



**UNIVERSIDADE FEDERAL DA BAHIA**  
**ESCOLA POLITÉCNICA**  
**PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA INDUSTRIAL**

**PAULO ESTEVES DE ALMEIDA SILVA**

**MODELO PARA A PREDIÇÃO DA PROPORÇÃO DOS  
COMBUSTÍVEIS QUE ALIMENTAM UM MOTOR DE  
TRÊS CILINDROS EM UM VEÍCULO COMPACTO**

Salvador  
2018

**PAULO ESTEVES DE ALMEIDA SILVA**

**MODELO PARA A PREDIÇÃO DA PROPORÇÃO DOS  
COMBUSTÍVEIS QUE ALIMENTAM UM MOTOR DE  
TRÊS CILINDROS EM UM VEÍCULO COMPACTO**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Industrial (PEI), Escola Politécnica, da Universidade Federal da Bahia como requisito para obtenção do grau de Mestre em Engenharia Industrial.

Orientador: Prof. Dr. Robson da Silva Magalhães

Salvador  
2018

**PAULO ESTEVES DE ALMEIDA SILVA**

**MODELO PARA A PREDIÇÃO DA PROPORÇÃO DOS  
COMBUSTÍVEIS QUE ALIMENTAM UM MOTOR DE  
TRÊS CILINDROS EM UM VEÍCULO COMPACTO**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-graduação em Engenharia Industrial (PEI), Escola Politécnica, da Universidade Federal da Bahia como requisito para obtenção do grau de Mestre em Engenharia Industrial.

Aprovada em 30 de Agosto de 2018.

Prof. Dr. Robson da Silva Magalhães \_\_\_\_\_  
Doutor em Engenharia Industrial  
Universidade Federal da Bahia

Prof. Dr. Marcio André Fernandes Martins \_\_\_\_\_  
Doutor em Engenharia Química  
Universidade de São Paulo

Prof. Dr. Júlio César Chaves Câmara \_\_\_\_\_  
Doutor em Modelagem computacional e Tecnologia Industrial  
Universidade Senai - Departamento Regional Bahia

Salvador  
2018

*Dedico esta dissertação aos meus pais, que tanto se empenharam em nos dar a melhor educação, a minha esposa Carla, companheira nos momentos de angústia e de felicidade, e a meu filho Thomas, fonte de momentos de alegria durante o desenvolvimento deste trabalho.*

## **AGRADECIMENTOS**

Agradeço primeiramente a Jeová Deus, pela vida, pela força e sabedoria necessárias para seguir em frente com os meus objetivos.

Ao meu orientador professor Robson da Silva Magalhães pelas orientações que tanto contribuíram com o desenvolvimento deste trabalho, pela amizade e confiança desenvolvidas ao longo desse processo.

À equipe do departamento de Mobilidade da Universidade Senai-Cimatec pelo apoio na execução dos experimentos envolvidos nesta pesquisa. Aos colegas de profissão e alunos do Centro Universitário Estácio da Bahia que colaboraram com o desenvolvimento deste trabalho, em especial a equipe do grupo de extensão Piratas da Engenharia.

Aos meus pais pela educação doméstica e acadêmica que sempre se esforçaram para me fornecer, pelo amor e constante apoio que sempre me dão forças.

Ao meu irmão e tantos outros amigos verdadeiros que são, também, uma base da minha formação pessoal.

À minha esposa Carla, minha parceira em todo e qualquer projeto, à quem é impossível agradecer apenas com palavras.

À UFBA e a FAPESB pelo apoio acadêmico e financeiro.

*“Feliz o homem que acha sabedoria  
E o homem que obtém discernimento;  
Ganhar sabedoria é melhor do que ganhar prata,  
E obtê-la é melhor do que obter ouro.”  
(Tradução do Novo Mundo da Bíblia Sagrada, Provérbios 3:13,14)*

SILVA, Paulo E. de A. **Modelo para a predição da proporção dos combustíveis que alimentam um motor de três cilindros em um veículo compacto**. 111 f. il. 2018. Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-graduação em Engenharia Industrial (PEI), Escola Politécnica, da Universidade Federal da Bahia. Salvador, 2018.

## RESUMO

Com a busca da eficiência energética nos veículos automotivos, levando-se em conta a necessidade de minimizar o impacto ambiental decorrente do uso desses veículos, os recentes esforços para melhorar os sistemas de controle da queima do combustível tornaram-se uma estratégia de destaque no mercado automotivo. O objetivo deste trabalho é o desenvolvimento de modelos para realização da predição da proporção de etanol presente em uma mistura de combustíveis utilizada em um veículo *flex* equipado com um motor de três cilindros. Os modelos são desenvolvidos com a utilização das informações de variáveis provenientes de medições realizadas pelo sistema de controle de um motor de três cilindros e por um acelerômetro tridimensional acoplado ao motor. É descrita a metodologia experimental aplicada para a aquisição dos sinais provenientes da operação de um motor de três cilindros, instalado em um veículo de passeio. Os sinais adquiridos foram tratados e utilizados em modelos baseados em estruturas de Regressão Linear Múltipla e Redes Neurais Artificiais para a predição da proporção em volume de etanol da mistura de combustíveis utilizada. Os modelos se mostraram eficientes na predição da proporção de etanol no combustível utilizado pelo motor, apresentando uma melhor aproximação entre os valores preditos e os valores reais quando comparados com os dados fornecidos pelo sistema de controle do motor.

**Palavras-chave:** Vibrações. Motor de combustão. Combustível. Redes Neurais Artificiais. Regressão Linear Múltipla.

SILVA, Paulo E. de A. **Model for prediction of the proportion of the fuel blends that feed a three-cylinder engine in a compact vehicle.** 111 pp. il. 2018. Master Dissertation - Programa de Pós-graduação em Engenharia Industrial (PEI), Escola Politécnica, da Universidade Federal da Bahia. Salvador, 2018.

### **ABSTRACT**

With the pursuit of energy efficiency in automotive vehicles, taking into account the need to minimize the environmental impact of the use of these vehicles, recent efforts to improve fuel combustion control systems have become a prominent strategy in the automotive industry. The aim of this work is the development of models for prediction of the proportion of ethanol present in a fuel blend used in a flex vehicle equipped with a three-cylinder engine. The models are developed with the use of the information based on measurements made by the control system of a three-cylinder engine and a three-dimensional accelerometer coupled to the engine. The experimental methodology applied for the signal acquisition from the operation of a three-cylinder engine, installed in a passenger vehicle, is described. The acquired signals were treated and used in models based on Multiple Linear Regression and Artificial Neural Networks for the prediction of the ethanol volume ratio on the fuel blend. The models proved to be efficient in predicting the proportion of ethanol in the fuel blend, presenting a better approximation between the predicted values and the actual values when compared with the data provided by the engine control system.

**Keywords:** Vibration. Internal Combustion Engine. Fuel. Neural Network. Multiple Linear Regression.

## LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 – Quatro tempos do motor de combustão . . . . .	22
Figura 2 – Diagrama P-V Ciclo Otto . . . . .	23
Figura 3 – Curvas de torque de um motor abastecido com variados tipos de combustíveis . . . . .	24
Figura 4 – Sensor de rotação indutivo . . . . .	26
Figura 5 – Sensor de Oxigênio . . . . .	29
Figura 6 – Conector padrão <i>On-Board Diagnostic-2</i> (OBD-II) . . . . .	31
Figura 7 – Relação de $\lambda$ com potência e consumo específico de combustível . . . . .	32
Figura 8 – Diagrama de blocos do sistema de controle da mistura ar-combustível . . . . .	34
Figura 9 – Representação dos seis graus de liberdade do motor . . . . .	35
Figura 10 – Princípio de Funcionamento dos sensores <i>Microeletromechanical Systems</i> (MEMS) capacitivos . . . . .	38
Figura 11 – Sinais de vibração visualizados nos domínios de tempo e frequência . . . . .	40
Figura 12 – Medidas relacionadas a magnitude do sinal . . . . .	41
Figura 13 – Determinação do volume de etanol presente no combustível E27 através do teste de proveta . . . . .	44
Figura 14 – Ferramenta de diagnóstico PDL4000 . . . . .	47
Figura 15 – Posicionamento do sensor sobre o motor . . . . .	47
Figura 16 – Direções das dinâmicas captadas pelo acelerômetro . . . . .	48
Figura 17 – Setup para aquisição de dados . . . . .	48
Figura 18 – Seleção dos pontos através do sinal de rotação da mistura E45 . . . . .	49
Figura 19 – Identificação dos limites para separação do sinal de aceleração na direção $x$ para a mistura E45 . . . . .	49
Figura 20 – Neurônio artificial . . . . .	59
Figura 21 – Arquitetura de uma Redes Neurais Artificiais (RNA) . . . . .	61
Figura 22 – Tipos de estrutura de uma RNA . . . . .	61
Figura 23 – Resultado do percentual de etanol no combustível calculado pela Unidade de Controle Eletrônico (UCE) . . . . .	71
Figura 24 – Resultado do percentual de etanol no combustível para o modelo Regressão Linear Múltipla (RLM)01 . . . . .	73
Figura 25 – Resultado do percentual de etanol no combustível para o modelo RLM02 . . . . .	74
Figura 26 – Distribuição dos resíduos normalizados . . . . .	75
Figura 27 – Resíduos <i>versus</i> valores ajustados . . . . .	76
Figura 28 – Resíduos <i>versus</i> ordem de observação . . . . .	76
Figura 29 – Valores preditos <i>versus</i> valores apurados . . . . .	77
Figura 30 – Erro quadrático global em função do número de neurônios na camada oculta da RNA . . . . .	78

Figura 31 – Resultado do percentual de etanol no combustível para o modelo RNA01	79
Figura 32 – Comparação entre os erros do modelo RNA01 e da UCE para cada predição . . . . .	81
Figura A.1 – Amplitudes RMS de vibração em função das rotações e misturas aplica- das para o regime Ponto Morto (PM) . . . . .	95
Figura A.2 – Amplitudes RMS de vibração em função das rotações e misturas aplica- das para o regime Em Marcha (EM) . . . . .	96
Figura B.1 – Histogramas para as variáveis em regime PM . . . . .	97
Figura B.2 – Histogramas para as variáveis em regime EM . . . . .	99
Figura B.3 – Gráficos de séries temporais para variáveis em regime PM . . . . .	103
Figura B.4 – Gráficos de séries temporais para variáveis em regime EM . . . . .	105
Figura B.5 – Gráficos boxplot para variáveis em regime PM . . . . .	107
Figura B.6 – Gráficos boxplot para variáveis em regime EM . . . . .	109

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Características técnicas do motor . . . . .	43
Tabela 2 – Volumes de etanol e gasolina nas amostras . . . . .	45
Tabela 3 – Características das variáveis coletadas no experimento . . . . .	50
Tabela 4 – <i>Analysis of Variance</i> (ANOVA) no teste de significância do modelo . .	56
Tabela 5 – Correlação de Pearson e p-valor entre as variáveis preditoras e a variável de saída (Percentual de etanol na mistura) . . . . .	67
Tabela 6 – Resultados UCE . . . . .	72
Tabela 7 – Resultados RLM01 . . . . .	73
Tabela 8 – Resultados RLM02 . . . . .	74
Tabela 9 – ANOVA para modelo RLM02 . . . . .	75
Tabela 10 – Resultados RNA01 . . . . .	79
Tabela 11 – Comparação dos desempenhos dos modelos . . . . .	80
Tabela A.1 – Acelerações <i>Root Mean Square</i> (RMS) para o regime PM . . . . .	93
Tabela A.2 – Acelerações RMS para o regime EM . . . . .	94
Tabela B.1 – Estatística descritiva para os dados obtidos em regime Ponto Morto (PM)	101
Tabela B.2 – Estatística descritiva para os dados obtidos em regime Em Marcha (EM)	102
Tabela C.1 – Parâmetros do modelo ( $\beta_j$ ) e <i>Variance Inflation Factor</i> (VIF)s para as variáveis aplicadas no modelo RLM01 . . . . .	111
Tabela C.2 – Parâmetros do modelo ( $\beta_j$ ) e VIFs para as variáveis aplicadas no modelo RLM02 . . . . .	112

## LISTA DE ABREVIATURAS

<b>ABNT</b>	Associação Brasileira de Normas Técnicas
<b>AEAC</b>	Álcool Etílico Anidro Combustível
<b>AEHC</b>	Álcool Etílico Hidratado Combustível
<b>ANOVA</b>	<i>Analysis of Variance</i>
<b>ANP</b>	Agência Nacional do Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis
<b>DDM</b>	<i>Dynamic Division Method</i>
<b>EQM</b>	Erro Quadrático Médio
<b>EM</b>	Em Marcha
<b>EOBD</b>	<i>European On-Board Diagnostic</i>
<b>FFT</b>	<i>Fast Fourier Transform</i>
<b>GNV</b>	Gás Natural Veicular
<b>MAF</b>	<i>Mass Air Flow</i>
<b>MAP</b>	<i>Manifold Absolute Pressure</i>
<b>MCI</b>	Motor de Combustão Interna
<b>MEMS</b>	<i>Microelectromechanical Systems</i>
<b>NBR</b>	Norma Brasileira
<b>NTC</b>	<i>Negative Temperature Coefficient</i>
<b>NVH</b>	<i>Noise Vibration and Harshness</i>
<b>OBD</b>	<i>On-Board Diagnostic</i>
<b>OBD-II</b>	<i>On-Board Diagnostic-2</i>
<b>PM</b>	Ponto Morto
<b>PMI</b>	Ponto Morto Inferior
<b>PMS</b>	Ponto Morto Superior
<b>PTC</b>	<i>Positive Temperature Coefficient</i>
<b>RNA</b>	Redes Neurais Artificiais
<b>RLM</b>	Regressão Linear Múltipla
<b>RMS</b>	<i>Root Mean Square</i>
<b>UCE</b>	Unidade de Controle Eletrônico
<b>VIF</b>	<i>Variance Inflation Factor</i>

## LISTA DE SÍMBOLOS

$\alpha$	Nível de significância
$\bar{y}_i$	Valores médios das variáveis de resposta $y_i$
$\beta_j$	Coefficientes de regressão
$\Delta W^k$	Diferença entre pesos inicial e final para $k$ -ésima iteração
$\eta$	Taxa de aprendizagem
$\hat{\beta}_k$	Estimadores calculados para a regressão
$\hat{y}_i$	Valores estimados das variáveis de resposta $y_i$
$\lambda$	Coefficiente lambda
$\mu_R$	Média dos valores da amostra $R$
$\phi(\cdot)$	Função de ativação
$\sigma_R$	Desvio padrão dos valores da amostra $R$
$\tau$	<i>Modified Thompson Tau</i>
$a$	Aceleração
$A_p$	Área do pistão
$b_k$	bias
$C_1$	Capacitância 1 entre as placas do sensor
$C_2$	Capacitância 2 entre as placas do sensor
$D$	Derivada do erro considerando a função de ativação
$d$	Distância inicial entre as placas
$d_i$	Erros normalizados
$dx$	Deslocamento do pistão
$E$	Percentual de etanol na mistura
$e_i$	Erro para cada $i$ -ésima predição da amostra
$E_t$	Volume de etanol hidratado na mistura
$F$	Força gerada na combustão
$F_0$	Teste estatístico $F$
$G_C$	Volume de gasolina tipo C da mistura
$H_0$	Hipótese nula
$H_1$	Hipótese alternativa
$k$	Número de parâmetros do modelo

$K_s$	Constante elástica da mola
$L$	Função dos mínimos quadrados
$m$	Momento para evitar o mínimo local
$m_c$	Massa de combustível
$m_{ar}$	Massa de ar
$m_{pr}$	Massa da placa móvel
$MQ_E$	Média quadrática dos resíduos
$MQ_R$	Média quadrática da regressão em relação a variabilidade de $y_i$
$N$	Número de pontos na amostra
$P$	Pressão de combustão
$p$	Número de amostras do modelo
$P(f)$	Intensidade do sinal no domínio da frequência
$P(t)$	Intensidade do sinal no domínio do tempo
$p_1$	Tamanho da menor amostra
$p_2$	Tamanho da maior amostra
$R$	Soma dos postos da menor amostra
$R^2$	Coefficiente de determinação múltipla
$R_j^2$	Coefficiente de determinação múltipla entre as variáveis
$R_{ac}$	Razão da mistura ar-combustível
$S_n$	Valores dos pontos do sinal de aceleração no domínio do tempo
$SQ_E$	Soma quadrática dos resíduos
$SQ_R$	Soma quadrática da regressão em relação a variabilidade de $y_i$
$SQ_T$	Soma quadrática total da variável de resposta
$T$	Torque
$t_{\alpha/2}$	Valor da distribuição $t$ de <i>Student</i> com base em um nível de significância $\alpha$ de 5%
$V$	Volume total da mistura
$V_0$	Tensão no grupo de placas fixas
$V_k$	Combinação linear dos sinais de entrada
$V_x$	Tensão na placa móvel
$w_{ki}$	Pesos sinápticos
$x$	Deslocamento

$x_1$	Distância 1 entre as placas do sensor
$x_2$	Distância 2 entre as placas do sensor
$x_j$	Variáveis preditoras
$y$	Variável de saída do modelo
$y_i$	Valor de saída para cada $i$ -ésimo padrão da amostra
$Y_k$	Saída do $k$ -ésimo neurônio
$z$	<i>Wilcoxon rank sum test</i> tabelado
$z_{calc}$	<i>Wilcoxon rank sum test</i> calculado

## **LISTA DE PUBLICAÇÕES**

- Silva, Paulo E. de A.; Magalhães, R.S.; Uso dos sinais de vibração na predição da proporção dos combustíveis utilizados para o acionamento de um motor de três cilindros em um veículo compacto. **Revista SODEBRÁS**, v.13, p.172-177, 2018.

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO</b> . . . . .	18
1.1	MOTIVAÇÃO E CONTRIBUIÇÃO . . . . .	18
1.2	OBJETIVOS . . . . .	19
1.3	JUSTIFICATIVA . . . . .	19
1.4	ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO . . . . .	20
<b>2</b>	<b>REVISÃO BIBLIOGRÁFICA</b> . . . . .	21
2.1	MOTORES DE COMBUSTÃO INTERNA CICLO OTTO . . . . .	21
2.2	SISTEMA DE CONTROLE DOS MOTORES DE COMBUSTÃO CI- CLO OTTO . . . . .	25
2.2.1	Sensores . . . . .	26
2.2.2	Atuadores . . . . .	29
2.2.3	Unidade de Controle . . . . .	29
2.3	COMBUSTÍVEIS E ESTEQUIOMETRIA . . . . .	30
2.3.1	Identificação do combustível em motores <i>flex</i> . . . . .	33
2.4	VIBRAÇÕES EM MOTORES DE COMBUSTÃO INTERNA . . . . .	35
2.4.1	Aquisição e tratamento dos sinais . . . . .	37
2.5	CONSIDERAÇÕES SOBRE O CAPÍTULO . . . . .	41
<b>3</b>	<b>MATERIAIS E MÉTODOS</b> . . . . .	43
3.1	SETUP EXPERIMENTAL . . . . .	43
3.2	AQUISIÇÃO E TRATAMENTO DOS DADOS . . . . .	46
3.2.1	Ferramenta portátil para diagnóstico . . . . .	46
3.2.2	Acelerômetro . . . . .	47
3.2.3	Organização dos dados . . . . .	48
3.3	CONSIDERAÇÕES SOBRE O CAPÍTULO . . . . .	51
<b>4</b>	<b>REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA E REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS</b>	52
4.1	INTRODUÇÃO . . . . .	52
4.2	REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA . . . . .	53
4.2.1	Significância do modelo . . . . .	54
4.2.2	Pressupostos para validação de modelos baseados em RLM . . . . .	56
4.3	REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS . . . . .	58
4.3.1	O neurônio matemático . . . . .	59
4.3.2	Arquitetura da rede . . . . .	60
4.3.3	Treinamento das RNAs . . . . .	62
4.4	AVALIAÇÃO DA EFICIÊNCIA DOS MODELOS . . . . .	63
4.4.1	Coefficiente de determinação múltipla ( $R^2$ ) . . . . .	63

4.4.2	Erro Quadrático Médio (EQM) . . . . .	63
4.5	CONSIDERAÇÕES SOBRE O CAPÍTULO . . . . .	64
<b>5</b>	<b>PREDIÇÃO DA PROPORÇÃO DE COMBUSTÍVEIS COM MODE-</b>	
	<b>LOS (RLM E RNA) . . . . .</b>	<b>65</b>
5.1	INTRODUÇÃO . . . . .	65
5.2	PRÉ-PROCESSAMENTO DOS DADOS . . . . .	65
5.2.1	Análise estatística dos dados . . . . .	66
5.3	DESENVOLVIMENTO DOS MODELOS . . . . .	70
5.4	ESTRUTURAS DOS MODELOS BASEADOS EM RLM . . . . .	72
5.4.1	Modelo RLM01 . . . . .	72
5.4.2	Modelo RLM02 . . . . .	73
5.5	ESTRUTURA DOS MODELOS BASEADOS EM RNA . . . . .	77
5.5.1	Modelo RNA01 . . . . .	78
5.6	AVALIAÇÃO DA EFICIÊNCIA DOS MODELOS . . . . .	79
5.7	CONSIDERAÇÕES SOBRE O CAPÍTULO . . . . .	80
<b>6</b>	<b>CONCLUSÃO . . . . .</b>	<b>82</b>
6.1	SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS . . . . .	83
	<b>REFERÊNCIAS . . . . .</b>	<b>85</b>
	<b>APÊNDICES . . . . .</b>	<b>92</b>
	<b>APÊNDICE A – AMPLITUDES RMS . . . . .</b>	<b>93</b>
	<b>APÊNDICE B – TRATAMENTO ESTATÍSTICO DOS DADOS . . . . .</b>	<b>97</b>
	<b>APÊNDICE C – VARIÁVEIS DOS MODELOS RLM . . . . .</b>	<b>111</b>

# 1 INTRODUÇÃO

## 1.1 MOTIVAÇÃO E CONTRIBUIÇÃO

A busca pela excelência na satisfação do cliente tem exigido da indústria automotiva um intenso trabalho de engenharia. Um dos principais objetivos é a melhoria da eficiência energética obtida pelos veículos, considerando-se a minimização do impacto ambiental consequente do uso desses equipamentos. A queima imperfeita do combustível fóssil é uma grande fonte de produção dos gases do efeito estufa entre outros poluentes<sup>1</sup>.

Nesse contexto, os motores de três cilindros estão ganhando destaque no mercado automotivo, já que esses motores apresentam vantagens, tais como: a economia de combustível, um menor peso e um menor espaço ocupado. Porém, quando comparados aos motores de quatro cilindros, esse tipo de motor apresenta algumas desvantagens, principalmente no campo de *Noise Vibration and Harshness* (NVH) - termo utilizado na indústria automotiva e que se relaciona aos fenômenos de ruído, vibração e aspereza nos veículos automotores.

O fenômeno vibratório é inerente aos equipamentos dinâmicos. O motor de combustão é identificado como a principal fonte de ruído e vibração em um veículo automotivo<sup>2</sup>. Por sua vez, a queima do combustível no cilindro é a principal fonte de vibração no motor de combustão<sup>3</sup>, e a intensidade dos sinais de vibração em motores é fortemente relacionada com o combustível utilizado<sup>4</sup>.

O controle da queima do combustível se dá através do sistema de injeção eletrônica, o qual trata-se de um aparato de alimentação de combustível e gerenciamento eletrônico de parâmetros de funcionamento de um motor de combustão em um veículo. Com base nos dados de funcionamento do motor, a injeção de combustível no cilindro é controlada de modo a atingir a eficiência da queima.

A modernização dos componentes eletrônicos tem permitido uma evolução constante desse sistema de gerenciamento, motivada principalmente pelas resoluções governamentais que visam reduzir o impacto da queima do combustível fóssil ou biocombustível sobre o ambiente. Uma dessas evoluções foi a tecnologia bicombustível ou *flexfuel*, na qual o motor pode ser acionado com misturas de combustíveis em diferentes proporções. Nos veículos modernos um sensor é utilizado após a queima para identificar a quantidade de oxigênio nos produtos do processo de combustão. Com essa informação é possível adequar a injeção de combustível de modo a atingir a proporção estequiométrica da mistura ar/combustível na admissão e assim melhorar a eficiência da queima.

A contribuição deste trabalho é o desenvolvimento de modelos de predição para identificação do combustível em um motor de um veículo *flexfuel*. Nesses modelos, é acrescentado ao sistema de gerenciamento eletrônico um sensor de vibração (acelerômetro) tridimensional. Devido a relação entre a dinâmica do motor e o processo de combustão,

a inclusão do sensor acelerômetro permitirá uma melhoria na predição da proporção da mistura de combustíveis utilizada pelo motor e conseqüentemente sua melhor eficiência energética.

## 1.2 OBJETIVOS

O **objetivo geral** deste trabalho é o desenvolvimento de modelos baseados nas técnicas de Redes Neurais Artificiais (RNA) e de Regressão Linear Múltipla (RLM) para a predição do percentual de etanol na composição da mistura de combustíveis utilizada em um motor de três cilindros em um veículo *flex* utilizando os sinais de vibração do motor e do sistema de injeção eletrônica como variáveis de entrada.

Os **objetivos específicos** são:

- Desenvolver e aplicar uma metodologia para aquisição dos dados de funcionamento do motor
- Identificar e aplicar as melhores estruturas dos modelos de predição baseados nas técnicas de Regressão Linear Múltipla (RLM) e Redes Neurais Artificiais (RNA)
- Verificar, através de medidas estatísticas, a eficiência dos modelos em comparação aos métodos de predição utilizados pelo sistema de controle do motor

## 1.3 JUSTIFICATIVA

Os sinais de vibração originados pelos motores podem ser utilizados para monitoramento das condições de funcionamento desses equipamentos. Através da análise de vibrações podem ser realizadas ações, tal como a verificação da integridade estrutural de componentes de um motor<sup>5</sup>. Porém, o sensor de vibração não é um componente básico presente em todos os sistemas de injeção eletrônica.

As técnicas aplicadas para construção dos modelos possuem grande efetividade na correlação de variáveis. As técnicas de RNA e RLM são amplamente utilizadas para análise de comportamento de sistemas dinâmicos.

Através da inclusão dos dados provenientes das medidas realizadas pelo acelerômetro como variáveis de entrada e da elaboração dos modelos, é alcançada uma maior precisão na identificação da proporção da mistura de combustíveis (gasolina/etanol). Essa maior precisão resultará em melhoria da eficiência energética do motor.

No âmbito acadêmico, a pesquisa apresentada será de grande valor em vista da apresentação de resultados abrangentes em diferenciados campos da engenharia como modelagem de sistemas dinâmicos, controle de processos, tratamento estatístico de dados, ruídos e vibrações, motores e combustão, entre outros.

## 1.4 ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

O trabalho foi estruturado em capítulos organizados de forma a possibilitar o entendimento gradativo dos assuntos necessários.

No Capítulo 2 é apresentada uma revisão bibliográfica sobre o comportamento dinâmico de um motor de combustão interna e dos aspectos envolvidos no gerenciamento eletrônico do funcionamento do motor. São abordados aspectos técnicos do funcionamento do sistema de controle eletrônico do motor e sua importância no controle de emissões de poluentes. É apresentado o conceito de relação estequiométrica, e são destacadas as principais características dos combustíveis utilizados pelos motores ciclo Otto. São apresentados também os conceitos principais para o entendimento do comportamento vibratório do motor e seus impactos sobre o funcionamento e qualidade do veículo.

No Capítulo 3, é apresentada a metodologia experimental aplicada para a aquisição dos dados. Neste capítulo são caracterizados os equipamentos e ferramentas utilizadas no experimento. São detalhadas também todas as normas e resoluções que basearam a preparação e controle do experimento e das amostras utilizadas.

No Capítulo 4 é apresentada uma revisão bibliográfica dos conceitos relacionados com as técnicas de RLM e de RNA. As bases matemáticas e estrutura dos modelos baseados nessas técnicas são discutidos. São apresentados também as métricas e critérios de avaliação dos modelos propostos.

No Capítulo 5 é descrita a metodologia do desenvolvimento dos modelos de predição. A qualidade dos modelos é avaliada com base na comparação dos resultados obtidos com a informação da identificação do combustível realizada pela UCE do motor.

No Capítulo 6 são apresentadas as conclusões finais e sugestões para o desenvolvimento de trabalhos futuros.

## 2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Neste capítulo estão apresentados os conceitos básicos para o entendimento do funcionamento do motor de combustão interna, destacando-se os principais parâmetros operacionais e os elementos responsáveis pela identificação correta do combustível utilizado, e o controle da mistura ar-combustível.

É importante que se tenha uma compreensão clara das características dos combustíveis utilizados nos motores ciclo Otto, do conceito da reação estequiométrica e a sua importância sobre o funcionamento do motor, assim como das rotinas e estratégias de controle utilizadas para identificação do combustível nos motores modernos.

Também é necessário que haja clareza sobre o comportamento vibratório de um motor de combustão, e os métodos de tratamento e aquisição dos sinais de vibração. Esse entendimento é essencial para a aplicação do método proposto, uma vez que a análise dinâmica é uma das fontes de variáveis preditoras para os modelos propostos.

### 2.1 MOTORES DE COMBUSTÃO INTERNA CICLO OTTO

O objetivo de um Motor de Combustão Interna (MCI) é a produção de energia mecânica a partir da energia química contida em um combustível. A energia é liberada através da queima ou oxidação do combustível dentro do cilindro<sup>6</sup>. Em sua maioria, os motores de combustão interna são motores alternativos, onde os pistões se movem linearmente, em movimentos alternados, dentro dos cilindros. Os motores podem possuir um ou mais cilindros<sup>7</sup>.

Os motores podem ser classificados segundo vários parâmetros. Considerando-se a forma da ignição da mistura ar-combustível, os motores são classificados em dois tipos: ignição por compressão ou ignição por centelha<sup>6</sup>.

Nos motores de ignição por compressão, ocorre a admissão da massa de ar para o interior do cilindro. A massa de ar tem sua pressão e temperatura elevadas devido ao movimento de subida do pistão e redução do volume ocupado. O combustível é injetado na câmara e ao entrar em contato com a massa de ar, a uma alta pressão e uma alta temperatura, ocorre a combustão da mistura<sup>6</sup>.

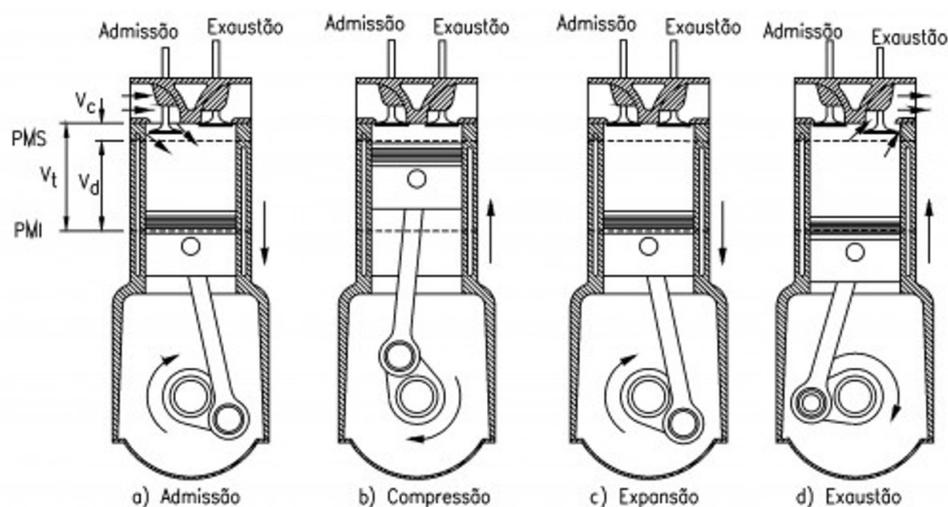
Nos motores de ignição por centelha, ocorre a admissão da mistura ar-combustível pelo cilindro. Após a compressão da mistura ar-combustível, um calor inicial é fornecido através de uma vela de ignição. A vela de ignição promove uma descarga elétrica de alta tensão entre dois eletrodos. Essa descarga elétrica promove a queima da mistura no cilindro onde a vela está localizada<sup>6</sup>.

Considerando-se o ciclo de funcionamento, o motor pode ser classificado com relação

a quantidade de tempos, ou movimentos do pistão em cada ciclo<sup>7</sup>. No motor de quatro tempos o pistão se move quatro vezes em um ciclo, alternando seus movimentos. Portanto, o ciclo completo tem uma duração de duas voltas do motor, considerando-se que cada movimento completo do pistão em uma determinada direção equivale a um movimento de 180 graus da árvore de manivelas<sup>8</sup>.

Os motores ciclo Otto são motores de ignição por centelha, em sua maioria com quatro tempos<sup>8</sup>. Os tempos de funcionamento são chamados de: admissão, compressão, combustão e exaustão. Esses tempos de funcionamento estão ilustrados na Figura 1.

Figura 1 – Quatro tempos do motor de combustão



Fonte: Adaptado de Heywood<sup>6</sup>

Pereira<sup>9</sup> descreve os tempos de funcionamento do motor. No tempo de admissão a válvula de admissão fica aberta e o pistão se move do Ponto Morto Superior (PMS) para o Ponto Morto Inferior (PMI), aspirando a mistura ar-combustível do coletor de admissão. No tempo de compressão a válvula de admissão se fecha e o pistão passa a comprimir a mistura, se deslocando do PMI para o PMS. Pouco antes do pistão alcançar o PMS, o sistema de ignição aciona a centelha da vela para queimar a mistura ar-combustível. A combustão provoca o aumento da pressão no cilindro e impulsiona o pistão novamente do PMS para o PMI. Esse tempo de combustão ou expansão é o único que gera o trabalho. No último tempo, de exaustão, as válvulas de exaustão se abrem e o deslocamento do pistão do PMI para o PMS impulsiona os gases da queima para fora do cilindro<sup>9</sup>.

A energia produzida pelo motor é entregue na forma de trabalho, ou torque. Pulkrabek<sup>7</sup> descreve o torque como o resultado de uma força agindo através de uma determinada distância. A força no motor se desenvolve devido a pressão da combustão na

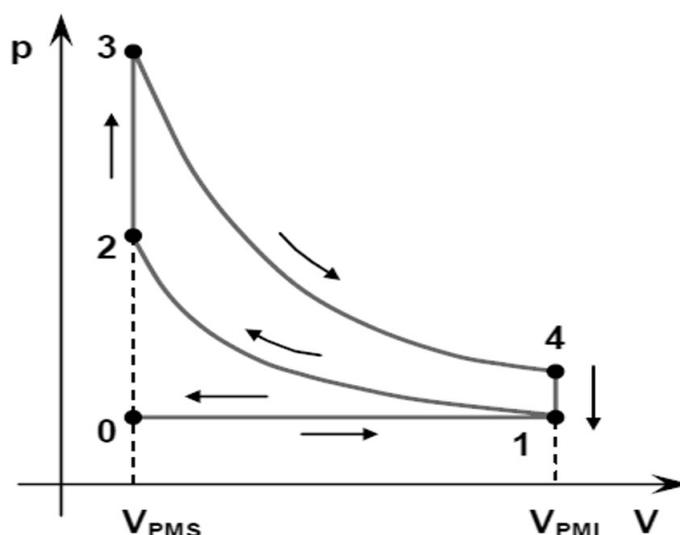
câmara, que promove o deslocamento do pistão<sup>7</sup>. A Equação 2.1 demonstra a relação do torque ( $T$ ) com as variáveis operacionais do motor. A força pode ser representada pelo produto da pressão de combustão e da área do pistão.

$$T = \int F dx = \int P A_p dx, \quad (2.1)$$

onde,  $T$  é o torque,  $F$  é a força gerada pela combustão,  $P$  é a pressão de combustão,  $A_p$  é a área do pistão e  $dx$  é o deslocamento do pistão.

O torque produzido em cada cilindro é, então, função da pressão exercida na queima. A variação de pressão no interior do cilindro em um ciclo pode ser representada pelo diagrama PV, conforme ilustrado na Figura 2. Nessa figura o tempo de admissão é representado no processo (0—1), compressão no processo (1—2), combustão no processo (2—3) seguido pela expansão no processo (3—4) e exaustão no processo (4—1—0)<sup>7</sup>.

Figura 2 – Diagrama P-V Ciclo Otto



Fonte: Adaptado de Pulkrabek<sup>7</sup>

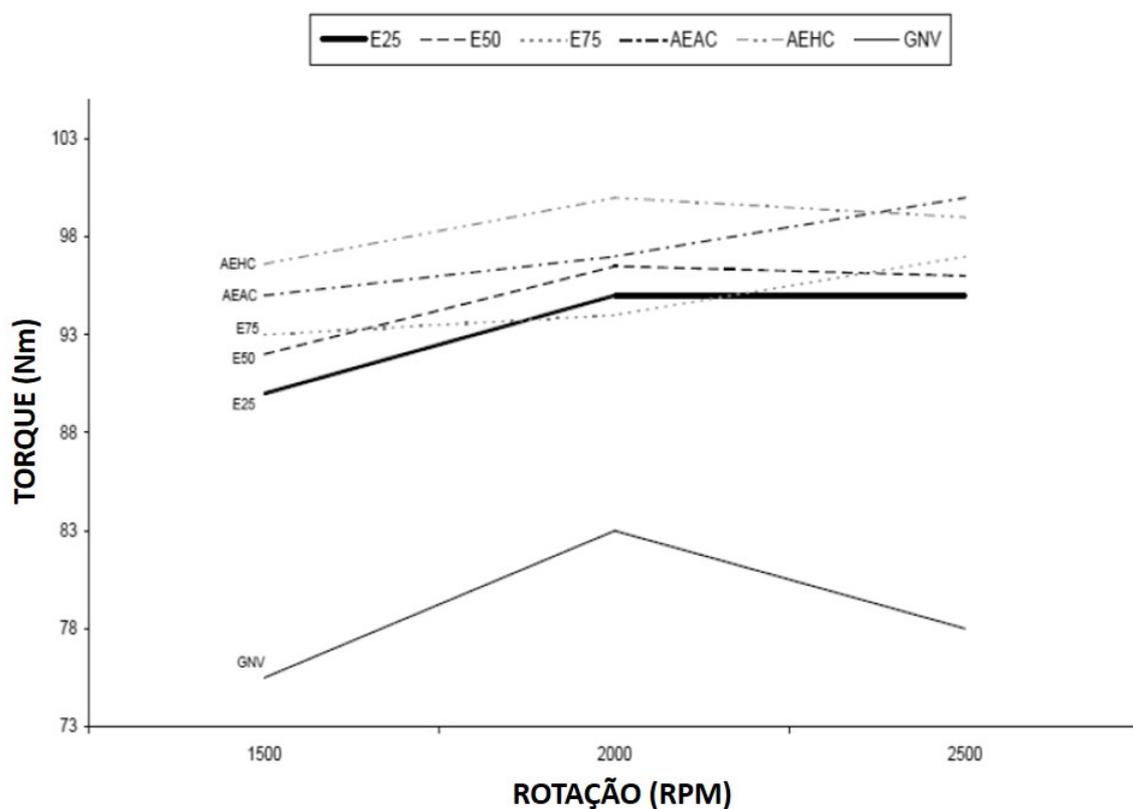
Segundo Heywood<sup>6</sup>, o torque efetivo entregue pelo motor é de difícil determinação analítica. Esse fato se dá devido às perdas por atrito entre os componentes mecânicos, e devido ao consumo de energia dos sistemas agregados ao motor, tais como o alternador, os compressores, a bomba d'água, entre outros. Devido a esses fatores, o torque do motor é normalmente medido experimentalmente em um dinamômetro.

No dinamômetro o motor é acoplado a um rotor. O rotor oferece uma resistência ao movimento através da ação de uma força hidráulica ou de um campo eletromagnético. A medição do torque exercido pelo motor é realizada através de células de carga que são

conectadas ao rotor. A potência entregue pelo motor é calculada através do produto do torque pela velocidade angular<sup>6</sup>. Através dos testes realizados em dinamômetro, os dados obtidos permitem a elaboração das curvas características de torque e de potência do motor. As curvas características descrevem o desempenho do motor ao longo de toda uma faixa de rotação e fornecem uma base para o cálculo dos rendimentos do MCI<sup>10</sup>.

A pressão gerada na combustão e, conseqüentemente, o torque e potência efetivos do motor estão relacionados com a composição química do combustível utilizado<sup>10</sup>. A Figura 3, apresenta o resultado obtido por Carvalho<sup>10</sup>. Ele realizou testes em um dinamômetro, registrando a variação do torque fornecido pelo motor ao longo de uma faixa de rotação. Os ensaios foram realizados para cinco combustíveis diferentes. Os combustíveis utilizados foram a gasolina tipo C (E25), misturas de etanol e gasolina nas proporções em volume de 50 % de etanol (E50) e 75 % de etanol (E75), Álcool Etílico Anidro Combustível (AEAC), Álcool Etílico Hidratado Combustível (AEHC) e Gás Natural Veicular (GNV).

Figura 3 – Curvas de torque de um motor abastecido com variados tipos de combustíveis



Fonte: Carvalho<sup>10</sup>

## 2.2 SISTEMA DE CONTROLE DOS MOTORES DE COMBUSTÃO CICLO OTTO

Segundo Cook et al.<sup>11</sup>, os motores automotivos modernos devem atender a requisitos desafiadores e até mesmo conflitantes. Legislações ambientais tem exigido a redução dos níveis na emissão de poluentes provenientes da queima do combustível<sup>12</sup>. Por outro lado, clientes exigem que os veículos apresentem alto desempenho e eficiência<sup>10</sup>. Esses objetivos devem ser alcançados com um menor custo e o máximo de confiabilidade<sup>11</sup>.

Na década de 1970 surgiu no mercado automotivo um sistema eletrônico para o controle do MCI, permitindo-se o desenvolvimento dos componentes essenciais aplicados a esse sistema. Nessa década, alguns automóveis vinham equipados com o conversor catalítico, a recirculação dos gases de exaustão e os injetores eletrônicos de combustível<sup>11</sup>. Na década de 1980, houve uma revolução nos sistemas de controle de motores, motivada por resoluções ambientais europeias e japonesas. O desenvolvimento dos sensores de oxigênio possibilitou o controle da mistura ar-combustível através de um sistema em malha fechada<sup>11</sup>. Nessa mesma década, o conversor catalítico se tornou item obrigatório para os automóveis dos mercados japonês, europeu e norte americano. A partir da década de 1990, os sistemas de controle têm passado por uma constante evolução. A cada ano, os requisitos ambientais têm se tornado cada vez mais restritivos, exigindo motores cada vez mais eficientes e econômicos, e demandando maior precisão do sistema de controle do MCI<sup>11</sup>.

Um sistema de controle do motor é constituído de sensores, atuadores e da Unidade de Controle Eletrônico (UCE). Os sensores monitoram e transmitem as informações relacionadas às condições de funcionamento do motor. Os atuadores são controlados pelos sinais provenientes da UCE, e atuam sobre o funcionamento do MCI. A UCE realiza o processamento dos sinais com a aplicação das lógicas de controle<sup>13</sup>.

Os principais subsistemas controlados pela UCE são o sistema de controle de combustível e o sistema de ignição eletrônica<sup>13</sup>. Esses sistemas estão presentes em todos os modernos motores de ignição por centelha, e estão diretamente relacionados com os critérios de desempenho e consumo que são estabelecidos pelas montadoras tendo em vista os requisitos dos clientes, que demandam uma relação otimizada entre a potência entregue pelo motor e o consumo de combustível. Os sistemas e suas estratégias de controle embarcadas também estão relacionados diretamente com os critérios de níveis máximos de emissões estabelecidos para um veículo, segundo as resoluções ambientais vigentes nos países onde os veículos são comercializados<sup>14</sup>.

O sistema de controle eletrônico de combustível tem a função de dosar corretamente a quantidade de combustível, considerando-se as condições de operação do motor<sup>6</sup>. O sistema de controle eletrônico de ignição controla o ponto de ignição em cada cilindro. O ponto de ignição é a posição do cilindro onde é gerada a centelha que provoca a ignição da mistura ar-combustível. O cálculo correto do ponto de ignição tem uma influência direta

sobre a eficiência do MCI, e depende de informações, tais como o tipo de combustível utilizado, a rotação do motor, e a temperatura e pressão de ar na admissão, ou carga do motor<sup>8</sup>.

### 2.2.1 Sensores

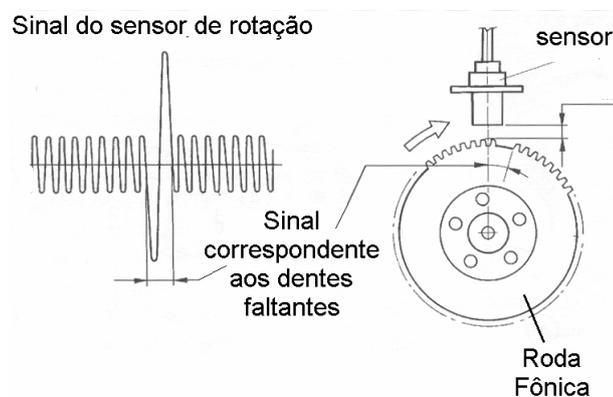
Os sensores são os elementos responsáveis pela captação das grandezas físicas relacionadas nas condições de funcionamento de um motor. Os sensores mais utilizados no monitoramento do funcionamento de um MCI são:

#### Sensores de Rotação e PMS

Duas informações básicas e necessárias para controlar um MCI são a velocidade de rotação da árvore de manivelas e a posição de cada pistão durante o ciclo<sup>6</sup>. Essas medições são realizadas através de um sensor indutivo ou um sensor de efeito hall, sendo que o sensor indutivo é o mais utilizado<sup>8</sup>.

O sensor indutivo consiste de um ímã em uma barra com um pino ferromagnético que sustenta uma bobina de indução com dois terminais. Quando os dentes de uma engrenagem de material ferromagnético passam próximos ao sensor, o campo magnético do ímã é alterado pela proximidade entre o sensor e os dentes da engrenagem, induzindo-se uma tensão elétrica na bobina. Uma distribuição uniforme dos dentes da engrenagem gera uma curva de tensão quase senoidal, e a velocidade angular é calculada com base no intervalo de tempo de um ciclo dessa curva. O ponto de referência para a identificação da posição de cada pistão é obtido pela ausência de um dente da engrenagem<sup>8</sup>. A Figura 4 apresenta os elementos desse sistema.

Figura 4 – Sensor de rotação indutivo



Fonte: Adaptado de Bosch<sup>8</sup>

### Sensores de Posição

A borboleta de admissão é o dispositivo que controla a entrada de ar no coletor de admissão do motor. O ângulo de abertura da borboleta é comandado pelo pedal de aceleração do veículo.

Os sensores de posição são utilizados para medição do deslocamento angular da borboleta de admissão, e do pedal de aceleração do veículo<sup>6</sup>. A informação de que a borboleta se encontra fechada inicia o funcionamento do sistema na condição *idle* (regime de marcha lenta do veículo) ou na condição *cutt-of* (interrupção na injeção de combustível para economia)<sup>13</sup>.

As modernas borboletas de admissão são equipadas com um atuador eletrônico. O atuador executa a abertura e fechamento da borboleta com base na informação do sensor de posição, localizado no acelerador<sup>15</sup>.

Para a medição do deslocamento angular da borboleta, é utilizado um potenciômetro<sup>13</sup>. O potenciômetro é um dispositivo eletrônico que pode ter a sua resistência elétrica alterada mecanicamente. Os potenciômetros angulares possuem três terminais. Dois dos terminais estão ligados a uma trilha resistiva sobre a qual desliza um cursor. O terminal central se encontra ligado a esse cursor. A variação da posição angular do cursor provoca uma variação da resistência entre o terminal central e um dos terminais da trilha. Essa variação de resistência é proporcional ao deslocamento angular da borboleta. Qualquer variação da resistência provoca uma alteração na tensão de saída do sensor, levando em consideração uma tensão de referência<sup>16</sup>.

### **Sensores de Temperatura**

São utilizados sensores de temperatura para a medição da temperatura do ar aspirado pelo motor, e da temperatura da água no sistema de arrefecimento<sup>13</sup>. Utiliza-se dois tipos de sensores: (a) os sensores de coeficiente negativo de temperatura (NTC – *Negative Temperature Coefficient*) e (b) coeficiente positivo de temperatura (PTC – *Positive Temperature Coefficient*). Nesses dois tipos de sensores, a variação de temperatura provoca uma variação na resistência do termistor e, conseqüentemente, na tensão de saída<sup>17</sup>. Para os sensores *Positive Temperature Coefficient* (PTC) a resistência aumenta com o aumento da temperatura, enquanto que para os sensores *Negative Temperature Coefficient* (NTC) ocorre uma diminuição da resistência com o aumento da temperatura<sup>8</sup>.

### **Sensores de Pressão e Fluxo de Ar**

A massa de ar admitida pelo motor é calculada através dos valores de pressão do ar na admissão, e do fluxo volumétrico do ar através do coletor de admissão<sup>9</sup>. Essa informação é essencial para o controle da mistura ar-combustível.

Os sensores de pressão de ar (MAP – *Manifold Absolute Pressure*) realizam a medida da pressão através de um dispositivo de *Strain Gage*. O dispositivo consiste em um conjunto de quatro resistores que formam uma ponte de Wheatstone, e que são montados sobre

um diafragma de silício. A resistência do conjunto varia de acordo com a deformação do diafragma.

A medição da pressão também pode ser realizada por um sensor do tipo capacitivo. Nesse tipo de sensor, observa-se uma variação de capacitância de acordo com a variação da distância entre as placas condutoras. Essa distância varia com a alteração da pressão<sup>13</sup>.

O fluxo de ar através do coletor de admissão é medido por um sensor de fluxo de ar (MAF – Mass Air Flow). Esse sensor possui um duto que contém um elemento aquecido por uma corrente elétrica. Esse elemento é um fio de platina (*hot wire sensor*), ou uma malha de fios de platina (*hot film-grid sensor*). O fluxo de ar admitido pelo motor passa pelo sensor, trocando calor com o elemento de platina. A temperatura do elemento de platina varia devido a transferência de calor para o fluxo de ar. O valor da vazão de ar é calculado através da relação entre a temperatura e corrente elétrica submetida ao elemento, e a velocidade do ar que flui através do sensor<sup>18</sup>.

### Sensor de Detonação

É utilizado para identificar fenômenos de detonação e/ou pré-ignição. Esses fenômenos são danosos ao MCI, e provocam uma vibração de baixa frequência no bloco do motor.

O sensor de detonação fornece a informação para o controle do tempo de ignição<sup>19</sup>. O sensor de detonação é um sensor de vibração piezoelétrico montado no bloco do motor. Esse sensor é utilizado para identificar as vibrações em uma faixa de frequência de 4 Hz até 8 Hz<sup>19</sup>.

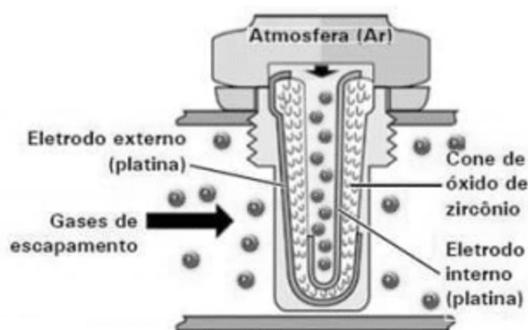
### Sensor de Oxigênio

O principal sensor utilizado para a avaliação da qualidade da queima do combustível é o sensor de oxigênio<sup>9</sup>. Através desse sensor é medida a quantidade de oxigênio contida nos gases de escape. Essa informação é utilizada para a correção da proporção de combustível em uma mistura ar-combustível<sup>9</sup>.

O elemento transdutor do sensor de oxigênio é constituído de um eletrólito em estado sólido, fabricado em material cerâmico a base de zircônio. Sob altas temperaturas, esse eletrólito se torna um condutor e gera uma tensão galvânica nas conexões do sensor. Essa tensão é um indicador da quantidade de oxigênio presente no gás de escape<sup>8</sup>. A Figura 5 ilustra o funcionamento do sensor. A parte interna do cone de zircônio está em contato com o ar atmosférico. Em altas temperaturas, o cone de óxido de zircônio se torna um condutor de íons de oxigênio. A diferença de concentração de oxigênio no ar atmosférico e nos gases do escapamento gera uma tensão entre os eletrodos de platina.

O veículo está equipado com dois sensores de oxigênio. Um dos sensores está posicionado após os cilindros, avaliando a qualidade da queima e controlando a mistura. Outro sensor está posicionado após o catalizador, avaliando o funcionamento desse componente<sup>8</sup>.

Figura 5 – Sensor de Oxigênio



Fonte: Adaptado de Bosch<sup>8</sup>

### 2.2.2 Atuadores

São os elementos que, a partir de um sinal de controle, geram uma ação sobre o motor de combustão<sup>13</sup>. Segundo Milhor<sup>13</sup>, os principais atuadores presentes no sistema de controle do motor ciclo Otto são os injetores eletrônicos de combustível, a bobina eletrônica de ignição e o atuador de marcha lenta.

Os **injetores eletrônicos de combustível** são dispositivos dosadores de combustível<sup>8</sup>. Seu princípio de funcionamento se baseia na lei de indução magnética. Uma válvula solenóide realiza a dosagem do volume de combustível injetado em cada cilindro. O controle é realizado através do tempo de abertura da válvula através do comando elétrico emitido pela UCE<sup>13</sup>.

A **bobina de ignição** é o elemento responsável pela transformação da baixa tensão gerada pela bateria, em alta tensão requerida para provocar o centelhamento da vela de ignição, iniciando-se o processo de combustão<sup>13</sup>.

O **atuador de marcha lenta** tem a função de permitir a passagem de ar pelo coletor de admissão do motor estabilizando a rotação do motor enquanto o pedal do acelerador não está acionado<sup>8</sup>. Segundo Pereira<sup>9</sup>, o atuador de marcha lenta mais utilizado funciona através da abertura parcial e automática da borboleta de aceleração, para isso, ele utiliza um motor de passo.

### 2.2.3 Unidade de Controle

A Unidade de Controle Eletrônico (UCE), tem a função de processar as informações dos sensores e controlar os atuadores segundo as lógicas e regimes pré-estabelecidos para o

correto funcionamento do MCI<sup>20</sup>. Segundo Ashok, Ashok e Kumar<sup>20</sup>, são vários os métodos e modelos matemáticos utilizados para o controle das diversas funções do motor. São utilizados modelos baseados em controle derivativo, redes neurais artificiais, lógica difusa, controle adaptativo, entre outros. Esses modelos são aplicados para o controle de marcha lenta, controle da mistura ar-combustível, identificação de falhas e controle de aceleração e tempo de ignição<sup>20</sup>.

### Sistemas de Diagnóstico de Bordo

De acordo com Carvalho<sup>10</sup>, as legislações relacionadas aos níveis de emissões têm regulamentado o monitoramento dos componentes veiculares relacionados às emissões de gases. Os sistemas de diagnóstico de bordo foram inicialmente regulamentados na Europa, através do sistema europeu de diagnóstico de bordo (EOBD - *European On-Board Diagnostic*); e nos Estados Unidos, pelo sistema de diagnóstico de bordo (OBD - *On-Board Diagnostic*). O sistema de diagnóstico de bordo é um sistema de controle integrado a UCE, que possui lógicas de programação relacionadas ao controle do nível de emissões, e a forma padronizada de acesso do usuário a esses dados. Esse sistema deve fornecer informações para o monitoramento de todos os demais sistemas veiculares relacionados à emissão de poluentes<sup>21</sup>.

Define-se o sistema *On-Board Diagnostic-2* (OBD-II) como aquele onde a porta de comunicação é padronizada segundo as normas ISO 15 031-3<sup>22</sup> e SAE J1962<sup>23</sup>. Essa porta de comunicação permite a conexão da UCE com algumas ferramentas de diagnóstico externas. Segundo a norma SAE J1962<sup>23</sup> essa conexão permite o acesso a: (a) registros de falhas do sistema eletrônico, (b) dados de emissões e (c) informações de funcionamento do motor, tais como os valores de parâmetros medidos pelos sensores, em tempo real. A Figura 6 apresenta o conector padrão de um sistema OBD-II, em conformidade com a norma ISO 15 031-3<sup>22</sup>, destacando-se a padronização dos protocolos de comunicação.

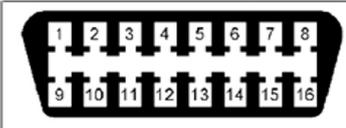
No Brasil, os sistemas de diagnóstico de bordo são regulamentados pela resolução CONAMA n°354/2004<sup>25</sup>. Hoje, todos os veículos comercializados no Brasil devem ser equipados com o sistema OBD-II.

## 2.3 COMBUSTÍVEIS E ESTEQUIOMETRIA

Segundo Carvalho<sup>10</sup>, um fator importante para a caracterização da eficiência de um motor de combustão é o tipo de combustível utilizado. Cada combustível possui propriedades e constituição químicas diferentes, e que resultam em diferentes parâmetros de desempenho, emissões e eficiência.

Os motores dos veículos *flex*, ou bi-combustíveis, lançados no Brasil em 2003, podem operar abastecidos com misturas, em qualquer proporção, dos combustíveis: gasolina tipo C e etanol hidratado<sup>26</sup>.

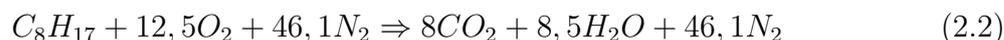
Figura 6 – Conector padrão OBD-II



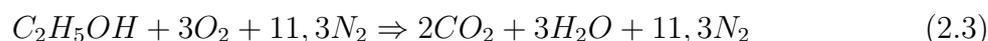
PIN	DESCRIPTION	PIN	DESCRIPTION
1	Vendor Option	9	Vendor Option
2	J1850 Bus +	10	J1850 Bus -
3	Vendor Option	11	Vendor Option
4	Chassis Ground	12	Vendor Option
5	Signal Ground	13	Vendor Option
6	CAN (J-2234) High	14	CAN (J-2234) Low
7	ISO 9141-2 K-Line	15	ISO 9141-2 L-Line
8	Vendor Option	16	Battery Power

Fonte: McCord<sup>24</sup>

Segundo Milhor<sup>13</sup>, a gasolina é um combustível fóssil composto por uma mistura de hidrocarbonetos que tem as suas propriedades ajustadas para fornecer as características operacionais desejadas. A composição média de hidrocarbonetos que representam a gasolina pode ser considerada como  $C_8H_{17}$ <sup>13</sup>. O ar é composto por 21 % de oxigênio ( $O_2$ ) e 79 % de nitrogênio ( $N_2$ ). Dessa forma, a reação de combustão pode ser descrita conforme a Equação 2.2.



O álcool etílico  $C_2H_5OH$  é uma substância pura. A sua reação de combustão é descrita pela Equação 2.3.



No caso de uma reação de combustão ideal, os únicos produtos dessa reação serão o dióxido de carbono ( $CO_2$ ) e a água ( $H_2O$ ). Como a combustão em motores não acontece de uma forma ideal, os gases de exaustão podem conter outras substâncias, tais como o monóxido de carbono ( $CO$ ), os óxidos de nitrogênio ( $NO_x$ ), hidrocarbonetos que não foram queimados ( $HC$ ), e o óxido de enxofre proveniente da própria gasolina<sup>13</sup>.

A razão ar-combustível necessária para ocorrer a combustão completa é chamada de razão estequiométrica. Para a gasolina pura, essa razão é de 14,9:1<sup>13</sup>, ou seja, são necessários 14,9 unidades de massa de ar para queimar uma unidade de massa de gasolina. Para o álcool etílico, a razão é de 9:1<sup>13</sup>. Caso haja mais ar do que é necessário para o consumo de todo o combustível, a mistura é chamada de mistura pobre. Caso haja menos ar do que o necessário, a mistura é identificada como uma mistura rica<sup>27</sup>.

O coeficiente lambda ( $\lambda$ ) é utilizado para indicar, quantitativamente, se a mistura ar-combustível é pobre, rica ou estequiométrica<sup>27</sup>. O coeficiente  $\lambda$  é definido segunda a Equação 2.4.

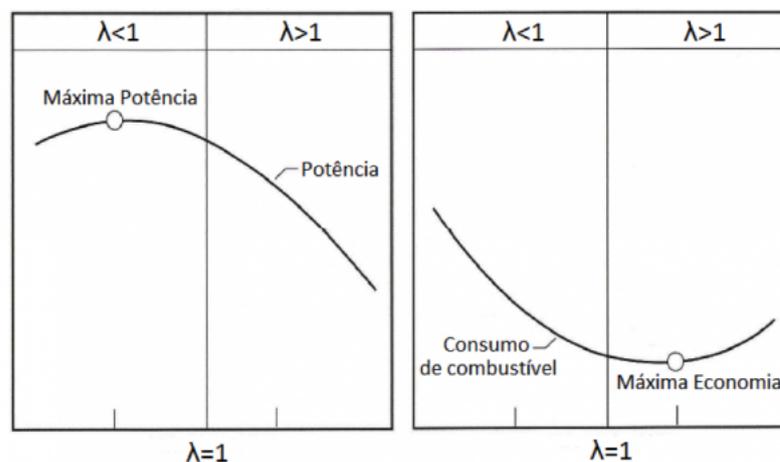
$$\lambda = \frac{\text{Mistura ar-combustível empregada}}{\text{Mistura ar-combustível estequiométrica}} \quad (2.4)$$

Através dessa definição, conclui-se que para misturas ricas,  $\lambda < 1$ , para misturas pobres  $\lambda > 1$ . A mistura estequiométrica possui um  $\lambda = 1$ <sup>27</sup>.

Segundo Pereira<sup>9</sup>, a variação do coeficiente  $\lambda$  tem um impacto direto sobre o funcionamento do motor. O valor do coeficiente tem relação com: (a) a potência entregue pelo motor, (b) o consumo de combustível, e (c) os níveis de emissão de poluentes<sup>9</sup>.

A Figura 7 ilustra a relação do coeficiente  $\lambda$  com a potência e o consumo específico de combustível de um motor.

Figura 7 – Relação de  $\lambda$  com potência e consumo específico de combustível



Fonte: Adaptado de Pereira<sup>9</sup>

Para uma condição de mistura pobre ( $\lambda > 1$ ), ocorrerá uma redução na potência do motor. Como a mistura pobre tem uma quantidade menor de combustível do que ar, ao ser comparada com a mistura ideal, a pressão obtida na combustão irá diminuir. Essa redução da pressão causará uma redução do torque, assim como do consumo de combustível. Nessa faixa também podem ocorrer falhas na combustão<sup>6</sup>.

Na condição de estequiometria ( $\lambda = 1$ ), haverá uma maior produção de potência em relação a mistura pobre, acompanhada de um maior consumo. Nessa condição não se pode garantir a queima total do combustível, já que o processo de homogeneização da mistura

não é ideal<sup>9</sup>. Com o enriquecimento da mistura ( $\lambda < 1$ ), é possível obter maiores potências, porém, com um aumento do consumo de combustível<sup>6</sup>.

No Brasil, as especificações da gasolina de uso automotivo são regulamentadas pela resolução da Agência Nacional do Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis (ANP), de número 40 de 2013<sup>28</sup>. Essa resolução estabelece que a gasolina comercializada em território nacional deve ser a gasolina classificada como **gasolina tipo C**. A gasolina tipo C é um combustível obtido da mistura de gasolina pura e etanol anidro combustível, em um percentual estabelecido para o ano de 2018, de 27% em volume de etanol. Esse combustível é também identificado como E27. Para a gasolina tipo C (E27), a razão estequiométrica ar-combustível é de aproximadamente 13:1<sup>13</sup>.

### 2.3.1 Identificação do combustível em motores *flex*

Segundo Ahn<sup>29</sup>, o controle correto da razão estequiométrica de uma mistura ar-combustível é de extrema importância para que o motor cumpra com os requisitos estabelecidos para os níveis de emissões de poluentes. Os sistemas de gerenciamento eletrônico dos motores possuem recursos que possibilitam a identificação da proporção dos combustíveis que o motor está utilizando. Segundo a composição do combustível utilizado, o sistema realiza o ajuste das variáveis operacionais do motor, de modo a otimizar o seu desempenho, consumo, dirigibilidade e níveis de emissões<sup>10</sup>.

De acordo com Carvalho<sup>10</sup>, os sistemas de controle estão sujeitos a erros na identificação da proporção da mistura de combustíveis utilizada ou na definição da relação ar-combustível empregada.

Em seus estudos, Câmara<sup>30</sup> aborda as limitações de um sistema de monitoramento e as suas consequências para a operação de um motor de combustão interna. Câmara<sup>30</sup>, destaca que um dos motivos para a limitação atual da eficiência nos motores de combustão por centelha é a ausência de informação precisa sobre o processo de combustão, que ocorre no interior dos cilindros.

Para uma determinada carga de ar disponível na admissão, a quantidade estequiométrica do combustível é estimada através da combinação de estratégias de controle por alimentação direta, ou malha aberta (*feedforward*), e por realimentação, ou malha fechada (*feedback*)<sup>31</sup>.

O controle em malha aberta é realizado se utilizando a informação da massa de ar admitida pelo motor. A massa de ar é calculada com base nas informações coletadas por sensores (MAP, MAF) e na rotação do motor<sup>9</sup>. Portanto, a massa de combustível a ser injetada é calculada com base na massa de ar e na razão estequiométrica do combustível utilizado<sup>29</sup>, conforme a Equação 2.5:

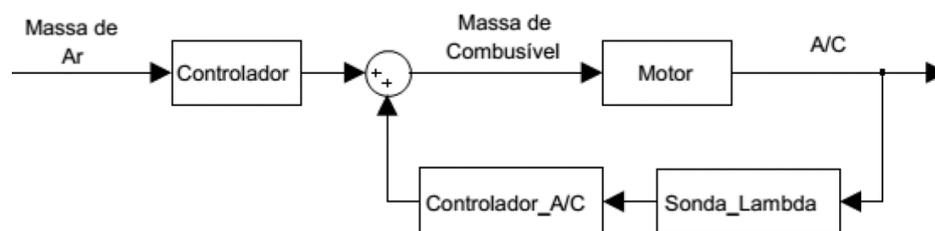
$$m_c = \frac{m_{ar}}{R_{ac}}, \quad (2.5)$$

onde  $m_c$  é a massa de combustível a ser injetada,  $m_{ar}$  é a massa de ar calculada através das informações dos sensores e  $R_{ac}$  é a razão da mistura ar-combustível característica para o combustível utilizado.

A dosagem da massa de combustível é realizada através do controle do tempo de injeção, que equivale ao tempo de abertura do atuador indutivo (bico injetor)<sup>9</sup>.

Já no controle em malha fechada, é utilizado o sensor de oxigênio para avaliação do resultado da combustão, com posterior correção da massa de combustível. Através dessa correção, busca-se atingir a relação ideal (estequiométrica), enriquecendo ou empobrecendo a mistura conforme o regime desejado<sup>6</sup>. A combinação dos controles em malha fechada e malha aberta é ilustrada na Figura 8. As informações que chegam aos controladores, baseadas em sensores (MAP, MAF e sensor de oxigênio) são combinadas para o cálculo da massa necessária de combustível.

Figura 8 – Diagrama de blocos do sistema de controle da mistura ar-combustível



Fonte: Pereira<sup>9</sup>

A aplicação da estratégia de controle em malha aberta é importante para compensar os atrasos de comunicação entre o controlador e o sistema em malha fechada<sup>29</sup>. Para o correto funcionamento dos sistemas é importante uma identificação adequada do combustível utilizado no cálculo da relação estequiométrica.

Segundo Carvalho<sup>10</sup>, os sistemas de gerenciamento eletrônico dos motores flex possuem recursos de atuação para que o "aprendizado" ou a identificação do combustível ocorra através de determinadas lógicas. As rotinas de aprendizado se baseiam em quilômetros percorridos ou possíveis mudanças de combustível, como por exemplo, após um abastecimento do veículo. Ahn<sup>29</sup> destaca ainda que essa identificação do combustível, após o reabastecimento, precisa ser realizada o mais rápido possível, evitando-se as falhas em outros sistemas, tais como o sensor MAF e o sensor de oxigênio.

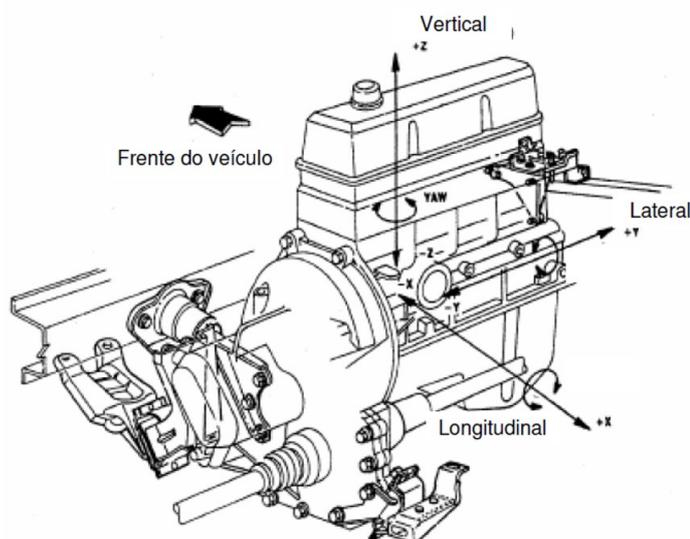
A identificação do percentual de etanol combustível pode ser realizada através de um sensor capacitivo, instalado no tanque de combustível<sup>32</sup>. O funcionamento desse sensor

se baseia na diferença entre as condutividades elétricas da gasolina e do etanol<sup>33</sup>. Porém, segundo Ahn<sup>29</sup>, além do custo e problemas de confiabilidade que estão associados a esses sensores, os requisitos dos sistemas OBD-II demandam um método redundante para estimar a proporção do etanol, possibilitando-se o diagnóstico das falhas ou desgaste no sensor capacitivo do tanque. Portanto, a estimativa da proporção do etanol deve ser certificada com as informações dos sensores convencionais do sistema. Por isso, os veículos *flex* utilizam a informação do sensor de oxigênio como principal base para a estimativa do percentual de etanol em uma mistura<sup>34</sup>. Porém, esse tipo de sistema apresenta erros e limitações que estão associadas às intermitências de outros sistemas do motor, tais como o sistema de ignição e o sistema de alimentação de combustível, que influenciam na qualidade da queima<sup>34</sup>.

## 2.4 VIBRAÇÕES EM MOTORES DE COMBUSTÃO INTERNA

O motor de combustão é a principal fonte de ruído e vibração em um veículo automotivo. A dinâmica do motor é influenciada por diversas componentes de excitação que podem se desenvolver em uma ampla faixa de frequências<sup>2</sup>. Para um motor multicilindros, os componentes das forças resultantes do motor em funcionamento dependem do número, e da disposição dos cilindros<sup>35</sup>. Estas forças resultantes excitarão o motor em seis graus de liberdade: Três graus de translação em torno dos eixos identificados como vertical, longitudinal e lateral, e três graus de rotação em torno desses mesmos eixos. Esses graus de liberdade estão apresentados na Figura 9.

Figura 9 – Representação dos seis graus de liberdade do motor



Segundo Gerges<sup>37</sup>, a vibração em motores de combustão pode ser dividida basicamente em dois grandes grupos:

- **Vibração devido ao processo de combustão.** Gerada pela variação da pressão na reação de combustão entre a mistura ar-combustível dentro do cilindro.
- **Vibração devido as forças mecânicas.** Considerada menos influente em comparação a vibração gerada pela combustão, é causada pelo atrito dos pistões nas paredes do cilindro, pelos contatos entre válvulas e sedes durante sua abertura e fechamento e por outros efeitos mecânicos provenientes dos movimentos relativos entre as peças do motor.

Em um motor de combustão existe três principais caminhos para a propagação da vibração. A propagação da vibração está baseada em um mecanismo de excitação e condução. A condução se dá pelas estruturas do motor. O primeiro caminho de propagação da vibração se inicia no cabeçote, seguindo pelo bloco do motor, e então a vibração é dissipada para o ambiente. O segundo caminho se inicia na explosão da mistura ar-combustível, excitando diretamente o bloco do motor. O terceiro caminho se inicia no pistão, passando pela biela, seguindo, através da árvore de manivela, para o bloco do motor<sup>4</sup>.

Os sinais de vibração gerados pelo MCI permitem a investigação das fontes de vibração e ruído. Esse conhecimento é utilizado para direcionar os esforços no projeto dos motores com o objetivo de otimizar esse equipamento e os processos de combustão<sup>38</sup>.

Os sinais de vibração podem ser adquiridos através de transdutores. Usando-se as técnicas para a aquisição de dados, e se aplicando os variados métodos de processamento, esses sinais podem ser utilizados para o diagnóstico e monitoramento da condição de um MCI<sup>38</sup>.

Um exemplo de utilização de sinais de vibração em motores é o diagnóstico de falha de ignição em cilindros. Chen e Randall<sup>39</sup> utilizam os sinais medidos para a vibração torcional, no bloco do motor, aplicando-se uma rede neural artificial para a identificação de uma falha em um cilindro.

Chao Jin et al.<sup>40</sup> utilizam métodos estatísticos para a análise de sinais de vibração adquiridos sobre o cabeçote, associando-os aos sinais do sistema de injeção. O objetivo é a identificação de falhas, tais como a instabilidade na queima do combustível, a inoperância de cilindros ou a perda de pressão. Nessa análise, um dos parâmetros utilizados é o valor calculado para a raiz quadrada da média da soma dos quadrados dos valores medidos, (RMS – *Root Mean Square*) para o sinal de aceleração, no domínio do tempo.

### 2.4.1 Aquisição e tratamento dos sinais

Vibrações mecânicas são caracterizadas por parâmetros tais como o deslocamento, a velocidade, a aceleração, a frequência, o amortecimento, a tensão mecânica, entre outros<sup>41</sup>. Segundo Silva<sup>41</sup>, para que a vibração possa ser analisada, é necessário quantificar esses parâmetros, através de sua medição por meio de algum tipo de transdutor. Os principais sensores ou transdutores aplicados para a medição de vibração são

- Sensores de deslocamento
- Sensores de velocidade
- Acelerômetros
- Sensores de fase e frequência

A seleção do tipo adequado de instrumento de medição a ser utilizado depende de vários fatores, tais como: as faixas esperadas de frequência e amplitudes, o tamanho das máquinas e das estruturas envolvidas, as condições de operação do equipamento e os tipos de processamento de dados<sup>42</sup>.

#### Acelerômetros

Dentre os sensores de vibração, os acelerômetros são os mais utilizados. Eles são particularmente utilizados para realizar medidas de vibração em partes estacionárias de equipamentos rotativos<sup>43</sup>. Acelerômetros normalmente são menores do que os sensores de velocidade e de deslocamento e podem ser utilizados em uma faixa de frequências significativamente maior. As informações de deslocamento e velocidade podem ser obtidas através da integração do sinal adquirido por um acelerômetro.

Entre as várias tecnologias encontradas no mercado, os principais tipos de acelerômetros são os piezoelétricos, os piezorresistivos e os capacitivos<sup>44</sup>.

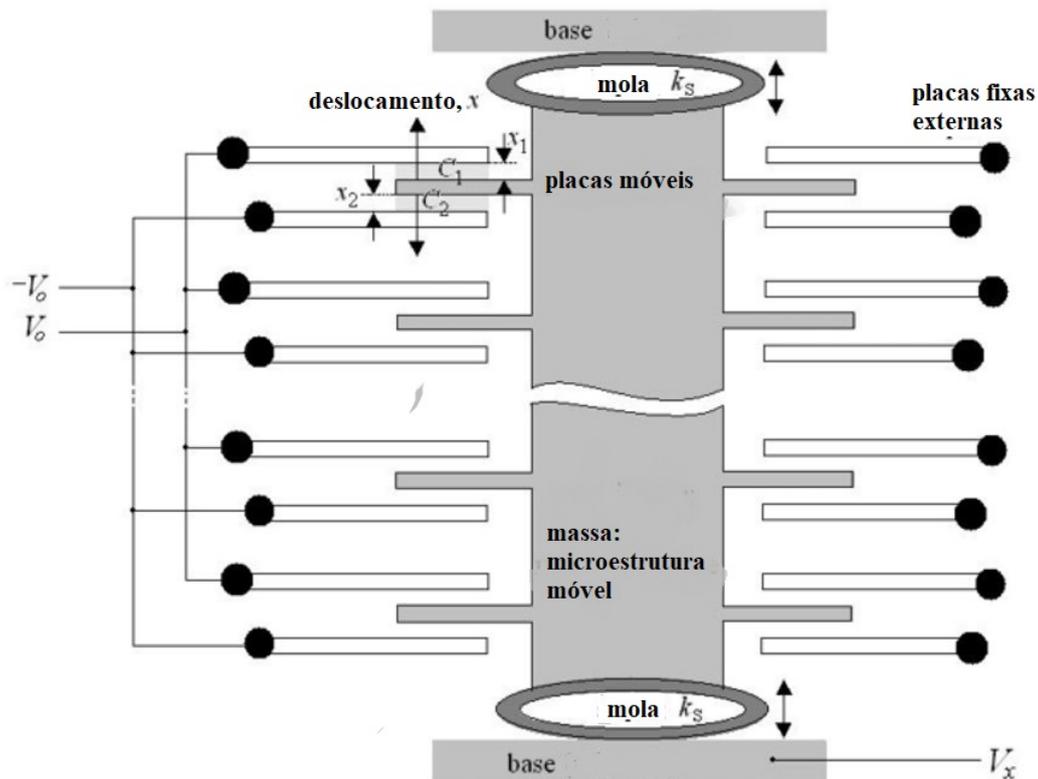
Segundo Silva e Soares<sup>44</sup>, o princípio de funcionamento de qualquer acelerômetro se baseia na segunda lei de Newton, tendo-se em vista que uma força agindo sobre uma determinada massa produz uma aceleração.

O acelerômetro mais comum utiliza uma massa inercial acoplada a um material piezoelétrico<sup>44</sup>. Materiais piezoelétricos são capazes de produzir diferença de potencial entre as suas extremidades, quando submetidos a uma força ou pressão<sup>42</sup>. Já os sensores capacitivos consistem em uma massa sísmica, que se desloca por ação de uma aceleração, fazendo variar a capacitância de um circuito<sup>45</sup>.

No lugar dos acelerômetros convencionais, uma alternativa mais econômica para a medição de vibração é obtida através do uso de acelerômetros micro eletromecânicos (MEMS)<sup>46</sup>. Os MEMS podem ser piezorresistivos ou capacitivos.

Os MEMS capacitivos possuem uma massa composta de silício contendo filetes que atuam como capacitores em um circuito elétrico. O deslocamento desses filetes, por ação da aceleração, provoca uma variação da capacitância do circuito<sup>47</sup>. O movimento da massa ligada aos filetes móveis gera uma variação nas distâncias  $x_1$  e  $x_2$  entre os filetes (Figura 10). As capacitâncias  $C_1$  e  $C_2$  são proporcionais às distâncias  $x_1$  e  $x_2$ . Caso a aceleração seja zero, as capacitâncias  $C_1$  e  $C_2$  são iguais, pois  $x_1=x_2$ .

Figura 10 – Princípio de Funcionamento dos sensores MEMS capacitivos



Fonte: Pereira<sup>9</sup>

Por ação de uma força, a variação da capacitância gera uma variação na tensão de saída do circuito. A tensão de saída é medida entre a base ( $V_x$ ) e as placas fixas ( $V_0$ ). A relação entre as capacitâncias e a tensão de saída é dada pela Equação 2.6:

$$V_x = V_0 \frac{C_2 - C_1}{C_2 + C_1}, \quad (2.6)$$

onde  $V_x$  é a tensão da placa móvel e  $V_0$  é a tensão do grupo de placas fixas,  $C_1$  é a capacitância 1 entre as placas do sensor e  $C_2$  é a capacitância 2 entre as placas do sensor.

A placa móvel é ligada a base através de uma mola com constante elástica  $K_s$ , que exerce uma força proporcional ao deslocamento da massa. Considerando-se a força elástica

exercida pela mola, a relação entre a aceleração e o deslocamento da massa é dada pela Equação 2.7:

$$a = \frac{K_s}{m_{pr}}x, \quad (2.7)$$

onde  $a$  é a aceleração,  $K_s$  é a constante elástica da mola,  $m_{pr}$  é a massa da placa móvel e  $x$  é o deslocamento observado.

Através da relação entre as capacitâncias ( $C_1$  e  $C_2$ ) e o deslocamento ( $x$ ), chega-se a equação que relaciona a tensão de saída do circuito com a aceleração. Essa relação é demonstrada pela Equação 2.8.

$$a = \frac{K_s d}{m_{pr} V_0} V_x \quad (2.8)$$

onde  $a$  é a aceleração,  $K_s$  é a constante elástica da mola,  $m_{pr}$  é a massa da placa móvel,  $d$  é a distância inicial entre as placas,  $V_0$  é a tensão medida nas placas fixas e  $V_x$  é a tensão medida na base.

Segundo Andrejasic e Poberaj<sup>48</sup>, os MEMS capacitivos possuem características importantes, tais como: a alta sensibilidade e um mecanismo transdutor que não é influenciado pela temperatura.

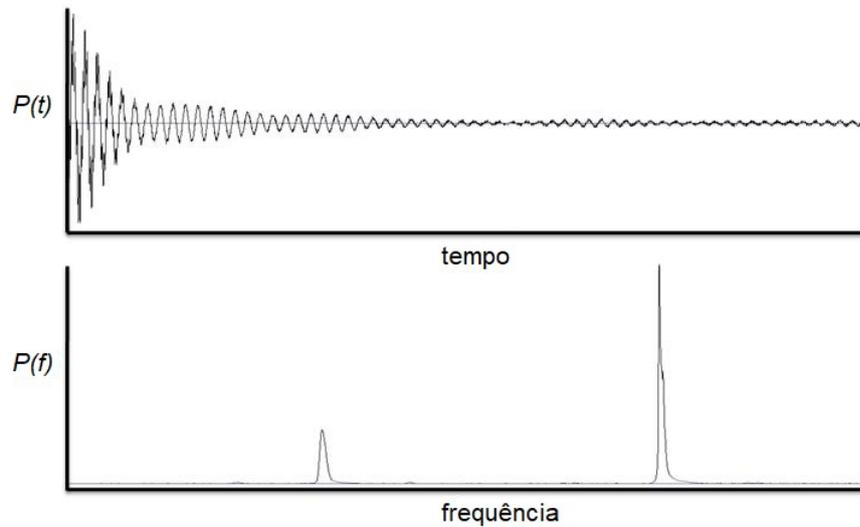
Os acelerômetros MEMS tem sido amplamente utilizados em equipamentos eletrônicos como os smartphones, as câmeras fotográficas, os controladores em jogos eletrônicos, entre outros<sup>47</sup>. Segundo Albarbar e Teay<sup>49</sup> os MEMS também são utilizados em aplicações que exigem alta confiabilidade como em acionamentos de air-bags em automóveis e em aplicações militares como o controle de armas automáticas. Dadas as vantagens dos acelerômetros MEMS capacitivos, esses foram os acelerômetros selecionados para aplicação no setup experimental proposto nesse trabalho.

### Análise do Sinal

Segundo Tomasz e Štefan<sup>38</sup>, os sinais de vibração podem ser processados e analisados no domínio do tempo e/ou no domínio da frequência. Utilizando-se os sinais no domínio do tempo, tem-se a visualização da variação da amplitude de vibração em função do tempo<sup>43</sup>. Porém, cada sinal em sua forma de onda (domínio do tempo), contém a combinação das dinâmicas provenientes de diferentes fontes de excitação<sup>43</sup>. A análise do sinal no domínio da frequência permite a identificação das diferentes contribuições<sup>43</sup>. A Figura 11 demonstra as representações gráficas de um sinal de vibração no domínio do tempo ( $P(t)$ ) e no domínio da frequência ( $P(f)$ ).

A resposta em frequência de um sinal é obtida com aplicação da Transformada Rápida de Fourier (FFT–*Fast Fourier Transform*) sobre o sinal no domínio do tempo<sup>42</sup>. O

Figura 11 – Sinais de vibração visualizados nos domínios de tempo e frequência



Fonte: Adaptado de Bilosova e Bilos<sup>43</sup>

algoritmo *Fast Fourier Transform* (FFT) decompõe o sinal no domínio do tempo em uma série de Fourier. Essa decomposição permite a representação das amplitudes relacionadas a cada frequência que compõe o sinal<sup>42</sup>.

Apesar da importância e larga utilização das análises de um sinal no domínio da frequência, o sinal no domínio do tempo também contém informações importantes para a caracterização do comportamento dinâmico de um sistema<sup>50</sup>. Parâmetros como o nível de pico, o valor RMS, o fator curtose, a assimetria, e o fator de crista são calculados com base no sinal em função do tempo, e utilizados para análise da dinâmica expressa pelo sinal<sup>42</sup>.

O nível de pico e o valor RMS são medidas relacionadas a magnitude do sinal. O nível de pico pode ser expresso pelo valor medido do zero até o pico observado no sinal<sup>51</sup>. Uma ilustração dessas medidas pode ser visualizada na Figura 12.

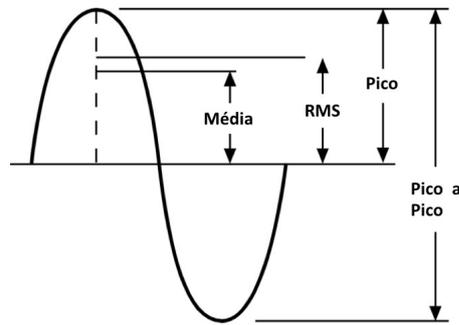
O fator de crista é definido pela relação entre o valor de pico e o valor RMS conforme a Equação 2.9<sup>51</sup>.

$$FC = \frac{VP}{RMS}, \quad (2.9)$$

onde  $FC$  é o fator de crista,  $VP$  o valor de pico e  $RMS$  o valor RMS do sinal.

Já os valores do fator curtose e a assimetria são valores relacionados ao perfil da envoltória do sinal. Em sistemas lineares, espera-se que os sinais de aceleração sejam simétricos em relação a sua amplitude. A assimetria e o fator curtose devem caracterizar uma distribuição normal para os valores de aceleração registrados na forma de onda

Figura 12 – Medidas relacionadas a magnitude do sinal



Fonte: Adaptado de Bilosova e Bilos<sup>43</sup>

(domínio do tempo)<sup>52</sup>.

O valor para o RMS é uma medida da magnitude do sinal. A sua expressão matemática é dada pela Equação 2.10<sup>40</sup>.

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N S_n^2}, \quad (2.10)$$

onde  $N$  é o número de pontos da amostra e  $S_n$  são os valores dos pontos, no domínio do tempo.

Existe uma relação proporcional entre a magnitude da queima e a magnitude da vibração em um motor a combustão. o valor RMS se caracteriza como um bom parâmetro na avaliação de ocorrência de alterações de funcionamento, principalmente relacionadas a combustão<sup>53</sup>. Essa relação é também evidenciada através da análise estatística proposta por Taghizadeh-Alisaraei et al.<sup>54</sup>, que utilizam os sinais no domínio do tempo para um estudo do comportamento de um motor diesel abastecido com diferentes proporções de combustíveis. Taghizadeh-Alisaraei et al.<sup>54</sup> demonstram que a amplitude da vibração do motor diesel é fortemente influenciada pela proporção da mistura de combustíveis utilizada. Devido a essa relação, o valor RMS é o parâmetro utilizado para caracterização do sinal de vibração do motor a combustão utilizado nesta pesquisa.

## 2.5 CONSIDERAÇÕES SOBRE O CAPÍTULO

Os motores a combustão são fontes de emissão de poluentes para a camada atmosférica. Os motores de ignição por centelha equipam veículos particulares em todo o mundo. Ações governamentais têm visado a diminuição dos impactos ambientais desses veículos. Os motores modernos estão ocupados com componentes eletrônicos que realizam lógicas de

controle para a obtenção de uma melhor eficiência da queima de combustível.

Uma configuração amplamente aplicada faz uso dos motores bicomcombustíveis (*flexfuel*). Esses motores são capazes de operar com dois ou mais tipos de combustíveis, ou suas misturas. Os diferentes tipos de combustíveis utilizados nos motores de ignição por centelha possuem características próprias que influenciam na reação de combustão e nos produtos gerados pela queima. Portanto, nos motores *flexfuel*, é necessário que se realize uma identificação precisa do combustível que está sendo utilizado. Porém, os sistemas utilizados ainda apresentam falhas na identificação da correta composição da mistura de combustível.

O MCI é um equipamento que gera energia mecânica, e como tal possui um comportamento dinâmico característico. Há uma relação entre o comportamento dinâmico de um motor e o combustível utilizado. Aplicando-se uma instrumentação e um método adequado para análise, é possível caracterizar o comportamento dinâmico de um motor. Analisando o comportamento dinâmico associado ao combustível utilizado, é possível identificar a proporção dos combustíveis. O valor da proporção obtido através desse método pode ser confrontado com o valor da proporção de combustível fornecido pela UCE, dando maior confiabilidade ao resultado obtido para esse parâmetro.

### 3 MATERIAIS E MÉTODOS

Este trabalho demonstra a análise de um motor de um veículo bicomustível de passeio, quando submetido a testes em pista, variando-se a condição de carga e composição do combustível.

A instrumentação aplicada permitiu a obtenção dos dados referentes aos parâmetros medidos por sensores ligados à Unidade de Controle Eletrônico (UCE), juntamente com os sinais de vibração adquiridos através do uso de um acelerômetro tridimensional. Os valores provenientes da UCE e do acelerômetro são utilizados como entradas em modelos propostos para a predição da proporção na composição do combustível utilizada.

#### 3.1 SETUP EXPERIMENTAL

O veículo utilizado foi um veículo de passeio leve, modelo compacto, com tração dianteira e câmbio manual equipado com um motor de três cilindros. As características técnicas do motor são apresentadas na Tabela 1 .

Tabela 1 – Características técnicas do motor

<b>Instalação</b>	Dianteiro Transversal
<b>Material do bloco</b>	Ferro fundido
<b>Aspiração</b>	Natural
<b>Alimentação</b>	Injeção multiponto
<b>Válvulas por cilindro</b>	4
<b>Taxa de compressão</b>	12:1
<b>Cilindrada</b>	997 cm <sup>3</sup>
<b>Combustível</b>	Álcool/Gasolina
<b>Potência</b>	62,5 kW (álcool) 58,8 kW (Gasolina) a 6500 rpm
<b>Torque</b>	104,9 N m (álcool) 100 N m (Gasolina) a 3500 rpm
<b>Rotação Máxima</b>	6900 rpm
<b>Diâmetro dos cilindros</b>	71,9 mm
<b>Curso dos cilindros</b>	81,8 mm

Fonte: Autor

A cada realização de um ensaio do experimento, o veículo foi abastecido com uma mistura de combustíveis etanol/gasolina previamente preparada e conhecida. As misturas foram preparadas e controladas de acordo com a porcentagem em volume de etanol.

Na preparação das misturas, foram utilizadas misturas de gasolina tipo C e etanol hidratado. A gasolina tipo C (E27) é regulamentada no Brasil pela resolução número 40/2013<sup>28</sup> da Agência Nacional do Petróleo, Gás Natural e Biocombustíveis (ANP). Essa resolução estabelece que a gasolina do tipo C deve apresentar, em sua composição, um percentual em volume de 27% de etanol anidro. O etanol é utilizado como componente antidetonante. O etanol hidratado é regulamentado pela resolução número 23/2010<sup>55</sup> da ANP.

Na realização de cada evento do experimento, o controle da composição do combustível deve ser realizado com a aplicação do método de **teste de proveta**. Esse método é estabelecido na norma da Associação Brasileira de Normas Técnicas (ABNT) NBR 13992<sup>56</sup>, e é recomendado pela ANP para determinação do volume de etanol presente em uma mistura de combustíveis. A Figura 13 ilustra o aspecto da amostra de uma mistura de combustíveis após a separação do etanol e da gasolina, em proveta graduada, através da aplicação desse método. O combustível avaliado na ilustração foi o E27 (mistura contendo 27% em volume de etanol e 73% em volume de gasolina).

Figura 13 – Determinação do volume de etanol presente no combustível E27 através do teste de proveta



Fonte: Autor

Na mistura inicialmente adotada, verificou-se a presença de 36 ml de gasolina pura em um volume total de 50 ml da mistura de etanol/gasolina. Considerando-se esse volume total da mistura, ficou evidenciado a presença de 73% de gasolina pura e de 27% de etanol no combustível.

Baseando-se na gasolina com 27% de etanol, foram preparados volumes das demais misturas nas proporções desejadas para cada evento do experimento. Foram preparadas 15 amostras com 5 litros para cada mistura desejada. O volume de gasolina tipo C presente em cada mistura deve ser calculado através da Equação 3.1. O volume de etanol hidratado

presente em cada mistura deve ser calculado através da Equação 3.2.

$$G_c = \frac{(1 - E) \cdot V}{0,73}, \quad (3.1)$$

$$E_t = G_c - V, \quad (3.2)$$

onde  $G_c$  é o volume em litros de gasolina tipo C,  $E$  é a quantidade percentual de etanol que é desejada na mistura de combustível,  $V$  é o volume total da mistura, e  $E_t$  o volume em litros de etanol hidratado a serem acrescentados para obtenção da proporção desejada.

A Tabela 2 apresenta o volume de cada combustível presente nas misturas preparadas para cada evento do experimento e a proporção de etanol aferida através da aplicação do teste de proveta (Figura 13).

Tabela 2 – Volumes de etanol e gasolina nas amostras

Mistura	Volume Total (L)	Volume Etanol (L)	Volume Gasolina (L)	Etanol Medido (%)
E27	5,00	0,00	5,00	27
E35	5,00	0,55	4,45	35
E40	5,00	0,89	4,11	40
E45	5,00	1,23	3,77	45
E50	5,00	1,58	3,42	50
E55	5,00	1,92	3,08	55
E60	5,00	2,26	2,74	60
E65	5,00	2,60	2,40	65
E70	5,00	2,95	2,05	70
E75	5,00	3,29	1,71	75
E80	5,00	3,63	1,37	80
E85	5,00	3,97	1,03	85
E90	5,00	4,32	0,68	90
E95	5,00	4,66	0,34	95
E100	5,00	5,00	0,00	100

Fonte: Autor

As misturas devem ser dosadas com a utilização de um becker graduado com uma precisão de 10 ml. Devem ser retiradas amostras de 50 ml em cada volume total obtido para cada uma das misturas de combustíveis. Essas amostras devem ser destinadas para a aferição, em laboratório, da proporção em volume de cada uma das misturas. Devem ser destinados 3 litros de cada mistura para o abastecimento do veículo para a realização dos testes, ou eventos do experimento.

O veículo, instrumentado e abastecido com uma das misturas, deve ser submetido a dois regimes de funcionamento:

**PM** – Veículo parado, com o garfo seletor de transmissão desacoplado, ou seja, eixo de transmissão em movimento livre, temperatura do motor 90°C, sensor de oxigênio aquecido.

**EM** – Veículo em movimento, submetido a um aumento gradual na seleção das marchas, sendo sempre avaliado em um regime permanente (ou regime estacionário) na rotação do motor, temperatura do motor 90 °C, sensor de oxigênio aquecido.

Os diferentes regimes a serem utilizados devem ser selecionados de modo a submeter o motor às diferentes cargas.

Durante o regime EM, o veículo deve ser testado em pista retilínea e livre. Em todos os eventos do experimento, o motor deve ser submetido a diferentes rotações, que devem ser mantidas por 20 segundos. Os dados são coletados em uma taxa de amostragem de 6 amostras por minuto (uma amostra a cada 10 segundos). Esses 10 segundos são necessários para garantir a estabilidade dinâmica na rotação definida para o evento do experimento, visto que essa rotação deve ser controlada pela aceleração imposta pelo piloto durante a realização dos testes, ou eventos do experimento.

Durante o regime de PM, os dados devem ser obtidos para as rotações de 860 (rotação programada para a marcha lenta ou *idle*), 1500, 2000, 2500 e 3000 rpm. Durante o regime EM os dados devem ser obtidos para rotações de 1500, 2000, 2500 e 3000 rpm. Após a realização de cada uma das baterias de testes, ou eventos do experimento, considerando-se os dois regimes de funcionamento, o tanque de combustível deve ser removido, esvaziado e limpo. A limpeza do tanque deve ser realizada com a utilização de ar comprimido, evitando-se a contaminação da mistura a ser aplicada no próximo teste.

## 3.2 AQUISIÇÃO E TRATAMENTO DOS DADOS

A aquisição dos dados referentes aos parâmetros de funcionamento do motor, utilizado no setup experimental, aplicou-se uma instrumentação composta por uma **ferramenta portátil para diagnóstico** e um **acelerômetro tridimensional**.

### 3.2.1 Ferramenta portátil para diagnóstico

Os veículos automotores são equipados com uma porta de comunicação padrão que atende aos requisitos do sistema *On-Board Diagnostic-2* (OBD-II)<sup>25</sup>. Essa porta possibilita a comunicação da UCE com ferramentas externas. Essa conexão também permite que se acesse os registros de falhas no sistema eletrônico, os dados de emissões e as informações de funcionamento do motor.

A ferramenta portátil de diagnóstico utilizada neste trabalho foi o *Scanner PDL4000*<sup>®</sup> (Figura 14), fabricado pela empresa *Snap-on Incorporated*<sup>®</sup>. Essa ferramenta deve ser conectada a UCE através da porta padrão OBD-II, e, após cada evento do experimento, os dados devem ser transmitidos, via conexão USB, para um computador externo.

Os dados obtidos através do *scanner* podem ser visualizados com o uso do software

Figura 14 – Ferramenta de diagnóstico PDL4000



Fonte: Snap-on Incorporated<sup>57</sup>

*ShopStream Connect*<sup>®</sup>, desenvolvido pela *Snap-on Incorporated*<sup>®</sup>. O conjunto de pontos pode ser analisado e transcrito para uma tabela em Excel<sup>®</sup>.

### 3.2.2 Acelerômetro

A aquisição dos sinais de vibração no motor foi realizada através de um sensor acelerômetro *Microelectromechanical Systems* (MEMS) do tipo capacitivo, com precisão de  $0,00958 \text{ m/s}^2$  e *range* de  $156,88 \text{ m/s}^2$ . O sensor é conectado através de um software instalado em um smartphone. O sensor foi posicionado sobre a tampa do comando de válvulas do motor, e fixado através de um adesivo em polietileno. A Figura 15 ilustra o posicionamento do sensor sobre o motor, e a Figura 16 ilustra as direções das dinâmicas captadas pelo acelerômetro.

Figura 15 – Posicionamento do sensor sobre o motor



Fonte: Autor

O aplicativo *Accelerometer Meter* foi utilizado para registrar os sinais de vibração. Através desse aplicativo, gera-se arquivos em ".txt". Esses arquivos contêm uma matriz de dados com os valores do tempo da coleta (segundos), e os valores medidos para as acelerações nas direções  $x$ ,  $y$  e  $z$  ( $\text{m/s}^2$ ).

Figura 16 – Direções das dinâmicas captadas pelo acelerômetro

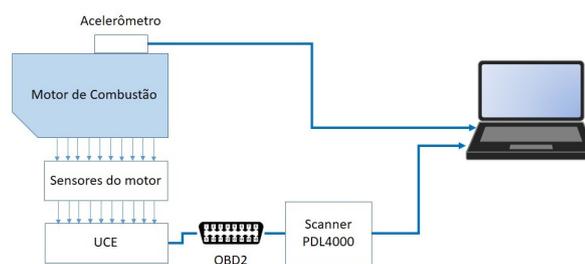


Fonte: Autores

Os dados obtidos são tratados com o uso do software Matlab<sup>®</sup>, gerando-se gráficos da amplitude em função do tempo, e se calculando os valores da aceleração (RMS). considera-se os regimes de funcionamento do motor e as rotações em que cada evento do experimento foi realizado.

A Figura 17 ilustra o esquema para a configuração dos equipamentos aplicada na aquisição dos sinais.

Figura 17 – Setup para aquisição de dados



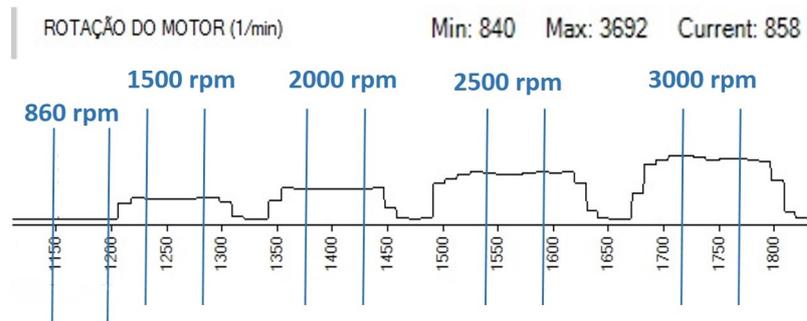
Fonte: Autor

### 3.2.3 Organização dos dados

Os dados provenientes da ferramenta de diagnóstico e do acelerômetro tridimensional são adquiridos simultaneamente, e sincronizados no domínio do tempo. Através das respostas do sensor de rotação, foram identificadas as faixas mais estáveis em cada rotação avaliada no experimento e na coleta dos dados. A Figura 18 demonstra a identificação

dos limites inicial e final, identificados através do sinal do sensor de rotação. O exemplo ilustrado na figura registra a extração dos pontos da amostra E45 em um regime PM.

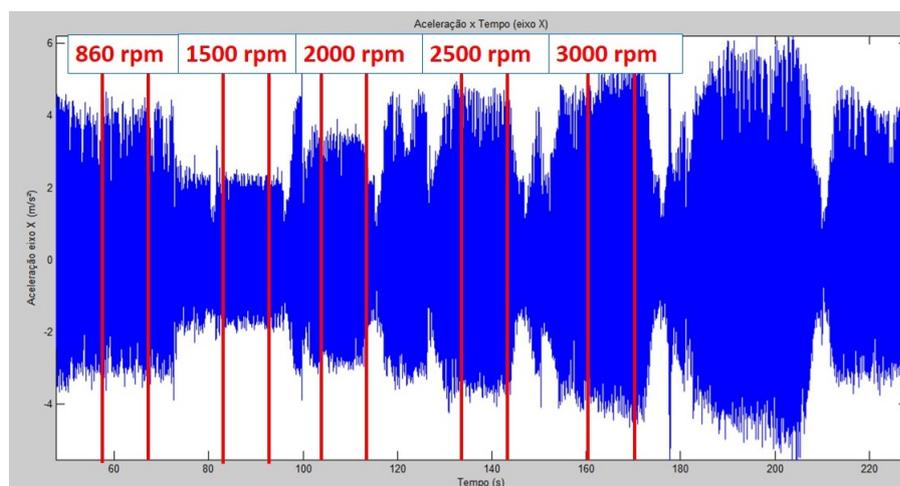
Figura 18 – Seleção dos pontos através do sinal de rotação da mistura E45



Fonte: Autor

Os sinais de vibração sincronizados e coletados em cada evento do experimento foram separados de acordo com os instantes inicial e final definidos em cada regime de rotação. Para cada regime de rotação, foram calculadas as amplitudes RMS nas três direções (Figura 16). A Figura 19 ilustra o sinal de vibração (domínio do tempo) adquirido através de um evento do experimento que foi realizado para uma mistura E40. Essa figura registra as janelas com o comportamento da vibração na direção  $x$ , entre os instantes inicial e final para cada um dos regimes de rotação.

Figura 19 – Identificação dos limites para separação do sinal de aceleração na direção  $x$  para a mistura E45



Fonte: Autor

A taxa de amostragem para coleta dos sinais no *scanner* foi definida em 4 amostras por segundo. Em um intervalo de 10 segundos, são coletadas 40 amostras em cada regime

de rotação, ou em cada evento do experimento. Considerando-se os 5 regimes de rotação definidos para o regime de carga PM (seção 3.1), e os 4 regimes de rotação definidos para o regime de carga EM (seção 3.1), foram coletados um total de 360 amostras para cada mistura de combustíveis. Considerando-se cada uma das 15 misturas de combustíveis (Tabela 2), foram coletados, através do *scanner*, um total de 5400 amostras. Cada amostra registrada contém as informações de 31 variáveis extraídas do *scanner* e do acelerômetro tridimensional conforme (Tabela 3).

Tabela 3 – Características das variáveis coletadas no experimento

Nº	Variável	Unidade	Fonte dos dados	Tipo
1	Rotação	rpm	UCE	Quantitativa
2	Posição absoluta A da borboleta	%	UCE	Quantitativa
3	Posição absoluta B da borboleta	%	UCE	Quantitativa
4	Posição relativa da borboleta	%	UCE	Quantitativa
5	Controle do atuador da borboleta	%	UCE	Quantitativa
6	Posição A do pedal do acelerador	%	UCE	Quantitativa
7	Posição B do pedal do acelerador	%	UCE	Quantitativa
8	Temperatura do ar ambiente	°C	UCE	Quantitativa
9	Temperatura do ar de admissão	°C	UCE	Quantitativa
10	Temperatura do fluido de arrefecimento	°C	UCE	Quantitativa
11	Pressão de admissão	mmHg	UCE	Quantitativa
12	Pressão Barométrica	mmHg	UCE	Quantitativa
13	Tensão no sensor de oxigênio 1	V	UCE	Quantitativa
14	Tensão no sensor de oxigênio 2	V	UCE	Quantitativa
15	Temperatura do catalisador	°C	UCE	Quantitativa
16	Nível de combustível	adimensional	UCE	Quantitativa
17	Velocidade do veículo	km/h	UCE	Quantitativa
18	Tensão do módulo de controle	V	UCE	Quantitativa
19	Tempo desde a partida	segundos	UCE	Quantitativa
20	Proporção da mistura comandada	adimensional	UCE	Quantitativa
21	Regulagem do avanço de ignição	graus	UCE	Quantitativa
22	Ajuste de combustível de curto prazo	%	UCE	Quantitativa
23	Ajuste de combustível de longo prazo	%	UCE	Quantitativa
24	Preparação de combustível	%	UCE	Quantitativa
25	Valor de carga calculado	%	UCE	Quantitativa
26	Valor de carga absoluta	%	UCE	Quantitativa
27	Percentual de etanol calculado	%	UCE	Quantitativa
28	Aceleração RMS X	m/s <sup>2</sup>	Acelerômetro	Quantitativa
29	Aceleração RMS Y	m/s <sup>2</sup>	Acelerômetro	Quantitativa
30	Aceleração RMS Z	m/s <sup>2</sup>	Acelerômetro	Quantitativa
31	Regime de funcionamento	adimensional	Experimento	Qualitativa

Fonte: Autor

Os dados estão organizados em uma planilha contendo 31 variáveis, sendo 30 (trinta) variáveis quantitativas e contínuas e 1 (uma) variável qualitativa (Tabela 3). A variável qualitativa caracteriza o regime de carga estudado. Todas as variáveis da Tabela 3 são utilizadas como entradas, ou variáveis independentes, para os modelos de predição que são propostos. A variável dependente a ser predita por esses modelos é a quantidade de etanol (%) presente na mistura de combustíveis aplicada em cada evento do experimento.

Foi proposto um modelo de predição baseado em Regressão Linear Múltipla (RLM) e um modelo de predição baseado em Redes Neurais Artificiais (RNA) (Capítulo 5).

### 3.3 CONSIDERAÇÕES SOBRE O CAPÍTULO

A qualidade dos modelos propostos para predição da proporção dos combustíveis está diretamente ligada a qualidade dos dados coletados na realização do experimento. A coleta correta dos dados e o controle correto dos valores apurados para a composição da mistura de combustíveis são de extrema importância para que sejam obtidos modelos representativos para a identificação do combustível utilizado no veículo. O setup experimental foi elaborado visando a aquisição adequada desse conjunto de dados.

Na preparação e execução dos experimentos, realiza-se o controle rigoroso da proporção de combustíveis utilizada, de modo a garantir os valores aplicados no treinamento e avaliação dos modelos. O controle do abastecimento e a limpeza do tanque de combustível visa garantir que não haja uma contaminação que possa alterar os valores de saída obtidos em cada evento do experimento.

Os dados são coletados através da utilização da ferramenta de diagnóstico, conectada a porta de comunicação OBD-II e de um acelerômetro tridimensional. Os dados são sincronizados no domínio do tempo, garantindo-se a correta associação para a geração dos padrões a serem aplicados nos modelos. A organização inicial dos dados coletados garante que a frequência de amostragem está adequada para o registro dos fenômenos observados durante a operação do motor.

## 4 REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA E REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS

### 4.1 INTRODUÇÃO

Considerando-se a operação de motores de veículos *flexfuel*, o controle da mistura ar-combustível é de extrema importância para obtenção de um funcionamento otimizado desses motores<sup>31</sup>. Para o controle correto da relação ar-combustível, é necessário que ocorra uma identificação da proporção presente na mistura de combustíveis que é utilizada pelo veículo. A identificação dessa mistura é feita através de uma estimativa do percentual de etanol presente no combustível, com base na informação fornecida pelo sensor de oxigênio (subseção 2.3.1). Segundo Theunissen<sup>58</sup>, os sistemas de medição apresentam uma precisão de até 4% quando estimam o percentual de etanol na mistura de combustíveis. Entretanto, o autor destaca que devido à produção de sensores em larga escala, aos problemas com controle de qualidade dos componentes dos sistemas de medição e a sua calibração, a precisão na estimativa do percentual de etanol presente na mistura de combustíveis utilizada nos veículos é significativamente pior.

Visando uma correta predição do percentual de etanol presente na mistura de combustíveis, são propostos modelos baseados na Regressão Linear Múltipla (RLM) e nas Redes Neurais Artificiais (RNA). Esses modelos são capazes de relacionar múltiplas variáveis de entrada com uma variável de saída, sendo técnicas de modelagem que tem sido empregadas com sucesso para o monitoramento das condições e a predição de falhas em motores de combustão interna.

Chao Jin et al.<sup>40</sup>, utilizam modelos baseados em RNA para diagnóstico de falhas, em um motor de ignição por compressão, a partir dos parâmetros de sinais de vibração nos domínios do tempo e da frequência. Os modelos propostos por Chao Jin et al.<sup>40</sup>, se mostraram capazes de realizar a identificação de quatro condições de funcionamento pré estabelecidas: funcionamento normal, combustão instável, perda de pressão pelas válvulas e cilindro inoperante.

Puchalski<sup>59</sup> descreve um método estatístico para diagnóstico de falhas em motores de ignição por centelha. Através dos dados obtidos experimentalmente, incluindo os sinais de vibração, o modelo apresentado pelo autor se mostra capaz de identificar corretamente falhas em válvulas de um motor de ignição por centelha.

Tendo em vista a correlação evidenciada entre os sinais de vibração e as condições de funcionamento do MCI, este trabalho propõe a introdução de um sensor de aceleração tridimensional para medir a vibração presente em um motor. Propõe-se a utilização do sinal de vibração como uma informação adicional visando melhorar a estimativa do percentual de etanol em uma mistura de combustíveis utilizada. Além do sinal de vibração, pretende-se utilizar a informação proveniente de todos os sensores presentes no sistema de controle

eletrônico do motor.

## 4.2 REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA

Segundo Magalhães e Araujo<sup>60</sup> a RLM é uma técnica estatística utilizada para análise da relação entre as variáveis de um processo. Essa técnica procura examinar a influência de variáveis preditoras (entradas do modelo) sobre o valor esperado de uma variável de resposta (saída do modelo).

Os modelos RLM são geralmente utilizados como modelos empíricos, pois os valores dos parâmetros (ou coeficientes de regressão) e das variâncias não são conhecidos, e devem ser estimados a partir de um conjunto de dados (amostra)<sup>60</sup>. A análise de regressão consiste em uma aplicação de métodos estatísticos para estimar os parâmetros de um modelo baseado em RLM. Assim, a equação de regressão, que representa o modelo, pode ser usada para a predição de observações, não realizadas, aplicando-se alguns conjuntos específicos de entradas e saídas<sup>61</sup>.

Segundo Montgomery e Runger<sup>62</sup>, o modelo de regressão pode ser descrito pela Equação 4.1.

$$y = \beta_0 + \beta_1x_1 + \beta_2x_2 + \dots + \beta_kx_k + e, \quad (4.1)$$

onde  $y$  é a variável de saída,  $\beta_j(j=0, 1, 2, \dots, k)$  são os coeficientes de regressão,  $x_j(j=0, 1, 2, \dots, k)$  são as variáveis preditoras, e  $e$  é o erro da predição.

A RLM permite usar várias variáveis independentes ( $k$  variáveis independentes) simultaneamente para estimar uma variável dependente ( $y$ ).

Considerando que se tenha  $p$  amostras. Cada amostra terá registrado um valor para a variável de saída que é identificado como  $y_i(i=1, 2, \dots, p)$ . Cada  $i$ -ésimo valor da variável de saída pode ser predito pela equação do modelo (Equação 4.2).

$$y_i = \beta_0 + \beta_1x_{i1} + \beta_2x_{i2} + \dots + \beta_kx_{ik} + e_i = \beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_jx_{ij} + e_i, \quad (4.2)$$

onde  $y_i$  é o valor de saída para cada  $i$ -ésimo padrão da amostra,  $\beta_j$  são os coeficientes de regressão,  $x_{ij}$  são as variáveis preditoras e  $e_i$  é o erro da predição para a variável de saída em cada  $i$ -ésimo padrão da amostra.

O erro em cada predição é expresso por:

$$e_i = y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^k \beta_jx_{ij}. \quad (4.3)$$

A estimativa dos coeficientes ( $\beta_j$ ) de um modelo de RLM deve ser realizada utilizando-se o critério dos mínimos quadrados. A função dos mínimos quadrados  $L$  (Equação 4.4) deve ser minimizada, variando-se os os valores dos coeficientes  $\beta_j$  ( $j=0, 1, 2, \dots, k$ ).

$$L = \sum_{i=1}^p \epsilon_i^2 = \sum_{i=1}^p \left( y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij} \right)^2, \quad (4.4)$$

Para se encontrar o mínimo da função objetivo, deriva-se a função  $L$  (Equação 4.4) em relação a cada um dos coeficientes  $\beta_j$ , sendo  $j$  a dimensão do modelo ( $j=0, 1, 2, \dots, k$ ). Fazendo-se com com que a soma das derivadas parciais seja igual a zero, chega-se as equações:

$$\frac{\partial L}{\partial \beta_0} = -2 \sum_{i=1}^p \left( y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij} \right) = 0 \quad (4.5)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \beta_j} = -2 \sum_{i=1}^p \left( y_i - \beta_0 - \sum_{j=1}^k \beta_j x_{ij} \right) x_{ij} = 0 \quad j = 1, 2, \dots, k; \quad (4.6)$$

onde  $L$  é a função dos mínimos quadrados,  $y_i$  são os valores desejados para o vetor de saída,  $\beta_j$  são os coeficientes de regressão, e  $x_{ij}$  são as variáveis preditoras.

Desenvolvendo a Equação 4.5 e a Equação 4.6, chega-se ao sistema de equações lineares (Equação 4.7), cuja solução é encontrada pelo método dos mínimos quadrados.

$$\begin{cases} p\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 \sum_{i=1}^p x_{i1} + \hat{\beta}_2 \sum_{i=1}^p x_{i2} + \dots + \hat{\beta}_k \sum_{i=1}^p x_{ik} = \sum_{i=1}^p y_i, \\ \hat{\beta}_0 \sum_{i=1}^p x_{i1} + \hat{\beta}_1 \sum_{i=1}^p x_{i1}^2 + \hat{\beta}_2 \sum_{i=1}^p x_{i1}x_{i2} + \dots + \hat{\beta}_k \sum_{i=1}^p x_{i1}x_{ik} = \sum_{i=1}^p x_{i1}y_i, \\ \vdots \\ \hat{\beta}_0 \sum_{i=1}^p x_{ik} + \hat{\beta}_1 \sum_{i=1}^p x_{ik}x_{i1} + \hat{\beta}_2 \sum_{i=1}^p x_{ik}x_{i2} + \dots + \hat{\beta}_k \sum_{i=1}^p x_{ik}^2 = \sum_{i=1}^p x_{ik}y_i, \end{cases} \quad (4.7)$$

onde  $\hat{\beta}_j$  ( $j=1, 2, \dots, k$ ) são os estimadores ou parâmetros de regressão obtidos através do método dos mínimos quadrados,  $x_{ij}$  são as variáveis preditoras e  $y_i$  ( $i=1, 2, \dots, p$ ), são os valores desejados para a variável de saída em cada  $i$ -ésimo padrão da amostra.

#### 4.2.1 Significância do modelo

Para evidenciar a existência da relação linear entre as variáveis dependentes e independentes de um modelo, é necessário a comprovação da significância do modelo proposto<sup>60</sup>.

Testes de significância são aplicados para avaliar se o modelo proposto é significativo. No caso da RLM, as seguintes hipóteses podem ser avaliadas:

$$\text{Hipótese} = \begin{cases} H_0 : \beta_1 = \beta_2 = \beta_3 = \dots = \beta_k = 0, \\ H_1 : \beta_j \neq 0 \text{ para no mínimo um } j. \end{cases}$$

onde a rejeição da hipótese nula  $H_0$  implica que ao menos uma variável independente  $x_i$  contribui significativamente para o modelo.

### Análise de Variância (ANOVA)

A análise da significância do modelo de RLM, pode ser realizada através do método chamado Análise de Variância (ANOVA – *Analysis of Variance*). Segundo Vieira<sup>63</sup>, a ANOVA se baseia na decomposição da variação total da variável de resposta em partes que são atribuídas aos tratamentos, ou grupos de variáveis do processo (variância entre os grupos) e ao erro experimental (variância dentro dos grupos). Essa variação pode ser medida por meio das somas de quadrados. Essas somas são expressas pelas equações:

$$SQ_T = \sum_{i=1}^p (y_i - \bar{y})^2, \quad (4.8)$$

$$SQ_R = \sum_{i=1}^p (\hat{y}_i - \bar{y})^2, \quad (4.9)$$

$$SQ_E = \sum_{i=1}^p (y_i - \hat{y}_i)^2, \quad (4.10)$$

onde  $SQ_T$  é a soma quadrática total das variáveis de resposta  $y_i$ ,  $SQ_R$  é a soma quadrática da regressão em relação a variabilidade de  $y_i$ ,  $SQ_E$  é a soma quadrática dos resíduos,  $y_i$  ( $i=1, 2, \dots, p$ ) são os valores das variáveis de resposta em cada  $i$ -ésima amostra,  $\bar{y}$  é o valor médio das respostas, e  $\hat{y}_i$  são os valores estimados pelo modelo.

Segundo Montgomery e Runger<sup>62</sup> a equação da ANOVA pode ser escrita como:

$$SQ_T = SQ_R + SQ_E. \quad (4.11)$$

O teste estatístico  $F_0$ , método utilizado para identificar a adequação do modelo a população dos dados, é utilizado para testar a hipótese  $H_0: \beta_1=\beta_2=\beta_3=\dots=\beta_k=0$ . O valor de  $F_0$  é expresso por:

$$F_0 = \frac{\frac{SQ_R}{k-1}}{\frac{SQ_E}{p-k}} = \frac{MQ_R}{MQ_E}, \quad (4.12)$$

onde  $MQ_R$  (Equação 4.13) é a média quadrática da regressão em relação a variabilidade de  $y_i$ .  $MQ_E$  (Equação 4.14) é a média quadrática dos resíduos.  $(k-1)$  e  $(p-k)$  são os graus

de liberdade, ou seja, o número ( $p$ ) de amostras relacionado ao número ( $k$ ) de parâmetros avaliados na população dos dados.

$$MQ_R = \frac{SQ_R}{k - 1}, \quad (4.13)$$

$$MQ_E = \frac{SQ_E}{p - k}, \quad (4.14)$$

onde o número de parâmetros do modelo é dado por  $k$  e o número de observações (ou amostras) é dado por  $p$ .

Estes resultados são dispostos em uma tabela (Tabela 4), denominada tabela de análise de variância.

Tabela 4 – ANOVA no teste de significância do modelo

Fonte de variação	Soma Quadrática	Graus de Liberdade	Média Quadrática	$F_0$
Regressão	$SQ_R$ (Equação 4.9)	$k-1$	$MQ_R$ (Equação 4.13)	$MQ_R/MQ_E$
Erro ou Resíduo	$SQ_E$ (Equação 4.10)	$p-k$	$MQ_E$ (Equação 4.14)	
Total	$SQ_T$ (Equação 4.8)	$p-1$		

Fonte: Autor

Caso o  $F_0$  (Tabela 4) calculado seja maior que  $F$  tabelado<sup>62</sup>, a hipótese nula  $H_0$  é rejeitada, ou seja, existem evidências de uma diferença significativa entre pelo menos um par de médias ( $MQ_R$  e  $MQ_E$ ) dos grupos de variáveis (tratamentos), ao nível escolhido de significância ( $\alpha$ ). Caso contrário, não se rejeita a hipótese nula  $H_0$ , ou seja, não há evidências de uma diferença significativa entre as médias dos grupos de variáveis, ao nível  $\alpha$  de significância escolhido<sup>63</sup>.

Segundo Amaral e Abreu<sup>64</sup>, uma outra maneira de avaliar a significância da estatística  $F$  é utilizar o p-valor. Se o p-valor  $< \alpha$ , rejeita-se a hipótese nula  $H_0$ . Caso contrário, não se rejeita a hipótese nula, ou seja, não há evidências de diferenças significativas entre os tratamentos, ao nível  $\alpha$  de significância escolhido.

#### 4.2.2 Pressupostos para validação de modelos baseados em RLM

Vieira<sup>63</sup> destaca que o modelo de RLM deve apresentar os seguintes pressupostos:

##### Normalidade dos resíduos

Segundo Magalhães e Araujo<sup>60</sup>, os resíduos produzidos das observações devem apresentar distribuição normal, indicando que as amostras se dispõem normalmente em toda a extensão da população. Uma das formas de se analisar a normalidade dos resíduos do modelo de RLM é através do gráfico de valores preditos pelo modelo *versus* resíduos,

que deve apresentar pontos dispostos aleatoriamente. Segundo Montgomery e Runger<sup>62</sup>, pode-se avaliar a normalidade dos resíduos aplicando a equação de normalização:

$$d_i = \frac{e_i}{\sqrt{MQ_E}}, \quad (4.15)$$

onde  $d_i$  são os valores dos erros normalizados,  $e_i$  são os valores dos erros em cada predição, e  $MQ_E$  é a média quadrática dos resíduos (Equação 4.14).

Após a aplicação da normalização (Equação 4.15), a distribuição dos resíduos normalizados ( $d_i$ ) deve apresentar, pelo menos, 95 % dos valores entre  $-2$  e  $2$ , caracterizando-se assim uma distribuição normal dos resíduos.

### Homocedasticidade dos resíduos

Os resíduos referentes às observações devem ter variância constante ou homogênea em toda a extensão das variáveis independentes. De acordo com Filho et al.<sup>65</sup>, pode-se utilizar a análise do gráfico dos valores preditos versus resíduos para demonstrar que os pontos estão dispostos aleatoriamente sem nenhum padrão definido.

### Ausência de correlação serial nos resíduos

O modelo pressupõe que a covariância entre os resíduos é zero, ou seja, os resíduos são independentes entre si e só se observa efeito das variáveis preditoras sobre a variável de resposta. A avaliação dessa independência é feita através da análise gráfica de algum tipo de padrão dos resíduos versus o tempo, na ordem em que foram observados<sup>60</sup>.

### Multicolinearidade entre as variáveis preditoras

As variáveis independentes podem apresentar forte correlação entre si. Quando essas correlações são fortes, considera-se que existe uma condição de multicolinearidade<sup>63</sup>. Segundo Miloca e Conejo<sup>66</sup>, deve-se procurar variáveis independentes que tenham uma baixa correlação com as outras variáveis independentes.

Pode-se analisar a multicolinearidade por meio do Fator de Inflação de Variância (VIF–*Variance Inflation Factor*). O VIF mede o quanto a variância de um parâmetro estimado aumenta quando as variáveis preditoras são correlacionadas<sup>66</sup>. Malta e Camargos<sup>67</sup> citam que um VIF maior que 10 é um indicativo de problemas de multicolinearidade, causando efeitos indesejados nos parâmetros da regressão.

O VIF é dado pela Equação 4.16.

$$VIF_j = \frac{1}{1 - R_j^2}, \quad (4.16)$$

onde o  $R_j^2$  é o coeficiente de determinação múltipla (Equação 4.23) da variável  $x_j$  sobre as outras variáveis preditoras<sup>60</sup>.

### 4.3 REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS

Com a revolução industrial, o advento da tecnologia e o avanço dos processos automáticos, vários estudos se fizeram presentes com o objetivo de reduzir problemas relacionados com o controle de sistemas não lineares. Nos últimos anos, houve o aumento da aplicação de estruturas de máquinas inteligentes que pudessem substituir o homem em várias atividades<sup>68</sup>.

Segundo Junior e Montgomery<sup>68</sup>, o desenvolvimento das técnicas de modelagem que imitam o comportamento do cérebro humano fez com que a solução dos problemas em sistemas complexos e o projeto de máquinas inteligentes pudessem ser alcançados.

O cérebro possui bilhões de neurônios, cada um formado por três partes com funções específicas e complementares: dendritos, corpo e axônio. Os dendritos retêm os estímulos recebidos e os transmitem ao corpo do neurônio. Quando os estímulos atingem um limite determinado, o corpo envia um impulso que irá se difundir pelo axônio e será transmitido aos dendritos dos neurônios vizinhos, por meio de outra função que são as sinapses. Esse processo pode ser repetido por diversas camadas de neurônios, realizando-se o processamento das informações de uma entrada<sup>60</sup>.

As RNAs podem ser consideradas como uma unidade de processamento que se assemelha aos neurônios humanos, na forma em que recebem e enviam sinais. Através do processo de aprendizagem, cada unidade recebe a quantidade de informações nas suas entradas e produz, a partir dessas informações, uma ou mais saídas<sup>69</sup>.

Os modelos baseados em RNA tem sido empregados para o controle de um MCI<sup>20</sup>. Os modelos podem ser aplicados em lógicas essenciais do controle de emissões e desempenho do veículo<sup>70, 71</sup>.

Solyom e Eriksson<sup>72</sup> utilizam um modelo baseado em RNA para a combinação de múltiplas variáveis de entrada para o controle da velocidade de *idle* de acordo com a variação das condições de funcionamento do motor.

Turkson et al.<sup>73</sup> descrevem diferentes modelos baseados em RNA aplicados para o controle do ponto de ignição e a calibração do sistema de injeção eletrônica de motores de ignição por centelha. O autor destaca a importância das redes neurais na redução do tempo de calibração dos sistemas de controle eletrônico dos motores e a possibilidade da atuação automatizada durante a calibração, que diminui a necessidade de intervenção do usuário.

Sardarmehni et al.<sup>74</sup> descrevem a aplicação de diferentes estruturas de RNAs como modelos para o controle da mistura ar-combustível em um motor de ignição por centelha. Segundo os autores, os modelos aplicados em simulações apresentam desempenhos satisfatórios no controle da proporção da mistura ar-combustível, e destacam-se em comparação

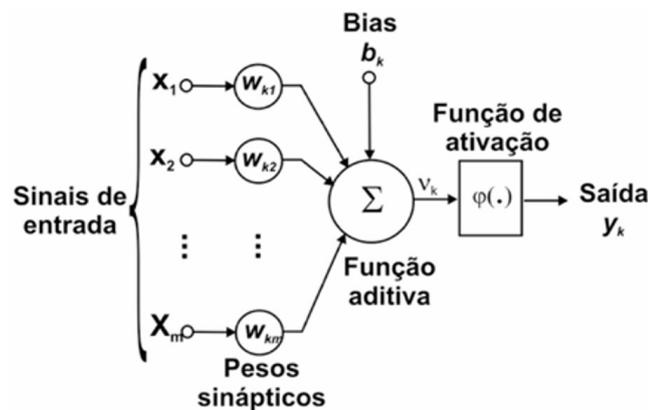
aos controladores clássicos devido a sua capacidade de generalização e redução do impacto de interferências externas sobre o sistema.

### 4.3.1 O neurônio matemático

Junior e Montgomery<sup>68</sup> descrevem que o neurônio biológico recebe sinais através de inúmeros dendritos, os quais são ponderados e enviados ao axônio, podendo ou não seguir adiante. Na passagem por um neurônio, um sinal pode ser amplificado ou atenuado, dependendo do dendrito de origem, pois a cada condutor está associado um peso (*weight*) pelo qual o sinal é multiplicado. A memória são os pesos. Os valores dos pesos são ajustados por meio do treinamento recebido pelo cérebro durante sua vida útil, esse treinamento se trata de um processo da memorização.

O neurônio matemático, ilustrado na Figura 20, similarmente ao natural, recebe um ou mais sinais de entrada e devolve um único sinal de saída. Esse sinal pode ser distribuído como sinal de saída da rede ou como sinal de entrada de neurônios da camada posterior<sup>75</sup>.

Figura 20 – Neurônio artificial



Fonte: Martins-Filho, Mol e Rocha<sup>75</sup>

Os dendritos e axônios são representados pelas sinapses e a intensidade da ligação é representada por uma grandeza denominada peso sináptico ( $w_{ki}$ ). Quando as entradas ( $x_i$ ), são apresentadas ao neurônio, são multiplicadas pelos pesos sinápticos correspondentes gerando as entradas ponderadas<sup>75</sup>.

$$V_k = \sum_{i=1}^m x_i w_{ki} + b_k, \quad (4.17)$$

$$Y_k = \phi(V_k), \quad (4.18)$$

onde  $x_i$  são as entradas,  $w_{ki}$  são os pesos correspondentes e  $b_k$  é o *bias* associado ao neurônio. O total dos produtos das entradas pelos respectivos pesos sinápticos somado ao *bias*  $b_k$  gera uma combinação linear dos sinais de entrada  $V_k$  (Equação 4.17).  $Y_k$  é a saída do  $k$ -ésimo neurônio a partir da função de ativação  $\phi(\cdot)$  (Equação 4.20).

O *bias* ( $b_k$ ), ou polarização de entrada, é uma variável incluída no somatório da função de ativação com o objetivo de aumentar o grau de liberdade dessa função, e, conseqüentemente, a capacidade de aproximação da rede. O valor do *bias* é ajustado da mesma forma que os pesos sinápticos. O *bias* possibilita que um neurônio produza uma saída não nula ainda que todas as suas entradas sejam nulas<sup>68</sup>.

As funções de ativação são aplicadas para gerar a saída em cada neurônio. Segundo Kosko<sup>76</sup> Os principais tipos de função de ativação aplicados são:

- **Função linear:** Muito utilizada nas unidades que compõem a camada de saída. A saída linear simplesmente repete o sinal que entra no neurônio na sua saída.

$$\phi(V_k) = V_k, \quad (4.19)$$

- **Função logsigmoide:** Possui um intervalo de variação que gera saídas entre 0 até 1 no domínio do conjunto dos números reais.

$$\phi(V_k) = \frac{1}{1 + e^{-V_k}}, \quad (4.20)$$

- **Função tansigmoide:** Possui um intervalo de variação que gera saídas entre  $-1$  até 1 no domínio do conjunto dos números reais.

$$\phi(V_k) = \tanh(V_k), \quad (4.21)$$

### 4.3.2 Arquitetura da rede

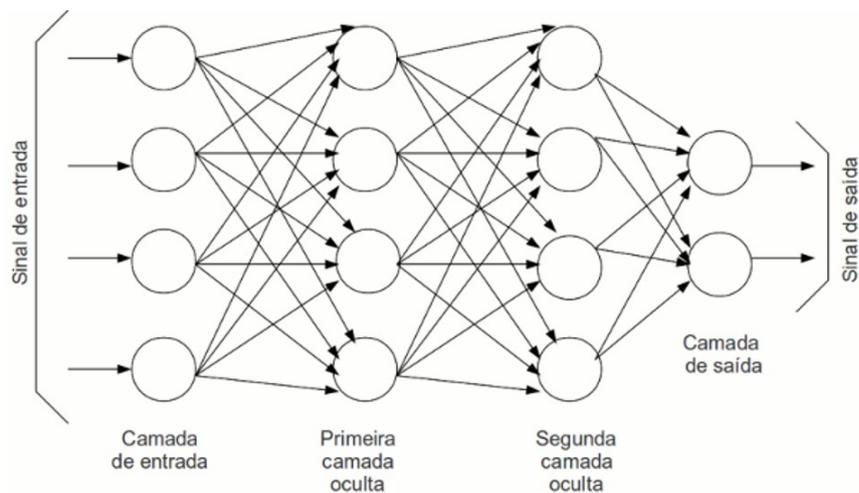
Os neurônios combinados em uma ou mais camadas contendo um ou mais neurônios formam a RNA.

A Figura 21 ilustra a estrutura de uma RNA, que, em geral, é constituída de:

- uma **camada de entrada**, ou de distribuição, com um número de nós igual ao número de sinais de entrada da rede e com a função de representar para cada neurônio da camada seguinte a distribuição de dados de entrada;

- uma, nenhuma ou várias **camadas ocultas** constituídas de um ou mais neurônios ocultos que tem a função de capacitar a rede a extrair estatísticas e possibilitar a representação de problemas que não estejam linearmente separados;
- uma **camada de saída** que contém um número de neurônios igual ao número de saídas da rede<sup>68</sup>.

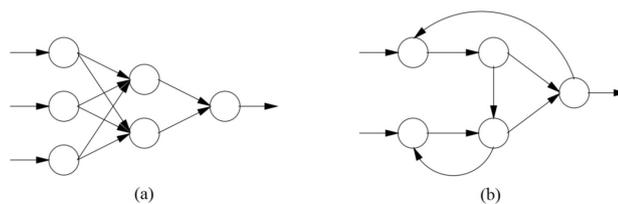
Figura 21 – Arquitetura de uma RNA



Fonte: Adaptado de Haykin<sup>77</sup>

As conexões entre as camadas podem gerar estruturas diferentes. A estrutura da rede pode ser caracterizada por duas formas no fluxo de dados<sup>78</sup>.

Figura 22 – Tipos de estrutura de uma RNA



Fonte: Adaptado de Magalhães e Araujo<sup>60</sup>

- **Feedforward:** quando a saída de um neurônio só é utilizada para alimentar os neurônios das camadas seguintes(Figura 22a).
- **Feedback:** Quando a saída de um neurônio alimenta também neurônios da mesma camada e de camadas anteriores(Figura 22b).

### 4.3.3 Treinamento das RNAs

A principal aplicação das RNAs é no reconhecimento de padrões<sup>78</sup>. Para o treinamento de uma RNA no reconhecimento, os padrões de entrada e respectivas respostas desejadas são apresentados a uma rede, e o algoritmo de treinamento atua no ajuste dos pesos ( $w_{ki}$ ) e bias ( $b_k$ ), buscando-se obter uma generalização com o menor erro possível. Os pesos e bias são ajustados de forma a minimizar os valores dos erros. Esse tipo de treinamento é denominado **treinamento supervisionado**<sup>79</sup>.

Outro tipo de treinamento é o **treinamento não supervisionado**. Nesse tipo de treinamento, a rede não recebe informações sobre as saídas desejadas. Ela atua de modo a classificar os valores de entradas em grupos<sup>79</sup>.

Como primeiro passo de um treinamento supervisionado, atribui-se um conjunto inicial de valores para os pesos e bias, e então, a cada conjunto de dados com as entradas e saídas desejadas, é calculada a saída da RNA. O valor de saída da rede é confrontado com a saída desejada da amostra de treinamento e, em função do erro registrado, todos os pesos e bias são corrigidos, até que a saída forneça o resultado mais próximo possível do desejado<sup>60</sup>.

Após o treinamento a rede deve apresentar uma capacidade de generalização. Essa capacidade pode ser avaliada através da apresentação de um conjunto de dados de teste, que são diferentes dos dados de treinamento, testando-se o desempenho da RNA.

As Redes *feedforward* (Figura 22a) se tornaram populares devido a sua boa capacidade de generalização. Para o treinamento de uma rede *feedforward* utiliza-se o algoritmo *Backpropagation*<sup>80</sup>. Esse algoritmo realiza duas fases. Na primeira fase são calculadas as saídas de cada neurônio, que são propagadas para as camadas posteriores. Na segunda fase se realiza o processo de correção dos pesos, tendo-se como base para a correção o erro quadrático entre a saída obtida e a saída desejada<sup>77</sup>.

No algoritmo *Backpropagation*, os valores para a correção dos pesos são calculados pela Equação 4.22:

$$\Delta W^n = \eta D + m \Delta W^{n-1}, \quad (4.22)$$

onde  $\Delta W^n$  é a diferença entre os valores corrigidos e os valores atuais dos pesos em uma  $n$ -ésima iteração,  $\eta$  é a taxa de aprendizagem,  $D$  é a derivada do erro se considerando a

função de ativação ( $\phi(\cdot)$ Equação 4.20),  $m$  é o "momento", que é aplicado para minimizar a possibilidade de se encontrar um mínimo local e  $\Delta W^{n-1}$  é a diferença entre os pesos corrigidos e os valores atuais dos pesos para a iteração  $(n-1)$ <sup>60</sup>.

#### 4.4 AVALIAÇÃO DA EFICIÊNCIA DOS MODELOS

A eficiência dos modelos de predição pode ser avaliada através da aplicação de medidas estatísticas. Neste trabalho, foram utilizadas duas medidas estatísticas para avaliação dos resultados dos modelos propostos: o **coeficiente de determinação múltipla** ( $R^2$ ) e o **Erro Quadrático Médio (EQM)**.

##### 4.4.1 Coeficiente de determinação múltipla ( $R^2$ )

O valor do coeficiente de determinação múltipla indica o percentual da variação total dos valores de saída que pode ser explicado pelo conjunto de variáveis independentes do modelo<sup>81</sup>. O valor de  $R^2$  é expresso pela equação:

$$R^2 = \frac{SQ_R}{SQ_T} = 1 - \frac{SQ_E}{SQ_T} \quad (4.23)$$

onde  $SQ_R$  (Equação 4.9) é a soma quadrática da regressão em relação a variabilidade de  $y_i$ ,  $SQ_T$  (Equação 4.8) é a soma quadrática total das variáveis de resposta  $y_i$ , e  $SQ_E$  (Equação 4.10) é a soma quadrática dos resíduos.

De acordo com Magalhães e Araujo<sup>60</sup>, os valores de  $R^2$  variam de 0 a 1, sendo que, um modelo está bem ajustado quando apresenta um valor para o  $R^2$  mais próximo de 1, ou 100 %.

##### 4.4.2 Erro Quadrático Médio (EQM)

O EQM é a soma quadrática das diferenças entre o valor estimado e o valor real das variáveis de saída ponderada pelo número de amostras do modelo<sup>62</sup>. O valor do EQM é uma medida utilizada para avaliar a precisão dos modelos matemáticos. Quanto mais próximo de zero for o valor do EQM, melhor estão ajustados os parâmetros do modelo de predição proposto<sup>60</sup>.

O valor de EQM é expresso pela equação:

$$EQM = \frac{\sum_{i=1}^p (y_i - \hat{y}_i)^2}{p} \quad (4.24)$$

onde  $p$  é o número total de amostras,  $y_i$  é o valor esperado para a saída do modelo na  $i$ -ésima amostra, e  $\hat{y}_i$  é o valor estimado pelo modelo para a saída na  $i$ -ésima amostra.

## 4.5 CONSIDERAÇÕES SOBRE O CAPÍTULO

A análise da fundamentação teórica envolvida nos modelos matemáticos baseados em RLM e RNA indica que os modelos são aplicáveis para estabelecer uma correlação entre as variáveis preditoras (parâmetros de funcionamento do motor) e a variável de saída (percentual de etanol no combustível).

A capacidade de reconhecimento de padrões e a detecção das relações implícitas entre eles indicam que os modelos baseados nessas técnicas podem apresentar uma boa precisão na predição do comportamento de sistemas<sup>60</sup>. A partir de um conjunto de múltiplas variáveis de entrada, os modelos baseados nessas técnicas podem apresentar uma boa precisão na predição da composição do combustível utilizado para o acionamento de um motor. Portanto, essas são as técnicas aplicadas neste trabalho no desenvolvimento dos modelos de predição para a proporção de etanol em uma mistura de combustíveis utilizada para o acionamento de um motor.

## 5 PREDIÇÃO DA PROPORÇÃO DE COMBUSTÍVEIS COM MODELOS (RLM E RNA)

### 5.1 INTRODUÇÃO

Este capítulo descreve a construção dos modelos para a predição do percentual de etanol na mistura de combustíveis a partir de dados obtidos experimentalmente. Através da aplicação da Regressão Linear Múltipla (RLM) e das Redes Neurais Artificiais (RNA), propõe-se o desenvolvimento de modelos capazes de identificar a proporção de etanol contido em misturas de combustíveis utilizadas para o abastecimento de um veículo. Um novo abastecimento é realizado a cada evento do experimento, extraindo-se amostras do combustível aplicado. As etapas definidas para a construção desses modelos são: (1) coleta e condicionamento dos dados através de um setup experimental, (2) análises estatísticas dos dados coletados, (3) determinação das estruturas dos modelos, (4) estimação dos parâmetros dos modelos, e (5) aplicação dos modelos aos conjuntos de testes.

Através da realização do experimento descrito no Capítulo 3, obtêm-se um conjunto de dados onde estão quantificados os parâmetros de funcionamento do motor, a saber: (i) parâmetros de funcionamento medidos diretamente pelos sensores do motor, (ii) parâmetros calculados pela Unidade de Controle Eletrônico (UCE), e (iii) valores da aceleração medidos pelo acelerômetro tridimensional. Esses parâmetros constituem um conjunto com 31 variáveis de entrada (Tabela 3). A saída esperada em cada um dos modelos é a predição da proporção de etanol presente na mistura de combustíveis utilizada a cada evento do experimento.

### 5.2 PRÉ-PROCESSAMENTO DOS DADOS

O conjunto de dados obtido através do setup experimental contém os valores para os parâmetros de funcionamento de um Motor de Combustão Interna (MCI). Foram coletados os valores para 27 parâmetros medidos diretamente pelos sensores do sistema eletrônico de controle do motor e 3 parâmetros de aceleração *Root Mean Square* (RMS), medidos em três direções e calculados com base nos valores medidos por um acelerômetro tridimensional.

Os valores de aceleração RMS foram calculados para cada faixa de rotação (Figura 19). A cada evento do experimento, os sinais de vibração adquiridos foram separados de acordo com: (i) as faixas de rotação aplicadas, (ii) a mistura combustível utilizada e (iii) o regime de funcionamento, segundo o procedimento descrito na subseção 3.2.3. Considerando-se os regimes de funcionamento Em Marcha (EM) e Ponto Morto (PM), os valores RMS das acelerações são apresentados na Tabela A.1 e na Tabela A.2. A variação dos valores RMS de aceleração está ilustrada pela Figura A.1 e pela Figura A.2.

### 5.2.1 Análise estatística dos dados

Foram coletadas as informações em um período de 10 segundos por faixa de rotação. Para a coleta dos dados, foi adotada uma taxa de amostragem de 4 pontos por segundo, totalizando-se 40 pontos por faixa de rotação. Foram avaliadas 5 faixas de rotação no regime PM, e 4 faixas de rotação no regime EM. As 9 faixas de rotação foram submetidas às 15 misturas de combustíveis utilizadas (Tabela 2), totalizando-se uma amostra contendo um conjunto com 5400 padrões.

Realizou-se uma análise de correlação entre as variáveis preditoras (Tabela 3) e a variável de saída, ou percentual de etanol medido na mistura (Tabela 2). O método aplicado para a análise da correlação foi o método de correlação linear de Pearson<sup>82</sup>. O coeficiente de Pearson é uma medida do grau de correlação entre duas variáveis quantitativas. O coeficiente assume valores que variam de  $-1$  a  $1$ , onde os valores mais próximos de  $1$  e  $-1$  indicam uma correlação (positiva ou negativa) forte entre as variáveis. Um valor de correlação igual a  $0$  indica que as variáveis não apresentam uma dependência linear entre si<sup>62</sup>. Para cada variável preditora, os valores obtidos para coeficiente de correlação de Pearson e p-valor estão descritos na Tabela 5.

Realizou-se um estudo estatístico descritivo sobre os dados coletados para as 30 variáveis quantitativas (Tabela 5). Através desse estudo é possível sintetizar os valores, por meio das medidas de posição e dispersão, com o objetivo de obter uma visualização global do comportamento dos valores dessas variáveis e da sua distribuição na amostra. Para uma melhor caracterização, as variáveis foram analisadas segundo os regimes de funcionamento PM e EM (Página 45). Na construção dos modelos, o regime de funcionamento foi aplicado como uma variável qualitativa (categórica). Os parâmetros foram avaliados segundo os seguintes conceitos de estatística descritiva:

- **Média:** medida de tendência central utilizada para representar os dados;
- **Desvio Padrão:** medida de dispersão dos valores em relação a sua média;
- **Variância:** Medida que mostra quão distante os valores estão do valor central;
- **Coefficiente de variação:** Medida de dispersão relativa que exprime a variabilidade dos dados em relação à média;
- **Mediana:** Medida que ocupa a posição central da série de observações de uma variável;
- **Mínimo:** Valor mínimo de uma amostra de dados;
- **Máximo:** Valor máximo de uma amostra de dados;

Tabela 5 – Correlação de Pearson e p-valor entre as variáveis predictoras e a variável de saída (Percentual de etanol na mistura)

Nº	Variáveis	Correlação de Pearson	p-valor
1	Rotação	-0,022	0,142
2	Posição Absoluta A da Borboleta	-0,045	0,003
3	Posição Absoluta B da Borboleta	-0,050	0,001
4	Posição Relativa da Borboleta	-0,056	0,000
5	Controle do atuador da Borboleta	-0,057	0,000
6	Posição A do pedal do acelerador	0,007	0,647
7	Posição B do pedal do acelerado	0,021	0,165
8	Temperatura do ar ambiente	0,389	0,000
9	Temperatura do ar de admissão	0,017	0,261
10	Temperatura do fluido de arrefecimento	-0,050	0,001
11	Pressão de admissão	0,033	0,029
12	Pressão Barométrica	0,295	0,000
13	Tensão no sensor de oxigênio 1	-0,054	0,000
14	Tensão no sensor de oxigênio 2	-0,039	0,010
15	Temperatura do catalizador	-0,273	0,000
16	Nível de combustível		
17	Velocidade do veículo	0,036	0,017
18	Tensão do módulo de controle	-0,105	0,000
19	Tempo desde a partida do motor	-0,022	0,155
20	Proporção da mistura comandada	-0,272	0,000
21	Regulagem do avanço de ignição	-0,020	0,190
22	Ajuste de combustível de curto prazo	0,222	0,000
23	Ajuste de combustível de longo prazo	-0,023	0,123
24	Preparação de combustível	0,252	0,000
25	Valor da carga calculada	0,027	0,071
26	Valor absoluto da carga	-0,033	0,030
27	Percentual de etanol calculado	0,886	0,000
28	Aceleração RMS direção x	-0,166	0,000
29	Aceleração RMS direção y	-0,046	0,002
30	Aceleração RMS direção z	-0,453	0,000

Os valores apresentados na Tabela B.1 e na Tabela B.2 indicam uma grande variabilidade dos dados em algumas variáveis, tais como: a **rotação** (1), o **percentual de etanol calculado** (27), o **ajuste de combustível de curto prazo** (22), a **regulagem do avanço de ignição** (21) e a **preparação de combustível** (24). Para essas variáveis, ocorrem valores elevados de variância e coeficiente de variação em relação as médias. Segundo Coelho<sup>83</sup>, um valor de variância maior que a média pode indicar uma distribuição agrupada dos valores da amostra em torno de valores específicos distantes do valor da média. Para a **rotação** (1), esse agrupamento ocorre em torno dos valores de rotação adotados. O **percentual de etanol calculado** (27) apresenta os valores agrupados em torno dos valores discretos do percentual de etanol presente em cada uma das 15 amostras de misturas de combustíveis aplicadas em cada evento do experimento. O agrupamento dos valores das demais variáveis pode ser identificada através das distribuições de frequências ilustradas pelos histogramas na Figura B.1 e na Figura B.2.

O coeficiente de variação é uma medida estatística eficiente para a representação de **variáveis contínuas de razão**, ou seja, variáveis que apresentam valores contínuos positivos, medidos a partir de um zero absoluto, sendo que o zero absoluto representa

uma ausência de medição<sup>84</sup>. Conforme se observa na Tabela B.1, por apresentarem valores negativos (não possuindo zero absoluto), as variáveis de **ajuste de combustível de curto prazo** (22) e **preparação de combustível** (24) apresentaram valores de coeficiente de variação maiores que 100%. Isso significa que elas não representam medidas estatísticas significativas para a descrição do conjuntos de valores.

Os valores de **nível de combustível** (16) e **velocidade do veículo** (17) (em regime PM) são constantes durante os eventos do experimento.

As Figuras B.3 e B.4 apresentam os gráficos das séries temporais para cada variável. Esses gráficos são utilizados para verificar a existência de padrões expressos ao longo do tempo. Variáveis como a **pressão barométrica** (12) e **temperatura ambiente** (8) apresentam valores que podem ser considerados como constantes, tendo-se em vista as condições ambientais e os dias de realização dos experimentos. A variável de **tempo desde a partida** (19) apresenta um padrão crescente ao longo das observações. O **percentual de etanol calculado** (27) também apresenta um padrão crescente, em razão da aplicação sequencial das misturas de combustíveis. Nos demais parâmetros se percebe um padrão aleatório na distribuição (Figuras B.3 e B.4).

As Figuras B.5 e a B.6 apresentam os gráficos de *boxplot* para as variáveis. Através desses gráficos é possível realizar uma análise visual do comportamento dos valores de cada parâmetro em relação a sua distribuição. Os gráficos evidenciam a presença de *outliers*, ou valores atípicos, sinalizados com (\*). Cada *outlier* está relacionado a medições que se distanciam dos quartis e da mediana da amostra. Esses valores causam um aumento no coeficiente de variação da variável.

Por se tratarem de medições realizadas durante o funcionamento do veículo, os *outliers* não devem ser removidos do conjunto de dados. Para uma representação mais adequada através dos modelos propostos, os *outliers* devem ser identificados e dispostos no conjunto de amostras de treinamento dos modelos.

A identificação dos possíveis *outliers* no conjunto de dados é realizada através da aplicação do teste *Modified Thompson Tau*. Segundo Magalhães e Araujo<sup>60</sup>, O teste *Modified Thompson Tau* ( $\tau$ ) é um método utilizado para determinar se existem *outliers* em amostras de dados. O teste é expresso pela Equação 5.1

$$\tau = \frac{t_{\alpha/2}(p-1)}{\sqrt{p}\sqrt{p-2+t_{\alpha/2}^2}}, \quad (5.1)$$

onde  $p$  é o número de dados da amostra e  $t_{\alpha/2}$  é o valor da distribuição  $t$  de Student<sup>62</sup> com base em um nível de significância  $\alpha$  de 5% com dois graus de liberdade.

Para determinar se o ponto analisado é de um *outlier* deve-se aplicar as seguintes condições:

- Se  $\delta_i > \tau \cdot S$ , o ponto analisado na amostra é um outlier;
- Se  $\delta_i < \tau \cdot S$ , o ponto analisado na amostra não é um outlier;

onde o valor de  $\delta_i$  (Equação 5.2) é o valor absoluto da diferença entre o  $i$ -ésimo valor da amostra e a média da amostra, e  $S$  é o desvio padrão da amostra.

$$\delta_i = x_i - \bar{x}, \quad (5.2)$$

onde  $x_i$  é o  $i$ -ésimo valor analisado e  $\bar{x}$  é a média da amostra.

O teste *Modified Thompson Tau* ( $\tau$ ) foi aplicado para todos os conjuntos de dados das variáveis presentes na amostra. Através do teste foram identificados os padrões que apresentam valores de *outliers* em qualquer uma das variáveis presentes. As medidas atípicas são parte do funcionamento de um MCI e, portanto, os modelos propostos precisam ter uma boa capacidade de generalização, garantindo-se que essas medidas atípicas não se caracterizem como uma fonte de erro na predição. Portanto, a aplicação do teste de *outliers* não objetiva a remoção da amostra aqueles padrões que contenham *outliers*. O objetivo é localizar esses padrões e incluí-los no conjunto de treinamento para os modelos, de modo a melhorar a adaptação dos mesmos.

Os dados coletados foram separados em dois conjuntos, um **conjunto de treinamento**, aplicado para o ajuste dos parâmetros dos modelos; e um **conjunto de testes**, aplicado para a verificação da efetividade e capacidade de generalização dos modelos.

organização dos conjuntos de treinamento e testes, foi aplicado o teste *Wilcoxon rank sum test*. Esse teste é utilizado para validar e separar os conjuntos de modo que os mesmos representem corretamente a distribuição populacional. O *Wilcoxon rank sum test* é um teste não paramétrico que pode ser utilizado para a comparação de duas amostras. Através da aplicação desse teste é possível identificar se as amostras são independentes uma da outra, e se possuem as distribuições equivalentes. Esse teste é identificado como um teste não paramétrico, pois ele realiza uma avaliação das amostras através de suas medidas de dispersão, sem assumir que a amostra possua uma forma de distribuição conhecida<sup>85</sup>.

Para a realização do *Wilcoxon rank sum test*, deve-se definir as hipóteses nula e alternativa para as amostras:

$$\text{Hipótese} = \begin{cases} H_0 : \text{as duas amostras pertencem a mesma população,} \\ H_1 : \text{as duas amostras não pertencem a mesma população.} \end{cases}$$

,

Após a definição das hipóteses nula ( $H_0$ ) e alternativa ( $H_1$ ), é escolhido o nível de significância ( $\alpha=5\%$ ) do teste, e determina-se, por meio da tabela de distribuição normal

padrão<sup>62</sup>, o valor de  $z$ . Compara-se então o valor de  $z$  com o valor de  $z_{calc}$  (Equação 5.3). Se o valor de  $z_{calc}$  estiver dentro da margem bicaudal do  $z$ , as amostras não fazem parte da mesma população, rejeitando-se a hipótese  $H_0$ <sup>60</sup>. As equações a seguir fazem parte do *Wilcoxon rank sum test*:

$$z_{calc} = \frac{R - \mu_R}{\sigma_R}, \quad (5.3)$$

$$\mu_R = \frac{p_1(p_1 + p_2 + 1)}{2}, \quad (5.4)$$

$$\sigma_R = \sqrt{\frac{p_1 p_2 (p_1 + p_2 + 1)}{12}}, \quad (5.5)$$

onde  $z_{calc}$  é o *Wilcoxon rank sum test* calculado;  $R$  é a soma dos postos da menor amostra (os postos são a identificação da sequência dos valores dos pontos da amostra, ou seja, uma amostra com 10 valores possui 10 postos numerados de 1 a 10);  $\mu_R$  é a média dos valores da amostra  $R$ ;  $p_1$  é o tamanho da menor amostra;  $p_2$  é o tamanho da maior amostra; e  $\sigma_R$  é o desvio padrão dos valores da amostra  $R$ .

Os conjuntos de treinamento e testes utilizados no desenvolvimento dos modelos foram separados de modo a satisfazer os seguintes requisitos:

- O conjunto de treinamento deve ser composto se incluindo as amostras que possuem valores de *outliers*,
- O conjunto de testes deve ser formado pela menor fração da população (amostra) que represente o conjunto de dados, e não deve conter *outliers*,
- Ambos conjuntos devem possuir amostras pertencentes a mesma distribuição populacional, aceitando-se a hipótese nula  $H_0$  do *Wilcoxon rank sum test*.

Através da aplicação do *Wilcoxon rank sum test* e do *Modified Thompson Tau*, realizou-se a separação dos conjuntos de acordo com os requisitos apresentados. O conjunto de treinamento possui 80% dos 5400 padrões da amostra, contendo um total de 4320 padrões. O conjunto de testes possui 1080 padrões, representando 20% dos padrões da amostra.

### 5.3 DESENVOLVIMENTO DOS MODELOS

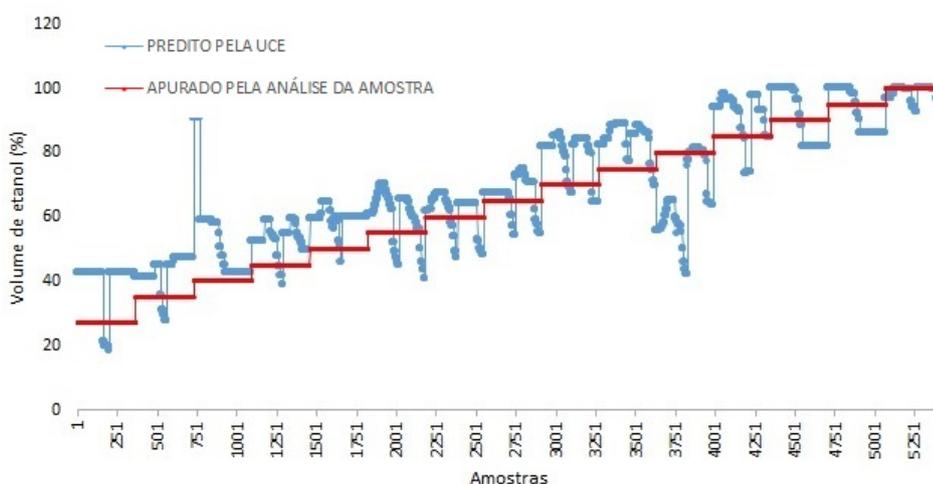
Conforme apresentado na Tabela 3, o conjunto de dados coletados é composto por 30 variáveis quantitativas que representam os parâmetros de funcionamento de um MCI, uma entrada qualitativa discreta que caracteriza o regime de funcionamento do veículo (PM ou EM) e um valor de saída desejado que é o percentual de etanol presente na mistura

de combustíveis utilizada no evento do experimento. Cada amostra composta pelas 31 entradas e 1 saída é chamada de **padrão**.

Os 5400 padrões são dispostos de forma aleatória e separados em um conjunto de treinamento e um conjunto de testes, segundo os requisitos apresentados (Página 69), com a aplicação dos testes *Modified Thompson Tau* e *Wilcoxon rank sum test*. O conjunto de treinamento contém 4320 padrões, equivalentes a 80 % da amostra, e o conjunto de testes, responsável pela avaliação dos modelos, contém 1080 padrões equivalentes a 20 % da amostra. O conjunto de testes contém um conjunto de dados que não foi aplicado no ajuste dos parâmetros dos modelos, constituindo-se de um conjunto de dados aplicado para avaliar o desempenho dos modelos, conforme as métricas propostas. O conjunto de treinamento é aplicado para o ajuste dos parâmetros, e o conjunto de teste é aplicado para a avaliação de modelos desenvolvidos por meio das técnicas de RLM e RNA.

Uma das variáveis calculadas pela UCE é o **percentual de etanol calculado**. Esse valor é a predição do percentual de etanol que é realizada pelo sistema de controle de um motor. Essa predição é baseada nas informações dos sensores do sistema. Esse valor é confrontado com o valor real do percentual de etanol na mistura aplicada em cada evento do experimento, caracterizando-se como uma referência para avaliação dos modelos propostos. O gráfico apresentado na Figura 23 ilustra a comparação entre os valores reais de etanol presente nas misturas de combustíveis utilizadas e os valores preditos pelo sistema de controle do motor (UCE).

Figura 23 – Resultado do percentual de etanol no combustível calculado pela UCE



Fonte: Autor

Com os valores preditos pela UCE e os valores reais presentes nas misturas podem ser determinados os valores de Erro Quadrático Médio (EQM) e o valor do coeficiente de determinação múltipla ( $R^2$ ) da predição realizada pelo sistema de controle do motor.

Esses valores estão apresentados na Tabela 6.

Tabela 6 – Resultados UCE

MODELO	$R^2$ (%)	EQM
UCE	78,5	10,1737

Fonte: Autor

O valor do  $R^2$  indica que o modelo aplicado pela UCE é capaz de prever adequadamente a 78,5% dos valores da amostra. O Erro Quadrático Médio (EQM) da predição realizada pela UCE é de 10,1737.

#### 5.4 ESTRUTURAS DOS MODELOS BASEADOS EM RLM

Na estrutura dos modelos desenvolvidos em RLM, utilizou-se como variáveis preditoras (entradas) as 31 variáveis relacionadas aos parâmetros de funcionamento medidos para o MCI, e como variável de resposta (saída) o percentual de etanol presente na mistura de combustíveis aplicada (Tabela 3). No desenvolvimento dos modelos baseados em RLM, foi utilizado um software estatístico.

##### 5.4.1 Modelo RLM01

O primeiro modelo foi desenvolvido utilizando-se 30 variáveis independentes listadas na Tabela 3, excluindo-se a variável **percentual de etanol calculado** (27), que é fornecida pela UCE. Avalia-se a eficiência do modelo baseado em RLM para a predição da proporção dos combustíveis.

No modelo **RLM01** é aplicado o critério de seleção de variáveis *stepwise* para a entrada das variáveis no modelo, com a remoção das variáveis com p-valor acima do nível de significância  $\alpha=15\%$ . São removidas as variáveis com alto valor de inflação de variância (VIF), evitando-se assim a ocorrência de multicolinearidade. Os valores dos parâmetros do modelo ( $\beta_j$ ) e VIFs obtidos para as variáveis quantitativas utilizadas como entradas no modelo são apresentados na Tabela C.1. A Figura 24 apresenta o desempenho do modelo.

Os valores do EQM e  $R^2$  para o modelo **RLM01** são apresentados na Tabela 7.

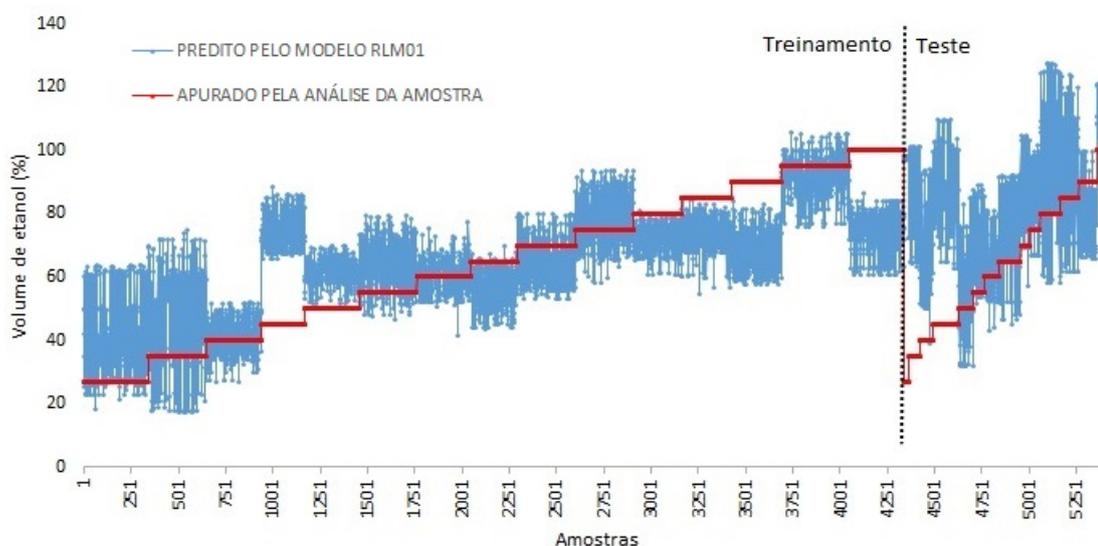
Os valores obtidos para o coeficiente de determinação múltipla ( $R^2$ ) e o EQM indicam que o modelo **RLM01** não apresenta um bom resultado quando comparado com o resultado registrado para o modelo do sistema de controle do motor (Tabela 6), tanto no conjunto de treinamento como no conjunto de teste. O modelo utilizado pela UCE apresenta melhores resultados na predição, uma vez que apresenta um menor valor de EQM, e uma representação mais adequada para o conjunto de dados, caracterizada pelo maior valor de  $R^2$ . O modelo **RLM01** apresenta ainda uma baixa capacidade de

Tabela 7 – Resultados RLM01

MODELO	CONJUNTO			
	TREINAMENTO		TESTE	
	$R^2$ (%)	EQM	$R^2$ (%)	EQM
RLM01	52,9	15,4376	14,2	18,2967

Fonte: Autor

Figura 24 – Resultado do percentual de etanol no combustível para o modelo RLM01



Fonte: Autor

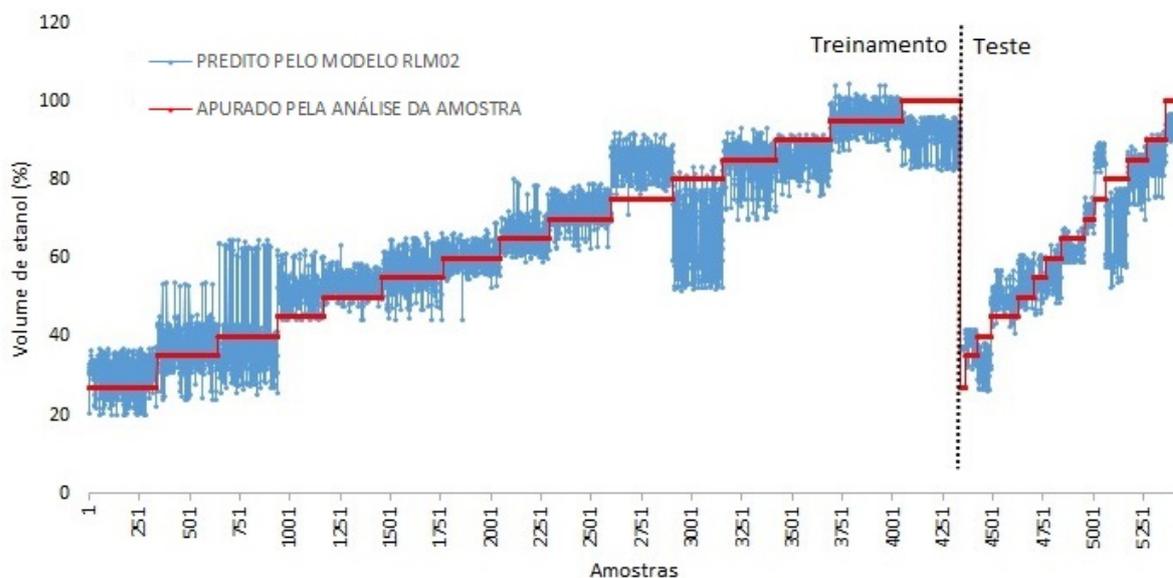
generalização que é evidenciada pelo elevado valor do EQM e baixo valor do  $R^2$  na predição dos valores do conjunto de testes.

#### 5.4.2 Modelo RLM02

Visando melhorar a performance do modelo **RLM01**, a variável **Percentual de etanol calculado** (27), é incluída entre as variáveis predictoras. Com isso, desenvolve-se um segundo modelo **RLM02** que utiliza um conjunto de 31 variáveis de entrada (Tabela 3).

No modelo **RLM02** é aplicado um critério de seleção de variáveis *stepwise* para a entrada das variáveis no modelo, com a remoção das variáveis com p-valor acima do nível de significância  $\alpha=15\%$ . São removidas as variáveis com alto VIF, evitando-se assim a ocorrência de multicolinearidade. Os valores dos parâmetros do modelo ( $\beta_j$ ) e VIFs obtidos para as variáveis quantitativas utilizadas como entradas no modelo são apresentados na Tabela C.2. A Figura 25 apresenta o desempenho do modelo.

Figura 25 – Resultado do percentual de etanol no combustível para o modelo RLM02



Fonte: Autor

Na avaliação do desempenho do modelo **RLM02**, percebe-se uma maior aderência dos valores preditos com os valores reais, quando comparado com o resultado obtido pelo modelo **RLM01**. A melhor eficiência do modelo **RLM02** é comprovada pelos valores de EQM e  $R^2$  apresentados na Tabela 8.

Tabela 8 – Resultados RLM02

MODELO	CONJUNTO			
	TREINAMENTO		TESTE	
	$R^2$ (%)	EQM	$R^2$ (%)	EQM
RLM02	88,7	7,5528	85,6	7,4729

Fonte: Autor

Para comprovar a significância de um modelo deve ser realizado o teste de hipóteses com base na Análise de Variância (ANOVA) (subseção 4.2.1). De acordo com o teste de hipóteses, a condição  $F_0 > F_{(\alpha, k, n-p)}$  deve ser verdadeira para que o modelo seja significativo. Analisando-se a Tabela 5.4.2, nota-se que a condição  $F_0 > F_{(0,05,1,4321)}$ <sup>62</sup>, para um nível de significância  $\alpha=5\%$  foi aceita, tendo em vista que  $1615,05 > 3,48$ . Portanto, rejeita-se a hipótese nula  $H_0$  afirmando que o modelo é significativo para o teste de hipóteses.

Analisando-se os demais pressupostos para a significância do modelo **RLM02**, tem-se:

**Normalidade dos resíduos:**

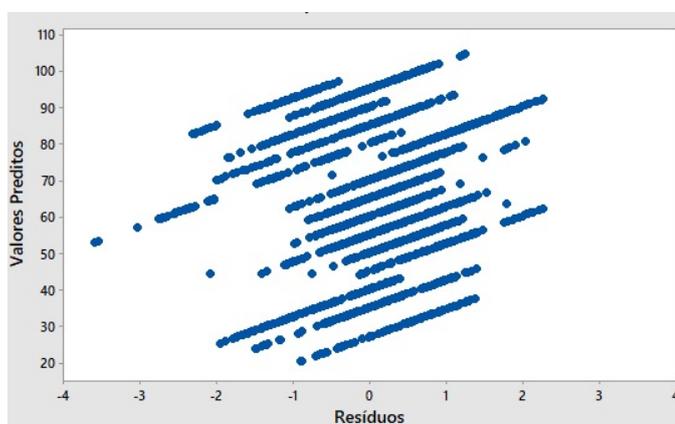
Tabela 9 – ANOVA para modelo RLM02

Fonte de Variação	Graus de Liberdade	Soma dos Quadrados	Média Quadrática	Valor F
Regressão	21	1 943 720	92 558	1615,05
Erro ou Resíduo	4301	246 489	57	
Total	4322	2 190 209		

Fonte: Autor

Os valores dos resíduos foram normalizados através da aplicação da Equação 4.15. São contabilizados os valores resultantes de  $d_i$  que se localizam fora do intervalo da distribuição normal. Um total de 178 padrões dentre os 4320 padrões utilizados no conjunto de treinamento se localizaram fora do intervalo de  $-2$  a  $2$ , resultando em  $4,1\%$  do conjunto avaliado. A normalidade dos resíduos do modelo **RLM02** pode então ser verificada através da análise da Figura 26. A dispersão apresentada na figura evidencia que mais de  $95\%$  dos resíduos normalizados ( $d_i$ ) estão localizados no intervalo de  $-2$  a  $2$ , caracterizando assim uma distribuição normal dos resíduos<sup>62</sup>.

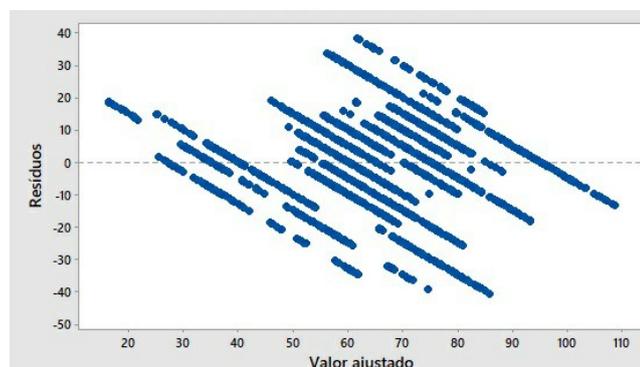
Figura 26 – Distribuição dos resíduos normalizados



Fonte: Autor

### Homocedasticidade dos resíduos:

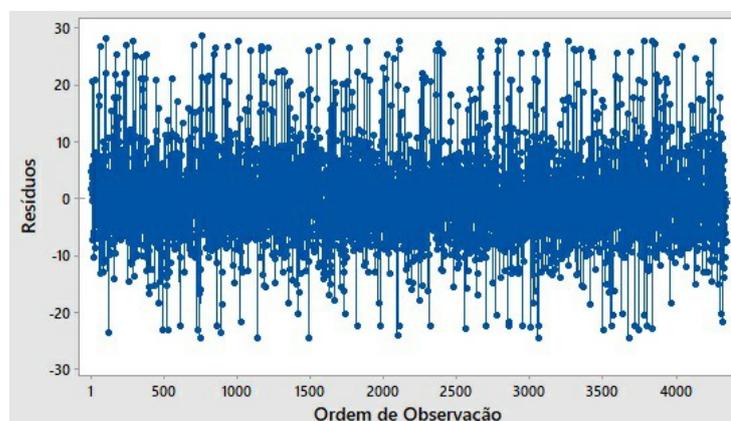
A Figura 27 demonstra o comportamento dos resíduos em relação aos valores preditos pelo modelo **RLM02**. A disposição dos dados ilustrada na figura acontece devido a distribuição intervalar<sup>84</sup> dos resultados esperados, fazendo com que os erros se disponham em torno dos 15 valores discretos das saídas desejadas (Tabela 2). Através da análise da distribuição não é possível identificar um padrão de crescimento ou decréscimo dos resíduos em relação aos valores preditos. Os resíduos apresentam uma distribuição aleatória em relação aos valores preditos, comprovando assim o pressuposto de homocedasticidade do modelo.

Figura 27 – Resíduos *versus* valores ajustados

Fonte: Autor

**Ausência de autocorrelação serial entre os resíduos:**

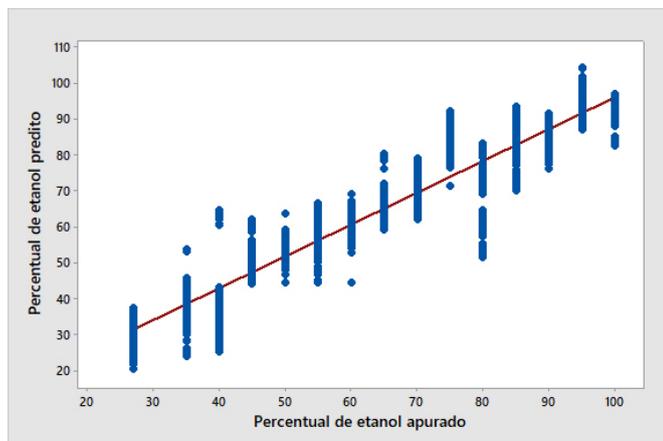
Através da análise da Figura 28, pode-se afirmar que não há um padrão na distribuição dos resíduos ao longo da amostra, comprovando a ausência de autocorrelação serial entre os resíduos.

Figura 28 – Resíduos *versus* ordem de observação

Fonte: Autor

**Linearidade dos parâmetros:**

A linearidade dos parâmetros pode ser comprovada pela Figura 29. Pode-se notar que os valores preditos em relação aos valores apurados estão dispostos se aproximando de uma linha diagonal, o que indica uma linearidade na relação.

Figura 29 – Valores preditos *versus* valores apurados

Fonte: Autor

## 5.5 ESTRUTURA DOS MODELOS BASEADOS EM RNA

Na estrutura do modelo desenvolvido através das técnicas de RNA, foram utilizadas 30 variáveis de entrada e 1 variável de saída que é o percentual de etanol presente na mistura de combustíveis. Com o objetivo de avaliar a capacidade de predição da rede independente da informação proveniente da atuação do sistema de identificação original, a variável **percentual de etanol calculado** (27) não foi utilizada entre as variáveis de entrada (Tabela 3).

A estrutura proposta para a RNA possui três camadas, a saber: (1) camada de entrada ou de distribuição, (2) camada oculta e (3) camada de saída. A estrutura é do tipo *feedforward* (Figura 22).

O número de neurônios ideal da RNA pode ser obtido através da aplicação do método *Dynamic Division Method* (DDM)<sup>60</sup>. Esse método consiste na divisão simétrica do conjunto de treinamento, de forma aleatória, em dois subconjuntos de mesmo tamanho (50% dos padrões em cada subconjunto). A RNA é treinada e avaliada se variando a quantidade de neurônios na camada oculta. Nessa aplicação, variou-se de 2 a 25 neurônios. Para cada quantidade de neurônios testada, a rede é treinada com os dados de um subconjunto e simulada com os dados do outro subconjunto, e vice versa, somando-se o erro quadrático em cada simulação realizada pela rede treinada com uma quantidade específica de neurônios. Esse processo se realiza até que seja atingido o número máximo de neurônios determinado (25). A cada quantidade específica de neurônios, a soma do erro quadrático em cada simulação realizada é plotada como a ordenada da abscissa número de neurônios, essa curva é uma curva de erros *versus* número de neurônios. O ponto de mínimo dessa curva indica o número ideal de neurônios na camada oculta. Esse número gerará o menor valor

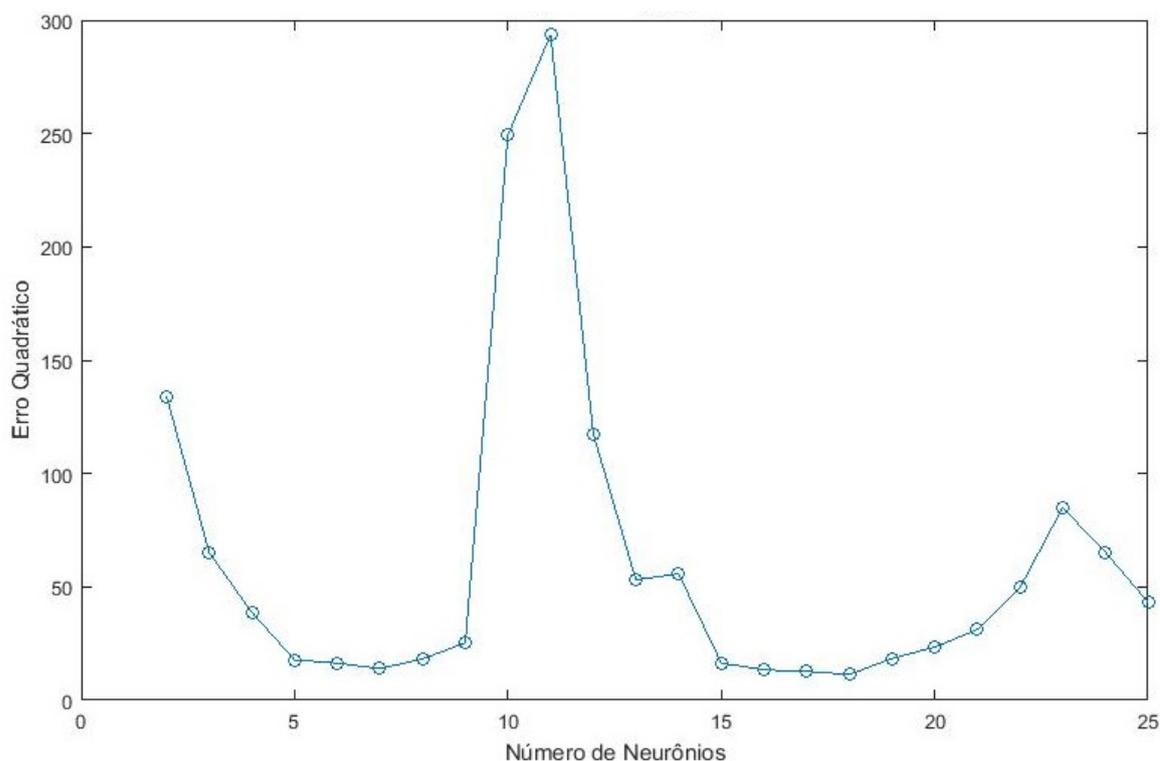
de erro quadrático médio da RNA, evitando-se a sobredeterminação do modelo<sup>60</sup>.

O método de aprendizagem aplicado é baseado no algoritmo *backpropagation*, e as funções de ativação adotadas são (1) a função **logsigmoidal** (Equação 4.20) na camada oculta e (2) a função **linear** (Equação 4.19) na camada de saída. O método utilizado para a minimização do erro pelo algoritmo *backpropagation* é o método do gradiente descendente<sup>68</sup>. Os valores dos erros de predição propagados para cada camada são utilizados para o ajuste dos pesos das camadas anteriores a fim de minimizar o erro na iteração seguinte, em conformidade com a topologia da RNA<sup>68</sup>.

### 5.5.1 Modelo RNA01

Após o procedimento de separação dos conjuntos de treinamento e testes (subseção 5.2.1), é aplicado o método DDM para identificação da melhor topologia da rede. O gráfico gerado está ilustrado na Figura 30.

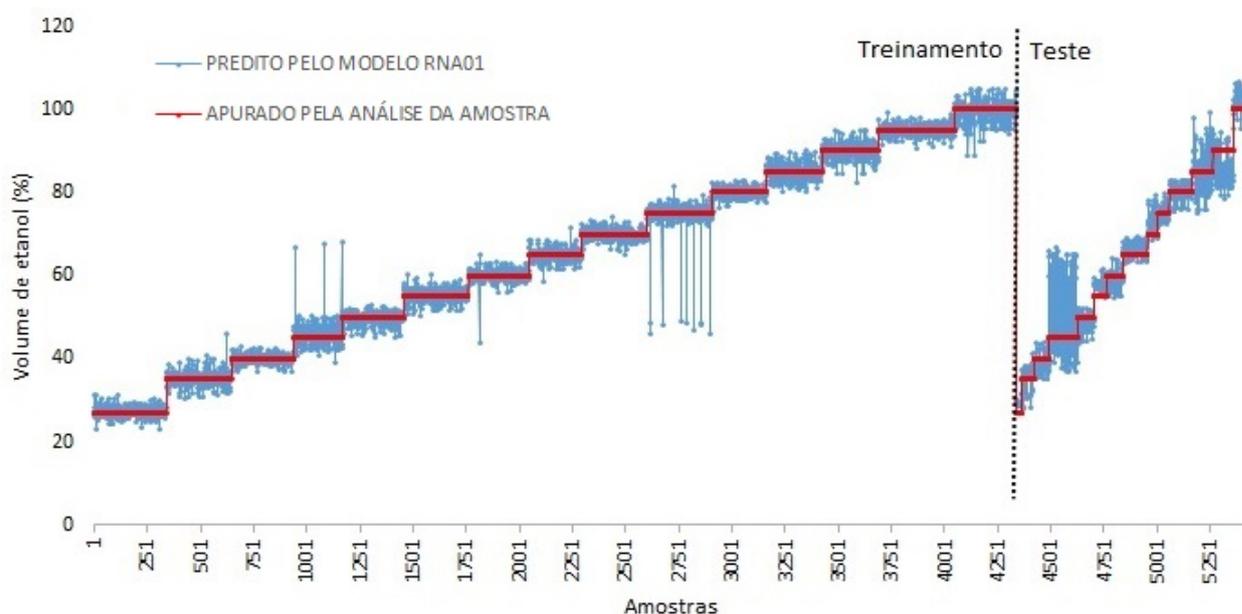
Figura 30 – Erro quadrático global em função do número de neurônios na camada oculta da RNA



Fonte: Autor

De acordo com o gráfico apresentado na Figura 30, a topografia da RNA que apresenta o menor erro quadrático possui 18 neurônios na camada oculta. Após o treinamento, o desempenho do modelo **RNA01** com essa estrutura é apresentado na Figura 31.

Figura 31 – Resultado do percentual de etanol no combustível para o modelo RNA01



Fonte: Autor

A análise da aderência entre os valores preditos pelo modelo e os valores apurados (Figura 31) indica um desempenho satisfatório do modelo **RNA01** quando comparado aos modelos **RLM01** (Figura 24) e **RLM02** (Figura 25). Os valores de EQM e  $R^2$  obtidos para o modelo **RNA01** são apresentados na Tabela 10.

Tabela 10 – Resultados RNA01

MODELO	CONJUNTO			
	TREINAMENTO		TESTE	
	$R^2$ (%)	EQM	$R^2$ (%)	EQM
RNA01	99,1	2,1491	94,2	4,7587

Fonte: Autor

### 5.6 AVALIAÇÃO DA EFICIÊNCIA DOS MODELOS

O desempenho dos modelos desenvolvidos é avaliado através da aplicação das seguintes medidas estatísticas: (a) Coeficiente de determinação múltipla ( $R^2$ ) e (b) Erro Quadrático Médio (EQM) (seção 4.4). A Tabela 11 apresenta um resumo dos resultados obtidos para os modelos desenvolvidos e para a predição realizada pela UCE.

Tabela 11 – Comparação dos desempenhos dos modelos

MODELO	CONJUNTO			
	TREINAMENTO		TESTE	
	$R^2$ (%)	EQM	$R^2$ (%)	EQM
UCE	78,5	10,1737	78,5	10,1737
RLM01	52,9	15,4376	14,2	18,2967
RLM02	88,7	7,5528	85,6	7,4729
RNA01	99,1	2,1491	94,2	4,7587

Fonte: Autor

Dentre os modelos desenvolvidos, o único que apresenta um resultado inferior ao resultado da predição realizada pela UCE é o modelo **RLM01**.

Com a utilização dos dados da variável (27) **percentual de etanol calculado** (27) na construção do modelo **RLM02**, realiza-se uma melhoria na eficiência do modelo baseado em RLM. Portanto, o modelo **RLM02** apresenta resultados melhores, quando comparado com os resultados apresentados pela predição da UCE.

O modelo **RNA01** se apresenta como o modelo mais eficiente. Mesmo sem a utilização da variável **percentual de etanol calculado** (27), esse modelo apresenta uma melhor capacidade de predição do que os demais modelos. Os valores de EQM e  $R^2$  para a predição dos valores do conjunto de testes indicam que o modelo apresenta uma boa capacidade de generalização.

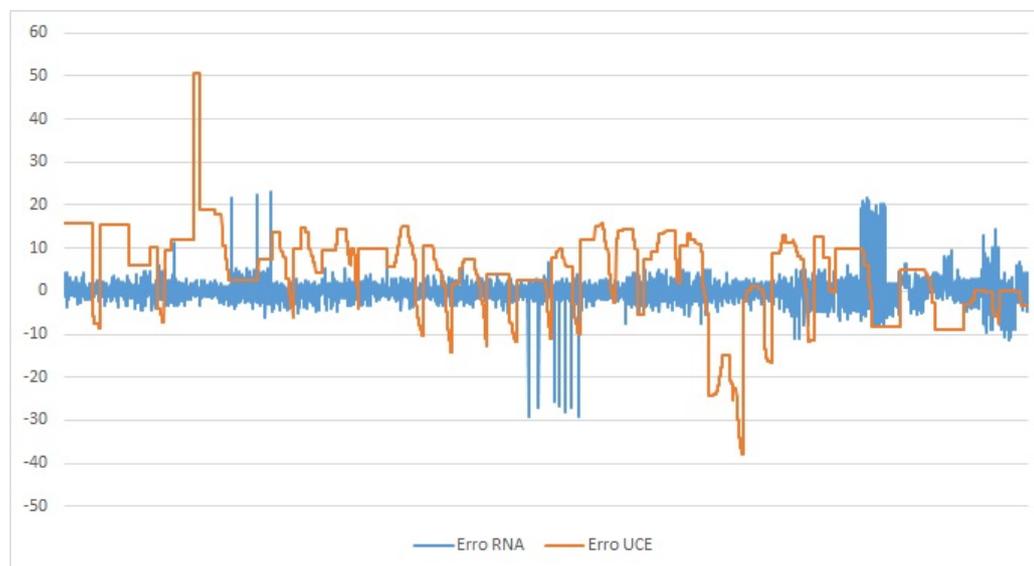
A Figura 32 ilustra a comparação entre os valores de erro nas predições realizadas através do modelo **RNA01** e os dados fornecidos pela UCE, considerando-se todos os dados da amostra (conjuntos de testes e treinamento).

## 5.7 CONSIDERAÇÕES SOBRE O CAPÍTULO

Levando-se em conta os valores preditos pela UCE para os dados analisados, demonstra-se que é possível desenvolver modelos que apresentem uma melhoria na eficiência da identificação do combustível, realizando a predição da proporção de etanol na mistura de combustíveis.

A análise dos resultados dos modelos desenvolvidos demonstra que o modelo **RLM01**, desenvolvido sem a variável **percentual de etanol calculado** (27) apresenta um desempenho de predição inferior ao apresentado pela UCE. A inclusão da variável **percentual de etanol calculado** no desenvolvimento do modelo **RLM02** fez com que esse segundo modelo baseado em RLM apresentasse um melhor resultado, quando comparado aos resultados fornecidos pela UCE. Pode-se concluir que os modelos baseados em RLM podem ser uma opção para a melhoria da eficiência da predição, considerando-se as informações advindas do modelo utilizado pela UCE.

Figura 32 – Comparação entre os erros do modelo RNA01 e da UCE para cada predição



Fonte: Autor

O modelo **RNA01** apresenta melhores resultados da predição do que os demais modelos desenvolvidos. Mesmo sem a utilização das informações contidas na variável **percentual de etanol calculado** (27), o modelo apresenta um desempenho significativamente melhor, conforme as métricas propostas, e em comparação com os dados fornecidos pela atuação do sistema original de controle do veículo (UCE).

## 6 CONCLUSÃO

O controle correto da proporção da mistura ar-combustível, em um Motor de Combustão Interna (MCI), é essencial para que se mantenha o nível de emissão de poluentes dentro dos limites estabelecidos. Em motores *flex* (ou bicomcombustíveis), para um correto controle, é necessário que haja uma identificação precisa da proporção da mistura de combustíveis utilizada no veículo.

O objetivo deste trabalho foi o desenvolvimento de modelos, através da utilização de técnicas de RLM e RNA, que realizem a predição da proporção de etanol presente em uma mistura de combustíveis utilizada em um veículo *flex* equipado com um motor de três cilindros. Nos modelos desenvolvidos, foram utilizadas, como variáveis de entrada, os dados das medições realizadas pelos sensores do sistema de controle do motor e de um acelerômetro tridimensional (Tabela 3).

Foi desenvolvida uma metodologia experimental para a coleta e organização dos dados dos parâmetros de funcionamento de um MCI. O experimento possibilitou a geração de uma amostra com 5400 padrões, contendo os dados de 31 parâmetros de funcionamento do MCI (Tabela 3) e o percentual de etanol presente em cada mistura de combustíveis aplicada em cada evento do experimento (Tabela 2). Estes 31 parâmetros de funcionamento foram aplicados como variáveis de entrada nos modelos desenvolvidos, onde a saída desejada é a predição do percentual de etanol presente na mistura de combustíveis utilizada a cada evento do experimento.

Uma análise estatística foi aplicada para a descrição do conjunto de dados gerados e para a separação dos conjuntos de treinamento e testes dos modelos. Através dessa análise foi possível identificar padrões existentes no conjunto de dados, caracterizar as formas de distribuição das variáveis e identificar possíveis *outliers* presentes nas amostras.

Os resultados dos modelos desenvolvidos foram comparados com os resultados da predição realizada pelo sistema de controle do motor (UCE). O primeiro modelo desenvolvido (**RLM01**) não obteve êxito em relação a melhoria da predição realizada pela UCE. Neste modelo a informação da variável **percentual de etanol calculado** (27) não foi incluída entre as variáveis de entrada. A comparação dos resultados obtidos pelo modelo **RLM01** com a predição feita pela UCE evidencia que o modelo aplicado pelo sistema de controle do motor (UCE) é mais adequado do que o modelo RLM inicialmente proposto.

Foi desenvolvido um segundo modelo (**RLM02**), onde se incluiu a variável **percentual de etanol calculado** entre as variáveis de entrada. O modelo **RLM02** apresenta uma melhoria nos resultados da predição, quando comparado ao modelo da UCE. Conclui-se, portanto, que o novo modelo baseado em RLM é significativo, e apresenta uma melhoria

na predição do percentual de etanol presente na mistura de combustíveis.

O terceiro modelo desenvolvido (**RNA01**) é baseado na técnica de Redes Neurais Artificiais (RNA). No modelo **RNA01**, não foi incluída a variável **percentual de etanol calculado**. Porém, este modelo apresenta um resultado significativamente melhor quando comparado com o resultado apresentado pela predição realizada pela UCE. O modelo apresenta ainda uma boa capacidade de generalização, que é evidenciada pelo seu desempenho na predição dos valores do conjunto de testes.

As medidas do acelerômetro tridimensional constituíram uma informação adicional utilizada nos modelos propostos. O sistema convencional de controle do motor não possui sensores acelerômetros tridimensionais, e, portanto, não utilizam as medidas relacionadas com a vibração do motor de combustão como parâmetros para a predição do percentual de etanol presente na mistura de combustíveis.

A análise da correlação entre as variáveis (Tabela 5) indica que os valores de aceleração RMS nas três direções medidas ( $x$ ,  $y$  e  $z$ ) possuem uma relação com a composição do combustível utilizado. A análise do p-valor dessas variáveis em relação ao nível de significância estabelecido para a inclusão de variáveis nos modelos baseados em RLM é outra evidência da relação dos sinais de vibração com a composição da mistura de combustíveis. Através do critério de seleção *stepwise*, as variáveis **aceleração RMS direção X** (28), **aceleração RMS direção Y** (29) e **aceleração RMS direção Z** (30) (Tabela 3), foram selecionadas para a entrada entre as variáveis dos modelos. Dessa forma, fica evidenciado que essas medidas devem ser aplicadas para a melhoria da eficiência na predição do percentual de etanol presente na mistura de combustíveis.

## 6.1 SUGESTÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Com o desenvolvimento deste trabalho, foi possível a identificação de oportunidades de melhorias dos modelos obtidos. Dando-se continuidade a esta pesquisa, é possível identificar as seguintes oportunidades a serem realizadas:

- Acrescentar às variáveis de entrada dos modelos mais indicadores relacionados à dinâmica do sistema (sinais de vibração);
- Aplicar um tratamento mais detalhado aos sinais de vibração, aplicando-se os filtros de frequências adequados e utilizando também os parâmetros calculados no domínio da frequência;
- Verificar a efetividade do modelo de RNA proposto quando aplicado em uma estratégia de controle em diferentes motores de combustão;
- Realizar o estudo e aplicação de outras técnicas de modelagem;

- Desenvolver modelos para a predição de outros parâmetros além da composição da mistura, tais como: os modos de falhas de um MCI e a presença de contaminantes no combustível utilizado.
- Realizar uma análise da incerteza no conjunto de dados coletados e nos modelos propostos.

## REFERÊNCIAS

- 1 JUNIOR, M.; PAULISTA, U.; PAULO, S. Emissão Veicular de Gases de Efeito Estufa (GEE) Em Automotivos Movidos a Diesel. Disponível em: <[http://www.advancesincleanerproduction.net/fourth/files/sessoes/6B/6/melo\\_junior\\_et\\_al\\_work\\_02.pdf](http://www.advancesincleanerproduction.net/fourth/files/sessoes/6B/6/melo_junior_et_al_work_02.pdf)>.
- 2 ASIRI, S. Vibration isolation of automotive vehicle engine using periodic mounting systems. In: WANG, K.-W. (Ed.). [s.n.], 2005. p. 526–537. Disponível em: <<http://proceedings.spiedigitallibrary.org/proceeding.aspx?articleid=862138>>.
- 3 JIANMIN, L. et al. Misfire Diagnosis of Diesel Engine based on Rough Set and Neural Network. **Procedia Engineering**, Elsevier, v. 16, p. 224–229, 1 2011. ISSN 1877-7058. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S187770581102577X>>.
- 4 ZHEN, D. et al. Acoustic measurements for the combustion diagnosis of diesel engines fuelled with biodiesels. **Measurement Science and Technology**, IOP Publishing, v. 24, n. 5, p. 055005, 5 2013. ISSN 0957-0233. Disponível em: <<http://stacks.iop.org/0957-0233/24/i=5/a=055005?key=crossref.8e96640335dc5bbedbacb8f76d8a7a85>>.
- 5 SHU, G.; LIANG, X.; LU, X. Axial vibration of high-speed automotive engine crankshaft. **International Journal of Vehicle Design**, v. 45, n. 4, p. 542, 2007. ISSN 0143-3369. Disponível em: <<http://www.inderscience.com/link.php?id=14919>>.
- 6 HEYWOOD, J. B. **Internal Combustion Engine Fundamentals**. [S.l.: s.n.], 1988. v. 21. 930 p. ISSN 00710049. ISBN 007028637X.
- 7 PULKRABEK, W. W. **Engineering Fundamentals of the Internal Combustion Engine, 2nd Ed.** [S.l.: s.n.], 2004. v. 126. 198 p. ISSN 07424795. ISBN 0135708540.
- 8 BOSCH, R. **Automotive handbook**. Robert Bosch, 2000. 962 p. ISBN 0837606144. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=W0dnPwAACAAJ&dq=automotive+technology+bosch&hl=pt-BR&sa=X&ved=0ahUKEwii2N-4tOTZAhXHIpAKHe2WCJ8Q6AEISDAF>>.
- 9 PEREIRA, B. S. Controle da mistura ar/combustível em um motor a combustão interna: sistema em malha fechada. Biblioteca Digital de Teses e Dissertações da Universidade de São Paulo, 5 2016. Disponível em: <<http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/3/3140/tde-16062016-083213/pt-br.php>>.
- 10 CARVALHO, M. A. Avaliação de um motor de combustão interna ciclo otto utilizando diferentes tipos de combustíveis. Universidade Federal da Bahia. Escola Politécnica, 3 2011. Disponível em: <<https://repositorio.ufba.br/ri/handle/ri/18744>>.
- 11 COOK, J. A. et al. AUTOMOTIVE POWERTRAIN CONTROL — A SURVEY. **Asian Journal of Control**, v. 8, n. 3, p. 237–260, 2006. Disponível em: <<https://pdfs.semanticscholar.org/f23c/4083e26f9fa5090dbd3ccda735550da3c6a1.pdf>>.
- 12 BERGTHORSON, J. M.; THOMSON, M. J. A review of the combustion and emissions properties of advanced transportation biofuels and their impact on existing and future engines. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**,

- Pergamon, v. 42, p. 1393–1417, 2 2015. ISSN 1364-0321. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032114008594>>.
- 13 MILHOR, C. E. Sistema de desenvolvimento para controle eletrônico dos motores. **Digital Library USP**, p. 101, 2002. Disponível em: <<http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/18/18135/tde-12032003-092253/en.php>>.
- 14 DIAS, B. M. d. A. Unidade microcontroladora para gerenciamento eletrônico de um motor de combustão interna ciclo Otto. Biblioteca Digital de Teses e Dissertações da Universidade de São Paulo, 3 2016. Disponível em: <<http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/3/3140/tde-15062016-162711/pt-br.php>>.
- 15 LINFENG, L. et al. Robust chattering-free sliding mode control of electronic throttle systems in drive-by-wire vehicles. In: **2017 36th Chinese Control Conference (CCC)**. IEEE, 2017. p. 9513–9518. ISBN 978-988-15639-3-4. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/8028875/>>.
- 16 MURAKAMI, T. **Accelerator pedal control system for automotive vehicle**. 1984. Disponível em: <<https://patents.google.com/patent/US4519360A/en>>.
- 17 KOÇ, T. et al. Design and Implementation of the Control System of an Internal Combustion Engine Test Unit. **Advances in Mechanical Engineering**, SAGE Publications Sage UK: London, England, v. 6, p. 914876, 1 2014. ISSN 1687-8140. Disponível em: <<http://journals.sagepub.com/doi/10.1155/2014/914876>>.
- 18 LIU, Z.; WANG, C. An LPV Adaptive Observer for Updating a Map Applied to an MAF Sensor in a Diesel Engine. **Sensors**, Multidisciplinary Digital Publishing Institute, v. 15, n. 12, p. 27142–27159, 10 2015. ISSN 1424-8220. Disponível em: <<http://www.mdpi.com/1424-8220/15/10/27142>>.
- 19 FLEMING, W. Overview of automotive sensors. **IEEE Sensors Journal**, v. 1, n. 4, p. 296–308, 2001. ISSN 1530437X. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/983469/>>.
- 20 ASHOK, B.; ASHOK, S. D.; KUMAR, C. R. A review on control system architecture of a SI engine management system. **Annual Reviews in Control**, Pergamon, v. 41, p. 94–118, 1 2016. ISSN 1367-5788. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1367578816300086>>.
- 21 SUBKE, P. Internationally Standardized Technology for the Diagnostic Communication of External Test Equipment with Vehicle ECUs. In: . [s.n.], 2014. ISSN 0148-7191. Disponível em: <<http://papers.sae.org/2014-01-0281/>>.
- 22 ISO/TC 22/SC 31. ISO 15031-6:2015: Road vehicles – Communication between vehicle and external equipment for emissions-related diagnostics – Part 6: Diagnostic trouble code definitions. **Iso**, 2015.
- 23 SAE International. J1962: Diagnostic Connector Equivalent to ISO/DIS 15031-3. **SAE**, 2001. Disponível em: <[https://www.sae.org/standards/content/j1962\\_201207/](https://www.sae.org/standards/content/j1962_201207/)>.
- 24 MCCORD, K. **Automotive diagnostic systems : understanding OBD I & OBD II**. CarTech, 2011. 144 p. ISBN 9781934709061. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?hl=pt-BR&lr=&id=kyEtsrPk9ZQC&>

oi=fnd&pg=PP2&dq=diagnostics+scanner+tool+obd&ots=O4qyNgTloG&sig=L01h6RmlUFRyXb9nsGm6Mtp7kwU#v=onepage&q=diagnostics%20scanner%20tool%20obd&f=false>.

25 CONAMA. **Resolução 354/2004**. 2004.

26 MELO, T. C. C. d. et al. Hydrous ethanol–gasoline blends – Combustion and emission investigations on a Flex-Fuel engine. **Fuel**, Elsevier, v. 97, p. 796–804, 7 2012. ISSN 0016-2361. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S001623611200227X>>.

27 TURNS, S. R. **An Introduction To Combustion: Concepts and Applications**. 2º. ed. [S.l.]: McGraw-Hill, 2000. ISBN 0071169105.

28 (ANP), A. N. d. P. Resolução ANP N° 40 DE 25/10/2013. **D.O.U. 24 de dezembro de 2013**, 2013.

29 AHN, K. H. **Estimation of Ethanol Content and Control of Air-to-Fuel Ratio in Flex Fuel Vehicles**. 126 p. Tese (Doutorado) — University of Michigan, 2011.

30 CÂMARA, J. C. C. **MONITORAMENTO ELETRÔNICO DA MISTURA AR / COMBUSTÍVEL EM MOTORES DE COMBUSTÃO INTERNA CICLO OTTO**. Tese (Doutorado) — UFBA, 2006. Disponível em: <<https://repositorio.ufba.br/ri/bitstream/ri/23031/1/Monitoramento%20eletr%C3%B4nico%20da%20mistura%20ar%20combust%C3%ADvel%20em%20motores%20de%20combust%C3%A3o%20interna%20ciclo%20otto.pdf>>.

31 AHN, K.-h. et al. Ethanol Content Estimation in Flex Fuel Direct Injection Engines Using In-Cylinder Pressure Measurements. In: . [s.n.], 2010. ISSN 0148-7191. Disponível em: <<http://papers.sae.org/2010-01-0166/>>.

32 ROCHA, M.; SIMÕES-MOREIRA, J. A simple impedance method for determining ethanol and regular gasoline mixtures mass contents. **Fuel**, Elsevier, v. 84, n. 4, p. 447–452, 3 2005. ISSN 0016-2361. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0016236104002790>>.

33 KHALED, D. E. et al. Alcohols and alcohols mixtures as liquid biofuels: A review of dielectric properties. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 66, p. 556–571, 2016. ISSN 13640321.

34 THEUNISSEN, F. M. M. Percent Ethanol Estimation on Sensorless Multi-Fuel Systems; Advantages and Limitations. In: . [s.n.], 2003. ISSN 0148-7191. Disponível em: <<http://papers.sae.org/2003-01-3562/>>.

35 BARBETTI, M. R. S. **Estudo Comparativo entre coxim hidráulico e coxim elastomérico, aplicados ao sistema de apoio do motor automotivo**. 82 p. Tese (Doutorado) — USP, 2005.

36 RAMACHANDRAN, T.; PADMANABAN, K. P.; PROF, A. REVIEW ON INTERNAL COMBUSTION ENGINE VIBRATIONS AND MOUNTINGS. **International Journal of Engineering Sciences & Emerging Technologies**, v. 3, n. 1, p. 63–73, 2012. Disponível em: <<http://www.ijeset.com/media/8N5-IJESET0202516.pdf>>.

- 37 GERGES, S. N. Y. **Ruídos e Vibrações Veiculares**. [S.l.]: NR, 2005.
- 38 TOMASZ, F.; ŠTEFAN, L. Assessment of the vibroactivity level of SI engines in stationary and non-stationary operating conditions. **Journal of vibroengineering**, v. 16, n. 3, p. 11, 2014. Disponível em: <[https://www.researchgate.net/profile/Tomasz\\_Figlus/publication/262456507\\_Assessment\\_of\\_the\\_vibroactivity\\_level\\_of\\_SI\\_engines\\_in\\_stationary\\_and\\_non-stationary\\_operating\\_conditions/links/56b96b7208ae39ea9905cd6e/Assessment-of-the-vibroactivity-level-of-SI-e](https://www.researchgate.net/profile/Tomasz_Figlus/publication/262456507_Assessment_of_the_vibroactivity_level_of_SI_engines_in_stationary_and_non-stationary_operating_conditions/links/56b96b7208ae39ea9905cd6e/Assessment-of-the-vibroactivity-level-of-SI-e)>.
- 39 CHEN, J.; RANDALL, R. B. Improved automated diagnosis of misfire in internal combustion engines based on simulation models. **Mechanical Systems and Signal Processing**, Academic Press, v. 64-65, p. 58–83, 12 2015. ISSN 0888-3270. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0888327015001727>>.
- 40 Chao Jin et al. A vibration-based approach for diesel engine fault diagnosis. In: **2014 International Conference on Prognostics and Health Management**. IEEE, 2014. p. 1–9. ISBN 978-1-4799-4943-4. Disponível em: <<http://ieeexplore.ieee.org/document/7036371/>>.
- 41 SILVA, D. H. d. J. **Processamento de sinais para monitoramento de vibrações em unidades geradoras hidrelétricas**. Tese (Doutorado) — UFMG, 2013.
- 42 RAO, S. **Vibrações Mecânicas**. 4ª. ed. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2009. ISBN 9788576052005.
- 43 BILOSOVA, A.; BILOS, J. **Vibration Diagnostics**. Ostrava: [s.n.], 2012. 114 p.
- 44 SILVA, C. G. d. S. S.; SOARES, C. G. d. S. Desenvolvimento de Ferramenta Gerencial para Cálculo do Índice de Confiabilidade em Manutenção de Bombas Centrífugas Considerando os Fatores Humanos. Universidade Federal da Bahia, 12 2016. Disponível em: <<https://repositorio.ufba.br/ri/handle/ri/23669>>.
- 45 BROCH, J. T. **Mechanical vibration and shock measurements**. 2nd. ed. [s.n.], 1984. ISBN 8787355345. Disponível em: <<http://www.scopus.com/inward/record.url?eid=2-s2.0-84889626044&partnerID=tZOtx3y1>>.
- 46 ALBARBAR, A. et al. Performance evaluation of MEMS accelerometers. **Measurement**, Elsevier, v. 42, n. 5, p. 790–795, 6 2009. ISSN 0263-2241. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0263224108002091>>.
- 47 BENMESSAOUD, M.; NASREDDINE, M. M. Optimization of MEMS capacitive accelerometer. **Microsystem Technologies**, Springer-Verlag, v. 19, n. 5, p. 713–720, 5 2013. ISSN 0946-7076. Disponível em: <<http://link.springer.com/10.1007/s00542-013-1741-z>>.
- 48 ANDREJASIC, M.; POBERAJ, I. **MEMS Accelerometers**. Ljubljana: University of Ljubljana, 2008. Disponível em: <[http://mafija.fmf.uni-lj.si/seminar/files/2007\\_2008/MEMS\\_accelerometers-koncna.pdf](http://mafija.fmf.uni-lj.si/seminar/files/2007_2008/MEMS_accelerometers-koncna.pdf)>.
- 49 ALBARBAR, A.; TEAY, S. H. MEMS Accelerometers: Testing and Practical Approach for Smart Sensing and Machinery Diagnostics. In: **Advanced Mechatronics and MEMS Devices II**. [S.l.]: Springer International, 2017. cap. 2.

- 50 DOGUER, T.; STRACKELJAN, J. Vibration Analysis using Time Domain Methods for the Detection of small Roller Bearing Defects. p. 23–25, 2009. Disponível em: <[http://www.ovgu.de/ifme/l-dynamik/quellen/SIRM\\_Paper16.pdf](http://www.ovgu.de/ifme/l-dynamik/quellen/SIRM_Paper16.pdf)>.
- 51 ORMONDE, J. P.; PINEZI, V. R.; NETO, M. M. MONITORAMENTO DE VIBRAÇÕES EM MANCAIS COM ACELEROMETRO. **Revista Engenho**, v. 9, p. 27–62, 2014.
- 52 BRANDT, A.; AHLIN, K. Sampling and Time-Domain Analysis. **Sound and Vibration**, p. 13–16, 2010. Disponível em: <<http://www.sandv.com/downloads/1005bran.pdf>>.
- 53 JIN, Y.; HAO, Z.-y.; ZHENG, X. Comparison of different techniques for time-frequency analysis of internal combustion engine vibration signals. **Journal of Zhejiang University-SCIENCE A**, Zhejiang University Press, v. 12, n. 7, p. 519–531, 7 2011. ISSN 1673-565X. Disponível em: <<http://link.springer.com/10.1631/jzus.A1000384>>.
- 54 TAGHIZADEH-ALISARAEI, A. et al. Vibration analysis of a diesel engine using biodiesel and petrodiesel fuel blends. **Fuel**, Elsevier, v. 102, p. 414–422, 12 2012. ISSN 0016-2361. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S001623611200539X>>.
- 55 (ANP), A. N. d. P. Resolução ANP Nº 23 DE 06/07/2010. **D.O.U. 06 de julho de 2010**, 2010.
- 56 ABNT NBR 13992. Gasolina Automotiva - Determinação do teor de álcool etílico anidro combustível (AEAC). **Abnt**, 1997.
- 57 Manual. **PDL 4000 Manual do Usuário**. 2013.
- 58 THEUNISSEN, F. M. M. Percent Ethanol Estimation on Sensorless Multi-Fuel Systems; Advantages and Limitations. In: . [s.n.], 2003. ISSN 0148-7191. Disponível em: <<http://papers.sae.org/2003-01-3562/>>.
- 59 PUCHALSKI, A. A technique for the vibration signal analysis in vehicle diagnostics. **Mechanical Systems and Signal Processing**, Elsevier, v. 56, p. 173–180, 2015. ISSN 10961216. Disponível em: <<http://dx.doi.org/10.1016/j.ymssp.2014.11.007>>.
- 60 MAGALHÃES, E. F. A.; ARAUJO, E. F. Modelagem e Simulação de Indicadores de Continuidade: Ferramenta Auxiliar para a Manutenção em Redes de Distribuição de Energia Elétrica. Escola Politécnica, 9 2017. Disponível em: <<https://repositorio.ufba.br/ri/handle/ri/24296>>.
- 61 ESQUERRE, K. P. S. Aplicação de técnicas estatísticas multivariadas e de redes neurais na modelagem de um sistema de tratamento de efluentes industriais. [s.n.], 2003. Disponível em: <<http://repositorio.unicamp.br/handle/REPOSIP/267441>>.
- 62 MONTGOMERY, D. C.; RUNGER, G. C. **Estatística Aplicada e Probabilidade para Engenheiros**. 4nd. ed. [S.l.]: LTC, 2009.
- 63 VIEIRA, S. **Análise de Variância: ANOVA**. São Paulo: Atlas, 2006.

- 64 AMARAL, L. C. G. S.; ABREU, Y. V. d. Evolução do Mercado Brasileiro de Biodiesel sob a Ótica dos Leilões Promovidos pela ANP: 2005 a 2014. **Revista de Economia e Sociologia Rural**, Sociedade Brasileira de Economia e Sociologia Rural, v. 54, n. 4, p. 729–750, 12 2016. ISSN 0103-2003. Disponível em: <[http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0103-20032016000400729&lng=pt&tlng=pt](http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0103-20032016000400729&lng=pt&tlng=pt)>.
- 65 FILHO, D. F. et al. O QUE FAZER E O QUE NÃO FAZER COM A REGRESSÃO: PRESSUPOSTOS E APLICAÇÕES DO MODELO LINEAR DE MÍNIMOS QUADRADOS ORDINÁRIOS (MQO). **Revista Política Hoje**, Universidade Federal de Pernambuco, v. 20, n. 1, 9 2011. Disponível em: <<https://periodicos.ufpe.br/revistas/politicohoje/article/view/3808>>.
- 66 MILOCA, S. A.; CONEJO, P. D. Multicolinearidade em Modelos de Regressão. Disponível em: <<https://www.ime.usp.br/~yambar/MI404-Metodos%20Estatisticos/Aula%208-9%20Regress%e3o%20mult%20dim/inete%20adicional%20-%20multicolinearidade%20em%20modelos%20de%20regressao.pdf>>.
- 67 MALTA, T. L.; CAMARGOS, M. A. de. Variáveis da análise fundamentalista e dinâmica e o retorno acionário de empresas brasileiras entre 2007 e 2014. **REGE - Revista de Gestão**, No longer published by Elsevier, v. 23, n. 1, p. 52–62, 1 2016. ISSN 1809-2276. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1809227616300066>>.
- 68 JUNIOR, O. L.; MONTGOMERY, E. **Redes Neurais: Fundamentos e Aplicações com Programas em C**. Rio de Janeiro: Ciência Moderna, 2007. ISBN 9788573936193.
- 69 ZHANG, Z. Artificial Neural Network. In: **Multivariate Time Series Analysis in Climate and Environmental Research**. Cham: Springer International Publishing, 2018. p. 1–35. Disponível em: <[http://link.springer.com/10.1007/978-3-319-67340-0\\_1](http://link.springer.com/10.1007/978-3-319-67340-0_1)>.
- 70 PARK, S.; SUNWOO, M. Torque estimation of spark ignition engines via cylinder pressure measurement. **Proc. Instn Mech. Engrs Part D: J. Automobile Engineering**, v. 217. Disponível em: <<http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.859.2233&rep=rep1&type=pdf>>.
- 71 WANG, S. et al. Adaptive neural network model based predictive control for air–fuel ratio of SI engines. **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, Pergamon, v. 19, n. 2, p. 189–200, 3 2006. ISSN 0952-1976. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0952197605001041>>.
- 72 SOLYOM, S.; ERIKSSON, S. Mid-Ranging Scheme for Idle Speed Control of SI Engines. In: . [s.n.], 2006. ISSN 0148-7191. Disponível em: <<http://papers.sae.org/2006-01-0608/>>.
- 73 TURKSON, R. F. et al. Artificial neural network applications in the calibration of spark-ignition engines: An overview. **Engineering Science and Technology, an International Journal**, Elsevier, v. 19, n. 3, p. 1346–1359, 9 2016. ISSN 2215-0986. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2215098615302846>>.
- 74 SARDARMEHNI, T. et al. Robust predictive control of lambda in internal combustion engines using neural networks. **Archives of Civil and Mechanical Engineering**, Elsevier, v. 13, n. 4, p. 432–443, 12 2013. ISSN 1644-9665. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1644966513000605>>.

- 75 MARTINS-FILHO, L. S.; MOL, A. A.; ROCHA, R. Desenvolvimento de ferramenta computacional para auxílio ao projeto de gemas lapidadas. **Rem: Revista Escola de Minas**, Escola de Minas, v. 58, n. 4, p. 367–373, 12 2005. ISSN 0370-4467. Disponível em: <[http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0370-44672005000400011&lng=pt&tlng=pt](http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0370-44672005000400011&lng=pt&tlng=pt)>.
- 76 KOSKO, B. **Neural networks and fuzzy systems : a dynamical systems approach to machine intelligence**. Prentice Hall, 1992. 449 p. ISBN 0136114350. Disponível em: <[https://books.google.com.br/books/about/Neural\\_Networks\\_and\\_Fuzzy\\_Systems.html?id=fbJQAAAAMAAJ&redir\\_esc=y](https://books.google.com.br/books/about/Neural_Networks_and_Fuzzy_Systems.html?id=fbJQAAAAMAAJ&redir_esc=y)>.
- 77 HAYKIN, S. S. **Neural networks : a comprehensive foundation**. Prentice Hall, 1999. 842 p. ISBN 0132733501. Disponível em: <[https://books.google.com.br/books/about/Neural\\_Networks.html?id=bX4pAQAAMAAJ&redir\\_esc=y](https://books.google.com.br/books/about/Neural_Networks.html?id=bX4pAQAAMAAJ&redir_esc=y)>.
- 78 MORAIS, E. C. **Reconhecimento de Padrões e Redes Neurais Artificiais em Predição de estruturas Secundárias de Proteínas**. Tese (Doutorado) — UFRJ, 2010. Disponível em: <<http://www.cos.ufrj.br/uploadfile/1277729485.pdf>>.
- 79 NETO, A. B.; BISI, B. S.; BONINI, C. D. S. B. REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS: UTILIZAÇÃO DO ALGORITMO RETROPROPAGAÇÃO PARA CLASSIFICAÇÃO DE GRUPOS EM BIOSISTEMAS, PARTE 2: APLICAÇÃO. **Periódico Eletrônico Fórum Ambiental da Alta Paulista**, v. 11, n. 2, 10 2015. Disponível em: <[http://www.amigosdanatureza.org.br/publicacoes/index.php/forum\\_ambiental/article/view/1098](http://www.amigosdanatureza.org.br/publicacoes/index.php/forum_ambiental/article/view/1098)>.
- 80 MONTANA, D. J.; DAVIS, L. Training Feedforward Neural Networks Using Genetic Algorithms. 1989. Disponível em: <<https://www.ijcai.org/Proceedings/89-1/Papers/122.pdf>>.
- 81 SILVA, P. E. D. E. A.; MAGALHÃES, R. D. A. S. USO DOS SINAIS DE VIBRAÇÃO NA PREDIÇÃO DA PROPORÇÃO DOS COMBUSTÍVEIS UTILIZADOS PARA O ACIONAMENTO DE UM MOTOR DE TRÊS CILINDROS EM UM VEICULO COMPACTO. **Revista Sodebras**, v. 13, p. 172–177, 2018.
- 82 LIRA, S. A.; NETO, A. C. Coeficientes de correlação para variáveis ordinais e dicotômicas derivados do coeficiente linear de pearson. **Ciencia y Engenharia/ Science and Engineering Journal**, v. 15, p. 45–53, 2006. ISSN 0103944X.
- 83 COELHO, A. P. M. **A DISTRIBUIÇÃO BETA BINOMIAL NEGATIVA**. Tese (Doutorado), 2009. Disponível em: <[http://repositorio.ufla.br/bitstream/1/3080/1/DISSERTA%C3%87%C3%83O\\_A%20Distribui%C3%A7%C3%A3o%20Beta%20Binomial%20Negativa.pdf](http://repositorio.ufla.br/bitstream/1/3080/1/DISSERTA%C3%87%C3%83O_A%20Distribui%C3%A7%C3%A3o%20Beta%20Binomial%20Negativa.pdf)>.
- 84 SANTOS, C. J. G. dos. **Variáveis e Níveis de Mensuração**. 2005. Disponível em: <<http://www.oficinadapesquisa.com.br/APOSTILAS/METODOL/ApostilaVariaveis2005b.PDF>>.
- 85 FORD, C. **The Wilcoxon Rank Sum Test | University of Virginia Library Research Data Services + Sciences**. Disponível em: <<https://data.library.virginia.edu/the-wilcoxon-rank-sum-test/>>.

## **Apêndices**

## APÊNDICE A – AMPLITUDES RMS

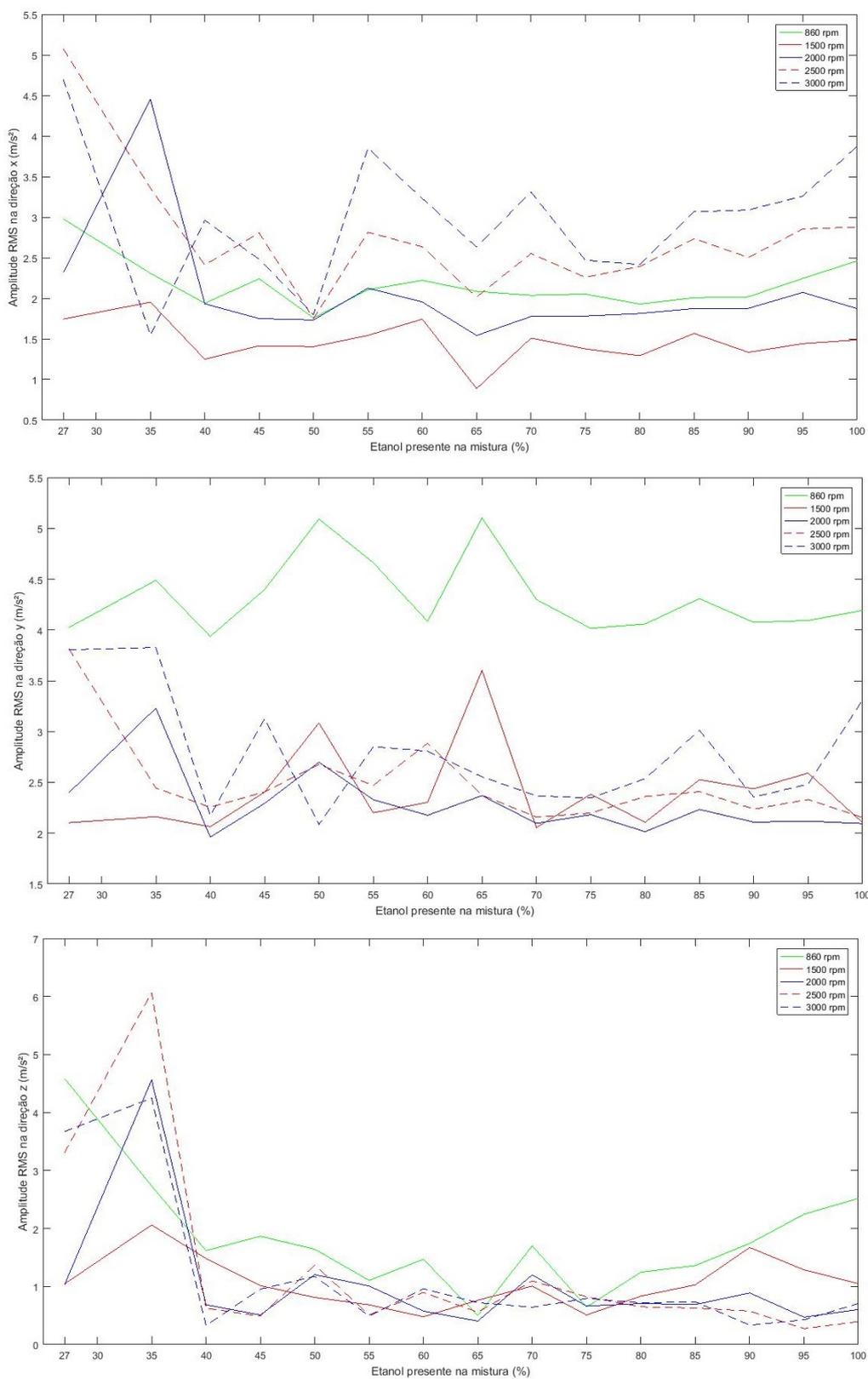
Tabela A.1 – Acelerações RMS para o regime PM

<b>REGIME PM - PONTO MORTO</b>					
<b>Amplitude RMS Direção X (m/s<sup>2</sup>)</b>					
<b>Mistura</b>	<b>860 rpm</b>	<b>1500 rpm</b>	<b>2000 rpm</b>	<b>2500 rpm</b>	<b>3000 rpm</b>
27	2.9766	1.7443	2.3184	5.0724	4.6942
35	2.3078	1.9524	4.4540	3.3583	1.5469
40	1.9395	1.2488	1.9321	2.4106	2.9610
45	2.2402	1.4148	1.7497	2.8057	2.4808
50	1.7580	1.4038	1.7327	1.7498	1.7985
55	2.1061	1.5429	2.1250	2.8143	3.8505
60	2.2211	1.7426	1.9547	2.6349	3.2315
65	2.0856	0.8871	1.5419	2.0160	2.6311
70	2.0363	1.5090	1.7754	2.5506	3.3099
75	2.0519	1.3763	1.7811	2.2586	2.4693
80	1.9288	1.2920	1.8124	2.3922	2.4162
85	2.0071	1.5670	1.8740	2.7355	3.0665
90	2.0190	1.3343	1.8766	2.5036	3.0880
95	2.2452	1.4413	2.0725	2.8545	3.2580
100	2.4602	1.4870	1.8725	2.8767	3.8761
<b>Amplitude RMS Direção Y (m/s<sup>2</sup>)</b>					
<b>Mistura</b>	<b>860 rpm</b>	<b>1500 rpm</b>	<b>2000 rpm</b>	<b>2500 rpm</b>	<b>3000 rpm</b>
27	4.0244	2.1029	2.3975	3.8141	3.8052
35	4.4885	2.1622	3.2312	2.4445	3.8273
40	3.9364	2.0633	1.9612	2.2554	2.1715
45	4.3969	2.4038	2.2930	2.4061	3.1263
50	5.0918	3.0851	2.6991	2.6773	2.0863
55	4.6615	2.2003	2.3292	2.4699	2.8514
60	4.0837	2.3036	2.1760	2.8859	2.8062
65	5.1029	3.6023	2.3695	2.3739	2.5550
70	4.2995	2.0550	2.0967	2.1592	2.3667
75	4.0154	2.3831	2.1826	2.1978	2.3468
80	4.0591	2.1072	2.0146	2.3610	2.5360
85	4.3079	2.5255	2.2334	2.4088	3.0120
90	4.0745	2.4362	2.1085	2.2370	2.3546
95	4.0929	2.5917	2.1179	2.3311	2.4832
100	4.1922	2.1039	2.0950	2.1553	3.3093
<b>Amplitude RMS Direção Z (m/s<sup>2</sup>)</b>					
<b>Mistura</b>	<b>860 rpm</b>	<b>1500 rpm</b>	<b>2000 rpm</b>	<b>2500 rpm</b>	<b>3000 rpm</b>
27	4.5857	1.0447	1.0326	3.3090	3.6725
35	2.7334	2.0604	4.5625	6.0666	4.2478
40	1.6184	1.4838	0.6851	0.6265	0.3285
45	1.8665	1.0139	0.5089	0.4878	0.9544
50	1.6432	0.8115	1.2046	1.3699	1.1736
55	1.1050	0.6842	1.0088	0.5092	0.4919
60	1.4692	0.4778	0.5754	0.8980	0.9613
65	0.5004	0.7640	0.4041	0.5568	0.7214
70	1.7007	1.0063	1.2002	1.0955	0.6431
75	0.6474	0.5088	0.6623	0.8232	0.7937
80	1.2462	0.8340	0.7064	0.6489	0.7192
85	1.3615	1.0287	0.6890	0.6287	0.7368
90	1.7425	1.6723	0.8888	0.5759	0.3331
95	2.2453	1.2868	0.4712	0.2736	0.4264
100	2.5194	1.0492	0.6033	0.3948	0.7060

Tabela A.2 – Acelerações RMS para o regime EM

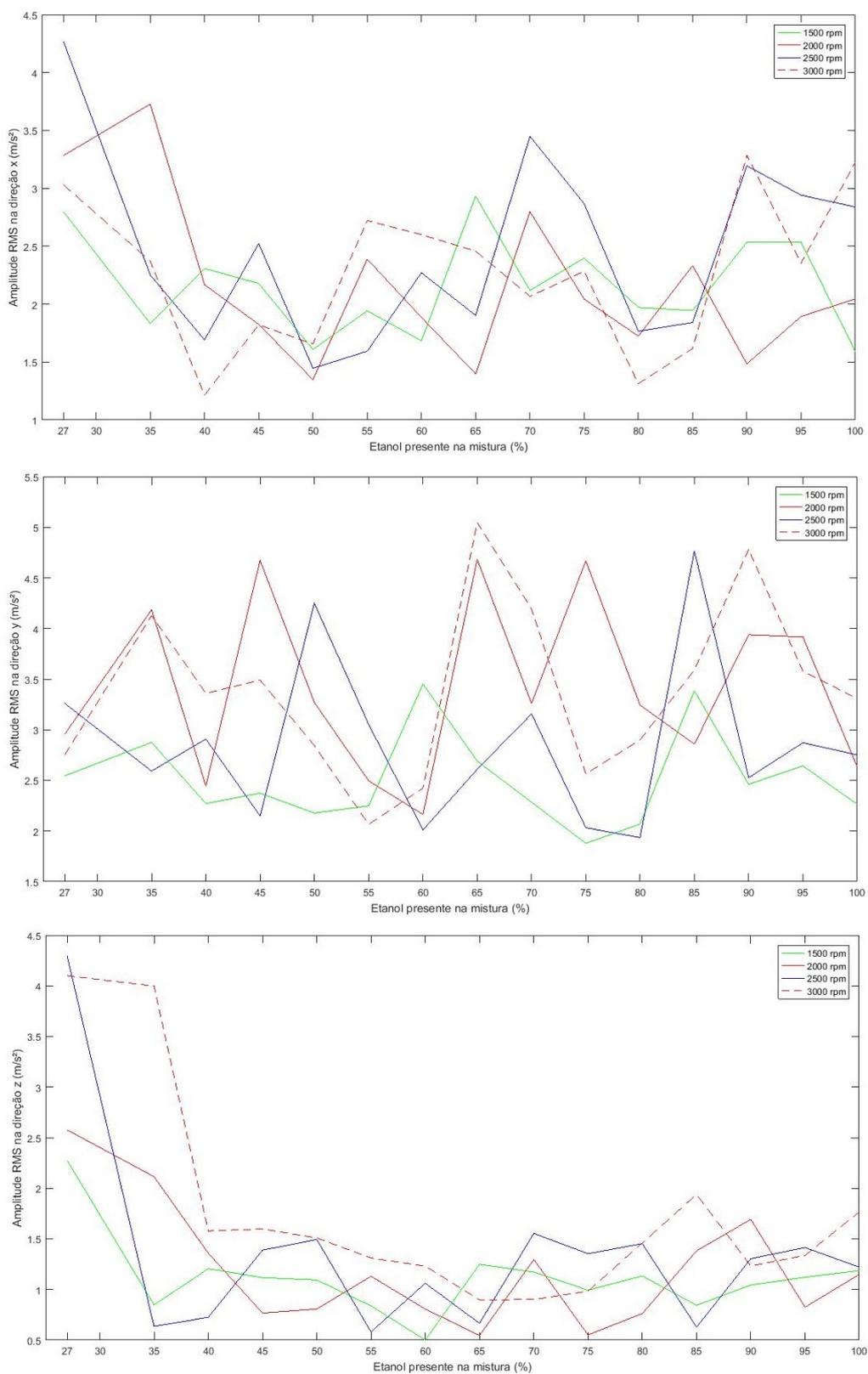
<b>REGIME EM - EM MARCHA</b>					
<b>Mistura</b>	<b>Amplitude RMS Direção X (m/s<sup>2</sup>)</b>				
	<b>860 rpm</b>	<b>1500 rpm</b>	<b>2000 rpm</b>	<b>2500 rpm</b>	<b>3000 rpm</b>
27	-	2.7980	3.2828	4.2700	3.0301
35	-	1.8322	3.7281	2.2513	2.3718
40	-	2.3079	2.1677	1.6912	1.2123
45	-	2.1777	1.8252	2.5227	1.8211
50	-	1.6082	1.3476	1.4463	1.6556
55	-	1.9418	2.3887	1.5933	2.7213
60	-	1.6832	1.8850	2.2710	2.5997
65	-	2.9329	1.3974	1.9023	2.4573
70	-	2.1174	2.7984	3.4487	2.0674
75	-	2.3971	2.0432	2.8664	2.2823
80	-	1.9716	1.7235	1.7647	1.3125
85	-	1.9441	2.3325	1.8417	1.6168
90	-	2.5352	1.4837	3.1946	3.2829
95	-	2.5348	1.8924	2.9410	2.3522
100	-	1.5903	2.0456	2.8384	3.2272
<b>Mistura</b>	<b>Amplitude RMS Direção Y (m/s<sup>2</sup>)</b>				
	<b>860 rpm</b>	<b>1500 rpm</b>	<b>2000 rpm</b>	<b>2500 rpm</b>	<b>3000 rpm</b>
27	-	2.5444	2.9560	3.2609	2.7519
35	-	2.8756	4.1850	2.5920	4.1279
40	-	2.2715	2.4442	2.9084	3.3606
45	-	2.3743	4.6729	2.1483	3.4899
50	-	2.1768	3.2690	4.2485	2.8436
55	-	2.2492	2.4954	3.0519	2.0654
60	-	3.4519	2.1640	2.0106	2.4233
65	-	2.6908	4.6817	2.6096	5.0457
70	-	2.2844	3.2592	3.1563	4.1946
75	-	1.8785	4.6698	2.0323	2.5641
80	-	2.0683	3.2436	1.9345	2.9001
85	-	3.3850	2.8585	4.7674	3.5905
90	-	2.4609	3.9387	2.5265	4.7805
95	-	2.6429	3.9167	2.8717	3.5776
100	-	2.2642	2.6335	2.7517	3.3084
<b>Mistura</b>	<b>Amplitude RMS Direção Z (m/s<sup>2</sup>)</b>				
	<b>860 rpm</b>	<b>1500 rpm</b>	<b>2000 rpm</b>	<b>2500 rpm</b>	<b>3000 rpm</b>
27	-	2.2740	2.5764	4.2911	4.1004
35	-	0.8477	2.1149	0.6353	3.9978
40	-	1.2054	1.3584	0.7258	1.5784
45	-	1.1174	0.7670	1.3889	1.5975
50	-	1.0939	0.8075	1.4937	1.5089
55	-	0.8385	1.1304	0.5808	1.3107
60	-	0.5011	0.8071	1.0619	1.2311
65	-	1.2488	0.5463	0.6662	0.8982
70	-	1.1723	1.2954	1.5540	0.9013
75	-	0.9933	0.5517	1.3534	0.9835
80	-	1.1342	0.7627	1.4531	1.4596
85	-	0.8442	1.3816	0.6278	1.9395
90	-	1.0441	1.6934	1.3045	1.2330
95	-	1.1214	0.8254	1.4143	1.3364
100	-	1.1862	1.1491	1.2206	1.7670

Figura A.1 – Amplitudes RMS de vibração em função das rotações e misturas aplicadas para o regime PM



Fonte: Autor

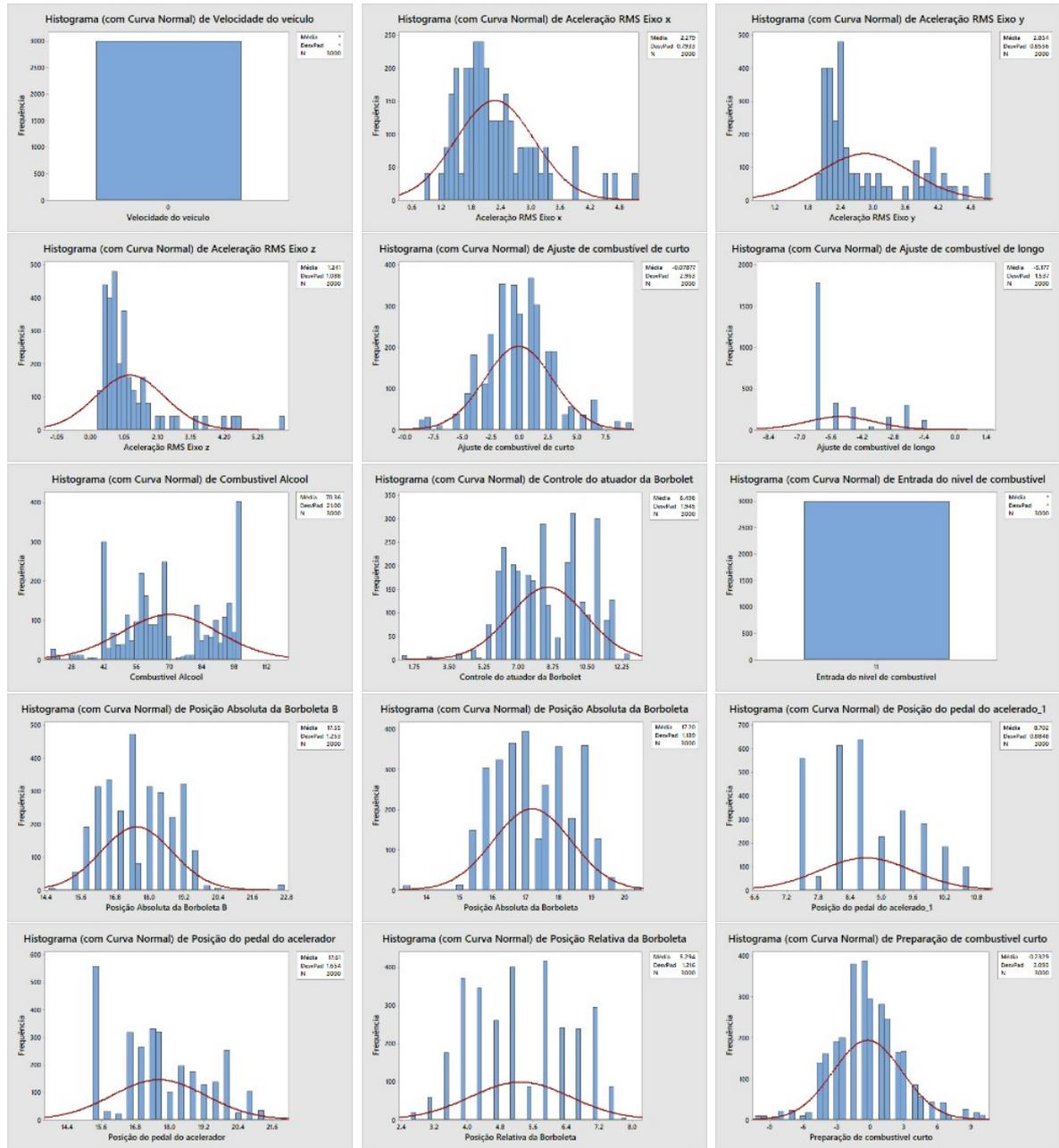
Figura A.2 – Amplitudes RMS de vibração em função das rotações e misturas aplicadas para o regime EM

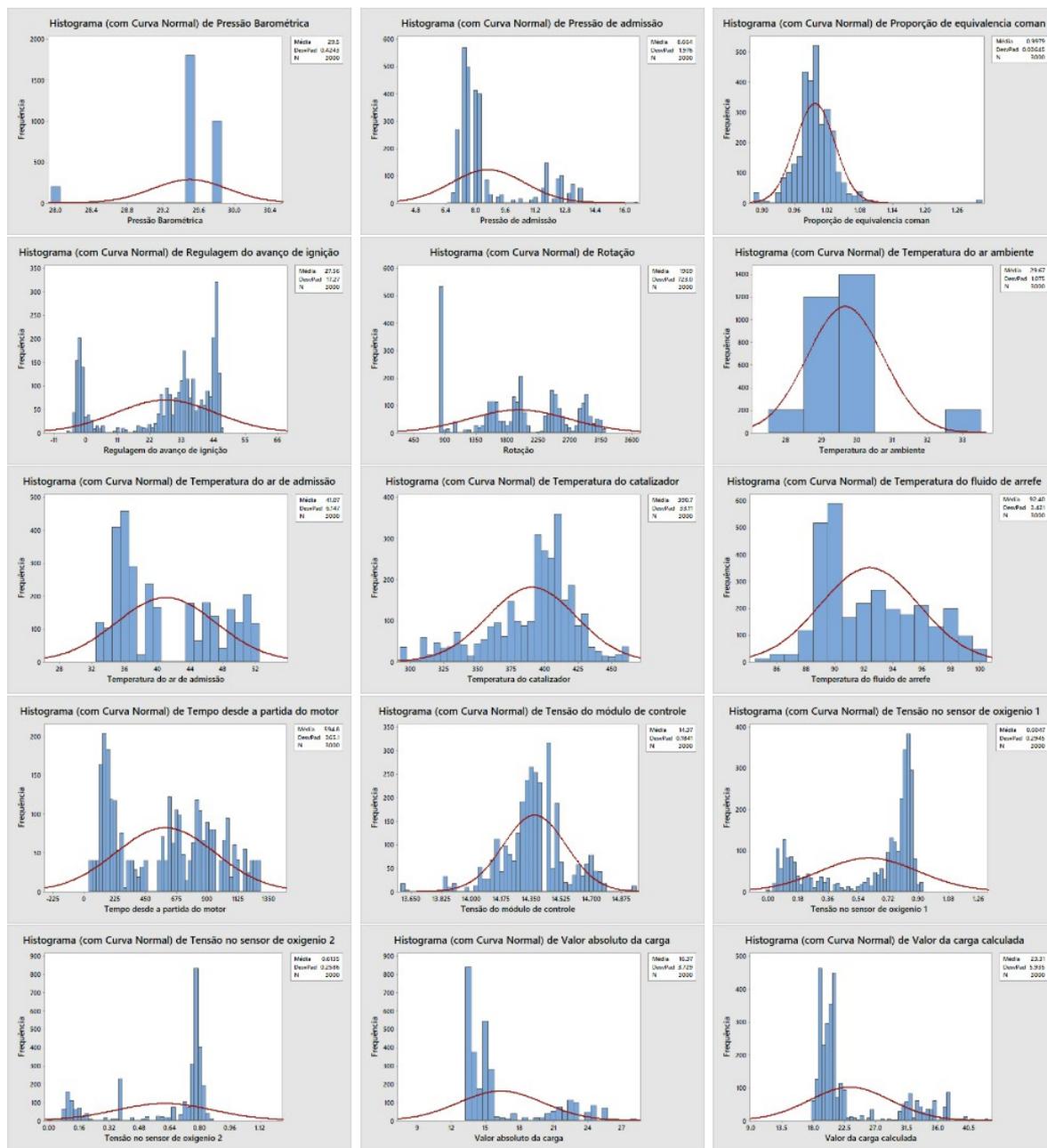


Fonte: Autores

## APÊNDICE B – TRATAMENTO ESTATÍSTICO DOS DADOS

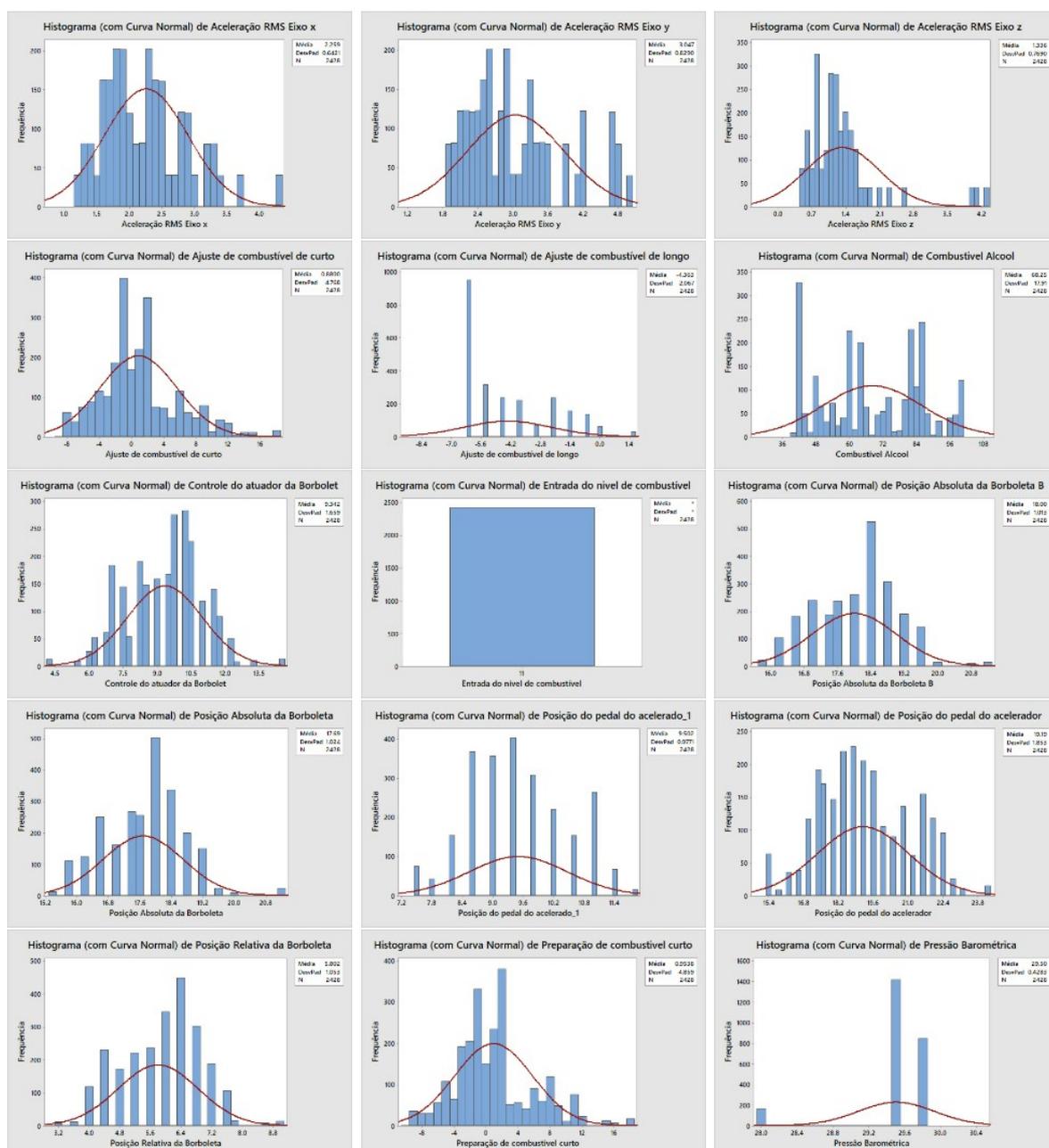
Figura B.1 – Histogramas para as variáveis em regime PM

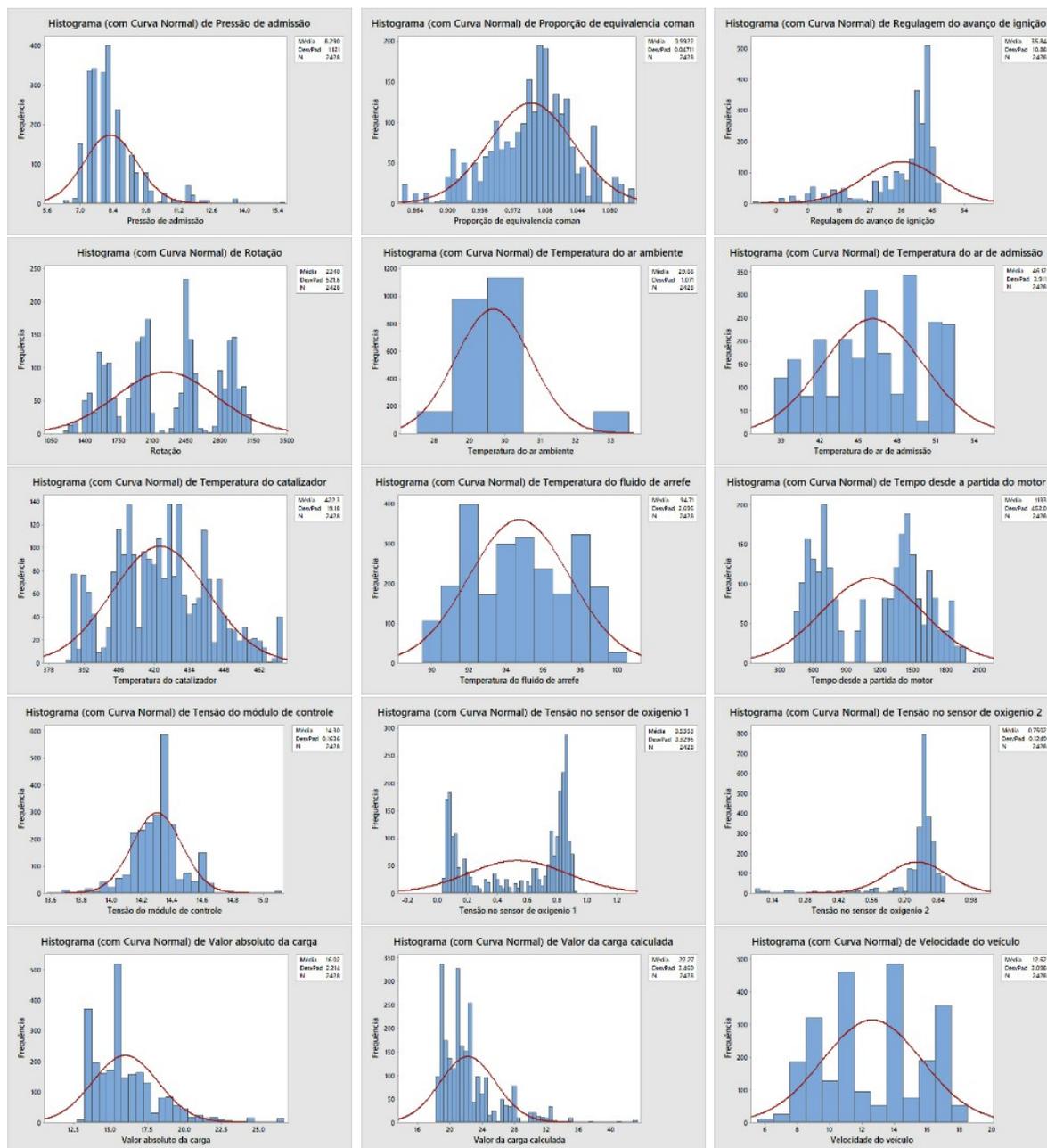




Fonte: Autor

Figura B.2 – Histogramas para as variáveis em regime EM





Fonte: Autor

Tabela B.1 – Estatística descritiva para os dados obtidos em regime Ponto Morto (PM)

Nº	Variável	Média	Desv. Pad	Variância	Coef. Var	Mínimo	Mediana	Máximo
1	<b>Rotação</b>	1968,800	723,000	522 765,100	36,720	845,000	1977,000	3180,000
2	Posição absoluta A da borboleta	17,200	1,189	1,415	6,910	13,300	16,900	20,400
3	Posição absoluta B da borboleta	17,552	1,253	1,571	7,140	14,500	17,300	22,700
4	Posição relativa da borboleta	5,294	1,216	1,479	22,970	2,700	5,100	7,800
5	Controle do atuador da borboleta	8,498	1,945	3,782	22,880	1,200	8,200	12,500
6	Posição A do pedal do acelerador	17,613	1,654	2,736	9,390	15,300	17,300	22,000
7	Posição B do pedal do acelerador	8,702	0,885	0,783	10,170	7,500	8,600	11,000
8	Temperatura do ar ambiente	29,667	1,075	1,156	3,620	28,000	30,000	33,000
9	Temperatura do ar de admissão	41,066	6,147	37,783	14,970	33,000	39,000	52,000
10	Temperatura do fluido de arrefecimento	92,397	3,421	11,701	3,700	85,000	92,000	100,000
11	Pressão de admissão	8,664	1,976	3,904	22,810	6,700	7,900	16,500
12	Pressão Barométrica	29,500	0,424	0,180	1,440	28,000	29,500	29,800
13	Tensão no sensor de oxigênio 1	0,605	0,295	0,087	48,700	0,000	0,765	0,920
14	Tensão no sensor de oxigênio 2	0,613	0,259	0,067	42,160	0,000	0,765	0,850
15	Temperatura do catalizador	390,650	33,110	1096,350	8,480	294,000	398,000	460,000
16	Nível de combustível	11,000	0,000	0,000	0,000	11,000	11,000	11,000
17	Velocidade do veículo	0,000	0,000	0,000	*	0,000	0,000	0,000
18	Tensão do módulo de controle	14,370	0,184	0,034	1,280	13,597	14,387	14,947
19	Tempo desde a partida	594,770	365,120	133 311,880	61,390	53,000	633,000	1283,000
20	Proporção da mistura comandada	0,998	0,036	0,001	3,650	0,886	0,997	1,300
21	<b>Regulagem do avanço de ignição</b>	27,556	17,271	298,284	62,680	-6,500	33,500	46,500
22	<b>Ajuste de combustível de curto prazo</b>	-0,079	2,963	8,777	-3761,320	-10,100	0,000	9,400
23	Ajuste de combustível de longo prazo	-5,177	1,537	2,362	-29,690	-6,200	-6,200	1,600
24	<b>Preparação de combustível</b>	-0,233	3,093	9,567	-1327,850	-10,100	-0,700	10,200
25	Valor de carga calculado	23,311	5,935	35,220	25,460	18,000	20,400	43,100
26	Valor de carga absoluta	16,366	3,729	13,906	22,790	13,300	14,900	28,200
27	<b>Percentual de etanol calculado</b>	70,362	20,995	440,796	29,840	18,400	67,500	100,000
28	Aceleração RMS direção X	2,279	0,793	0,629	34,800	0,887	2,073	5,072
29	Aceleração RMS direção Y	2,854	0,856	0,732	29,970	1,961	2,409	5,103
30	Aceleração RMS direção Z	1,241	1,089	1,185	87,700	0,274	0,889	6,067

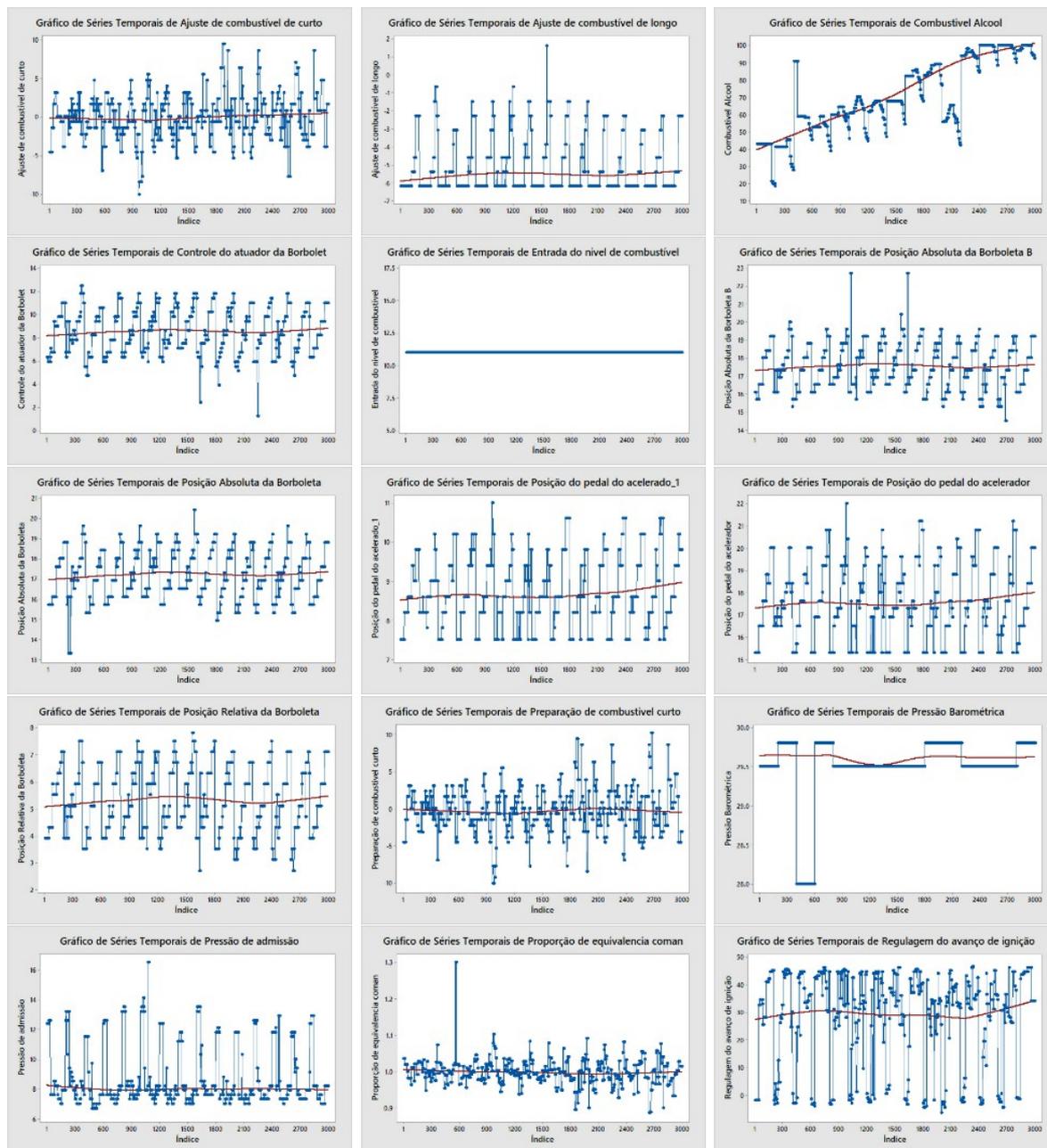
Fonte: Autor

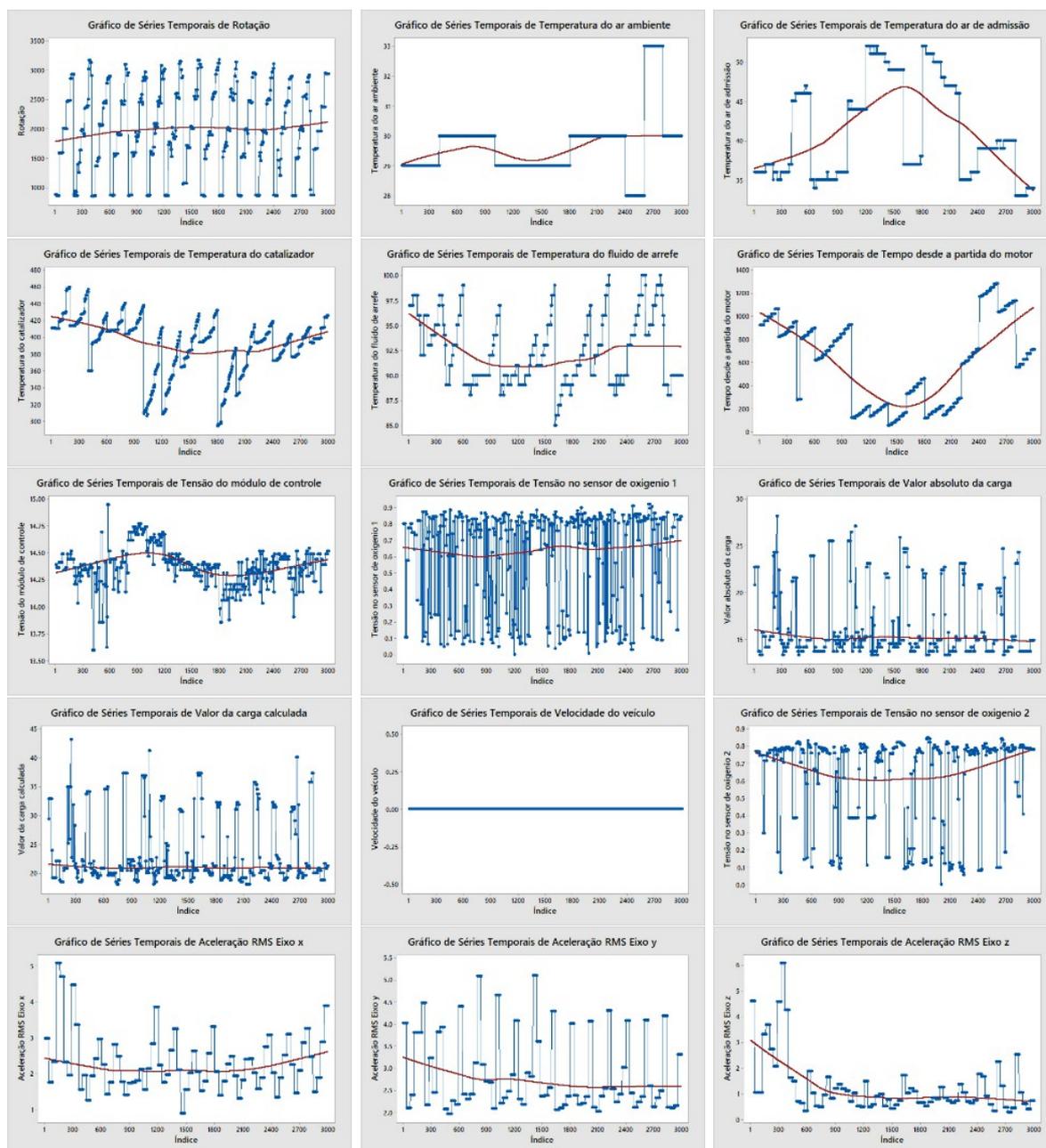
Tabela B.2 – Estatística descritiva para os dados obtidos em regime Em Marcha (EM)

Nº	Variável	Média	Desv. Pad	Variância	Coef. Var	Mínimo	Mediana	Máximo
1	<b>Rotação</b>	2240,200	521,600	272 042,000	23,280	1192,000	2247,500	3108,000
2	Posição absoluta A da borboleta	17,687	1,024	1,048	5,790	15,300	18,000	21,200
3	Posição absoluta B da borboleta	17,999	1,013	1,027	5,630	15,700	18,000	21,200
4	Posição relativa da borboleta	5,802	1,053	1,108	18,140	3,100	5,900	9,000
5	Controle do atuador da borboleta	9,342	1,659	2,753	17,760	4,300	9,800	14,500
6	Posição A do pedal do acelerador	19,193	1,853	3,433	9,650	15,300	18,800	24,300
7	Posição B do pedal do acelerador	9,502	0,977	0,955	10,280	7,500	9,400	11,800
8	Temperatura do ar ambiente	29,664	1,071	1,146	3,610	28,000	30,000	33,000
9	Temperatura do ar de admissão	46,117	3,911	15,295	8,480	39,000	46,000	52,000
10	Temperatura do fluido de arrefecimento	94,713	2,695	7,264	2,850	90,000	95,000	100,000
11	Pressão de admissão	8,290	1,122	1,258	13,530	6,400	8,200	15,600
12	Pressão Barométrica	29,503	0,428	0,183	1,450	28,000	29,500	29,800
13	Tensão no sensor de oxigênio 1	0,535	0,330	0,109	61,560	0,035	0,715	0,910
14	Tensão no sensor de oxigênio 2	0,750	0,125	0,016	16,650	0,070	0,780	0,860
15	Temperatura do catalizador	422,330	19,180	367,890	4,540	386,000	422,000	471,000
16	Nível de combustível	11,000	0,000	0,000	0,000	11,000	11,000	11,000
17	Velocidade do veículo	12,624	3,098	9,599	24,540	6,000	12,000	18,000
18	Tensão do módulo de controle	14,302	0,164	0,027	1,140	13,623	14,310	15,100
19	Tempo desde a partida	1133,000	452,000	204 319,700	39,900	435,000	1287,000	1928,000
20	Proporção da mistura comandada	0,992	0,047	0,002	4,750	0,850	0,999	1,104
21	<b>Regulagem do avanço de ignição</b>	35,842	10,877	118,317	30,350	-6,000	40,500	46,000
22	<b>Ajuste de combustível de curto prazo</b>	0,880	4,768	22,734	541,840	-9,300	0,000	18,000
23	Ajuste de combustível de longo prazo	-4,363	2,067	4,272	-47,380	-6,200	-5,400	1,600
24	<b>Preparação de combustível</b>	0,954	4,859	23,608	509,420	-10,100	0,800	18,000
25	Valor de carga calculado	22,270	3,469	12,035	15,580	18,400	21,600	43,100
26	Valor de carga absoluta	16,020	2,214	4,901	13,820	12,900	15,700	26,700
27	<b>Percentual de etanol calculado</b>	68,251	17,914	320,900	26,250	40,800	65,500	100,000
28	Aceleração RMS direção X	2,259	0,642	0,412	28,420	1,212	2,173	4,270
29	Aceleração RMS direção Y	3,047	0,829	0,687	27,210	1,879	2,859	5,046
30	Aceleração RMS direção Z	1,336	0,769	0,591	57,570	0,501	1,205	4,291

Fonte: Autor

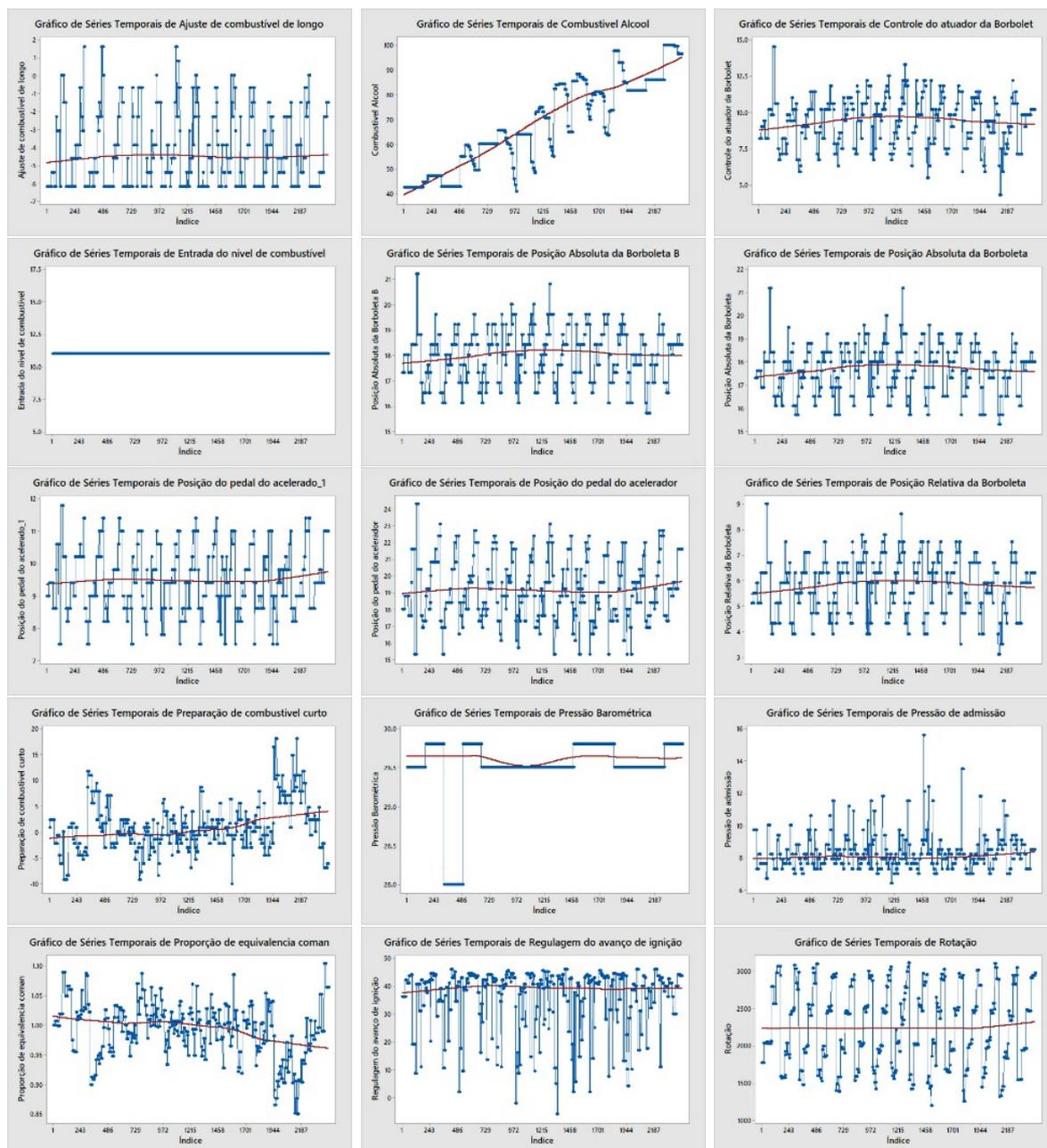
Figura B.3 – Gráficos de séries temporais para variáveis em regime PM





Fonte: Autor

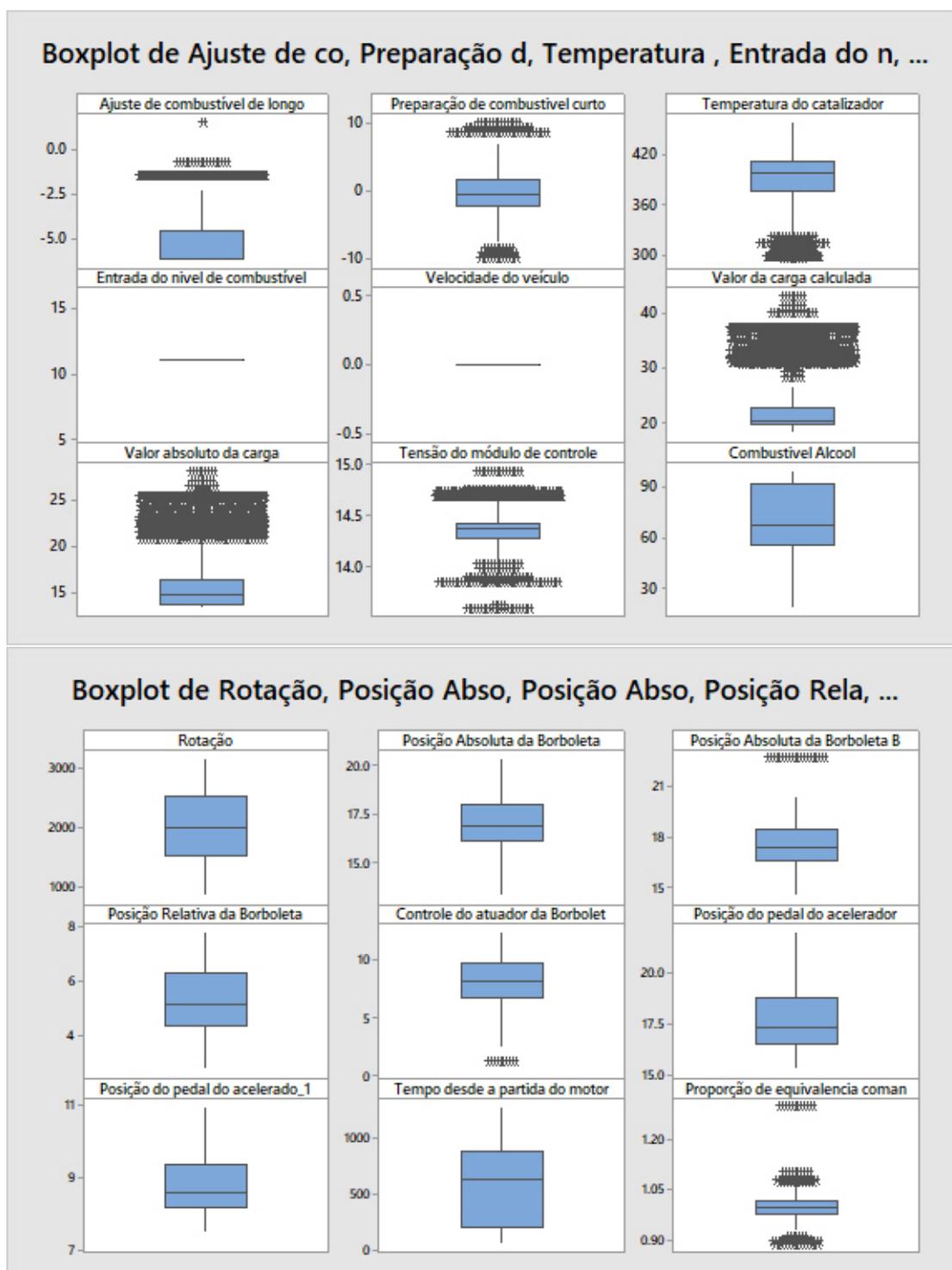
Figura B.4 – Gráficos de séries temporais para variáveis em regime EM

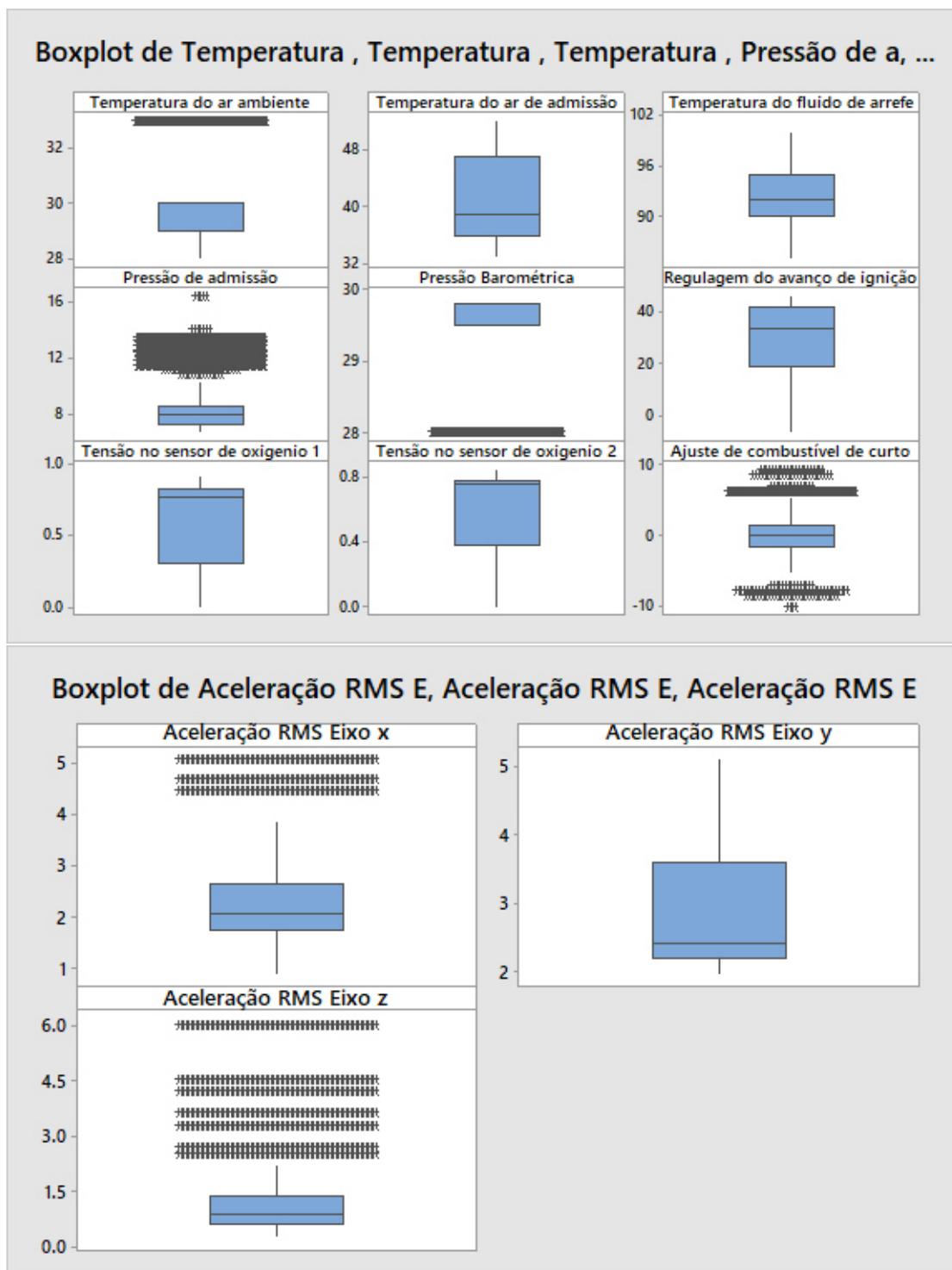




Fonte: Autor

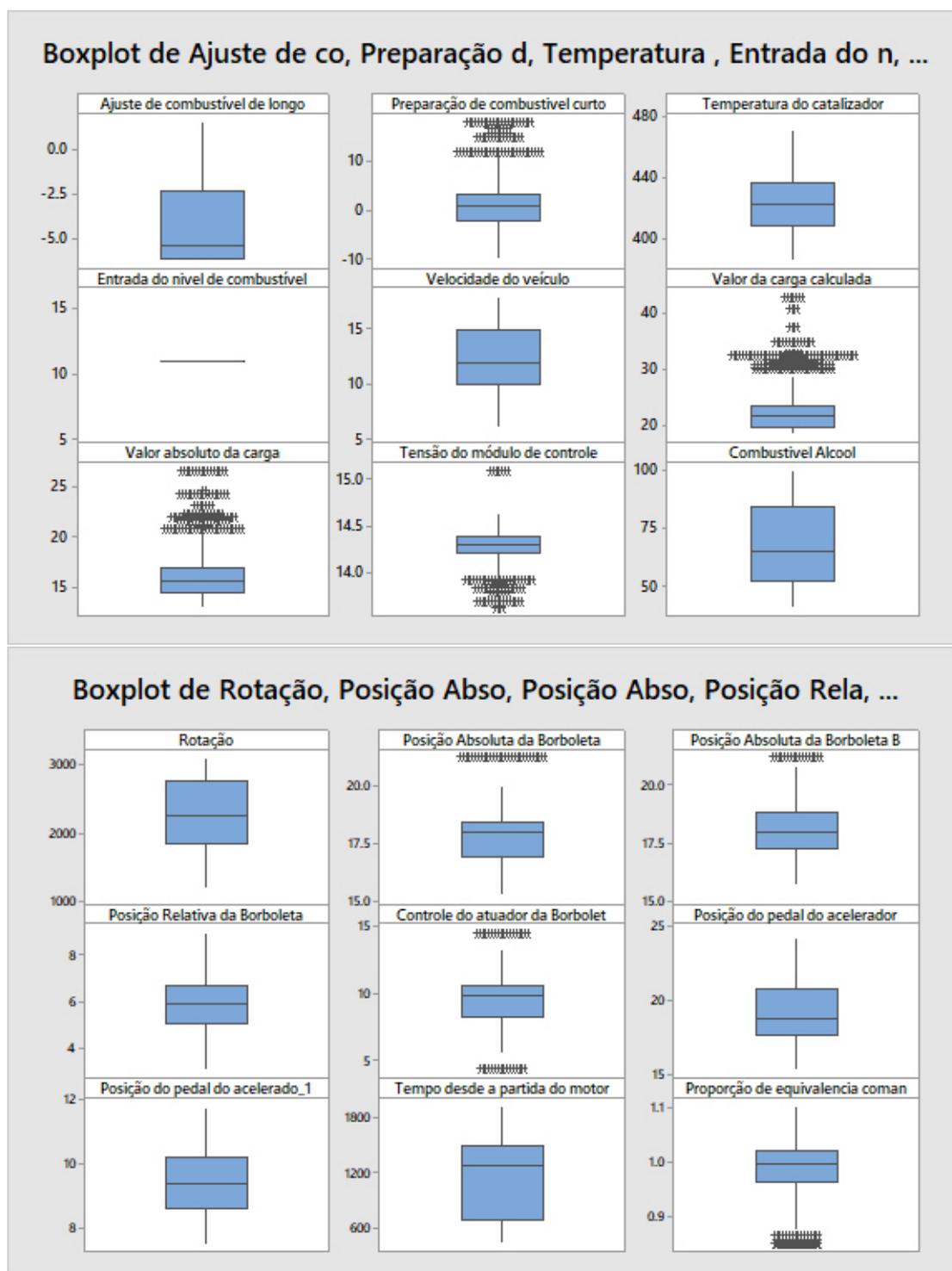
Figura B.5 – Gráficos boxplot para variáveis em regime PM

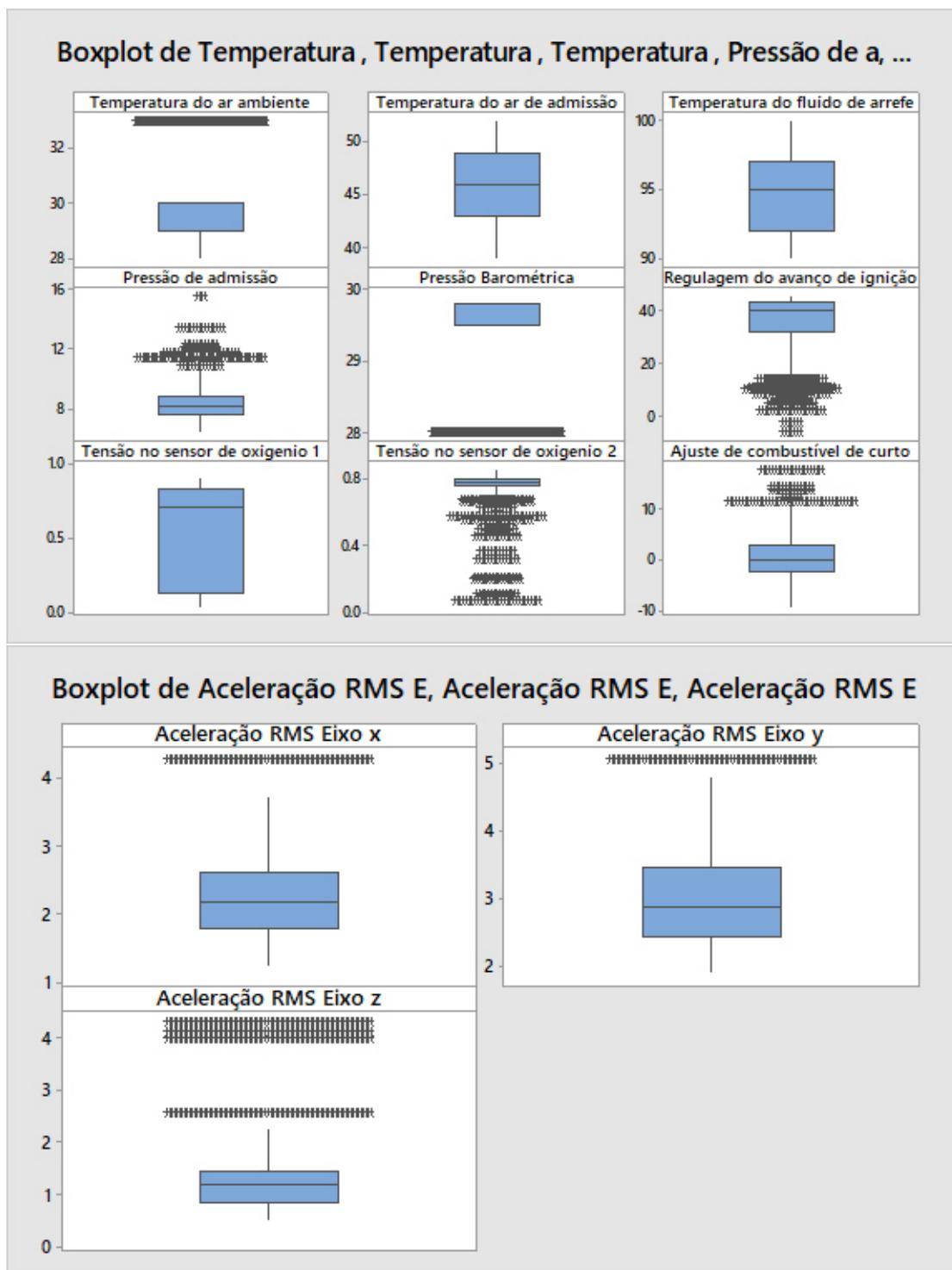




Fonte: Autor

Figura B.6 – Gráficos boxplot para variáveis em regime EM





Fonte: Autor

## APÊNDICE C – VARIÁVEIS DOS MODELOS RLM

Tabela C.1 – Parâmetros do modelo ( $\beta_j$ ) e VIFs para as variáveis aplicadas no modelo RLM01

Nº	Variáveis	Parâmetros ( $\beta_j$ )	p-valor	VIF
6	Posição B do pedal do acelerador	2,861	0,000	6,040
8	Temperatura do ar ambiente	4,814	0,000	1,440
9	Temperatura do ar de admissão	-7,808	0,000	2,690
10	Temperatura do fluido de arrefecimento	0,993	0,001	1,780
11	Pressão de admissão	1,908	0,000	3,690
12	Pressão Barométrica	6,454	0,000	1,190
13	Tensão no sensor de oxigênio 1	-1,125	0,000	1,150
14	Tensão no sensor de oxigênio 2	0,596	0,048	1,730
15	Temperatura do catalizador	-9,764	0,000	3,890
17	Velocidade do veículo	6,728	0,000	3,380
18	Tensão do módulo de controle	-2,209	0,000	1,250
20	Proporção da mistura comandada	-2,215	0,000	2,860
21	Regulagem do avanço de ignição	-2,867	0,000	3,420
23	Ajuste de combustível de longo prazo	4,008	0,000	3,640
24	Preparação de combustível	2,611	0,000	2,880
26	Valor de carga absoluta	-2,338	0,000	3,200
28	Aceleração RMS direção x	1,287	0,000	1,450
29	Aceleração RMS direção y	-0,438	0,000	1,670
30	Aceleração RMS direção z	-9,781	0,000	1,890

Fonte: Autor

Tabela C.2 – Parâmetros do modelo ( $\beta_j$ ) e VIFs para as variáveis aplicadas no modelo RLM02

Nº	Variáveis	Parâmetros ( $\beta_j$ )	p-valor	VIF
3	Posição Absoluta B da Borboleta	-1,224	0,000	5,540
5	Controle do atuador da Borboleta	0,684	0,030	7,450
6	Posição B do pedal do acelerador	1,640	0,000	6,450
8	Temperatura do ar ambiente	1,269	0,000	1,520
9	Temperatura do ar de admissão	1,251	0,000	2,620
10	Temperatura do fluido de arrefecimento	1,292	0,000	2,080
12	Pressão Barométrica	4,324	0,000	1,250
13	Tensão no sensor de oxigênio 1	-1,373	0,000	1,330
14	Tensão no sensor de oxigênio 2	-0,630	0,000	1,670
17	Velocidade do veículo	-1,677	0,000	3,490
18	Tensão do módulo de controle	0,676	0,000	1,320
19	Tempo desde a partida do motor	-0,694	0,001	3,310
20	Proporção da mistura comandada	-1,897	0,000	3,100
22	Ajuste de combustível de curto prazo	2,243	0,000	9,160
23	Ajuste de combustível de longo prazo	5,055	0,000	3,780
24	Preparação de combustível	1,519	0,000	8,500
26	Valor de carga absoluta	0,581	0,000	1,820
27	Percentual de etanol calculado	18,402	0,000	1,700
28	Aceleração RMS direção x	0,509	0,000	1,450
29	Aceleração RMS direção y	0,634	0,000	1,600
30	Aceleração RMS direção z	-1,677	0,000	2,320

Fonte: Autor