

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
CENTRO DE CIÊNCIAS, TECNOLOGIAS E SAÚDE**

Vinícios Luneburger Anacleto

**APLICAÇÃO E AVALIAÇÃO DE UM SISTEMA DE CONTROLE
NEURO-FUZZY EM INJEÇÕES ELETRÔNICAS AUTOMOTIVAS**

Araranguá

2018

Ficha de identificação da obra elaborada pelo autor,
através do Programa de Geração Automática da Biblioteca Universitária da UFSC.

Anacleto, Vinícios Luneburger
Aplicação e Avaliação de Um Sistema de Controle
Neuro-Fuzzy em Injeções Eletrônicas Automotivas /
Vinícios Luneburger Anacleto ; orientador, Anderson
Luiz Fernandes Perez, 2018.
87 p.

Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) -
Universidade Federal de Santa Catarina, Campus
Araranguá, Graduação em Tecnologias da Informação e
Comunicação, Araranguá, 2018.

Inclui referências.


1. Tecnologias da Informação e Comunicação. 2.
Inteligência Artificial. 3. Injeção Eletrônica. 4.
Sistemas Neuro-Fuzzy. 5. Gerenciamento de Motor. I.
Fernandes Perez, Anderson Luiz. II. Universidade
Federal de Santa Catarina. Graduação em Tecnologias
da Informação e Comunicação. III. Título.

Vinícios Luneburger Anacleto

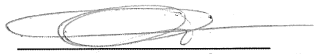
**APLICAÇÃO E AVALIAÇÃO DE UM SISTEMA DE CONTROLE NEURO-FUZZY EM
INJEÇÕES ELETRÔNICAS AUTOMOTIVAS**

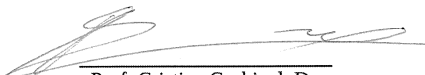
Este Trabalho Conclusão de Curso foi julgado adequado para obtenção do Título de “Bacharel em Tecnologias da Informação e Comunicação” e aprovado em sua forma final pelo Curso de Graduação em Tecnologias da Informação e Comunicação.

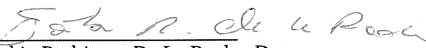
Araranguá, 21 de Junho de 2018.


Profª. Patricia Jantsch Fiuza, Drª.
Coordenadora do Curso

Banca Examinadora:


Prof. Anderson Luiz Fernandes Perez, Dr.
Orientador
Universidade Federal de Santa Catarina


Prof. Cristian Cechinel, Dr.
Universidade Federal de Santa Catarina


Prof. Fabio Rodrigues De La Rocha, Dr.
Universidade Federal de Santa Catarina

Vinícios Luneburger Anacleto

**APLICAÇÃO E AVALIAÇÃO DE UM SISTEMA DE CONTROLE
NEURO-FUZZY EM INJEÇÕES ELETRÔNICAS AUTOMOTIVAS**

Trabalho de Conclusão de Curso submetido à Universidade Federal de Santa Catarina para a obtenção do Grau de Bacharel em Tecnologias da Informação e Comunicação.

Orientador: Prof. Dr. Anderson Luiz Fernandes Perez

Araranguá

2018

À minha família pelo inquestionável apoio e incentivo.

AGRADECIMENTOS

Primeiramente aos meus pais por dedicarem tudo a minha educação e acreditarem na minha capacidade, me incentivando a continuar em todos os momentos, independente da situação.

Ao meu orientador Anderson Luiz Fernandes Perez, por me guiar academicamente e incentivar a busca do conhecimento além da minha área de graduação.

Aos meus amigos que de alguma forma influenciaram na elaboração deste trabalho, principalmente aos amigos do LARM - Laboratório de Automação e Robótica Móvel que estiveram presente durante toda a minha caminhada acadêmica e se tornaram parte da minha família.

À Universidade Federal de Santa Catarina e todos os professores pela oportunidade de estudo com excelência.

E, por fim, a todos que duvidaram da minha capacidade e assim me motivaram a ser cada vez melhor e provar que estavam todos errados.

”Aerodinâmica é para pessoas que não conseguem construir motores.”

Enzo Ferrari

RESUMO

A injeção eletrônica de combustível foi uma das invenções marcantes da história automotiva, o seu uso permite um melhor gerenciamento do motor de combustão interna, provendo melhor economia, desempenho e redução de gases poluidores. O uso de inteligência artificial em diversos sistemas vêm se tornando uma tendência no mercado, sua aplicação se torna muito eficaz em sistemas que necessitam se adaptar constantemente em resposta ao ambiente. Atualmente as injeções eletrônicas automotivas utilizam tabelas estáticas para controle de seus parâmetros internos. Por restringir-se aos dados contidos nas tabelas, o sistema possui algumas limitações, como por exemplo, trabalhar em faixas de valores predefinidos, algo que pode não representar com precisão o ambiente em que o motor se encontra em determinado momento. A proposta desse trabalho é o desenvolvimento de um controle eletrônico para injeção de combustível baseado em sistemas Neuro-Fuzzy visando a possibilidade de adaptação a situação adversas.

Palavras-chave: Injeção Eletrônica, Inteligência Artificial, Gerenciamento de Motor, Lógica Fuzzy, Redes Neurais Artificiais, Sistemas Neuro-Fuzzy.

ABSTRACT

Electronic fuel injection was one of the outstanding inventions of automotive history, its use allows for better management of the internal combustion engine, providing better economy, performance and reduction of polluting gases. The use of artificial intelligence in several systems has become a trend in the market, its application becomes very effective in systems that need to adapt constantly in response to the environment. Currently automotive electronic injections use static tables to control their internal parameters. Because it is restricted to the data contained in the tables, the system has some limitations, such as working on predefined ranges of values, which may not accurately represent the environment in which the engine is located at any given time. The proposal of this work is the development of an electronic control for fuel injection based on Neuro-Fuzzy systems aiming at the possibility of adaptation to adverse situations.

Keywords: Electronic Fuel Injection, Artificial Intelligence, Engine Management, Fuzzy Logic, Artificial Neural Networks, Neuro-Fuzzy Systems.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1	Veículo construído por Lenoir em 1860.....	27
Figura 2	Diagrama básico de um motor de combustão interna.....	28
Figura 3	Triângulo do fogo.....	29
Figura 4	Funcionamento do turbocompressor.....	30
Figura 5	Diferença entre injeção direta e indireta.....	31
Figura 6	Os 4 tempos de um motor a combustão.....	32
Figura 7	Unidade de Controle Eletrônico (<i>Electronic Control Unit - ECU</i>).....	35
Figura 8	Diagrama de Funcionamento da Unidade de Controle do Motor.....	35
Figura 9	Sensor de Rotação e Roda Fônica.....	37
Figura 10	Sensor MAP (<i>Manifold Absolute Pressure</i>).....	38
Figura 11	Sensor MAF (<i>Manifold Air Flow</i>).....	39
Figura 12	Sensor de oxigênio (lambda).....	40
Figura 13	Bicos injetores de combustível.....	42
Figura 14	Bobina de Ignição.....	42
Figura 15	Vela de ignição.....	43
Figura 16	Tabela AFR (<i>Air Fuel Ratio</i>). Relação entre Rotações por Minuto (RPM) e Massa de Ar Admitida por Ciclo (mg/cyc).....	44
Figura 17	Tabela de avanço da centelha de ignição.....	45
Figura 18	Exemplo de um sistema de controle Fuzzy.....	48
Figura 19	Exemplo das funções de pertinência. a) Função Direita; b) Função Esquerda; c) Função Triangular; d) Função Trapezoidal; e) Função Gaussiana; f) Função Sino Generalizada.....	53
Figura 20	Neurônio Biológico.....	56
Figura 21	Neurônio Artificial.....	57
Figura 22	Rede de Camada Única.....	58
Figura 23	Rede de Múltiplas Camadas.....	59
Figura 24	Estrutura de um sistema de inferência neuro-fuzzy.....	61
Figura 25	Diagrama do sistema proposto.....	63
Figura 26	Mapa de Avanço do Ponto de Ignição do motor M20B25.....	73
Figura 27	Mapa de Eficiência Volumétrica do motor M20B25.....	74
Figura 28	Mapa de Razão Ar/Combustível do motor M20B25.....	74

Figura 29 Diagrama do controle do avanço do ponto de ignição desenvolvido.	75
Figura 30 Diagrama do controle dos bicos injetores convencional.	76
Figura 31 Diagrama do controle dos bicos injetores único.	77
Figura 32 Resultado do avanço do ponto de ignição utilizando função de pertinência gaussiana.	78
Figura 33 Resultado do avanço do ponto de ignição utilizando função de pertinência triangular.	79
Figura 34 Resultado do tempo de abertura dos bicos injetores utilizando sistemas Neuro-Fuzzy em substituição aos mapas estáticos.	80
Figura 35 Resultado do tempo de abertura dos bicos injetores utilizando controlador Neuro-Fuzzy único.	81
Figura 36 Comparação entre os dois modelos utilizados em relação ao mapa estático.	82

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

PMS	Ponto Morto Superior	23
PMI	Ponto Morto Inferior	23
UCE	Unidade de Controle Eletrônico	23
ECM	<i>Engine Control Module</i>	23
ECU	<i>Electronic Control Unit</i>	23
SMD	<i>Surface-mount device</i>	23
MAP	<i>Manifold Absolute Pressure</i>	23
MAF	<i>Mass Air Flow</i>	23
TPS	<i>Throttle Position Sensor</i>	23
TBI	<i>Throttle Body Injection</i>	23
RPM	Rotações por Minuto	23
NF	Normalmente Fechado	23
EV	Eficiência Volumétrica	23
FIS	<i>Fuzzy Inference System</i>	23
AFR	<i>Air Fuel Ratio</i>	23
Kpa	Quilopascal	23
kgf/m	Kilograma-Força/Metro	23
lb/h	Libras/Hora	23

LISTA DE EQUAÇÕES

2.1	Estequiometria da mistura ar-combustível	40
3.1	Exemplo de função de pertinência	50
3.2	Função Direita	50
3.3	Função Esquerda	50
3.4	Função Triangular	51
3.5	Função Trapezoidal	51
3.6	Função Gaussiana	51
3.7	Função Sino Generalizada	52
3.8	Conjunção, Disjunção e Implicação de regras Fuzzy	54
3.9	Defuzzificação Centróide	55
3.10	Defuzzificação Média dos Máximos	55
4.1	Cálculo da massa de ar admitida	67
4.2	Cálculo do volume de ar que pode entrar ou sair do cilindro (cindrada)	67
5.1	Cálculo para dimensionamento dos bicos injetores	72

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	23
1.1	OBJETIVOS	24
1.1.1	Objetivo Geral	24
1.1.2	Objetivos Específicos	24
1.2	JUSTIFICATIVA	25
1.3	METODOLOGIA	25
1.4	ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO	26
2	INJEÇÃO ELETRÔNICA	27
2.1	FUNCIONAMENTO DOS MOTORES DE COMBUSTÃO INTERNA	27
2.1.1	Requisitos para uma Combustão	28
2.1.2	Métodos para Admissão de Ar	29
2.1.2.1	Motores Aspirados	29
2.1.2.2	Motores Sobrealimentados	30
2.1.3	Tipos de Formação da Mistura Ar-Combustível	31
2.1.4	Motor Ciclo Otto	32
2.1.4.1	Motor de 4 Tempos	32
2.1.5	Motor Ciclo Diesel	33
2.2	UNIDADES DE CONTROLE ELETRÔNICO	34
2.2.1	Módulo de Controle do Motor	35
2.2.2	Sensores	36
2.2.2.1	Sensor de Rotação e PMS	36
2.2.2.2	Sensor de Temperatura	37
2.2.2.3	Sensor de Pressão Absoluta e Sensor de Fluxo de Ar	38
2.2.2.4	Sensor de Posição da Válvula Borboleta	39
2.2.2.5	Sonda Lambda	39
2.2.3	Atuadores	41
2.2.3.1	Corretor de Marcha Lenta	41
2.2.3.2	Válvulas Injetoras	41
2.2.3.3	Bobinas	42
2.2.3.4	Velas de Ignição	43
2.2.4	Tabelas Estáticas de Controle	43
2.2.4.1	Tabela AFR (<i>Air Fuel Ratio</i>)	43
2.2.4.2	Tabela de Avanço da Centelha de Ignição	44
2.2.4.3	Envelope Operacional para Diferentes Fases do Motor	45
3	SISTEMAS NEURO-FUZZY	47
3.1	LÓGICA FUZZY	47

3.2	FUZZIFICAÇÃO	48
3.2.1	Conjuntos Clássicos versus Conjuntos Fuzzy	48
3.2.2	Variáveis Linguísticas	49
3.2.3	Funções de Pertinência	49
3.2.3.1	Função Direita	50
3.2.3.2	Função Esquerda	50
3.2.3.3	Função Triangular	51
3.2.3.4	Função Trapezoidal	51
3.2.3.5	Função Gaussiana	51
3.2.3.6	Função Sino Generalizada	51
3.3	REGRAS DE INFERÊNCIA	54
3.4	DEFUZZIFICAÇÃO	54
3.4.1	Métodos de Defuzzificação	54
3.4.1.1	Centróide	55
3.4.1.2	Média dos Máximos	55
3.4.2	Modelos de Inferência	55
3.5	REDES NEURAIS ARTIFICIAIS	56
3.5.1	Neurônios	56
3.5.2	Arquitetura de Redes Neurais Artificiais	57
3.5.3	Aprendizado	59
3.6	SISTEMAS NEURO-FUZZY	60
4	INJEÇÃO ELETRÔNICA NEURO-FUZZY	63
4.1	ARQUITETURA DO SISTEMA PROPOSTO	63
4.1.1	Sensores	64
4.1.2	Atuadores	64
4.2	CONTROLES PROPOSTOS	65
4.2.1	Redes Neurais	65
4.2.2	Controle do Avanço de Ignição	65
4.2.2.1	Variáveis de Entrada	65
4.2.2.2	Regras de Inferência	66
4.2.2.3	Variável de Saída	66
4.2.3	Controle das Válvulas Injetoras	66
4.2.3.1	Variáveis de Entrada	67
4.2.3.2	Regras de Inferência	68
4.2.3.3	Variáveis de Saída	68
5	RESULTADOS E DISCUSSÕES	71
5.1	MOTOR IDEAL	71
5.2	MAPAS UTILIZADOS	72
5.2.1	Mapa de Avanço do Ponto de Ignição	72
5.2.2	Mapa de Eficiência Volumétrica	73
5.2.3	Mapa de Razão Ar/Combustível	74

5.3	CONTROLES DESENVOLVIDOS	75
5.3.1	Controle do Avanço do Ponto de Ignição	75
5.3.2	Controle das Válvulas Injetoras	76
5.4	SIMULAÇÃO E RESULTADOS	77
5.4.1	Avanço do Ponto de Ignição	78
5.4.2	Tempo de Abertura dos Bicos Injetores	79
6	CONSIDERAÇÕES FINAIS E PROPOSTAS PARA TRABA-	
	BALHOS FUTUROS	83
6.1	CONSIDERAÇÕES FINAIS	83
6.2	PROPOSTAS PARA TRABALHOS FUTUROS	84
	REFERÊNCIAS	85

1 INTRODUÇÃO

Desde o início, a indústria automotiva buscou se adequar a exigência por maior segurança e conforto por parte dos consumidores, fazendo com que a tecnologia automotiva se desenvolvesse rapidamente. O veículo moderno é produto de uma longa evolução, onde peças mecânicas deram lugar a avançados sistemas eletroeletrônicos, permitindo mais controle sobre o veículo, tornando-o mais confiável.

Com o avançar da história a preocupação com o meio ambiente fez com que surgissem leis restritivas a cerca da poluição. O monóxido e o dióxido de carbono, gases expelidos pela queima de combustíveis fósseis, são dois dos principais gases causadores do efeito estufa. Toneladas dos mesmos são despejados diariamente na atmosfera. Calcula-se que o setor de transporte é responsável por 22% da emissão de poluentes causadores do efeito estufa, visto que a maioria dos veículos utilizam combustíveis fósseis (DRUMM et al., 2014).

Dentro do mesmo contexto histórico, as fabricantes de veículos buscavam uma forma melhor de gerir seus motores, propiciando um momento perfeito para a inserção de sistemas eletrônicos de controle nos veículos. A injeção eletrônica tornou-se importante para a indústria automotiva ao reduzir a emissão de poluentes, adequando os veículos as restrições das novas leis, aumentando a economia de combustível e a eficiência dos motores (TEIXEIRA; TOURNIER, 2015).

Na Europa o caminho para o banimento definitivo de combustíveis fósseis já foi traçado, a capital espanhola Madrid, por exemplo, pretende banir completamente veículos movidos a diesel até o ano de 2025. Na Alemanha recentemente foram apresentados planos para retirada de antigos carros movidos a diesel das suas vias. A fabricante BMW se engajou na ação e atualmente oferece descontos e benefícios a clientes que desejam trocar seu carro movido a diesel por um híbrido ou elétrico (EDDY; EWING, 2017).

O aperfeiçoamento da tecnologia automotiva vem permitindo a miniaturização dos motores (*downsizing*), reduzindo o número de cilindros e a capacidade cúbica do motor buscando a razão ideal entre potência e eficiência (FRASER et al., 2009). Uma das maneiras utilizadas para aumentar a eficiência é a tração híbrida, onde motores de combustão interna trabalham em conjunto com motores elétricos para maior autonomia e redução na emissão de CO₂. Apesar de já existirem veículos completamente elétricos no mercado, a preferência dos consumidores continua sendo por motores de combustão interna devido as limitações dos veículos elétricos. Dessa forma, as fabricantes continuam investindo em alta tecnologia para melhoria dos mo-

tores de combustão interna (SASAKI, 1998).

Atualmente algumas perguntas são feitas em relação a motores de combustão interna: até onde é possível miniaturizar o motor? Quanta potência é necessária para uma condução segura? De que forma é possível minimizar a poluição (atmosférica e sonora) produzida pelo motor? Quais são os limites da economia de combustível? A resposta dada pela indústria automotiva a essas perguntas é o refinamento do gerenciamento de motor, a diminuição no tamanho dos motores e a pesquisa de novos materiais para fabricação dos mesmos. No entanto essas respostas também dependem do combustível empregado e como as refinarias melhoram o mesmo. Tendo um norte para as pesquisas nessa área, a pergunta de maior relevância é, até onde pode-se chegar na melhoria dos motores de combustão interna?

1.1 OBJETIVOS

Esta seção apresenta o objetivo geral e os objetivos específicos deste trabalho de conclusão de curso.

1.1.1 Objetivo Geral

Este trabalho visa o desenvolvimento e a avaliação de um sistema inteligente baseado em técnicas híbridas de controle para dinamizar os parâmetros das tabelas estáticas de uma injeção eletrônica, tornando-os mais responsivos ao ambiente, a fim de analisar sua eficácia em relação aos sistemas convencionais através de simulações.

1.1.2 Objetivos Específicos

Os objetivos específicos desse trabalho são:

1. Estudar o funcionamento dos motores de combustão interna baseado em ciclo Otto e seus sistemas de gerenciamento eletrônico.
2. Estudar os principais conceitos envolvidos no desenvolvimento de sistemas de controle baseado em Lógica Fuzzy e Redes Neurais Artificiais.
3. Propor um sistema de controle Neuro-Fuzzy capaz de substituir as tabelas estáticas de ajuste de parâmetros em injeções eletrônicas.

4. Avaliar o sistema proposto em ambiente simulado.

1.2 JUSTIFICATIVA

Apesar da evolução das tecnologias de tração híbrida para veículos, as fabricantes ainda se mantêm fiéis ao motor de combustão interna devido a sua confiabilidade. Em contrapartida há uma grande pressão política e social para que esses motores sejam mais eficientes, gerando o mínimo possível de poluição e o máximo de economia.

A implementação de técnicas de inteligência artificial em diversas áreas é uma tendência de mercado, visto que esse tipo de tecnologia é altamente favorável à sistemas que necessitam de maleabilidade e adaptação. A lógica fuzzy é um método de controle que vem sendo amplamente utilizado no mercado por conta de sua capacidade de resolução de problemas complexos de forma simples e eficaz.

Atualmente a maioria dos veículos automotores utilizam a injeção eletrônica como uma forma mais eficiente de gerenciar o motor. Esse tipo de sistema precisa se adaptar para que se atinja a maior eficiência em diferentes condições de ambiente, para isso utilizam tabelas estáticas que definem o ajuste mais adequado para determinada situação.

É de interesse desse trabalho desenvolver e avaliar um sistema de controle que utilize conjuntos Fuzzy e técnicas de adaptabilidade oferecidas pelas Redes Neurais Artificiais como ajustador de parâmetros frente as convencionais tabelas estáticas, determinando se tal tecnologia é uma opção viável para tal tipo de controle.

1.3 METODOLOGIA

Este trabalho é uma pesquisa tecnológica que visa o desenvolvimento de um sistema de injeção eletrônica baseada em sistemas Neuro-Fuzzy para motores de combustão interna de ciclo Otto visando substituir as tabelas estáticas de controle por conjuntos Fuzzy, calibrados por redes neurais artificiais.

Foi desenvolvido um sistema de controle dividido em duas partes consideradas fundamentais para o gerenciamento eletrônico do motor: o avanço do ponto de ignição e o controle de tempo dos bicos injetores. Os controladores Neuro-Fuzzy foram modelados com base em mapas reais de uma injeção eletrônica programável *MegaSquirt*. Para facilitar a modelagem foi utilizado o *software* MATLAB.

Para validação do sistema foi utilizado um log capturado de um veículo real que possui dados dos principais sensores em diferentes fases do motor, dessa forma proporcionando uma melhor precisão da simulação. Os resultados obtidos foram analisados a fim de avaliar a capacidade e o desempenho do sistema de controle desenvolvido frente aos sistemas automotivos convencionais.

1.4 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

Além deste capítulo introdutório, este trabalho está estruturado em mais cinco capítulos.

O **Capítulo 2** apresenta um breve resumo sobre a história dos veículos automotores, descreve os conceitos sobre motores de combustão interna, funcionamento do ciclo Otto e Diesel além dos conceitos sobre Unidades de Controle Eletrônicos em específico o sistema de injeção eletrônica.

O **Capítulo 3** apresenta os conceitos da lógica Fuzzy frente a lógica convencional, o funcionamento das Redes Neurais Artificiais para aprendizado de máquina e como funciona os sistemas híbridos Neuro-Fuzzy.

O **Capítulo 4** apresenta de maneira detalhada toda a estrutura dos sistemas planejados, suas funcionalidades, os equipamentos utilizados e todo o software desenvolvido para este trabalho.

O **Capítulo 5** apresenta os resultados dos testes que foram aplicados a fim de avaliar o sistema de injeção eletrônica desenvolvido.

O **Capítulo 6** apresenta as considerações finais a cerca deste trabalho, bem como algumas propostas para trabalhos futuros.

2 INJEÇÃO ELETRÔNICA

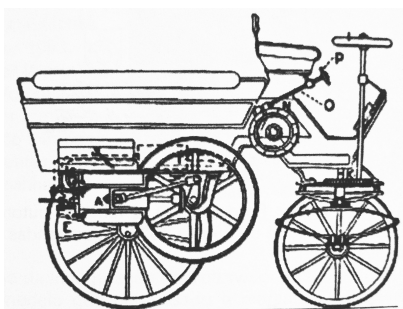
Neste capítulo será apresentado um breve resumo sobre a história dos veículos automotores e o funcionamento dos motores de combustão interna de ciclo Otto e ciclo Diesel. Também será abordado o funcionamento da Injeção Eletrônica e os componentes necessários para a operação da mesma.

2.1 FUNCIONAMENTO DOS MOTORES DE COMBUSTÃO INTERNA

A trajetória histórica dos veículos automotores surgiu com uma necessidade básica: se locomover. Ao estudar a história é perceptível que o ser humano sempre buscou se locomover da forma mais autônoma possível. Até certo ponto os veículos de tração animal eram o melhor meio de transporte, no entanto, com a revolução industrial e o surgimento dos primeiros motores a vapor, a força motriz dos veículos começou a ser repensada.

Em meados de 1769 no Reino Unido um inventor francês, Nicolas Cugnot, criou o que é considerado hoje o primeiro veículo autopropulsionado, movido por um motor a vapor de combustão externa, ou seja, o combustível era queimado do lado externo do motor. Em 1860 surge então o primeiro veículo com motor de combustão interna movido a gás de carvão, criado pelo belga Étienne Lenoir, ilustrado na Figura 1 (CAPELLI, 2010).

Figura 1: Veículo construído por Lenoir em 1860.



Extraído de: (CAPELLI, 2010).

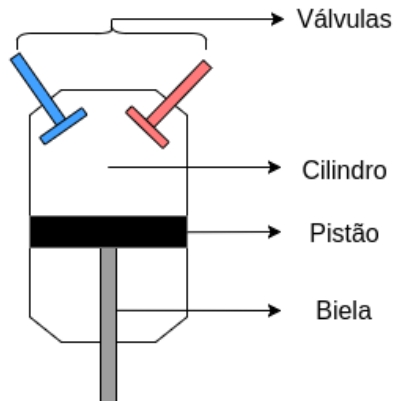
Os motores de combustão interna modernos (em sua maioria) podem ser simplificados em 3 partes principais:

- Válvulas: responsáveis pela admissão da mistura ar-combustível e exaustão

dos gases pós-combustão.

- Cilindro: onde ocorre a combustão da mistura ar-combustível.
- Conjunto Pistão e Biela: responsáveis por transmitir a energia gerada dentro do cilindro para o conjunto de transmissão das rodas.

Figura 2: Diagrama básico de um motor de combustão interna.

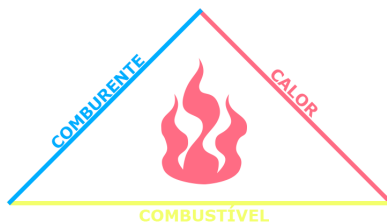


Para um melhor entendimento dos motores de combustão interna, a seguir será explicado os requisitos de uma combustão e os tipos de formação de mistura além dos ciclos motores mais conhecidos, o Otto e o Diesel.

2.1.1 Requisitos para uma Combustão

Albaladejo (2013) explica que o funcionamento físico de um motor de combustão interna está inteiramente ligado as reações ocorridas dentro do cilindro de combustão, mais especificamente a súbita expansão dos gases causados pelo fenômeno da combustão. Naturalmente são necessário três elementos para que se inicie uma combustão, a combinação desses é denominada triângulo do fogo, conforme ilustra a Figura 3.

Figura 3: Triângulo do fogo.



- Comburente: oxigênio presente no ar aspirado pelo motor.
- Combustível: gasolina, álcool, diesel ou gás veicular que abastece o motor.
- Calor: centelha gerada pelas velas de ignição.

É importante ressaltar que na ausência de qualquer um desses componentes a combustão não acontece.

2.1.2 Métodos para Admissão de Ar

Como explicado anteriormente um dos pilares da combustão é o oxigênio presente no ar a nossa volta. Para que a combustão ocorra dentro dos cilindros de um motor é necessário que o ar seja admitido de alguma forma. São duas as formas de levar o oxigênio para dentro do motor, aspirando naturalmente ou sendo comprimido e pressionado a entrar nos cilindros.

2.1.2.1 Motores Aspirados

Os motores por si só são capazes de admitir o próprio ar através do princípio do vácuo gerado quando um pistão é movimentado dentro do cilindro. A pressão negativa gerada por esse movimento faz com que o ar atmosférico seja sugado para dentro do cilindro. A ideia se assemelha ao funcionamento de uma seringa ao ter seu embolo puxado.

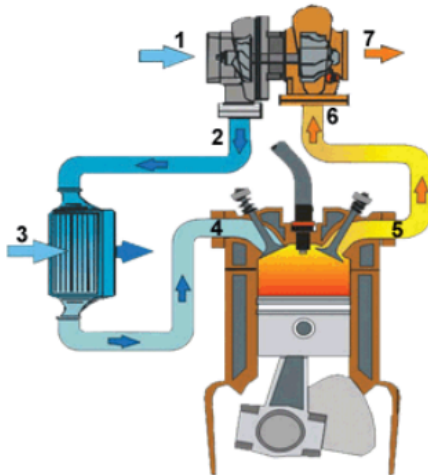
Os motores naturalmente aspirados são a maioria no mercado automotivo, no entanto esse tipo de admissão não permite que os cilindros sejam totalmente encheidos de ar (melhor condição) devido a eficiência volumétrica do conjunto de admissão. Atualmente as montadoras vem empregando a técnica de sobrealimentação em seus motores os quais se desenvolveram significativamente em termos de eficiência, potência e economia.

2.1.2.2 Motores Sobrealimentados

Motores sobrealimentados possuem a forma de admissão de ar diferente dos motores aspirados. Ao invés de criar pressão negativa no cilindro causando a sucção do ar, um compressor é utilizado para comprimir o ar da atmosfera e força-lo a entrar no cilindro. Dessa forma ao invés de desperdiçar os gases da exaustão os mesmos são utilizados para aumentar a eficiência do motor (FIGUEIREDO, 2013).

Segundo Figueiredo (2013) existem dois principais tipos de compressores: os acionados mecanicamente e os acionados por turbina. Os mais populares devido a sua facilidade de instalação e modificação são os acionados por turbina, onde os gases da exaustão gerados pela queima do combustível ao invés de serem diretamente despejados no ar, passam por uma turbina que movimentam um compressor de ar ligado diretamente ao seu eixo. O compressor por sua vez admite o ar da atmosfera e o comprime no coletor de admissão do motor.

Figura 4: Funcionamento do turbocompressor.



Extraído de: (FIGUEIREDO, 2013).

Conforme ilustrado na Figura 4 os gases liberados pela queima da mistura ar-combustível são capturados pelo coletor de exaustão (5,6) e direcionados a “caixa quente” onde move a turbina (7) que gira o compressor (1) ligado ao mesmo eixo na “caixa fria”, admitindo o ar da atmosfera. O ar admitido

passa por um intercooler (3) que resfria e aumenta sua densidade antes de ir para o coletor de admissão (4).

2.1.3 Tipos de Formação da Mistura Ar-Combustível

Bosch (2005) explica que há dois tipos de formação de mistura, a qual dependem da posição em que as válvulas injetores são posicionadas. Na formação externa (injeção indireta) o bico injetor fica localizado no coletor de admissão, ocorrendo a composição da mistura fora do cilindro. Esse tipo de formação é chamada de homogênea pois o combustível pulverizado se vaporiza e é misturado ao ar entrante, formando um gás único quando entra no cilindro.

No tipo de formação interna (injeção direta), a válvula injetora pulveriza combustível diretamente dentro do cilindro. Esse tipo de mistura é chamada heterogênea pelo fato de que o combustível não é completamente vaporizado e misturado a porção de ar. Como o combustível é espalhado no cilindro depende da angulação em que a válvula é instalada em relação as paredes do cilindro e o formato da superfície do pistão. A vantagem da injeção direta é a interrupção seletiva de cilindros, possibilitando a desativação completa de um ou mais cilindros para economia de combustível (BOSCH, 2005).

Figura 5: Diferença entre injeção direta e indireta.



Extraído de: (ZAMARO, 2016).

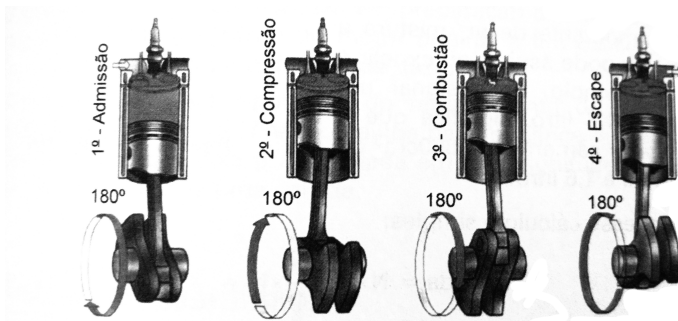
2.1.4 Motor Ciclo Otto

O motor de ciclo Otto começou a ser formulado em 1862 pelo francês Alphonse Beau de Rochas. Mesmo sem construir motor algum ele chegou a uma seqüência de eventos e condições ideais para que o motor de combustão interna funcionasse com maior eficiência e economia. O número de eventos ocorridos dentro do motor para que o ciclo fosse completo se totalizava 4, por esse motivo passou a ser chamado 4 tempos. As teorias formuladas por Rochas só foram postas em prática no ano de 1876 por Nicolaus Otto, conhecido fabricante de motores. Otto determinou o ciclo em que o motor de combustão interna trabalha utilizando a teoria de Rochas. O motor 4 tempos fabricado por Otto ficou conhecido como “motor de ciclo Otto” (PASSARINI, 1993).

2.1.4.1 Motor de 4 Tempos

No motor de 4 tempos o ciclo de trabalho dura duas voltas da árvore de manivelas (virabrequim), nesse tempo os pistões atingem o Ponto Morto Superior (PMS) e Ponto Morto Inferior (PMI) dentro dos cilindros, trabalhando todas as fases da combustão do motor 4 tempos. O movimento dos pistões então é transmitido ao virabrequim através das bielas e posteriormente as rodas pelo sistema de transmissão (MILHOR, 2002).

Figura 6: Os 4 tempos de um motor a combustão.



Extraído de: (CAPELLI, 2010).

Para que ocorra o movimento do pistão entre o Ponto Morto Superior (ponto em que o pistão está na parte mais alta do seu curso) e o Ponto Morto Inferior (ponto em que o pistão está na parte mais baixa do seu curso) é necessário que haja a explosão do combustível dentro do cilindro. A mis-

tura ar-combustível injetada é controlada por válvulas localizadas no topo do cilindro, e as mesmas são controladas por uma árvore de manivelas que administra o tempo exato em que as válvulas devem ser acionadas de acordo com o movimento do pistão (MILHOR, 2002).

A cada 180° de giro do virabrequim um tempo do ciclo é executado. Ao final de um giro de 720° no virabrequim, todos os quatro tempos são executados, finalizando um ciclo Otto. Abaixo é descrito cada um desses tempos.

Tempo de Admissão: no momento da admissão o pistão está no PMS (Ponto Morto Superior) e a válvula de admissão é aberta. No momento em que o pistão desce para o PMI (Ponto Morto Inferior) a mistura ar-combustível é admitida no cilindro.

Tempo de Compressão: após a fase de admissão, com ambas as válvulas fechadas (admissão e exaustão), o pistão retorna ao PMS, comprimindo a mistura ar-combustível e obtendo a melhor eficiência na fase da combustão.

Tempo de Combustão: antes que o pistão chegue ao PMS uma centelha é gerada pela vela de ignição, detonando a mistura ar-combustível. O pistão então passa do PMS ao PMI.

Tempo de Escape: após a ignição da mistura, com o pistão no PMI, os gases gerados pela combustão estão contidos no cilindro. Para exaurir os gases gerados e readmitir uma nova mistura a válvula de exaustão é aberta e o pistão retorna ao PMS, expelindo os gases.

A eficiência da combustão e a energia gerada pela mesma estão atreladas a fatores, como temperatura do motor, quantidade de ar admitido e estequiometria da mistura ar-combustível. Esses fatores são controlados pela injeção eletrônica e serão discutidos mais adiante neste trabalho.

2.1.5 Motor Ciclo Diesel

Apesar do motor de ciclo Diesel também seguir o regime de 4 tempos, existem algumas diferenças quando comparado ao motor de ciclo Otto. A primeira diferença é o combustível utilizado. Nos motores ciclo Otto preferencialmente se utiliza gasolina ou etanol, enquanto o motor de ciclo Diesel opera com óleo diesel ou biodiesel. As outras diferenças se concentram no primeiro e segundo tempo do motor.

No primeiro tempo do motor de ciclo Diesel, apenas ar é admitido no cilindro, o combustível é injetado diretamente quando o mesmo está no

tempo de compressão, no momento em que o pistão atinge o PMS (Ponto Morto Superior). A taxa de compressão do motor Diesel costuma ser duas vezes maior que os motores Otto, fazendo com que o ar comprimido atinja temperaturas entre 700°C e 900°C, se aproveitando desse efeito, o combustível é inflamado no momento em que é injetado, não dependendo de uma centelha de ignição (BOSCH, 2005).

2.2 UNIDADES DE CONTROLE ELETRÔNICO

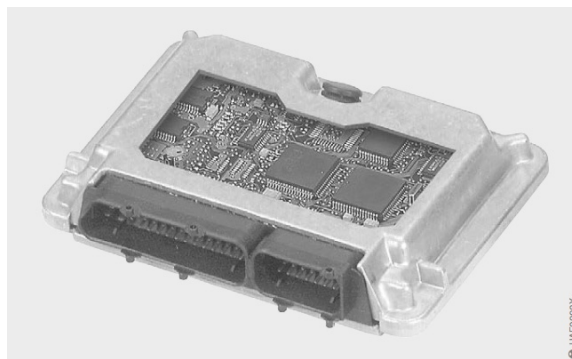
As Unidades de Controle Eletrônico (UCEs), conhecidas também como ECUs (*Electronic Control Units*), são responsáveis por diversas funções veiculares. São compostas por pinos de entrada, por onde são coletados os dados, um ou mais microcontroladores para processamento dos dados e pinos de saída, por onde são comandados os atuadores.

As ECUs tem como principal função ler variáveis do ambiente através de sensores, processar as informações coletadas e tomar decisões sobre os atuadores do veículo (ANACLETO, 2016).

Bosch (2015b) explica que as ECUs costumam trabalhar em ambientes extremos, operando em temperaturas variáveis que podem chegar de -40°C a 125°C, constante vibração e estresse mecânico, além de ficar exposto a diversos fluidos. Para preservar a os componentes das diversas intempéries a maioria das ECUs seguem regras básicas de construção:

- O circuito eletrônico é protegido por uma caixa plástica ou metálica.
- Circuitos são compostos por componentes SMD provendo a diminuição de tamanho e peso.
- Um único plugue multipinos conecta a ECU aos sensores.
- Partes que geram muito calor devem estar integradas com a caixa metálica, tornando mais fácil a dissipação do calor.

Figura 7: Unidade de Controle Eletrônico (*Electronic Control Unit - ECU*).



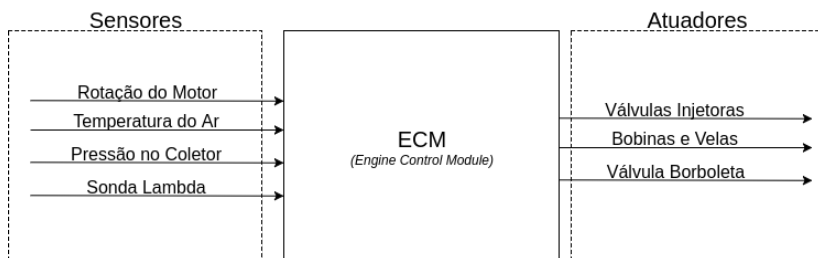
Extraído de: (BOSCH, 2015b, p. 255).

2.2.1 Módulo de Controle do Motor

Segundo Capelli (2010), comumente o Módulo de Controle do Motor (*Engine Control Module - ECM*) é chamado de “módulo de injeção”, quando na realidade a injeção de combustível é apenas um dos controles administrados por este módulo. Outras funções administradas pela ECM são, o controle da mistura, o controle de ignição e o controle da memória adaptativa.

A ECM pode ser considerada o cérebro dos motores modernos. Com a evolução dos sistemas automotivos a grande maioria dos sensores e atuadores se tornaram eletrônicos e necessitam de sincronia entre suas ações para manter o funcionamento do motor. Sendo assim a ECM é um sistema imprescindível para o motor.

Figura 8: Diagrama de Funcionamento da Unidade de Controle do Motor.



2.2.2 Sensores

Sensores são tipos de materiais, normalmente compostos, capazes de transformar energia física ou química inferida a eles em sinais elétricos transmitidos a uma ECU (BOSCH, 2005).

Na visão de Capelli (2010, p. 262), sensores são componentes eletrônicos espalhados pelo veículo dispostos em posições estratégicas para aquisição de dados como, por exemplo, temperaturas diversas, rotação do motor e demanda do acelerador. Tais dados são usados para elaboração de estratégias acerca do gerenciamento do motor.

Para um correto controle do motor, a ECU utiliza de diversos sensores. Devido a natureza de cada medição, os sensores possuem diferentes métodos para extrair informações do ambiente. É importante salientar que devido a diversos fatores, a utilização de alguns sensores não se encontram presentes em determinados veículos/motores.

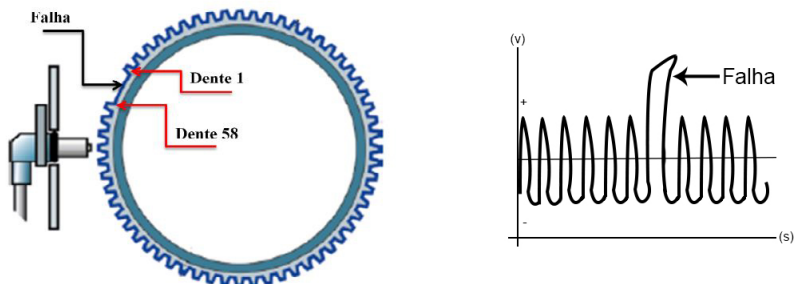
A seguir será detalhado os principais sensores encontrados nos carros modernos. Deve-se salientar que diferentes montadoras optam por diferentes tipos de sensores.

2.2.2.1 Sensor de Rotação e PMS

Esse sensor se encontra na roda fônica do motor e sob sua responsabilidade está a leitura da rotação do motor e a referência do PMS dos pistões (CAPELLI, 2010).

A roda fônica comumente possui 60 dentes, dos quais 2 são removidos, resultando em uma roda com 58 dentes. Quando o sensor detecta a falta dos dentes na roda fônica uma variação magnética é gerada. A detecção das rotações se dá pelo intervalo entre a leitura dessas variações magnéticas (BOSCH, 2005).

Figura 9: Sensor de Rotação e Roda Fônica.



Extraído e adaptado de: (ALBALADEJO, 2013).

Segundo Capelli (2010, p. 278), em uma roda fônica de 60 dentes, cada dente corresponde a 6° (360° divididos por 60 dentes) girados no virabrequim. Em um motor 4 cilindros ideal, isso significa que, quando o dente 20 passar pelo sensor, os pistões 1 e 4 terão atingido o PMS. O mesmo ocorre aos pistões 2 e 3 quando o dente 50 passar sob o sensor.

2.2.2.2 Sensor de Temperatura

Os sensores de temperatura do líquido de arrefecimento e ar admitido são os dois principais sensores de temperatura. No entanto, existem outros sensores de temperatura com outras finalidades espalhados pelo veículo.

O sensor de temperatura do líquido de arrefecimento informa a ECU a temperatura atual do líquido que arrefece o motor. Tais dados são tomados através de um sensor termo-resistivo (geralmente de contato), o qual varia a sua resistência de acordo com a sua temperatura (CAPELLI, 2010).

O sensor de temperatura do ar admitido é de suma importância para a ECU calcular a massa de ar admitida, pois a temperatura é diretamente associada a densidade do ar (CARNEIRO, 2011).

Sensores de temperatura também são usados em outras áreas do veículo e controlados por outras UCES. Segundo Bosch (2005), com o avanço da tecnologia automotiva novas técnicas para mensurar temperatura foram criadas, principalmente leituras sem contato, permitindo a utilização de dados térmicos para outras finalidades no veículo, como por exemplo, controle de ar condicionado e nebulização da janela, aprimorando a segurança e conforto do passageiro.

2.2.2.3 Sensor de Pressão Absoluta e Sensor de Fluxo de Ar

O sensor MAP (*Manifold Absolute Pressure*) faz a medição entre a pressão absoluta dentro do coletor de admissão e a pressão atmosférica local. Esta informação é utilizada para o cálculo da massa de ar admitida. O sensor MAF (*Mass Air Flow*) é uma alternativa ao sensor MAP para calcular a massa de ar entrante, ou seja, ele informa a ECU o fluxo de ar do coletor de admissão para os cilindros (CAPELLI, 2010).

Segundo Bosch (2005), os sensores medidores de pressão geralmente são compostos por diafragmas e resistores sensíveis a deformação do diafragma. Desta forma, de acordo com a deformação deste diafragma os resistores detectam e enviam os sinais a ECU.

Figura 10: Sensor MAP (*Manifold Absolute Pressure*).



Extraído de: (BOSCH, 2015a).

O sensor de fluxo de ar, também conhecido como sensor MAF (*Mass Air Flow*), tem como função medir o fluxo de ar admitido pelo motor. Esse sensor fica localizado no tubo o qual passa o fluxo de ar aspirado do ambiente para o motor. Existem diversas variantes desse sensor que utilizam diversos métodos para medição, uma delas é a membrana aquecida.

O princípio físico básico utilizado no sensor MAF é o processo de transferência de calor por convecção, quando o ar flui através da membrana a mesma perde calor para o ar. A mensuração da massa de ar admitida é tomada a partir da quantidade de corrente necessária para o aquecimento da membrana, oferecendo assim uma medição precisa. O mesmo princípio é aplicado a sensores que utilizam o fio aquecido (BOSCH, 2005).

Figura 11: Sensor MAF (*Manifold Air Flow*).



Extraído de: (BOSCH, 2015a).

2.2.2.4 Sensor de Posição da Válvula Borboleta

Presente no corpo de borboleta a válvula borboleta é responsável pela passagem de ar aspirada pelo motor. O sensor de posição da válvula borboleta, também conhecido como TPS (*Throttle Position Sensor*), é constituído de um potenciômetro ligado a válvula, sendo assim, capaz de indicar por sinais analógicos a posição da mesma para a ECU (ALBALADEJO, 2013).

O TPS também é responsável por informar a ECU o quanto está sendo acionado do acelerador por parte do motorista. Através das informações de ar admitido a ECU é capaz de calcular a quantidade de combustível ótima para a mistura ar-combustível injetada nos cilindros (CARNEIRO, 2011).

2.2.2.5 Sonda Lambda

A sonda lambda é um dos sensores importantes para o gerenciamento da injeção de combustível, pois é através dela que a ECU determina a correção necessária na estequiometria da mistura para que se atinja a proporção ideal. Para melhor conhecimento da sonda lambda será descrito a seguir os fundamentos da estequiometria da mistura ar-combustível.

Para o funcionamento ideal de um motor de combustão interna movido a gasolina, foi determinado que são necessários 14,7 partes de ar para 1 parte de combustível ($\lambda = 1$). No entanto, as diferentes fases em que um motor pode se encontrar exige correções frequentes na proporção ar-combustível, por isso o sistema de injeção eletrônica deve ser capaz de alterar estequiometria da mistura quando necessário (BOSCH, 2005).

A Equação 2.1 determina o coeficiente de ar λ (Lambda) ou relação

de ar-combustível.

$$\lambda = \frac{\text{ar/combustível real}}{\text{ar/combustível ideal}}. \quad (2.1)$$

Se $\lambda = 1$ a mistura está estequiométrica. Se $\lambda < 1$ a mistura se encontra rica, ou seja, excesso de combustível para a quantidade de ar admitido. Caso $\lambda > 1$ a mistura está pobre, a mistura tem maior quantidade de ar em relação ao combustível.

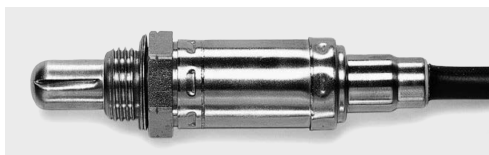
Para consumo “ótimo” e potência “ideal” trabalhando com injeção no coletor de admissão (indireta), Lambda deve estar entre 0,9 e 1,1. No entanto, dentro das condições normais é possível operar entre 0,8 e 1,4. Os motores que trabalham com injeção direta no cilindro podem operar com diferença dos valores Lambda apresentados (BOSCH, 2005).

Segundo Monnerat Júnior (2000), os principais elementos para que se desenvolva torque no motor é a mistura ar/combustível e o avanço do ponto de ignição. A razão da mistura é mantida através do mapa estático, no entanto para que se mantenha a estequiometria ideal em tempo de uso é necessário que a mistura seja ajustada através de uma malha fechada que tem como sensor principal a sonda Lambda.

Localizada na saída do escapamento do motor e antes do conversor catalítico, a sonda lambda é capaz de detectar quantidades de oxigênio expelido. A partir disso a ECU consegue calcular se todo o combustível injetado está sendo queimado corretamente, tornando a mistura rica ou pobre. Através da sonda lambda é possível que a ECU determine também o tipo de combustível utilizado, dado importante para veículos com motor flex.

Um fato importante a ser citado é que o componente do qual o sensor é feito (zircônio), começa a detectar oxigênio a partir de 300° célsius. Nos modelos mais antigos a sonda demorava algum tempo até ser aquecida pelos gases do escape, hoje as sondas modernas possuem uma resistência que aquece em poucos segundos (CAPELLI, 2010).

Figura 12: Sensor de oxigênio (lambda).



Extraído e adaptado de: (BOSCH, 2015b).

2.2.3 Atuadores

Os atuadores são os componentes responsáveis por controlar o motor propriamente dito. Após a leitura dos sensores e o processamento de dados pela ECU, os atuadores tem o papel de intervir diretamente na operação do motor.

2.2.3.1 Corretor de Marcha Lenta

O corretor de marcha lenta tem como objetivo manter a rotação do motor estável quando o pedal do acelerador não está sendo acionado pelo motorista. Sua ação consiste em controlar a passagem de ar que é admitida pelo motor através da válvula borboleta (MILHOR, 2002).

O corretor de marcha lenta atua principalmente na fase de aquecimento do motor e em momentos em que se é ligado equipamentos elétricos do carro, como por exemplo o ar-condicionado. Este atuador depende dos dados de três sensores, o de rotação do motor (RPM), temperatura do líquido de arrefecimento e posição absoluta da borboleta (TPS) (CAPELLI, 2010).

2.2.3.2 Válvulas Injetoras

Fundamentalmente uma válvula injetora é um solenóide normalmente fechado (NF) que quando energizado pela ECU movimenta a agulha que bloqueia a passagem de combustível. O combustível pressurizado é injetado no coletor de admissão juntamente com o ar, formando a mistura ar-combustível. O tempo que a válvula injetora fica energizada determina a quantidade de combustível injetado (CARNEIRO, 2011).

Figura 13: Bicos injetores de combustível.



Extraído de: (BOSCH, 2015a).

2.2.3.3 Bobinas

Uma bobina tem a função de transformar a corrente de baixa tensão, recebida pela bateria, em corrente de alta tensão, necessário para que as velas gerem a fagulha de ignição. A tensão inicial de 12 volts pode chegar a 50.000 volts a depender da bobina (COSTA, 2002).

Nos carros mais antigos uma bobina apenas era responsável por gerar a corrente elétrica para todas as velas de ignição, um distribuidor era utilizado para acionar a vela. Atualmente pode-se encontrar duas configurações, na primeira existe uma bobina para cada vela, enquanto no segundo modelo uma bobina é responsável por gerar corrente para um conjunto de velas (BOSCH, 2015b).

Figura 14: Bobina de Ignição.



Extraído de: (BOSCH, 2015a).

2.2.3.4 Velas de Ignição

Para que ocorra uma combustão é necessário um combustível, um comburente e uma fonte de calor, conforme descrito na Seção 2.1. No caso do motor, são utilizadas as velas de ignição como fonte de calor. O que ocorre é a transformação da corrente de alta tensão gerada pela bobina em uma centelha dentro do cilindro, inflamando a mistura ar combustível previamente comprimida (BOSCH, 2015b).

Bosch (BOSCH, 2005) explica que é necessário 0,2mJ para iniciar a combustão de uma mistura ar-gasolina que se encontra estequiométrica ($\lambda=1$), se a mistura estiver desbalanceada a energia necessária pode chegar a 3mJ.

Figura 15: Vela de ignição.



Extraído de: (BOSCH, 2015a).

2.2.4 Tabelas Estáticas de Controle

Para que o motor funcione corretamente é necessário uma programação que informe ao Módulo de Gerenciamento do Motor como reagir a determinadas situações, essa programação é feita durante o desenvolvimento do conjunto motor e ECU. As informações de funcionamento do motor são organizadas em tabelas que funcionam como mapas para o sistema de injeção eletrônica.

2.2.4.1 Tabela AFR (*Air Fuel Ratio*)

A tabela AFR é um acrônimo para *Air Fuel Ratio*, ou relação ar-combustível da mistura. Essa tabela indica a quantidade de partes de ar por partes de combustível que deve ser usada nas diferentes fases do motor. Em condições normais a injeção eletrônica sempre busca ajustar a mistura para

atingir a estequiometria, cerca de 14 partes de ar para 1 de combustível (em motores movidos a gasolina). Quando é requerida potência do motor a mistura é enriquecida, mudando sua razão para entre 12,5 e 13 partes de ar para 1 parte de combustível. A razão de ar-combustível apresentada pela tabela AFR é convertida em uma unidade de tempo que representa o tempo que as válvulas injetoras ficarão abertas despejando combustível para atingir a razão indicada na tabela (BOWLING; GRIPPO, 2010).

Figura 16: Tabela AFR (*Air Fuel Ratio*). Relação entre Rotações por Minuto (RPM) e Massa de Ar Admitida por Ciclo (mg/cyc)

		AFR DESEJADO												
		250	300	350	400	450	503	600	650	750	850	925	950	975
861	18,5	18,5	17,5	17,25	17	17	16,75	16,75	16,75	16,75	16,75	16,75	16,75	16,75
924	18,5	18,5	17,5	17,25	17	17	16,75	16,75	16,75	16,75	16,75	16,75	16,75	16,75
1008	18,5	18,5	17,5	17,25	17	17	16,75	16,75	16,75	16,75	16,75	16,75	16,75	16,75
1260	18,5	18,5	17,5	17,25	17	17	16,75	16,75	16,75	16,75	16,75	16,75	16,75	16,75
1491	18,25	18,25	17,25	17	16,75	16,75	16,5	16,5	16,5	16,5	16,5	16,5	16,5	16,5
1743	18,25	18,25	17,25	17	16,75	16,75	16,5	16,5	16,5	16,5	16,5	16,5	16,5	16,5
1995	18,25	18,25	17,25	17	16,75	16,75	16,5	16,5	16,5	16,5	16,5	16,5	16,5	16,5
2247	18,25	18,25	17,25	17	16,75	16,75	16,5	16,5	16,5	16,5	16,5	16,5	16,5	16,5
2499	18,25	18,25	17,25	17	16,75	16,75	16,5	16,5	16,5	16,5	16,5	16,5	16,5	16,5
2751	18,25	18,25	17,25	17	16,75	16,75	16,5	16,5	16,5	16,5	16,5	16,5	16,5	16,5
3003	18,25	18,25	17,25	17	16,75	16,75	16,5	16,5	16,5	16,5	16,5	16,5	16,5	16,5
3255	18,25	18,25	17,25	17	16,75	16,75	16,5	16,5	16,5	16,5	16,5	16,5	16,5	16,5
3507	18,25	18,25	17,25	17	16,75	16,75	16,5	16,5	16,5	16,5	16,5	16,5	16,5	16,5
3759	18	18	17	16,75	16,5	16,5	16,25	16,25	16,25	16,25	16,25	16,25	16,25	16,25
4242	18	18	17	16,75	16,5	16,5	16,25	16,25	16,25	16,25	16,25	16,25	16,25	16,25
5355	18	18	17	16,75	16,5	16,5	16,25	16,25	16,25	16,25	16,25	16,25	16,25	16,25

Extraído de: (CUNHA, 2015).

2.2.4.2 Tabela de Avanço da Centelha de Ignição

O adiantamento da centelha de ignição ocorre para compensar o tempo da queima da mistura ar-combustível. Isto ocorre porque a mistura injetada no cilindro demora algum tempo para ser queimada completamente e, quando o motor atinge rotações mais altas o pistão percorre seu curso mais rapidamente. Portanto a ignição deve ser adiantada para que quando o pistão atinja o PMS a queima da mistura já tenha sido iniciada e esteja no ponto de maior liberação de energia. O avanço da centelha de ignição ocorre baseado na posição do virabrequim, sendo contado em graus. Em um motor ideal onde o Pistão 1 inicia sua ignição quando o virabrequim atinge 360° com pouca massa de ar, conforme o aumento da rotação e da massa de ar entrante, a centelha de ignição será lançada mais cedo, aos 345° por exemplo (BOSCH, 2005).

Em motores convencionais, quando a válvula borboleta está comple-

tamente aberta (máximo de admissão de ar) o avanço da ignição deve atingir de 24° a 40°. Esse avanço varia principalmente por causa da capacidade volumétrica do cilindro e a octanagem¹ do combustível utilizado. (BOWLING; GRIPPO, 2010).

Figura 17: Tabela de avanço da centelha de ignição.



Extraído de: (ORTEGA, 2017).

2.2.4.3 Envelope Operacional para Diferentes Fases do Motor

O Quadro 2.1 demonstra o comportamento da injeção eletrônica quando em diferentes fases do motor. Este envelope operacional não é uma regra para todos os motores, cada motor possui sua peculiaridade e é regulado unitariamente.

¹A octanagem está relacionada a qualidade antidetonante de determinado combustível, ou seja, a capacidade de resistir a pré-detonação, fenômeno ligado ao projeto do motor e a qualidade do combustível. A pré-detonação ocorre quando, por conta da compressão e temperatura do motor, o combustível entra em autoignição antes ou durante o centelhamento, provocando uma queima desproporcional (MORAES, 2003).

Quadro 2.1: Envelope operacional utilizado em motores convencionais aspirados.

Fases do Motor	Razão Ar-Combustível	Avanço da Ignição
Acionamento	Muito Rica	Pouco Avanço
Aquecimento	Rica	Levemente Avançado
Marcha Lenta	Rica ou Pobre a depender da situação	Entre 5° e 15° graus
Velocidade de Cruzeiro	Pobre (14,8:1...16:1)	Muito Avanço
Mínimo de Emissões	Estequiométrica	Avanço Moderado
Aceleração	Rica	Avanço Gradual de acordo com RPM
Borboleta Totalmente Aberta	Rica (12:1...13:1)	Muito Avanço
Desaceleração	Pobre	Remoção Gradual do Avanço

Extraído e adaptado de: (BOWLING; GRIPPO, 2010)

3 SISTEMAS NEURO-FUZZY

Neste capítulo serão apresentados os principais conceitos da lógica Fuzzy e das Redes Neurais Artificiais. Além disso, também serão abordados os conceitos de sistemas híbridos que utilizam ambas as técnicas.

3.1 LÓGICA FUZZY

Segundo Coppin (2013) a inteligência artificial parte do pressuposto que um agente inteligente possui capacidades de analisar novas situações e responder a elas. O raciocínio nebuloso (Fuzzy) se difere da lógica convencional (bivalente), utilizando da polivalência de proposições para entendimento de problemas complexos.

Sistemas de controle que utilizam da lógica nebulosa são muito comuns, de acordo com Camargos (2002), estabilizadores eletrônicos de imagem (*Panasonic*), ar condicionados (*Mitsubishi*, *Hitachi* e *Sharp*), elevadores (*Fujitec*), transmissão automática automotiva (*Mitsubishi*) e injeções eletrônicas (*Nissan*) são alguns dos produtos encontrados no dia-a-dia que utilizam lógica Fuzzy em seus controles.

A Lógica Fuzzy, lógica difusa ou lógica nebulosa, foi desenvolvida por Lotfi Zadeh em 1965 com o intuito de tratar os aspectos vagos da informação. Em 1978 Zadeh criou a teoria das possibilidades, a qual é considerada menos restritiva que a teoria de probabilidades quando se trata do tratamento de informações incertas fornecidas por seres humanos (SANDRI; CORREA, 1999).

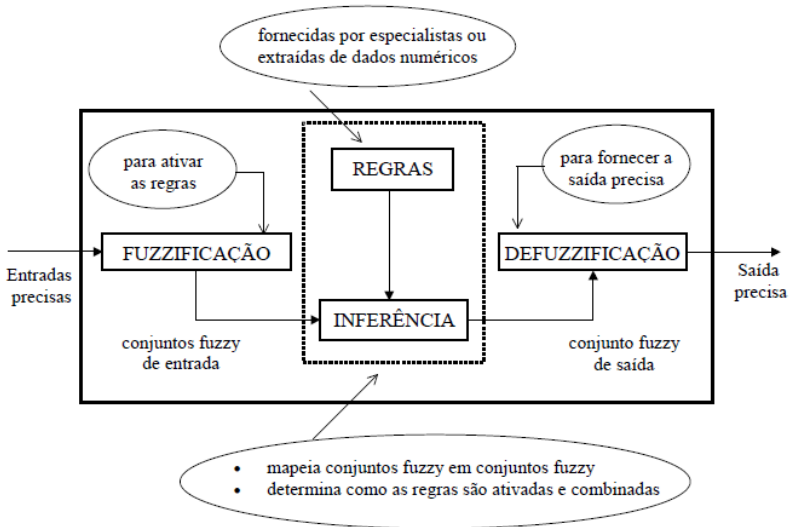
A modelagem Fuzzy é uma técnica para manusear rigorosamente informações qualitativas, o que torna a lógica difusa uma excelente ferramenta para manipulação de conhecimento. O controle *fuzzy* relaciona entradas e saídas a diversos parâmetros de controle, dessa maneira se obtém dados de saída mais precisos e mais próximos do resultado esperado, sendo ideal para processos complexos que requerem confiabilidade (GOMIDE; GUDWIN, 1994).

Bilobrovec, Marçal e Kovaleski (2004) argumentam que sistemas utilizadores da lógica Fuzzy apresentam uma série de regras computacionais SE...ENTÃO, e para chegar nesse conjunto regulador segue-se uma série de passos, que são:

1. Transforma-se os dados numéricos de entrada em valores *fuzzy* representados por termos em linguagem natural (variáveis linguísticas), através do processo de fuzzyficação para que se possa definir uma estratégia de controle.

2. Os valores fuzzyficados são inferidos ao conjunto de regras do sistema e obtêm-se os valores nebulosos de saída.
3. Na saída os valores nebulosos obtidos no passo 2 são então defuzzificados, transformando-os em valores numéricos precisos pertinentes a realidade.

Figura 18: Exemplo de um sistema de controle Fuzzy.



Extraído de: (TANSCHKEIT, 2004).

3.2 FUZZIFICAÇÃO

O processo de Fuzzificação consiste em classificar números de um universo em conjuntos Fuzzy. Esse processo transforma valores reais de entrada em números fuzzy que representam determinado grau de pertinência de um elemento a um conjunto.

3.2.1 Conjuntos Clássicos versus Conjuntos Fuzzy

Conjuntos são mapeamentos de elementos classificados em universos. Tomando por exemplo um universo que representa a temperatura dos seres

humanos, por meio dos conjuntos clássicos a temperatura pode ser classificada apenas em alta (acima de 36°C) ou baixa (abaixo de 36°C). Os conjuntos Fuzzy partem do princípio de que um elemento possui um grau de pertinência, ou seja, quanto maior o valor mais chance o elemento tem de pertencer a um conjunto e vice-versa. Para tratar desses conjuntos intermediários ou mal definidos, a lógica Fuzzy utiliza o conceito de variáveis linguísticas (Murguero Júnior, 2016).

3.2.2 Variáveis Linguísticas

A função da variável linguística é caracterizar de forma aproximada fenômenos complexos ou mal definidos, tornando mais fácil o tratamento de sistemas complexos, pois descrições linguísticas são habitualmente utilizadas por seres humanos e portanto facilmente compreendidas (TANSCHHEIT, 2004).

Gomide e Gudwin (1994) argumentam que na lógica Fuzzy conjuntos são representadas por variáveis linguísticas, e que determinado conjunto pode ser dividido em subconjuntos representados por termos linguísticos. Coppin (2013) esclarece que um conjunto hipotético “peso” que tem seu universo de valores compreendido entre 0.1g e 100kg pode ser dividida em subconjuntos “muito leve”, “leve”, “pesado”, “muito pesado”. Para definir qual faixa de valores pertence a cada subconjunto utiliza-se funções de pertinência.

3.2.3 Funções de Pertinência

Segundo Tanscheit (2004) as funções de pertinência podem ter diversas formas a depender do seu objetivo. As mesmas podem variar dependendo da perspectiva do usuário, portanto existem padrões de funções e elas podem sofrer ajustes em função dos resultados observados. Carneiro (2011) reafirma a importância da função de pertinência correta, pois através da mesma que ocorre a *fuzzyficação* das variáveis de entrada.

Por exemplo, um universo RPM (Rotações por Minuto) onde $\text{RPM} = [0 \dots 12000]$, ou seja, o conjunto compreende 0 rotações até 12000 rotações e, se definido um subconjunto denominado “baixa rotação” que compreende 1 rotação até 2000 rotações. Se definido pela lógica clássica a partir do momento que o valor atingir 20001 rotações ele deixa automaticamente de pertencer ao subconjunto “baixa rotação”, no entanto se for definido por uma função de pertinência Fuzzy como por exemplo a que está definida pela Equação 3.1, o sistema apresentará uma diminuição gradual do fator perti-

nente.

$$\mu(x) \begin{cases} 1 & \text{se } x \leq 1000 \\ \frac{3000-x}{2000} & \text{se } 1000 < x \leq 3000 \\ 0 & \text{se } x > 3000 \end{cases} . \quad (3.1)$$

Logo, quando a rotação estiver abaixo de 1000 ela é considerada “baixa rotação”, quando estiver acima de 3000 é desconsiderada nesse subconjunto. Enquanto estiver entre 1000 e 3000 é considerada um valor intermediário, ainda considerada “baixa rotação”.

As funções de pertinência mais utilizadas são:

- Função Direita;
- Função Esquerda;
- Função Triangular;
- Função Trapezoidal;
- Função Gaussiana;
- Função Sino Generalizada.

3.2.3.1 Função Direita

Nesta função o grau de pertinência sobe de 0 para 1, da esquerda para a direita (CARNEIRO, 2011).

A Função Direita é descrita pela Equação 3.2:

$$\mu(x; A, B) = \max\left(\min\left(\frac{x-A}{B-A}, 1\right), 0\right). \quad (3.2)$$

3.2.3.2 Função Esquerda

Ao contrário da Função Direita, a Função Esquerda cai do grau de pertinência 1 para 0 (CARNEIRO, 2011). A Equação 3.3 descreve a Função Esquerda:

$$\mu(x; A, B) = \max\left(\min\left(\frac{B-x}{B-A}, 1\right), 0\right). \quad (3.3)$$

3.2.3.3 Função Triangular

Diferente das outras duas funções apresentadas, que possuíam apenas dois pontos de transição de pertinência (A e B), a função triangular possui três. Antes do primeiro ponto (A) o grau de pertinência se mantém em 0. Ao atingir o segundo ponto (B) obtém-se pertinência 1 e o grau começa a cair. Apenas quando atinge o terceiro ponto (C) a pertinência passa a ser 0 novamente (CARNEIRO, 2011).

A Equação 3.4 representa a Função Triangular:

$$\mu(x; A, B, C) = \max\left(\min\left(\frac{x-C}{B-C}, \frac{A-x}{A-B}\right), 0\right) \quad (3.4)$$

3.2.3.4 Função Trapezoidal

A função Trapezoidal possui 4 pontos de transição. Antes do primeiro ponto (A) o grau pertence a 0. Quando atinge o segundo ponto (B) a pertinência passa a ser 1 e se mantém até o terceiro ponto (C), onde o grau começa a cair até atingir o quarto ponto (D), passando a pertencer a 0 novamente (CARNEIRO, 2011).

A Função Trapezoidal é dada pela Equação 3.5:

$$\mu(x; A, B, C, D) = \max\left(\min\left(\frac{x-D}{C-D}, 1, \frac{A-x}{A-B}\right), 0\right) \quad (3.5)$$

3.2.3.5 Função Gaussiana

A função Gaussiana se difere das outras funções já descritas, ela possui dois parâmetros, a largura da função (A) e o centro da função (B) (CARNEIRO, 2011).

A Equação 3.6 descreve a Função Gaussiana:

$$\mu(x; A, B) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-B}{A}\right)^2} \quad (3.6)$$

3.2.3.6 Função Sino Generalizada

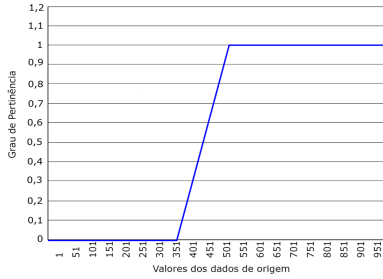
A função Sino Generalizada possui dois parâmetros, o ponto central da transição de 0 para 1 (A) e a largura da função Sino (B) (CARNEIRO,

2011).

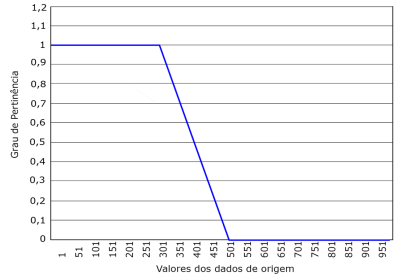
A Função Sino Generalizada é dada pela Equação 3.7:

$$\mu(x; A, B) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-B}{A} \right|^{2A}}. \quad (3.7)$$

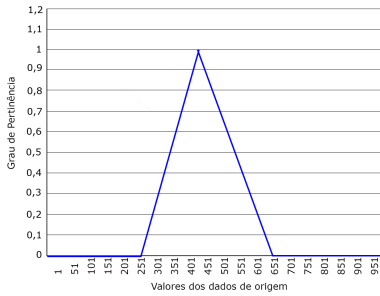
Figura 19: Exemplo das funções de pertinência. a) Função Direita; b) Função Esquerda; c) Função Triangular; d) Função Trapezoidal; e) Função Gaussiana; f) Função Sino Generalizada



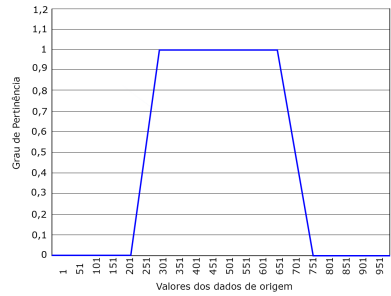
a)



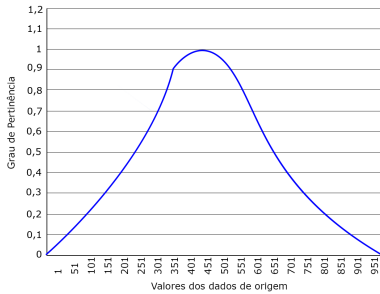
b)



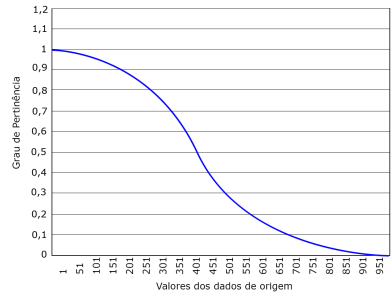
c)



d)



e)



f)

3.3 REGRAS DE INFERÊNCIA

Toda regra possui um antecedente e um consequente, isto significa que dada uma determinada ação ou valor o sistema retorna uma ação ou valor em resposta, computacionalmente trata-se de regras SE ... ENTÃO. Na lógica clássica proposições podem ter apenas dois possíveis resultados, verdadeiro ou falso, dado um antecedente hipotético de exemplo "O céu está azul" o consequente poderá ser "Não pode chover". A lógica Fuzzy permite resultados intermediários entre o totalmente verdadeiro ou falso, dado o antecedente "O céu está um pouco nublado" o consequente poderia ser "Pode chover um pouco".

Sistemas Fuzzy utilizam uma base de regras as quais são inferidas os valores obtidos previamente pela Fuzzificação. Os antecedentes podem ser a conjunção ou disjunção de um ou mais conjuntos Fuzzy e os consequentes são o cálculo da implicação de cada regra sobre os conjuntos Fuzzy envolvidos (KECMAN, 2001). Dado que p e q são proposições lógicas e A e B são conjuntos Fuzzy, a Equação 3.8 demonstra em a) Operação de Conjunção, b) Operação de Disjunção e c) Operação de Implicação.

$$\begin{aligned}
 a) \quad & p \wedge q = \min(\mu_A; \mu_B) \\
 b) \quad & p \vee q = \max(\mu_A; \mu_B) \\
 c) \quad & p \rightarrow q = \min(1, 1 - \mu_A + \mu_B).
 \end{aligned}
 \tag{3.8}$$

3.4 DEFUZZIFICAÇÃO

A Defuzzificação trata-se de um processo que obtém uma única ação ou valor preciso a partir do conjunto nebuloso construído (SANDRI; CORREA, 1999). Segundo Murguero (Murguero Júnior, 2016), o processo de *defuzzificação* se dá pela necessidade de um valor natural entendível pelo sistema na variável de saída.

3.4.1 Métodos de Defuzzificação

Para determinar um valor de saída natural é necessário que o sistema Fuzzy realize um cálculo sobre os valores Fuzzy inferidos ao sistema de regras do sistema. Os métodos mais utilizados para *defuzzificação* são o cálculo do centro de massa (Centróide) e a Média dos Máximos.

3.4.1.1 Centróide

O método Centróide realiza o cálculo do centro da área de um conjunto *fuzzy* achando os valores de maior e menor inferência sobre o conjunto. O resultado é obtido através do somatório de cada área multiplicado pelo respectivo centro de gravidade e dividido pelo somatório das áreas, assim como demonstrado na Equação 3.9 (Murguero Júnior, 2016).

$$C = \frac{\sum P_A(x)x}{\sum P_A(x)} \quad (3.9)$$

3.4.1.2 Média dos Máximos

Este método busca retornar o valor de maior grau de pertinência. No entanto, em um conjunto pode haver dois valores com o maior grau de pertinência, por isso é calculada a média entre os valores máximos encontrados através da Equação 3.10 (FARIAS, 2014).

$$u = \sum_{m=1}^M \frac{u_m}{M} \quad (3.10)$$

onde u_m representa os pontos máximos de pertinência e M representa a quantidade de valores inferidos.

3.4.2 Modelos de Inferência

Em controles convencionais é comum que o algoritmo de controle seja descrito através de um modelo matemático. Em um algoritmo de controle nebuloso utiliza-se de regras lógicas a fim de que a heurística de controle seja o mais próxima possível da experiência humana (SANDRI; CORREA, 1999).

Segundo Murguero Júnior (2016), existem dois tipos principais de modelos de inferência *Fuzzy*. O tipo Mandani baseia seu raciocínio em regras de inferência, sendo o valor real de saída obtido através de conjuntos *Fuzzy* de saída e um método de *Defuzzificação*. Enquanto que nos sistemas de tipo Takagi-Sugeno, que dispensam a utilização de funções de implicação e operadores para a inferência, tem como saída a composição de funções que relacionam entradas e saídas.

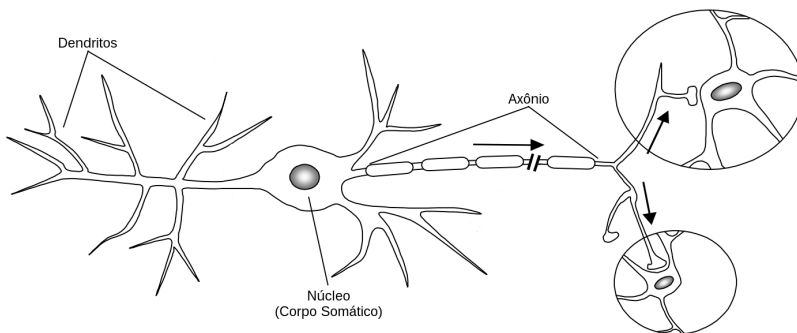
3.5 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

A busca por máquinas inteligentes capazes de realizar tarefas cada vez mais complexas levou o ser humano a pesquisar modelos biológicos em busca de um modelo otimizado de computação distribuída, chegando ao cérebro humano, o maior conceito de inteligência conhecido. Tarefas que são consideradas simples para seres humanos como por exemplo, caminhar, são facilitadas pela complexa estrutura biológica capaz de aprender pela experiência. O modelo de Redes Neurais Artificiais busca justamente transformar o modelo neural de aprendizagem humana em modelos matemáticos capazes de fazer máquinas aprenderem (FACELI et al., 2011).

3.5.1 Neurônios

Neurônios biológicos em suma são elementos de processamento muito simples compostos por uma soma ou corpo (o núcleo do neurônio responsável pelo processamento dos impulsos recebidos), dendritos responsáveis pela recepção de sinais e um axônio responsável pela propagação dos sinais pós-processados. Embora os neurônios sejam elementos muito primários, quando ligados em rede se tornam uma extraordinária fonte de processamento (COPPIN, 2013).

Figura 20: Neurônio Biológico.

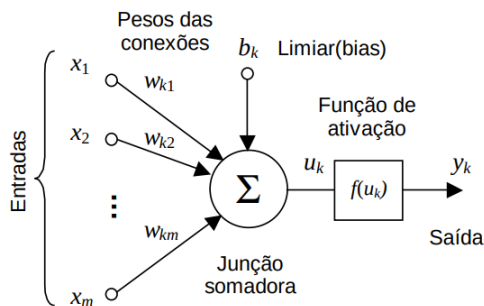


Extraído de: (BARRETO, 2002).

Computacionalmente um neurônio é uma das partes processantes de um modelo de processamento distribuído. Um neurônio artificial possui cinco partes principais, como demonstrado na Figura 21 (HAYKIN, 2001):

1. Um conjunto de sinais de entrada (x_m) que pode ser inferido através de entrada de dados via software ou sensores via hardware. Os sinais de entrada são multiplicados por pesos sinápticos (w_{km}) antes de entrarem na unidade somadora.
2. A unidade somadora (Σ) é responsável por somar todos os sinais de entrada após serem ponderados pelos pesos sinápticos, após a soma os sinal é inferido a uma função de ativação.
3. A função de ativação ($f(u_k)$) restringe a amplitude da saída de um neurônio definindo se o sinal recebido será repassado ou não para um próximo neurônio. Geralmente o intervalo de saída normalizada de uma função de ativação é $[0,1]$.
4. O bias (b_k) tem a função de aumentar ou diminuir a entrada líquida da função de ativação, sendo somada junto ao resultado da soma dos sinais de entrada.
5. A saída (y_k) é onde o sinal é propagado para outros neurônios ou atuadores.

Figura 21: Neurônio Artificial.



Extraído de: (HAYKIN, 2001).

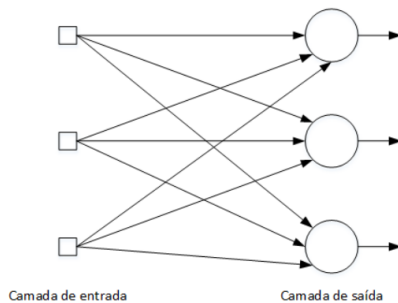
3.5.2 Arquitetura de Redes Neurais Artificiais

Segundo Rauber (2005) o potencial de processamento e cálculo das redes neurais só é atingido quando são formados conjuntos de neurônios dispostos paralelamente, onde conjuntos de dados processados localmente criam a "inteligência" global da rede neural. Murguero Júnior (2016) complementa

que existem três principais arquiteturas de redes: Rede de Camada Única, Redes de Múltiplas Camadas e Redes Recorrentes.

As Redes de Camada Única apresentam uma única camada de neurônios responsáveis pelo processamento dos dados de entrada e saída. Como demonstrado na Figura 22, os dados são processados por uma única camada composta de três neurônios, a mesma que processa os dados de saída. Este tipo de rede é caracterizado por ser acíclica, possuindo apenas um sentido de fluxo de informação (Murguero Júnior, 2016).

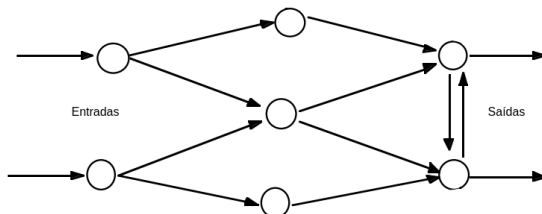
Figura 22: Rede de Camada Única.



Extraído de: (Murguero Júnior, 2016).

Embora existam diversas utilidades para redes neurais de única camada, grande parte das aplicações requerem uma estrutura mínima de três camadas: entrada, oculta e saída. A camada de entrada é o meio pelo qual as informações entram no sistema, os neurônios dessa camada são responsáveis pela recepção dos dados vindos de sensores. Na camada oculta é onde se encontra a maior parte do processamento mássico da Rede Neural de Múltiplas camadas. As configurações para a camada oculta são infinitas, podendo variar em número de neurônios e em número de camadas a depender da aplicação. Por fim existe a camada de saída que retorna os dados processados ao ambiente em forma de valores reais (ANDERSON; MCNEILL, 1992).

Figura 23: Rede de Múltiplas Camadas.



Extraído e adaptado de: (ANDERSON; MCNEILL, 1992).

Na propagação para frente (*feedforward*), utilizada nas redes de camada única e de múltiplas camadas, nenhum dado de saída é retornado a entrada da rede, ou seja, cada dado de saída de um neurônio só é propagado a próxima camada de neurônios e assim por diante (FACELI et al., 2011).

Em redes recorrentes (cíclicas) que utilizam a realimentação de dados a saída das camadas ocultas podem servir de entrada para os neurônios das camadas anteriores.(FACELI et al., 2011).

3.5.3 Aprendizado

Assim como o ser humano as máquinas precisam aprender a desempenhar a função que lhe foi atribuída, esse aprendizado pode ser supervisionado ou não-supervisionado (adaptativo). O treinamento é realizado pelo ajuste dos pesos sinápticos da rede.

O aprendizado supervisionado depende de um conjunto de dados previamente classificado e rotulado, ou seja, é necessário ter conhecimento prévio do problema e da solução buscada. Neste método a rede neural é treinada para reconhecer os padrões apresentados através dos dados de entrada. Redes que utilizam este tipo de aprendizado tem grande aptidão para generalização, sendo ótimas reconhecedoras de padrões (COPPIN, 2013).

No processo de aprendizado supervisionado os dados de saída são comparados aos dados ideais do conjunto de treinamento, os erros encontrados são retropropagados pelo sistema para as camadas anteriores a fim de fazer o ajuste dos pesos sinápticos dessas camadas, tal processo é conhecido

como *backpropagation* (ANDERSON; MCNEILL, 1992).

Métodos de aprendizado que são capazes de criar classificações para conjuntos de entrada sem qualquer informação prévia são conhecidos como métodos de aprendizado não-supervisionado. O reconhecimento de padrões neste caso se dá pelo mapeamento dos dados de entrada e classificação de acordo com a correlação entre esses dados. Este método é muito utilizado atualmente para mineração de dados, onde uma grande quantidade de informação é apresentada a rede em busca de correlações e padrões ainda não descobertos (COPPIN, 2013).

Uma das técnicas mais conhecidas de aprendizado não-supervisionado é o Mapa de Kohonen, desenvolvido por Teuvo Kohonen em 1982. Esta técnica consiste em uma rede neural auto-organizável que é treinada pela competição entre seus neurônios. Dado determinada entrada, o neurônio que possuir maior coeficiente de ativação é destacado, formando um mapa topológico e designando o dado de entrada a um conjunto de neurônios estimulados por ele, desta forma, classificando-o. (KOHONEN, 1990).

3.6 SISTEMAS NEURO-FUZZY

Com o passar da história e o avanço do estado da arte, a tentativa de unir o conhecimento entre duas ou mais técnicas de inteligência artificial, procurando refinar métodos antigos, acabaram criando sistemas híbridos que possuem um grande potencial para resolução de problemas antes impossíveis.

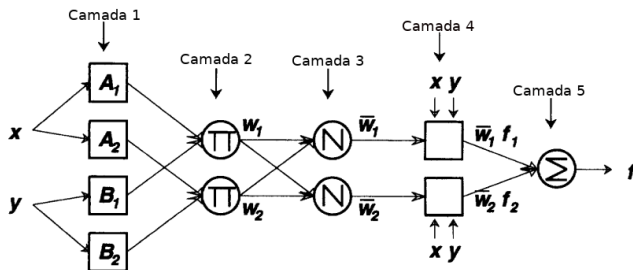
Os sistemas Fuzzy foram projetados para serem capazes de receber dados de entrada ambíguos ou imprecisos e mesmo assim retornar valores reais consideravelmente precisos. No entanto em situações complexas pode ser de extrema dificuldade calibrar um sistema Fuzzy devido a alguma complexidade do mesmo, sendo ideal que o sistema fosse capaz de se adaptar. Advindo de problemas como esse, os sistemas neuro-fuzzy são projetados para que, com a utilização de redes neurais artificiais, o sistema seja capaz de se adaptar e aprender (COPPIN, 2013).

Redes neurais são conhecidas por serem “caixas pretas”, ou seja, uma vez que o dado entra no sistema é extremamente difícil descobrir o porque de determinado valor de saída e qual o processo para chegar a tal resultado. Ao contrário das redes neurais, sistemas Fuzzy são extremamente simples para o entendimento de seu funcionamento, uma vez que sua função é simplificar problemas complexos. Portanto se torna de fácil acesso para um especialista o ajuste de alguma função caso seja necessário (COPPIN, 2013).

Sistemas de inferência neuro-fuzzy possuem a rede neural subdividida em 5 camadas, onde cada uma representa parte do processo de inferência

Fuzzy.

Figura 24: Estrutura de um sistema de inferência neuro-fuzzy.



Extraído e adaptado de: (JANG; SUN; MIZUTANI, 1997).

Como ilustrado na Figura 24, a Camada 1 tem a simples função de receber o dado de entrada x e y e passar para a segunda camada. Neste caso a camada foi ajustada para que x seja recebido por A_1 e A_2 e y seja recebido por B_1 e B_2 .

A Camada 2 do sistema neuro-fuzzy representa o processo de fuzzyficação que ocorre nos sistemas fuzzy. Nesta camada cada neurônio possui sua função de ativação idêntica a função de pertinência, logo, a saída dessa camada representa o dado já classificado em um subconjunto fuzzy (JANG; SUN; MIZUTANI, 1997).

A Camada 3 funciona recebendo dados da Camada 2 e multiplicando seus valores para encontrar a “interseção nebulosa”. O valor encontrado é então utilizado para determinar os limiares de ativação do neurônio desta camada. As regras representadas por esses neurônios também serão modificadas pelos pesos das camadas que o ligam, de modo que caso determinada entrada não seja relevante a uma determinada regra, gradualmente ela será ignorada durante o processo de adaptação da rede (COPPIN, 2013).

Assim como na Camada 2, o valor recebido pela Camada 4 passa pelo processo de classificação, o qual é determinado o subconjunto de saída que o dado pertence (COPPIN, 2013).

A última camada (Camada 5) transforma o dado inferido ao sistema neuro-fuzzy em um valor real utilizável. Essa transformação se dá pelo cálculo da Centróide ou pela Média dos Máximos descritos na Seção 3.4.1 (COPPIN, 2013).

O sistema neuro-fuzzy ilustrado na Figura 24 segue o modelo de inferência Sugeno detalhado na Seção 3.4.2 no entanto sua estrutura não segue uma regra predefinida, podendo haver alterações em sua estrutura para aten-

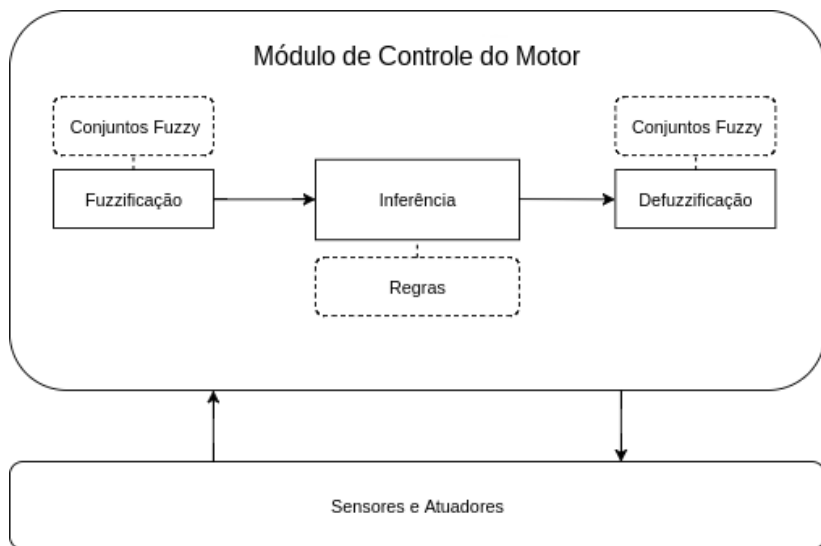
der a demanda da aplicação.

4 INJEÇÃO ELETRÔNICA NEURO-FUZZY

Este capítulo descreve em detalhes a arquitetura do sistema Neuro-Fuzzy desenvolvido para o gerenciamento de um motor ideal.

4.1 ARQUITETURA DO SISTEMA PROPOSTO

Figura 25: Diagrama do sistema proposto.



Como proposto, a intenção deste trabalho é substituir as tabelas estáticas de ajuste utilizadas nos modelos clássicos de injeção eletrônica. O modelo apresentado na Figura 25 substitui as tabelas estáticas por sistemas de inferência Fuzzy previamente ajustado por uma rede neural artificial, caracterizando um sistema Neuro-Fuzzy.

O desenvolvimento do sistema foi dividido em 2 controles principais, considerados indispensáveis para o funcionamento de um motor, são eles: o controle do avanço do ponto de ignição e o controle de tempo de injeção das válvulas injetoras.

A seguir será descrito os sensores e atuadores considerados pelo sistema desenvolvido. Também será descrito os mapas de controle estáticos

utilizados para o treinamento da rede neural e calibração do sistema de inferência Fuzzy.

4.1.1 Sensores

O cálculo do avanço de ignição necessário se baseia principalmente na rotação do motor e na carga de ar dentro dos cilindros, para isso utiliza-se os seguintes sensores:

- Sensor de Rotação da Roda Fônica (RPM),
- Sensor de Pressão do Ar no Coletor de Admissão (MAP).

Para cálculo da razão ar-combustível, e conseqüentemente o tempo de abertura das válvulas injetoras, é necessário que a ECM tenha conhecimento da massa de ar entrante no motor em miligramas por ciclo. Os sensores utilizados por esse controlador são:

- Sensor de Rotação da Roda Fônica (RPM),
- Sensor de Temperatura do Ar,
- Sensor de Pressão do Ar no Coletor de Admissão (MAP).

4.1.2 Atuadores

Cada controle utiliza os valores de saída do sistema para acionar e regular um determinado atuador. Nesta subseção será descrito os atuadores controlados por cada sistema de controle.

Para o controle do avanço do ponto da centelha de ignição esse sistema altera o momento em que as bobinas são acionadas e conseqüentemente as velas de ignição, criando o centelhamento necessário para a combustão. Portanto este controle tem como atuador as bobinas de ignição.

O princípio do controle das válvulas injetoras é a regulação do tempo de abertura das mesmas, moderando a quantidade de combustível liberada. Logo os atuadores controlados por esse sistema são as próprias válvulas injetoras.

4.2 CONTROLES PROPOSTOS

Nesta seção será descrito em detalhes os sistemas de inferência Fuzzy propostos, descrevendo os dados esperados na entrada, as regras gerais do controle e os valores de saída.

4.2.1 Redes Neurais

Uma das dificuldades encontradas ao tentar ajustar um sistema de inferência Fuzzy manualmente é o problema da falta de precisão dos conjuntos. Muitas vezes a modificação de um conjunto implica em desbalanceamento dos conjuntos adjacentes e, calibrar um sistema complexo pode levar muito tempo e ainda assim apresentar inconsistências. Para realizar a tarefa de ajustar e balancear cada um dos conjuntos Fuzzy nesse projeto optou-se pela utilização de redes neurais artificiais.

Os controladores Fuzzy descritos adiante, nesta seção, são produtos de redes neurais treinadas e ajustadas para cada situação. É importante ressaltar que em um sistema Neuro-Fuzzy, cada camada da rede neural representa diretamente uma parte do sistema de inferência Fuzzy (FIS), logo, ao treinar a rede, o sistema de inferência é automaticamente ajustado.

Para que a rede neural seja capaz de calibrar o FIS é necessário que haja aprendizado supervisionado, ou seja, o treinamento precisa ser baseado em comportamentos esperados e seus respectivos resultados. A forma escolhida para treinar as redes neurais do sistema proposto é utilizar os próprios mapas estáticos da injeção eletrônica, visto que eles possuem todos os comportamentos esperados do motor.

4.2.2 Controle do Avanço de Ignição

O controle do avanço do ponto de ignição ocorre alterando o tempo que a centelha será lançada em relação ao giro do virabrequim, esse avanço é contabilizado em graus. O ajuste do ponto de ignição influi diretamente sobre a eficiência da queima, intervindo sobre a potência e a aceleração do motor.

4.2.2.1 Variáveis de Entrada

A primeira variável de entrada desse controle é a rotação do motor. A partir dessa referência é possível calcular a quantidade de avanço necessária.

A faixa de valores do conjunto RPM (Rotações por Minuto) varia dependendo do motor.

A segunda variável de entrada é a pressão absoluta no coletor (MAP). A função dessa variável é saber se o motor está em aceleração ou desaceleração. Quando em aceleração, a abertura do corpo de borboleta permite ao motor admitir mais ar, elevando a pressão no coletor. Quando em desaceleração o corpo de borboleta é fechado, limitando a quantidade de ar admitida e consequentemente diminuindo a pressão no coletor. A faixa de valores esperada por essa variável costuma ser de 0Kpa a 100Kpa em motores aspirados e ultrapassa a máxima de 100Kpa em motores sobrealimentados.

4.2.2.2 Regras de Inferência

A regra base utilizada para o avanço do ponto de ignição é aumentar linearmente o avanço de acordo com as rotações do motor. Como parâmetro para descobrir se o motor está acelerando ou desacelerando é utilizada a pressão absoluta no coletor de admissão, observando que a pressão é proporcional a quantidade de ar admitida e consequentemente proporcional a aceleração.

Em uma situação onde a massa de ar admitida começa a aumentar e a RPM ainda não aumentou inicia-se o adiantamento do ponto de ignição gradualmente, proporcional ao comportamento de aceleração.

Em uma situação onde o RPM está alto e a massa de ar começa a diminuir, o avanço é gradualmente reduzido, proporcional ao comportamento de desaceleração.

4.2.2.3 Variável de Saída

A única variável de saída deste controlador é o valor referente ao avanço do ponto de ignição em graus. Sua faixa de valores depende da rotação que o motor pode atingir. Em motores convencionais o avanço não costuma ultrapassar 45°.

4.2.3 Controle das Válvulas Injetoras

O controle das válvulas injetoras ocorre regulando o tempo de abertura das mesmas. A quantidade de combustível injetada depende da variação do tempo do pulso elétrico enviado a válvula, esse tempo geralmente é regulado

em milissegundos e depende da vazão oferecida pela válvula.

Para regular a quantidade de combustível injetado é necessário que a ECM saiba qual a massa de ar admitida pelo motor. O cálculo da massa de ar entrante se dá pela Equação 4.1, que utiliza informações de cilindrada (V), pressão (P), constante do ar seco (R) e temperatura do ar (T).

$$Massa.Ar_{(mg/cyc)} = V \times \left(\frac{P}{R \times T} \right). \quad (4.1)$$

Para calcular o volume de ar que o pistão consegue admitir ou expelir (cilindrada) utiliza-se a Equação 4.2, calculando o volume a partir do diâmetro do cilindro (D) e o curso do pistão (L).

$$V_{(cm^3)} = \left(\frac{\pi \times D^2}{4} \right) \times L. \quad (4.2)$$

É importante salientar que todos os motores possuem sua eficiência volumétrica, definida como a capacidade que o motor tem de encher os cilindros com a mistura ar-combustível. Isso acontece porque nenhum motor é capaz de atingir a perfeição em termos de fluxo de ar entre o coletor e seus cilindros naturalmente. Variantes como espessura da tubulação, formato da mesma, qualidade do filtro de ar e tamanho das válvulas fazem com que haja diferença de eficiência volumétrica entre motores. Sistemas de alimentação naturalmente aspirados dificilmente conseguem passar dos 90% de EV (Eficiência Volumétrica) justamente por causa dos impedimentos para o fluxo de ar, diferente de sistemas sobrealimentados que conseguem comprimir o ar dentro dos cilindros e podem ter EV acima de 100%.

A eficiência volumétrica de um motor varia de acordo com a sua velocidade (RPM) e a pressão do ar no coletor, ou seja, a EV tem uma variação em diferentes fases do motor.

4.2.3.1 Variáveis de Entrada

A primeira variável de entrada do sistema é a velocidade do motor (RPM), informação necessária para calcular a eficiência volumétrica e a razão de ar/combustível. A faixa de valores esperada por esta entrada varia de motor para motor.

A segunda entrada é a pressão absoluta no coletor (MAP) que em conjunto com a temperatura do ar se torna informação imprescindível para o cálculo da massa de ar admitida. A faixa de valores esperada varia entre 0Kpa e 100Kpa para motores aspirados e extrapola o valor máximo quando

se trata de motores sobrealimentados.

A terceira variável é a temperatura do ar do coletor de admissão, que em conjunto com a segunda variável (MAP) é utilizada para o cálculo da massa de ar admitida. Sua faixa de valores varia de acordo com a temperatura do ambiente em que o motor está. Em lugares muito frios a faixa de valores pode ser de -40°C a 50°C , e em lugares muito quentes a faixa pode variar entre 0°C a 70°C , tudo depende do local para qual o motor foi projetado.

4.2.3.2 Regras de Inferência

Como regra base a quantidade de combustível deve ser proporcional a massa de ar admitida. Entretanto, em diversas situações é necessário que a mistura esteja mais rica ou pobre, vide o Quadro 2.1. Para detecção do estado em que o motor se encontra é monitorada a pressão do ar no coletor, que como explicado anteriormente, é proporcional a carga do motor.

Em situação de marcha lenta e sem acionamento do pedal de acelerador (corpo de borboleta fechado), não há requisição de torque do motor, logo a massa de ar tende a ser pequena e a estequiometria nesse caso deve ser $\lambda = 1$ ou uma variação levemente empobrecida para economia de combustível.

Em situação de aceleração a pressão no coletor tende a aumentar bastante, ultrapassando os 50Kpa, situação onde existe requerimento de torque do motor. Nesse caso a estequiometria passa a ser $\lambda = 0.98$ ou mais ricas. Em casos de aceleração extrema onde o corpo de borboleta se abre completamente e a pressão chega aos 100Kpa ou mais, a estequiometria pode chegar a $\lambda = 0.85$.

Quando o motor se encontra em fase de cruzeiro com o veículo mantendo uma determinada velocidade e sem grandes requisições de torque, a ECM procura empobrecer ao máximo a mistura com o intuito de economizar combustível até que um torque maior seja requisitado. Nesta ocasião a estequiometria pode ser encontrada a partir de $\lambda = 1.05$ em diante.

Na fase de desaceleração quando nenhum torque é necessário a ECM procura empobrecer ao máximo a mistura, e em alguns casos pode cortar totalmente a injeção de combustível.

4.2.3.3 Variáveis de Saída

A partir da inferência dos dados de entrada o Controle das Válvulas Injetoras retorna uma única variável de saída, o tempo de pulso para aquela situação. A faixa de valores desse conjunto se difere de acordo com a vazão

de cada injetor.

5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

A seguir será descrito em detalhes os parâmetros utilizados para realizar a simulação e comparação entre o sistema de tabelas estáticas e o sistema Neuro-Fuzzy. Também será detalhado os resultados obtidos e a comparação de dados entre os dois sistemas.

5.1 MOTOR IDEAL

O motor escolhido para realização dos experimentos foi o BMW M20B25, motor que equipa:

- BMW 325i E30
- BMW 525i E34
- BMW Z1

Um dos motivos para a escolha deste motor em específico é que o mesmo possui um projeto utilizando a injeção eletrônica programável MegaSquirt, o que facilita a obtenção dos mapas de injeção utilizados para a simulação e avaliação do sistema proposto.

Para modelagem do sistema os parâmetros de motor utilizados foram simulados com base no motor BMW M20B25, sobre o mesmo é sabido que:

- O motor opera em ciclo Otto de 4 tempos;
- Possui 6 cilindros em linha;
- Cada cilindro possui 84 milímetros de diâmetro;
- Cada pistão possui 75 milímetros de curso;
- O volume admitido por todos os cilindros do motor é de aproximadamente 2494 centímetros cúbicos;
- A taxa de compressão de cada cilindro é de 9.3:1;
- O sistema de injeção é multiponto e indireta;
- A potência declarada de fabrica é de 166 cavalos e 22kgf/m de torque;

A vazão dos bicos injetores tomada como ideal para esse motor vem da Equação 5.1 que determina o dimensionamento dos bicos (utilizando 3bar de pressão na linha de combustível) com base na potência do motor (P), constante do motor (F), constante do tipo de combustível utilizado (T), número de eletro injetores (N) e *duty cycle* dos injetores. No caso do motor ideal utilizado a vazão ideal encontrada foi 19 lb/h, valor que será utilizado para os cálculos adiante.

$$V_{lb/h} = \frac{P \times F \times T}{N \times D} . \quad (5.1)$$

Uma observação importante a se fazer sobre o projeto desse motor da injeção *MegaSquirt* é que se trata de uma modificação da ECM original, ou seja os mapas podem não condizer com os originais da fabricante. Outro ponto importante a ressaltar é que o projeto foi construído sob um sistema de sobrealimentação, ou seja, este projeto *MegaSquirt* trata de um motor turbo. No entanto como não foi possível obter informações sobre a parte de sobrealimentação do motor será utilizado para este trabalho apenas a parte aspirada dos mapas (resolução até 100Kpa).

5.2 MAPAS UTILIZADOS

Como explicado anteriormente um dos motivos para a escolha do motor é a facilidade de obtenção dos mapas utilizados na injeção eletrônica. Nesta seção será detalhado quais mapas foram utilizados para elaboração do projeto.

5.2.1 Mapa de Avanço do Ponto de Ignição

O ponto ideal para o centelhamento no cilindro se dá pelo ponto base (PMS) somado ao avanço encontrado pela interseção entre a velocidade do motor (RPM) e a pressão no coletor (MAP) no mapa. Como exemplo, utilizando o mapa mostrado na Figura 26, se o motor se encontra em RPM = 3100 e com MAP = 45Kpa será adicionado 36.6° ao ponto base.

Figura 26: Mapa de Avanço do Ponto de Ignição do motor M20B25.

100.0	13.8	15.5	18.0	20.6	27.2	32.5	35.0	36.0	37.0	37.0	37.0	37.0
90.0	16.2	18.0	20.8	23.6	28.5	33.3	35.0	36.0	37.0	37.0	37.0	37.0
80.0	14.5	16.5	19.5	22.5	28.9	33.8	35.0	36.0	37.0	37.0	37.0	37.0
70.0	15.1	17.0	19.8	23.1	29.8	34.3	35.0	36.0	37.0	37.0	37.0	37.0
60.0	17.7	19.7	20.0	25.0	31.7	35.8	36.0	36.2	36.2	36.2	36.2	36.2
50.0	19.8	19.5	19.0	24.3	32.0	36.0	36.5	36.5	36.5	37.0	37.0	37.0
45.0	19.8	19.5	19.3	24.3	32.1	36.0	36.6	37.2	37.5	37.5	37.5	37.5
40.0	20.3	19.0	20.5	26.2	32.2	36.0	36.8	37.4	37.4	37.6	37.6	38.0
35.0	18.1	20.4	23.3	27.2	32.3	36.4	37.0	37.0	37.5	37.5	38.0	38.0
30.0	18.4	20.7	24.2	27.7	32.4	36.8	37.0	37.5	37.5	38.0	38.0	38.0
25.0	18.7	21.1	24.6	28.1	32.4	37.0	37.0	37.0	37.5	38.0	38.0	38.0
20.1	19.0	21.4	25.0	28.6	32.8	37.5	37.0	37.5	38.0	38.0	38.0	38.0
L	701	900	1200	1500	2000	2600	3100	3700	4300	4900	5400	6000

RPM

5.2.2 Mapa de Eficiência Volumétrica

Quando o motor está em funcionamento sua eficiência é variável, ou seja, os cilindros nem sempre são completamente encheidos com a mistura ar-combustível. Para que a injeção eletrônica consiga saber qual a eficiência volumétrica do motor em determinado momento utiliza-se o mapa de eficiência volumétrica. Como exemplo, utilizando o mapa mostrado na Figura 27 se o motor estiver em RPM = 1500 e MAP = 35Kpa sua eficiência será de 49%, ou seja, se o motor comporta 2494 centímetros cúbicos de ar em um ciclo ele estará admitindo apenas 1222 centímetros cúbicos.

Figura 27: Mapa de Eficiência Volumétrica do motor M20B25.

100.0	87	86	87	87	85	85	84	96	105	111	113	111	102	95	93	90
98.0	84	82	84	84	84	84	82	95	104	110	113	111	101	93	91	89
95.0	81	80	81	80	81	81	81	94	102	108	111	109	100	92	90	88
90.0	78	75	77	75	75	79	80	92	99	106	109	107	98	90	88	86
85.0	72	71	72	71	72	76	79	88	96	101	103	101	94	89	87	86
80.0	65	63	65	66	68	74	78	85	88	92	94	94	91	88	87	86
75.0	61	60	61	62	65	72	75	79	82	85	86	87	86	85	84	83
70.0	57	56	56	59	61	68	72	74	78	80	80	80	80	80	80	80
65.0	55	54	55	56	57	63	66	68	71	73	73	73	73	73	73	73
60.0	53	51	53	55	56	62	65	67	69	72	72	72	72	72	72	72
55.0	49	48	49	53	56	59	61	63	66	68	68	68	68	68	68	68
50.0	49	44	45	51	57	60	60	62	65	67	67	67	67	67	67	67
45.0	48	44	43	49	55	57	59	61	63	66	66	66	66	66	66	66
40.0	48	44	45	48	51	55	56	60	63	66	66	66	66	66	66	66
35.0	47	45	48	49	51	54	56	60	63	67	67	67	67	67	67	67
30.1	47	47	48	49	51	54	56	59	61	63	63	63	63	63	63	63
↳	501	801	1101	1401	2001	2601	3101	3700	4300	4900	5400	6000	6500	7000	7200	7500

RPM

5.2.3 Mapa de Razão Ar/Combustível

Um dos mapas mais importantes para o gerenciamento de combustível é o mapa de razão ar/combustível (AFR) que determina a estequiometria da mistura. Junto ao cálculo da massa do ar utilizando o mapa de eficiência volumétrica, o mapa AFR é usado para o cálculo da massa de combustível necessária para determinada fase do motor, enriquecendo ou empobrecendo a mistura.

Figura 28: Mapa de Razão Ar/Combustível do motor M20B25.

100.0	12.6	12.6	12.6	12.6	12.6	12.6	12.6	12.6	12.6	12.6	12.6	12.6	12.6	12.6	12.6	12.6
87.0	13.4	13.4	13.4	13.4	13.4	13.4	13.4	13.4	13.4	13.4	13.4	13.4	13.4	13.4	13.4	13.4
75.0	14.2	14.2	14.2	14.2	14.2	14.2	14.2	14.2	14.2	14.2	14.2	14.2	14.2	14.2	14.2	14.2
60.0	14.0	14.0	14.0	14.7	14.6	14.5	14.5	14.5	14.5	14.5	14.0	14.0	14.0	14.0	14.0	14.0
45.0	14.0	14.0	14.0	14.7	14.7	14.7	14.7	15.0	15.0	15.0	13.9	13.8	13.7	13.7	13.7	13.7
30.0	14.0	14.0	14.0	14.7	14.7	14.7	14.7	15.0	15.0	15.0	14.2	14.1	14.0	14.0	14.0	14.0
↳	500	800	1100	1400	2000	2600	3100	3700	4300	4900	5400	6000	6000	6000	6000	6000

RPM

5.3 CONTROLES DESENVOLVIDOS

Em um primeiro momento foram treinados sistemas Neuro-Fuzzy para representar os mapas, ou seja, ao invés do sistema consultar uma tabela estática em busca de um valor, os dados dos sensores são inferidos ao sistema Neuro-Fuzzy e o mesmo retornaria um valor de saída considerado como resposta para o atuador.

De maneira geral todas as redes neurais foram testadas com diversas configurações buscando atingir a menor media de erros possível. Para encontrar o melhor modelo para cada rede neural foram alteradas e testadas principalmente o tipo de função de pertinência e o número de subconjuntos Fuzzy, representado na rede neural como o número de nodos da segunda camada. As funções de pertinência que apresentaram melhor resultado foram: a função triangular para mapas que apresentam maior linearidade de resultados e a função gaussiana para mapas que possuem maior variação entre resultados adjacentes. Em relação ao número de nodos da segunda camada, o valor variou entre 3 e 10 por variável de entrada, acima de 10 nodos os cálculos para o treinamento da rede começam a demandar uma maior capacidade computacional, o que foi uma das limitações encontradas.

5.3.1 Controle do Avanço do Ponto de Ignição

Desconsiderando correções que necessitariam de outros sistemas Neuro-Fuzzy é possível que o controle do avanço do ponto de ignição seja controlado apenas por um sistema, conforme mostrado no diagrama da Figura 29. Um controlador desse tipo é considerado simples pois não existe nenhum tipo de sub-sistema envolvido. Os dados de entrada são capturados dos sensores, inferidos ao sistema FIS e prontamente devolvidos ao ambiente como variável de saída para o atuador.

Figura 29: Diagrama do controle do avanço do ponto de ignição desenvolvido.



Como entradas, o controlador recebe os dados de rotação do motor e pressão absoluta no coletor. Os dados de entrada são inferidos ao sistema e

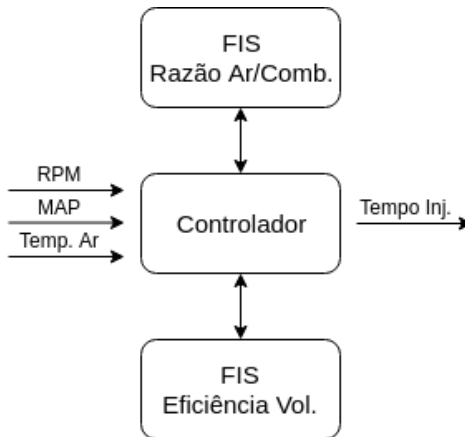
tem como saída o valor do avanço em graus.

A rede Neuro-Fuzzy foi treinada com o mapa de avanço do ponto de ignição do motor ideal e a menor média de erros foi obtida utilizando funções de pertinência triangulares com 10 nodos para cada variável de entrada na segunda camada da rede.

5.3.2 Controle das Válvulas Injetoras

No caso do sistema de controle das válvulas injetoras existem duas maneiras de utilizar organizar o controlador, o primeiro transforma os mapas de eficiência volumétrica e razão ar/combustível em sistemas Neuro-Fuzzy, e durante os cálculos, o controlador busca nesses dois sistemas pelos valores requeridos, em seguida faz o cálculo normalmente, ou seja, a única diferença entre este modelo e o modelo da injeção eletrônica convencional é que os mapas estáticos são transformados em sistemas Neuro-Fuzzy, como demonstrado na Figura 30.

Figura 30: Diagrama do controle dos bicos injetores convencional.



O cálculo do tempo de abertura das válvulas injetoras no primeiro método ocorre com base nos seguintes passos:

1. Calcular a eficiência do motor no momento (busca no sistema Neuro-Fuzzy);
2. Calcular a massa de ar admitida por cada cilindro;

3. Calcular a estequiometria da mistura (busca no sistema Neuro-Fuzzy);
4. Calcular o tempo de abertura dos bicos;

O segundo método pode ser descrito como um sistema único que foi treinado a partir dos resultados do primeiro modelo. Utilizando os sistemas Neuro-Fuzzy do primeiro modelo foi criado um novo mapa de treinamento onde a partir do RPM, MAP e temperatura do ar o controlador é capaz de retornar o tempo dos bicos injetores diretamente, sem necessidade de realizar os cálculos separadamente. De forma geral, este controlador abstrai todos os cálculos necessários no modelo anterior, conforme mostrado na Figura 31.

Figura 31: Diagrama do controle dos bicos injetores único.



5.4 SIMULAÇÃO E RESULTADOS

Para validação de todos os sistemas foi elaborada uma simulação onde os controladores criados neste projeto e os mapas convencionais foram testados em um ambiente que utiliza dados de sensores capturados de um motor real. No entanto, o log utilizado para testes pertence a outro motor, e não ao motor ideal. Isto não se torna um problema visto que as grandezas utilizadas por ambos os motores são iguais, por exemplo: o RPM, o MAP e a temperatura do ar. Os valores desses sensores podem ser tomados como globais, por exemplo, se o corpo de borboleta for totalmente aberto em ambos os motores a pressão do coletor sempre será próxima de 100Kpa e a temperatura do ar também será a mesma para ambos se estiverem no mesmo local. Em relação ao RPM a única diferença será a faixa de valores, as quais suas máximas podem ser diferentes. Em resumo, o intuito é utilizar o comportamento de um motor real ao invés de randomizar os valores dos sensores.

A forma de simulação se dá pela leitura dos registros do log onde os valores dos sensores são capturados, inferidos ao sistema e então é obtido um valor de saída referente ao controle de determinado atuador. Na simulação esse processo é repetido para cada controlador Neuro-Fuzzy e para cada mapa estático de referência. No caso dos mapas, um algoritmo varre a tabela (linha-a-linha) em busca do melhor valor para a situação, no entanto existem diversas maneiras e algoritmos capazes de realizar esta tarefa de maneira mais eficiente, algo que não será tratado neste trabalho.

A seguir será descrito os resultados obtidos com cada controle em comparação aos mapas estáticos.

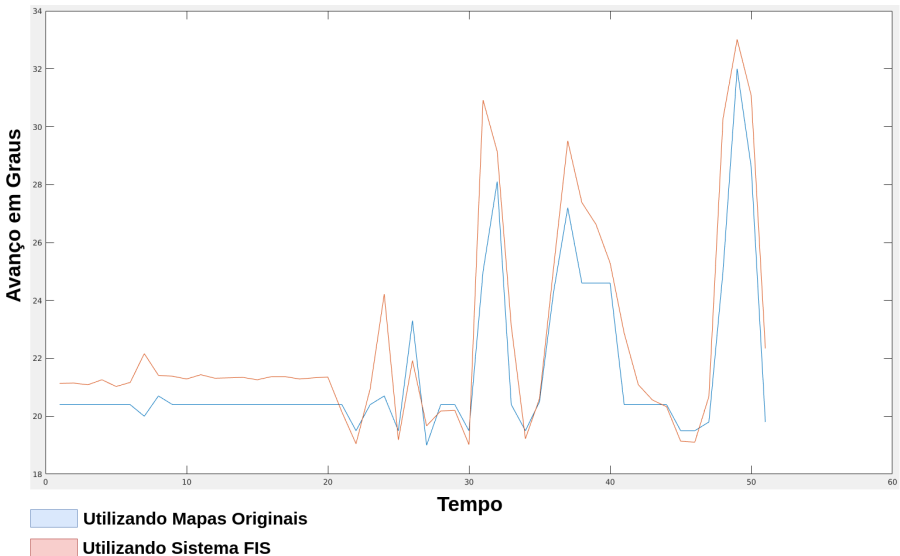
5.4.1 Avanço do Ponto de Ignição

Para obter o valor do avanço do ponto de ignição utilizando os mapas estáticos basta utilizar valores de RPM e MAP coletados do log do motor e fazer uma busca no mapa pela intersecção entre os dois valores.

O processo é parecido utilizando um controlador Neuro-Fuzzy, a diferença é que os valores são inferidos ao FIS e o valor de saída vem com pequenas variações decorrentes dos graus de pertinência dos conjuntos Fuzzy.

Nesse teste foram criados dois FIS, um deles utilizando função de pertinência triangular e outro usando gaussiana.

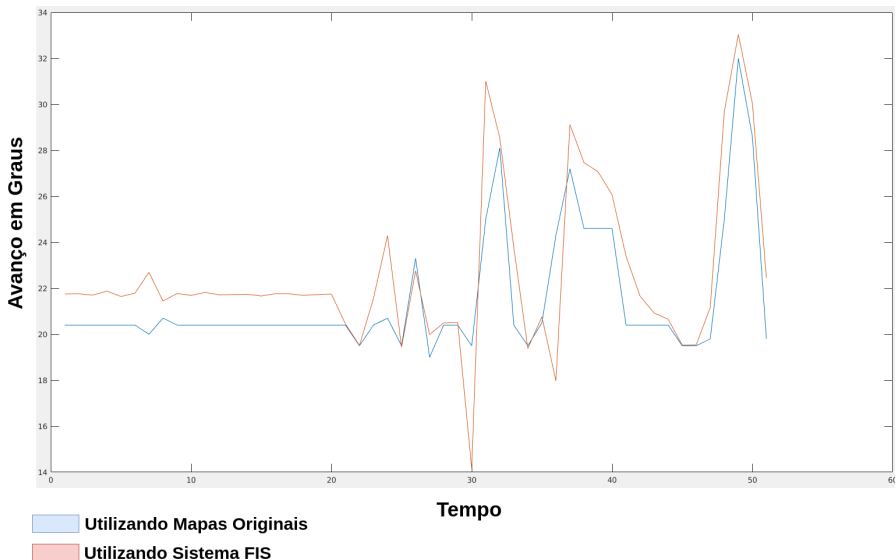
Figura 32: Resultado do avanço do ponto de ignição utilizando função de pertinência gaussiana.



De acordo com os resultados mostrados na Figura 32 os valores em sua maioria mantém uma diferença entre valores que provavelmente não afetariam de maneira severa o rendimento do motor. Diferenças de até 2° entre os valores são considerados aceitáveis. Em média a diferença nos testes não ultrapassou 1°, exceto em determinados pontos onde o ponto de ignição dado

pele FIS chegou a 5° , o que pode comprometer o rendimento do motor em termos de potência.

Figura 33: Resultado do avanço do ponto de ignição utilizando função de pertinência triangular.



Os resultados obtidos utilizando função de pertinência triangular, como mostrado na Figura 33, foram em geral pior que o teste anterior. Os resultados mostraram que diferença entre os valores em média foi de 1.3° , e em determinados pontos os valores chegaram a 6° de diferença.

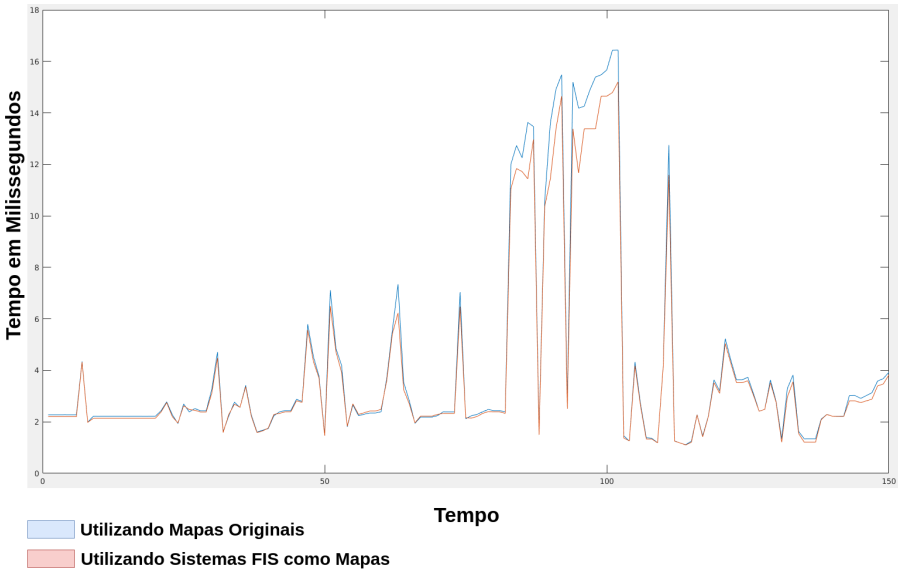
Em linhas gerais o teste que utiliza funções de pertinência gaussiana apresentaram um resultado satisfatório, considerando que a margem de erro não afetariam o funcionamento ou integridade do motor, no máximo perda de desempenho.

5.4.2 Tempo de Abertura dos Bicos Injetores

Para obter o tempo de abertura dos bicos injetores utilizando os mapas estáticos o cálculo é realizado com base na massa de ar admitida, e para tal é necessária a consulta nos mapas os valores de eficiência volumétrica e estequiometria da mistura. Com esses dados é possível então calcular o tempo necessário para injetar a quantidade exata de combustível.

No primeiro modelo desenvolvido, que apenas substitui os mapas por sistemas Neuro-Fuzzy, o cálculo para obter o tempo dos injetores se mantém o mesmo.

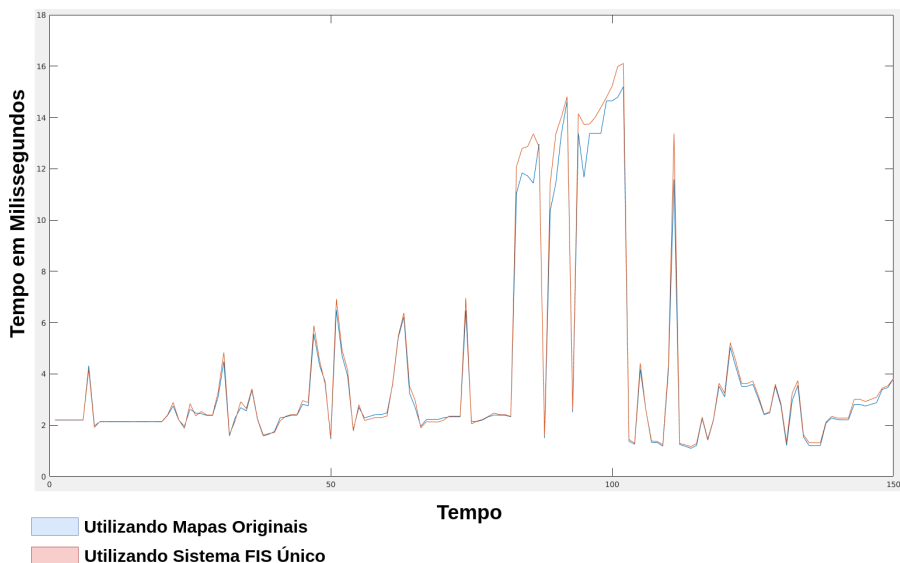
Figura 34: Resultado do tempo de abertura dos bicos injetores utilizando sistemas Neuro-Fuzzy em substituição aos mapas estáticos.



Os valores resultantes do teste utilizando sistemas Neuro-Fuzzy em substituição aos mapas, como mostrado na Figura 34, exibem um resultado satisfatório. Quando se trata de quantidade de combustível injetado valores até 1ms de diferença são considerados ótimos. Diferenças acima podem enriquecer ou empobrecer a mistura a ponto de ser perceptível e seja necessária alguma pequena correção. Os resultados obtidos mostram um grande potencial para esse controle, a média de erro (diferença entre o valor resultante do mapa e o valor resultante do FIS) foi de 0.08ms, podendo ser considerado um excelente resultado. Em alguns pontos onde houve aceleração repentina o erro chegou a 2.51ms para enriquecimento, algo que não ocorreu quando em situação de desaceleração brusca, neste caso o maior prejuízo é um pequeno desperdício de combustível.

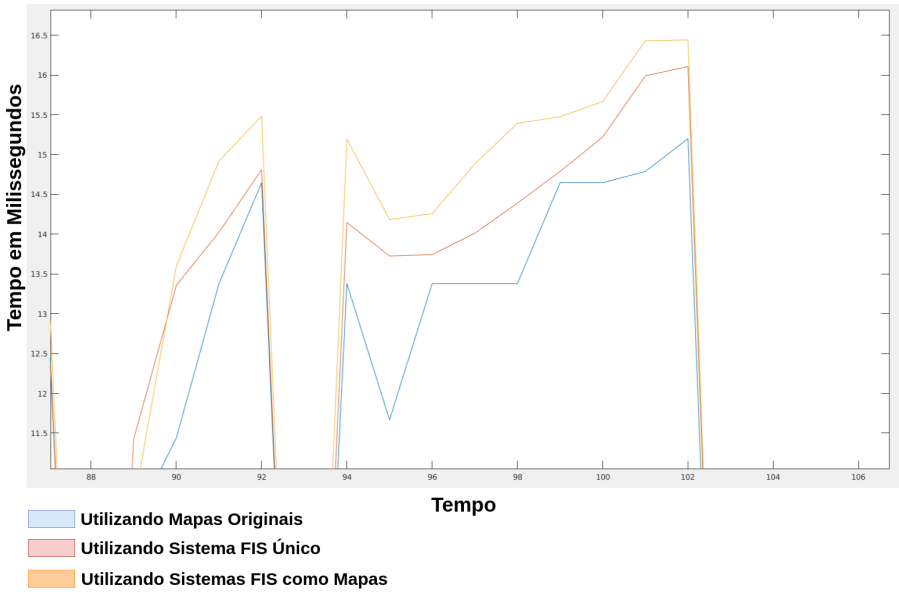
Quando utilizando o controlador FIS que abstrai todos os cálculos basta inferir ao sistema dados de RPM, MAP e temperatura do ar que este calculará o tempo de abertura dos bicos.

Figura 35: Resultado do tempo de abertura dos bicos injetores utilizando controlador Neuro-Fuzzy único



Como mostrado na Figura 35 os resultados são muito parecidos, no entanto quando comparados numericamente foram melhores do que o primeiro teste. A média de erro nesse teste foi de 0.01ms, um resultado extremamente satisfatório. A sua máxima de erro foi de 2.05ms, 0.46ms menor do que o teste anterior. A comparação entre a precisão dos dois métodos utilizados pode ser observado no gráfico ampliado da Figura 36.

Figura 36: Comparação entre os dois modelos utilizados em relação ao mapa estático



De maneira geral ambos os modelos obtiveram excelentes resultados, sendo que o segundo modelo se sobressaiu em questão de precisão, o que demonstra a capacidade de controles Neuro-Fuzzy lidarem com sistemas de alta precisão, requisito essencial em controles automotivos.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS E PROPOSTAS PARA TRABALHOS FUTUROS

Neste capítulo são apresentadas as considerações finais sobre o sistema de controle Neuro-Fuzzy aplicado em injeções eletrônicas automotivas, discutindo o resultado das avaliações observadas. Na sequência serão sugeridas propostas para trabalhos futuros identificados durante a realização deste trabalho pesquisa.

6.1 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A evolução dos motores de combustão interna é constante, mesmo que novas tecnologias de motores elétricos e híbridos estão sendo desenvolvidas, a maior parcela dos motores encontrados em veículos automotores continua sendo de combustão interna, portanto evoluir o gerenciamento dos mesmos buscando a melhor relação potência e eficiência ainda é uma das maiores preocupações da indústria automotiva. Neste trabalho foi proposto um sistema de controle que através de técnicas de inteligência artificial seja capaz de substituir o controle tradicional, baseado em tabelas de dados estáticos, por um controle dinâmico capaz de se adequar a qualquer tipo de ambiente com maior precisão.

O desenvolvimento dos controladores para injeção eletrônica desenvolvidos foram baseados em duas técnicas de inteligência computacional combinadas. Em suma a proposta foi utilizar redes neurais artificiais como método para calibrar um sistema de inferência Fuzzy. O FIS então recebe os dados de sensores do motor e retorna valores utilizados no controle de atuadores.

Para realização deste trabalho foram realizadas diversas pesquisas buscando o melhor entendimento do gerenciamento de um motor de combustão interna moderno, entendendo o funcionamento das injeções eletrônicas e de todo o conjunto mecânico envolvido.

Para realizar os testes e a validação do sistema foi montado um ambiente de simulação onde, tanto o método de controle convencional, baseado em mapas estáticos, quanto o método de controle Neuro-Fuzzy foram testados com base em dados capturados de um motor real.

A partir da comparação dos resultados obtidos pode-se constatar que o sistema de controle Neuro-Fuzzy se adequou muito bem ao gerenciamento de uma injeção eletrônica. Baseando-se nos valores de saída de cada tipo de controle observou-se que eles se mantiveram muito próximos na maior parte do tempo e que os valores mais discrepantes não trariam consequências

severas ao desempenho.

Com base nos dados apresentados neste trabalho foi possível comprovar a capacidade do sistema de controle Neuro-Fuzzy de se moldar ao ambiente e apresentar resultados satisfatórios, cumprindo assim, com o objetivo proposto.

6.2 PROPOSTAS PARA TRABALHOS FUTUROS

Esta seção lista algumas propostas para trabalhos futuros que visam melhorar o sistema desenvolvido neste trabalho.

1. Testar o sistema em um ambiente real, ou seja, inserido em uma injeção eletrônica com um motor em funcionamento e dados em tempo real.
2. Combinar o sistema com outros algoritmos de aprendizado e utilizar como método de ajuste do motor, realizando o aperfeiçoamento contínuo dos parâmetros.
3. Utilizar algoritmos de filtro para amenizar os valores muito discrepantes calculados pelo sistema.
4. Testar tempo de execução dos algoritmos e carga de processamento em um microcontrolador.

REFERÊNCIAS

ALBALADEJO, F. S. Desenvolvimento de Uma Unidade de Gerenciamento Eletrônico para Motores de Combustão Interna do Ciclo Otto. 2013.

ANACLETO, V. L. Avaliação do Uso do Sistema Operacional Embarcado FreeRTOS em Aplicações Automotivas. **Computer on the Beach**, 2016.

ANDERSON, D.; MCNEILL, G. **Artificial Neural Networks Technology**. Utica, NY, 1992.

BARRETO, J. M. Introdução às Redes Neurais Artificiais. **Universidade Federal de Santa Catarina**, 2002.

BILOBROVEC, M.; MARÇAL, R. F. M.; KOVALESKI, J. L. **Implementação de um sistema de controle inteligente utilizando a lógica fuzzy**. Bauru, SP: [s.n.], 2004.

BOSCH, R. **Manual de Tecnologia Automotiva**. 25. ed. [S.l.]: Blucher, 2005.

BOSCH, R. **Bosch Auto Parts**. may 2015. Disponível em: <<https://www.boschautoparts.com/en>>.

BOSCH, R. **Gasoline Engine Management Systems and Components**. reif@dhbw-ravensburg.de: Springer Vieweg, 2015.

BOWLING, B.; GRIPPO, A. **Megamanual**. 2010. Disponível em: <<http://www.megamanual.com/begintuning.htm>>.

CAMARGOS, F. L. **Lógica Nebulosa: Uma Abordagem Filosófica e Aplicada**. Florianópolis - SC, 2002.

CAPELLI, A. **Eletroeletrônica Automotiva**. 1. ed. [S.l.: s.n.], 2010.

CARNEIRO, F. S. P. Projeto e Desenvolvimento de um Sistema de Controle Eletrônico de Injeção Direta de GNV em Veículos Movidos a Gasolina/Álcool. **Universidade de Brasília**, 2011.

COPPIN, B. **Inteligência Artificial**. [S.l.]: LTC, 2013.

COSTA, P. G. **Bíblia do Carro**. 2002.

CUNHA, M. **Checksum**. 2015. Disponível em: <<https://www.checksum.pt/calcular-afr-usando-o-excel/>>.

DRUMM, F. C. et al. Poluição atmosférica proveniente da queima de combustíveis derivados do petróleo em veículos automotores. **Revista do Centro do Ciências Naturais e Exatas**, Santa Maria - RS, p. 66–78, 2014.

EDDY, M.; EWING, J. **As Europe Sours on Diesel, Germany Fights to Save It**. aug 2017. Disponível em: <<https://www.nytimes.com/2017/08/02/business/energy-environment/germany-diesel-car-emissions.html>>.

FACELI, K. et al. **Inteligência Artificial: Uma Abordagem de Aprendizado de Máquina**. Rio de Janeiro: LTC/GEN, 2011. ISBN 978-85-216-1880-5.

FARIAS, L. d. R. **Aplicação de Lógica Fuzzy no Controle do Consumo de Energia em Veículos Elétricos**. Araranguá: UFSC, 2014.

FIGUEIREDO, L. S. M. **Estudo do Aprimoramento de Performance de um Motor Honda com a Instalação de um Turbocompressor**. Rio de Janeiro: Universidade Federal do Rio de Janeiro, 2013.

FRASER, N. et al. Challenges for Increased Efficiency through Gasoline Engine Downsizing. **SAE World Congress & Exhibition**, 2009.

GOMIDE, F. A. C.; GUDWIN, R. R. **Modelagem, Controle, Sistemas e Lógica Fuzzy**. Campinas, SP: UNICAMP, 1994.

HAYKIN, S. **Redes Neurais: Princípios e Práticas**. 2. ed. [S.l.]: Bookman, 2001.

JANG, J.-S. R.; SUN, C.-T.; MIZUTANI, E. **Neuro-Fuzzy and Soft Computing**. [S.l.: s.n.], 1997.

KECMAN, V. **Learning and Soft Computing: Support Vector Machines, Neural Networks, and Fuzzy Logic Models**. Cambridge, Massachusetts: The MIT Press, 2001.

KOHONEN, T. The Self-Organizing Map. **Proceedings of the IEEE**, v. 78, n. 9, 1990.

MILHOR, C. E. Sistema de Desenvolvimento para Controle Eletrônico dos Motores de Combustão Interna Ciclo Otto. 2002.

Monnerat Júnior, P. H. **Controle Neural para Marcha Lenta de Veículos**. Campinas, SP, 2000.

MORAES, J. E. B. **Módulo Experimental para Determinação da Octanagem de Combustíveis**. Tese (Doutorado) — UFRGS, 2003.

Murguero Júnior, R. T. **Avaliação de um Sistema de Controle Autônomo para o Monitoramento de Abrigos de Cultivo**. Araranguá: UFSC, 2016.

ORTEGA, M. **Willys-Overland**. 2017. Disponível em:
<<http://www.willysoverland.com.br/ignicao.php>>.

PASSARINI, L. C. **Projeto e análise de válvulas eletromagnéticas injetoras de combustível: uma nova proposta**. São Carlos: Universidade de São Paulo, 1993. 388 p.

RAUBER, T. W. **Redes Neurais Artificiais**. Vitória - ES: Universidade Federal do Espírito Santo, 2005.

SANDRI, S.; CORREA, C. **Lógica Nebulosa**. São José dos Campos: INPE, 1999.

SASAKI, S. **Toyota's Newly Developed Hybrid Powertrain**. Toyota, Japan: IEEE, 1998.

TANSCHHEIT, R. **Sistemas Fuzzy**. Rio de Janeiro: Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, 2004.

TEIXEIRA, F.; TOURNIER, D. R. Utilização de telemetria para diagnóstico automotivo à distância. **Blucher Engineering Proceedings**, 2015.

ZAMARO, L. A. **Injeção Direta de Gasolina - Evolução Fundamental e Novos Conceitos em aceitação**. 2016. Disponível em:
<<http://www.oficinabrasil.com.br/noticia/tecnicas/injecao-direta-de-gasolina-evolucao-fundamental-e-novos-conceitos-em-aceitacao>>.