



Miguel Angel León Mozo

**Otimização da Operação Diesel-Gás em Motores de
Combustão Interna utilizando Inteligência Artificial**

Dissertação de Mestrado

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

Orientador: Prof. Sergio Leal Braga

Co-Orientador: Prof. Juan José Milón Guzmán

Rio de Janeiro, abril de 2009.



Miguel Angel León Mozo

Otimização da Operação Diesel-Gás em Motores de Combustão Interna utilizando Inteligência Artificial

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

Prof. Sergio Leal Braga

Orientador

Departamento de Engenharia Mecânica – PUC - Rio

Prof. Juan José Milón Guzmán

Co-Orientador

Universidad Católica San Pablo – Perú

Prof. José Alberto dos Reis Parise

Departamento de Engenharia Mecânica – PUC - Rio

Prof. Marcos Sebastião de Paula Gomes

Departamento de Engenharia Mecânica – PUC - Rio

Prof. Juan Guillermo Lazo Lazo

Laboratório de Inteligência Computacional - PUC - Rio

Prof. José Eugenio Leal

Coordenador Setorial do

Centro Técnico Científico - PUC - Rio

Rio de Janeiro, 29 de abril de 2009

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

Miguel Angel León Mozo

Graduou-se em Engenharia de Sistemas na UCSM (*Universidad Católica Santa Maria de Arequipa – Peru*) em 2004. Pesquisador no Laboratório de Engenharia Veicular - LEV da PUC - Rio tem desenvolvido projetos relacionados à Inteligência Artificial em Motores de Combustão.

Ficha Catalográfica

León Mozo, Miguel Angel

Otimização da Operação Diesel-Gás em Motores de Combustão Interna utilizando Inteligência Artificial Miguel Angel León Mozo; orientador: Sergio Leal Braga. – Rio de Janeiro: PUC - Rio, Departamento de Engenharia Mecânica, 2009.

153 f. : il. ; 30 cm

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

Inclui referências bibliográficas.

1. Engenharia Mecânica – Teses. 2. Motor Diesel. 3. Emissões de Poluentes. 4. Gás Natural. 5. Inteligência Artificial. 6. Redes Neurais. 7. Algoritmos Genéticos. I. Braga, Sergio Leal. II. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Departamento de Engenharia Mecânica.

CDD: 621

...Se o dinheiro é a sua esperança de independência, você nunca a terá. A única segurança real que um homem pode ter neste mundo é uma reserva de conhecimento, experiência e habilidade.

(Henry Ford).

Agradecimentos

O Deus por ter me permitido existir e ter me guiado nesta jornada e caminho.

Aos meus orientadores Professores Sergio Leal Braga e Juan José Milón Guzmán pela paciência, apoio e confiança depositados para a realização deste trabalho.

Ao Juan Guillermo Lazo Lazo pelo incentivo, apoio, orientação e, sobretudo a amizade.

A CAPES e à PUC - Rio, pelos auxílios concedidos, sem os quais este trabalho não poderia ter sido realizado.

A meus pais Francisca e Hipólito; meus irmãos Frank Anthony e Magali Anabel, por não medir esforços para me dar a melhor educação e me apoiar em todos os momentos. Especialmente para minha mãe que sempre sonhou em presenciar este momento e com certeza está muito feliz pela minha conquista.

Ao Departamento de Engenharia Mecânica da PUC - Rio, através dos professores de pós-graduação e do corpo administrativo.

Aos amigos que conheci durante o Mestrado: Melisa, Johanna, Yipsy, Zaida, Evelyn, Marilyn, Martha, Juan, Hugo, Julio Cesar, Nilton, David, Rafael, Anthony, José Alberto, Edwin, Cristian, Hernan, Elder, Cesar Raul, Frank, Cesar Gonzalo, Juan Carlos, Iury, Luis, Paul, Mijail, Miguel Eduardo, Rocem, Enrique, Roberto, Ivan, Alvaro, Josue, Gerardo, Epifanio, Gustavo, Martin e Javier, pela amizade e companheirismo nos momentos de sufoco.

Aos amigos de meu país Senhora Gilda, Senhora Lourdes, Pamela Ginet, Adrianita, Cinthya, Ruth, Jenny, Maria, Melva, Evelyn, Rocio R, Rocio Z, Mayra, Claudia, Glenda, Sara, Patrícia, Marlene, Carmen, Renzo, Gherzon, Lizandro, Edward, Pio, Arturo, Juan e Carlos pela amizade e apoio nos momentos mais difíceis.

Aos amigos Severino Wanderley, Fabrício Ferraz, Gilson Coutinho e Gerson, pessoal do Laboratório de Engenharia Veicular da PUC - Rio (LEV).

Resumo

León Mozo, Miguel Angel; Sergio Leal Braga (Orientador), Juan José Milón Guzmán (Co-Orientador). **Otimização da Operação Diesel-Gás em Motores de Combustão Interna utilizando Inteligência Artificial**. Rio de Janeiro, 2009. 153 p. Dissertação de Mestrado – Departamento de Engenharia Mecânica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

O objetivo deste trabalho é prever e otimizar o desempenho de motores funcionando no modo bicomcombustível, diesel-gás natural, fazendo uso da inteligência artificial. Pretende-se determinar a taxa de substituição ótima do combustível original diesel pelo gás natural que minimize custos de operação (combustíveis) e emissões de poluentes, tais como: monóxido de carbono, CO, hidrocarbonetos, HC, e óxidos de nitrogênio, NOx, priorizando-se também a eficiência térmica. Os dados analisados foram obtidos de testes anteriormente realizados. O procedimento envolve treinamento, validação e teste (utilizando redes neurais). Com os dados analisados foram treinadas diferentes redes neurais 06 para a aprendizagem e predição, as quais vão prever mapas de novos valores baseando-se nos dados experimentais já apreendidos. Finalmente, e continuando com o processo de otimização (técnica de Algoritmos Genéticos), é determinada a melhor taxa de substituição de diesel-gás natural, com as menores taxas de emissões dentro dos mapas gerados. Os resultados indicam uma boa concordância entre os dados experimentais e os previstos pela rede neural. O processo de otimização utilizado determina os pontos de trabalho adequados para cada caso analisado.

Palavras-chave

Motor diesel; emissões de poluentes; gás natural; inteligência artificial; redes neurais; algoritmos genéticos.

Abstract

León Mozo, Miguel Angel. Sergio Leal Braga (Advisor), Juan José Milón Guzmán (Co-Advisor). **Optimization of Dual Fuel Operation in Internal Combustion Engines Using Artificial Intelligence**. Rio de Janeiro, 2009. 153p. MSc. Dissertation - Departamento de Engenharia Mecânica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

The purpose of this study is to predict and optimize the internal combustion engine performance using diesel-natural gas fuel using the artificial intelligence. The ultimate goal is to determine the optimal substitution rate of natural gas to minimize the costs of operation and pollutants emissions such as carbon monoxide CO, hydrocarbons HC and nitrogen oxides NO_x, considering the values of efficiency. The analyzed data are obtained from tests performed earlier. The procedure involves training, validation and test (using neural networks). Once these data were analyzed with different trained neural networks for learning and prediction, which are maps of the predicted values based on experimental data have been seized. Finally, and continuing with the process of optimization (technique of Genetic Algorithms), is given the best substitution rate of and lower emissions in the maps generated. The results indicate a good agreement between data and neural network, the process of optimization using certain items of work appropriate for each case analyzed.

Keywords

Diesel engine; emissions; natural gas; artificial intelligence; neural networks; genetic algorithms.

Sumário

1 INTRODUÇÃO	17
1.1. TECNOLOGIA DIESEL-GÁS EM MOTORES DE COMBUSTÃO	17
2 MOTOR DE COMBUSTÃO INTERNA	20
2.1. CONSIDERAÇÕES GERAIS	20
2.1.1. <i>Classificação dos Motores de Combustão Interna (MCI)</i>	23
2.2. PRINCÍPIO DE FUNCIONAMENTO	24
2.3. PARÂMETROS DO MOTOR	25
2.4. MOTOR DE QUATRO TEMPOS	26
2.5. CICLO TEÓRICO IDEAL DE UM MOTOR DIESEL	28
2.5.1. <i>Ciclo Diesel real e teórico</i>	29
2.6. MOTORES DE CICLO DIESEL, ANÁLISE TERMODINÂMICO	29
2.7. MOTORES DE CICLO DIESEL-GÁS NATURAL, ANÁLISE TERMODINÂMICO	31
3 INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL	35
3.1. INTRODUÇÃO	35
3.2. ESCOLAS DE PENSAMENTO	35
3.2.1. <i>Inteligência Artificial Convencional</i>	36
3.3. REDES NEURONAIS	37
3.3.1. <i>Modelo físico</i>	37
3.3.2. <i>Número de Neurônios e as Camadas</i>	40
3.3.3. <i>Modo de Conexão</i>	41
3.3.4. <i>Regra de Aprendizagem das RNA</i>	42
3.3.5. <i>Aprendizado</i>	42
3.3.6. <i>Validação da rede neuronal</i>	43
3.3.7. <i>Aprendizado Supervisionado</i>	44
3.3.8. <i>Algoritmo BACKPROPAGATION</i>	44
3.4. ALGORITMOS GENÉTICOS	45
3.4.1. <i>Condições para usar um Algoritmo Genético</i>	46
3.4.2. <i>Estrutura de um Algoritmo Genético</i>	47
3.4.3. <i>Algoritmo Genético Simples</i>	47
3.4.4. <i>Funcionamento do Algoritmo Genético</i>	48
3.4.5. <i>Operadores Genéticos</i>	49
4 INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL EM MOTORES DE COMBUSTÃO	52
4.1. LEVANTAMENTO DO ESTADO DA ARTE	52
4.2. POSICIONAMENTO DO TRABALHO E OBJETIVOS	60

4.3. OBJETIVOS	60
5 MODELO DE PREDIÇÃO UTILIZANDO REDES NEURAIS	61
5.1. INTRODUÇÃO	61
5.2. PARÂMETROS EXPERIMENTAIS ANALISADOS	61
5.2.1. <i>Rendimento Térmico</i>	61
5.2.2. <i>Consumo de Combustíveis</i>	62
5.2.3. <i>Taxa de substituição</i>	62
5.2.4. <i>Monóxido de Carbono (CO)</i>	63
5.2.5. <i>Hidrocarbonetos não queimados (HC)</i>	63
5.2.6. <i>Óxidos de Nitrogênio (NO_x)</i>	63
5.3. PARÂMETROS AVALIADOS	64
5.3.1. <i>Variáveis Independentes</i>	64
5.3.2. <i>Variáveis Dependentes</i>	64
5.4. ARQUITETURA DO MODELO DA REDE NEURONAL	64
5.5. FUNÇÃO DE ATIVAÇÃO	68
5.6. MECANISMOS DE APRENDIZAGEM	69
5.7. PROCESSO DE CONVERGÊNCIA	70
5.8. MÉTRICAS DO ERRO.	71
6 MODELO DE OTIMIZAÇÃO UTILIZANDO ALGORITMOS GENÉTICOS	73
6.1. ESTRUTURA DE UM ALGORITMO GENÉTICO	73
6.2. MODELO DE OTIMIZAÇÃO APLICADO	74
6.3. PARÂMETROS A SEREM OTIMIZADOS	76
7 RESULTADOS E ANÁLISE	77
7.1. INTRODUÇÃO	77
7.2. APRENDIZAGEM E PREDIÇÃO DE PARÂMETROS	81
7.2.1. <i>Coeficientes de Correlação</i>	84
7.3. PREDIÇÃO DE DADOS	88
7.4. OTIMIZAÇÃO DE PARÂMETROS	95
7.4.1. <i>Otimização da Taxa de Substituição</i>	95
7.4.2. <i>Validação do Modelo</i>	103
8 CONCLUSÕES	114
8.1. MODELO DE APRENDIZAGEM E PREDIÇÃO	114
8.2. MODELO DE OTIMIZAÇÃO	114
9 RECOMENDAÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS	116
9.1. AVALIAÇÃO EM GERADORES DE ENERGIA ELÉTRICA E OUTROS MOTORES	116

9.2. APLICAÇÃO PARA PROCESSOS “ <i>REAL TIME</i> ”	116
9.3. APLICAÇÃO EM NOVAS TECNOLOGIAS DE MOTORES DE COMBUSTÃO	116
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	118
ANEXOS	124
ANEXO 1: PREDIÇÃO DE DADOS, 1000 RPM	124
ANEXO 2: PREDIÇÃO DE DADOS, 2600 RPM	130
ANEXO 3: MAPEAMENTO E OTIMIZAÇÃO, PESO $CO^5-HC^5-NOx^5-ET^{10}-TS^{20}$	136
ANEXO 4: MAPEAMENTO E OTIMIZAÇÃO, PESO $CO^5-HC^5-NOx^5-ET^{10}-TS^{10}$	139
ANEXO 5: MAPEAMENTO E OTIMIZAÇÃO, PESO $CO^{10}HC^5-NOx^5-ET^{10}-TS^{10}$	142
ANEXO 6: MAPEAMENTO E OTIMIZAÇÃO, PESO $CO^{10}-HC^5-NOx^{10}-ET^{10}-TS^5$	145
ANEXO 7: MAPEAMENTO E OTIMIZAÇÃO, PESO $CO^{10}-HC^{10}-NOx^{10}-ET^{10}-TS^0$	148
ANEXO 8: MAPEAMENTO E OTIMIZAÇÃO, PESO $CO^{10}-HC^{10}-NOx^{10}-ET^{10}-TS^5$	151

Lista de Figuras

<i>Figura 1. O Motor.</i>	21
<i>Figura 2. Diagrama de blocos de Entrada e Saída do motor.</i>	22
<i>Figura 3. Classificação geral dos motores de combustão estacionários.</i>	23
<i>Figura 4. Motor de Combustão Interna.</i>	25
<i>Figura 5. Esquema do funcionamento de um motor de quatro tempos do ciclo Otto.</i>	27
<i>Figura 6. Funcionamento de um motor de quatro tempos do ciclo Diesel.</i>	27
<i>Figura 7. Ciclo teórico de motor diesel.</i>	28
<i>Figura 8. Ciclo padrão Ar – Diesel.</i>	29
<i>Figura 9. Ciclo padrão ar Dual Diesel–Gás Natural.</i>	31
<i>Figura 10. Neurônio biológico.</i>	38
<i>Figura 11. Neurônio Artificial.</i>	39
<i>Figura 12. Algumas funções de ativação.</i>	40
<i>Figura 13. Conexão (a) Feedforward (b) Feedback.</i>	42
<i>Figura 14. Aprendizado Supervisionado.</i>	44
<i>Figura 15. Ciclo básico do método de Algoritmo Genético.</i>	49
<i>Figura 16. Cruzamento de um só ponto</i>	50
<i>Figura 17. Mutação</i>	50
<i>Figura 18. Diagrama de blocos do funcionamento da rede neural.</i>	65
<i>Figura 19. Estrutura de uma rede multicamada.</i>	66
<i>Figura 20. Primeiro Modelo de Rede Neuronal</i>	67
<i>Figura 21. Segundo Modelo de Rede Neuronal</i>	68
<i>Figura 22. Funções de Ativação: (a) Linear, (b) Sigmóide, (c) Tangente Sigmóide.</i>	68
<i>Figura 23. Validação cruzada y/o convergência de dados.</i>	71
<i>Figura 24. Diagrama do algoritmo genético.</i>	76
<i>Figura 25. Aprendizagem de dados para consumo de diesel.</i>	81
<i>Figura 26. Aprendizagem de dados para rendimento térmico.</i>	82
<i>Figura 27. Aprendizagem de dados para temperatura dos gases de escapamento.</i>	82
<i>Figura 28. Aprendizagem de dados para emissão de CO.</i>	83
<i>Figura 29. Aprendizagem de dados para emissão de HC.</i>	83
<i>Figura 30. Aprendizagem de dados para emissão de NOx.</i>	84
<i>Figura 31. Correlação para consumo de diesel, n = 1850 RPM.</i>	85
<i>Figura 32. Correlação para rendimento térmico, n = 1850 RPM.</i>	85
<i>Figura 33. Correlação para temp. gases de escape, n = 1850 RPM.</i>	86

<i>Figura 34. Correlação para emissão de CO, n = 1850 RPM.</i>	86
<i>Figura 35. Correlação para emissão de HC, n = 1850 RPM.</i>	87
<i>Figura 36. Correlação para emissão de NO_x, n = 1850 RPM.</i>	87
<i>Figura 37. Predição para consumo de diesel, 1850 RPM.</i>	89
<i>Figura 38. Predição para rendimento térmico, 1850 RPM.</i>	90
<i>Figura 39. Predição para temp. dos gases de escapamento, 1850 RPM.</i>	91
<i>Figura 40. Predição para CO, 1850 RPM.</i>	92
<i>Figura 41. Predição para HC, 1850 RPM.</i>	93
<i>Figura 42. Predição para NO_x, 1850 RPM.</i>	94
<i>Figura 43. Desempenho da TS, pesos: CO⁵-HC⁵-NO_x⁵-ET¹⁰-TS⁵.</i>	96
<i>Figura 44. Desempenho da TS, pesos: CO⁵-HC⁵-NO_x⁵-ET¹⁰-TS¹⁰.</i>	97
<i>Figura 45. Desempenho da TS, pesos: CO⁵-HC⁵-NO_x⁵-ET¹⁰-TS¹⁵.</i>	98
<i>Figura 46. Desempenho da TS, pesos: CO⁵-HC⁵-NO_x⁵-ET¹⁰-TS²⁰.</i>	98
<i>Figura 47. Desempenho do CO, pesos: CO⁵-HC⁵-NO_x⁵-ET¹⁰-TS⁵.</i>	99
<i>Figura 48. Desempenho do HC, pesos: CO⁵-HC⁵-NO_x⁵-ET¹⁰-TS⁵.</i>	100
<i>Figura 49. Desempenho do NO_x, pesos: CO⁵-HC⁵-NO_x⁵-ET¹⁰-TS⁵.</i>	100
<i>Figura 50. Desempenho do RT, pesos: CO⁵-HC⁵-NO_x⁵-ET¹⁰-TS⁵.</i>	101
<i>Figura 51. Desempenho do CO, pesos: CO⁵-HC⁵-NO_x⁵-ET¹⁰-TS¹⁵.</i>	102
<i>Figura 52. Desempenho HC, pesos: CO⁵-HC⁵-NO_x⁵-ET¹⁰-TS¹⁵.</i>	103
<i>Figura 53. Desempenho NO_x, pesos: CO⁵-HC⁵-NO_x⁵-ET¹⁰-TS¹⁵.</i>	103
<i>Figura 54. Desempenho do RT, pesos: CO⁵-HC⁵-NO_x⁵-ET¹⁰-TS¹⁵.</i>	103
<i>Figura 55. Validação de dados rotação 1850 RPM, 10 % de carga.</i>	106
<i>Figura 56. Validação de dados rotação 1850 RPM, 25 % de carga.</i>	107
<i>Figura 57. Validação de dados rotação 1850 RPM, 50 % de carga.</i>	108
<i>Figura 58. Validação de dados rotação 1850 RPM, 75 % de carga.</i>	109
<i>Figura 59. Validação de dados rotação 1850 RPM, 100 % de carga.</i>	110
<i>Figura 60. Validação em 1850 RPM, pesos: CO⁵-HC⁵-NO_x⁵-ET¹⁰-TS¹⁵.</i>	112
<i>Figura 61. Validação da TS com diferentes pesos e porcentagens de carga.</i>	113
<i>Figura 62. Predição de dados 1000 RPM, consumo de diesel.</i>	124
<i>Figura 63. Predição de dados 1000 RPM, RT.</i>	125
<i>Figura 64. Predição de dados 1000 RPM, Temperatura dos gases de esc.</i>	126
<i>Figura 65. Predição de dados 1000 RPM, CO.</i>	127
<i>Figura 66. Predição de dados 1000 RPM, HC.</i>	128
<i>Figura 67. Predição de dados 1000 RPM, NO_x.</i>	129
<i>Figura 68. Predição de dados 2600 RPM, consumo de diesel.</i>	130

Figura 69. Predição de dados 2600 RPM.	131
Figura 70. Predição de dados 2600 RPM, temperatura de gases de escapamento.	132
Figura 71. Predição de dados 2600 RPM, CO.	133
Figura 72. Predição de dados 2600 RPM, HC.	134
Figura 73. Predição de dados 2600 RPM, NOx.	135
Figura 74. Otimização, taxa de substituição, pesos: $CO^5-HC^5-NOx^5-ET^{10}-TS^{20}$.	136
Figura 75. Otimização, CO, pesos: $CO^5-HC^5-NOx^5-ET^{10}-TS^{20}$.	136
Figura 76. Otimização, HC, pesos: $CO^5-HC^5-NOx^5-ET^{10}-TS^{20}$.	137
Figura 77. Otimização, NOx, pesos: $CO^5-HC^5-NOx^5-ET^{10}-TS^{20}$.	137
Figura 78. Otimização, RT, pesos: $CO^5-HC^5-NOx^5-ET^{10}-TS^{20}$.	138
Figura 79. Otimização TS, pesos: $CO^5-HC^5-NOx^5-ET^{10}-TS^{10}$.	139
Figura 80. Otimização CO, pesos: $CO^5-HC^5-NOx^5-ET^{10}-TS^{10}$.	139
Figura 81. Otimização HC, pesos: $CO^5-HC^5-NOx^5-ET^{10}-TS^{10}$.	140
Figura 82. Otimização NOx, pesos: $CO^5-HC^5-NOx^5-ET^{10}-TS^{10}$.	140
Figura 83. Otimização RT, pesos: $CO^5-HC^5-NOx^5-ET^{10}-TS^{10}$.	141
Figura 84. Otimização, TS, pesos: $CO^{10}HC^5-NOx^5-ET^{10}-TS^{10}$.	142
Figura 85. Otimização, CO, pesos: $CO^{10}HC^5-NOx^5-ET^{10}-TS^{10}$.	142
Figura 86. Otimização, HC, pesos: $CO^{10}HC^5-NOx^5-ET^{10}-TS^{10}$.	143
Figura 87. Otimização, pesos: $NOx, CO^{10}HC^5-NOx^5-ET^{10}-TS^{10}$.	143
Figura 88. Otimização, TS, pesos: $CO^{10}HC^5-NOx^5-ET^{10}-TS^{10}$.	144
Figura 89. Otimização, TS, pesos: $CO^{10}-HC^5-NOx^{10}-ET^{10}-TS^5$.	145
Figura 90. Otimização, CO, pesos: $CO^{10}-HC^5-NOx^{10}-ET^{10}-TS^5$.	145
Figura 91. Otimização, HC, pesos: $CO^{10}-HC^5-NOx^{10}-ET^{10}-TS^5$.	146
Figura 92. Otimização, NOx, pesos: $CO^{10}-HC^5-NOx^{10}-ET^{10}-TS^5$.	146
Figura 93. Otimização, RT, pesos: $CO^{10}-HC^5-NOx^{10}-ET^{10}-TS^5$.	147
Figura 94. Otimização, TS, pesos: $CO^{10}-HC^{10}-NOx^{10}-ET^{10}-TS^0$.	148
Figura 95. Otimização, CO, pesos: $CO^{10}-HC^{10}-NOx^{10}-ET^{10}-TS^0$.	148
Figura 96. Otimização, HC, pesos: $CO^{10}-HC^{10}-NOx^{10}-ET^{10}-TS^0$.	149
Figura 97. Otimização, NOx, pesos: $CO^{10}-HC^{10}-NOx^{10}-ET^{10}-TS^0$.	149
Figura 98. Otimização, RT, pesos: $CO^{10}-HC^{10}-NOx^{10}-ET^{10}-TS^0$.	150
Figura 99. Otimização, TS, pesos: $CO^{10}-HC^{10}-NOx^{10}-ET^{10}-TS^5$.	151
Figura 100. Otimização, CO, pesos: $CO^{10}-HC^{10}-NOx^{10}-ET^{10}-TS^5$.	151
Figura 101. Otimização, HC, pesos: $CO^{10}-HC^{10}-NOx^{10}-ET^{10}-TS^5$.	152
Figura 102. Otimização, NOx, pesos: $CO^{10}-HC^{10}-NOx^{10}-ET^{10}-TS^5$.	152
Figura 103. Otimização, RT, pesos: $CO^{10}-HC^{10}-NOx^{10}-ET^{10}-TS^5$.	153

Lista de Tabelas

<i>Tabela 1. Diferencia entre o Ciclo Diesel Real e Teórico.</i>	29
<i>Tabela 2. Estrutura de um Algoritmo Genético Simples.</i>	47
<i>Tabela 3 Lista das funções de ativação dos modelos neuronais.</i>	68
<i>Tabela 4. Camadas e Épocas utilizadas na rede neural.</i>	77
<i>Tabela 5. Coeficientes RMSE, MAPE e correlação.</i>	79
<i>Tabela 6. Cálculos gerais (treinamento, validação e teste), para todas as rotações</i>	80
<i>Tabela 7. Variáveis de treinamento, validação e teste.</i>	80
<i>Tabela 8. Configuração de pesos para otimização da taxa de substituição.</i>	95

Lista de Símbolos

η	Rendimento térmico.
$\eta_{T,D/G}$	Rendimento térmico do modo diesel-gás.
CO	Monóxido de carbono.
CO ₂	Dióxido de carbono.
HC	Hidrocarbonetos.
log sin	Função de ativação sigmóide.
$\overset{o}{m}$	Vazão mássica
$\overset{o}{m}_{ArS}$	Vazão mássica de ar seco
$\overset{o}{m}_D$	Vazão mássica de diesel atual.
$\overset{o}{m}_{GN}$	Vazão mássica de gás natural.
$\overset{o}{m}_{D,O}$	Vazão mássica original de diesel (100% diesel).
MAD	Desvio médio absoluto.
MAPE	Erro médio absoluto porcentual.
MEAN% Erro	Máximo e médio erro porcentual.
MSE	Erro quadrático médio.
NO _x	Óxidos de nitrogênio.
P	Potência.
PCI _D	Poder calorífico do diesel
Purelin	Função de ativação linear.
tan sin	Função de ativação tangente hiperbólica sigmóide.
PCI _{GN}	Poder calorífico do gás natural.
RT	Rendimento térmico do motor.
R ²	Coeficiente de determinação.
R	Coeficiente de correlação.
TS	Taxa de substituição
TS _{D/G}	Taxa de substituição de diesel-gás natural.
RMSE, RMS	Raiz do erro quadrático médio.

Convenção

AG	Algoritmo genético.
HCCI	Ignição por compressão de uma carga homogênea.
IA	Inteligência artificial.
PNN	Redes neurais probabilística.
RN	Rede neural.
RBF	Redes neurais de base radial.