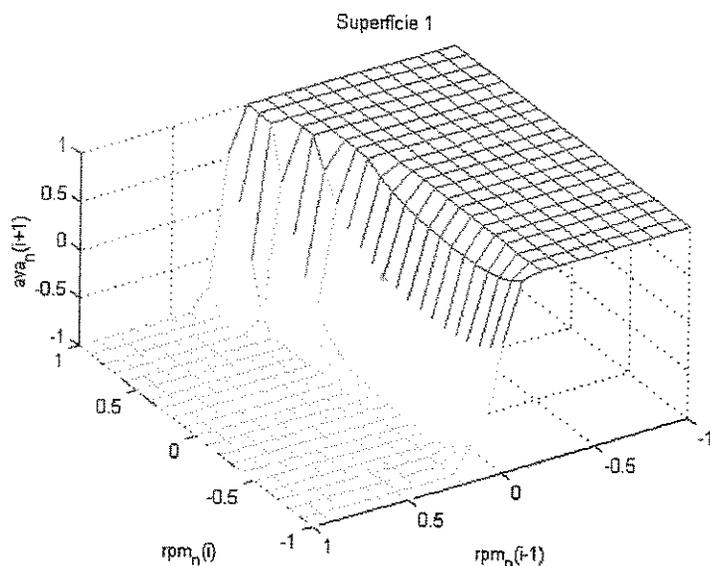


Figura 3.30: Superfície 1 da RN de Controle

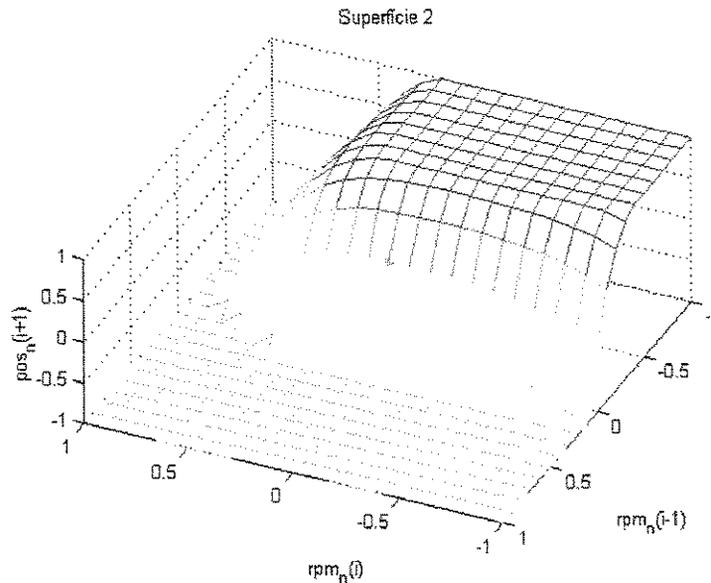


Figura 3.31: Superfície 2 da RN de Controle

Na figura 3.30, verifica-se o comportamento do avanço frente aos valores possíveis das duas entradas de RPM normalizados, atual e anterior. A figura 3.31 exibe o comportamento do motor de passo submetido às mesmas entradas anteriores.

Através das superfícies geradas pela RN de identificação, confirma-se o comportamento não-linear do motor. Verificou-se no entanto que se restringisse a excursão das variáveis de entrada para -0.25 a $+0.25$ dos seus valores possíveis, o modelo exibiria um comportamento aproximadamente linear.

O mesmo ocorre para as superfícies geradas pela RN de controle. Desta forma, comprova-se a necessidade da abordagem não-linear do presente problema, bem como se verifica a possibilidade de linearização de uma região reduzida em torno do ponto de equilíbrio.

3.5 Implementação no Veículo

3.5.1 Seqüência de Operações

Os cálculos realizados pela RN de controle da figura 3.19 (pág. 43), podem ser vistos como uma série de multiplicações de matrizes, representando pesos e polarização de uma dada camada, por vetores, representando as entradas de cada camada. As saídas da primeira camada são submetidas à interpolação em uma tabela que mapeia a função tangente hiperbólica e as saídas da segunda camada são saturadas entre -1 e 1.

A seqüência de operações a ser implementada é:

1) Normalização

$$RPM_n = \frac{RPM - RPM_{objetivo}}{RPM_{max}}$$

2) 1ª Camada

$$\begin{bmatrix} W1b1 \\ \\ \\ \end{bmatrix}_{3 \times 3} * \begin{bmatrix} RPM_n \\ RPM_{n_{old}} \\ 1 \end{bmatrix}_{3 \times 1} = \begin{bmatrix} out_{1,1} \\ \dots \\ out_{1,5} \end{bmatrix}_{5 \times 1}$$

3) Interpolação

$$\tanh \left(\begin{bmatrix} out_{1,1} \\ \dots \\ out_{1,5} \end{bmatrix}_{5 \times 1} \right) = \begin{bmatrix} in_{2,1} \\ \dots \\ in_{2,5} \end{bmatrix}_{5 \times 1}$$

4) 2ª Camada

$$\begin{bmatrix} W2b2 \end{bmatrix}_{2 \times 6} * \begin{bmatrix} in_{2_1} \\ \dots \\ in_{2_5} \\ 1 \end{bmatrix}_{6 \times 1} = \begin{bmatrix} out_{RN_1} \\ out_{RN_2} \end{bmatrix}_{2 \times 1}$$

5) Saturação

$$\begin{bmatrix} out_{RN_1} \\ out_{RN_2} \end{bmatrix}_{2 \times 1} \begin{matrix} +1 \\ -1 \end{matrix} = \begin{bmatrix} out_{RN_1_sat} \\ out_{RN_2_sat} \end{bmatrix}_{2 \times 1}$$

6) Desnormalização

$$out_{RN_1} * ava_max = ava_rn$$

$$out_{RN_2} * ar_max = ar_rn$$

onde :

$$rpm_max = 516$$

$$ava_max = 35$$

$$ar_max = 56$$

Definida a estrutura dos cálculos, seguiu-se mais um passo para definir a forma de implementação das operações acima no software da unidade de controle eletrônica (UCE), que comanda o sistema de injeção e ignição do motor. O sistema é baseado em um microprocessador de 8 bits, e a linguagem utilizada é o assembly, realizando operações aritméticas com ponto fixo. Deve-se, portanto, ter em mente duas restrições: precisão das operações e tempo de processamento.

3.5.2 Precisão

A operação realizada pela RN, como dito anteriormente, envolve multiplicação de matrizes e interpolações. Em um nível mais elementar são uma série de multiplicações e somas que podem ser executadas em 1, 2, 3 ou mais bytes. A escolha da precisão a ser utilizada está ligada ao número de bytes das operações, o que influencia o tamanho do código e o tempo de processamento. O Matlab trabalha com uma precisão que é irrealizável no software da UCE. Um bom compromisso foi obtido pela definição dos pesos e polarização em 2 bytes e das entradas em cada camada em 1 byte.

Em um byte então foram representados números decimais com sinal entre -1 e 1 . Sendo feita em complemento de 2, perde-se o MSB bit, mas como o número é seguramente menor que 1 não é necessário representar o zero antes da vírgula. É possível expressar números de -0.992 a 0.992 com uma precisão de 2^{-7} conforme figura abaixo:

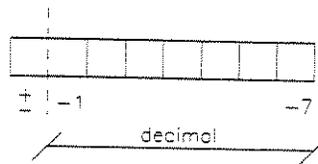


Figura 3.32: Definição da representação em 1 byte.

Na normalização, para simplificar os cálculos, não se realiza a divisão por 516 e sim por 512 que é uma potência de 2. É feito um controle prévio do numerador para o caso deste ser maior ou igual a $|512|$. Neste caso realiza-se a saturação a 0.992 respeitando o sinal. Assim limita-se a ação da RN de controle a valores pertencentes à faixa de treinamento do controlador.

As representações em 2 bytes baseiam-se na suposição de que $|W_{ij}|$ e $|b_{ij}|$ sejam ambos menores ou iguais a $|7|$

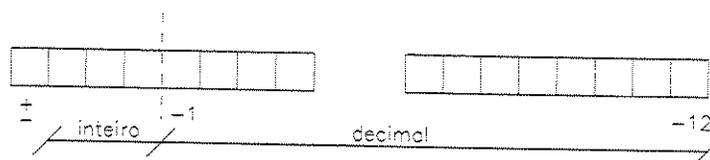


Figura 3.33: Definição da representação em 2 bytes.

A operação de multiplicação elementar é realizada de 2 bytes por 1 byte. Para aumentar a precisão de cálculo do produto linha por coluna, a soma dos termos é realizada em 3 bytes e arredondada no final para 2 bytes para a precisão dos W_{ij} e b_{ij} . Isto implica, como visto anteriormente, que o resultado não pode exceder $|7|$.

Computando os valores da tangente hiperbólica, percebe-se que para valores de $x > 4$ e $x < -4$ obtém-se um valor de y bem próximo a 1 ou -1 , respectivamente. Sendo a função ímpar pode-se trabalhar somente com a parte positiva obtendo uma maior precisão. Dividiu-se o intervalo de $[0,4]$ em 16 breakpoints equidistantes e se controlou o sinal do valor de x . Os números a serem interpolados estão em 2 bytes e o resultado, para efeito de compatibilidade, está em 1, mantendo a precisão da normalização.

Na desnormalização, as saídas $out_{RN,1}$ e $out_{RN,2}$ são multiplicadas por ava_max e ar_max e adaptadas à resolução das variáveis de referência, que são o avanço e a posição do motor de passo.

Determinada a precisão, foi preciso avaliar a qualidade da representação que se consegue. Procurou-se então reproduzir os cálculos em precisão inteira da maneira que serão implementados no software em assembly da UCE. Utilizou-se o Matlab trabalhando com operações em inteiros. Conseguiu-se o intento transformando os valores decimais em inteiros multiplicando-os pelas suas respectivas resoluções. No caso dos pesos e polarização, o fator foi 2^{12} (4096), e das entradas de cada camada, 2^7 (128). A partir deste ponto, todas as operações foram realizadas considerando números inteiros. Nas operações de multiplicação linha x coluna recriou-se a rotina de multiplicação 2 bytes por 1 byte com somas em 3 bytes, verificando se o resultado excedia os limites da representação. A ocorrência seria sinalizada.

Como entrada da simulação, foi utilizada a aquisição de cargas usada para projetar o controlador. Esta possui trechos de intensidade de controle que vão do mínimo ao máximo, onde certamente ocorrerá a saturação da saída.

A comparação entre os valores simulados com a elevada precisão do Matlab e com a do software do sistema de injeção pode ser vista na figura abaixo.

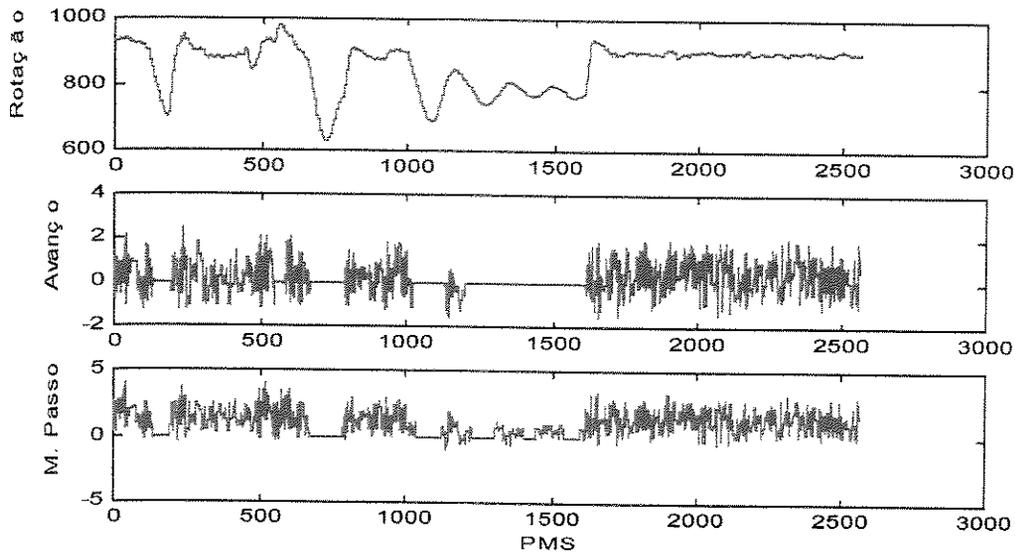


Figura 3.34: Erros cometidos pela precisão adotada (avanço e número de passos).

Para valores de grande queda do RPM se atinge o valor de saturação implicando em erro zero. Os valores de máximo erro atingidos para cada variável de controle foi:

Máximo erro cometido no Avanço em módulo = 2.4°

Máximo erro cometido no Ar em módulo = 4.0 passos

3.5.3 Tempo de Processamento

O tamanho do código implementado em assembly, bem como a complexidade e o número de operações, têm um impacto no tempo de processamento dos cálculos da RN.

Como o intervalo de ação do avanço é 1 PMS, este seria o valor limite para término dos cálculos, que a 900 RPM corresponde a 33 ms. No entanto, outras operações precisam ser realizadas pela UCE como: leitura dos A/Ds, condicionamento de sinais, gestão dos atuadores, quantidade de combustível a injetar etc.. Desta forma é importante que o tempo de execução seja bem inferior a 33 ms.

Para medi-lo, utilizou-se um simulador do motor, um emulador e uma UCE. Após o ajuste às condições de marcha lenta do simulador, iniciou-se a avaliação no emulador do tempo gasto pelo software entre uma entrada na RN até a entrega das saídas para os atuadores desnormalizadas. Nesta medida, estão incluídos os tempos usados pelas interrupções de maior prioridade que ocorrem nesta condição. O valor medido foi de 2ms, que mesmo sendo um pouco alto não inviabiliza o controlador dado que na marcha lenta o software conseguiu atender a todas as rotinas necessárias.

Os resultados entre precisão e tempo de processamento se mostram razoáveis. Para a unidade de controle utilizada, uma precisão maior pode significar uma inviabilidade de implementação pelo tamanho do código e tempo de processamento.

3.5.4 Validação do Software

Verificou-se, primeiramente, que cada rotina do software (normalização, 1ª camada, interpolação na tabela da função sigmóide, 2ª camada, saturação, desnormalização) estava correta. Usando o emulador, impôs-se valores a cada rotina e obteve-se as saídas. O mesmo valor em notação hexadecimal era fornecido ao Matlab que reproduzia os cálculos em precisão compatível e os devolvia em notação hexadecimal para comparação. Varreu-se toda a faixa de valores das entradas e certificou-se o comportamento nos limites. Comprovou-se então a exatidão das rotinas implementadas.

Resta verificar o comportamento em conjunto de todos os cálculos. Usando novamente o emulador, adquiriu-se os dados de entrada e as saídas da RN enquanto se variava a rotação na condição de marcha lenta no simulador. Esta arquivo foi submetido à RN com precisão adaptada àquela do software da UCE no Matlab. Comparando as saídas certificou-se que a implementação estava correta.

CAPÍTULO 4

EXPERIMENTAÇÃO COM O CONTROLADOR NEURAL

A experimentação do sistema com o novo controlador foi realizada após o carregamento do software na UCE do veículo. Passou-se então à verificação do controlador neural. Elaborou-se uma série de testes a serem realizados, sobre os quais se descrevem o objetivo e os resultados alcançados. Muitas aquisições foram feitas para comprovar o funcionamento do controle, porém serão apresentados os gráficos representativos das condições mais exigentes. Todas as aquisições realizadas no experimento podem ser encontradas no relatório RT-DCA nº05/99.

Os controladores mais comuns de marcha lenta permitem um ajuste da velocidade de ação, que deve ser ponderada por critérios de estabilidade. No controlador neural em nenhum momento se fez consideração sobre a “rapidez” de ação do controle. Neste caso, como obter um controle menos “nervoso”? Foi uma necessidade encontrada no sistema uma vez que uma ação vigorosa no avanço levava a uma vibração na marcha lenta. A solução adotada para suavizar a ação do avanço foi agir no valor de desnormalização *ava_max* reduzindo-o de 35° para 20°. Outra ação tomada foi reduzir a faixa de ação do mesmo permitindo valores absolutos de -20° a 20°. Isto evita o efeito indesejável de detonação na marcha lenta quando são inseridas cargas.

Outro efeito não levado em consideração no projeto do controlador neural é o tempo de ação das variáveis de controle. O avanço possui uma capacidade de resposta a cada PMS, já o motor de passo se movimenta em uma frequência de 62.5 Hz.

Os dados que serão apresentados foram colhidos em dois veículos com motores de capacidades distintas. Para verificar a eficácia de funcionamento do controlador, utilizou-se aquele de onde foram adquiridos os dados, e o outro foi usado para a avaliação de sua robustez.

4.1 Análise da Eficiência do Controlador

Descrevem-se os ensaios realizados e os dados obtidos:

4.1.1 Ponto de operação

A característica em delta do controle não deveria alterar o ponto de operação do motor. No entanto, a rede neural encontrada não apresenta um valor nulo em regime na posição do motor de passo. O software do sistema de injeção possui uma estratégia adaptativa para correção de pequenos desvios que existem entre motores e/ou ocorrem com o envelhecimento. Ela altera a posição de base do motor de passo caso a rotação esteja um pouco fora da desejada, corrigindo-a. A rede induziu no motor um erro na rotação. O motor foi deixado em funcionamento por um certo tempo para o ajuste dos valores.

Os valores das variáveis não são estáticos. Para verificar o ponto de operação do motor, realizou-se uma aquisição das variáveis em marcha lenta na ausência de distúrbios e então extraiu-se os valores médios de RPM, avanço e ar. A tabela 4.1 mostra os resultados obtidos:

Valores Médios	Sem controle	Com controle Nervoso	Com controle Calmo
RPM	903	908	911
AVANÇO	7.7°	4.9°	5.7°
AR	43	47	46

Tabela 4.1: Ponto de Operação da Marcha Lenta.

O termo adaptativo da posição do motor de passo agiu com a configuração de controle máxima, *ava_max* igual a 35°, e levou os parâmetros de marcha lenta para mais próximo do valor sem controle. Um resultado melhor poderia ser obtido permanecendo mais tempo na marcha lenta. Inibiu-se, então, o adaptativo para evitar alterações no sistema durante a tomada

dos dados. O controle mais suave foi conseguido alterando o valor de desnormalização do avanço para 20°.

Os valores médios informam uma tendência das variáveis. É interessante registrar em um gráfico um trecho da aquisição para observar o comportamento dos dados a cada PMS. Na figura 4.1, exibe-se o efeito na marcha lenta de diferentes configurações de força de ação de controle:

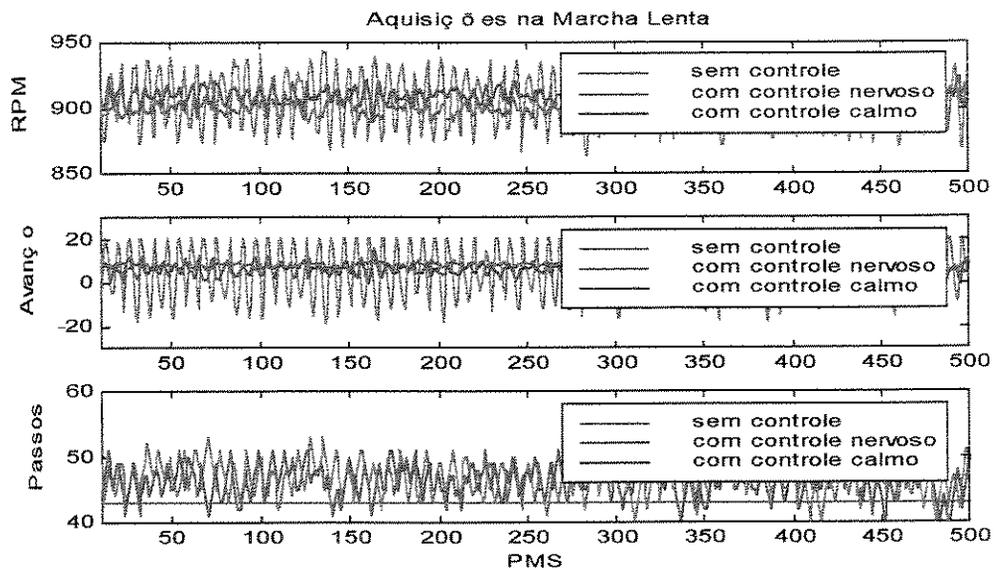


Figura 4.1: Aquisições na Marcha Lenta.

Vê-se claramente como o avanço em sua configuração de força máxima leva o sistema a oscilar em torno da posição de equilíbrio. O fenômeno é perceptível no veículo. Com a suavização se obtém uma marcha lenta aceitável e com uma variação de RPM próxima daquela com a opção sem controle.

Como linha mestra, daqui em diante passa-se a analisar o comportamento do controlador suavizado frente às cargas, observando-se o efeito da alteração proposta. A análise comparativa do desempenho entre a rede original e as modificações executadas se encontra no relatório RT-DCA nº05/99. Como conclusão, não se observou diminuição acentuada no desempenho do controlador.

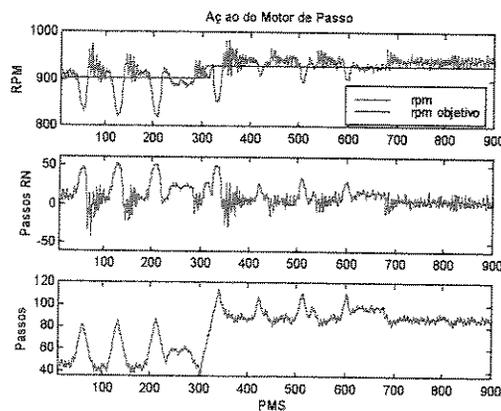
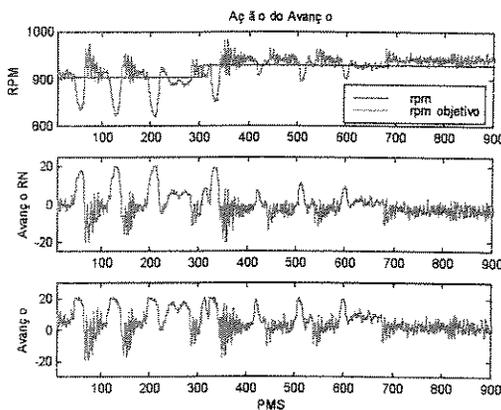
4.1.2 Ação do controlador com cargas

Simulação de carga de direção hidráulica semelhante àquela realizada para obter dados para o projeto do controlador, ou seja:

- golpe na direção hidráulica de curta duração;
- golpe de média duração;
- golpe na direção mantendo o valor no batente por alguns segundos.

Durante a aquisição, o ar condicionado foi acionado e repetida a operação acima. O instante em que é ligado pode ser visualizado pelo aumento da rotação desejada que passa de 904 para 928 RPM.

Os gráficos que se seguem representam separadamente a ação do motor de passo (ar) e do avanço. Em cada um, observa-se o comportamento do RPM, a variação no valor de referência solicitada pelo controlador neural e aquele efetivo que agiu no motor.



Figuras 4.2 e 4.3: Ação do controlador sujeito à cargas.

Verifica-se, na figura 4.2, a capacidade de resposta do avanço a cada PMS, às variações requeridas pelo avanço RN. Comportamento diverso ao da figura 4.3, onde o motor de passo, apesar de solicitado, persegue a posição desejada de acordo com a sua frequência de operação.

A queda de rotação logo após a inserção do ar condicionado se refere à entrada em operação do compressor.

Os gráficos acima revelam a capacidade de controle da RN para situações similares às aquelas do projeto do controlador.

4.1.3 Ação do controlador na transição de desaceleração para marcha lenta

O comportamento de um motor varia de acordo com a condição a que está sujeito. Para uma ação diferenciada eficiente, divide-se o funcionamento do motor em estados como: estabilizado, acelerando, desacelerando, partida e marcha lenta. A transição para marcha lenta é possível a partir de “estabilizado” e “desacelerando”. É importante verificar o comportamento do controlador na entrada da condição de marcha lenta nestas transições. A situação mais problemática é aquela quando o estado anterior é o “desacelerando”, sendo então o objeto de análise. Sem a ação do controlador nesta situação, o motor fatalmente diminuiria o RPM até apagar.

A condição de marcha lenta pode ser resumida como:

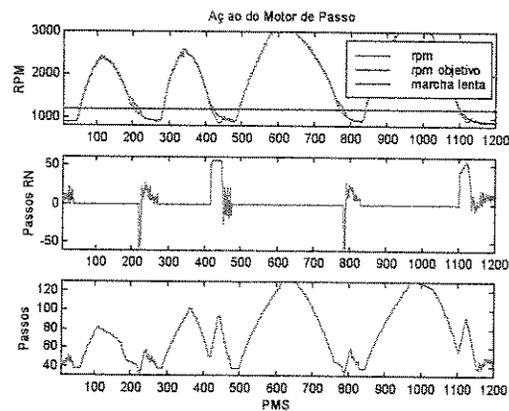
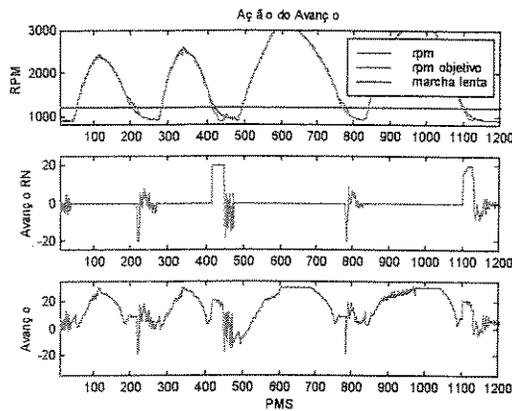
$$RPM < 1300 \text{ e acelerador relaxado}$$

Fora da marcha lenta os valores das saídas do controlador neural são zeradas.

Uma maneira de simular reentradas é acelerar o veículo até um certo RPM e retirar o pé do pedal observando o comportamento do controlador. A velocidade de queda do RPM pode ser aumentada se concomitantemente acionarmos a direção hidráulica no batente.

A seqüência de operações realizadas enquanto eram feitas as aquisições foi:

- acelerar o carro até 2000 RPM e relaxar o pedal;
- acelerar até 2000, relaxar o pedal e golpe de direção hidráulica;
- repetir os dois passos acima até 3000 RPM.



Figuras 4.4 e 4.5: Ação do controlador em reentradas na Marcha Lenta.

Para melhorar a entrada na marcha lenta o sistema usa o artifício de elevar o RPM objetivo nas saídas de marcha lenta. Assim, nas desacelerações se pode filtrá-lo e obter uma descida ao valor nominal de maneira suave. Este comportamento é induzido pelo controlador no motor, pois o força a seguir o RPM objetivo.

A linha vermelha no gráfico acima sinaliza o valor de rotação abaixo do qual o motor está em marcha lenta. Neste ponto começa a agir o controlador. Percebe-se a alteração da velocidade de queda da rotação quando se age na direção hidráulica uma vez que a filtragem de descida do RPM objetivo é sempre a mesma. As ações do avanço e do ar se mostram coerentes com a diferença entre a rotação atual e a desejada. No trecho de maior queda do RPM de 410 a 450 PMS as saídas do controlador exigem o máximo dos atuadores.

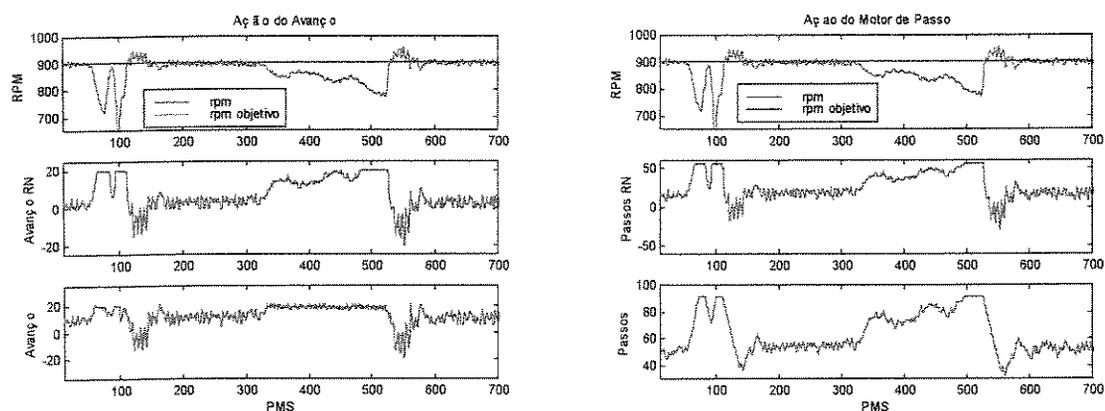
A movimentação do avanço e do motor de passo fora da marcha lenta atendem a outras estratégias e mapas.

Certificou-se a capacidade de resposta do controlador neural frente a uma condição para a qual não houve um treinamento específico.

4.1.4 Ação do controlador com o carro em movimento

O controlador da marcha lenta possui também a função de auxiliar a transição do veículo de “parado” para “em movimento”. Evita-se que em uma liberação muito rápida da embreagem o motor apague. No ensaio executado optou-se mais uma vez pela ação mais crítica de partir com o veículo sem pressionar o acelerador. A aquisição é composta de 3 partes, todas em 1ª marcha e sem ação do acelerador:

- colocação do veículo em movimento liberando a embreagem;
- veículo em movimento por ação do controlador;
- pressão gradativa do freio até uma queda acentuada da rotação.



Figuras 4.6 e 4.7: Ação do controlador com o carro em movimento.

A movimentação efetiva do veículo começou em torno de 50 PMS. Na arrancada, houve um solavanco que era esperado pois não houve um aumento de torque instantâneo fornecido pelo acelerador. O controle respondeu baseado no erro entre o valor do RPM e do RPM objetivo reduzindo sua ação quando o valor tendeu a zero. No entanto foi capaz de evitar que o motor apagasse. Importante frisar que a retirada do pé do pedal da embreagem não é súbita, pois exigiria uma ação de controle mais complexa.

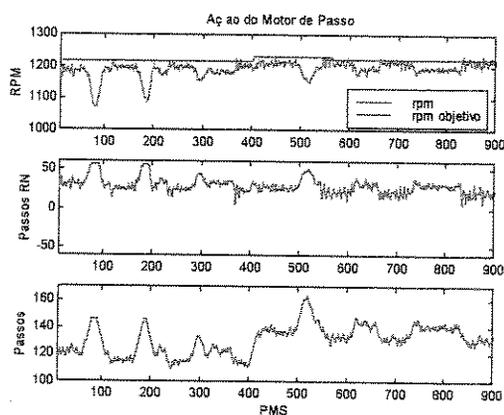
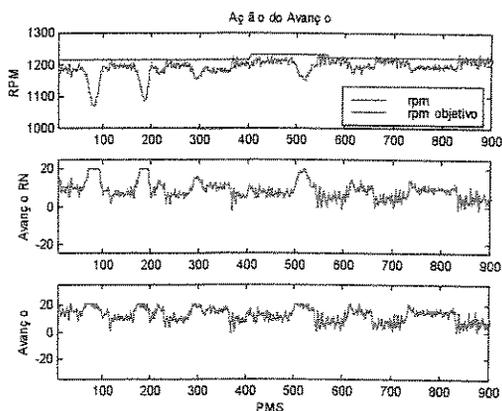
No trecho de 150 a 300 PMS o carro se movimentou à velocidade constante de maneira suave. De 320 a 510 pressionou-se o freio gradativamente. Percebeu-se toda a força do controle agindo no veículo que pode ser constatada nos gráficos acima de ar e avanço. A partir de 510 PMS liberou-se o freio e o carro voltou a se movimentar a velocidade constante. Nota-se a ação do controle evitando o “overshoot” nas liberações de cargas nos trechos de 110 a 120 PMS e de 510 a 550 PMS.

Outra condição para a qual não houve treinamento foi verificada.

4.1.5 Ação do controlador a frio

Todas as aquisições foram realizadas com o motor quente. A RN de controle foi então projetada para agir numa faixa de 87 a 100°. Seria importante avaliar o comportamento do controlador quando o motor se encontra frio. Esta é uma condição de pouca duração, pois o tempo de aquecimento é curto, no entanto requer ainda que haja um controle da rotação na inserção de cargas. É uma condição que possui uma dinâmica diversa do motor à quente. O ensaio repete os passos seguidos no item 4.1.2.

As condições iniciais das temperaturas da água e do ar eram iguais a 20°. Imediatamente após a estabilização da rotação iniciou-se a aquisição:



Figuras 4.8 e 4.9: Ação do controlador a frio, sujeito a cargas.

Verifica-se que o erro entre o RPM objetivo e o RPM do motor decresce com o tempo entre 0 e 400 PMS. Esta característica descarta um erro induzido pela rede neural. Com atenção, observa-se que os valores do avanço e do motor de passo de referência se alteram neste período para uma mesma rotação desejada, vide trechos de 0 a 50 PMS e 380 a 400 PMS.

Em 400 PMS ligou-se o ar condicionado com elevação da rotação desejada. Já em 550 PMS houve uma redução do RPM objetivo ocasionado pelo aumento da temperatura.

O controlador se mostrou eficiente para as condições de motor frio evitando a implementação de uma rede neural para esta ocasião.

Análise

Terminados os ensaios, passa-se à análise global do controlador implementado. A rede neural original do projeto precisou ser ajustada na ação do avanço que produzia uma vibração na marcha lenta e também na referência do motor de passo para corrigir um pequeno desvio no RPM objetivo. Isto revela a necessidade de dotar o sistema neural da capacidade de ajustes, quase inevitável em traslados do ambiente de simulação para o sistema real.

A ponderação da ação induzida pelas variáveis de saída da RN nos atuadores pode ser conseguida agindo no procedimento de desnormalização ou filtrando-as, opção não verificada no experimento.

O controlador suavizado mostrou-se eficiente em condições semelhantes a que foi treinado bem como em outras bastante diferentes, envolvendo situações de dinâmica diversa como o carro em movimento. A capacidade de generalização das redes neurais foi comprovada.

4.2 Análise da Robustez do Controlador

O projeto do controlador até o momento envolveu um veículo. A intenção é, sabendo que as peculiaridades do carro são representativas, usá-lo em outros automóveis do mesmo modelo.

O modelo de identificação do motor possui incerteza em seus parâmetros, pois existe uma dispersão no processo de fabricação dos motores e com o envelhecimento surgem folgas e variações nas perdas por atrito. É importante que o controlador saiba lidar com estes desvios. Define-se, então, o conceito de robustez em que se deseja que uma certa propriedade, por exemplo estabilidade e/ou desempenho, seja satisfeita para um conjunto de plantas (motores).

Para cada sistema prático, é necessário definir o que são as características de estabilidade e desempenho. No caso do controle da marcha lenta, a estabilidade poderia ser descrita como a permanência do sistema dentro de uma faixa na ausência de distúrbios e o desempenho como a capacidade de manter, sob quaisquer condições de carga, o RPM dentro de uma faixa. Estes conceitos serão desenvolvidos no transcorrer dos ensaios ao se obter algum comportamento do sistema que se traduza em uma degradação perceptível da qualidade do controle em marcha lenta.

A verificação eficiente da robustez deve ser feita usando um conjunto representativo de motores, analisando o fenômeno da dispersão bem como o envelhecimento. Na impossibilidade de executar estes passos no momento, usou-se um artifício para auferir indícios desta característica no sistema. Para observar o comportamento do controlador na presença de pequenas variações na planta (motor) é possível seguir em duas direções:

- variar os parâmetros do modelo de identificação do motor e verificar a eficácia do controlador;
- utilizar o controlador em motores com comprovadas diferenças em relação àquele usado para projetá-lo.

Optou-se pelo último item mesmo porque seria difícil estimar o percentual do impacto em cada parâmetro do modelo neural devido às diferenças entre motores. Duas experiências foram realizadas usando o mesmo modelo de carro, mas com o motor mais potente 2.0 litros:

- usando a calibração original para o motor 1.8L. Desta forma verifica-se o comportamento do controlador frente a uma variação de parâmetros do motor;
- atualizando a calibração para o novo motor, mas mantendo o controlador neural projetado para o carro 1.8L.

Os motores possuem pontos de operação diferentes. Novamente aguardou-se um tempo suficiente para que a estratégia adaptativa da posição do motor de passo levasse o motor a trabalhar mais próximo do ponto de operação desejado corrigindo eventuais desvios. O estado do motor e da calibração ao se iniciarem as medidas era:

Variáveis	Sem AC	Com AC
RPM Objetivo	903	928
AVANÇO Base	8°	8°
MAP Pressão	320mbar	422mbar
T_INJ Tempo de injeção	3.50ms	4.70ms
T_AR Temperatura do AR	80°	80°
APAUT Adaptativo	-4%	-
APAUTC Adaptativo	-	-4%

Tabela 4.2: Parâmetros da Calibração 1.8L.

Variáveis	Sem AC	Com AC
RPM Objetivo	952	976
AVANÇO Base	12°	13°
MAP Pressão	320mbar	400mbar
T_INJ Tempo de injeção	3.60ms	4.50ms
T_AR Temperatura do AR	80°	80°
APAUT Adaptativo	-1.7%	-
APAUTC Adaptativo	-	-8%

Tabela 4.3: Parâmetros da Calibração 2.0L.

As calibrações são diversas para atender às características de cada motor. O valor do RPM objetivo é aproximadamente 50 RPM maior no motor 2.0L. Assim, as variáveis de avanço e ar devem possuir novos valores de referência. A solicitação de inserção do ar condicionado eleva a rotação em 24 RPM.

Os termos *APAUT* e *APAUTC* indicam as correções do adaptativo do motor de passo para as opções sem e com ar condicionado.

Os ensaios para certificar a robustez seguiram os mesmos 5 passos e procedimentos executados para verificação do controlador neural. Realizou-se ao menos 2 aquisições para cada item e para cada calibração carregada na UCE. Algumas contêm erros de execução mas foram mantidas como dados adicionais. As aquisições foram realizadas com o controle suavizado pela desnormalização de saída de avanço reduzida de 35° para 20°.

4.2.1 Ponto de operação

a) Calibração 1.8L

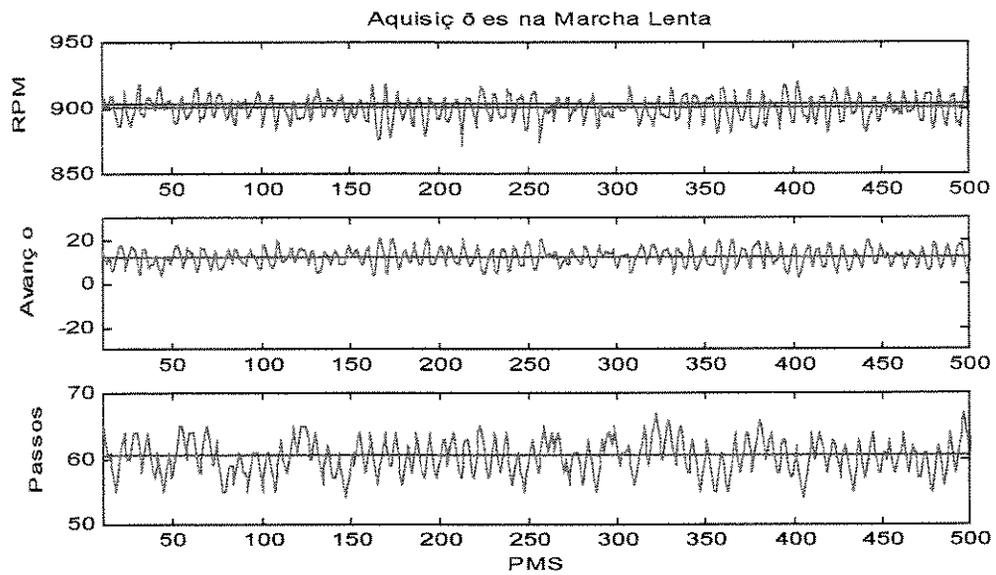


Figura 4.10: Aquisições na Marcha Lenta.

b) Calibração 2.0L

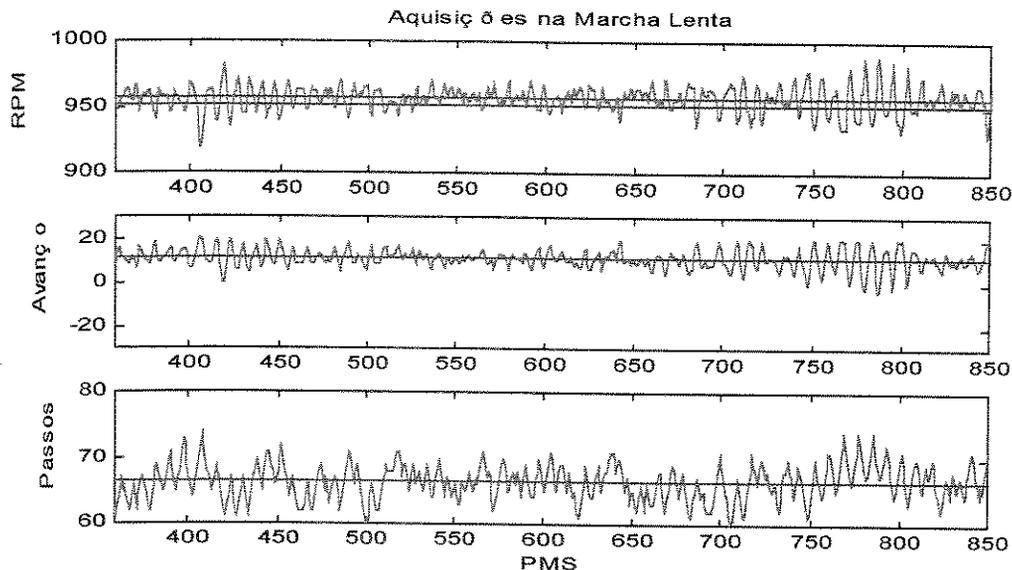


Figura 4.11: Aquisições na Marcha Lenta.

Selecionou-se nas figuras trechos de 500 PMS para facilitar a comparação com a figura 4.1 (pág.63). Eles são trechos reveladores das piores condições ocorridas nas aquisições. No primeiro quadro de cada gráfico se apresenta o RPM em azul, o RPM médio calculado a partir das aquisições em verde e o RPM objetivo em vermelho. Nos demais quadros estão plotados o valor da variável em azul e seu valor médio em verde. Os valores médios das variáveis a partir das aquisições foram:

Valores Médios	Calibração 1.8L	Calibração 2.0L
RPM	900	957
AVANÇO	12°	12°
AR	61	66

Tabela 4.4: Ponto de Operação da Marcha Lenta

Como se percebe, o ajuste promovido pelo adaptativo do motor de passo levou a um resultado bastante bom, que poderia ser melhorado mantendo a estratégia ativa por mais tempo.

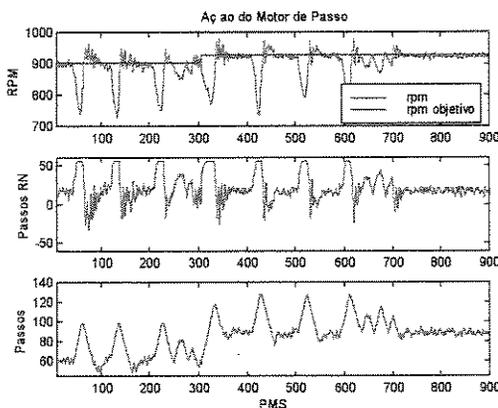
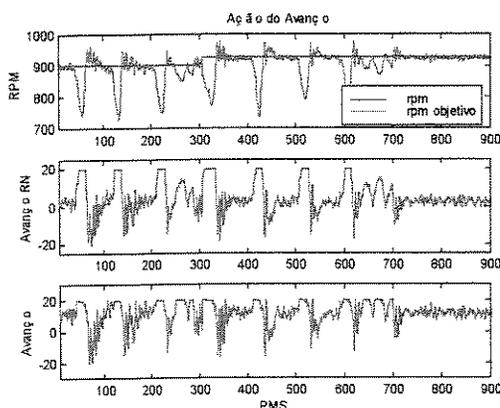
Confrontando a figura 4.10 com a 4.1 (pág. 63), observa-se que a amplitude de variação do RPM se mostra ligeiramente superior àquela com o controle suave. Na análise sensorial no veículo a oscilação se mostra ainda em níveis aceitáveis de qualidade de marcha lenta.

Para a calibração 2.0L percebe-se no veículo algumas ligeiras vibrações esporádicas na marcha lenta que correspondem ao trecho de 700 a 850 PMS da figura 4.11. A amplitude de variação ficou em torno de 50 RPM. Observar que a amplitude de variação do avanço nestas situações se aproximam daquela obtida pelo controlador com força máxima.

Da comparação entre calibrações resulta que a calibração 2.0L mostra um comportamento pior na marcha lenta sem ação de cargas do que a calibração 1.8L. Uma causa provável seria que a variação de parâmetros na planta composta de calibração 2.0L e motor 2.0L seria a mais crítica, pois se encontra mais distante do motor original.

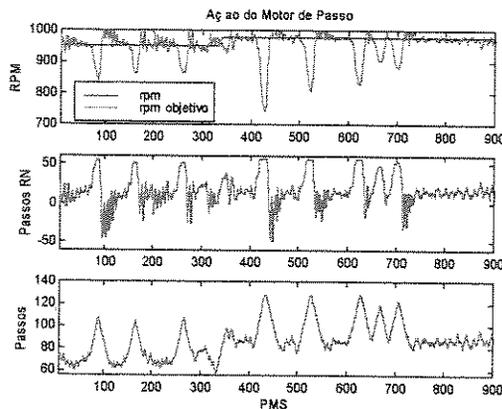
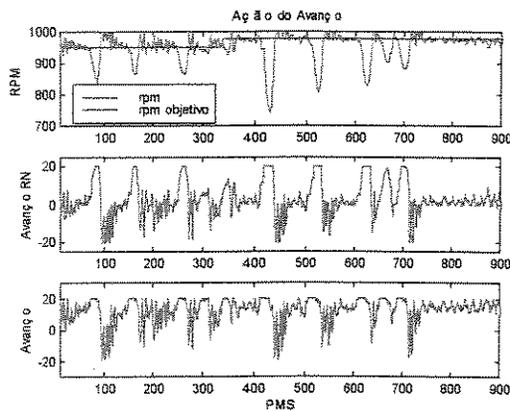
4.2.2 Ação do controlador com cargas

a) Calibração 1.8L



Figuras 4.12 e 4.13: Ação do controlador sujeito a cargas.

b) Calibração 2.0L



Figuras 4.14 e 4.15: Ação do controlador sujeito a cargas.

Frente às figuras 4.2 e 4.3 (pág. 64) verifica-se um aumento da queda de giro para os golpes de direção hidráulica que antes não atingiam 800 RPM. Para plotar os novos dados foi necessário adaptar o eixo de RPM permitindo valores até 700 RPM. A ação exigida pelo controlador neural, representada pelo avanço RN e passos RN, mostra-se coerente e exige o máximo de correção quando necessário. Importante observar o comportamento do sistema ao se manter a direção hidráulica no final de curso, o que é representado pelos trechos de 250 a 300 PMS e de 620 a 700 PMS nas figuras 4.12 e 4.13. Percebe-se uma tendência do sistema a oscilar com maior amplitude nestas condições, se comparado às figuras 4.2 e 4.3 (pág. 64).

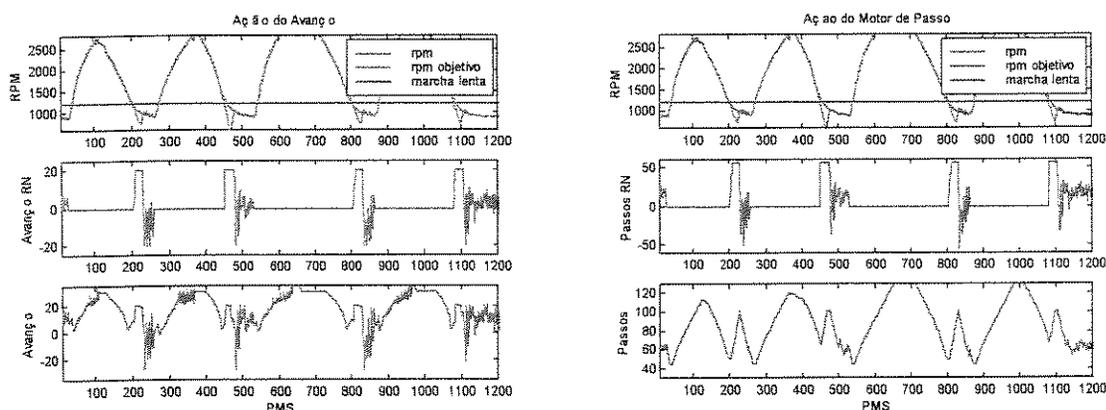
Para o motor com a calibração 2.0L, a queda do RPM foi menor de que com a calibração 1.8L devido a uma maior reserva de torque disponível no ponto de operação. No entanto, evidencia-se uma maior oscilação do RPM nas situações de manutenção da direção hidráulica no batente, conforme trecho de 610 a 700 PMS das figuras 4.14 e 4.15.

A oscilação provocada neste caso é percebida no veículo e pode ser observada também no tacômetro. Como verificação adicional, manteve-se a direção no batente com ar condicionado inserido por um longo tempo e a variação no RPM perdurou até que se liberasse a direção.

Baseado em análise sensorial, aplicada aos dois itens executados, define-se que oscilações maiores que 50 RPM são um comportamento indesejado que o controlador deve evitar. Este pode ser um dos critérios de desempenho a ser considerado.

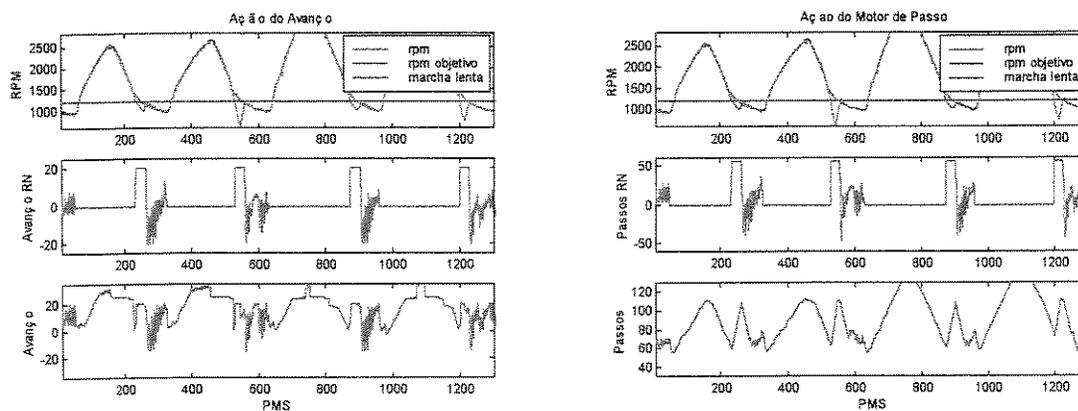
4.2.3 Ação do controlador na transição de desaceleração para marcha lenta

a) Calibração 1.8L



Figuras 4.16 e 4.17: Ação do controlador em reentradas na Marcha Lenta.

b) Calibração 2.0L

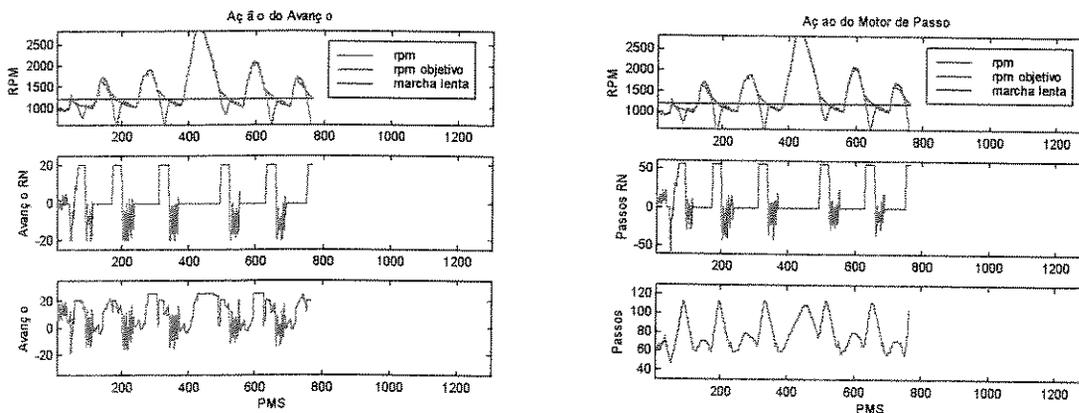


Figuras 4.18 e 4.19: Ação do controlador em reentradas na Marcha Lenta.

Tendo agora como base a figura 4.4 e 4.5 (pág. 66) observa-se um aumento geral da queda do RPM. Para a calibração 1.8L chegou-se a valores próximos a 500 RPM na pior condição. Esta queda pronunciada é claramente percebida no veículo. Mais uma vez a ação requisitada pelo controlador foi coerente solicitando o máximo das variáveis de ação. A situação mais crítica corresponde à desaceleração a partir de 2000 RPM com ar condicionado inserido e o golpe de direção hidráulica no batente.

Para a calibração 2.0L, obteve-se um resultado melhor com valores não inferiores a 600 RPM. Em todas as condições, o valor da queda foi menor que com a outra calibração. O ponto de operação do motor, estando mais próximo do nominal, propicia maior eficácia das variáveis de controle. A posição do motor de passo é sempre superior a 60 passos.

O ensaio de repetidas desacelerações com golpes de direção foi executado e atingiu-se, por uma vez o apagamento do motor conforme se observa na figura abaixo. O mesmo resultado não foi atingido para a calibração 1.8L.



Figuras 4.20 e 4.21: Ação do controlador em reentradas na Marcha Lenta.

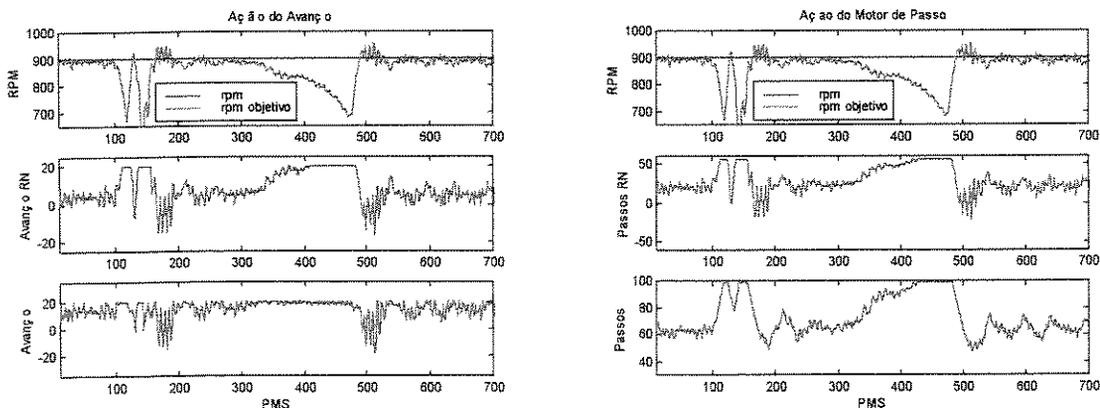
A causa certamente não se deve ao controlador que no momento novamente exigia força máxima dos atuadores. Observando dois trechos de ações parecidas como 100 a 200 PMS e 700 a 800 PMS, percebe-se uma diferença na posição de referência do motor de passo no instante que o motor retorna à marcha lenta. Quando o motor apagou este valor era menor. Sendo assim,

mesmo agindo no motor de passo na direção correta, não houve tempo para fornecer o torque necessário para evitar o apagamento. Conforme explicitado no item 4.1.3, os valores dos atuadores fora da marcha lenta são fornecidos por outras estratégias. Seria o caso de reavaliar as tabelas ou incrementar a velocidade do motor de passo, o que foge do escopo do presente trabalho.

Pode-se definir mais um comportamento indesejável que está intimamente ligado ao conceito de desempenho. O controlador deve evitar quedas elevadas de RPM (abaixo de 700 RPM), pois além de produzir aguda sensação no motorista pode levar o motor a um valor limite a partir do qual nenhuma ação é capaz de levá-lo a recuperar a rotação e ele apaga.

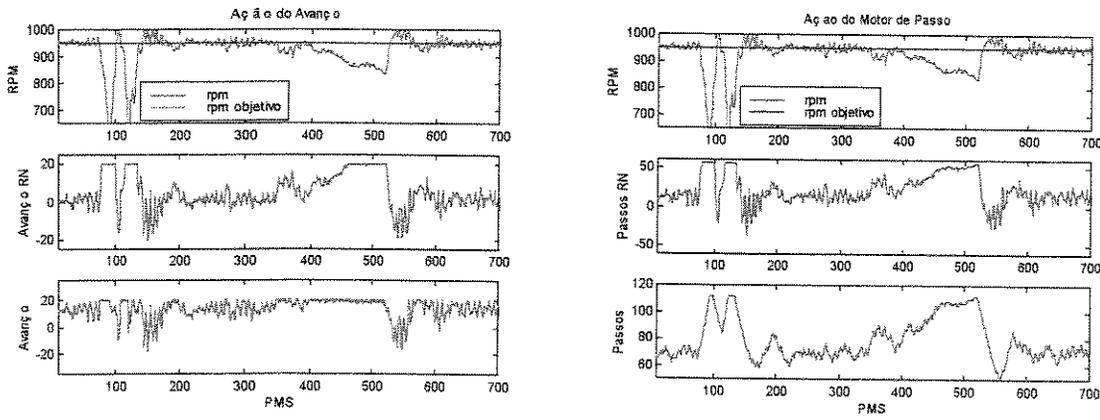
4.2.4 Ação do controlador com o carro em movimento

a) Calibração 1.8L



Figuras 4.22 e 4.23: Ação do controlador com o carro em movimento.

b) Calibração 2.0L



Figuras 4.24 e 4.25: Ação do controlador com o carro em movimento.

As figuras base para este item são as 4.6 e 4.7 (pág. 67). Uma comparação entre elas se torna difícil pois o experimento não tem características de repetibilidade por ser executado manualmente, com grande dose de subjetividade. Por exemplo a velocidade de liberação da embreagem e a pressão gradativa no freio serão certamente diferentes a cada experiência. Faz-se uma análise e observação das aquisições feitas separando-as por trechos:

- Arrancada – corresponde à primeira queda brusca do RPM em torno de 100 PMS. Nas figuras 4.22 e 4.23; 4.24 e 4.25, ao se retirar o pé da embreagem o motor deu um tranco e variou fortemente o RPM. Percebe-se uma passagem do RPM pelo giro objetivo antes deste cair novamente. A diferença de comportamento tem ligação direta com a rapidez de liberação do pedal de embreagem. Quanto mais rápido mais difícil a recuperação do RPM.
- Frenagem – Trecho de 300 a 480 PMS nas figuras 4.22 e 4.23, e de 400 a 510 na figuras 4.24 e 4.25. A pressão gradual do freio levou a uma maior queda da rotação e uma maior força de ação contrária do controlador.

- Velocidade constante – representado pelos trechos entre a arrancada e a frenagem e após a mesma. Nenhuma ressalva a ser feita . O carro se movimentou suavemente sem solavancos.

4.2.5 Ação do controlador a frio

Não se realizou aquisição nesta condição mas o motor submetido a cargas revelou um comportamento subjetivo muito bom quando frio, quando as temperaturas da água e ar estavam próximas de 20°C. Observou-se que o motor se encontrava em condições de malha aberta de mistura trabalhando com relação ar-combustível mais rica o que favorece o torque na marcha lenta.

Análise

O controlador é estável, pois com a variação de parâmetros o sistema permanece dentro de uma faixa na ausência de cargas. Também não se notou comportamentos oscilatórios crescentes chegando à saturação.

Como frisado anteriormente, o desempenho deveria ser definido de acordo com a aplicação. Buscou-se no critério sensorial determinar o comportamento inaceitável do sistema. Chegou-se a dois pontos:

- *Oscilações com amplitudes maiores que 50 RPM* – A calibração 2.0L revelou falhas neste item pelas vibrações esporádicas na ausência de cargas e a pendulação presente com direção hidráulica no batente mais ar condicionado ligado. A calibração 1.8L revela um comportamento similar mas com amplitude reduzida, sendo portanto imperceptível.

- *Queda de RPM abaixo de 700 RPM* – A calibração 1.8L se mostra menos capaz de lidar com os requisitos de torque pois o motor se encontra fora do ponto de operação nominal. Este critério foi violado somente no procedimento 4.2.3, onde as quedas do RPM eram perceptíveis. Consegue-se até levar o motor a apagar para a calibração 2.0L. Algumas ressalvas já foram feitas e o ponto de referência dos atuadores no momento de entrada da marcha lenta são importantes na capacidade de recuperação do torque. Uma maior atenção deve ser dada ao mapeamento da estratégia de desaceleração e/ou a filtragem que se faz no RPM objetivo na direção do valor desejado em marcha lenta.

Resumindo, percebe-se que com a calibração 2.0L o sistema exibe um comportamento mais oscilatório, enquanto que com a calibração 1.8L o comportamento é mais amortecido. É difícil estimar o verdadeiro impacto dos desvios no motor original do carro, mas a experiência realizada mostra evidência de majoração do efeito. Sendo assim, pode-se concluir que os ensaios realizados fornecem sólidos indícios da robustez do sistema.

CAPÍTULO 5

CONCLUSÃO

Enfrentou-se, com o presente trabalho, todas as etapas relacionadas ao projeto de um controlador para a marcha lenta. Realizou-se uma série de coletas de dados do veículo. Definiu-se uma estrutura de rede MLP que representasse a dinâmica do motor. Através do modelo e de uma aquisição de dados para cargas mais exigentes projetou-se um controlador também usando redes MLP. Para a implementação do controlador no sistema de injeção, buscou-se, em simulações, o compromisso entre capacidade de representação (precisão) da rede, o espaço de código e o tempo de processamento disponíveis. Na transição para o ambiente prático ajustes foram necessários para dosar o esforço de comando do atuador do avanço devido às sensações desagradáveis induzidas no veículo.

Os resultados nos veículos evidenciaram a característica de generalização das Redes Neurais pois, apesar do controlador ser treinado em uma determinada situação, obteve-se um ação extensível a outras situações não apresentadas ao mesmo.

A robustez do controlador pôde ser inferida ao submetê-lo a variadas condições de comportamento e/ou ambientais, como: movimentar o veículo, baixa temperatura e, até, utilizar um outro motor com cilindrada diferente.

Comprovou-se que um controlador com parâmetros fixos pode ser aplicado ao controle da marcha lenta, desde que auxiliado por estratégias adaptativas que compensem pequenos desvios nos atuadores devidos às diferenças entre componentes, motores e o envelhecimento.

A visão do problema pela ótica não-linear se mostrou adequada: pela inexistência de imposições restritivas de faixas de variação de RPM durante a aquisição dos dados; pelas superfícies de controle plotadas que exibem um reduzida região apropriada à linearização e pelo desempenho obtido do controlador neural em toda a faixa de operação da marcha lenta.

O artigo de Khan (1996) realiza uma compilação dos pontos positivos e negativos da abordagem “*fuzzy*” e daquelas que empregam Redes Neurais. O processo de ajuste dos parâmetros do controlador neural é computacionalmente intenso e eficiente. Por outro lado a análise dos valores dos pesos sinápticos e de sua estrutura não fornece nenhuma compreensão do comportamento do sistema. É uma estrutura do tipo “*black-box*”. Desta forma, parece promissora, para futuras implementações, a combinação da capacidade de representação de leis de controle da lógica “*fuzzy*” aliada aos procedimentos de treinamento das redes neurais, formando as estruturas neuro-fuzzy. Finalizado o acerto dos parâmetros poder-se-ia visualizar as leis de controle ativadas e aumentar a compreensão do sistema (motor).

Com o surgimento de novas UCE de 32 bits torna-se possível pensar nesta solução e ainda abrir espaço para um eventual controle adaptativo.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Bosch (1985). “*Combined Ignition and Fuel-Injection System with Lambda Closed-Loop Control – Motronic – Technical Instruction*”, Robert Bosch. (Tese pp. 89).

Bosch (1996). “*Automotive Handbook*”, 4th edition, SAE. (Tese pp. 89).

Cook, J. A.; Powell, B. K. (1988). “Modeling of An Internal Combustion Engine for Control Analysis”. *IEEE Control Systems Magazine*, vol.8, no.4, pp. 20-26. (Tese pp. 13).

Cook, J. A., Grizzle, J. W. & Sun, J. (1996). “Engine Control”. In Levine, W.S.(Ed) *The Control Handbook*, IEEE Press, pp. 1261 – 1274. (Tese pp. 3, 11 e 89).

Demuth, H.; Beale, M. (1997). “*Neural Networks Toolbox – User’s Guide ver 3.0*”, Mathworks. (Tese pp. 33, 34 e 44).

Feldkamp, L. A.; Puskorius, G. V. (1993). “Trainable Fuzzy and Neural-Fuzzy Systems for Idle Speed Control”. *Second IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, San Francisco, vol 1, pp. 45-51. (Tese pp. 15).

Geman, S., Bienenstock, E. & Doursat, R. (1992). “Neural Network and the Bias/Variance Dilemma”. *Neural Computation*, vol.4, no.1, pp. 1 – 58. (Tese pp. 32).

Gorinevsky, D.; Feldkamp, L. A.(1996). “On-Line Optmization of RBF Network Feedforward Compensation for Load Disturbance In Idle Speed Control of Automotive Engine”. *Proceedings of the IEEE International Conference on Control Applications*. Dearborn, September, pp. 764 - 769. (Tese pp. 16).

- Haykin, S. (1996). “*Neural Networks: A Comprehensive Foundation*”, Macmillan. (Tese pp. 18, 32 e 33).
- Hornik, K., Stinchcombe, M. & White, H. (1989). “Multi-layer feedforward networks are universal approximators”. *Neural Networks*, vol.2, no.5, pp. 359 – 366. (Tese pp. 32).
- Khan, E. (1996). “Combining Neural Nets with Fuzzy Logic”. *Embedded Systems Programming*, May, pp. 72 – 81. (Tese pp. 84).
- Ljung, L. (1996). “System Identification”. In Levine, W.S.(Ed) *The Control Handbook*, IEEE Press, pp. 1033 – 1054. (Tese pp. 21).
- Moschetti, A. (1992). “*Tecnica H_{∞} Applicata al Controllo del Minimo del Motore a Combustione Interna*” . Tese di Laurea . Facoltà di Ingegneria. Politecnico di Torino. (Tese pp. 5, 18 e 23).
- Narendra, K.; Parthasarathy, K. (1990). “Identification and Control of Dynamical Systems Using Neural Networks”. *IEEE Transaction on Neural Networks*, vol. 1, no.1, Mars, pp. 04 - 27. (Tese pp. 18).
- Narendra, K.; Mukhopadhyay, S. (1996). *Intelligent Control Using Neural Networks*. In Gupta, M. M. & Sinha, N. K. *Intelligent Control Systems: Theory and Applications*, IEEE Press, pp. 151 – 186. (Tese pp. 18).
- Puskorius, G. V.; Feldkamp, L. A. (1993). “Automotive Engine Idle Speed Control with Recurrent Neural Networks”. *Proceedings of the American Control Conference*, San Francisco, June, pp. 311 – 316. (Tese pp. 13, 15 e 16).

Puskorius, G. V.; Feldkamp, L. A. (1994). "Neurocontrol of Nonlinear Dynamical Systems with Kalman Filter Trained Recurrent Networks". *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol 5, no. 2, March, pp. 279 - 297. (Tese pp. 16).

Puskorius, G. V.; Feldkamp, L. A. & Davis Jr., L. I. (1996). "Dynamic Neural Networks Methods Applied to On-Vehicle Idle Speed". *Proceedings of the IEEE*, San Francisco, vol 84, no. 10, October, pp. 1407 - 1420. (Tese pp. 11, 16 e 18).

Vachtsevanos, G.; Farinwata, S. S. & Pirovolu, D. K. (1993). "Fuzzy Logic Control of An Automotive Engine". *IEEE Control Systems Magazine*, vol. 13, no.3, pp. 62-68. (Tese pp. 13).

Yuan, F.; Feldkamp, L. A.; Davis Jr., L. I. & Puskorius, G. V. (1992). "Training a Hybrid Neural-Fuzzy System". In *Proceedings of the 1992 International Joint Conference on Neural Networks*, II-739-II-744. (Tese pp. 15).

Zuben, F. (1996). "*Modelos Paramétricos e Não-Paramétricos de Redes Neurais Artificiais e Aplicações*". Tese de Doutorado. Faculdade de Engenharia e Elétrica e de Computação. Universidade Estadual de Campinas (UNICAMP). (Tese pp. 32).

APÊNDICE A

NOÇÕES SOBRE MOTORES DE COMBUSTÃO INTERNA

Neste apêndice, pretende-se fornecer uma visão geral sobre o funcionamento dos motores e explicar os termos usados na dissertação. Um aprofundamento no assunto pode ser obtido consultando Bosch (1996) e Cook *et al.* (1996) e, também, o manual sobre sistema de injeção Bosch (1985).

O motor de combustão interna é a fonte de potência da maior parte dos veículos produzidos hoje. Ele converte a energia química presente no combustível em calor e o calor em trabalho mecânico. A queima do combustível ocorre em um ambiente fechado (câmara de combustão) gerando calor que aumenta a pressão interna dos gases e desloca o pistão. Este está fisicamente conectado a um dispositivo que transforma o movimento linear de subida e descida em rotação: o virabrequim.

A figura A.1 mostra a unidade básica de um motor que é o cilindro. Os motores possuem uma composição destes dependendo da potência requerida. O funcionamento básico é o mesmo bastando controlar o instante de ativação de cada um.

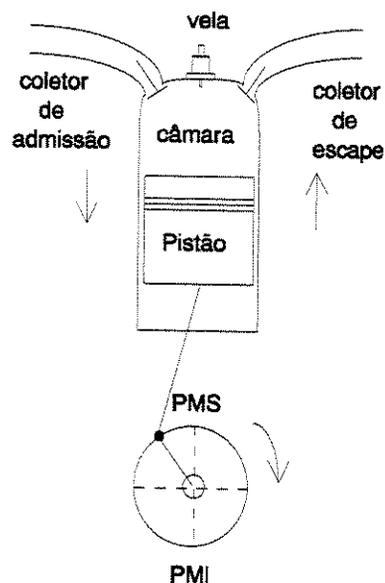


Figura A.1: Desenho esquemático do cilindro.

A posição mais alta do pistão é conhecida como o Ponto Morto Superior (PMS) e a posição mais baixa como Ponto Morto Inferior (PMI). Nestes locais ocorre a inversão do sentido de deslocamento do pistão.

Para que ocorra a combustão, a câmara deve ser preenchida com a mistura que contém o combustível mais o ar. O duto por onde ela entra é chamado de coletor de admissão e a saída dos resíduos da queima é feita pelo coletor de escape. A abertura das válvulas que controlam o fluxo nos dutos é sincronizada com o movimento do pistão pelo eixo de comando de válvulas. A centelha que inicia o processo de combustão é fornecida pela vela.

O ciclo de funcionamento do motor é composto de 4 fases, correspondendo a 2 revoluções do virabrequim. A transição entre fases ocorre a cada ponto morto superior e inferior. São elas:

1) Aspiração

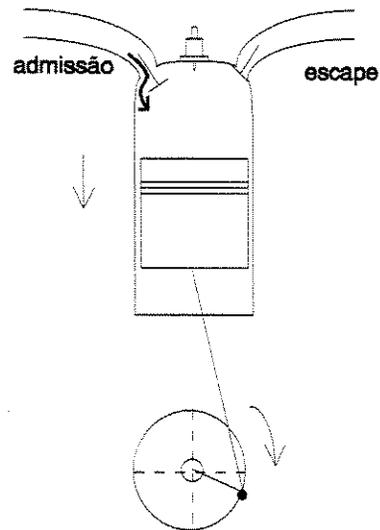


Figura A.2: Desenho esquemático do cilindro na fase de Aspiração.

A válvula de admissão está aberta e o pistão, enquanto desce, aspira a mistura ar e combustível para o interior da câmara.

2) Compressão

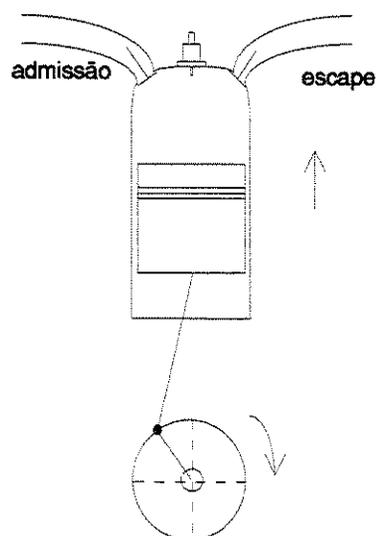


Figura A.3: Desenho esquemático do cilindro na fase de Compressão.

As duas válvulas, de admissão e escape estão fechadas. Com o movimento de subida do pistão, ocorre a diminuição do volume da mistura. Próximo ao PMS acontece a liberação da centelha que incendiara a mistura.

3) Combustão

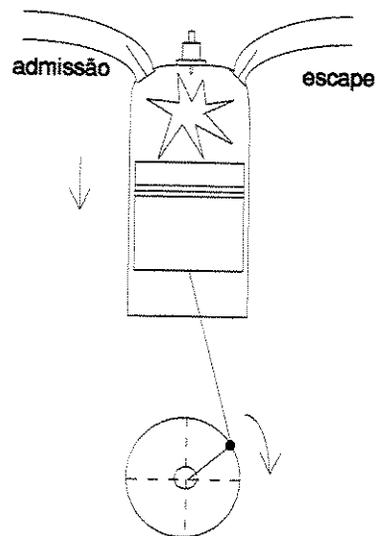


Figura A.4: Desenho esquemático do cilindro na fase de Combustão.

Com as válvulas ainda fechadas, ocorre o aumento da pressão interna devido à queima da mistura. Isto provoca o deslocamento do pistão para baixo, produzindo trabalho. É a parte ativa do ciclo.

4) Escape

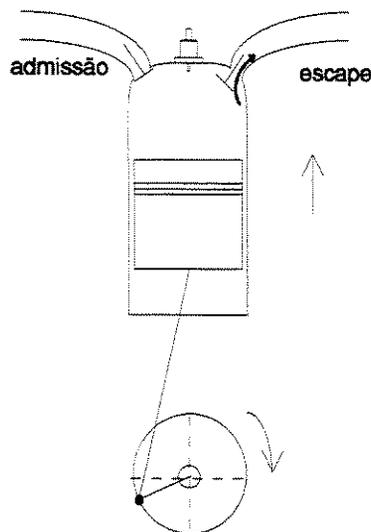


Figura A.5: Desenho esquemático do cilindro na fase de Escape.

A válvula de escape se abre e com o movimento de subida do pistão os gases residuais da combustão são expelidos pelo coletor de escape.

Após a visão geral do comportamento do motor passa-se à descrição de alguns termos automotivos mencionados nesta dissertação.

Avanço

Observando o diagrama de fases do motor parece evidente que o instante da centelha deveria ocorrer logo após o PMS, ao final da fase de compressão. Na prática, devido à velocidade de propagação da chama, é necessário produzir a faísca um pouco antes do PMS para obter uma maior eficiência da combustão. Disto deriva o conceito de avanço, que indica a antecipação da centelha em relação ao PMS. É expresso em graus, sabendo-se que de um ponto morto a outro são percorridos 180° . Um valor negativo indica que a faísca ocorreu depois do PMS, na fase seguinte denominada de combustão.

Traçando-se a curva do torque do motor para crescentes valores de avanço observa-se um aumento passando por um ponto ótimo a partir do qual começa a decrescer. O ponto ótimo é

conhecido como “*maximum break torque*” (MBT). Para elevados valores de avanço, induz-se a combustão a agir na fase de compressão, podendo até danificar o motor.

Mistura

O sistema de injeção prepara a mistura ar e combustível para ser aspirada pelo cilindro. A partir da estimativa da quantidade de ar que entra no coletor de admissão, a unidade eletrônica calcula o combustível a ser injetado respeitando-se uma determinada relação ar-combustível (A/F).

O motor funciona em uma certa faixa desta relação A/F, com influência no torque gerado e na qualidade da combustão. Um fator preponderante atualmente são as emissões produzidas pelos veículos. Desta forma, busca-se reduzir a cada geração de novos carros a quantidade de resíduos liberados no ambiente. Um equipamento fundamental neste processo é o catalisador que, atuando nos gases de escape, converte grande parte do CO, HC e NO_x em CO₂, H₂O e N₂.

A maior eficiência de conversão dos 3 resíduos é conseguida quando a relação A/F é igual a 12.69 para gasolina 24%. Desta forma o sistema de injeção deve dosar o combustível nesta proporção a maior parte possível do tempo. Em situações de comportamento estável do veículo, ou seja fora das grandes variações de rotação o sistema conta com um controle em malha fechada realizado através de uma sonda lambda localizada no coletor de escape que analisa a qualidade da combustão e infere o valor da relação A/F através da medida da concentração de oxigênio. Assim, pequenos ajustes podem ser promovidos para manter o valor da relação A/F próximo ao desejado.

Motor de Passo

A quantidade de ar aspirado pelo motor depende de um dispositivo conhecido como borboleta que dificulta a passagem do ar. Ela está diretamente relacionada com o pedal do acelerador.

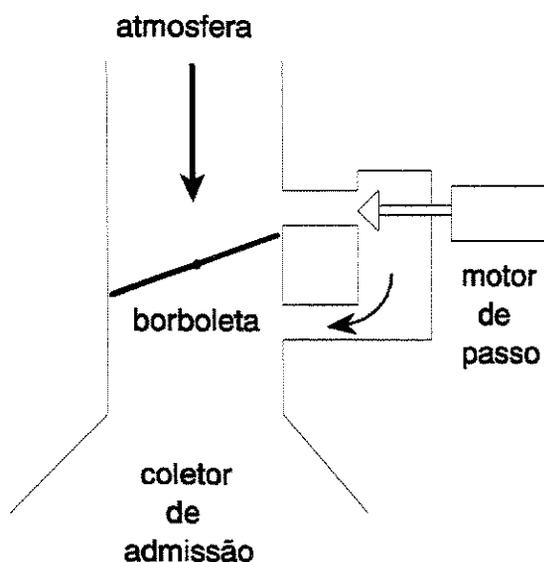


Figura A.6: Desenho esquemático do controle da entrada de ar no coletor.

Quando se exige o máximo do motor o pedal é pressionado até o fim do curso e a borboleta se encontra na posição que oferece o menor obstáculo à passagem do ar.

Na situação oposta, o pedal está relaxado e o motor se encontra na marcha lenta, onde a rotação é constante e toda a energia do combustível se iguala às perdas por atrito. A borboleta se encontra na posição mínima para manter o motor girando.

A variação do torque do motor nesta condição, para compensar inserção e desinserção de cargas, é conseguida através do obturador que controla o fluxo de ar no duto de “*by-pass*”, mostrado na figura A.6.

Na aplicação utilizada, trata-se de um motor de passo. A cada pulso enviado ao motor de passo provoca-se giro de 15° movimentando o obturador de 0.04mm. A quantidade de ar que passa depende das dimensões do canal e da ogiva colocada na ponta do eixo.